

Smartphone based Indoor Localization for Blind Navigation across Building Complexes

João Ferreira

(fc50214@alunos.fc.ul.pt)

RESUMO

A necessidade da criação de sistemas precisos de localização e navegação passo-a-passo *indoor*, tem contribuído para o desenvolvimento de diversas técnicas e algoritmos de posicionamento. Os autores apresentam um modelo desenhado para utilização em smartphone que permite auxiliar a navegação *indoor* de pessoas com deficiência visual. O seu funcionamento, baseia-se na utilização de sensores inerciais de um smartphone e na Intensidade do Sinal Recebido através de *beacons* de Bluetooth de baixa energia. Ao longo do artigo são apresentados quatro módulos a incorporar no modelo de localização de base que permitem solucionar algumas lacunas existentes neste tipo de algoritmos. A sua utilização foi avaliada numa experiência realizada num complexo de edifícios de 21000m², através de 10 participantes com deficiência visual. Os resultados obtidos comprovam a utilidade destes módulos, na melhoria da precisão do posicionamento.

1. Introdução

Com o presente artigo pretende-se analisar a metodologia adotada pelos autores, para o desenvolvimento de um sistema de localização e navegação passo-a-passo *indoor* que permita auxiliar pessoas com deficiência visual. Segundo os autores, as diversas tecnologias desenvolvidas não nos permitem ter uma visão clara da sua eficácia em cenários reais, tais como edifícios comerciais, pois a avaliação tem sido elaborada apenas em ambientes controlados. Para o desenvolvimento de uma metodologia que permita a navegação em cenários realistas, são levantados 4 pontos chave.

- Localização precisa e contínua, na qual se define uma precisão mínima de 2 metros como essencial para uma navegação em tempo real, essencialmente em pontos de decisão como sejam cruzamentos ou entradas. Apesar de existirem algumas soluções, estas ainda apresentam algumas falhas, nomeadamente os modelos probabilísticos, que apesar de conseguirem resolver algum do ruído associado, falham quando as estimativas de posição se começam a degradar.
- Adaptação a edifícios de vários andares. A generalidade dos modelos desenvolvidos para smartphone baseiam-se numa localização 2D, sendo que no mundo real a grande maioria dos edifícios são de múltiplos andares sendo essencial, estabelecer um sistema de localização que permite ter em conta as mudanças entre pisos.
- Adaptação do sinal em escala, relacionado com os valores de intensidade do sinal recebido na mesma localização por smartphones de diferentes modelos.
- Elevado número de medições. Em edifícios de larga escala, os custos computacionais para um mapeamento entre as diferentes localizações, tornam-se incomportáveis para serem determinados em tempo real através de um smartphone. Assim é essencial o desenvolvimento de métodos que permitam acelerar estes processos.

Considerando os pontos anteriores, os autores partem de um algoritmo probabilístico de localização, apresentando algumas inovações. Um monitoramento da integridade da localização que permite uma reinicialização sempre que exista uma falha, um sistema de controlo de transição entre pisos recorrendo a alterações de pressão e de intensidade do sinal recebido, um sistema de calibração do sinal adaptativo através da utilização do filtro de Kalman e por fim a utilização de modelos de regressão treinados localmente que permitem acelerar os processos de computação.

Para o desenvolvimento da metodologia proposta, foram recolhidos dados de validação através de um sensor LIDAR, num ambiente composto por 3 edifícios com múltiplos pisos e uma passagem subterrânea entre edifícios. A precisão do modelo foi avaliada com recurso a uma aplicação de navegação em tempo real desenvolvida para sistema IOS, através da sua utilização por pessoas com deficiência visual.

2. Trabalhos Relacionados

No caso da utilização de smartphone, a maioria das técnicas de localização *indoor* baseiam-se na utilização da intensidade do sinal recebido (RSS), seja por WiFi ou por Bluetooth, devido ao baixo custo e potencialidade de elevada precisão. Os métodos de localização por RSS dividem-se em dois tipos: Baseados na impressão digital, que garantem uma precisão elevada, mas que necessitam de bastantes dados de treino de RSS das posições e os baseados no modelo, que apesar de não necessitarem de tantos dados de treino apresentam uma precisão inferior. Dentro dos primeiros, a localização de *beacons* de baixa energia Bluetooth tem ganho vantagem a pontos de acesso Wifi, devido ao baixo preço, consumo de energia, maior precisão de localização e acessibilidade à maioria dos smartphones, visto a pesquisa WiFi ser proibida em sistemas equipados com IOS. O método escolhido pelos autores, utiliza um algoritmo de fusão denominado filtro de partículas, que incorpora técnicas de RSS baseadas em *beacons* de Bluetooth, e técnicas que permitem determinar o movimento do utilizador. Com este método é possível estimar variáveis como seja a direção do movimento obtendo precisões de localização bastante elevadas mesmo através de observações com algum ruído.

3. Métodos

3.1 – Modelo de localização de Base

O modelo probabilístico que permite estimar a posição de um utilizador com recurso a um smartphone e diversos *beacons* de BLE, baseia-se na utilização de um filtro de partículas, que permite estimar a localização através de 5 variáveis: tempo (t), estado do utilizador/posição (Z_t), medições dos sensores (R_t), dados de movimento obtidos por sistemas inerciais (U_t) e o mapa (m). Através destes dados, o algoritmo determina a posição futura do utilizador, realizando 3 passos iterativos:

1. Previsão do modelo de movimento, que estabelece a relação entre o estado anterior e o atual. Este modelo procura prever a localização através de informação de sensores do smartphone. Utiliza como variáveis, o estado de movimento, orientação do smartphone, desvio entre o utilizador e o smartphone, velocidade e o tempo decorrido entre $t-1$ e t .
2. Modelo de observação, descreve a probabilidade das medições de intensidade do sinal no sensor, com base no estado atual do utilizador (Z_t) e com isto calcula os pesos de cada partícula. Este modelo baseia-se na aprendizagem através de dados de treino, que funcionam como uma função que estabelece a ligação entre as posições e intensidades do sinal em cada uma destas.
3. Criação de nova amostra de partículas de acordo com o peso a atribuir determinado pelo modelo de observação.

3.2 – Inovações técnicas propostas

Apesar da utilização de um algoritmo do tipo filtro de partículas, ser eficaz para determinar a localização de um utilizador, a sua utilização em ambientes interiores de larga escala, apresenta algumas limitações. Os autores propõem assim a introdução de 4 módulos que permitam solucionar estas limitações.

- Módulo de monitorização da integridade da localização (LIM), com o objetivo de alterar o comportamento do sistema em casos de incerteza. O módulo funciona através da determinação de 4 estados possíveis: *unknown*, *locating*, *tracking* e *unreliable*. Inicialmente o módulo inicia

no estado de *unknown* e após receber um primeiro sinal de RSS altera para o modo *locating*. Quando o nível de incerteza diminui, o estado passa para o modo de *tracking*, no qual a posição do utilizador é então garantida através do filtro de partículas. A grande alteração conseguida por este módulo encontra-se relacionada com a capacidade de reagir a uma situação inesperada alterando o modo de *tracking* para *unreliable* e se este perdurar algum tempo, para o modo *unknown*, em que a localização é reinicializada, não sendo afetada continuamente pelos dados de entrada anteriores. O funcionamento deste módulo encontra-se representado na figura 1.

- Módulo de Transição de Piso (FTC), permite colmatar os erros na localização entre pisos, derivados da dispersão dos *beacons*. Assim, são definidas diversas áreas de transição entre pisos, que incluem escadas, escadas rolantes e elevadores. Para além dos *beacons* RSS o modelo incorpora os dados provenientes de um barómetro do smartphone, que apesar de isoladamente apresentar dados com bastante ruído, em conjunto com os *beacons* RSS permite determinar alterações de piso com alguma precisão. Nos casos em que o utilizador se encontra num elevador, em que não está a andar, a posição estimada é determinada pelo modelo através da atribuição de um movimento de velocidade constante. Para além da determinação contínua da posição do utilizador, os autores apresentam uma solução para a estimação de uma posição futura, o que permite estimar o tempo de chegada nestas transições a um determinado piso, fornecendo as instruções com a antecedência suficiente.
- Módulo de Calibração Adaptativa do Sinal (ASC), este módulo utiliza um filtro temporal, baseado no filtro de Kalman, permitindo ajustar as diferenças de intensidade do sinal recebido em aparelhos diferentes e em alturas diferentes.
- Módulo de Computação Rápida da Probabilidade (FLC), procura resolver os problemas da complexidade de computação quando existem muitas medições da impressão digital de diversos pontos, derivadas do número elevado de *beacons* necessários para cobrir edifícios com este tipo de dimensões. O modelo de regressão base que permite determinar a localização do utilizador, cresce linearmente, obrigando o filtro de partículas a realizar n operações para cada observação e para cada *beacon* considerado, tornando o modelo bastante complexo a nível computacional. Através da utilização de um algoritmo de cluster k-means na fase de treino, os dados de entrada são divididos, permitindo posteriormente dividir o modelo de regressão base em diversos modelos locais mais pequenos, conseguindo diminuir assim a complexidade computacional.

4. Avaliação da Performance

4.1 – Caracterização do ambiente e recolha de dados

A avaliação da performance do modelo proposto pelos autores, foi executada através de uma experiência realizada num ambiente composto por 3 edifícios, sendo os pisos subterrâneos conectados entre si através de uma passagem. No total foram instalados 218 *beacons* de Bluetooth com distância entre os mesmos de 5 a 10m.

A recolha de dados consistiu no levantamento de dados da impressão digital e dados de teste, através de equipamentos LIDAR e 2 smartphone (Apple iPhone 6 e 7). Estes foram posteriormente processados de maneira a construir as diversas posições de impressão digital através de uma nuvem de pontos e validados com auxílio das plantas dos edifícios. A informação da impressão digital, que engloba a localização e RSS foi recolhida com intervalos de um metro entre posições, uma sequência por cada piso, contabilizando um total de 17745 amostras. Para além desta informação, os dados de teste englobaram ainda, os dados dos sensores de cada smartphone, sendo estes divididos em 3 tipos: *Static* - cerca de 15 segundos em cada posição, *Walk* – ao longo do piso do ponto inicial ao ponto final do percurso e *Walk with Floor Transition* – ao longo de um percurso executando uma transição entre pisos.

4.2 – Análise de resultados

No que diz respeito ao erro geral de localização, a diferença conseguida com as melhorias propostas, permitiu reduzir o erro em situações críticas de 12.9m para 3.8m para um grau de confiança de 95%, tal como demonstrado na figura 2. Apesar de o erro médio ser bastante próximo entre o modelo de base e o modelo adicionado dos módulos, 1.6m e 1.3m respetivamente, os resultados obtidos em situações críticas permitem perceber a utilidade deste modelo final em situações realistas. A contribuição de cada um dos módulos para o sistema de localização foi também avaliada pelos autores.

- Módulo LIM, a utilidade deste ficou demonstrada em situações em que o modelo de movimento do utilizador se comporta de forma inesperada, existindo uma acumulação de erros. A incorporação deste módulo permite que o sistema seja reiniciado sem que atinja um pico no erro de localização, garantindo uma precisão mais elevada ao longo do percurso. O resultado obtido encontra-se na figura 3.
- Módulo FTC, permitiu determinar a posição de chegada do utilizador a um novo piso, com uma antecedência de 5 segundos, ao contrário do modelo base, que apenas consegue determinar estas mudanças 1 a 5 segundos após a chegada à posição, não garantindo um alerta ao utilizador em tempo oportuno. Ver figura 4.
- Módulo ASC, este módulo possibilitou reduzir moderadamente o erro de localização ao longo de todo o percurso, ao contrário dos anteriores que afetam de forma mais pronunciada uma parte dos dados. Ver resultados na figura 5.
- Módulo FLC, os resultados obtidos pelos autores apontam para uma redução de 80% no tempo necessário para os cálculos computacionais, mantendo o nível de precisão da localização conseguido através do modelo base. Os resultados encontram-se na figura 6.

4.3 – Avaliação com utilizadores

Do ponto de vista do utilizador, o modelo foi avaliado com a realização de uma experiência envolvendo 10 participantes com deficiência visual. Foi solicitado a cada um, que navegasse com a aplicação em três rotas fixas dentro dos edifícios, sendo cada uma constituída por uma transição entre pisos através da utilização de um elevador e 26 mudanças de direção.

Num total de 7641 posições analisadas, a diferença entre a localização do utilizador e a localização estimada correspondeu a um erro médio de 1.7m e 3.2m em modo de navegação para um grau de confiança de 95%. No que diz respeito às mudanças de direção 93.5% foram realizadas com sucesso pelos participantes sem auxílio externo.

5. Conclusão

Um sistema de localização e navegação em ambiente indoor que permita auxiliar pessoas com deficiência visual em cenários realistas, necessita de diversas características essenciais, descritas pelos autores ao longo do artigo. De acordo com estas necessidades, foram apresentadas algumas inovações técnicas através da introdução de 4 módulos no modelo de localização de base. Para além das melhorias conseguidas na precisão de localização, a avaliação no terreno, através da realização de uma experiência com 10 utilizadores com deficiência visual, permitiu compreender a real utilidade dos métodos propostos num cenário real. Apesar das melhorias apresentadas pelos autores, um sistema de localização indoor baseado na intensidade do sinal recebido, continua a apresentar as mesmas lacunas, nomeadamente a necessidade de um levantamento exaustivo das posições para cada edifício novo em que se pretenda utilizar o sistema, não podendo os dados de treino ser transportados para outros cenários.

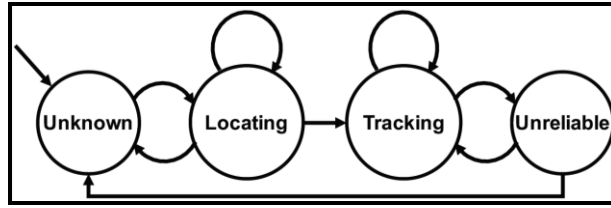


Figura 1– Módulo de monitorização da integridade da localização

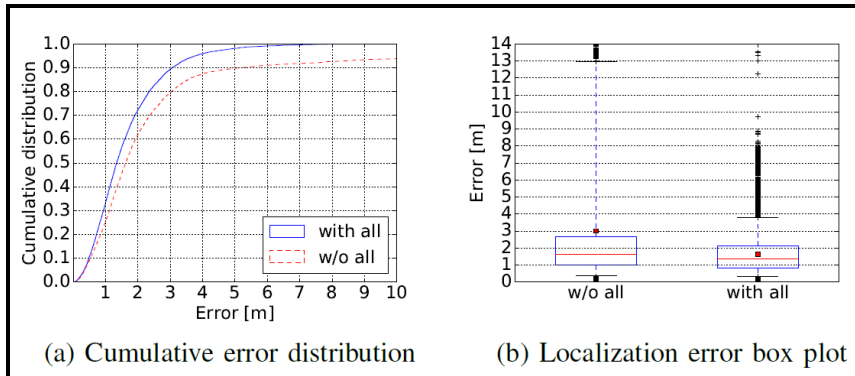


Figura 2– Erro geral de localização

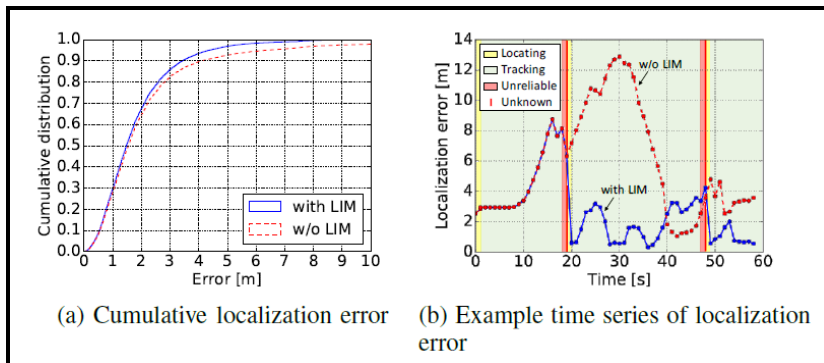


Figura 3–Módulo de monitorização da integridade da localização, resultados

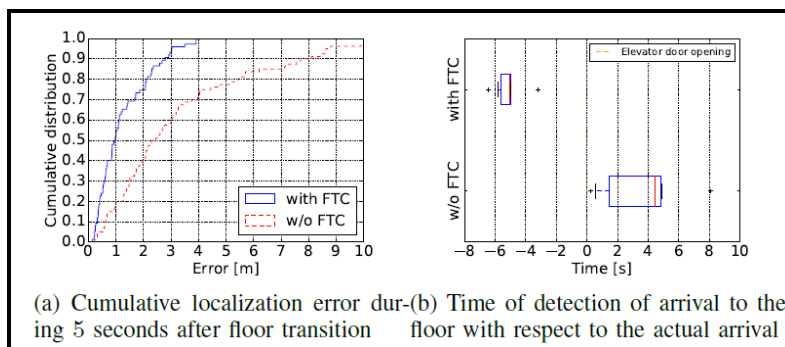


Figura 4– Módulo de Transição de Piso, resultados

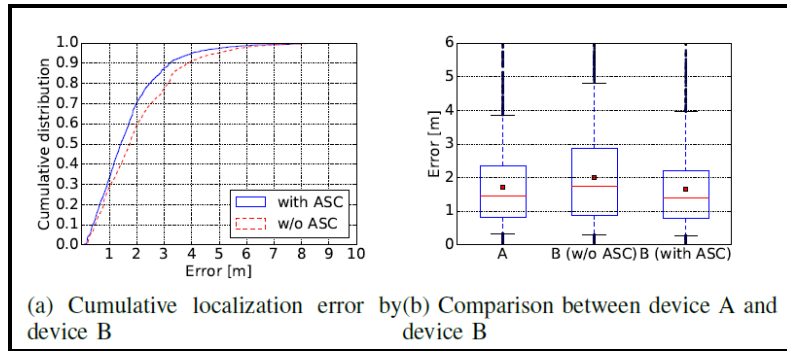


Figura 5– Módulo de Calibração Adaptativa do Sinal, resultados

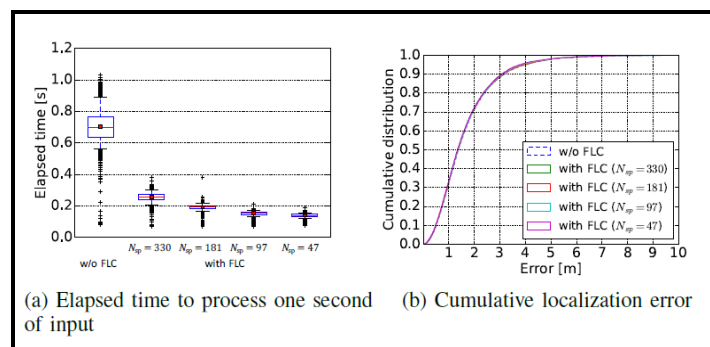


Figura 6– Módulo de Calibração Adaptativa do Sinal, resultados

Referências Bibliográficas

- Murata, M., Ahmetovic, D., Sato, D., Takagi, H., Kitani, K., Asakawa, C. (2018): “Smartphone-based indoor localization for blind navigation across building complexes”. IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, pp. 1-10.
- Faragher, R., Harle, R. (2015): “Location fingerprinting with Bluetooth LowEnergy beacons,” IEEE Journal on selected areas in communications., vol. 33, no. 11, pp. 2418–2428.
- Palumbo, F., Barscocchi, P., Chessa, S., Augusto, J.C.(2015): “A stigmergic approach to indoor localization using Bluetooth Low Energy beacons”. IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance.