



Ciências
ULisboa Faculdade
de Ciências
da Universidade
de Lisboa

Departamento de Engenharia Geográfica, Geofísica e Energia

Mestrado em Engenharia Geoespacial

Serviços de Localização e Geoinformação
2019 – 2020

48770 – JOÃO PEDRO VENTURA DE CABRAL SACADURA

Técnica de Impressão Digital Wi-Fi em Posicionamento Indoor: Avanços Recentes e Comparações

1. Resumo

Este trabalho tem como finalidade a revisão do uso de Wi-Fi Fingerprint na determinação de Posicionamento dentro de espaços como alternativa ao GPS e o porquê de ser uma das técnicas mais procuradas no comércio de Serviços Baseados na Localização Interna (ILBS). Na abordagem ao tema irá ser explicado como funciona esta técnica, diferentes métodos de utilização para a obtenção de localização indoor e a implementação eficiente de Sistemas para a localização Indoor. Ao longo do artigo serão abordados os resultados obtidos em cada técnica abordada e no fim do artigo será uma discussão de resultados de forma geral e visões futuras. Este trabalho teve como referência o artigo [Suining and Chan, 2015].

2. Introdução

Os serviços de localização interna têm vindo a ganhar espaço no mercado, devido ao seu interesse social e comercial. Contudo, a sua implementação é difícil e dispendiosa dada a dificuldade em obter a localização no interior de espaços devido à complexidade destes.

Os problemas recorrentes advêm de não haver linha de visão (NLoS) a objetos de referência, existência de obstáculos, ruído ou flutuação do sinal, mudanças do clima entre outros. O sinal GPS usado em localização exterior tem o problema de não conseguir ser usado em locais indoor por isso sinais como o Wi-Fi, Bluetooth, Rádio FM, Identificação por Radio Frequência (RFID), som e ultrassom, luz, campos magnéticos, têm sido usadas como opções viáveis à exatidão pretendida.

Este trabalho aborda o sinal Wi-Fi usando a técnica de Impressão Digital (Fingerprint) que tem sido uma das mais aplicadas em localização indoor por facilmente se adaptar a diferentes métodos e condições.

3. Wi-Fi Impressão Digital (Fingerprint)

A aplicação deste método é realizada em duas fases, uma fase offline de pesquisa seguida da fase online de inquirição. Na Figura 1 em anexo, em (a) tem-se um exemplo do Fluxo de um sistema com as duas fases. Na primeira fase é dividido o espaço em pequenas grelhas e selecionado os Pontos de Referência (RPs) e através da pesquisa obtêm-se os vetores RSSI detetados pelos diferentes pontos de acesso (APs) dos pontos de referência (RPs) possíveis com localizações conhecidas, estes vetores são indicadores da força do sinal recebido. Cada ponto de referência é representado pela sua impressão digital e todos os vetores RSSI formam a impressão digital do local em causa e são guardados numa base de dados para a fase online.

Na fase online, o utilizador ou o alvo mede o vetor RSSI na sua posição como descrito na Fig1 (b) e reporta-o ao servidor. Através de semelhança métrica no local do sinal usando por exemplo a distância euclidiana o servidor compara o vetor recebido com as impressões digitais previamente recolhidas na fase offline. A posição do utilizador ou do alvo é estimada com base no conjunto de vizinhos (pontos de referência) com valores de RSSI mais semelhantes aos do alvo.

4. Métodos de localização usando a técnica Wi-Fi Fingerprint

4.1. Uso de padrões de sinal temporal e espacial

A técnica de Impressão Digital por utilizar os vetores RSSI, as medições podem sofrer erros devido a ruído proveniente do efeito de multi trajeto. A solução a este problema é conjugar observações espaciais e temporais. Na Tabela 1 em anexo estão apresentadas diferentes técnicas que usam estes padrões.

Os padrões temporais são obtidos pela análise da sequência do sinal Wi-Fi ao longo de uma trajetória em relação há variável tempo. O método Walkie-Markie depois de ter os padrões dos vetores RSSI Wi-Fi em diferentes sítios dentro do espaço em estudo, utiliza toda a sequência do sinal para a classificação da localização. Na Figura 2 em anexo, com um utilizador em andamento seguindo uma trajetória é possível visualizar a fase crescente e decrescente do sinal significando a sua aproximação ou não de um ponto de acesso (AP). Não só obtém a localização do utilizador como também as suas posições ao longo do corredor. Este método é mais eficaz em lugares estreitos como o caso dos corredores em relação a espaços abertos e largos.

Os padrões espaciais consideram zonas chamadas de ‘landmarks’ com áreas específicas conseguido adquirir valores do sinal bastante precisos do utilizador. O UnLoc utiliza este método para através das medidas destas zonas a trajetória do utilizador pode ser retificada como se vê na Figura 3.

4.2. Localização a partir do Movimento

Esta técnica tem-se desenvolvido muito devido à aplicação de sensores (Acelerómetros, giroscópios e magnetómetros) nos dispositivos móveis que permitiu aumentar a capacidade de monitorizar a caminhada pedestre na deteção do movimento, da contagem da passada e o tamanho do passo (Figura 4 em anexo), apesar de problemas como o ruído e falta de calibração dos dispositivos. Como solução pretende-se, conseguir um modelo que correlacione o padrão de movimento com o Wi-Fi. Na Tabela 3 em anexo estão presentes algumas abordagens a este tema.

O SLAM denominado por Mapeamento e Localização Simultânea foca-se na localização do alvo e da construção de mapas indoor. Contudo, esta abordagem tem os mesmos problemas de elevados níveis de complexidade e de problemas de otimização. As soluções estudadas aparecem na aplicação do filtro de Kalman, no filtro de partículas ou em modelos de fusão mais eficientes. O filtro de Kalman consegue através de medições contaminadas com ruído (observáveis) realizadas durante um dado período, gerar resultados que se aproximem dos valores reais das grandezas medidas e valores associados. O filtro de Partículas em comparação com o filtro de Kalman adapta-se melhor a modelos de movimento não lineares. Este filtro distribui partículas na área indoor espectável e as que tiverem informações erradas quanto à distância percorrida, estimação da localização ou erros de mapeamento serão removidas. No final, depois de se filtrar da amostra as partículas com erros associados, as regiões e direções com mais partículas que passaram o filtro são lhes atribuídas maior peso na previsão final de localização.

Num frente-a-frente com filtro de Kalman e o filtro de Partículas, se o filtro de Kalman só por si der resultados satisfatórios será sempre a preferência de utilização dado que é computacionalmente menos dispendioso que o filtro de Partículas. Esse entrave no filtro de Partículas levou a que trabalhos como o da Graph-Fusion que propôs um sistema que simplifica o nível de computação do filtro a partir da redução da complexidade da localização online durante o pré-processamento do mapa offline e assim simplificar as ligações através da remoção dos graus de liberdade insignificantes e com isso o número de partículas a usar. Contudo para locais como as salas do Aeroporto onde as direções pedestres são mais aleatórias pouco número de partículas pode levar a erros grandes.

5. Implementação de Sistemas Eficientes

A implementação de sistemas mais eficientes tem como objetivo reduzir o trabalho laboral, adaptação às variações de medição e menor custo.

5.1. Redução da Pesquisa offline

Espaços indoor de grandes dimensões como são o caso dos aeroportos têm o problema de exigir uma maior densidade da rede que implica um grande custo. As opções que têm vindo a ser estudadas são, a obtenção de dados de forma explícita (“pull”) através de crowdsourcing e assim o trabalho de pesquisa é repartido por toda a comunidade envolvida. A Figura 5 em anexo é uma ilustração da rede a ficar mais densa à medida que vai recebendo mais informação dos utilizadores quanto às suas localizações. A obtenção de dados de forma implícita (“push”) como mostra a Figura 6 em anexo, pode ser adquirida sem a permissão dos utilizadores onde, apenas através de dados dos caminhos percorridos obtêm-se os vetores RSSI recolhidos criando um mapa de sinal com as fingerprints de cada localização. A outra opção é com Impressões Digitais parcialmente rotuladas, isto acontece quando os utilizadores utilizam dados sem a localização associada e através de certas regras de rotulação estes sinais RSSI podem ser associados diminuindo o nível de pesquisa. Um dos exemplos de aplicação desta última opção é utilizando uma estrutura hierárquica UMLI que em primeiro lugar classifica as fingerprints não rotuladas para cada divisória e com base na localização aproximada obtém no fim uma localização mais detalhada.

5.2. Manutenção das Fingerprints

Obtidos os dados e construída a base de dados de fingerprints é essencial que a manutenção da mesma seja dinâmica em relação a alterações do meio. Fatores como enchentes de pessoas, mudança da humidade podem influenciar a força do sinal, ver figura 7 em anexo. Por outro lado, o controlo dinâmico de força num WLAN também pode mudar a força da transmissão e ainda pode haver alteração na quantidade de Pontos de Acesso (APs) devido à renovação do edifício. Devido a estas alterações certas medidas têm sido abordadas.

Esquemas baseados em infraestruturas contêm dois elementos chaves, os monitores Wi-Fi (sniffers) e a reconstrução do mapa de sinal. Através da deteção de alterações no meio o sistema atualiza a base de dados de fingerprints com medições do sinal. Na Figura 8 em anexo está ilustrada como os sniffers conseguem detetar a mudança dos Pontos de Acesso e do meio envolvente e como o sistema reconstrói o mapa do sinal com base em algoritmos de regressão ou outros algoritmos de inteligência artificial mais complexos (Árvores de Decisão ou pelo Processo Gaussiano).

Esquemas não baseados em infraestruturas, os algoritmos adaptam-se com o ruído do sinal da Fingerprint. A partir, da correlação espacial e temporal entre os locais e as medições do sinal conseguem reconstruir a Fingerprint de Wi-Fi. As iniciativas para esta direção propõem para a atualização das fingerprints o crowdsourcing ou de forma implícita pelas trajetórias percorridas pelas pessoas através de sensores de movimento conjugada com os valores de fingerprints recolhidos seriam mapeadas. O problema deste método recai na exatidão dos sensores de movimento, da frequência de atualizações e da privacidade dos utilizadores.

5.3. Calibração em Dispositivos Heterogéneos

A diversidade de dispositivos móveis existentes no mercado afeta a performance da localização indoor, tabela 4 em anexo. A força do sinal RSS de um dado Ponto de Acesso a uma certa distância pode ser calculada através de uma equação matemática, ver formula 1 em anexo. Nessa equação, P_{AP} representa a força de transmissão do Ponto de Acesso, G_{AP} e G_{MN} representam o ganho da antena no Ponto de Acesso e no telemóvel respetivamente. Os valores dos ganhos das antenas e as posições das antenas vão diferir consoante o telemóvel a ser utilizado criando uma diversidade na performance na localização indoor como é possível ver na figura 9 em anexo.

A calibração pode ser feita de forma offline realizada durante a fase offline de pesquisa de vetores RSSI ou pela função de Kernel que estima a localização entre a distribuição dos sinais diferentes. Na calibração online apesar de se adaptar melhor a diferentes dispositivos, o ruído do sinal pode invalidar a calibração. Usa-se apenas medições online e pode-se através da medição num ponto de acesso realizar uma proporção dessa medição para todos os outros pontos de acesso, se mesmo assim não for suficiente, a solução requer mais amostras para eliminar erros, em contrapartida eleva a complexidade computacional.

5.4. Eficiência da Energia nos Telemóveis

Outro dos temas que tem vindo ao de cima é chamado de “Green Computing”. É sabido que os smartphones quando em uso do GPS levam a consumos de energia que rapidamente descarregam toda a bateria do telemóvel. Estando o problema associado ao scan de Wi-Fi, três opções são apresentadas, reduzir a frequência quando o utilizador se encontra estático ou o nível de exatidão é baixo utilizando uma combinação de diferentes sensores durante a deslocação de início ao fim usando os sensores inerciais dos smartphones, o Wi-Fi e o Bluetooth 4.0

ver figura 10 em anexo, reduzir o número de Pontos de Acesso detetados visto que apenas alguns de todos os APs que são detetados é que contribuem para a qualidade da comunicação e por ultimo substituir o Wi-Fi por outra onda rádio usando o ZigBee que usa o mesmo canal de frequência 2.4 GHz, que recolhe pacotes de bandas de frequência adjacentes ao Wi-Fi a níveis de potência consideravelmente baixos reduzindo assim o consumo excessivo de energia.

6. Conclusão e Visões Futuras

Concluindo a técnica de Fingerprint tem o lado positivo de se adaptar a novos métodos e poder ser aplicado em diversas condições, contudo os seus níveis de exatidão são voláteis às características do espaço envolvente. Mesmo assim demonstra ser uma das técnicas mais viáveis para localização indoor.

Como visões futuras será a utilização do CSI (Informação do Estado do Sinal) que descreve como o sinal se propaga do transmissor até ao recetor dando informação mais robusta que a do RSSI. Outra direção para o futuro será um sistema que obtém resultados homogéneos se o espaço indoor for mais estreito ou mais amplo ou se o utilizador passa de um espaço exterior para o interior ou vice-versa e obtém a mesma exatidão da localização. Conjugam a visão de câmaras digitais com sensores para ajudar na localização Wi-Fi por Fingerprint e o reconhecimento de alvos em diferentes pisos de um edifício passando de uma representação da localização de 2-D para 3-D.

ANEXO

ANEXO A- Figuras

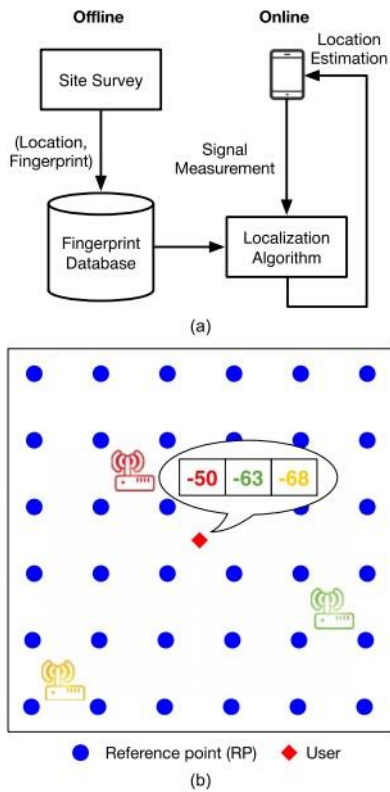


Figura 1-(a) Fluxo do Sistema e (b) Mapa de um sistema Wi-Fi de Localização indoor.

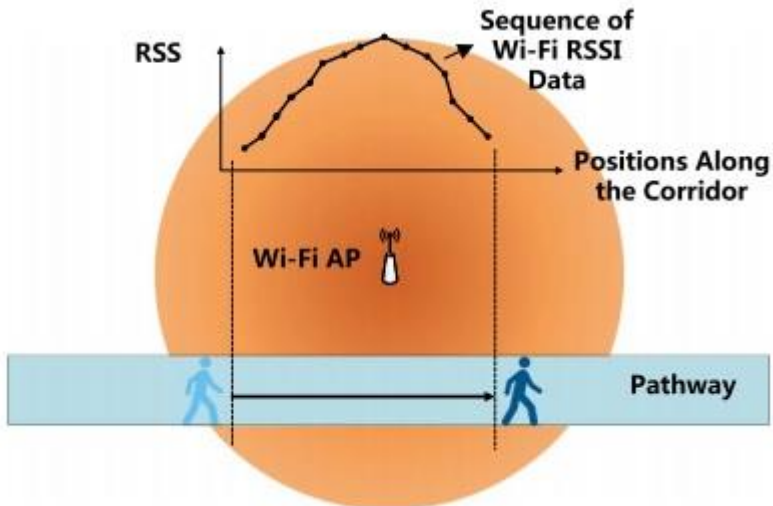


Figura 2-Ilustração do padrão de sinal temporal no sistema Walkie-Markie.

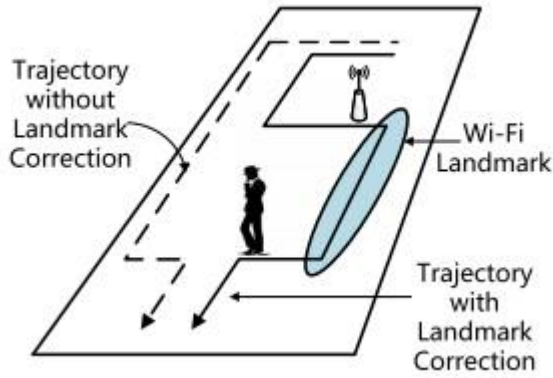


Figura 3-Ilustração da utilização das zonas no chão para os padrões espaciais.

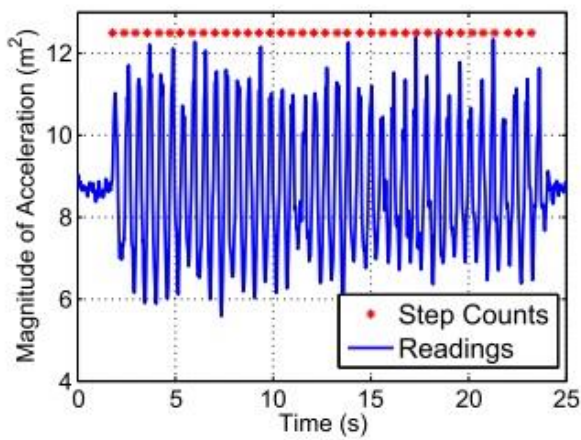


Figura 4- Leitura do acelerómetro do smartphone (HTC One X). Cada ponto vermelho corresponde a um passo.

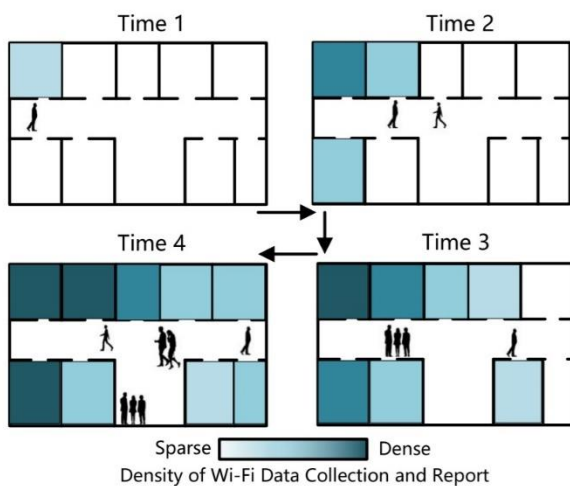


Figura 5- Ilustração de crowdsourcing para a construção de uma base de dados de Fingerprint. A cor indica a densidade de dados obtidos na pesquisa.

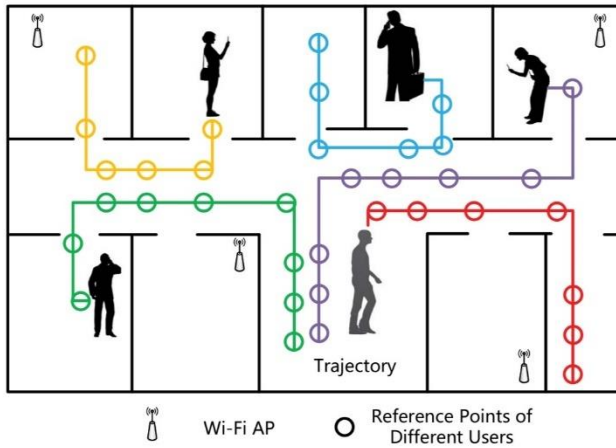


Figura 6- Ilustração de obtenção de dados de forma implícita da localização através de Fingerprint.

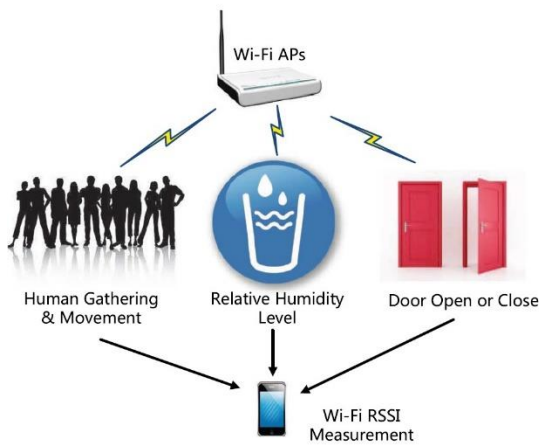


Figura 7- Ilustração dos diferentes fatores que podem afetar o sinal online Wi-Fi.

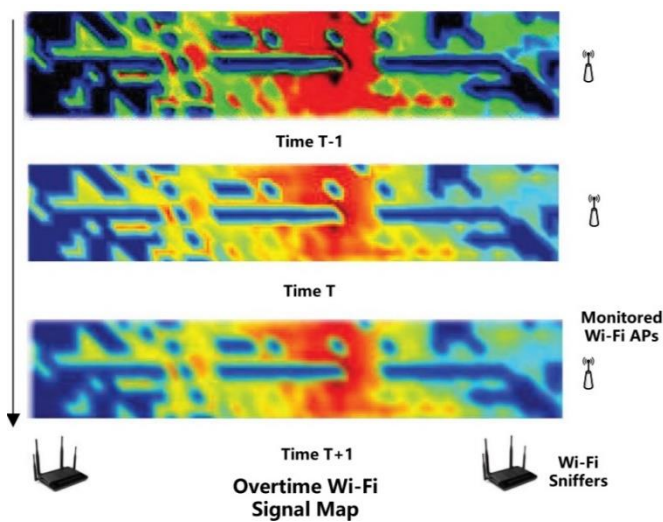


Figura 8- Ilustração da adaptação dinâmica do mapa de sinal utilizando Wi-fi sniffers.

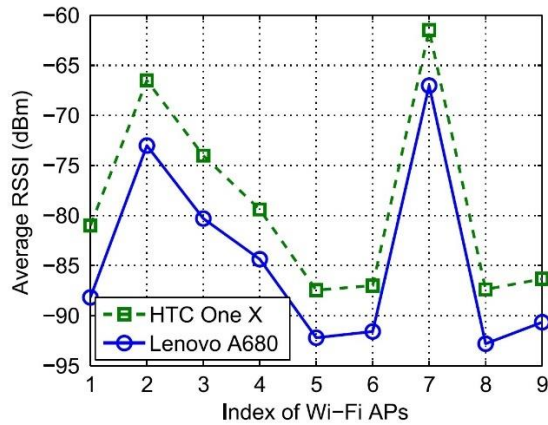


Figura 9- Medições RSSI Wi-Fi para o dispositivo móvel HTC One X e Lenovo A680.

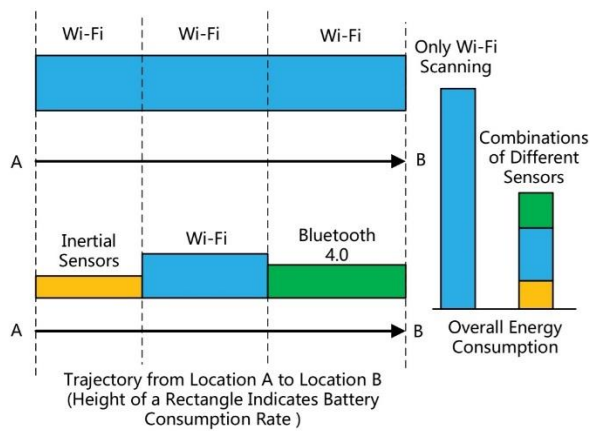


Figura 10- Ilustração da Otimização do Consumo de Energia na detecção Wi-Fi com a combinação de diferentes sensores.

ANEXO B- Tabelas

Category	Schemes	Signal Patterns	Indoor Site Availability	Additional Information for Location Estimation	Reported Mean Accuracy	Limitations and Robustness
Temporal Patterns	PWF [67]	RSSI peak in a temporal sequence.	Narrow path or corridor; dense AP deployment.	Walking direction.	< 2 m in corridors.	If the user is moving quickly, it becomes difficult for accurate peak detection and location determination.
	Walkie-Markie [45]	RSSI sequence.	Narrow path or corridor.	Walking direction.	< 1.8 m in corridors.	Work the best if users walk in one direction in corridors for accurate data collection.
Spatial Patterns	UnLoc [44]	Wi-Fi landmark.	Narrow path or corridor; dense AP deployment.	Walking trajectory.	< 2 m in corridors.	Size of Wi-Fi landmarks cannot be too large; work the best with dense landmarks.
	HALLWAY [68]	Order of Wi-Fi RSSI values.	Room partitionings.	N/A	~ 90% in finding correct rooms.	Granularity of using received signal order may not be very high; the RSSI order in the same room may be the same.
	Wi-Fi Signal Coverage Intersection & Devision [57], [69]	Similar signal values form signal sector; within sector intersection.	Large indoor open space; multiple APs need to be detected.	N/A	< 6 m in indoor open space and corridors.	If Wi-Fi AP installations are co-located, the overlapped region can be too large and may not provide tight constraints.

Tabela 1- Métodos que utilizam padrões temporais e espaciais para a obtenção de localização

Category	Scheme	Collaborative Sensors	Distance Accuracy	Robustness of Distance Measurement	User Mobility	Limitations
Distance based	VC [78]	Wi-Fi Direct; Bluetooth	Medium	Affected by RF multipath.	Static	Not for absolute positioning; distance measurement may not be very accurate.
	PA [23]	Sound	High	High	Static	Require accurate pair-wise distance measurement; rigid network graph may suffer from measurement error; require synchronization.
	Centaur [62]	Sound	High	High	Static	Peer synchronization required; designed for static devices.
Proximity based	ZCL [76]	ZigBee	Low	Affected by RF multipath.	Within a small group (static or moving together)	Users need to be near to each other; cannot accommodate randomly moving users.
	Social-Loc [36]	Wi-Fi Direct; Bluetooth	Low	Affected by RF multipath.	Pedestrian; high mobility.	Thresholds of encounter detection may suffer from noise; encounter and non-encounter information using RSSI may not be accurate.

Tabela 2- Esquemas típicos de Localização Colaborativa

Scheme	Localization Algorithm	Motion Information	Online Complexity	Robustness	Reported Mean Accuracy	Limitations
Zee [99]	Particle Filter	Step counts (autocorrelation-based); heading direction.	High	Utilize map information to filter incorrect particles; robust under narrow corridors.	< 2 m	Crowdsourced signal data may carry noise.
XINS [120]	Particle Filter	Step counts (peak detection); heading direction.	High	Utilize particle filter to fuse different signals; a generic framework to accommodate different environment with different signals.	N/A	Work the best when different signals (cell, GPS and Wi-Fi) are available for location fixing.
Graph-Fusion [38]	Particle filter and graph discretization of indoor map	Step counts (peak detection); heading direction; online stride length estimation.	Medium	Simplify the indoor map model; high accuracy for narrow corridors.	< 2 m	Large indoor open space is hard to be discretized.
HMM Fusion [66]	Hidden Markov Model	Step counts; heading direction.	Low	Require independence assumption between Wi-Fi signals and motion; influenced by signal noise.	< 6 m	Training HMM requires large training data set; expensive training process.
Moloc [24]	Maximum likelihood of fingerprint and motion	Step counts (autocorrelation-based); crowdsourced motion profile; heading direction.	Low	Require independence assumption between Wi-Fi signals and motion; influenced by signal noise.	< 1 m	Need to collect user motion profile for later localization.
MapCraft [48]	Conditional random field	Step counts; heading direction.	Low	Joint consideration of motion and Wi-Fi signals; no dependence assumption needed; high robustness.	< 2 m	Rely on large training sets; complicated training.

Tabela 3- Abordagens à Localização Wi-Fi assistido de Movimento

Host Smartphone	Chipset	Wi-Fi Channels	Antenna Positon [159]	Year
HTC One X	Broadcomm BCM4335	802.11 a/b/g/n	Middle Left	2012
LG Nexus 4	Qualcomm WCN3360	802.11 a/b/g/n	Upper Right	2012
LG Nexus 5	Broadcomm BCM4339	802.11 a/b/g/n/ac	Upper Right	2013
Samsung Galaxy Note 3	Broadcomm BCM4339	802.11 a/b/g/n/ac	Upper Right	2013
Samsung Galaxy S5	Qualcomm QCA6174	802.11 a/b/g/n/ac	Top of the Phone	2014

Tabela 4- Lista de telemóveis e as características respetivas

ANEXO C- Formulas

$$P(d) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{AP} G_{AP} G_{MN} \lambda_{AP}^2}{16\pi^2 d_0^2 L_1} \right) - 10\beta \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + X(0, \sigma^2).$$

Equação 1- Equação da força do sinal recebido dada uma certa distância

Referências

He. Suining, Chan Gary (2015) "Wi-Fi Fingerprint-Based Indoor Positioning: Recent Advances and Comparisons". Texto Publicado, IEEE Communications Surveys & Tutorials, Volume: 18 , Issue: 1, Firstquarter 2016.