



RODRIGO DE LIMA CUNHA

**ESTIMAÇÃO DA DISTÂNCIA DE PONTOS MÓVEIS
BASEADA NA POTÊNCIA DE SINAIS DE ROTEADORES DE
REDES SEM FIO**

LAVRAS – MG

2017

RODRIGO DE LIMA CUNHA

**ESTIMAÇÃO DA DISTÂNCIA DE PONTOS MÓVEIS BASEADA NA POTÊNCIA DE
SINAIS DE ROTEADORES DE REDES SEM FIO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistemas e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. DSc. Arthur de Miranda Neto
Orientador

Prof. DSc. Giovani Bernardes Vitor
Coorientador

LAVRAS – MG

2017

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Cunha, Rodrigo de Lima

Estimação da distância de pontos móveis baseada na potência de sinais de roteadores de redes sem fio / Rodrigo de Lima Cunha.
– 2017.

77 p. : il.

Orientador: Arthur de Miranda Neto.

Coorientador: Giovani Bernardes Vitor.

Dissertação(mestrado acadêmico)–Universidade Federal de Lavras, 2017.

Bibliografia.

1. Localização. 2. GPS. 3. RSSI. 4. Wi-fi. 5. Trilateração. I. Neto, Arthur de Miranda. II. Vitor, Giovani Bernardes. III. Título.

RODRIGO DE LIMA CUNHA

**ESTIMAÇÃO DA DISTÂNCIA DE PONTOS MÓVEIS BASEADA NA POTÊNCIA DE
SINAIS DE ROTEADORES DE REDES SEM FIO
ESTIMATION OF MOBILE POINTS DISTANCE BASED ON SIGNAL STRENGTH
OF WIRELESS ROUTER**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistemas e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 07 de abril de 2017.

Prof. DSc. Danilo Alves de Lima UFLA
Prof. DSc. Janito Vaqueiro Ferreira UNICAMP

Prof. DSc. Arthur de Miranda Neto
Orientador

Prof. DSc. Giovani Bernardes Vitor
Co-Orientador

**LAVRAS – MG
2017**

*A meu pai Elpídio e minha mãe, Maria Aparecida.
A minha amada esposa, Luciana e ao meu filho Gustavo.
Ao meu irmão, Thiago.*

AGRADECIMENTOS

A Deus, por sempre ter caminhado ao meu lado, seja nas horas difíceis, alegres ou tristes, e por todos os quilômetros que foram necessários percorrer para chegar até aqui.

A minha esposa Luciana, que sempre esteve ao meu lado, transmitindo carinho, apoio, compreensão e incentivo nos momentos difíceis.

Ao amigo Richard Junio Machado que, em nenhum momento, mediu esforços para me ajudar na aquisição dos dados necessários para os cálculos deste trabalho, com o empréstimo do equipamento de posicionamento diferencial (RTK), e com todo o apoio logístico e estratégico para que os dados fossem os mais perfeitos possíveis.

E aos amigos Diogo Aranha Ribeiro e Rodrigo Dantas Nunes, pela amizade e suas contribuições ao logo desta caminhada. Agradeço todo o apoio, amizade e ajuda incondicional.

Ao professor e meu orientador, Arthur de Miranda Neto e ao professor e coorientador Giovani Bernardes Vitor, pelo incentivo e todo conhecimento disseminado ao logo desta pesquisa.

Aos meus colegas de trabalho pelo apoio e conselhos.

À Universidade Federal de Lavras (UFLA), em especial ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação (PPGESISA) e ao Departamento de Engenharia (DEG), pela oportunidade de crescimento acadêmico.

A todos que, de alguma forma, contribuíram para a conclusão deste trabalho e a realização deste sonho.

*Tente uma, duas, três vezes e, se possível tente a quarta, a quinta e quantas vezes forem necessárias. Só não desista nas primeiras tentativas, a persistência é amiga da conquista.
Se você quer chegar aonde a maioria não chega, faça o que a maioria não faz.
(Bill Gates)*

RESUMO

A necessidade de obter a localização de pessoas e objetos no globo terrestre proporcionou a expansão e o surgimento de tecnologias primordiais à engenharia contemporânea, principalmente no contexto de veículos inteligentes e sua interação com o meio. Atualmente muitos sistemas têm se baseado nas informações obtidas pelo GNSS (*Global Navigation Satellite System*) para se localizar. Contudo, esse sistema demonstra limitações estruturais, as quais impedem que os usuários obtenham posições mais precisas, principalmente em ambientes fechados, como estacionamentos subterrâneos, ambientes em que não seja possível a recepção de sinais dos satélites ou, mesmo, em lugares onde há interferência. Diante disso, sistemas de posicionamento baseados no sinal RSSI funcionam como suporte à localização tradicional. A técnica proposta neste trabalho consiste em utilizar sinais providos por roteadores de rede sem fio, disponíveis na infraestrutura de redes domésticas, corporativas ou públicas, para estimar a posição baseada na leitura da potência do sinal recebido deles por receptores sem fio (*Wireless*, RSSI), disponíveis na maioria dos dispositivos móveis. Para isso, foram estudados e avaliados diferentes modelos que equacionam a relação de distância em função da potência do sinal RSSI recebido. A fim de avaliar qual o melhor modelo para os cenários estudados, aplicou-se uma otimização utilizando o algoritmo PSO (*Particle Swarm Optimization*) para se obter os parâmetros ótimos de cada modelo, os quais fornecem um erro de estimação mínimo. Experimentos em ambiente real foram realizados e avaliados por meio da comparação com dados obtidos por um sistema de posicionamento diferencial (RTK).

Palavras-chave: Localização; GPS; RSSI; wi-fi; Trilateração

ABSTRACT

The need to obtain the localization of primordial technologies on the terrestrial globe surface allowed the expansion and emergence of primordial technologies to contemporary engineering, especially in the context of intelligent vehicles and their interaction with the environment. Many systems have now been based on the information obtained by GNSS (Global Navigation Satellite System) for localization. However, this system demonstrates structural limitations, which prevent users from obtaining more accurate positions, especially in closed environments such as underground parking lots, environments where satellite signals are not possible or where interference occurs. In view of this problem, positioning systems based on RSSI signal function is a support for traditional localization. The technique proposed in this work consists of using signals provided by wireless network routers, available in the infrastructure of domestic, corporate or public networks, to estimate the position based on readings of signal power received by wireless receivers of mobile devices. For this, different models were studied and evaluated that equate the distance relation as a function of the power of the RSSI signal received. In order to evaluate the best model for the scenarios studied, an optimization was applied using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm to obtain the optimum parameters of each model, which would be a minimum estimation error. Experiments in real environment were performed to evaluate this solution.

Keywords: Location. GPS. RSSI. wi-fi. Trilateration

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Pedestre em um ponto cego	13
Figura 1.2 – Acidentes de trânsito fatais, por tipo, no estado de São Paulo, em 2014 . . .	13
Figura 2.1 – Arquitetura de navegação para robôs	16
Figura 2.2 – Diferenças entre localizações por rádio frequência	18
Figura 2.3 – Representação AoA.	18
Figura 2.4 – Funcionamento da técnica de <i>Time Of Arrival</i> (ToA)	19
Figura 2.5 – Técnica de trilateração.	20
Figura 2.6 – Funcionamento da técnica de <i>Time Difference of Arrival</i> (TDoA)	20
Figura 2.7 – Triangulação com base em dois sensores âncoras.	23
Figura 2.8 – Trilateração, Objeto 1, Objeto 2 e Objeto 3 representam os <i>landmarks</i> . O ponto de interesse é o objeto cuja localização se deseja obter. Distância 1, Distância 2 e Distância 3 são as distâncias entre o ponto de interesse e os <i>landmarks</i>	23
Figura 2.9 – Situação hipotética versus situação real	24
Figura 3.1 – Fluxograma básico do PSO.	32
Figura 4.1 – Proposta de método de localização baseado em informações de sensores sem fio.	35
Figura 4.2 – Aplicativo Android para aquisição de dados	36
Figura 4.3 – Cálculo de distância por sinal de RSSI	36
Figura 4.4 – Superfície de busca para o processo de otimização do Modelo 2, cenário 1 e AP1.	39
Figura 4.5 – Ampliação da região da superfície de busca para o processo de otimização do Modelo 2, cenário 1 e AP1 em (a) e sua curva de nível em (b).	39
Figura 4.6 – Cenário 1: estacionamento de um colégio.	40
Figura 4.7 – Cenário 2: área residencial.	40
Figura 4.8 – Montagem dos equipamentos.	41
Figura 4.9 – Captura de dados de forma aleatória no Cenário 1.	42
Figura 4.10 – Mapa com as posições do GPS de baixo custo coletadas de forma aleatória no Cenário 1.	42
Figura 4.11 – Captura de dados seguindo padrão linear no Cenário 1.	43

Figura 4.12 – Mapa com as posições do GPS de baixo custo coletadas seguindo padrão linear no Cenário 1.	43
Figura 4.13 – Captura de dados com interferências externas no Cenário 2.	44
Figura 4.14 – Mapa com as posições do GPS de baixo custo coletadas seguindo padrão linear no Cenário 2.	44
Figura 5.1 – Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para o Cenário 1: captura de dados de forma aleatória.	46
Figura 5.2 – Resultados dos modelos aplicados ao Cenário 1: captura de dados de forma aleatória.	47
Figura 5.3 – Projeção da trilateração de 3 a 28 pontos.	48
Figura 5.4 – Projeção da trilateração de 3 a 28 pontos com dados embaralhados em um ciclo de 10 repetições.	49
Figura 5.5 – Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para o Cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear.	51
Figura 5.6 – Resultados dos modelos aplicados ao cenário.	52
Figura 5.7 – Projeção da trilateração de 3 a 79 pontos.	53
Figura 5.8 – Projeção da trilateração de 3 a 79 pontos com dados embaralhados em um ciclo de 10 repetições.	54
Figura 5.9 – Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para o Cenário 2: captura de dados com interferências externas.	56
Figura 5.10 – Resultados dos modelos aplicados ao cenário.	57
Figura 5.11 – Projeção da trilateração de 3 a 30 pontos.	58
Figura 5.12 – Projeção da trilateração de 3 a 30 pontos com dados embaralhados em um ciclo de 10 repetições.	59
Figura 1 – Laudo cenário 1: captura de dados de forma aleatória	75
Figura 2 – Laudo cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear	76
Figura 3 – Laudo cenário 2: captura de dados com interferências externas	77

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Classificação dos trabalhos relacionados	25
Tabela 4.1 – Configuração do PSO	39
Tabela 5.1 – Valores ótimos obtidos pelo PSO no Cenário 1: captura de dados de forma aleatória	47
Tabela 5.2 – Valores ótimos obtidos pelo PSO no Cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear.	51
Tabela 5.3 – Valores ótimos obtidos pelo PSO no Cenário 2: captura de dados com interferências externas.	56
Tabela 1 – Dados armazenados pelo <i>smartphone</i> e Receptor SP80 Spectra Precision .	68
Tabela 2 – Dados armazenados pelo <i>smartphone</i> e Receptor SP80 Spectra Precision .	70
Tabela 3 – Dados armazenados pelo <i>smartphone</i> e Receptor SP80 Spectra Precision .	73

SUMÁRIO

1	Introdução	12
1.1	Contexto e motivação	12
1.2	Objetivos	14
1.3	Estruturação	15
2	Referencial Teórico	16
2.1	Breve concepção de um sistema robótico inteligente	16
2.2	Estudo da Arte	17
2.2.1	Localização baseada em Rádio Frequência	17
2.2.1.1	Ângulo de chegada do sinal	18
2.2.1.2	Tempo de chegada do sinal	19
2.2.1.3	Diferença entre tempo de chegada do sinal	20
2.2.1.4	Indicador de potência do sinal recebido - RSSI	21
2.2.2	Triangulação	22
2.2.3	Trilateração	23
2.2.4	Modelos que relacionam a distância em função do sinal RSSI	25
2.2.4.1	Modelo 1 - COLA	26
2.2.4.2	Modelo 2 - Distância de calibração fixa	28
2.2.4.3	Modelo 3 - Distância de calibração variável	29
3	Fundamentação teórica	31
3.1	Otimização por Enxame de Partículas	31
3.2	Cálculo de distância entre duas coordenadas: fórmula de Haversine	33
4	Metodologia	35
4.0.1	Aquisição de dados utilizando um smartphone com sistema Android embarcado	35
4.0.2	Estimativa da Distância	36
4.0.3	Trilateração	36
4.1	Aplicação do Método de Otimização PSO	37
4.1.1	Função Objetivo	37
4.1.2	Configuração do PSO em Matlab	38
4.1.3	Cenários de validação	40
4.1.3.1	Cenário 1: captura de dados de forma aleatória	41

4.1.3.2	Cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear	42
4.1.3.3	Cenário 2: captura de dados com interferências externas	44
5	Resultados dos Experimentos	45
5.1	Análise de estimação da Localização para o Cenário 1: captura de dados de forma aleatória	45
5.2	Análise de estimação da Localização para o Cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear	50
5.3	Análise de estimação da Localização para o Cenário 2: captura de dados com interferências externas	55
5.4	Discussão Geral	60
6	Conclusões	61
	REFERÊNCIAS	63
	APENDICE A – Dados armazenados no cenário 1: captura de dados de forma aleatória	68
	APENDICE B – Dados armazenados no cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear	70
	APENDICE C – Dados armazenados no cenário 2: captura de dados com interferências externas	73
	ANEXO A – Laudo cenário 1: captura de dados de forma aleatória	75
	ANEXO B – Laudo cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear	76
	ANEXO C – Laudo cenário 2: captura de dados com interferências externas	77

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contexto e motivação

Estimar a localização não é uma tarefa importante apenas para nós seres humanos, quando se deseja encontrar um endereço ou quando se está perdido. A área de robótica móvel vem sendo objeto de muitas pesquisas. Dentre as várias fases que devem ser seguidas para a correta construção de um robô ou veículo autônomo, pode-se citar o interesse em se obter uma melhor navegação em ambientes desconhecidos. Para isso, o principal fator que se deve levar em consideração é uma localização que possa ser confiável (BATISTA, 2008).

Segundo Tao et al. (2013), para que qualquer veículo inteligente se mova com segurança, incluindo os robôs autônomos, é necessário o conhecimento do ambiente no qual se está inserido, e, neste caso, a localização desempenha papel importante. A localização é tratada por diferentes formas, inclusive apresentando inúmeras soluções para estimar a localização com o mínimo de incerteza.

Em ambiente aberto, por exemplo, uma das principais preocupações está na percepção do ambiente, em se tratando de situações que possam identificar pontos ocultos, uma vez que a localização de todos os elementos contidos na cena ainda não é uma realidade. Como exemplo, pode-se elucidar o seguinte caso: um veículo inteligente trafega por uma dada via urbana e se depara com uma situação em que um pedestre encontra-se distraído e iniciando a travessia da via. Conforme ilustrado na Figura 1.1, este pedestre irá, conseqüentemente, gerar um acidente, visto que mesmo os modernos e atuais veículos inteligentes ainda não são capazes de tratar essa típica situação em ambientes urbanos, devido principalmente pela zona de oclusão dos sensores embarcados. Logo, um veículo que possa ter a localização de todos os elementos ao seu redor seria capaz de evitar tal acidente. Estes e outros acidentes ocasionaram 538 mortes por atropelamentos, somente no ano de 2014, no estado de São Paulo (CETSP, 2014).

Todos os veículos apresentam pontos cegos, bem como zonas de oclusão. Conseqüentemente, nessas áreas é possível de haver pedestres, ciclistas, motocicletas e veículos, dentre outros, levando a resultados catastróficos, como atropelamentos ou acidentes graves.

Pesquisas recentes, relacionadas a acidentes de trânsito no Brasil, demonstram que, no ano de 2014, aproximadamente 40.332 pessoas foram hospitalizadas por terem sido atropeladas. Este número representa 19,6% de todas as internações envolvendo acidentes de trânsito registrados no Brasil, apenas no ano de 2014 (PINTO et al., 2016). Estes dados possuem uma

Figura 1.1 – Pedestre em um ponto cego

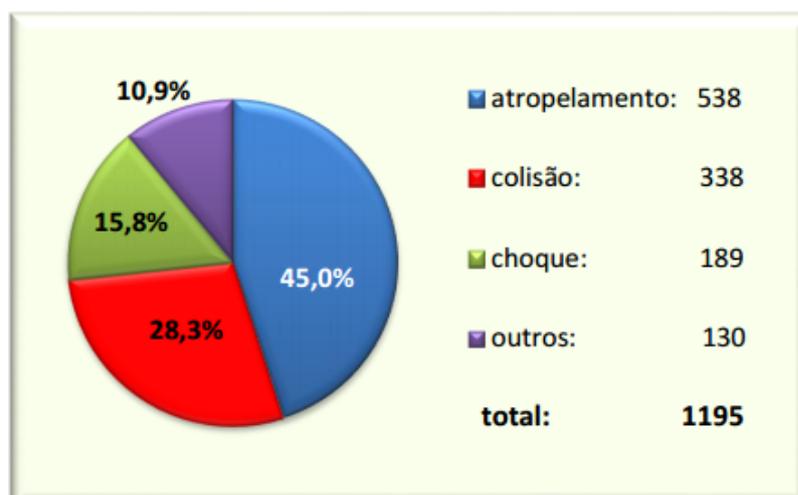


Fonte: imagem disponível na internet

relação direta com uso de telefones celulares, seja por pedestres ou motoristas, sendo uma das maiores causas de acidentes de trânsito e tem aumentado significativamente a cada ano (DENATRAN, 2016). Neste contexto, uma ideia seria reverter a distração com os celulares a favor de sua integração em um sistema inteligente que pudesse emitir alertas de perigo em função da localização desses elementos no trânsito.

Dados encontrados no relatório anual de acidentes de trânsito do estado de São Paulo CETSP (2014), demonstram que, no ano de 2014, foram registrados, no total 1.195 acidentes de trânsito, envolvendo vítimas fatais. A grande maioria, cerca de 45% dessas vítimas, ou seja, 538 mortes foi causada por atropelamentos. Na Figura 1.2, apresentam-se os dados estatísticos envolvendo acidentes fatais no estado de São Paulo.

Figura 1.2 – Acidentes de trânsito fatais, por tipo, no estado de São Paulo, em 2014



Fonte: CETSP (2014)

Além dos problemas mencionados anteriormente, existe também a questão da recepção do sinal de satélite por parte do GPS em grandes centros urbanos. Tais ambientes apresentam uma grande concentração de edifícios, praças e parques com muitas árvores que, em diversas vezes, promovem o bloqueio do sensor GPS, dificultando, assim, o recebimento correto do sinal de satélite. É relevante enfatizar também que a navegação dentro de ambientes fechados, como estacionamentos subterrâneos localizados em shopping centers, por exemplo, inviabilizam a utilização do sensor GPS devido ao bloqueio do sinal vindo do satélite (HOFLEITNER et al., 2012). Este tipo de navegação é conhecido como navegação *indoor*.

A proposta neste trabalho de pesquisa foi estimar a localização de um dispositivo móvel utilizando os sinais RSSI emitidos por roteadores de rede sem fio. Para isso, foram estudados e avaliados diferentes modelos que equacionam a relação de distância em função da potência do sinal RSSI recebido. A fim de avaliar qual o melhor modelo para os cenários estudados, foi aplicada uma otimização utilizando o algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO) para se obter os parâmetros ótimos de cada modelo, os quais fornecem um erro de estimação mínimo.

Para o armazenamento da potência do sinal de RSSI que, por sua vez é medido em *decibel milliwatts* (dBm), foi necessário o desenvolvimento de um *software* para efetuar o monitoramento deste sinal. O aplicativo foi desenvolvido para ser utilizado em conjunto com a tecnologia móvel (TM). Em especial, têm-se os *smartphones*, que são aparelhos com diversas funções e, contam com certo poder computacional, além de disporem de diversos tipos de sensores embarcados, tais como câmeras com alta resolução, acesso à internet, GPS, wi-fi, bússola entre outras tecnologias disponíveis (MORIMOTO, 2009).

1.2 Objetivos

Este trabalho foi proposto com o objetivo de orientar a busca de uma solução na área de localização para auxílio aos sistemas de GPS. Desse modo, o objetivo principal foi apresentar uma abordagem metodológica ao problema de estimação de localização baseado em sensores de redes wi-fi. Tal abordagem poderá ser utilizada para auxiliar decisões por parte de sistemas de localização, aplicando, neste caso, técnicas para a obtenção de posições por meio da potência do sinal recebido por receptores *wireless*, isto é, o sinal RSSI.

- desenvolver um *software* no dispositivo móvel para obter os sinais RSSI e dados do GPS;

- com base no estudo realizado, implementar as equações que modelam a relação de distância em função da potência do sinal recebido pelo dispositivo;
- implementar uma função objetiva dentro do contexto da otimização heurística, para encontrar os parâmetros ótimos de entrada para os modelos que relacionam o sinal RSSI com a distância;
- gerar um *dataset* que incluirá dados reais dos sinais RSSI, GPS-celular e GPS-RTK para várias configurações de posicionamento do dispositivo em diferentes cenários;
- analisar as respostas obtidas para os vários tipos de modelos de distância implementados para cada tipo de cenário proposto;
- obter o melhor modelo de distância que representa de forma satisfatória a estimação da localização por wi-fi.

1.3 Estruturação

Além do Capítulo de introdução, esta dissertação está estruturada da seguinte forma:

- no **capítulo 2** são apresentados conceitos para a construção do trabalho, tendo como principal objetivo realizar a fundamentação sobre as formas de localização baseadas em sinal de rádio frequência, bem como apresentar detalhes dos modelos utilizados para estimar a distância com base no sinal de RSSI;
- no **Capítulo 3** é apresentada a fundamentação teórica sobre o algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO) e a fórmula de Haversine, que foi utilizada para medir a distância entre coordenadas.
- no **Capítulo 4** são apresentados os diversos tipos de cenários para a realização dos experimentos, a proposta metodológica que foi desenvolvida e a proposta de otimização utilizando o algoritmo PSO;
- no **Capítulo 5** apresentam-se os resultados numéricos encontrados em função dos três tipos de modelos de distância avaliados para os três diferentes cenários propostos;
- por fim, no **Capítulo 6** apresentam-se as conclusões obtidas com o trabalho e também algumas propostas de trabalhos futuros que decorrem dessas observações.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

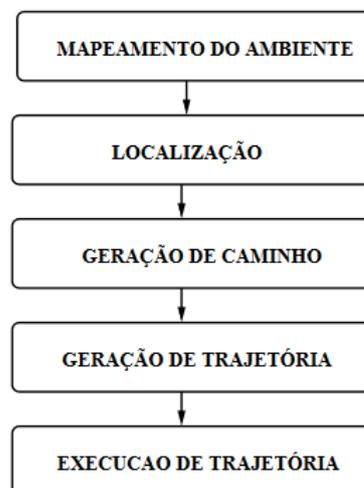
Neste capítulo, são descritos os conceitos básicos para a compreensão da metodologia utilizada na realização deste projeto, além de uma visão geral dos módulos que compõem um sistema robótico inteligente.

2.1 Breve concepção de um sistema robótico inteligente

Qualquer veículo ou robô, para se movimentar de forma autônoma, deve primeiro, tomar conhecimento do ambiente no qual está inserido (MEDEIROS, 1998). Também é necessário que ele seja dotado de funções que integrem vários sensores e tenha a capacidade de executar múltiplas tarefas.

Segundo Santana (2007), pode-se definir navegação como sendo as tarefas executadas por um robô ao se movimentar de um ponto a outro, incluindo desviar-se de obstáculos. A navegação pode ser dividida em cinco níveis hierárquicos, conforme demonstrado na Figura 2.1. Dentre os cinco níveis, este trabalho se concentrará apenas na localização.

Figura 2.1 – Arquitetura de navegação para robôs



Fonte: Santana (2007)

A localização pode ser aplicada a dois tipos de cenários, em espaço aberto (*outdoor*) e em espaço fechado (*indoor*). Cada um destes sistemas apresenta características e desafios diferentes.

2.2 Estudo da Arte

2.2.1 Localização baseada em Rádio Frequência

Sistemas baseados em rádio frequência (RF) realizam a troca de dados por meio de ondas eletromagnéticas, com alterações de amplitude e frequência do sinal (MUSSOI, 2007). A principal vantagem deste sistema é que ele não exige uma linha de visão direta entre o transmissor e o receptor, sendo que alguns objetos não representam uma barreira para o sinal (SUGANO et al., 2006). No entanto, esta capacidade é limitada, gerando alterações, atenuações ou perda do sinal (PROCOPIO et al., 2013).

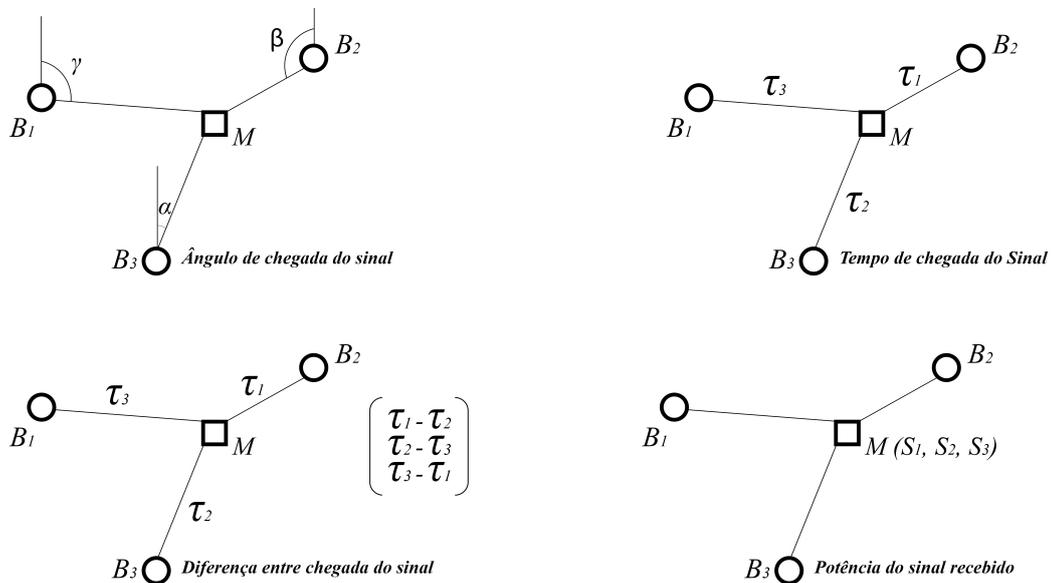
Modelar um sistema baseado em rádio frequência exige atenção especial, com particularidades para o tipo de ambiente, externo ou interno. Em um ambiente interno, devido à sua configuração (em vários andares, com objetos móveis, etc.) e ao tipo de material que o compõe (refletivos, etc.), pode haver a necessidade de tratamento dos efeitos de múltiplos caminhos (*multipath*) (LIU et al., 2007).

No contexto da localização utilizando o sinal RSSI, Figueredo, Couto e Bauchspiess (2009) utilizaram quatro estações fixas em um ambiente de $22,5 m^2$. Uma rede neural foi então utilizada para inferir a posição do ponto de interesse, tendo como referência o modelo de propagação do sinal e um mapa de intensidade do sinal RSSI.

Awad, Frunzke e Dressler (2007) apresentam uma solução com quatro estações fixas para um ambiente de $17,5 m^2$, utilizando uma rede neural na fase de inferência e o sinal RSSI. Em outra proposta, um algoritmo de inferência de posição baseado em modelos de propagação, foi proposto para um ambiente de $75,0 m^2$ e, para isso, 20 estações fixas foram necessárias (SUGANO et al., 2006).

Tendo as estações bases, segundo Mao (2009), quatro técnicas podem ser utilizadas para a localização por rádio frequência, sendo o ângulo de chegada do sinal, o tempo de chegada do sinal, a diferença entre chegadas do sinal e a potência do sinal recebido. Essas diferentes medições, que levam em consideração a característica do sinal, são apresentadas na Figura 2.2. A primeira técnica explora o ângulo da origem do sinal, as duas seguintes, as medidas temporais e a última, medidas da potência do sinal. Tais técnicas são abordadas de forma mais detalhada a seguir.

Figura 2.2 – Diferenças entre localizações por rádio frequência

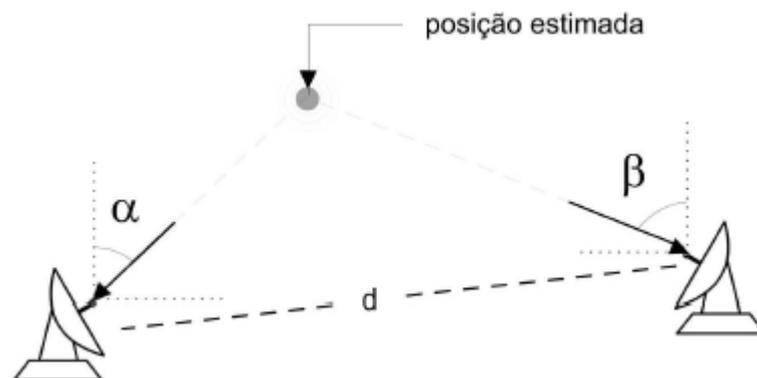


Fonte: Mao (2009)

2.2.1.1 Ângulo de chegada do sinal

A técnica de ângulo de chegada (*Angle of Arrival - AoA*) consiste em obter a direção do sinal de rádio frequência (MAO, 2009). O AoA do sinal emitido é determinado a partir de uma estação de rádio base conhecida, ponto de referência. Para isso, a fim de se estimar a posição, são necessários, no mínimo, dois pontos de referência, como apresentado na Figura 2.3 (MOURA, 2007).

Figura 2.3 – Representação AoA.



Fonte: Moura (2007)

A técnica AoA não requer configuração adicional ou, mesmo, sincronização nos sensores base. No entanto, é necessária a utilização de equipamentos específicos, como, por exemplo, antenas direcionais (LIU et al., 2007).

2.2.1.2 Tempo de chegada do sinal

A técnica de tempo de chegada (*Time of Arrival* - ToA) consiste em calcular o tempo que o sinal de rádio frequência leva para percorrer a distância entre o transmissor e o receptor (GUEDES, 2003). Esta técnica depende da sincronização entre os relógios dos equipamentos transmissor (base) e o receptor Capkun e Hubaux (2006). O cálculo da distância é feito com a utilização da equação 2.1.

$$d = v * t \quad (2.1)$$

Em que:

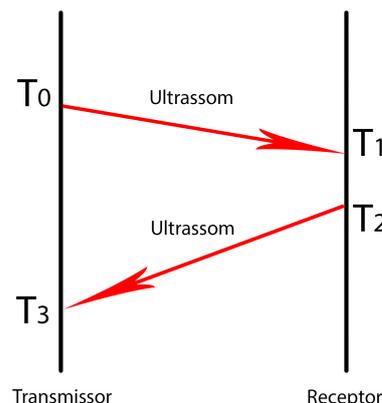
d - distância entre os sensores;

v - velocidade de propagação;

t - tempo que o sinal demorou para sair do sensor transmissor e chegar até o sensor receptor.

A técnica ToA é ilustrada na Figura 2.4.

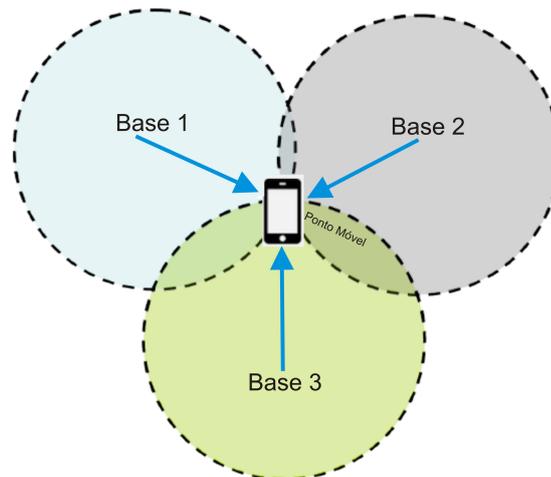
Figura 2.4 – Funcionamento da técnica de *Time Of Arrival* (ToA)



Fonte: GUEDES (2003)

Para a estimativa da localização, é necessário o recebimento de sinais de pelo menos três bases (transmissores), conforme apresentado na Figura 2.5. A posição do receptor (ponto móvel) é calculada a partir do método de trilateração apresentado.

Figura 2.5 – Técnica de trilateração.

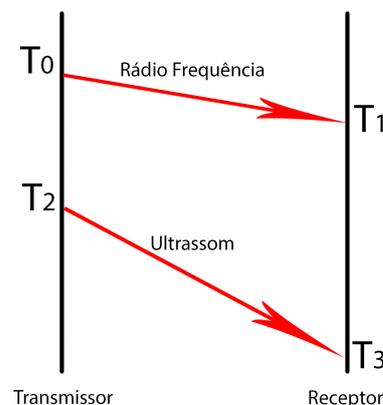


Fonte: Do autor (2017)

Uma desvantagem do método ToA é que ele necessita que o ponto móvel (receptor) atue também como repetidor de rádio frequência, assim ficando sujeito a atrasos na propagação do sinal, por exemplo quando há obstrução. Esta limitação pode ser resolvida utilizando-se a técnica chamada *Time Difference of Arrival* (TDoA) (KLUKAS, 1997).

2.2.1.3 Diferença entre tempo de chegada do sinal

A técnica de *Time Difference of Arrival* (TDoA), que significa, "diferença entre o tempo de chegada", se baseia no princípio da utilização de dois sinais viajando a velocidades diferentes (DARGIE; POELLABAUER, 2010). Na Figura 2.6, está ilustrado este funcionamento.

Figura 2.6 – Funcionamento da técnica de *Time Difference of Arrival* (TDoA)

Fonte: Dargie e Poellabauer (2010)

No primeiro caso mostrado na Figura 2.6, um sinal de rádio frequência é emitido por T0 e recebido por T1. Em seguida, um sinal de ultrassom é emitido por T2 e recebido por T3. A principal vantagem desta técnica em relação à ToA, é que os relógios dos sensores não precisam estar sincronizados. No entanto, esta técnica apresenta uma desvantagem, que é a necessidade de dispositivos adicionais para o envio e a recepção de sinais.

A técnica TDoA permite o cálculo da distância por meio da equação 2.2 (TSENG; HUANG; KUO, 2005).

$$d = ((T_3 - T_1) - (T_2 - T_0)) * \left(\frac{V_{rf} * V_u}{V_{rf} - V_u} \right) \quad (2.2)$$

Em que:

d - é a distância entre os sensores;

T₀ - tempo em que o sensor transmissor enviou o sinal de rádio frequência;

T₁ - tempo em que o sensor receptor recebeu o sinal de rádio frequência;

T₂ - tempo em que o sensor transmissor enviou o sinal de ultrassom;

T₃ - tempo em que o sensor receptor recebeu o sinal de ultrassom;

V_{rf} - velocidade do sinal de rádio frequência;

V_u - velocidade do sinal de ultrassom;

2.2.1.4 Indicador de potência do sinal recebido - RSSI

A técnica de *Received Signal Strenght Indicator* (RSSI), ou "indicador de potência do sinal recebido", é baseada no princípio de perda de potência na propagação de um sinal (DARGIE; POELLABAUER, 2010). O sinal de RSSI é um sinal de rádio frequência recebido por um sensor, sendo a potência medida considerada como a amplitude quadrática da intensidade do sinal (PATWARI et al., 2005). Com base no sinal RSSI, é possível calcular a distância entre o receptor e o transmissor do sinal, e duas técnicas são mais utilizadas para este fim (SAVVIDES; HAN; STRIVASTAVA, 2001). A primeira calcula a distância por meio da potência do sinal medida em dBm (medida logarítmica de decibéis, em escala negativa). A segunda, é baseada em um mapa de assinaturas do sinal de rádio frequência.

No entanto, associada ao RSSI, a qualidade do sinal wi-fi pode sofrer diferentes tipos de interferências, as quais por sua vez, se relacionam a problemas como: baixa potência do sinal do emissor; baixa sensibilidade na recepção do sinal; perda do sinal durante o caminho percorrido; e influências de outros sinais presentes no ambiente (NESKOVIC; NESKOVIC; PAUNOVIC, 2000). Deve-se também levar em conta a análise dos efeitos causados pelo sombreamento ou as atenuações ao sinal causadas por obstruções no ambiente entre o sensor transmissor e o sensor receptor, como, por exemplo, paredes, móveis, automóveis, árvores, etc. Outro problema está relacionado à variação desigual do sinal nas diferentes direções de propagação (GRACIOLI et al., 2011), com diferentes amplitudes, sofrendo com três fenômenos diferentes que são, a perda de intensidade no percurso, o comprimento médio local e o fato de causar um desvanecimento seletivo uns aos outros (PATWARI et al., 2003; DURGIN, 2003).

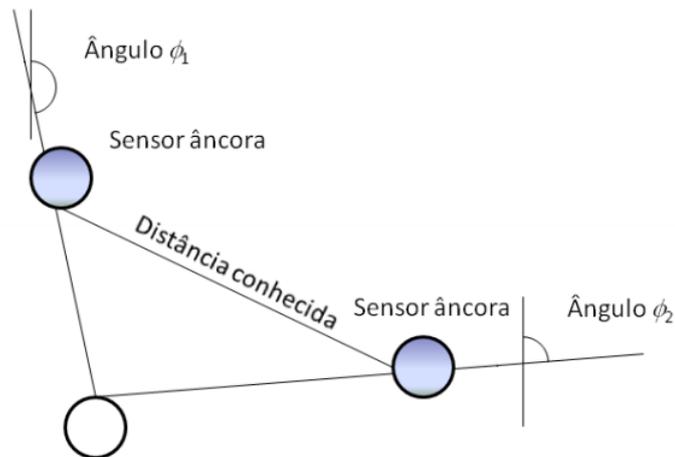
Nesse sentido, a correlação entre os valores de distâncias e o RSSI não pode ser modelada por meio da propagação de ondas de rádio frequência, tendo em vista que são afetados, por exemplo, pelo efeito *multipath*, como foi apresentado na seção 2.2.1. Observa-se que os valores de RSSI diminuem conforme a distância entre o transmissor e o receptor aumenta (LIU et al., 2007).

A fim de contornar esses problemas e para a localização em ambientes internos, o pré-processamento do sinal de RSSI permite suavizar variações (CABRERA-MORA; XIAO, 2008). Outra opção é a modificação do *hardware* do receptor para reduzir o ruído e outras influências no sinal wi-fi (GRAEFENSTEIN; BOUZOURAA, 2008).

2.2.2 Triangulação

A triangulação tem origem nas aplicações militares, muitas vezes com o objetivo de estimar uma localização (COX; HASSARD, 2005). O cálculo da posição geográfica de um ponto, neste caso, tem como resultado a latitude e a longitude (RÖHRIG; MÜLLER, 2009). Como apresentado na Figura 2.7, a fim de realizar a estimativa da localização em um espaço bidimensional são necessários dois sensores âncoras ou o conhecimento prévio da distância que os separa (DARGIE; POELLABAUER, 2010).

Figura 2.7 – Triangulação com base em dois sensores âncoras.

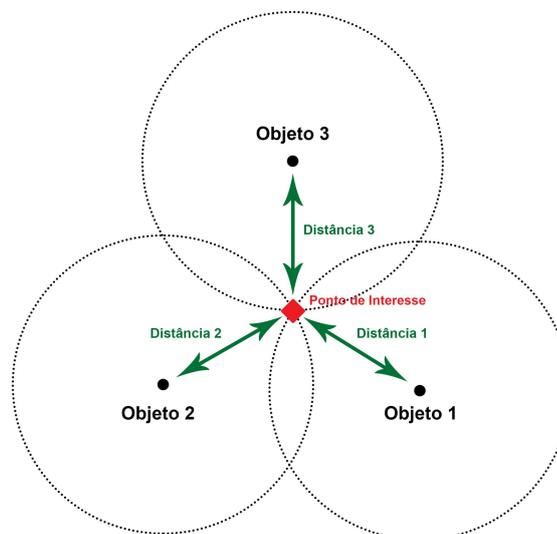


Fonte: Dargie e Poellabauer (2010)

2.2.3 Trilateração

A trilateração é uma técnica de localização muito utilizada na área de topografia e sistemas de localização por GPS. O seu princípio de funcionamento é baseado em um método geométrico, cuja localização pode ser estimada desde que sejam obtidos ao menos três pontos de referência (*landmarks*) (PRIYANTHA, 2005). É necessário ainda, conhecer a distância entre o ponto em que se pretende estimar a localização e a estação base (pontos conhecidos previamente, *landmarks*) (MÜLLER, 2012). Na Figura 2.8 observa-se um exemplo.

Figura 2.8 – Trilateração, Objeto 1, Objeto 2 e Objeto 3 representam os *landmarks*. O ponto de interesse é o objeto cuja localização se deseja obter. Distância 1, Distância 2 e Distância 3 são as distâncias entre o ponto de interesse e os *landmarks*.

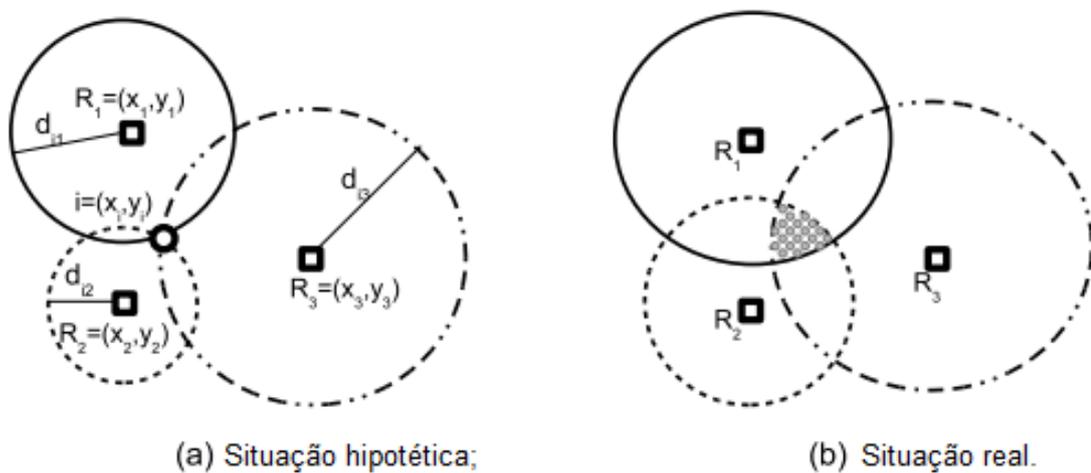


Fonte: Do autor (2017)

A fim de se estimar a distância, conforme foi apresentado nas seções anteriores, ao menos três técnicas podem ser utilizadas: ToA (seção 2.2.1.2); TDoA (seção 2.2.1.3); e RSSI (seção 2.2.1.4).

Dois casos de trilateração são apresentados na Figura 2.9 (TREVISAN, 2009). Em (a), um caso hipotético, a localização é obtida com precisão. Em (b), um caso mais comum em ambiente real, a localização apresenta uma região de incerteza, já que no lugar de um único ponto uma área ou região é apontada.

Figura 2.9 – Situação hipotética versus situação real



Fonte: Trevisan (2009)

A estimativa da localização de um ponto no espaço bidimensional utilizando esta técnica de trilateração é apresentada na equação 2.3 (CHEN et al., 2009).

$$(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 = d_i^2 \quad (2.3)$$

Novamente analisando-se a Figura 2.8 e aplicando-se a equação 2.3, têm-se então que x_i e y_i são as posições conhecidas de latitude e longitude dos pontos conhecidos (*landmarks*) e suas respectivas distâncias em relação ao ponto de interesse representados por d_i^2 .

Para um conjunto de pontos conhecidos, a equação 2.3 pode ser reescrita na equação 2.4 e apresentada na forma da equação 2.5.

$$\begin{bmatrix} (d_1^2 - d_2^2) + (x_2^2 + y_2^2 - x_1^2 - y_1^2) \\ (d_1^2 - d_3^2) + (x_3^2 + y_3^2 - x_1^2 - y_1^2) \\ \vdots \\ (d_1^2 - d_n^2) + (x_n^2 + y_n^2 - x_1^2 - y_1^2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2(x_2 - x_1) & 2(y_2 - y_1) \\ 2(x_3 - x_1) & 2(y_3 - y_1) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_n - x_1) & 2(y_n - y_1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$$b = A \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Em que os pontos \mathbf{x}_p e \mathbf{y}_p são a latitude e a longitude do ponto de interesse, e podem ser obtidos por meio da equação 2.6.

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} * (A^T b) \quad (2.6)$$

2.2.4 Modelos que relacionam a distância em função do sinal RSSI

Tendo em vista a estimativa da localização, a distância relativa entre um transmissor e um receptor de rádio frequência, buscou-se na literatura, modelos que tivessem como entrada o valor da potência do sinal de RSSI. Desta forma, foi possível encontrar três modelos que atendiam a esta característica e que são muito utilizados por vários pesquisadores.

Analisando os três modelos de forma mais detalhada, observou-se que além de receberem como entrada o valor da potência do sinal de RSSI, ambos possuem em comum um coeficiente de perda de potência. Este coeficiente é responsável em equalizar o modelo, a fim de estimar a distância relativa entre o transmissor e um receptor nos mais diferentes tipos de ambientes.

Conforme foi apresentado anteriormente, e justificado através da utilização do coeficiente de perda de potência, um sinal de rádio frequência pode ser afetado por diversos fatores, como por exemplo: espelhamento, reflexão e difração (RAPPAPORT et al., 1996). A modelagem do sinal em ambientes externos e internos sofre esses efeitos. Os modelos mais comuns apresentados na literatura para se estimar a localização são classificados em dois grupos: baseados em alcance e baseados em espaço aberto (MARRÓN; KARNOUSKOS; MINDER, 2010).

Abaixo será apresentada a Tabela 2.1, contendo uma lista de trabalhos relacionados aos modelos que foram pesquisados.

Tabela 2.1 – Classificação dos trabalhos relacionados

Ano	Modelo	Artigo
1984	Modelo 2	(COX; MURRAY; NORRIS, 1984)
1992	Modelo 2	(SEIDEL; RAPPAPORT, 1992)
Continua na próxima página		

Tabela 2.1 – Continuação da página anterior

Ano	Modelo	Artigo
1994	Modelo 3	(SONG, 1994)
2000	Modelo 2	(BAHL; PADMANABHAN, 2000)
2001	Modelo 3	(PATWARI; O'DEA; WANG, 2001)
2002	Modelo 2	(PRASITHSANGAREE; KRISHNAMURTHY; CHRYSANTHIS, 2002)
2003	Modelo 3	(PATWARI et al., 2003)
2005	Modelo 3	(PATWARI et al., 2005)
2007	Modelo 2	(KUROSE; ROSS, 2007), (CHUNG et al., 2007), (INSTRUMENTS, 2007)
2008	Modelo 1	(FARAHANI, 2008)
2008	Modelo 2	(CHOI; NAM; CHOI, 2008), (GISLASON, 2008)
2008	Modelo 3	(ZANCA et al., 2008)
2009	Modelo 2	(PARAMESWARAN et al., 2009), (YANG; CHEN, 2009)
2009	Modelo 3	(MENEGATTI et al., 2009)
2010	Modelo 1	(SHIH; MARRÓN, 2010)
2010	Modelo 2	(XU et al., 2010), (GOLDONI et al., 2010)
2013	Modelo 2	(ADEWUMI; DJOUANI; KURIEN, 2013)
2015	Modelo 2	(BELLECIERI; JABOUR; JABOUR, 2016)

A seguir serão apresentados os três modelos, acompanhados de uma análise de seus resultados na literatura.

2.2.4.1 Modelo 1 - COLA

O sinal de RSSI apresenta variações no sinal que podem afetar a estimativa da localização (RAPPAPORT et al., 1996). Esta variação impacta o cálculo da distância entre o transmissor e o receptor. Uma medida de distância confiável é fundamental para a técnica de trilateração.

Nesse sentido, conforme é apresentado na equação 2.7 (GRACIOLI et al., 2011), para a estimativa da distância, o Modelo 1 considera a potência do sinal recebido, a sensibilidade do receptor, a potência da saída do transmissor, a frequência do sinal e a propagação do sinal no ambiente.

$$rssi = P_0 - 10 * 2 * \log_{10}(f) - 10 * 2 * \log_{10}(d) + 27.56 \quad (2.7)$$

Em que:

rssi - medição da potência presente num sinal de rádio recebido;

P₀ - valor da intensidade do sinal onde o sensor transmissor está instalado;

f - frequência em MHz do sinal;

d - distância em metros do transmissor;

27.56 - constante de degradação do sinal de rádio frequência (SEIDEL; RAPPAPORT, 1992).

Outra versão desta relação é apresentada na equação 2.8, na qual a degradação do sinal é diferente da equação 2.7, a fim de contemplar ambientes internos e externos.

$$rssi = P_0 - 10 * n * \log_{10}(f) - 10 * n * \log_{10}(d) + 30 * n - 32.44 \quad (2.8)$$

Em que o parâmetro **n** representa o coeficiente de perda de potência para diferentes tipos de ambientes. Ainda na equação 2.8, a constante de degradação do sinal é alterada para considerar as variações do parâmetro **n**. A distância pode ser obtida pela equação 2.9.

$$d = 10^{[(P_0 - F_m - rssi - 10 * n * \log_{10}(f) + 30 * n - 32.44) / 10 * n]} \quad (2.9)$$

Em que:

d - distância entre o transmissor e o receptor;

F_m - Fade Margin: é a diferença entre a intensidade do sinal recebido e a intensidade mínima do sinal, determinada pelo fabricante para operação confiável;

n - coeficiente de perda de potência para diferentes tipos de ambientes;

P₀ - valor da intensidade do sinal onde o sensor transmissor está instalado;

rssi - medição da potência presente num sinal de rádio recebido;

f - frequência em MHz.

2.2.4.2 Modelo 2 - Distância de calibração fixa

A estimativa de posição pode ser obtida por meio do sinal rádio frequência. Este sinal pode ser modelado tendo em vista a relação entre o valor do RSSI (expresso em dBm) com a distância entre o transmissor e o receptor (GOLDONI et al., 2010). A análise da potência do sinal é dada pela equação 2.10.

$$P_{SR} = P_{ST} \frac{G_{ST} * G_{SR} * \lambda^2}{(4\pi)^2 * d^n} \quad (2.10)$$

Em que:

P_{ST} - (expresso em Watt): potência do sinal transmitido;

P_{SR} - (expresso em Watt): potência do sinal recebido;

G_{ST} - o ganho da antena do sensor transmissor;

G_{SR} - o ganho da antena do sensor receptor;

λ - o comprimento da onda do sinal;

d - distância em metros do transmissor;

n - coeficiente de perda de potência para diferentes tipos de ambientes.

A conversão da saída da equação 2.10 de Watt para dBm é obtida na equação 2.11 (GOLDONI et al., 2010), e a potência do sinal de RSSI na equação 2.12, desde que o sistema seja calibrado com uma distância de 1 metro entre o transmissor e o receptor. Respeitando-se esta restrição e a constante de propagação compatível com o ambiente (interno ou externo), a distância é obtida na equação 2.13.

$$P[dBm] = 10 * \log_{10}(P[W] * 10^3) \quad (2.11)$$

$$rssi = -(10 * n * \log_{10}d + P_0) \quad (2.12)$$

$$d = 10^{-\frac{rssi + P_0}{10 * n}} \quad (2.13)$$

Em que:

d - distância em metros do transmissor;

rssi - medição da potência presente num sinal de rádio recebido;

P₀ - RSSI calibrado com uma distância de 1 metro entre o transmissor e o receptor;

n - coeficiente de perda de potência para diferentes tipos de ambientes.

2.2.4.3 Modelo 3 - Distância de calibração variável

O Modelo 3 é semelhante ao Modelo 2, exceto pelo fato do processo de calibração não estar limitado a uma distância de referência de 1 metro. Tendo em vista o conjunto de fatores que podem afetar o sinal recebido, que decresce proporcional a **dⁿ**, em que **d** é a distância entre o sensor transmissor e o sensor receptor. A variável **n** representa o expoente de perda de trajetória. A distância entre o sensor transmissor e o sensor receptor é calculada na equação 2.14, que pode ser simplificada na equação 2.15 (PATWARI et al., 2005).

$$rss_i = P_0 - 10 * n * \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) \quad (2.14)$$

$$d = d_0 * 10^{\frac{P_0 - rss_i}{10 * n}} \quad (2.15)$$

Em que:

d - distância entre o transmissor e receptor;

rssi - medição da potência presente num sinal de rádio recebido;

d₀ - distância de referência;

P₀ - potência do sinal em dBm medido para a distância de referência **d₀**;

n - coeficiente de perda de potência para diferentes tipos de ambientes.

Nesta seção, foram apresentados os três principais tipos de modelos aplicados para a obtenção da distância em relação ao sinal RSSI. Como forma de avaliar o comportamento de cada modelo dentro do processo de localização, no Capítulo 4 será descrito como cada modelo foi utilizado. Pode-se perceber que cada modelo apresentado possui alguns parâmetros que contribuem ou não para uma boa estimativa dos valores de distância em função do ambiente

onde o sistema esteja atuando. Para não comprometer a forma de análise de desempenho desses modelos, foi, então, aplicado um processo de otimização para que se pudesse, com relação à cada tipo de cenário estudado, obter os parâmetros ótimos que resultarão na melhor estimativa de posicionamento, aplicando um dos dados modelos. A seguir, no Capítulo 3 apresenta-se a técnica que foi utilizada para a realização desta etapa do trabalho.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, complementa-se a teoria utilizada neste trabalho com as ferramentas necessárias para seu perfeito desenvolvimento.

3.1 Otimização por Enxame de Partículas

A técnica conhecida como otimização por enxame de partículas (PSO), ou no inglês *Particle Swarm Optimization* é um método heurístico capaz de resolver de forma genérica os problemas de otimização, baseando-se no comportamento social dos indivíduos por meio de competições e cooperações entre os mesmos (KENNEDY; EBERHART, 1995). Esta técnica foi inspirada observando o comportamento de algumas espécies de pássaros na natureza. Logo este tipo de algoritmo visa a solução de problemas por otimização inspirados na natureza (KENNEDY; EBERHART, 1995; SHI; EBERHART, 1998; KENNEDY et al., 2001; CUI; ZENG; SUN, 2006).

O algoritmo PSO tem sido muito utilizado devido a sua capacidade de processamento, simplicidade de implementação e sua eficiência. Outro fator muito importante é que o algoritmo PSO necessita de um menor esforço computacional se comparado com outros algoritmos como, por exemplo, qualquer meta-heurística baseada em população (MPB), seja o Algoritmo Genético (AG) ou Algoritmo Evolucionário (AE) (KENNEDY; EBERHART, 1995; SHI, 2004; DOMINGOS; SCHIRRU; PEREIRA, 2006; POLI; KENNEDY; BLACKWELL, 2007; CLERC, 2006; KENNEDY, 2011).

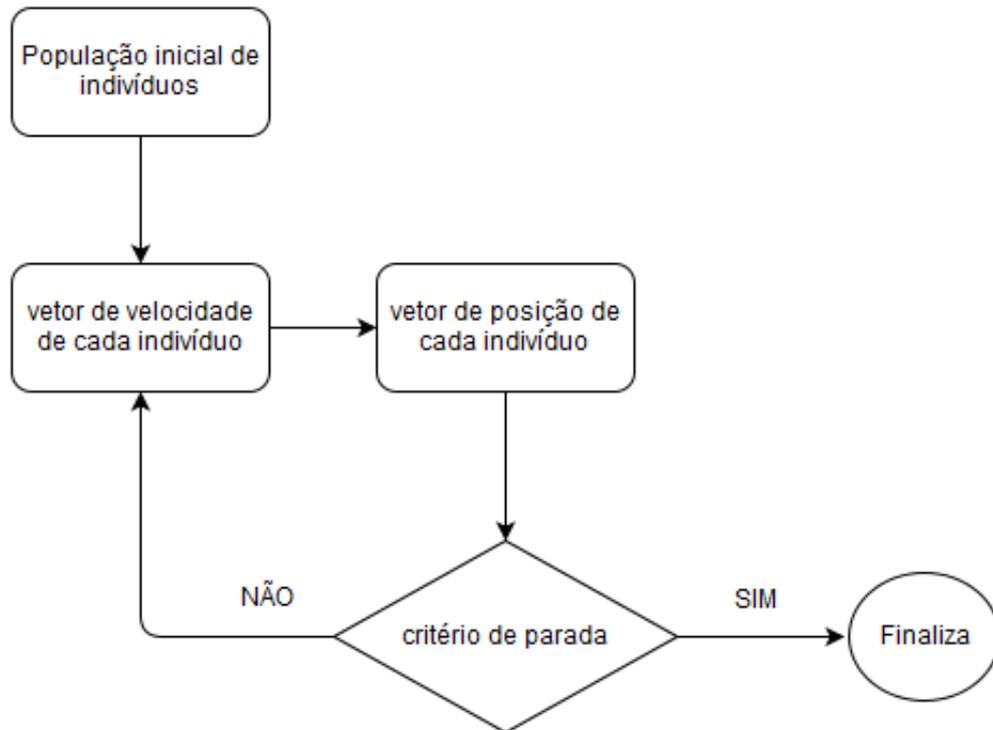
Para Millonas (1994), o PSO pode ser definido como um conjunto de indivíduos que proveem uma interação entre si, por meio de um comportamento global, buscando desta forma uma solução para problemas distribuídos. Assim pode-se considerar que a ideia principal desse algoritmo está focada na evolução da população em direção ao ótimo.

A Evolução da população se dá por interação entre os indivíduos. Isso ocorre de duas formas distintas. A primeira é a forma direta, em que cada indivíduo interage com o seu vizinho mais próximo. A segunda, por meio de forma indireta, cada indivíduo efetua a troca de informações com os seus vizinhos mais distantes. Seja qual for a forma escolhida, normalmente cada indivíduo se utiliza da sua própria experiência e da experiência do grupo (SETTLES, 2005).

O algoritmo básico do PSO pode ser observado na Figura 3.1. Dada uma população inicial de indivíduos, o vetor de posição é atualizado a partir do vetor da velocidade de cada

indivíduo. Dessa forma, o algoritmo finaliza ao se atingir um dado critério especificado (KENNEDY; EBERHART, 1995).

Figura 3.1 – Fluxograma básico do PSO.



Fonte: Kennedy e Eberhart (1995)

O algoritmo PSO tem, na sua essência, uma população inicial de indivíduos ou partículas, em que cada partícula pode representar a melhor solução ou *fitness* para o problema. A partir da experiência de uma partícula e da cooperação com as outras da população, um ajuste de posição acontece no tempo. Este ajuste leva em consideração a melhor posição da partícula (busca local) e a melhor posição do conjunto de partículas (busca global) (KENNEDY; EBERHART, 1995; KENNEDY et al., 2001).

Cada partícula é tratada por dois vetores, o vetor de posição \mathbf{x}_k na equação 3.1, e o vetor de velocidade \mathbf{v}_k na equação 3.2.

$$x_k = [x_{k1}, x_{k2}, x_{k3}, \dots, x_{kn}] \quad (3.1)$$

$$v_k = [v_{k1}, v_{k2}, v_{k3}, \dots, v_{kn}] \quad (3.2)$$

Considerando as experiências de cada partícula, a sua melhor posição é dada pelo vetor \mathbf{Pbest}_k , na equação 3.3.

$$Pbest_k = [Pbest_{k1}, Pbest_{k2}, Pbest_{k3}, \dots, Pbest_{kn}] \quad (3.3)$$

A melhor posição dentre todas as partículas é obtida nas equações 3.4 e 3.5.

$$v_{k+1} = wv_k + c_1r_1(Pbest_k - x_k) + c_2r_2(Gbest - x_k) \quad (3.4)$$

$$x_{k+1} = x_k + v_k \quad (3.5)$$

Em que:

v_{k+1} - velocidade atualizada de cada partícula;

w - coeficiente de inércia;

v_k - velocidade atual da partícula k ;

x_k - posição atual da partícula k ;

c_1c_2 - constante de aceleração individual e global;

r_1r_2 - números aleatórios no intervalo $[0,1]$;

$Pbest_k$ - melhor posição conhecida da partícula k ;

$Gbest$ - melhor posição conhecida dentre todas partículas;

x_{k+1} - posição atualizada de cada partícula.

3.2 Cálculo de distância entre duas coordenadas: fórmula de Haversine

Como a estimação da posição para a localização é toda modelada levando em conta a trilateração e os modelos já apresentados para se obter a distância entre dois pontos no plano cartesiano, a determinação deste deve contemplar a questão dos pontos de GPS serem obtidos em coordenadas do globo terrestre, isto é, em um plano esférico. Logo a distância entre dois pontos com coordenadas geolocalizadas devem incluir em seus cálculos esse fator não planar. Vale lembrar que, para áreas menores, os pontos podem ser assumidos estarem no mesmo plano.

A distância entre dois pontos pode ser obtida por meio da fórmula de Haversine, muito utilizada em sistemas de navegação. A lei dos Haversines se baseia na trigonometria esférica,

que são relacionados com os ângulos de uma esfera (SINNOTT, 1984). A fórmula de Haversine é apresentada na equação 3.6 (CHOPDE; NICHAT, 2013).

$$d = 2r \sin^{-1} \left(\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\phi_2 - \phi_1}{2} \right) + \cos(\phi_1) \cos(\phi_2) \sin^2 \left(\frac{\psi_2 - \psi_1}{2} \right)} \right) \quad (3.6)$$

Em que:

d - distância entre duas coordenadas;

ϕ_1 e ϕ_2 - latitude dos pontos;

ψ_1 e ψ_2 - longitude dos pontos;

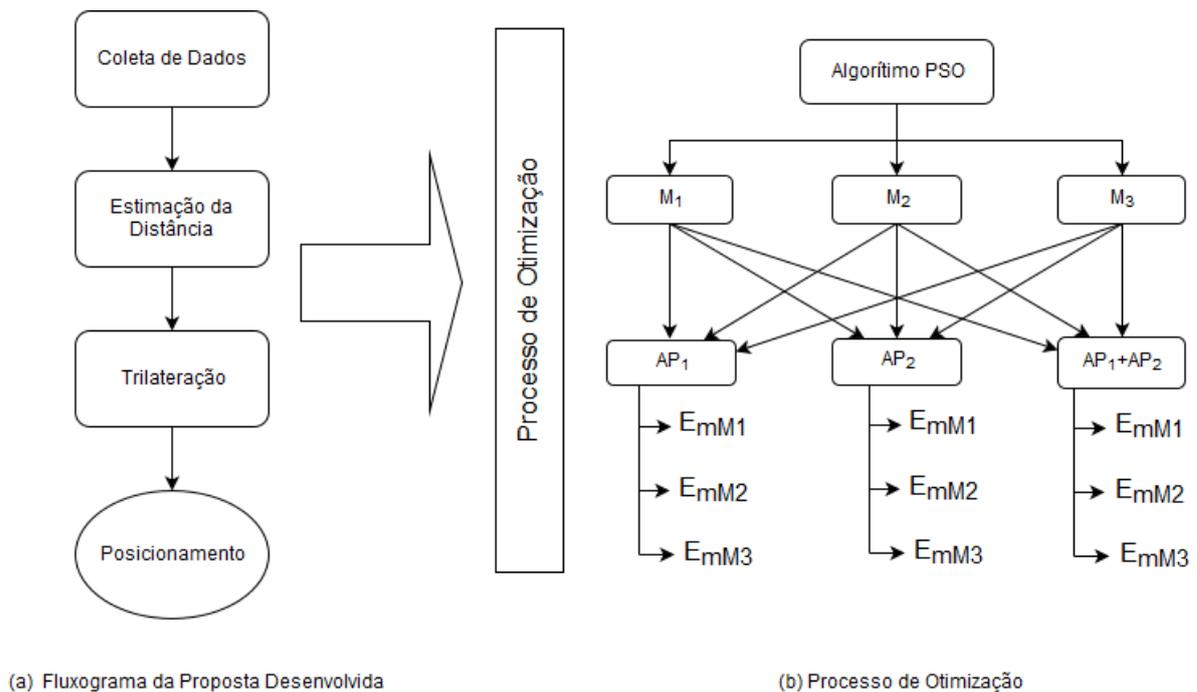
r - raio da terra.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo são avaliados por meio de experimentos os diferentes modelos para estimativa de distância entre dispositivos e localização apresentados nos capítulos anteriores. A fim de obter os parâmetros ótimos para cada um dos modelos estudados, considerando também os cenários específicos de testes, o algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO) foi utilizado. Os experimentos foram realizados em ambiente real e avaliados por meio da comparação com um sistema de posicionamento diferencial (*Real Time Kinematic* - RTK). A Figura 4.1 (a) apresenta o fluxograma de estimativa da localização. Na Figura 4.1 (b), o processo de otimização é representado, basicamente, pelo algoritmo PSO.

Os equipamentos utilizados nos experimentos foram: - *smartphone* motorola Moto G 3a edição turbo; - 2 roteadores TP-Link TL-WR841N 300Mbps com duas Antenas, sendo utilizados como sensores transmissor; - GPS real Spectra GNSS SP80.

Figura 4.1 – Proposta de método de localização baseado em informações de sensores sem fio.

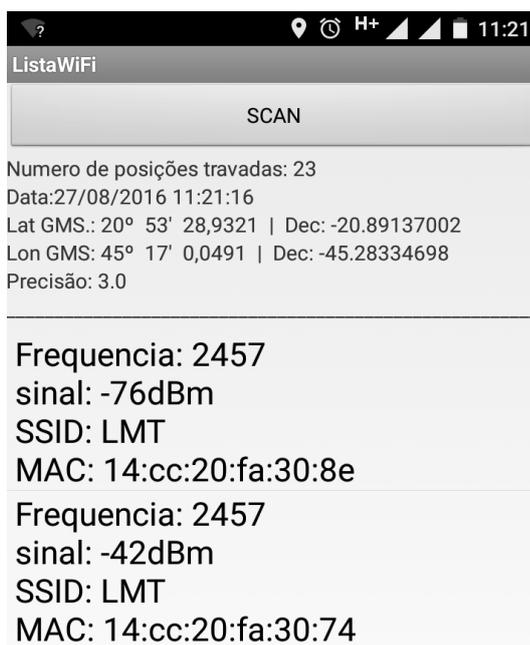


Fonte: Do autor (2017)

4.0.1 Aquisição de dados utilizando um smartphone com sistema Android embarcado

Para a aquisição de dados, um aplicativo baseado em Android e ilustrado na Figura 4.2 foi desenvolvido. Os dados de interesse são: latitude e longitude do sensor GPS; intensidade do sinal RSSI medido em dBm; timestamp; número MAC e SSID dos pontos de acesso observados.

Figura 4.2 – Aplicativo Android para aquisição de dados



Fonte: Do autor (2017)

Vale ressaltar, que os roteadores utilizados na coleta dos dados estavam configurados para emitir em frequências diferentes.

4.0.2 Estimativa da Distância

Como visto na Figura 4.3, para se obter a distância entre o ponto de acesso e o *smartphone*, cada um dos três modelos, respectivamente, apresentados nas equações 2.9, 2.13 e 2.15, foram utilizados.

Figura 4.3 – Cálculo de distância por sinal de RSSI



Fonte: Do autor (2017)

4.0.3 Trilateração

A trilateração segue os passos apresentados na seção 2.2.3, utilizando a equação 2.6. A saída deste sistema é a estimativa de posição com relação ao sensor transmissor do sinal RSSI.

4.1 Aplicação do Método de Otimização PSO

Nesta seção, será detalhado o procedimento realizado para o processo de otimização. Conforme demonstrado pela Figura 4.1, para se obter a estimação da localização, é necessário realizar a trilateração que, por sua vez, precisa das N-tuplas (x_i, y_i, d_i) de pontos formados pela sua posição e distância em relação ao ponto de interesse. Logo, a distância é obtida em função dos modelos paramétricos relacionados ao sinal RSSI. Neste sentido, o processo de otimização busca encontrar os parâmetros ótimos para cada modelo apresentado na seção 2.2.4.3, com o objetivo de dar um embasamento na avaliação de desempenho dos referidos modelos em seu “estado ótimo”.

O algoritmo PSO encontra-se implementado no *toolbox* de otimização do *software* Matlab. Neste sentido, o trabalho maior foi construir a função objetivo que avalia os indivíduos da população retornando um valor de *fitness* para cada um deles. No caso em questão, o valor de *fitness* é obtido por meio da diferença do ponto estimado com o ponto correto (RTK). Portanto, as subseções seguintes procuram explicar em detalhes esse processo.

4.1.1 Função Objetivo

A função objetivo minimiza o erro na equação 4.1.

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} J(\alpha) \quad (4.1)$$

O α é um vetor contendo os parâmetros a ser otimizado. Os parâmetros em α^* são os valores ótimos encontrados. A função $J(\alpha)$ foi definida pela equação 4.2.

$$J(\alpha) = \sqrt{\sum_i E_i(\alpha)^2} \mid \forall i \in \{APs\} \quad (4.2)$$

A equação 4.2 calcula o erro de distância com base na fórmula de Haversine apresentada na equação 3.6. Este erro pode ser obtido na equação 4.3.

$$E(\alpha) = D_{Haversine}(P_{RTK}, P_{estimado}) \quad (4.3)$$

Em que o primeiro é a coordenada de localização do ponto de interesse que foi extraída utilizando o RTK e representada pela modelização em 4.4. O segundo parâmetro é a estimativa

de posição que foi obtida por meio da trilateração, dada pela equação 4.5. O retorno desta equação é a distância entre as duas coordenadas informadas como parâmetros.

$$P_{RTK} = [\phi, \psi] \quad (4.4)$$

$$P_{estimado} = [\phi^e, \psi^e] = Trilateracao(V) \quad (4.5)$$

Na equação 4.5, **Trilaterao(V)** é definida pela equação 2.6. O conjunto N-tupla **V** é definido por $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_j | \forall j \in \mathbf{C}_p\}$, na qual cada tupla v_j está dentro do conjunto C_p .

Como apresentado de maneira breve anteriormente, a tupla \mathbf{v}_j é definida pela equação 4.6. Assim, uma tupla foi modelada passando a latitude (ϕ^e) e a longitude (ψ^e) dos pontos que foram medidos pelo GPS do *smartphone* e também a distância (d^{rssi}) que cada ponto se encontra do roteador (eq. 4.6).

$$v_j = [\phi_j^e, \psi_j^e, d_j^{rssi}] \quad (4.6)$$

Os resultados são obtidos na equação 4.7 para cada um dos três modelos estudados, tendo como entrada a intensidade do sinal em dBm obtida pelo aplicativo embarcado no *smartphone*.

$$d_j^{rssi} = Modelo_k(dBm, \alpha) \quad (4.7)$$

Neste ponto, a função objetivo foi definida para ser aplicada dentro do *toolbox* de otimização do Matlab. Vale ressaltar que existem neste caso, uma função objetivo para encontrar o erro de estimação para o roteador 1, outro para o roteador 2 e um terceiro unindo os dois roteadores. Não somente, para cada configuração, foram obtidos os parâmetros otimizados dos três modelos paramétricos.

4.1.2 Configuração do PSO em Matlab

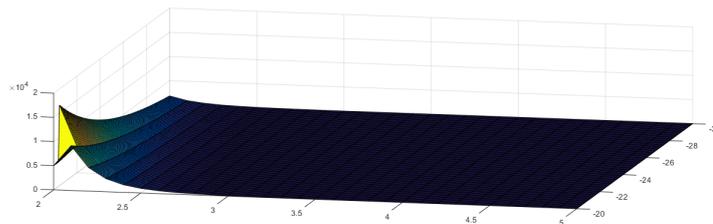
Para realizar o processo de otimização com o Matlab, foi preciso definir o espaço de busca para cada parâmetro em questão. Neste sentido, estipulou-se uma faixa de operação contemplando os limites inferior e superior dos parâmetros dos modelos. Esta especificação poder ser observada conforme demonstrado pela Tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Configuração do PSO

		Limites Inferiores	Limites Superiores
Modelo 1	p0	-50,0	-10,0
	n	0,5	10,0
	fm	0,0	100,0
Modelo 2	p0	-30,0	-20,0
	n	2,0	5,0
Modelo 3	d0	0,5	2,0
	p0	-50,0	-10,0
	n	0,5	10,0

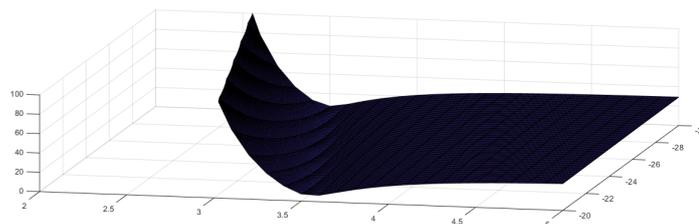
Fornecidas as especificações do espaço de busca para os modelos, a Figura 4.4 demonstra o espaço de busca para o modelo 2. No plano X,Y estão representados os parâmetros $p0$ e n e no eixo vertical o valor de *fitness*/erro em metros.

Figura 4.4 – Superfície de busca para o processo de otimização do Modelo 2, cenário 1 e AP1.

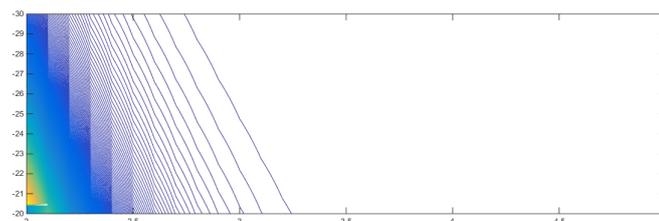


Fonte: Do autor (2017)

Figura 4.5 – Ampliação da região da superfície de busca para o processo de otimização do Modelo 2, cenário 1 e AP1 em (a) e sua curva de nível em (b).



(a)



(b)

Fonte: Do autor (2017)

4.1.3 Cenários de validação

O cenário 1, para validação de resultados, é apresentado na Figura 4.6. Observe que a coleta dos dados se concentrou apenas na área destacada em vermelho.

Figura 4.6 – Cenário 1: estacionamento de um colégio.



Fonte: Do autor (2017)

O cenário 2, para validação de resultados, é apresentado na Figura 4.7, e seguiu o mesmo princípio do cenário 1, em que a coleta dos dados se concentrou apenas na área destacada em vermelho. A escolha de dois cenários diferentes, deu-se pelo fato do cenário 1 estar localizado em uma área controlada, onde não possuía nenhum sinal de RSSI que pudesse interferir nos resultados. Já o cenário 2, foi justamente o oposto, a área escolhida foi um bairro residencial em que fosse possível identificar vários sinais de RSSI de outros roteadores presente na região da coleta dos dados.

Figura 4.7 – Cenário 2: área residencial.



Fonte: Do autor (2017)

A montagem dos equipamentos é apresentada na Figura 4.8, e contou com um receptor GNSS SP80 Spectra Precision (RTK) e roteadores TP-Link TL-WR841N 300Mbps montados em pontos estratégicos, conforme exemplo da Figura 4.9. O procedimento de configuração utilizado pelo RTK para início do levantamento, pode ser mais bem compreendido lendo o manual do referido equipamento (SPECTRA, 2017)

Figura 4.8 – Montagem dos equipamentos.



Fonte: Do autor (2017)

Após o término da montagem dos equipamentos, foi possível dar início à proposta desenvolvida, seguindo orientações do fluxograma presente na Figura 4.1 (a). Desta forma, a aquisição de dados para cada ponto de interesse foi realizada com o aplicativo embarcado no *smartphone* e, ao mesmo tempo, com o receptor RTK. A aquisição foi realizada de forma independente para cada um dos três cenários apresentados a seguir.

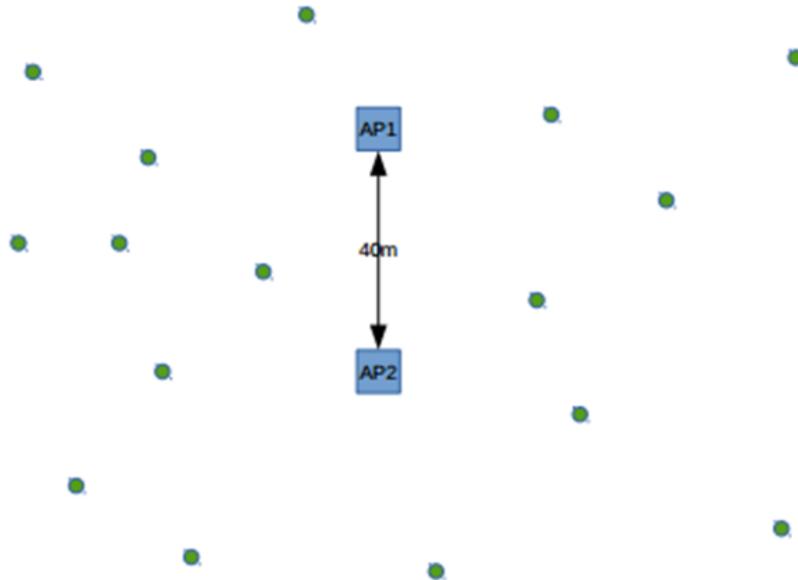
Contudo, para as figuras apresentadas a seguir, vale destacar a representação da posição dos pontos de acesso, no caso AP1 e AP2, em que lhes foram atribuídas latitudes e longitudes utilizando o receptor RTK. O mesmo ocorreu para todos os demais pontos adquiridos pelo sensor de GPS de baixo custo embarcado no *smartphone*, a fim de possuir uma validação posterior.

4.1.3.1 Cenário 1: captura de dados de forma aleatória

Para a primeira análise, tendo já obtidos todos os pontos de forma aleatória conforme apresenta a Figura 4.9. Os dados foram plotados no Google Earth ¹ conforme apresenta a Figura 4.10.

¹ Disponível em <<https://www.google.com.br/intl/pt-PT/earth/>>.

Figura 4.9 – Captura de dados de forma aleatória no Cenário 1.



Fonte: Do autor (2017)

Figura 4.10 – Mapa com as posições do GPS de baixo custo coletadas de forma aleatória no Cenário 1.



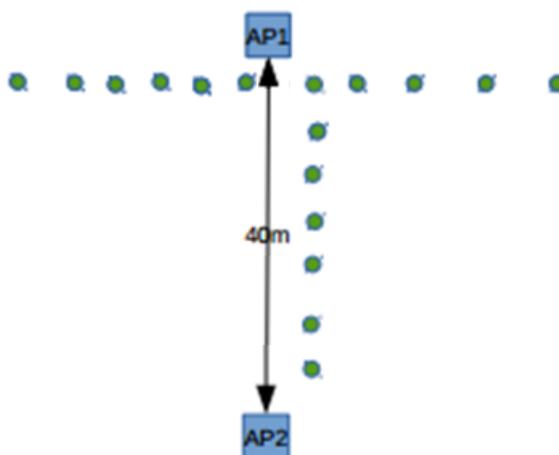
Fonte: Do autor (2017)

4.1.3.2 Cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear

Para a segunda análise, dados foram adquiridos seguindo um padrão linear a partir da reprodução de uma caminhada realizada por um pedestre em dois casos específicos conforme apresenta a Figura 4.11: (i) pedestre passando ao lado do AP1; (ii) pedestre iniciando no AP1

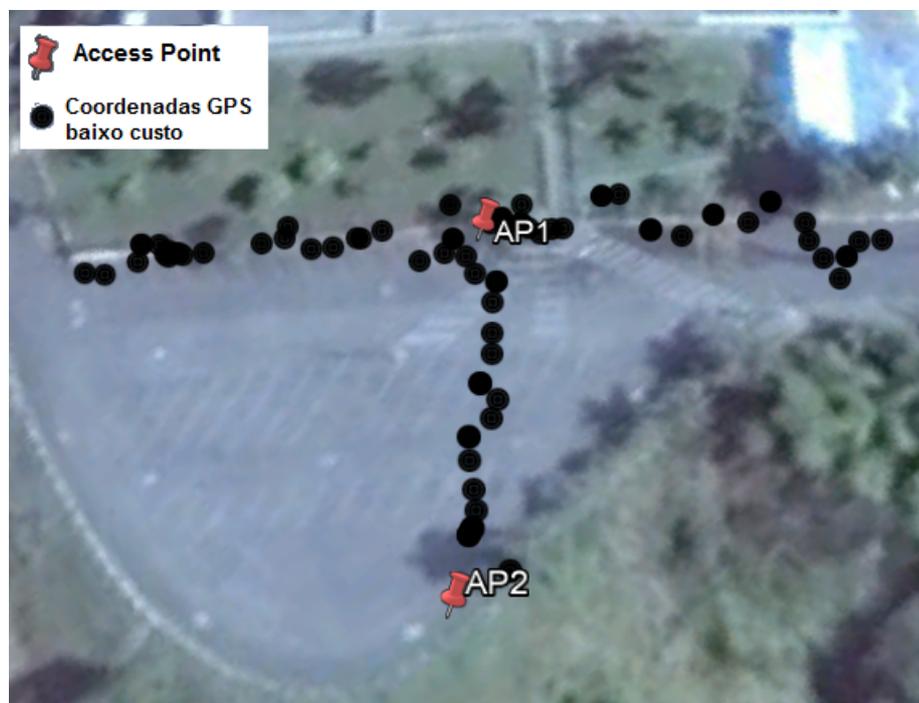
seguindo em linha reta até o AP2. Os dados foram plotados no Google Earth ² conforme apresenta a Figura 4.12.

Figura 4.11 – Captura de dados seguindo padrão linear no Cenário 1.



Fonte: Do autor (2017)

Figura 4.12 – Mapa com as posições do GPS de baixo custo coletadas seguindo padrão linear no Cenário 1.



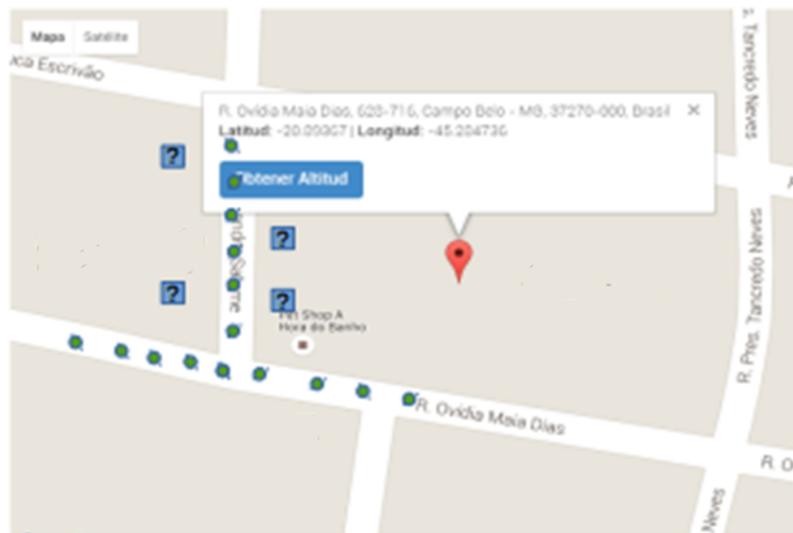
Fonte: Do autor (2017)

² Disponível em <<https://www.google.com.br/intl/pt-PT/earth/>>.

4.1.3.3 Cenário 2: captura de dados com interferências externas

Neste novo cenário, diferente dos cenários anteriores, os dados foram adquiridos em ambiente com interferência de sinais emitidos por outros pontos de acesso. O objetivo foi observar a interferência de pontos de acesso nas imediações de um ponto de acesso específico. Os testes foram realizados em ambiente aberto, conforme apresentado na Figura 4.13. Os dados foram plotados no Google Earth ³ conforme apresenta a Figura 4.14.

Figura 4.13 – Captura de dados com interferências externas no Cenário 2.



Fonte: Do autor (2017)

Figura 4.14 – Mapa com as posições do GPS de baixo custo coletadas seguindo padrão linear no Cenário 2.



Fonte: Do autor (2017)

³ Disponível em <<https://www.google.com.br/intl/pt-PT/earth/>>.

5 RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS

Este capítulo, apresenta os resultados e a eficiência de cada modelo utilizado, conforme a metodologia apresentada no capítulo 4. Para tal, são descritos os resultados obtidos separados por cenários. Para cada um dos cenários estudados, será apresentado um conjunto de gráficos obtidos para cada modelo utilizado, bem como tabelas com os valores recolhidos, calculados e otimizados, utilizando o algoritmo PSO.

As análises serão sempre separadas em três gráficos, sendo:

AP1 - Processo de otimização do PSO, utilizando apenas o sinal de RSSI do AP1;

AP2 - Processo de otimização do PSO, utilizando apenas o sinal de RSSI do AP2;

AP1+AP2 - Processo de otimização do PSO, utilizando os sinais de RSSI do AP1 e do AP2 simultaneamente.

Todas as análises foram feitas utilizando a função objetivo detalhada na seção 4.1.1, tendo o erro mínimo encontrado utilizando a equação 4.2.

5.1 Análise de estimação da Localização para o Cenário 1: captura de dados de forma aleatória

Nesta seção, serão apresentados todos os resultados encontrados para o cenário 1, onde a captura de dados ocorreu de forma aleatória, o qual teve seu *layout* melhor detalhado na seção 4.1.3. Conforme observado na Figura 5.1, os gráficos apresentam a minimização do erro para cada modelo, baseado na informação de posicionamento extraída do RTK.

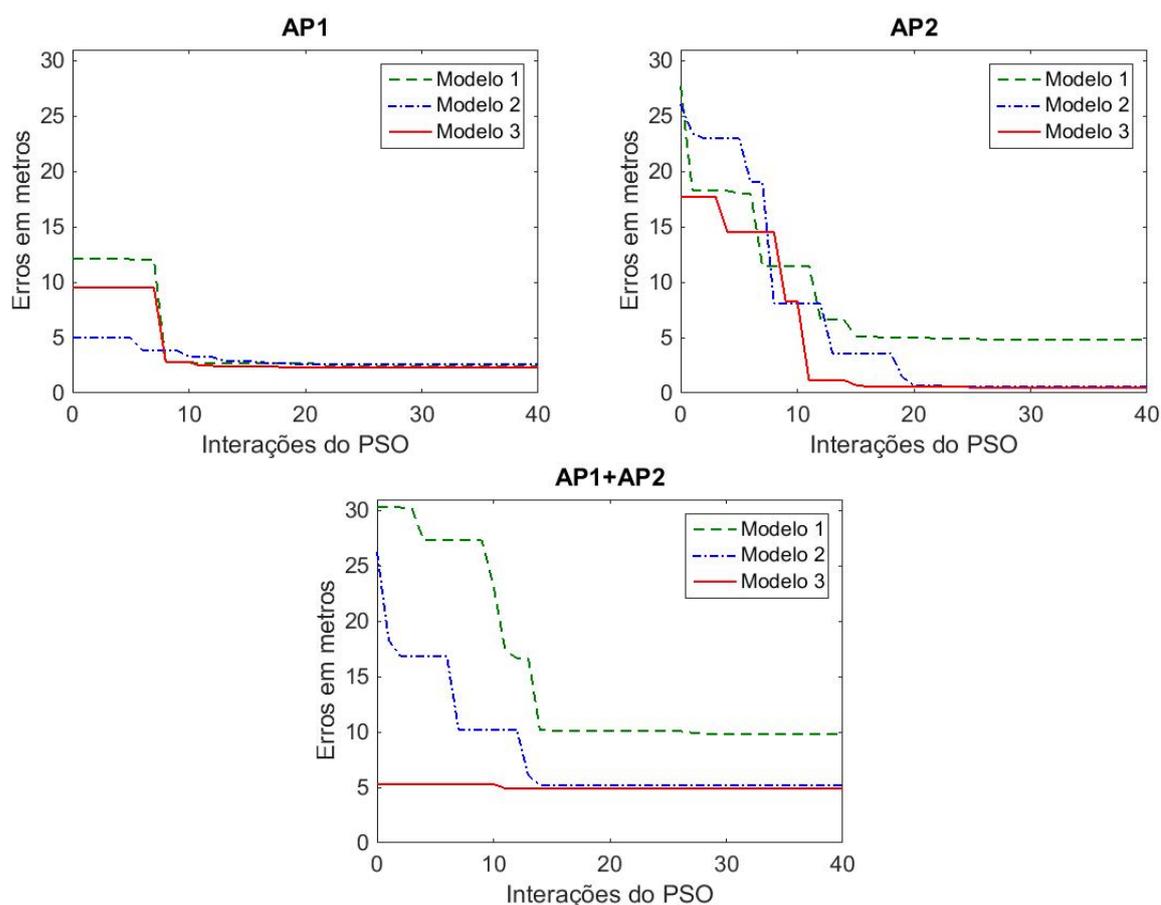
Na Figura 5.1, ao comparar os valores iniciais dos erros em metros, nota-se que o gráfico responsável pelo **AP1** apresenta valores de erros menores que os valores apresentados no gráfico do **AP2**, da mesma forma quando se obtém os valores simultâneos para os dois pontos de acessos como se observa no gráfico **AP1+AP2**. Os valores iniciais são representados pela população informada ao algoritmo PSO com valores aleatórios, e mesmo que os valores tenham sido os mesmos para ambos os modelos, a divergência nos resultados pode ser correlacionada aos valores de dBm capturados pelo *smathphone* ao armazenar cada ponto.

Analisando o gráfico do **AP1**, fica claro que o algoritmo PSO conseguiu otimizar os valores com menos de 10 interações. Também é possível perceber que os três modelos obtiveram resultados muito próximos ao final do processo de otimização, diferente do que é apresentado

no gráfico do **AP2**. Para este, foi necessário mais de 20 interações para se obter a otimização dos valores, mais próximos para os modelos 2 e 3. Já o modelo 1 não conseguiu aproximar dos valores encontrados pelos demais modelos, assim descartando a sua utilização para este caso.

Para o **AP1+AP2**, nota-se que o modelo 3 se destaca logo no início, atingindo o menor valor inicial. Possivelmente devido à população inicial do PSO ter sido inicializada com valores próximos ao ideal. Observando os modelos 1 e 2, os valores iniciais foram superiores quando comparados ao gráfico do **AP1** e **AP2**. O algoritmo do PSO necessitou de pouco mais de 10 interações para se estabilizar. Após a estabilização do PSO, é possível perceber os mesmos resultados encontrados no gráfico do **AP2**, onde os modelos 2 e 3 obtiveram valores muito próximos no final do processo de otimização, enquanto para o modelo 1, a otimização não foi satisfatória.

Figura 5.1 – Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para o Cenário 1: captura de dados de forma aleatória.



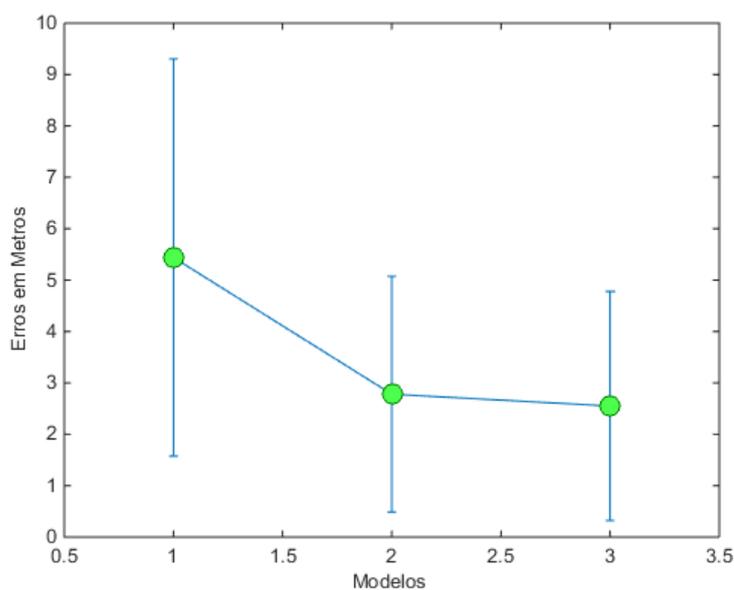
A Tabela 5.1 apresenta os valores ótimos obtidos por meio do algoritmo PSO, em função da Figura 5.1. Esta tabela apresenta, também, o **Best Fitness**, que representa o menor erro de distância em metros ao executar cada modelo com os seus respectivos parâmetros ótimos.

Tabela 5.1 – Valores ótimos obtidos pelo PSO no Cenário 1: captura de dados de forma aleatória

		AP1	AP2	AP1+AP2	Média
Modelo 1	p0	-35,623	-20,000	-10,000	
	n	0,5000	1,4557	1,7615	
	fm	0,5875	0,1	3,2659	
	<i>Best Fitness</i>	2,39	4,16	9,79	5,44
Modelo 2	p0	-20,000	-20,244	-10,003	
	n	3,3002	3,5598	4,105	
	<i>Best Fitness</i>	2,55	0,61	5,18	2,78
Modelo 3	d0	2,0	0,8297	1,3253	
	p0	-20,0160	-20,0000	-11,0884	
	n	3,9819	3,4204	4,333	
	<i>Best Fitness</i>	2,26	0,48	4,91	2,55

Ao se analisar os dados do modelo 1 fica evidente que houve uma diferença quando comparados aos resultados dos modelos 2 e 3, que obtiveram valores próximos tanto para o *Best Fitness* quanto para os parâmetros ótimos. Isso se deve ao fato das equações dos modelos 2 e 3 serem semelhantes. Conforme apresentado na Tabela 5.1, e melhor evidenciado na Figura 5.2, pode-se notar que, pela média encontrada, o modelo 3 destaca-se como o melhor modelo capaz de estimar a distância para os experimentos adquiridos para este cenário.

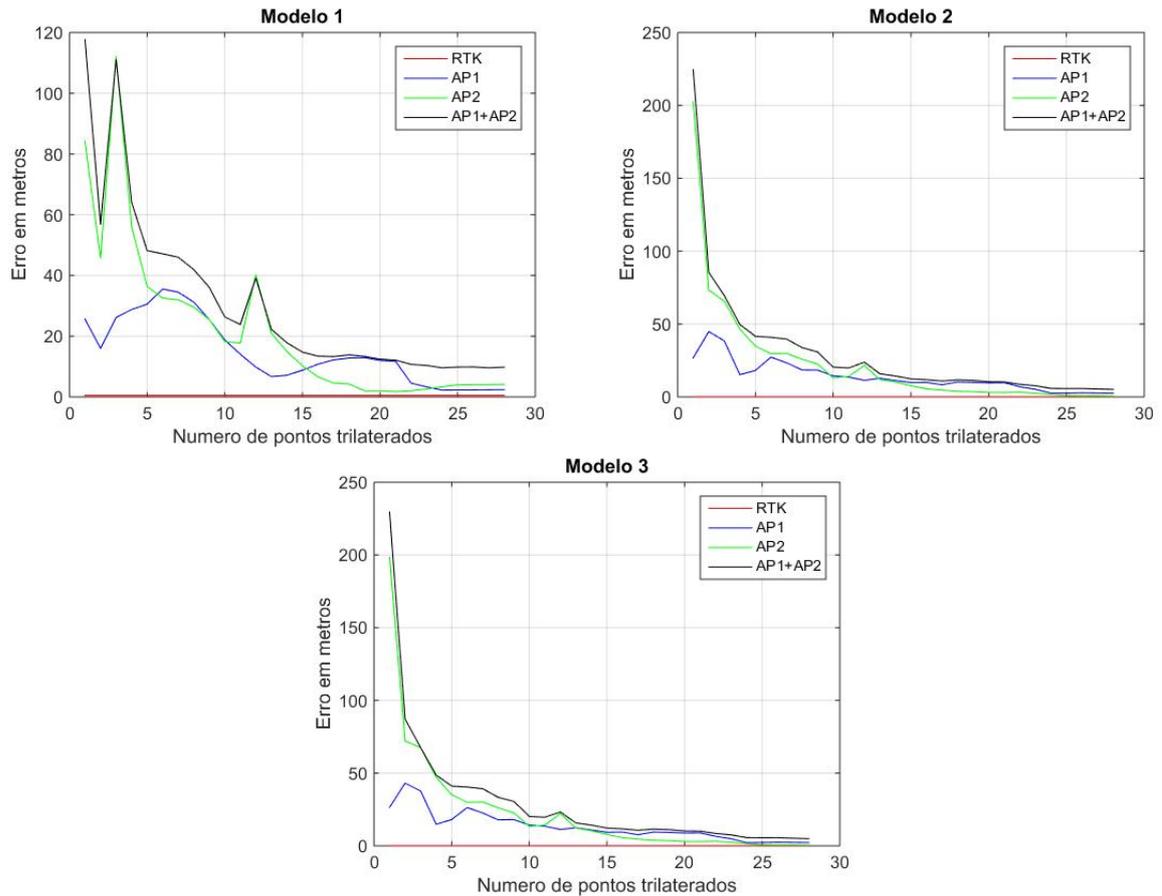
Figura 5.2 – Resultados dos modelos aplicados ao Cenário 1: captura de dados de forma aleatória.



A Figura 5.3 apresenta a projeção para cada modelo estudado e aplicado ao cenário que está sendo estudado, considerando a trilateração sendo executada ponto a ponto, utilizando os dados seguindo a ordem que foram capturados.

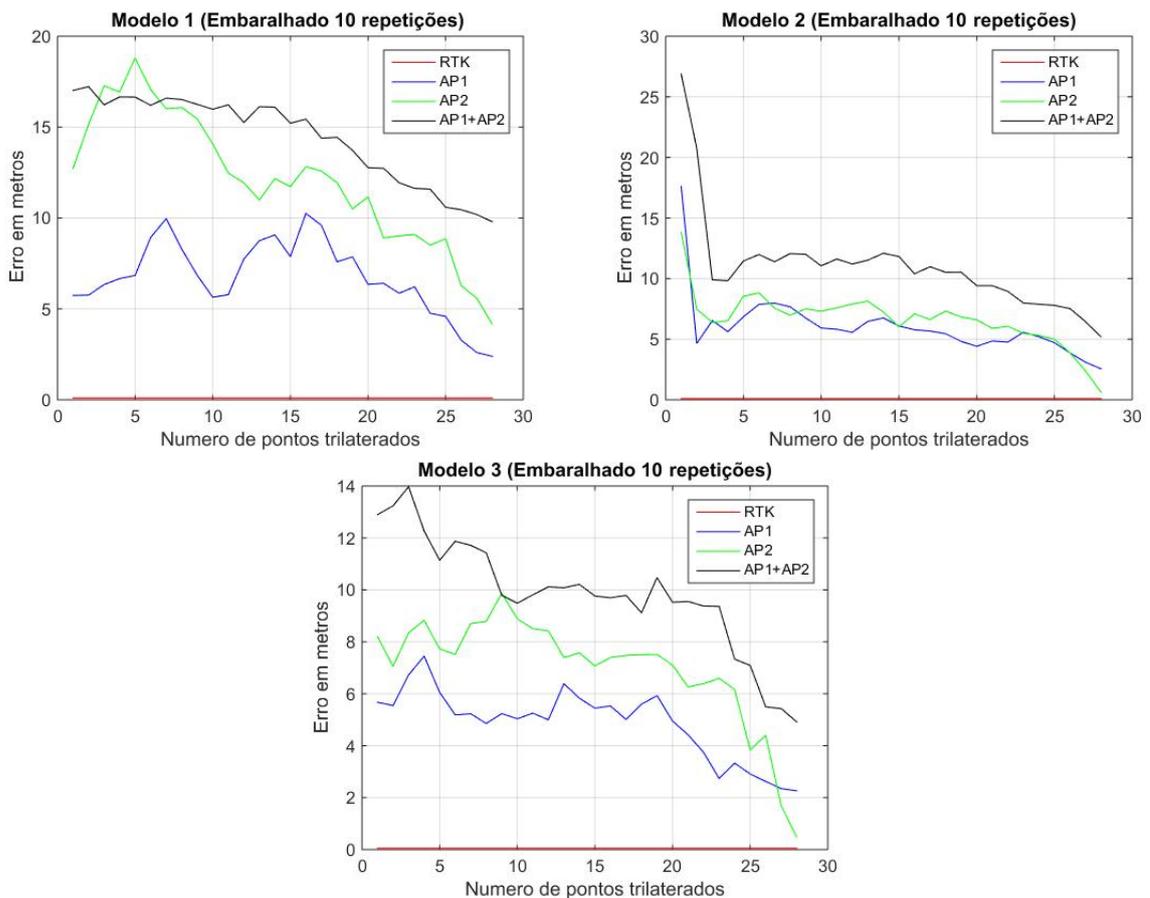
Conforme apresentado na Figura 5.3, é possível observar alguns picos que não estão contribuindo para a otimização. Possivelmente esse distúrbio é decorrente de pontos que não contribuem para a minimização do erro. Como forma de verificar este erro de uma maneira mais confiável, sorteou-se os pontos aleatoriamente e baseado na Figura 5.4 é possível perceber os resultados deste processo.

Figura 5.3 – Projeção da trilateração de 3 a 28 pontos.



Analisando a Figura 5.4, conclui-se que mesmo com o processo aleatório de trilateração entre os pontos, que foram rodados 10 vezes e obtido a média, ainda é visível a ocorrência do distúrbio encontrado na Figura 5.3. Isto confirma que existem pontos que não contribuem para a minimização do erro. Conclui-se, também, que não é necessariamente necessário um número de 28 pontos, conforme ilustrado na Figura 5.4, para se obter com os parâmetros ótimos uma estimativa da posição satisfatória.

Figura 5.4 – Projeção da trilateração de 3 a 28 pontos com dados embaralhados em um ciclo de 10 repetições.



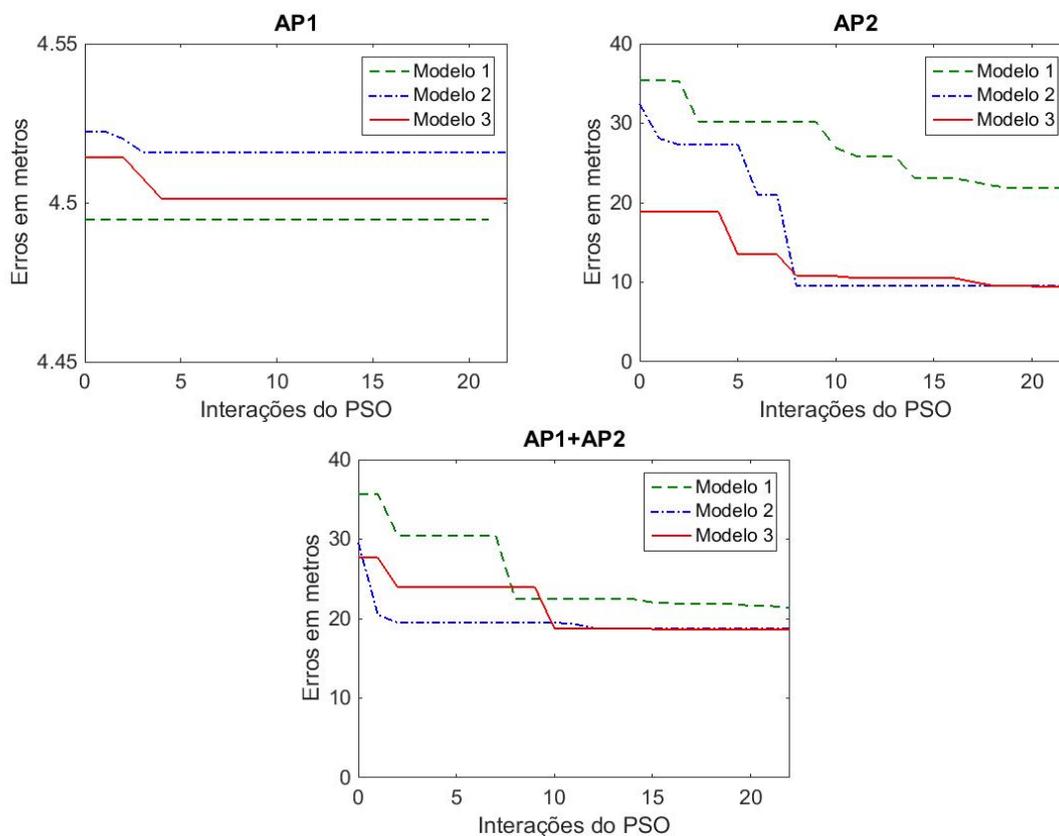
5.2 Análise de estimação da Localização para o Cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear

As análises para o cenário 1, onde a captura de dados seguiu o padrão linear, e seguem as mesmas orientações aplicadas ao cenário anterior, tendo a Figura 5.5 como o resultado da minimização do erro para cada modelo, baseado na informação de posicionamento extraída do RTK. Nesta Figura 5.5, a diferença de resultados entre os modelos fica evidenciada. Se comparados aos resultados apresentados na Seção 5.1, desta vez o modelo 1 se sobressaiu como o modelo que obteve o menor erro. No entanto, também é possível identificar que o PSO não otimizou os resultados apresentados para este modelo inicialmente. Nota-se também que para os modelos 2 e 3, o algoritmo PSO executou menos de cinco interações para encontrar o menor erro. Ainda no gráfico do **AP1** tem-se que o PSO não conseguiu uma grande otimização para nenhum dos modelos, uma vez, que a diferença entre os valores iniciais e o menor erro encontrado não passou de uma pequena variação.

Já no gráfico do **AP2**, é possível notar uma diferença maior se comparado ao gráfico do **AP2** da seção 5.1, uma vez que os valores iniciais para cada modelo foram superiores. Analisando o comportamento do algoritmo PSO, vemos que o modelo 1 mais uma vez se destacou negativamente ao tentar minimizar os erros. O referido modelo fez o uso próximo de 20 interações e mesmo assim o seu menor erro encontrado ficou muito superior aos erros encontrados nos modelos 2 e 3. Agora para o modelo 2, o PSO necessitou de menos de 10 interações para se estabilizar. Para o modelo 3, mesmo utilizando mais interações, foi possível garantir, mesmo que por uma pequena diferença, que o modelo 3 se destacasse como sendo o modelo que encontrou o menor erro.

Analisando o gráfico do **AP1+AP2**, observa-se que os valores iniciais foram semelhantes aos apresentados no gráfico do **AP2**. A otimização por parte do algoritmo PSO para o modelo 1 se estabilizou com 15 interações. Porém, mais uma vez este modelo não foi o que melhor se destacou ao encontrar o menor erro. O modelo 2 teve um pico na otimização próximo de 3 interações, se mantendo constante até 13 interações, quando se estabilizou. O modelo 3, semelhante ao modelo 2, se estabilizou com 11 interações e por uma pequena diferença mais uma vez foi o modelo que se destacou como o mais estável entre os três modelos, levando em conta este cenário 2.

Figura 5.5 – Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para o Cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear.



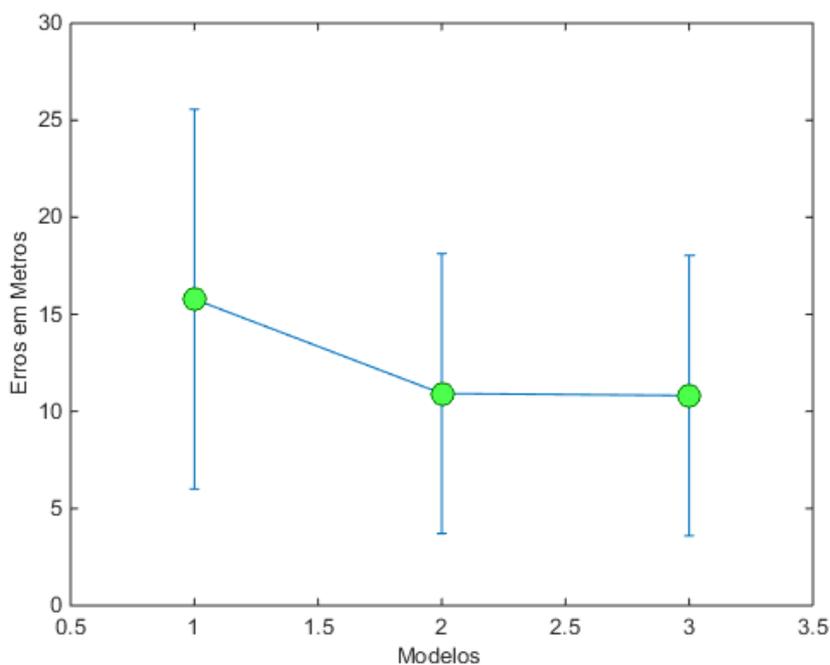
A Tabela 5.2 apresenta os valores ótimos obtidos por meio do algoritmo PSO, em função da Figura 5.5. São apresentados as informações dos parâmetros ótimos para cada modelo, bem como o *Best Fitness* que representa o menor erro de distância em metros ao executar cada modelo com os seus respectivos parâmetros ótimos.

Tabela 5.2 – Valores ótimos obtidos pelo PSO no Cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear.

		AP1	AP2	AP1+AP2	Média
Modelo 1	p0	-25,558	-20,000	-10,0	
	n	1,9973	1,5722	2,0478	
	fm	65,6085	0,1	0,0	
	<i>Best Fitness</i>	4,49	21,50	21,36	15,78
Modelo 2	p0	-50,000	-20,000	-10,000	
	n	9,7294	3,7277	4,4031	
	<i>Best Fitness</i>	4,52	9,51	18,73	10,92
Modelo 3	d0	0,5	1,2519	2,000	
	p0	-43,3606	-22,0702	-13,089	
	n	10,0	3,8165	5,129	
	<i>Best Fitness</i>	4,50	9,27	18,69	10,82

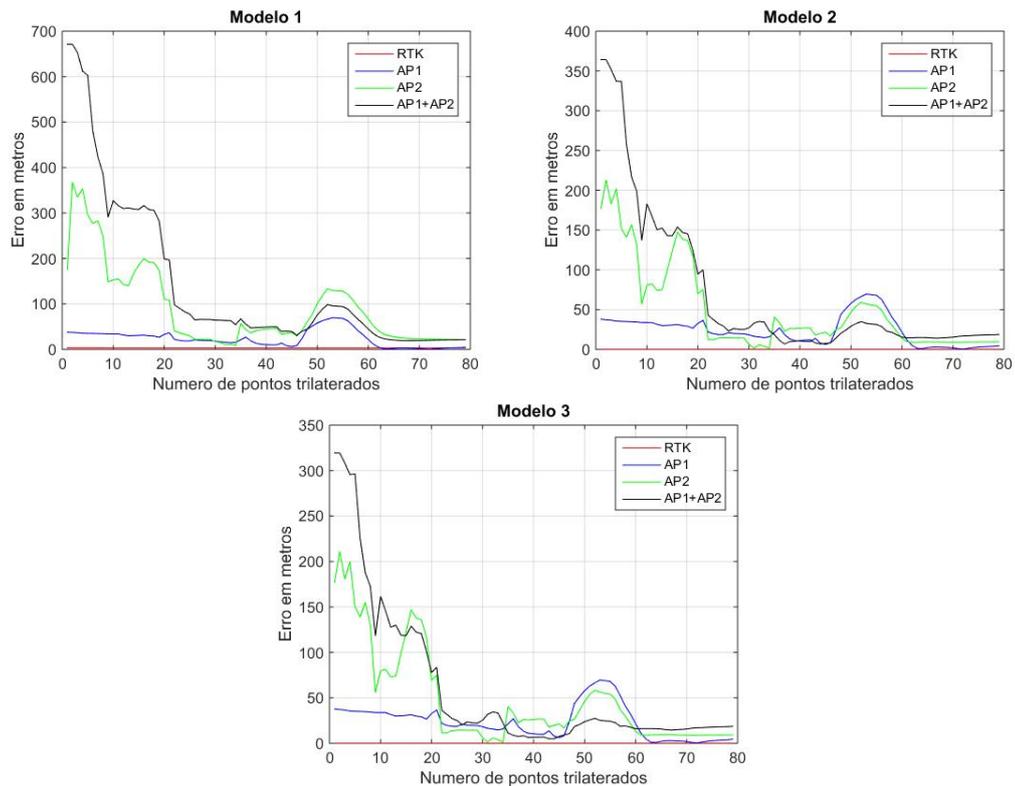
Conforme apresentado na Tabela 5.2, e melhor evidenciado na Figura 5.6, é possível observar que aos resultados, assim como no cenário 1, apontam que os modelos 1 e 2 foram os que obtiveram uma melhor eficiência ao estimar a localização para o cenário 2, e que o modelo 1 não se destacou assim como os demais.

Figura 5.6 – Resultados dos modelos aplicados ao cenário.



A Figura 5.7 apresenta a projeção para cada modelo estudado e aplicado ao cenário 2, considerando a trilateração sendo executada ponto a ponto, utilizando os dados seguindo a ordem que foram capturados. Semelhante à análise do cenário 1, pode-se observar na Figura 5.7, a existência de picos no sinal, que da mesma forma também não estão contribuindo para a otimização. Então se tomou como base para verificar a confiabilidade do erro, o processamento de pontos sorteados aleatoriamente, e baseado na Figura 5.8, é possível perceber uma melhora significativa nos picos.

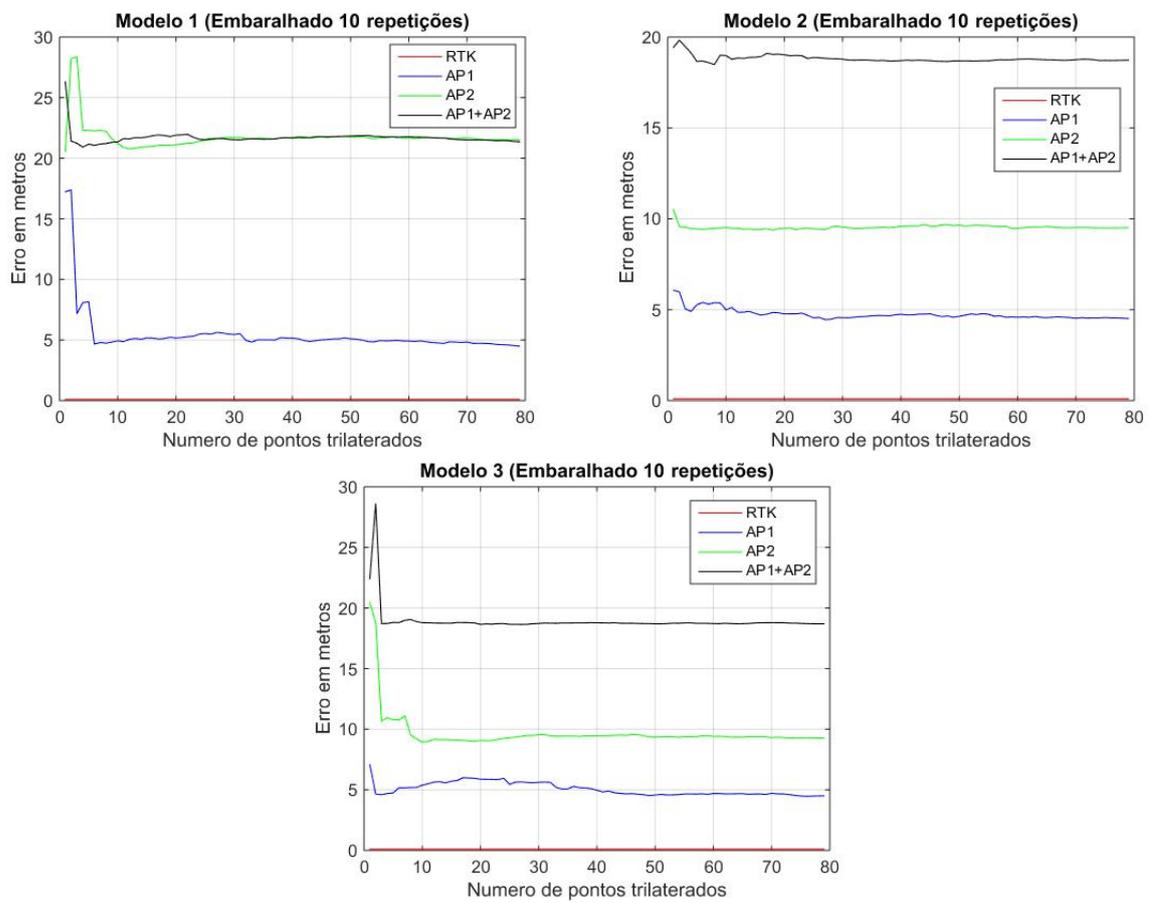
Figura 5.7 – Projeção da trilateração de 3 a 79 pontos.



Analisando a Figura 5.8, nota-se que ao processar as amostras de sinal de forma embaalhada, em um ciclo de 10 repetições, isso foi capaz de suavizar os picos presentes na Figura 5.7. Contudo ainda é possível perceber a presença mesmo que de forma suavizada, de pontos que não estão contribuindo para a minimização do erro.

Semelhante à análise do cenário anterior, e apoiado nos resultados presentes na Figura 5.8, é seguro apontar que não é necessário um número relativamente maior de pontos para estimação, conforme ilustrado na Figura 5.8. Neste caso o procedimento foi realizado com 79 pontos, para se obter os parâmetros ótimos com o erro mínimo.

Figura 5.8 – Projeção da trilateração de 3 a 79 pontos com dados embaralhados em um ciclo de 10 repetições.



5.3 Análise de estimação da Localização para o Cenário 2: captura de dados com interferências externas

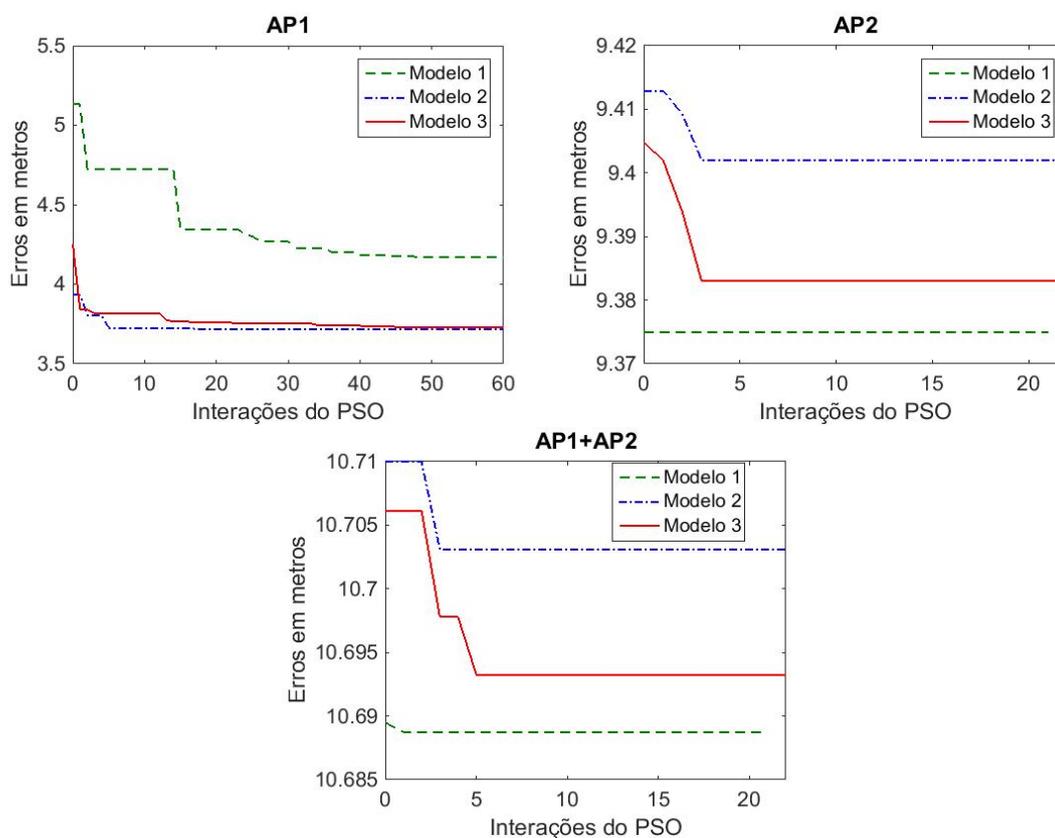
Seguindo as mesmas orientações aplicadas aos dois cenários anteriores, a Figura 5.9 apresenta o resultado da minimização do erro para cada modelo, baseado na informação de posicionamento extraída do RTK. Na Figura 5.9, ao analisar o gráfico responsável pelo **AP1**, não se nota nenhuma surpresa se comparados aos demais gráficos analisados. O modelo 1 mais uma vez se destacou negativamente e os modelos 2 e 3 obtiveram resultados muito próximos. Como observa-se, o modelo 2 se estabilizou com cinco interações e o modelo 3 se estabilizou com pouco mais de 10 interações. Seguindo, o modelo 1 precisou de mais de 40 interações para se estabilizar e mesmo assim obteve erro mínimo superior aos modelos 2 e 3.

Agora ao analisar o gráfico do **AP2**, semelhante ao que ocorreu no gráfico **AP1** da seção 5.2, o modelo 1 se destacou como sendo o modelo capaz de obter o menor erro mínimo. Analisando o comportamento do algoritmo PSO, nota-se que a população inicial do mesmo se manteve com os valores ótimos não sofrendo alterações ao longo das interações do modelo 1, o que se limitou a menos de 20 interações para o término do processo. Os modelos 2 e 3 iniciaram na mesma faixa de erro que o modelo 1, diferenciando na escala por poucos centímetros. Ambos tiveram um pico na otimização no mesmo ponto, ou seja, com três interações e se mantiveram estáveis até o final do processo. Destaca-se o modelo 1, como o modelo que obteve o menor erro nesta condição.

Já o gráfico do **AP1+AP2** se mostrou um resultado semelhante ao obtido pelo gráfico **AP2**, e ambos os modelos iniciaram com valores próximos, tendo apenas 2 centímetros de diferença do menor para o maior valor. Porém, o que chama a atenção é o fato de mais uma vez o modelo 1 ter se destacado como o modelo que obteve a melhor marca. Ao analisar os efeitos do PSO, nota-se que para o modelo 1, a otimização convergiu nas primeiras interações e então se manteve estável até o término. No modelo 2, o PSO se estabilizou com quatro interações e o modelo 3 se estabilizou com cinco interações.

Conforme evidenciado pela Figura 5.9, fica claro que o modelo que obteve maior destaque ao conseguir estimar o menor erro mínimo para este cenário, foi o modelo 1.

Figura 5.9 – Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para o Cenário 2: captura de dados com interferências externas.



A Tabela 5.3 apresenta os valores ótimos obtidos por meio do algoritmo PSO, em função da Figura 5.9. São apresentados as informações dos parâmetros ótimos para cada modelo, bem como o *Best Fitness* que representa o menor erro de distância em metros ao executar cada modelo com os seus respectivos parâmetros ótimos.

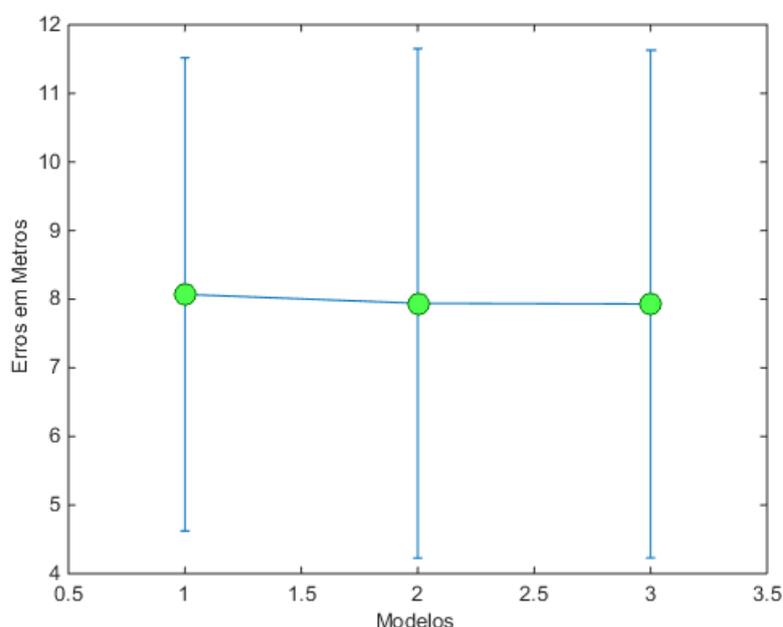
Tabela 5.3 – Valores ótimos obtidos pelo PSO no Cenário 2: captura de dados com interferências externas.

		AP1	AP2	AP1+AP2	Média
Modelo 1	p0	-20,000	-25,558	-46,9581	
	n	2,1490	1,9973	10,0000	
	fm	0,100	65,6085	0,0	
	<i>Best Fitness</i>	4,17	9,37	10,69	8,07
Modelo 2	p0	-20,000	-50,000	-50,000	
	n	4,9529	10,000	10,000	
	<i>Best Fitness</i>	3,72	9,40	10,70	7,94
Modelo 3	d0	1,999	0,509	0,500	
	p0	-36,2191	-44,8078	-46,3922	
	n	4,8218	10,000	9,4028	
	<i>Best Fitness</i>	3,73	9,38	10,69	7,93

Conforme apresentado na Tabela 5.3, e melhor evidenciado na Figura 5.10, é possível observar que aos resultados apresentados foram diferentes dos encontrados nos cenários anteriores. Neste momento fica claro que os três modelos obtiveram resultados muito semelhantes.

Desta forma, para cenários com características do tipo urbano, em que há várias incidência de pontos causadores de interferências, as análises apresentadas apoiam a utilização dos três modelos, uma vez que ambos os resultados afirmam que os três modelos testados podem ser utilizados.

Figura 5.10 – Resultados dos modelos aplicados ao cenário.



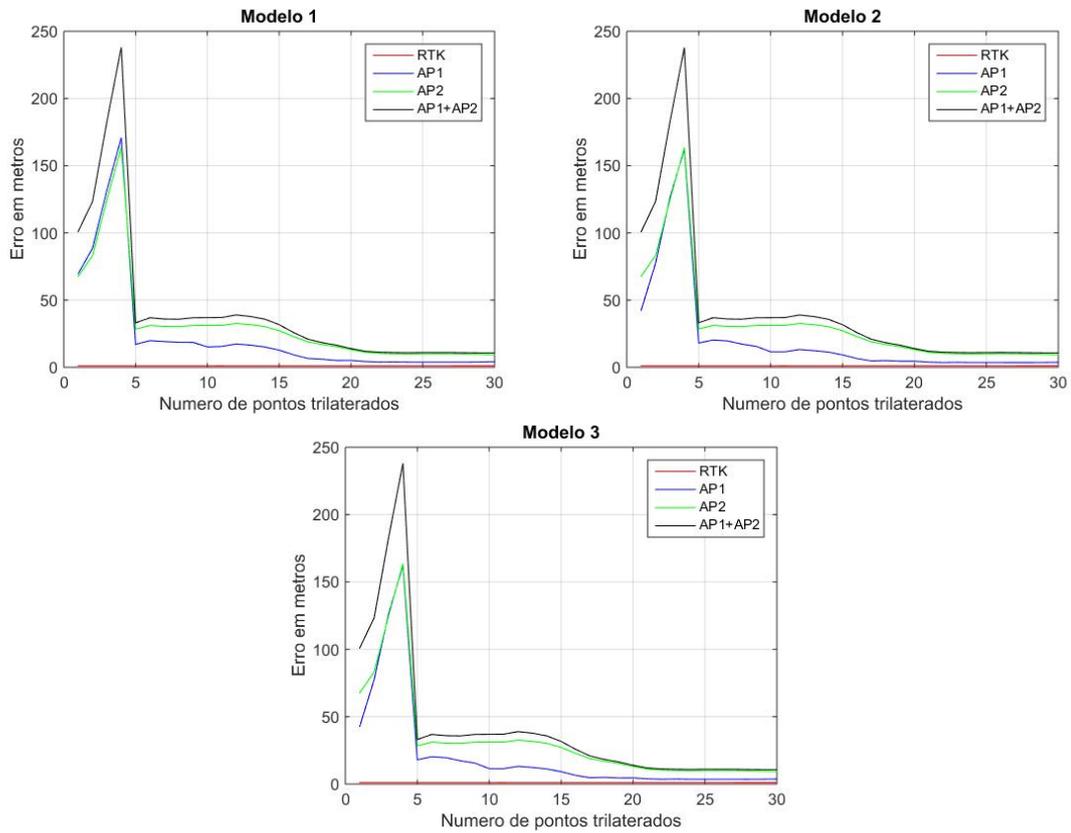
A Figura 5.11, assim como os resultados dos cenários anteriores, apresenta a projeção para cada modelo estudado e aplicado também para o cenário que está sendo avaliado. Analogamente, este considera a trilateração sendo executada ponto a ponto e utilizando os dados seguindo a ordem que foram capturados.

Diferente como ocorre nas análises dos cenários anteriores, pode-se observar que na Figura 5.11, mesmo com a existência de picos no sinal, estes já não ficam visíveis de forma clara e evidente.

Contudo, ao se analisar a Figura 5.11, mais em específico no intervalo entre os pontos 10 e 15, é possível notar que o sinal sofre uma leve interferência. Conforme já detalhado nas análises anteriores, este pico possivelmente é causado por pontos que não estão contribuindo para a otimização.

Da mesma forma como já fora feito nos cenários anteriores para verificar a confiabilidade do erro, executou-se o processamento de pontos sorteados aleatoriamente. Na Figura 5.12 é possível perceber os resultados.

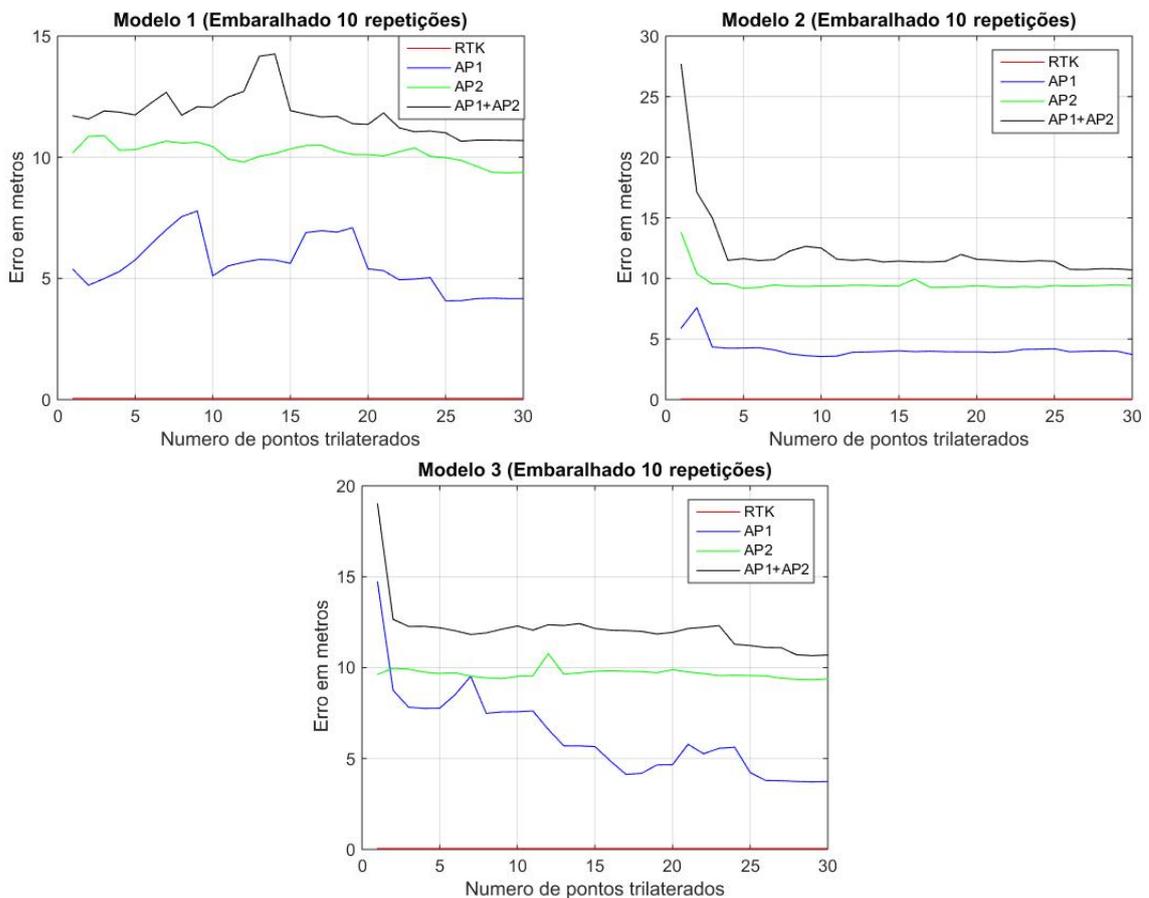
Figura 5.11 – Projeção da trilateração de 3 a 30 pontos.



Analisando a Figura 5.12, conclui-se que mesmo com o processo de embaralhar os pontos 10 vezes e efetuar a trilateração, o processo só evidencia a suspeita de existência de pontos que não estão contribuindo para a estimativa da localização.

Realmente este processo vem apontar que existem pontos que não contribuem para minimização do erro. Significando dizer então que não necessariamente precisa de um número considerável de 30 pontos, conforme ilustrado na Figura 5.12, para se obter o ponto estimado de localização com certa precisão.

Figura 5.12 – Projeção da trilateração de 3 a 30 pontos com dados embaralhados em um ciclo de 10 repetições.



5.4 Discussão Geral

Baseado nos três cenários estudados nota-se que os modelos 2 e 3 foram os mais adequados e apresentam valores muito próximos ao final do processamento. Analisando mais detalhadamente a equação dos modelos 2 e 3, conclui-se que os modelos são bastante similares, diferenciando apenas no ponto de calibragem do sinal de RSSI. Enquanto o modelo 2 exige que a calibração seja feita a 1 metro do sensor transmissor, o modelo 3 não possui esta exigência, uma vez que a distância que foi feita a calibração é um parâmetro de entrada do modelo.

6 CONCLUSÕES

O principal objetivo deste trabalho foi testar a eficiência ao estimar a localização de um dispositivo móvel utilizando os sinais RSSI (Received Signal Strength Indication) emitidos por roteadores. Este tipo de sinal já se encontra disponível na infraestrutura de redes sem fio domésticas, corporativas ou públicas.

Deste modo, foram testados três modelos encontrados na literatura capazes de estimar a localização por meio do sinal emitido por redes *wireless* (RSSI). Por meio destes modelos buscou-se determinar as coordenadas de latitude e longitude de um determinado sensor, baseando-se na intensidade do sinal emitido por ele. Estes modelos tinham como principal objetivo determinar a distância entre o emissor e o receptor, e posteriormente com o auxílio da técnica de trilateração, determinar a localização do roteador em três cenários diferentes.

A primeira parte consistiu em uma pesquisa em diversas bases de dados, sendo o foco descobrir os modelos mais utilizados para determinar a distância baseado na intensidade do sinal de RSSI, de modo que foram encontrados três principais modelos que são muito utilizados por diversos pesquisadores. Também foi estudado técnicas de localização como triangulação e trilateração e qual destas técnicas melhor se adaptava ao contexto deste trabalho.

Reunindo todas as informações necessárias, foi desenvolvido os algoritmos para cada um dos três modelos bem como o algoritmo responsável pela trilateração dos pontos. Desta forma foi possível por meio de experimento prático certificado por um RTK, armazenar as informações que posteriormente permitiriam estimar a localização do sensor transmissor.

Nos resultados apresentados, observou-se que o sinal de RSSI apresenta uma instabilidade na propagação, que auxiliado às especificações de cada cenário, podem interferir nos cálculos. Desta forma, foi utilizado um algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO), no qual se buscou para cada cenário os parâmetros ótimos para execução dos modelos estudados.

Entre os três modelos estudados, observa-se que os resultados apresentados pelos modelos 2 e 3 ficaram bem próximos um do outro. Já o modelo 1 com exceção do cenário 2, se mostrou bem ineficiente se comparado aos resultados dos outros modelos. No entanto, mesmo os resultados dos modelos 2 e 3 tendo ficado com valores próximos, nota-se uma pequena vantagem a favor do modelo 3, sendo este o modelo que melhor se adaptou aos três cenários.

Os resultados apresentados ao longo deste trabalho, demonstram que a partir de 25 pontos mapeados, é possível estimar as coordenadas(x,y) de um sensor por meio da potência em sinal

recebido por receptores *wireless*, RSSI (Received Signal Strength Indication). Como pode ser acompanhado no cenário 1, que se tratava de um ambiente externo com condições controladas, foi possível obter um erro de 0,48 metros em relação ao AP2.

Desta forma, pode-se concluir que a estimação de distâncias entre os sensores de uma rede *wireless* pode ser realizada de maneira satisfatória, desde que o modelo seja configurado com os parâmetros corretos para o tipo de ambiente no qual está sendo utilizado.

Como trabalho futuro, pode-se citar a criação de algoritmos genéticos inteligentes que se adaptem melhor ao ambiente. A utilização de filtros para estabilizar o sinal de RSSI, que devido a sua instabilidade se torna muito difícil estimar a distância com confiança. E, devido ao roteador não ter sido desenvolvido com o propósito de localização, e sim para a transmissão de dados via *wireless*, uma alteração no *hardware* que fosse possível receber junto com o sinal informações como o *fade margin* já contribuiria para uma melhor estimativa de localização.

REFERÊNCIAS

- ADEWUMI, O. G.; DJOUANI, K.; KURIEN, A. M. Rssi based indoor and outdoor distance estimation for localization in wsn. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTRIAL TECHNOLOGY (ICIT), 2013, Cape Town International Convention Centre, Western Cape, South Africa. **Industrial Technology (ICIT), 2013 IEEE International Conference on**. South Africa: IEEE, 2013. p. 1534–1539.
- AWAD, A.; FRUNZKE, T.; DRESSLER, F. Adaptive distance estimation and localization in wsn using rssi measures. p. 471–478, 2007.
- BAHL, P.; PADMANABHAN, V. N. Radar: An in-building rf-based user location and tracking system. v. 2, p. 775–784, 2000.
- BATISTA, I. **Modelo de navegação para robôs móveis baseado em redes de petri coloridas**. Dissertação (Mestrado) — Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2008.
- BELLECIERI, Y.; JABOUR, F.; JABOUR, E. Localização indoor baseada na leitura bidirecional do rssi. **Seminários de Trabalho de Conclusão de Curso do Bacharelado em Sistemas de Informação**, v. 1, n. 1, 2016.
- CABRERA-MORA, F.; XIAO, J. Preprocessing technique to signal strength data of wireless sensor network for real-time distance estimation. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA), Pasadena Convention Center Pasadena, CA, USA. **Robotics and Automation, 2008. ICRA 2008. IEEE International Conference on**. CA, USA: IEEE, 2008. p. 1537–1542.
- CAPKUN, S.; HUBAUX, J.-P. Secure positioning in wireless networks. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, v. 24, n. 2, p. 221–232, 2006.
- CETSP. **Relatório Anual de Acidentes de Transito**. 2014. Disponível em: <<http://www.cetsp.com.br/media/395294/relatorioanualacidentesfatais2014.pdf>>. Acessado em: 24 novembro 2015.
- CHEN, Y.-T. et al. A rssi-based algorithm for indoor localization using zigbee in wireless sensor network. In: KNOWLEDGE SYSTEMS INSTITUTE, Hotel Sofitel, Redwood City, San Francisco Bay, USA. **Proceedings of the 15th International Conference on Distributed Multimedia Systems (DMS'09)**. San Francisco, USA: Citeseer, 2009. p. 70–75.
- CHOI, W. S.; NAM, J. W.; CHOI, S. G. Hop state prediction method using distance differential of rssi on vanet. In: CENTER FOR INTERNATIONAL SCIENTIFIC EXCHANGES, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES, The Hope Hotel, Shanghai, China. **2008 Fourth International Conference on Intelligent Computing (ICIC 2008)**. Shanghai, China: IEEE, 2008. v. 1, p. 426–431.
- CHOPDE, N. R.; NICHAT, M. Landmark based shortest path detection by using a* and haversine formula. **International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering**, v. 1, n. 2, p. 298–302, 2013.
- CHUNG, W.-Y. et al. Enhanced rssi-based real-time user location tracking system for indoor and outdoor environments. In: **Convergence Information Technology, 2007. International Conference on**. Korea: IEEE, 2007. p. 1213–1218.

- CLERC, M. **Particle swarm optimization**. France: John Wiley & Sons, 2006. 243 p.
- COX, D. C.; MURRAY, R. R.; NORRIS, A. 800-mhz attenuation measured in and around suburban houses. **AT&T Bell Laboratories technical journal**, Alcatel-Lucent, v. 63, n. 6, p. 921–954, 1984.
- COX, J. W.; HASSARD, J. Triangulation in organizational research: a re-presentation. **Organization**, Sage Publications, v. 12, n. 1, p. 109–133, 2005.
- CUI, Z.; ZENG, J.; SUN, G. A fast particle swarm optimization. **International Journal of Innovative Computing, Information and Control**, Citeseer, v. 2, n. 6, p. 1365–1380, 2006.
- DARGIE, W. W.; POELLABAUER, C. **Fundamentals of wireless sensor networks: theory and practice**. London, United Kingdom: John Wiley & Sons, 2010. 332 p.
- DENATRAN. **Departamento Nacional de Trânsito**. 2016. Disponível em: <http://www.denatran.gov.br/>. Acessado em: 22 fevereiro 2016.
- DOMINGOS, R. P.; SCHIRRU, R.; PEREIRA, C. M. Particle swarm optimization in reactor core design. **Nuclear Science and Engineering**, American Nuclear Society, v. 152, n. 2, p. 197–203, 2006.
- DURGIN, G. D. **Space-time wireless channels**. USA: Prentice Hall Professional, 2003. 345 p.
- FARAHANI, S. **ZigBee wireless networks and transceivers**. 1. ed. USA: Newnes, 2008. 360 p.
- FIGUEREDO, L.; COUTO, F.; BAUCHSPIESS, A. An evaluation of rssi based indoor localization systems in wireless sensor networks. **IIX Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, SBAI 2009**, 2009.
- GISLASON, D. **ZigBee wireless networking**. 1. ed. USA: Newnes, 2008. 448 p.
- GOLDONI, E. et al. Experimental analysis of rssi-based indoor localization with ieee 802.15. 4. In: **European Wireless Conference (EW)**. Lucca, Italy: IEEE, 2010. p. 71–77.
- GRACIOLI, G. et al. Evaluation of an rssi-based location algorithm for wireless sensor networks. **Latin America Transactions, IEEE (Revista IEEE America Latina)**, IEEE, v. 9, n. 1, p. 830–835, 2011.
- GRAEFENSTEIN, J.; BOUZOURAA, M. E. Robust method for outdoor localization of a mobile robot using received signal strength in low power wireless networks. In: **Robotics and Automation, 2008. ICRA 2008. IEEE International Conference on**. CA, USA: IEEE, 2008. p. 33–38.
- GUEDES, E. M. P. **ESTUDO DE TÉCNICA HÍBRIDA DE LOCALIZAÇÃO DE ESTAÇÕES MÓVEIS BASEADA EM TDoA E AoA**. Tese (Doutorado) — Instituto Militar de Engenharia, 2003.
- HOFLEITNER, A. et al. Automatic inference of map attributes from mobile data. p. 1687–1692, 2012.
- INSTRUMENTS, T. Cc2431 system-on-chip for 2.4 ghz zigbee/ieee 802.15. 4 with location engine. **Datasheet**, <http://focus.ti.com/docs/prod/folders/print/cc2431.html>, 2007.

KENNEDY, J. Particle swarm optimization. In: **Encyclopedia of machine learning**. Washington, DC, USA: Springer, 2011. p. 760–766.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. **Proceedings of IEEE International Conference on neural networks (ICNN'95)**, 1995.

KENNEDY, J. et al. **Swarm intelligence**. USA: Morgan Kaufmann, 2001. 400 p.

KLUKAS, R. W. **A superresolution based cellular positioning system using GPS time synchronization**. Tese (Doutorado) — University of Calgary, 1997.

KUROSE, J. F.; ROSS, K. W. **Computer networking: a top-down approach**. 6. ed. USA: Addison Wesley, 2007. 864 p.

LIU, H. et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. **Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 37, n. 6, p. 1067–1080, 2007.

MAO, G. **Localization Algorithms and Strategies for Wireless Sensor Networks: Monitoring and Surveillance Techniques for Target Tracking: Monitoring and Surveillance Techniques for Target Tracking**. New York: IGI Global, 2009. 526 p.

MARRÓN, P. J.; KARNOUSKOS, S.; MINDER, D. **Research Roadmap on Cooperative Objects**. USA: CONET Consortium, 2010.

MEDEIROS, A. A. A survey of control architectures for autonomous mobile robots. **Journal of the Brazilian Computer Society**, SciELO Brasil, v. 4, n. 3, 1998.

MENEGATTI, E. et al. Range-only slam with a mobile robot and a wireless sensor networks. In: **IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**. Kobe, Japan: IEEE, 2009. p. 8–14.

MILLONAS, M. Phase transitions, and collective intelligence. **Artificial Life**, v. 3, 1994.

MORIMOTO, C. E. Smartphones guia prático. **Porto Alegre: Sulina**, 2009.

MOURA, A. I. **WBLS: um sistema de localização de dispositivos móveis em redes Wi-Fi**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2007.

MÜLLER, I. Gerenciamento descentralizado de redes sem fio industriais segundo o padrão wirelesshart. 2012.

MUSSOI, F. L. R. Fundamentos de eletromagnetismo. **PORTAL WIKI DO INSTITUTO FEDERAL DE SANTA CATARINA**, 2007.

NESKOVIC, A.; NESKOVIC, N.; PAUNOVIC, G. Modern approaches in modeling of mobile radio systems propagation environment. **IEEE Communications Surveys and Tutorials**, v. 3, n. 3, p. 2–12, 2000.

PARAMESWARAN, A. T. et al. Is rssi a reliable parameter in sensor localization algorithms: An experimental study. 2009.

PATWARI, N. et al. Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks. **IEEE Signal processing magazine**, IEEE, v. 22, n. 4, p. 54–69, 2005.

- PATWARI, N. et al. Relative location estimation in wireless sensor networks. **IEEE Transactions on signal processing**, IEEE, v. 51, n. 8, p. 2137–2148, 2003.
- PATWARI, N.; O’DEA, R. J.; WANG, Y. Relative location in wireless networks. In: **Vehicular Technology Conference, 2001. VTC 2001 Spring. IEEE VTS 53rd**. Rhodes, Greece: IEEE, 2001. v. 2, p. 1149–1153.
- PINTO, L. W. et al. Atendimento de urgência e emergência a pedestres lesionados no trânsito brasileiro. **Ciência & Saúde Coletiva**, SciELO Brasil, v. 21, n. 12, p. 3673–3682, 2016.
- POLI, R.; KENNEDY, J.; BLACKWELL, T. Particle swarm optimization. **Swarm intelligence**, Springer, v. 1, n. 1, p. 33–57, 2007.
- PRASITHSANGAREE, P.; KRISHNAMURTHY, P.; CHRYSANTHIS, P. On indoor position location with wireless lans. In: **Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2002. The 13th IEEE International Symposium on**. Lisboa, Portugal: IEEE, 2002. v. 2, p. 720–724.
- PRIYANTHA, N. B. **The cricket indoor location system**. Tese (Doutorado) — Massachusetts Institute of Technology, 2005.
- PROCOPIO, E. T. et al. Received signal strength indication modeling in indoor wireless sensor networks. **American Journal of Applied Sciences**, Science Publications, v. 10, n. 9, p. 1043, 2013.
- RAPPAPORT, T. S. et al. **Wireless communications: principles and practice**. New Jersey: Prentice Hall PTR New Jersey, 1996. v. 2. 736 p.
- RÖHRIG, C.; MÜLLER, M. Indoor location tracking in non-line-of-sight environments using a ieee 802.15. 4a wireless network. In: **IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**. Missouri, USA: IEEE, 2009. p. 552–557.
- SANTANA, A. M. Localização e planejamento de caminhos para um robô humanóide e um robô escravo com rodas. Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2007.
- SAVVIDES, A.; HAN, C.-C.; STRIVASTAVA, M. B. Dynamic fine-grained localization in ad-hoc networks of sensors. In: **Proceedings of the 7th annual international conference on Mobile computing and networking**. Rome, Italy: ACM, 2001. p. 166–179.
- SEIDEL, S. Y.; RAPPAPORT, T. S. 914 mhz path loss prediction models for indoor wireless communications in multifloored buildings. **IEEE transactions on Antennas and Propagation**, IEEE, v. 40, n. 2, p. 207–217, 1992.
- SETTLES, M. An introduction to particle swarm optimization. **Department of Computer Science, University of Idaho**, p. 1–8, 2005.
- SHI, Y. Particle swarm optimization. **IEEE Connections**, v. 2, n. 1, p. 8–13, 2004.
- SHI, Y.; EBERHART, R. A modified particle swarm optimizer. In: **Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on**. USA: IEEE, 1998. p. 69–73.

- SHIH, C.-Y.; MARRÓN, P. J. Cola: Complexity-reduced trilateration approach for 3d localization in wireless sensor networks. In: **Sensor Technologies and Applications (SENSORCOMM), 2010 Fourth International Conference on**. Italy: IEEE, 2010. p. 24–32.
- SINNOTT, R. W. Virtues of the haversine. **Sky and telescope**, Sky and telescope., v. 68, n. 1, p. 159, 1984.
- SONG, H.-L. Automatic vehicle location in cellular communications systems. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, IEEE, v. 43, n. 4, p. 902–908, 1994.
- SPECTRA. **User Guide SP80 GNSS Receiver**. 2017. Disponível em: <http://www.spectraprecision.com/eng/sp80.html>>. Acessado em: 07 maio 2017.
- SUGANO, M. et al. Indoor localization system using rssi measurement of wireless sensor network based on zigbee standard. **Target**, v. 538, p. 050, 2006.
- TAO, Z. et al. Mapping and localization using gps, lane markings and proprioceptive sensors. p. 406–412, 2013.
- TREVISAN, L. Um algoritmo de localização de nós em redes sem-fio usando nível de potência do sina. **Curitiba, PR, Brasil**, 2009.
- TSENG, Y.-C.; HUANG, C.-F.; KUO, S.-P. **Positioning and location tracking in wireless sensor networks**. Boca Raton, FLorida, USA: CRC Press LLC, 2005. 864 p.
- XU, J. et al. Distance measurement model based on rssi in wsn. **Wireless Sensor Network**, Scientific Research Publishing, v. 2, n. 08, p. 606, 2010.
- YANG, J.; CHEN, Y. Indoor localization using improved rssi-based lateration methods. In: **Global Telecommunications Conference, 2009. GLOBECOM 2009. IEEE**. Hawaii USA: IEEE, 2009. p. 1–6.
- ZANCA, G. et al. Experimental comparison of rssi-based localization algorithms for indoor wireless sensor networks. In: **Proceedings of the workshop on Real-world wireless sensor networks**. Glasgow, Scotland: ACM, 2008. p. 1–5.

APÊNDICE A – Dados armazenados no cenário 1: captura de dados de forma aleatória

Os dados armazenados pelo *smartphone* e os dados armazenados pelo receptor SP80 Spectra Precision, foram unificados para melhor compreensão conforme podem ser vistos na Tabela 1

Tabela 1 – Dados armazenados pelo *smartphone* e Receptor SP80 Spectra Precision

RTK Latitude	GSM Latitude	RTK Longitude	GSM Longitude	dBm 1	dBm 2
20°53'29.9137	20°53'29.8790	45°16'59.2763	45°16'59.2780	-73	-59
20°53'30.2527	20°53'30.2173	45°16'59.5416	45°16'59.5412	-72	-78
20°53'30.3206	20°53'30.2866	45°16'59.8655	45°16'59.8463	-71	-67
20°53'30.3178	20°53'30.2958	45°17'00.3586	45°17'00.4013	-74	-74
20°53'29.9594	20°53'29.9016	45°17'00.4579	45°17'00.4647	-74	-85
20°53'29.6329	20°53'29.5142	45°17'00.2967	45°17'00.2364	-65	-83
20°53'29.6863	20°53'29.6157	45°17'00.0482	45°17'00.0368	-71	-77
20°53'29.8271	20°53'29.7556	45°16'59.8437	45°16'59.8086	-78	-66
20°53'29.7336	20°53'29.7001	45°16'59.5744	45°16'59.5261	-66	-74
20°53'29.4559	20°53'29.4477	45°16'59.4011	45°16'59.3747	-61	-68
20°53'29.1393	20°53'29.0853	45°16'59.2702	45°16'59.2578	-71	-74
20°53'28.7428	20°53'28.6678	45°16'59.3340	45°16'59.3157	-67	-63
20°53'28.4307	20°53'28.4130	45°16'59.3493	45°16'59.2927	-71	-81
20°53'28.1937	20°53'28.1381	45°16'59.3772	45°16'59.2912	-69	-87
20°53'27.9612	20°53'27.9204	45°16'59.3952	45°16'59.3475	-76	-79
20°53'28.4309	20°53'28.3506	45°16'59.6066	45°16'59.5773	-65	-80
20°53'28.7872	20°53'28.7456	45°16'59.7927	45°16'59.7734	-53	-75
20°53'29.1025	20°53'29.0682	45°17'00.0387	45°16'59.9809	-65	-75
20°53'29.4164	20°53'29.3288	45°17'00.1933	45°17'00.1205	-54	-77
20°53'29.4547	20°53'29.3719	45°16'59.8720	45°16'59.8805	-76	-68
20°53'29.5631	20°53'28.5201	45°16'59.5896	45°16'59.5513	-61	-64
20°53'29.2912	20°53'29.2408	45°16'59.3424	45°16'59.2679	-69	-72
20°53'29.7639	20°53'29.7444	45°16'59.5005	45°16'59.4421	-70	-69
20°53'30.0465	20°53'30.0552	45°16'59.7146	45°16'59.6829	-80	-60
20°53'30.1920	20°53'30.1524	45°17'00.0591	45°17'00.0730	-65	-74

Continua na próxima pagina

Tabela 1 – Continuação da pagina anterior

RTK Latitude	GSM Latitude	RTK Longitude	GSM Longitude	dBm 1	dBm 2
20°53'30.0168	20°53'29.9841	45°17'00.1932	45°17'00.2498	-60	-76
20°53'29.7544	20°53'29.7040	45°17'00.1047	45°17'00.1231	-69	-73
20°53'29.7404	20°53'29.6554	45°16'59.8710	45°16'59.8575	-73	-68
20°53'29.5345	20°53'29.5139	45°16'59.7067	45°16'59.7419	-79	-62
20°53'29.2900	20°53'29.2434	45°16'59.7946	45°16'59.7948	-49	-64

APÊNDICE B – Dados armazenados no cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear

Os dados armazenados pelo *smartphone* e os dados armazenados pelo receptor SP80 Spectra Precision, foram unificados para melhor compreensão conforme podem ser vistos na Tabela 2

Tabela 2 – Dados armazenados pelo *smartphone* e Receptor SP80 Spectra Precision

RTK Latitude	GSM Latitude	RTK Longitude	GSM Longitude	dBm 1	dBm 2
20°53'30.0809	20°53'30.0719	45°17'00.8687	45°17'00.8282	-82	-81
20°53'30.0516	20°53'30.0171	45°17'00.8473	45°17'00.7801	-88	-82
20°53'30.1007	20°53'29.9137	45°17'00.8215	45°17'00.7488	-82	-82
20°53'29.9773	20°53'29.8682	45°17'00.7960	45°17'00.7992	-78	-86
20°53'29.9369	20°53'29.8233	45°17'00.7696	45°17'00.7600	-82	-79
20°53'29.8947	20°53'29.8112	45°17'00.7427	45°17'00.7224	-83	-80
20°53'29.8517	20°53'29.8245	45°17'00.7138	45°17'00.7145	-85	-82
20°53'29.8134	20°53'29.8200	45°17'00.6878	45°17'00.7075	-80	-81
20°53'29.7657	20°53'29.8018	45°17'00.6542	45°17'00.6985	-79	-79
20°53'29.7283	20°53'29.7752	45°17'00.6305	45°17'00.6752	-82	-81
20°53'29.6820	20°53'29.7245	45°17'00.5980	45°17'00.6371	-78	-84
20°53'29.6432	20°53'29.8682	45°17'00.5718	45°17'00.7992	-76	-84
20°53'29.5970	20°53'29.7857	45°17'00.5424	45°17'00.6905	-66	-81
20°53'29.5589	20°53'29.5515	45°17'00.5153	45°17'00.5424	-61	-83
20°53'29.5118	20°53'29.4755	45°17'00.4843	45°17'00.5073	-71	-85
20°53'29.4752	20°53'29.4454	45°17'00.4587	45°17'00.4421	-60	-80
20°53'29.4282	20°53'29.4345	45°17'00.4286	45°17'00.4215	-59	-78
20°53'29.3879	20°53'29.3713	45°17'00.4013	45°17'00.3803	-57	-74
20°53'29.3454	20°53'29.2896	45°17'00.3712	45°17'00.3611	-53	-74
20°53'29.3031	20°53'29.2812	45°17'00.3427	45°17'00.3500	-56	-73
20°53'29.2569	20°53'29.2088	45°17'00.3111	45°17'00.3264	-64	-72
20°53'29.2214	20°53'29.1704	45°17'00.2882	45°17'00.1541	-55	-75
20°53'29.1740	20°53'29.0858	45°17'00.2554	45°17'00.1337	-51	-70
20°53'29.1371	20°53'28.9799	45°17'00.2309	45°17'00.2662	-50	-69

Continua na próxima pagina

Tabela 2 – Continuação da pagina anterior

RTK Latitude	GSM Latitude	RTK Longitude	GSM Longitude	dBm 1	dBm 2
20°53'29.0948	20°53'28.9074	45°17'00.2026	45°17'00.1296	-51	-75
20°53'29.0551	20°53'28.8735	45°17'00.1743	45°17'00.1247	-45	-77
20°53'29.0079	20°53'28.8735	45°17'00.1424	45°17'00.1247	-39	-76
20°53'28.9717	20°53'28.7918	45°17'00.1174	45°17'00.1214	-38	-77
20°53'28.9299	20°53'28.8845	45°17'00.0896	45°17'00.0845	-71	-75
20°53'28.8881	20°53'28.8320	45°17'00.0606	45°17'00.0745	-70	-77
20°53'28.8446	20°53'28.8300	45°17'00.0312	45°17'00.0700	-69	-79
20°53'28.8049	20°53'28.8245	45°17'00.0047	45°17'00.0400	-62	-82
20°53'28.7632	20°53'28.8012	45°16'59.9764	45°17'00.0015	-71	-79
20°53'28.7237	20°53'28.7580	45°16'59.9479	45°16'59.9990	-61	-84
20°53'28.6823	20°53'28.7321	45°16'59.9206	45°16'59.9713	-58	-76
20°53'28.6463	20°53'28.7366	45°16'59.8954	45°17'00.0888	-70	-80
20°53'28.6094	20°53'28.5620	45°16'59.8686	45°17'00.0168	-72	-86
20°53'28.5666	20°53'28.5056	45°16'59.8395	45°16'59.9570	-74	-80
20°53'28.5300	20°53'28.5020	45°16'59.8136	45°16'59.7954	-70	-83
20°53'28.4919	20°53'28.5020	45°16'59.7880	45°16'59.7954	-63	-78
20°53'28.4511	20°53'28.5020	45°16'59.7611	45°16'59.7954	-74	-80
20°53'28.4066	20°53'28.4333	45°16'59.7317	45°16'59.7870	-72	-80
20°53'28.3669	20°53'28.3011	45°16'59.7034	45°16'59.7087	-78	-81
20°53'28.3257	20°53'28.3011	45°16'59.6749	45°16'59.7087	-74	-82
20°53'28.2830	20°53'28.2197	45°16'59.6447	45°16'59.6188	-75	-86
20°53'28.2446	20°53'28.1097	45°16'59.6183	45°16'59.6372	-80	-85
20°53'28.2006	20°53'28.1097	45°16'59.5893	45°16'59.6372	-82	-85
20°53'28.1597	20°53'28.0551	45°16'59.5627	45°16'59.5107	-77	-86
20°53'28.1151	20°53'28.0972	45°16'59.5324	45°16'59.4522	-81	-82
20°53'28.0753	20°53'28.0952	45°16'59.5065	45°16'59.2788	-78	-88
20°53'28.0361	20°53'28.0807	45°16'59.4786	45°16'59.3727	-80	-87
20°53'27.9975	20°53'28.0235	45°16'59.4535	45°16'59.3317	-81	-88
20°53'27.9594	20°53'28.0235	45°16'59.4323	45°16'59.3317	-82	-88

Continua na próxima pagina

Tabela 2 – Continuação da pagina anterior

RTK Latitude	GSM Latitude	RTK Longitude	GSM Longitude	dBm 1	dBm 2
20°53'27.9236	20°53'27.9465	45°16'59.4067	45°16'59.3456	-80	-89
20°53'27.8671	20°53'27.8820	45°16'59.3866	45°16'59.3094	-82	-86
20°53'29.0099	20°53'29.0393	45°17'00.0953	45°17'00.1621	-34	-66
20°53'29.0362	20°53'29.0393	45°17'00.0501	45°17'00.1621	-48	-70
20°53'29.0658	20°53'29.0323	45°17'00.0096	45°17'00.0776	-47	-71
20°53'29.0995	20°53'29.0488	45°16'59.9620	45°17'00.0120	-50	-64
20°53'29.1227	20°53'29.0134	45°16'59.9212	45°16'59.9435	-48	-73
20°53'29.1557	20°53'29.0134	45°16'59.8816	45°16'59.9435	-52	-67
20°53'29.1818	20°53'29.0621	45°16'59.8409	45°16'59.8900	-56	-64
20°53'29.2145	20°53'29.1194	45°16'59.8007	45°16'59.8034	-50	-64
20°53'29.2458	20°53'29.1611	45°16'59.7598	45°16'59.7415	-50	-61
20°53'29.2794	20°53'29.2451	45°16'59.7170	45°16'59.6771	-53	-63
20°53'29.3108	20°53'29.2451	45°16'59.6788	45°16'59.6771	-54	-61
20°53'29.3392	20°53'29.2451	45°16'59.6444	45°16'59.6771	-57	-61
20°53'29.3672	20°53'29.2256	45°16'59.6021	45°16'59.6096	-62	-59
20°53'29.3954	20°53'29.2833	45°16'59.5609	45°16'59.5631	-62	-56
20°53'29.4245	20°53'29.3688	45°16'59.5203	45°16'59.5525	-57	-60
20°53'29.4554	20°53'29.3688	45°16'59.4784	45°16'59.5525	-58	-61
20°53'29.4817	20°53'29.4075	45°16'59.4437	45°16'59.4858	-55	-54
20°53'29.5105	20°53'29.4503	45°16'59.4020	45°16'59.3997	-57	-67
20°53'29.5378	20°53'29.4883	45°16'59.3634	45°16'59.3421	-58	-57
20°53'29.5735	20°53'29.5471	45°16'59.3224	45°16'59.2901	-63	-48
20°53'29.6041	20°53'29.5471	45°16'59.2805	45°16'59.2901	-57	-48
20°53'29.6380	20°53'29.5471	45°16'59.2356	45°16'59.2901	-60	-53
20°53'29.6651	20°53'29.5204	45°16'59.1927	45°16'59.3038	-57	-52
20°53'29.6899	20°53'29.5204	45°16'59.1473	45°16'59.3038	-57	-51
20°53'29.7203	20°53'29.5204	45°16'59.1038	45°16'59.3038	-58	-50
20°53'29.7431	20°53'29.5079	45°16'59.0651	45°16'59.1214	-57	-60

APÊNDICE C – Dados armazenados no cenário 2: captura de dados com interferências externas

Os dados armazenados pelo *smartphone* e os dados armazenados pelo receptor SP80 Spectra Precision, foram unificados para melhor compreensão conforme podem ser vistos na Tabela 3

Tabela 3 – Dados armazenados pelo *smartphone* e Receptor SP80 Spectra Precision

RTK Latitude	GSM Latitude	RTK Longitude	GSM Longitude	dBm 1	dBm 2
20°53'28.9677	20°53'28.9481	45°17'00.1281	45°17'00.0677	-42	-76
20°53'29.7597	20°53'29.7126	45°16'59.0384	45°16'58.8873	-60	-57
20°53'30.0809	20°53'30.0719	45°17'00.8687	45°17'00.8282	-82	-81
20°53'30.0516	20°53'30.0171	45°17'00.8473	45°17'00.7801	-88	-82
20°53'30.1007	20°53'29.9137	45°17'00.8215	45°17'00.7488	-82	-82
20°53'29.9773	20°53'29.8682	45°17'00.7960	45°17'00.7992	-78	-86
20°53'29.9369	20°53'29.8233	45°17'00.7696	45°17'00.7600	-82	-79
20°53'29.8947	20°53'29.8112	45°17'00.7427	45°17'00.7224	-83	-80
20°53'29.8517	20°53'29.8245	45°17'00.7138	45°17'00.7145	-85	-82
20°53'29.8134	20°53'29.8200	45°17'00.6878	45°17'00.7075	-80	-81
20°53'29.7657	20°53'29.8018	45°17'00.6542	45°17'00.6985	-79	-79
20°53'29.7283	20°53'29.7752	45°17'00.6305	45°17'00.6752	-82	-81
20°53'29.6820	20°53'29.7245	45°17'00.5980	45°17'00.6371	-78	-84
20°53'29.6432	20°53'29.8682	45°17'00.5718	45°17'00.7992	-76	-84
20°53'29.5970	20°53'29.7857	45°17'00.5424	45°17'00.6905	-66	-81
20°53'29.5589	20°53'29.5515	45°17'00.5153	45°17'00.5424	-61	-83
20°53'29.5118	20°53'29.4755	45°17'00.4843	45°17'00.5073	-71	-85
20°53'29.4752	20°53'29.4454	45°17'00.4587	45°17'00.4421	-60	-80
20°53'29.4282	20°53'29.4345	45°17'00.4286	45°17'00.4215	-59	-78
20°53'29.3879	20°53'29.3713	45°17'00.4013	45°17'00.3803	-57	-74
20°53'29.3454	20°53'29.2896	45°17'00.3712	45°17'00.3611	-53	-74
20°53'29.3031	20°53'29.2812	45°17'00.3427	45°17'00.3500	-56	-73
20°53'29.2569	20°53'29.2088	45°17'00.3111	45°17'00.3264	-64	-72
20°53'29.2214	20°53'29.1704	45°17'00.2882	45°17'00.1541	-55	-75

Continua na próxima pagina

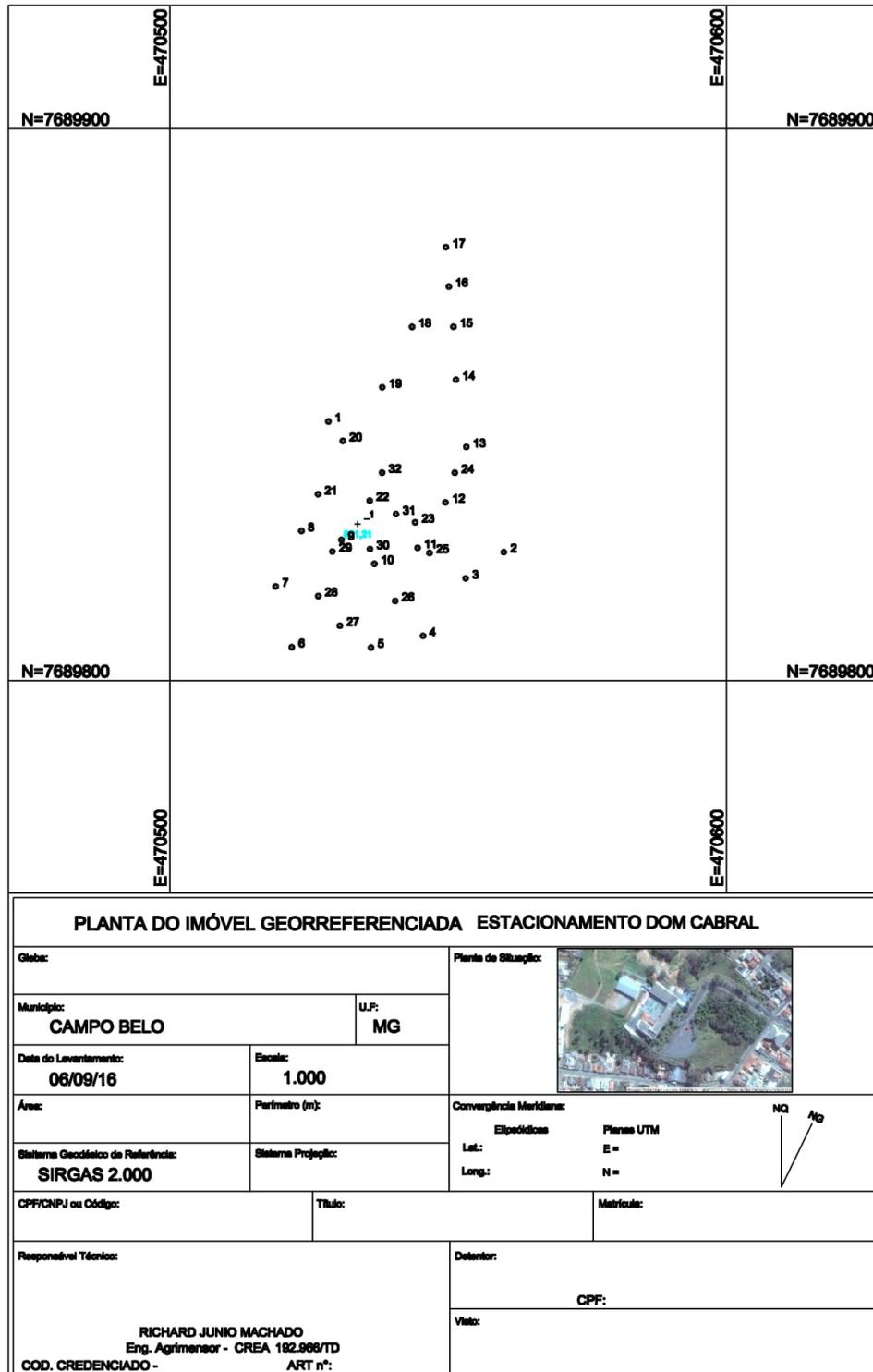
Tabela 3 – Continuação da pagina anterior

RTK Latitude	GSM Latitude	RTK Longitude	GSM Longitude	dBm 1	dBm 2
20°53'29.1740	20°53'29.0858	45°17'00.2554	45°17'00.1337	-51	-70
20°53'29.1371	20°53'28.9799	45°17'00.2309	45°17'00.2662	-50	-69
20°53'29.0948	20°53'28.9074	45°17'00.2026	45°17'00.1296	-51	-75
20°53'29.0551	20°53'28.8735	45°17'00.1743	45°17'00.1247	-45	-77
20°53'29.0079	20°53'28.8735	45°17'00.1424	45°17'00.1247	-39	-76
20°53'28.9717	20°53'28.7918	45°17'00.1174	45°17'00.1214	-38	-77
20°53'28.9299	20°53'28.8845	45°17'00.0896	45°17'00.0845	-71	-75
20°53'28.8881	20°53'28.8320	45°17'00.0606	45°17'00.0745	-70	-77
20°53'28.8446	20°53'28.8300	45°17'00.0312	45°17'00.0700	-69	-79
20°53'28.8049	20°53'28.8245	45°17'00.0047	45°17'00.0400	-62	-82

ANEXO A – Laudo cenário 1: captura de dados de forma aleatória

No primeiro Cenário buscou armazenar dados aleatoriamente entre os dois roteadores, e foram armazenado 32 pontos, com os dados conforme laudo expedido pelo técnico responsável pelo manuseio do receptor SP80 Spectra Precision Figura 1

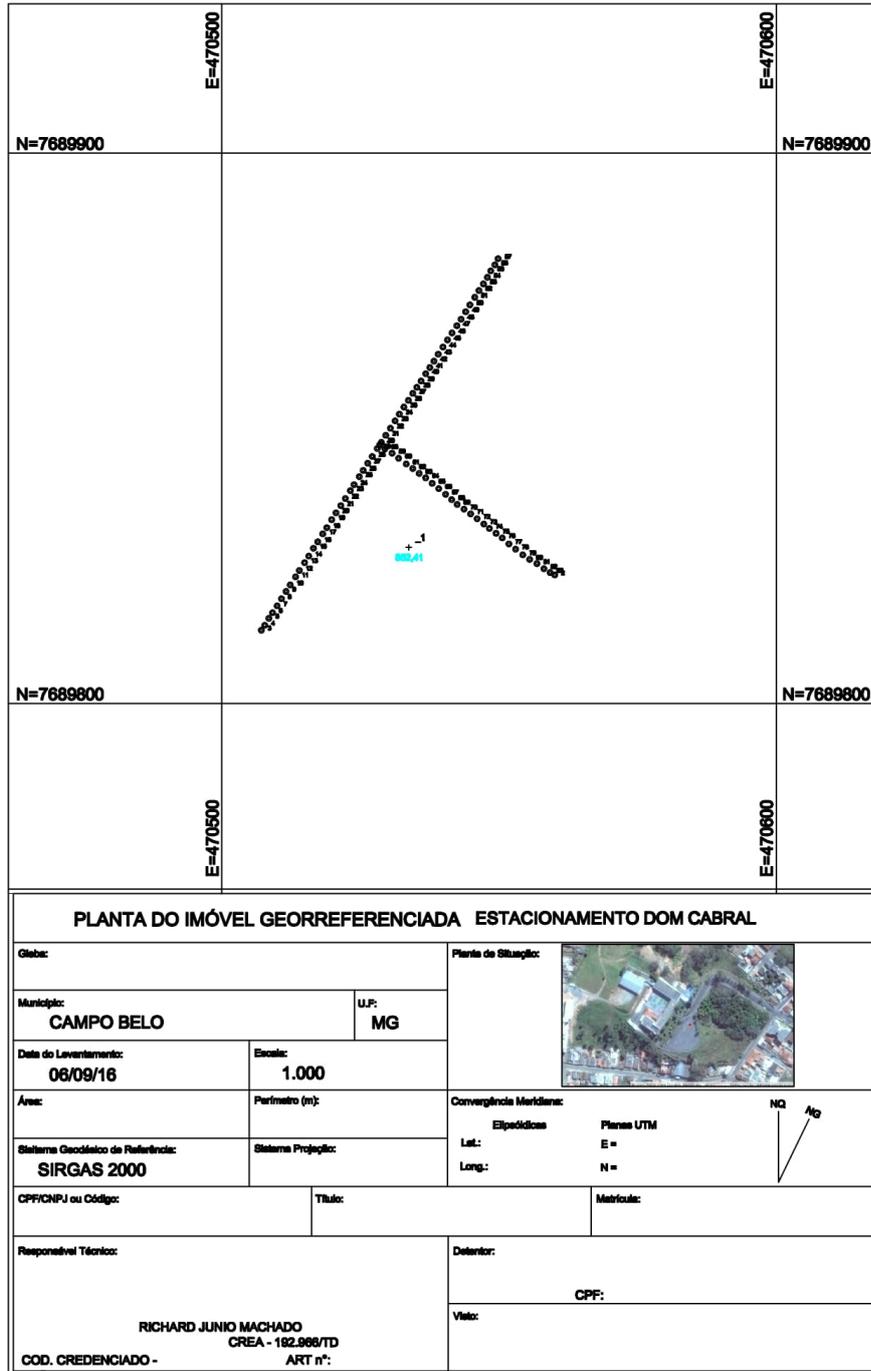
Figura 1 – Laudo cenário 1: captura de dados de forma aleatória



ANEXO B – Laudo cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear

O segundo Cenário buscou armazenar dados seguindo um padrão, foram armazenado 83 pontos, no formato horizontal e vertical de onde os roteadores estavam posicionados, conforme laudo expedido pelo técnico responsável pelo manuseio do receptor SP80 Spectra Precision Figura 2

Figura 2 – Laudo cenário 1: captura de dados seguindo padrão linear



PLANTA DO IMÓVEL GEORREFERENCIADA ESTACIONAMENTO DOM CABRAL

Gleba:		Planta de Situação:		
Município: CAMPO BELO		U.F.: MG		
Data do Levantamento: 08/09/16	Escala: 1.000			
Área:	Perímetro (m):	Convergência Meridiana:		
Sistema Geodésico de Referência: SIRGAS 2000	Sistema Projétil:	Elipsoidicas	Planas UTM	
CPF/CNPJ ou Código:	Título:	Matrícula:	Lat.:	E =
Responsável Técnico:		Detentor:		
RICHARD JUNIO MACHADO		CPF:		
COD. CREDENCIADO -		Visto:		
CREA - 192.988/7D		ART n°:		

ANEXO C – Laudo cenário 2: captura de dados com interferências externas

Para este cenário, exclusivamente foi o unico amostrado no ambiente 2, este cenário visava estudar as interferencias dos sinais emitidos por outros roteadores disponíveis no local da amostragem, a intenção era buscar o quando o sinal poderia ser afetado quando este era analisando proximo de outras fontes e em um ambiente urbano que não fosse um campo aberto como o ambiente 1, pois o ambiente 2 contava com diversos fatores que poderiam interferir na qualidade do sinal, desta forma o teste buscou armazenar dados de forma aleatória onde foram capturados 34 pontos, conforme laudo expedido pelo técnico responsável pelo manuseio do receptor SP80 Spectra Precision Figura 3

Figura 3 – Laudo cenário 2: captura de dados com interferências externas

