

**ADRIANO DENNANNI
RICARDO NAGANO
THIAGO LIRA**

**NET.MAP - SISTEMA DE POSICIONAMENTO
INDOOR**

São Paulo
2016

**ADRIANO DENNANNI
RICARDO NAGANO
THIAGO LIRA**

NET.MAP - SISTEMA DE POSICIONAMENTO INDOOR

Trabalho apresentado à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
Título de Engenheiro Eletricista com ênfase
em Computação.

São Paulo
2016

**ADRIANO DENNANNI
RICARDO NAGANO
THIAGO LIRA**

NET.MAP - SISTEMA DE POSICIONAMENTO INDOOR

Trabalho apresentado à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
Título de Engenheiro Eletricista com ênfase
em Computação.

Área de Concentração:
Engenharia de Computação

Orientador:
Prof. Dr. Reginaldo Arakaki

Co-orientador:
Eng. Marcelo Pita

São Paulo
2016

AGRADECIMENTOS

"Anything one man can imagine, other men can make real"

-- Jules Verne

"Enquanto sentir vontade de competir, buscar desafios e correr atrás de torneios, vou jogar"

-- Gustavo Kuerten

"Not all those who wander are lost"

-- J. R. R. Tolkien

RESUMO

Mapas físicos tornam-se cada vez menos utilizados com o desenvolvimento progressivo de sistemas de posicionamento cada vez melhores. O sistema americano GPS é possivelmente o mais utilizado, sendo que ele possibilita qualquer um ter informações sobre sua localização, dando apoio, por exemplo, à praticantes de trilhas e acampamentos, principalmente em casos de emergência. Porém, em ambientes fechados, as ondas eletromagnéticas utilizadas pelos satélites sofrem atenuações e interferências devidos aos materiais de construção, e assim o sistema perde precisão e não funciona com toda a precisão esperada. Como uma alternativa para esta dificuldade, procurou-se desenvolver um sistema, que consegue obter a posição do usuário em um ambiente fechado com precisão, sendo usado para isso técnicas de machine learning, aliadas com dados obtidos de redes em fio já instaladas no local. O sistema consistirá de um servidor central, onde serão enviados os dados e os mesmos serão processados. Os dados serão coletados por meio de um aplicativo de Android, este possuirá duas versões. A versão usuário usará os dados do servidor para localizar o usuário, a versão administrador irá coletar dados novos para serem usados em futuras medições.

Palavras-Chave – Localização Indoor, Wi-Fi, Machine Learning.

ABSTRACT

Physical maps are becoming each day less used due to constant evolution of positioning systems, better each day as well. The American system GPS probably is the most used and the most famous. It allows everyone to have their location information, giving support to hikers and campers, specially in emergency situations. On the other hand, in indoor environments, electromagnetic waves used by the satellites suffer with interference and mitigations and the systems loses precision and does not work as expected. As an alternative for this difficulty, it was developed a system that can locate the user position in an indoor environment with precision, using machine learning algorithms and data of wireless signals collected from the networks already existing on the place. The system consists on a main server that will receive the data and process it. The data will be collected with a Android app that will have two versions. The user version will use the server data to locate the user. The admin version will collect new data to be user on future measures.

Palavras-Chave – Indoor Location, Wi-Fi, Machine Learning.

LISTA DE FIGURAS

1	Algoritmo KNN aplicado com diferentes valores de K	13
2	Árvore de Decisão para prever a sobrevivência de passageiros do Titanic	14
3	SVM aplicado para classificar dados linearmente separáveis	15
4	SVM aplicado para classificar dados de maneira não linear	16
5	Arquitetura do Sistema net.map	17
6	Erros para uso de Diferentes Distâncias	22
7	Erro em função do número de vizinhos	23
8	Erro para diversas quantidades de neurônios na rede neural.	24
9	Teste de Validação do Algoritmo C4.5	25
10	Comparação do C4.5 com o uso do AdaBoost	26
11	Erro do algoritmo SMO para uma quantidade crescente de zonas de classificação.	27
12	Erro do algoritmo de Redes Neurais para uma quantidade crescente de zonas de classificação.	28
13	Erro do algoritmo KNN para uma quantidade crescente de zonas de classificação.	29
14	Erro do algoritmo de Árvore de Decisão com e sem o Adaboost para uma quantidade crescente de zonas de classificação.	30
15	Erro do Voto Simples e Voto Ponderado para uma quantidade crescente de zonas de classificação.	32

LISTA DE TABELAS

SUMÁRIO

1	Introdução	10
1.1	Objetivo	10
1.2	Motivação	10
1.3	Justificativa	11
1.4	Organização	11
2	Aspectos Conceituais	12
2.1	<i>Bias</i> vs. Variância: Um <i>tradeoff</i>	12
2.2	Algoritmos de Machine Learning	13
2.2.1	KNN	13
2.2.2	Árvore de Decisão	13
2.2.3	Support Vector Machines	14
3	Especificação	17
3.1	Requisitos	17
3.1.1	Requisitos Funcionais	17
3.1.2	Requisitos Não-Funcionais	17
3.2	Arquitetura	17
3.3	Casos de Uso	18
3.3.1	Captura e Treinamento	18
3.3.2	Localização	18
4	Metodologia	19
5	Projeto e Implementação	20

5.1	Tratamento dos dados	20
5.1.1	Dados obtidos do Repositório UCI	20
5.1.2	Dados do Servidor	20
5.2	Formato dos dados tratados	21
5.3	Modelos Usados e <i>Cross-Validation</i> de parâmetros	21
5.3.1	KNN : K-Nearest-Neighbors	21
5.3.2	Rede Neural	23
5.3.3	Arvore de decisão	24
5.3.3.1	Acoplamento com o Algoritmo AdaBoost	25
5.3.4	Comparação dos Modelos Usados	26
5.4	Métodos de Votação	31
5.4.1	Testes com os Métodos de Votação	31

Referências

33

1 INTRODUÇÃO

1.1 Objetivo

O objetivo deste projeto é desenvolver um conjunto de ferramentas que possibilitem o mapeamento e a identificação de áreas dentro de ambientes fechados. Estas ferramentas serão utilizadas em dispositivos móveis, possibilitando que os usuários possam se localizar em locais fechados. Para chegar a esse objetivo, um sistema de Machine Learning utilizará os valores das potências das redes Wi-Fi presentes nos arredores para aprender a mapear diversas zonas no ambiente.

1.2 Motivação

Com a modernização das tecnologias de telefonia móvel torna-se cada vez maior o número de pessoas com acesso à *Internet*, através de tecnologias como *Wi-fi*, 3G e 4G. Essas formas de acesso à rede fornecem informações a provedores sobre o usuário a todo momento, como o conteúdo acessado por seus navegadores ou aplicativos e informações sobre posição e deslocamento. Dados de localização por si possuem pouco valor, mas quando aliados a outros conteúdos, é possível fornecer conteúdo personalizado em tempo real, reativo ao ambiente, passando a oferecer valor real à empresas e entidades.

Sistemas de posicionamento por satélite como GPS conseguem localizar um dispositivo na Terra com uma precisão na casa dos centímetros em ambientes abertos. Porém, o mesmo não ocorre em lugares fechados, como residências e edifícios. Isso ocorre devido à atenuação dos sinais dos satélites causada pelas paredes e tetos das estruturas. Tendo em vista o crescimento das cidades e o consequente aumento no número de construções, as pessoas cada vez passam mais tempo em ambientes fechados. A necessidade de serviços de localização *indoor* tem se tornado cada vez mais evidente.

Respondendo a essa necessidade, surgiram alternativas para o posicionamento em ambientes fechado, tais como o emprego de *tags RFID* (*Radio Frequency Identification*) e do

Bluetooth. Tendo em vista este cenário e as condições tecnológicas atuais, este projeto procura apresentar uma solução alternativa para localização de pessoas em ambientes fechados, como shoppings e eventos em galpões, sem ter que investir altos valores em infraestrutura. Para tal, será utilizada a tecnologia *Wi-fi* combinada a técnicas de *machine learning*.

Esta abordagem se mostra interessante ao ponto de que sua implementação não necessita de configurações particulares nas redes ao redor, uma vez que se baseia em leituras feitas pelo aparelho móvel e no processamento dos dados feitos em um servidor em nuvem. Tampouco será necessário se conectar a uma dessas redes *Wi-Fi* no ambiente.

1.3 Justificativa

Levando em conta a falta de alternativas práticas para sistemas de posicionamento *indoor*, o *net.map* se mostra ideal para suprir essa demanda. O sistema pode ser utilizado por museus (para tornar a experiência mais interativa) ou por *Shopping Centers* (para sugerir produtos diferentes de acordo com a localização do cliente). Esses dois exemplos de ambientes são tipicamente instalados em ambientes fechados, onde o GPS não funciona bem, e como consequência o *net.map* pode preencher essa lacuna funcionando como o sistema de localização padrão para esses lugares.

1.4 Organização

O restante do documento tem a seguinte estrutura: Na sessão 2 temos uma breve explicação de alguns conceitos fundamentais para o desenvolvimento do trabalho, e uma breve explicação de cada um dos modelos de *machine learning* usados. Na sessão 3 é detalhada a especificação do projeto. Na sessão 5 é documentado todo o estudo com o *machine learning* e seus respectivos resultados. São apresentados gráficos e justificativas para todo o tratamento e treinamento dos dados.

2 ASPECTOS CONCEITUAIS

Grande parte da pesquisa e fundamentação teórica feita sobre *machine learning* foi feita no livro "An Introduction to Statistical Learning" (JAMES et al., 2014) e no curso online ministrado por Andrew Ng (NG, 2008). A seguir são explicados detalhadamente alguns pontos teóricos importantes usados no trabalho.

2.1 Bias vs. Variância: Um tradeoff

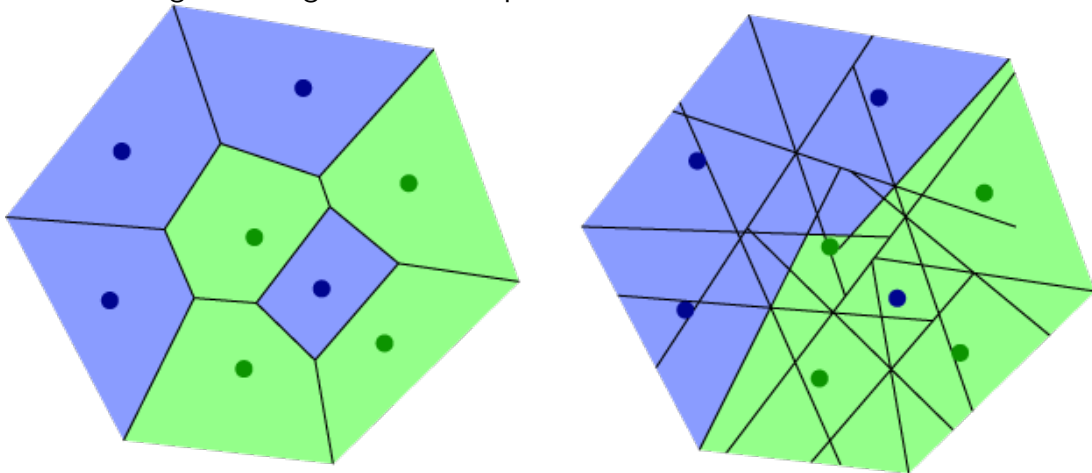
Um dilema comum que se aparece ao usar *Machine Learning* é o de *Bias* contra Variância. *Bias* é a medida do erro do modelo treinado e da realidade que nós tentamos modelar. Variância é o erro decorrente de pequenas flutuações nos pontos de treino, ou seja, diversos modelos treinados com pequenas mudanças dos pontos de treino irão gerar erros drasticamente diferentes. Uma maneira comum de generalizar o erro de modelos de *Machine Learning* é em dividi-lo em uma parcela de erro proveniente de *bias*, outra de variância e uma terceira parcela de ruído com média nula. Esse dilema aparece pela contradição clara entre desejar reduzir *bias* e variância ao mesmo tempo. Um modelo com baixo *bias* é mais complexo, (e.g. um polinômio de ordem alta) de modo que a curva representa de maneira mais próxima os pontos de treino, porém, isso também acaba por fazer que o ruído desse conjunto particular de pontos de treino seja capturado pelo modelo, o que não é desejado, visto que queremos que o modelo se adeque a *qualquer* conjunto de pontos, não apenas os que foram usados para treina-lo. A solução poderia ser diminuir então a complexidade do modelo, mas isso invariavelmente aumenta nosso erro de *bias*, por mais que diminuía o de variância.

2.2 Algoritmos de Machine Learning

2.2.1 KNN

O Algoritmo KNN busca criar regiões de classificação no espaço pelo voto majoritário dos K pontos de treino mais próximos, sendo K um parâmetro do algoritmo. Na imagem a seguir podemos ver essa classificação em duas dimensões, supondo que os pontos roxos representam uma classe, e os verdes, outra. A imagem da esquerda representa a saída do algoritmo para um valor de K escolhido pequeno, e a da direita, para um valor grande K , com o risco de *overfit*. Pode-se reparar que com um K maior, um ponto solitário que pode representar um erro dos dados de treino é ignorado por estar cercado de pontos que representam outra classe.

Figura 1: Algoritmo KNN aplicado com diferentes valores de K



2.2.2 Árvore de Decisão

Em sua forma mais simples, árvores de decisão são uma classe de algoritmos que buscam (no caso de classificação) achar a classe de um ponto de treino testando intervalos de suas *features*. Vejamos o exemplo de uma árvore treinada a seguir:

Essa árvore busca prever se um determinado passageiro do Titanic sobreviveu ou não ao acidente testando diversas características desse indivíduo. Por exemplo, podemos ver que caso o sexo do passageiro seja feminino, ela tem uma alta chance de ter sobrevivido. Caso contrário, já são testadas outras duas cláusulas referentes a idade ao número de familiares também a bordo do navio. Por construção, temos um *trade-off* para árvores, podendo trocar **legibilidade** por **precisão** (menos *bias*). É possível construir árvores mais complexas que poderão a sua facilidade de interpretação por uma pessoa, porém poderão se adequar melhor ao dados treinados, e é essa ideia que é explorada por algoritmos de *ensemble learning* como

Figura 2: Árvore de Decisão para prever a sobrevivência de passageiros do Titanic



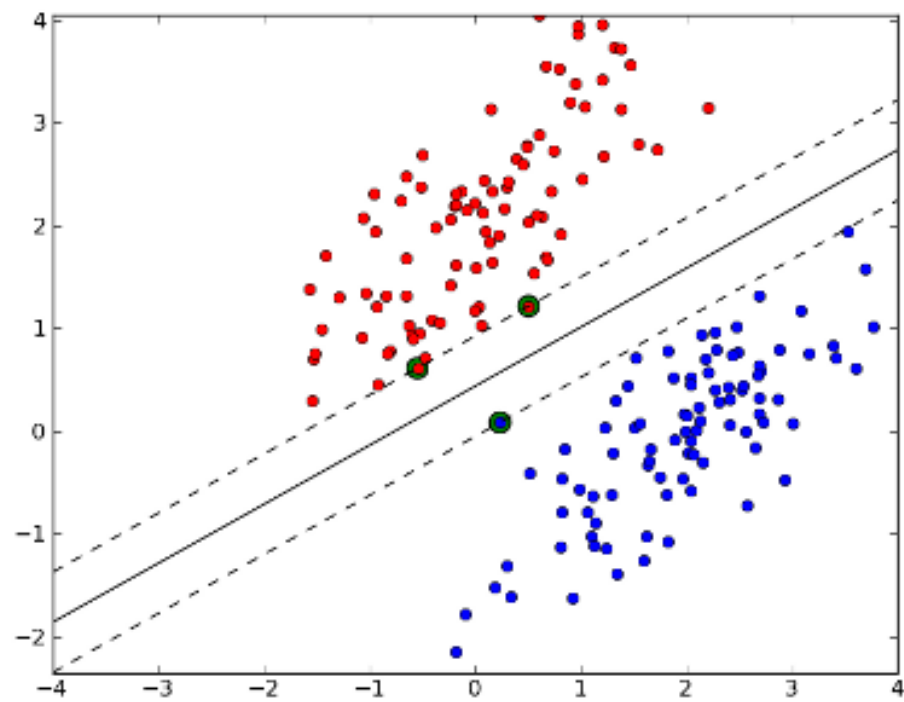
Random Forests ou *Adaboost*, que serão explicados em outra parte desse documento, mas que basicamente combinam o poder de diversas árvores treinadas iterativamente, para aumentar seu poder de classificação.

2.2.3 Support Vector Machines

Essa classe de algoritmos busca, para um conjunto de dados N-dimensionais, encontrar um hiperplano que separa o espaço dos dados em regiões de classificação. Vejamos um exemplo simples a seguir:

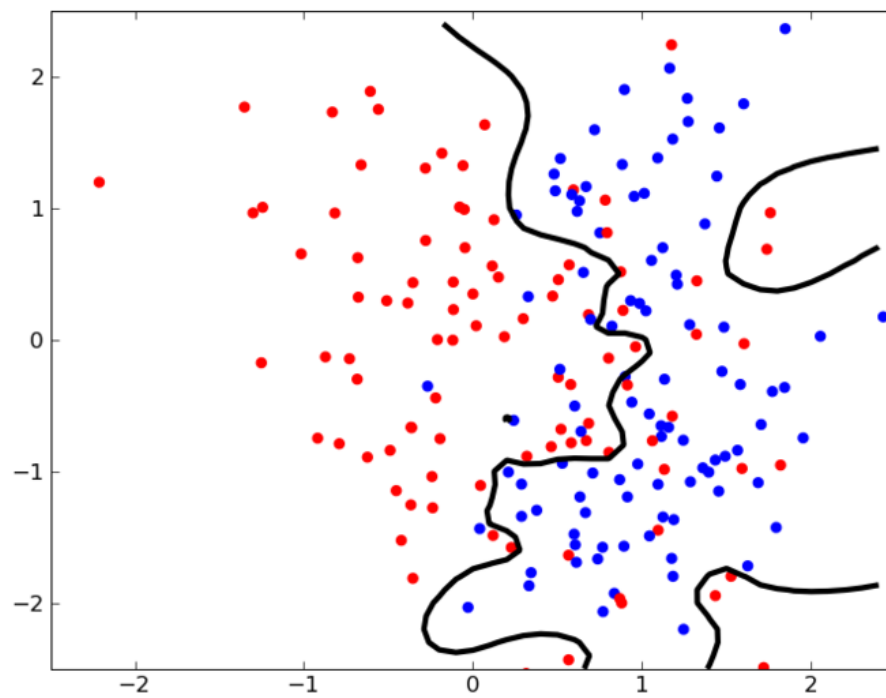
A reta na imagem foi encontrada de modo a separar o espaço de classificação da classe "azul" do espaço de classificação da classe "vermelha". A linha pontilhada representa a margem de classificação, o algoritmo busca chegar a um hiperplano que tenha ainda uma distância dos pontos mais próximos da região de separação. A seguir, um exemplo mais complexo usando

Figura 3: SVM aplicado para classificar dados linearmente separáveis



um *kernel* para poder classificar dados não linearmente separáveis:

Figura 4: SVM aplicado para classificar dados de maneira não linear



3 ESPECIFICAÇÃO

3.1 Requisitos

3.1.1 Requisitos Funcionais

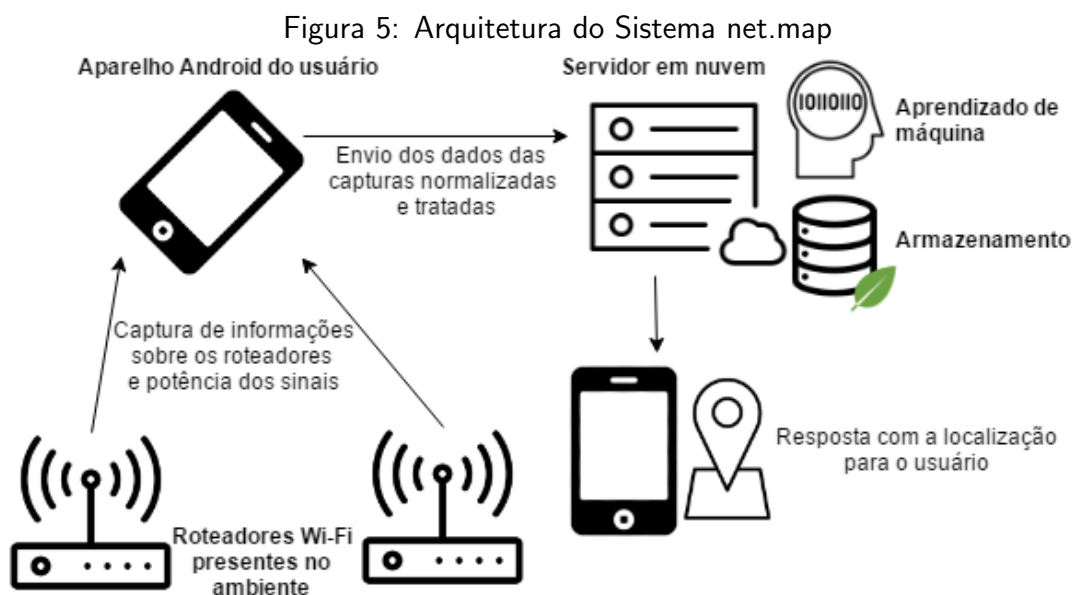
- Enviar dados sobre a intensidade dos sinais de *Wi-fi* ao servidor.
- Retornar a posição do usuário baseado nos dados enviados.
- Disponibilizar uma API para ser usada por outras aplicações.

3.1.2 Requisitos Não-Funcionais

- O sistema deve ser transparente ao usuário.

3.2 Arquitetura

O sistema possui a seguinte arquitetura, de acordo com o diagrama a seguir:



3.3 Casos de Uso

3.3.1 Captura e Treinamento

No primeiro caso de uso do sistema net.map, temos um usuário desejando mapear um ambiente.

3.3.2 Localização

4 METODOLOGIA

O projeto desde a sua idealização foi gerenciado com metodologia ágil, com o grupo sempre pensando em *sprints* com pequenos protótipos entregáveis. A ferramenta de gestão utilizada pelo grupo foi o **Trello**. Foi sempre feita a distinção entre pesquisa, documentação e implementação. Como é típico de metodologias ágeis, os testes sempre foram realizados em paralelo com a implementação de cada nova *feature*, de modo que para cada nova parte do projeto implementada, possuíamos testes para garantir que as funções antigas ainda funcionam individualmente.

5 PROJETO E IMPLEMENTAÇÃO

5.1 Tratamento dos dados

5.1.1 Dados obtidos do Repositório UCI

Para grande parte dos testes de *cross-validation*, foi usado o *dataset UJIIndoorLoc* apresentado em (TORRES-SOSPEDRA et al., 2014). O *dataset* consiste em diversas medidas de potência de sinal *Wi-fi* medidas com diversos aparelhos celulares em 3 prédios diferentes de uma faculdade. As medidas estão separadas por prédio, andar e sala. Para os fins dessa monografia, serão realizados testes com medidas sempre de um mesmo andar, afim de classificar as zonas de um mesmo ambiente. Esse *dataset* usa a constante 100 para designar valores não medidos. Para começar o tratamento os substituímos pelo valor de -120 (dB), que para todos os fins práticos, é uma medida de potência que representa um valor nulo, já que representa um valor de potência insignificante. E finalmente, antes de serem usados para treinar os modelos, os dados são transformados de modo a ficarem com média 0 e variância 1 por coluna, o que é necessário para evitar comportamentos indesejados dos algoritmos de ML.

A transformação é realizada da seguinte maneira, com X_j representando a j -ésima coluna da matriz de dados, com média μ e desvio-padrão σ , para cada elemento i dessa coluna:

$$X_{ij} = \frac{X_{ij} - \mu}{\sigma}$$

5.1.2 Dados do Servidor

De modo análogo aos dados pegos do Repositório UCI, a matriz de dados é transformada para ter média nula e variância unitária em cada coluna, sendo que antes disso valores nulos são substituídos por -120 .

5.2 Formato dos dados tratados

A matriz de dados, depois de tratada, tem o seguinte formato:

$$\begin{array}{cccccc}
 & ZoneID & BSSID_1 & BSSID_2 & \dots & BSSID_n & \\
 \left(\begin{array}{ccccc}
 1 & -70 & -92 & \dots & -87 \\
 2 & -89 & -80 & \dots & -63 \\
 3 & -28 & -120 & \dots & -35 \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 1 & -48 & -36 & \dots & -29
 \end{array} \right) & \begin{array}{l} Measure_1 \\ Measure_2 \\ Measure_3 \\ \vdots \\ Measure_n \end{array}
 \end{array}$$

Cada coluna representa a medida de uma *BSSID* (i.e. um Roteador), ou seja, uma *feature* para o ML, e cada linha é um ponto de treino (i.e. uma medida para cada *BSSID*, nossas *features*).

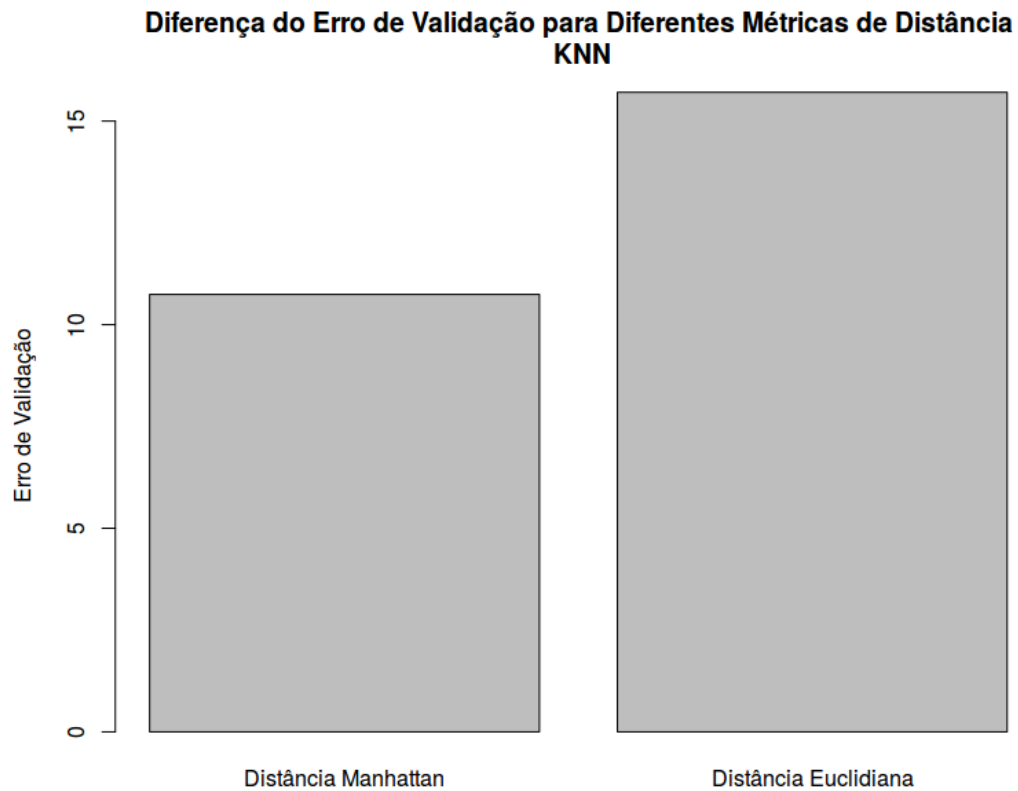
5.3 Modelos Usados e Cross-Validation de parâmetros

A chamada *cross-validation* dos modelos de ML é o teste para encontrar os parâmetros ótimos para o treinamento. Um dos métodos escolhidos de *cross-validation* foi o *k-fold*. O método *k-fold* divide o dataset em K subconjuntos de igual tamanho e então um dos conjuntos é usado como validação do treinamento feito pelos $K - 1$ subconjuntos restantes. O processo é repetido K vezes e em cada subdivisão possível podem ser usados valores de parâmetros de treino distintos. Para a comparação dos modelos, serão feitos diversos testes com um número crescente de zonas de classificação. Nesse caso, são escolhidas iterativamente e aleatoriamente n zonas do dataset *UJIIndoorLoc*, são pegos todos os pontos associados as n zonas selecionadas. Então, o dataset é separado em 80% de pontos de treino e 20% para testes. Para valores de n de 1 a 30 são finalmente medidos as taxas de erro de cada algoritmo e essa informação é apresentada em gráficos.

5.3.1 KNN : K-Nearest-Neighbors

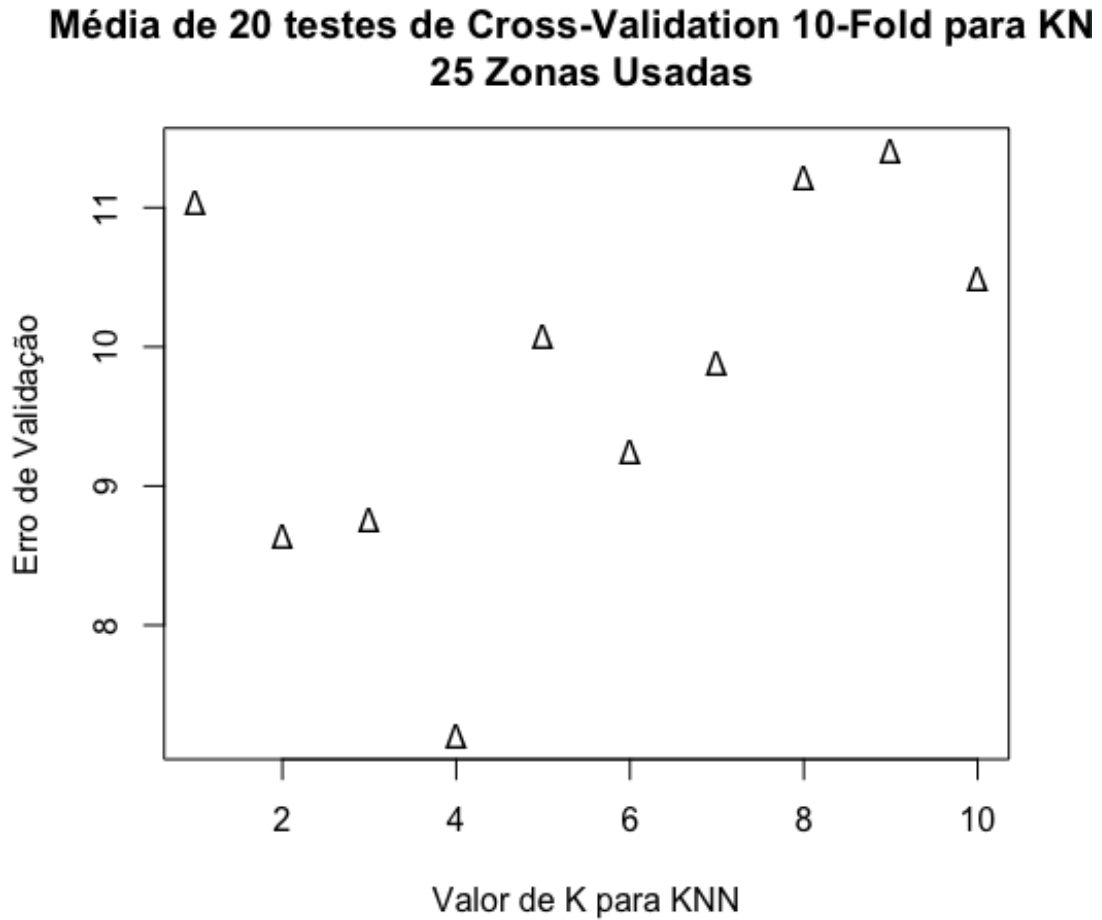
Para o algoritmo de KNN, foram feitos dois testes de *cross-validation*. No primeiro, a métrica de distância foi decidida, e no segundo, o número de vizinhos (K). Para que fosse definida a métrica de distância, foi usado o método *k-fold* com $K = 2$. E em cada *fold* o modelo foi treinado com uma métrica diferente. Foram calculados 20 conjuntos diferentes de *folds* e foi tirada a média do erro de validação para cada uma das métricas.

Figura 6: Erros para uso de Diferentes Distâncias



Depois, foi usado o método *k-fold* com $K = 10$ para a decisão do número de vizinhos. Foram testados os valores de 1 até 10 para o número de vizinhos. Na imagem a seguir vemos detalhes desse teste.

Figura 7: Erro em função do número de vizinhos



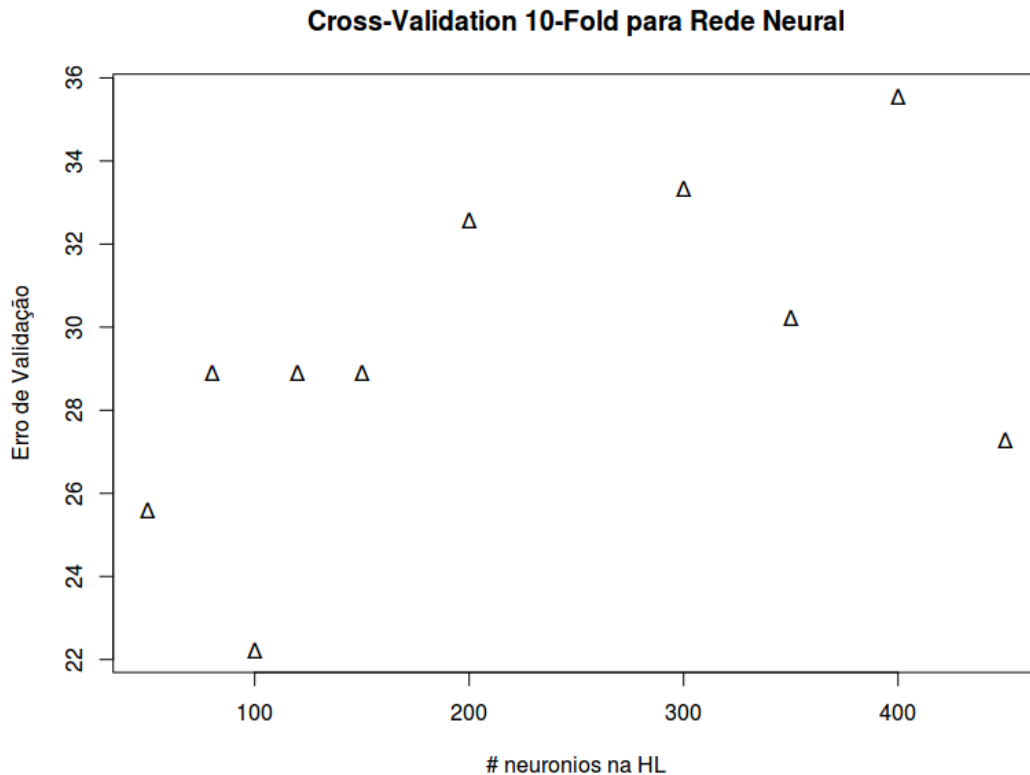
Podemos concluir então que (1) o erro é menor no geral com a distância de *Manhattan* e (2) embora tenha muita variância envolvida no teste, o valor de K que minimiza o erro fica próximo de 4 vizinhos.

No restante do trabalho foi escolhido o valor de $K = 4$ vizinhos.

5.3.2 Rede Neural

Para a *cross-validation* das Redes Neurais, também foi usado o método de *k-fold* com $K = 10$. Para cada uns dos *dosfolds* foi testado um número de neurônios em uma *hidden-layer* única. (Outros testes mostraram não valer a pena para o nosso problema usar mais de uma camada de *hidden layer* ou *deep learning*). Os resultados são mostrados a seguir:

Figura 8: Erro para diversas quantidades de neurônios na rede neural.

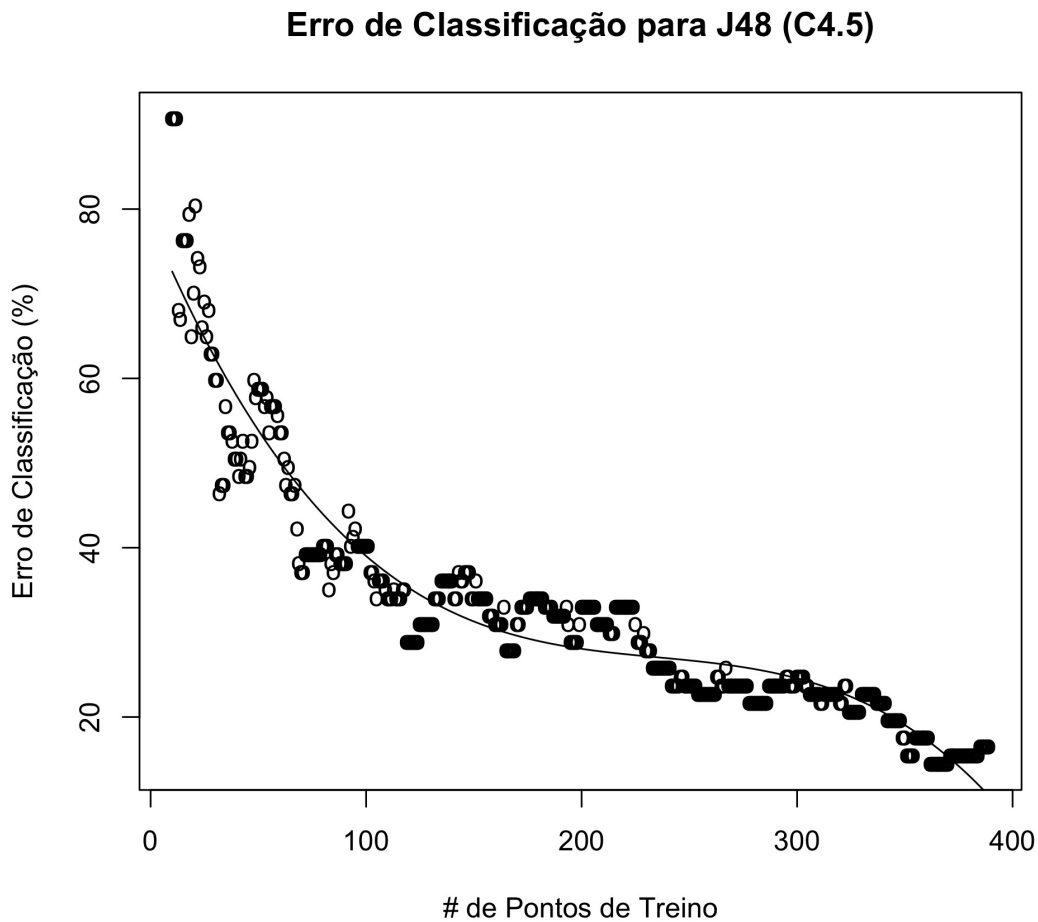


Concluimos que o número ideal de neurônios na *hidden-layer* está próximo de 200. Porém, com estudos e testes mais detalhados ficou claro que as Redes Neurais não são ideais para o nosso projeto, por não conseguirem capturar de forma satisfatória o modelo do nosso problema. Além disso, o algoritmo de *back propagation* se mostra muito mais custoso em relação a memória e processamento se comparado aos outros algoritmos usados no projeto, demorando cerca de 10 vezes mais para o treinamento que todos os outros modelos juntos. Portanto, seu uso foi descartado.

5.3.3 Árvore de decisão

Baseado no trabalho apresentado por (BOZKURT et al., 2015), foi escolhida uma implementação do algoritmo C4.5 (QUINLAN, 1993) em Java, da biblioteca Weka, para serem geradas árvores de decisão. Os métodos porém foram chamados pela interface da Weka para R, chamada RWeka. A função J48 do Weka foi testada com os pontos de treino referentes ao primeiro andar do prédio 1 (i.e. BuildingID 1, FloorID 0) do dataset *UJIIndoorLoc*. Foi levantada a curva de erro de classificação para uma quantidade crescente de pontos de treino (como explicado em 2.3).

Figura 9: Teste de Validação do Algoritmo C4.5



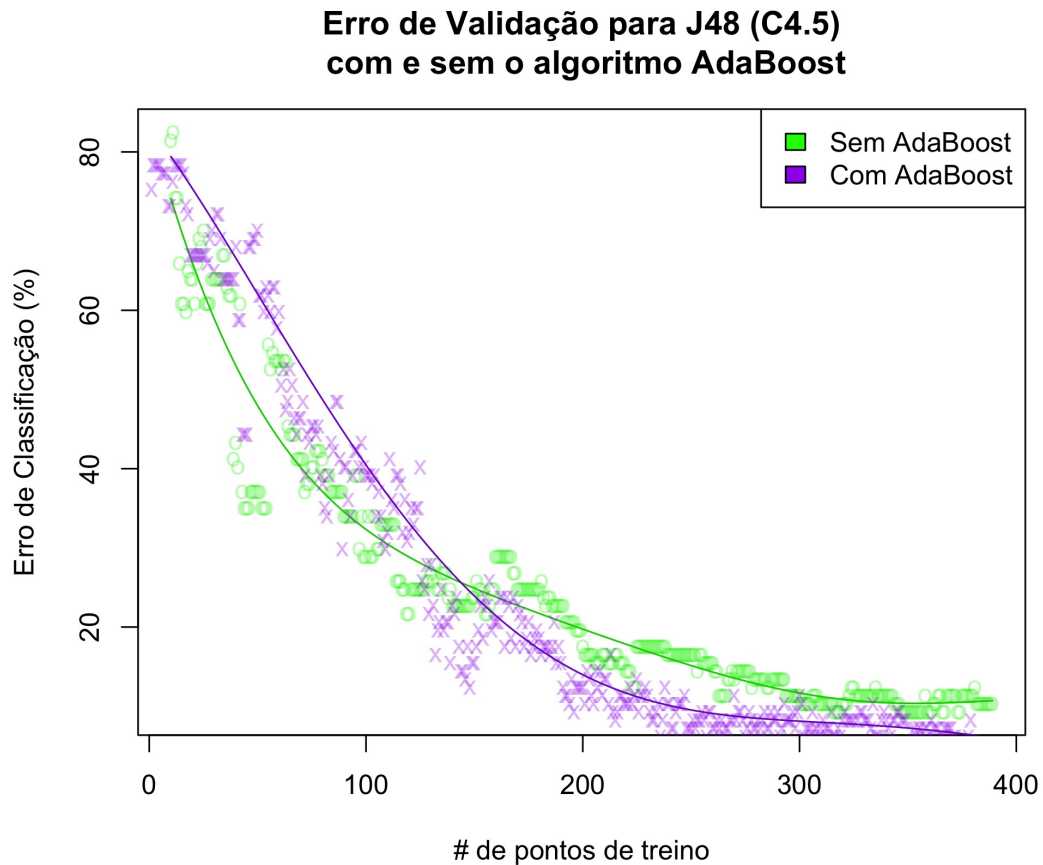
5.3.3.1 Acoplamento com o Algoritmo AdaBoost

Boosting é a ideia em ML de criar uma predição forte e precisa combinando diversas previsões mais fracas. O algoritmo AdaBoost (FREUND; SCHAPIRE, 1996) é um método para melhorar a precisão de classificadores fracos (i.e. *Weak Learners*) por meio de uma votação ponderada que leva em conta o erro de diversos votadores fracos treinados no processo. É provado que o modelo final se torna um classificador forte (SCHAPIRE, 2013). Por definição, um classificador fraco é aquele que consistentemente consegue ser melhor que um chute para a classificação (e.g. o erro é menor que 50% para o caso de duas classes possíveis de classificação).

Também baseados em (BOZKURT et al., 2015) e (MACLIN; OPITZ, 2011). Usaremos o algoritmo AdaBoost e sua implementação na biblioteca Weka para melhorar a precisão das árvores de decisão C4.5. A seguir vemos um gráfico comparando a classificação para o mesmo andar do *dataset UJIIndoorLoc* com os mesmos pontos de teste e uma quantidade crescente

de pontos de treino, assim como feito no t3pico anterior.

Figura 10: Compara33o do C4.5 com o uso do AdaBoost



Podemos notar que com um n3pmero grande de pontos de treino, obtemos uma melhora sens3vel de precis3o para a classifica33o, e portanto, no restante do trabalho, iremos usar o algoritmo C4.5 acoplado com o algoritmo AdaBoost.

5.3.4 Compara33o dos Modelos Usados

Reiterando o que foi explicado em outra sess3o, os testes a seguir ir3o contemplar todos os modelos usados. Os modelos tem seu erro testado para *datasets* com um n3pmero crescente de zonas aleat3rias a serem classificadas. Todos os testes foram feitos com os dados do primeiro andar do pr3dio 1 do *dataset UJIIndoorLoc* (i.e. BuildingID 1, FloorID 0).

Figura 11: Erro do algoritmo SMO para uma quantidade crescente de zonas de classificação.

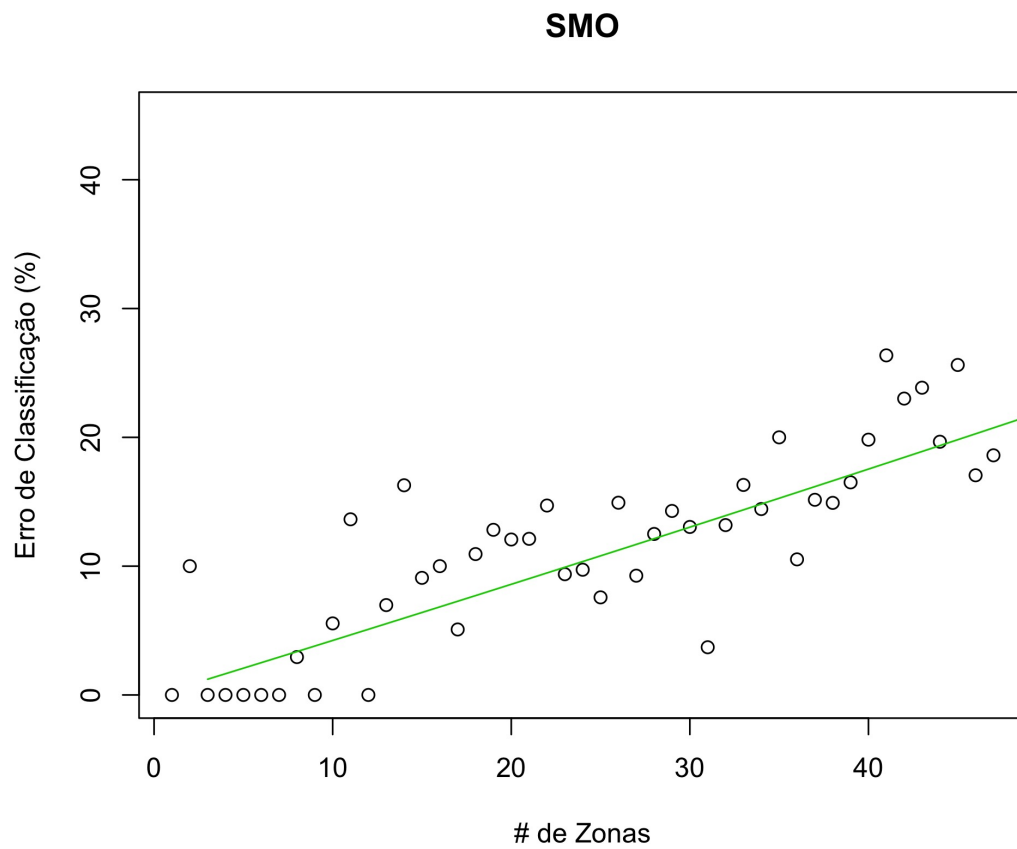


Figura 12: Erro do algoritmo de Redes Neurais para uma quantidade crescente de zonas de classificação.

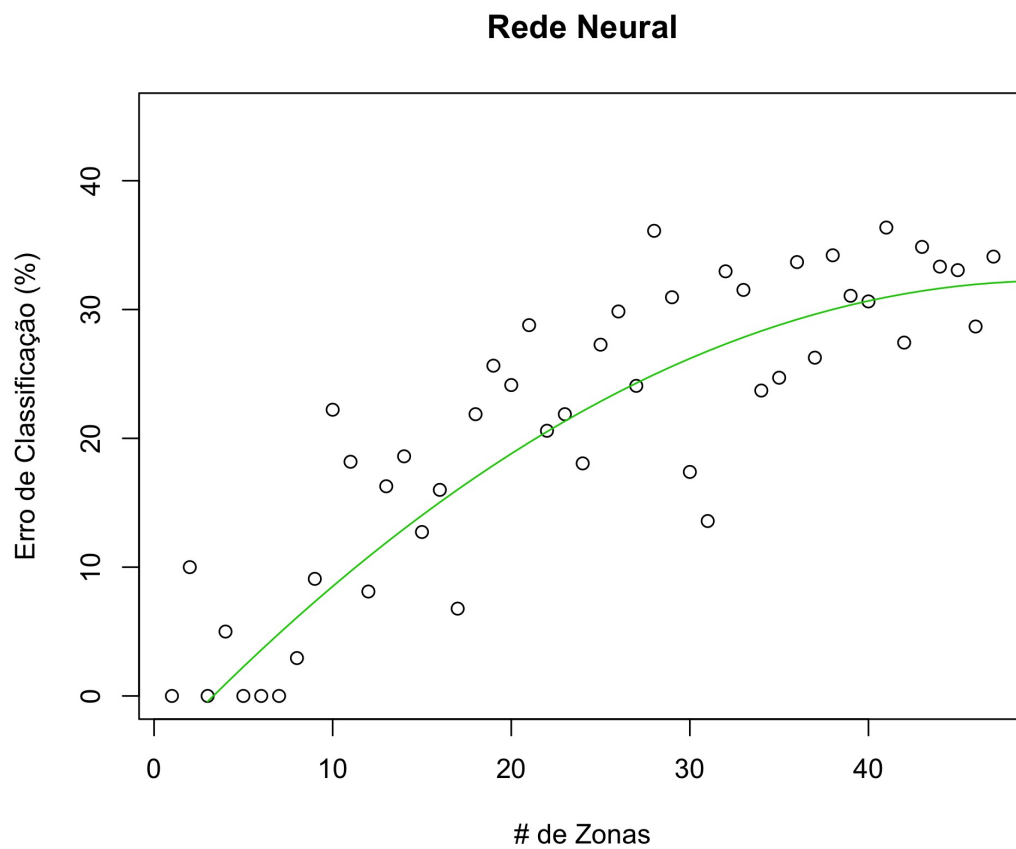


Figura 13: Erro do algoritmo KNN para uma quantidade crescente de zonas de classificação.

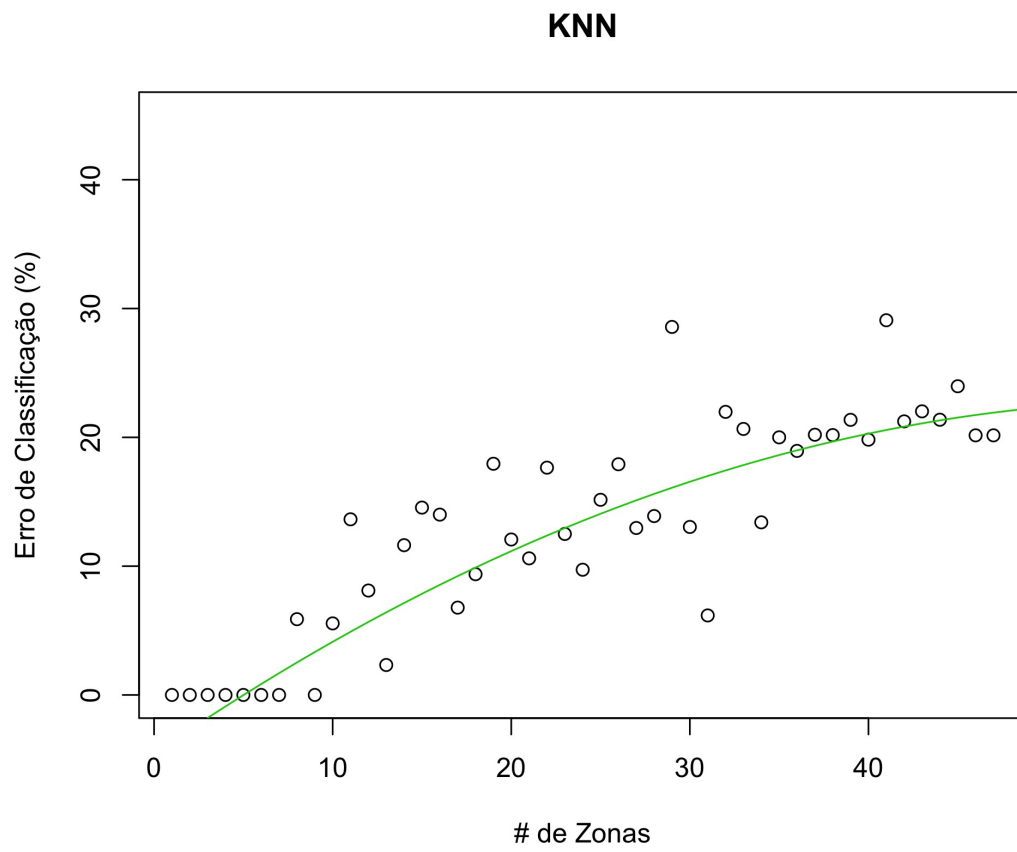
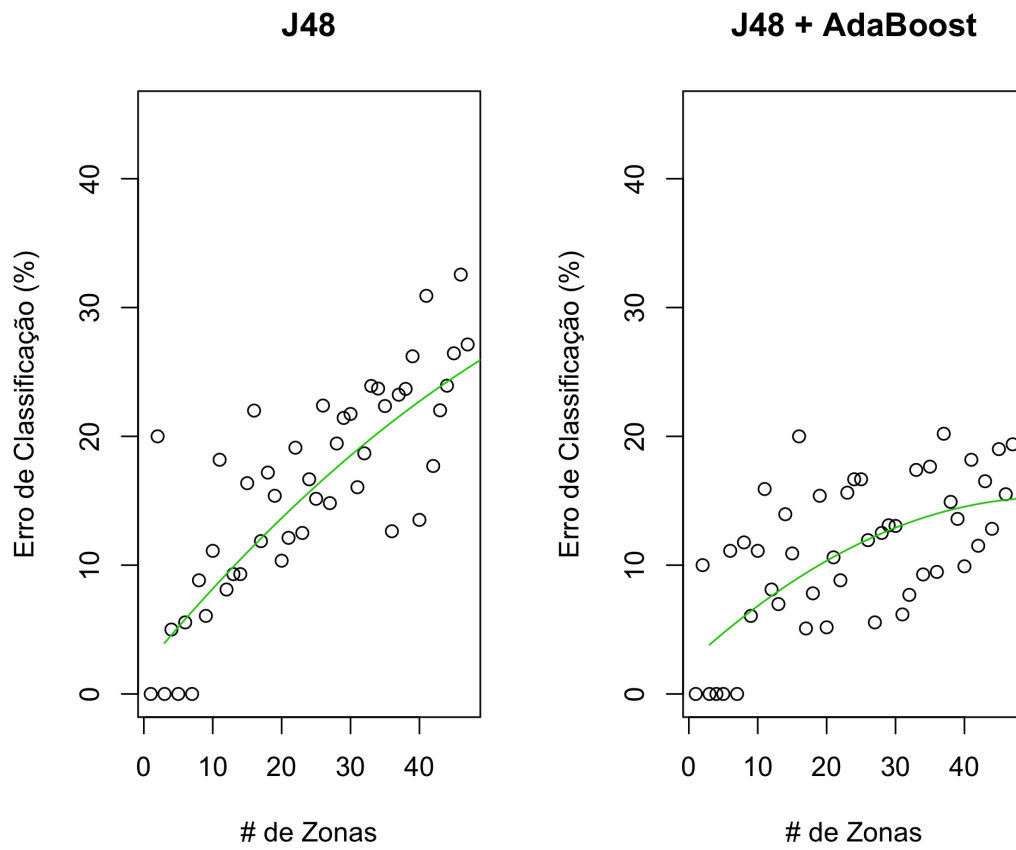


Figura 14: Erro do algoritmo de Árvore de Decisão com e sem o Adaboost para uma quantidade crescente de zonas de classificação.



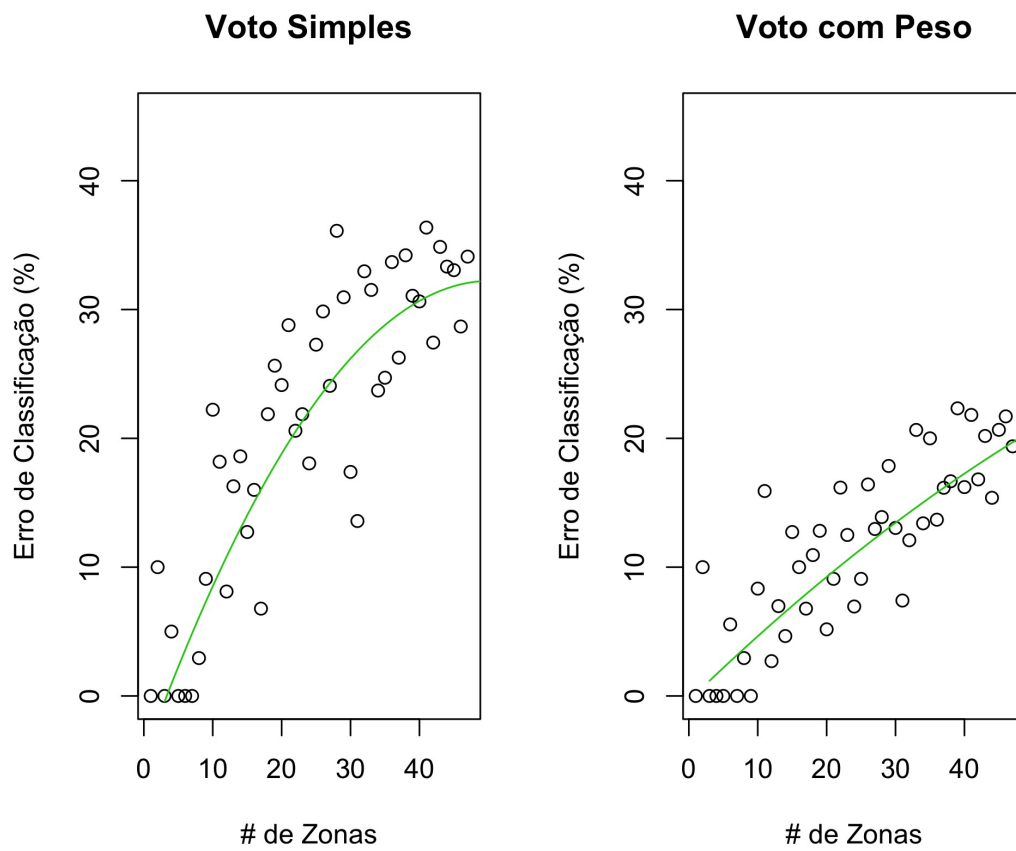
5.4 Métodos de Votação

Os chamados sistemas de *Ensemble Learning* são aqueles em que uma classificação é feita com base em diversos modelos treinados. Em tópicos anteriores foi discutido o uso do algoritmo AdaBoost, que é um método desse tipo para melhorar o poder de classificadores fracos treinando iterativamente diversos modelos fracos progressivamente com os erros do anterior (SCHAPIRE, 2013). Porém, para agregar os modelos usados até agora, iremos implementar algo mais simples, porém seguindo a mesma lógica: Sistemas de Votação. Baseados em (NAGI; BHATTACHARYYA, 2013), usaremos diversos métodos para combinar as classificações dos nossos modelos treinados. Em um, usaremos apenas a classe de saída dos modelos, e posteriormente, as probabilidades (*supports*) para cada uma das classes, que também são saídas dos modelos. Esses *supports* podem ser, dependendo do modelo, a probabilidade posterior ou o grau de confiança fornecido pelos algoritmos. Por exemplo, nas redes neurais a saída de um neurônio é a função sigmoide aplicada nas entradas multiplicada pela matriz de pesos da rede, que, por definição, é um número entre 0 e 1 que representa uma probabilidade.

5.4.1 Testes com os Métodos de Votação

Como na sessão de comparação dos modelos, os métodos tem seu erro testado para datasets com um número crescente de zonas aleatórias a serem classificadas. Todos os testes foram feitos com os dados do primeiro andar do prédio 1 do dataset *UJIIndoorLoc* (i.e. BuildingID 1, FloorID 0).

Figura 15: Erro do Voto Simples e Voto Ponderado para uma quantidade crescente de zonas de classificação.



REFERÊNCIAS

- BOZKURT, S. et al. A comparative study on machine learning algorithms for indoor positioning. In: *Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), 2015 International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–8.
- FREUND, Y.; SCHAPIRE, R. E. *A Decision-Theoretic Generalization of on-Line Learning and an Application to Boosting*. 1996.
- JAMES, G. et al. *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R*. [S.l.]: Springer Publishing Company, Incorporated, 2014. ISBN 1461471370, 9781461471370.
- MACLIN, R.; OPITZ, D. W. Popular ensemble methods: An empirical study. *CoRR*, abs/1106.0257, 2011. Disponível em: [⟨http://arxiv.org/abs/1106.0257⟩](http://arxiv.org/abs/1106.0257).
- NAGI, S.; BHATTACHARYYA, D. K. Classification of microarray cancer data using ensemble approach. *Network Modeling Analysis in Health Informatics and Bioinformatics*, v. 2, n. 3, p. 159–173, 2013. ISSN 2192-6670. Disponível em: [⟨http://dx.doi.org/10.1007/s13721-013-0034-x⟩](http://dx.doi.org/10.1007/s13721-013-0034-x).
- NG, A. Stanford cs229 - machine learning - ng. 2008.
- QUINLAN, R. *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- SCHAPIRE, R. E. *Explaining AdaBoost*. 2013.
- TORRES-SOSPEDRA, J. et al. Ujiindoorloc: A new multi-building and multi-floor database for wlan fingerprint-based indoor localization problems. In: *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2014 International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 261–270.