

Figura 37: Comparação das quatro regiões de interesse para o conjunto de dados INTEL selecionadas para análise, geradas com as três meta-heurísticas sob investigação.

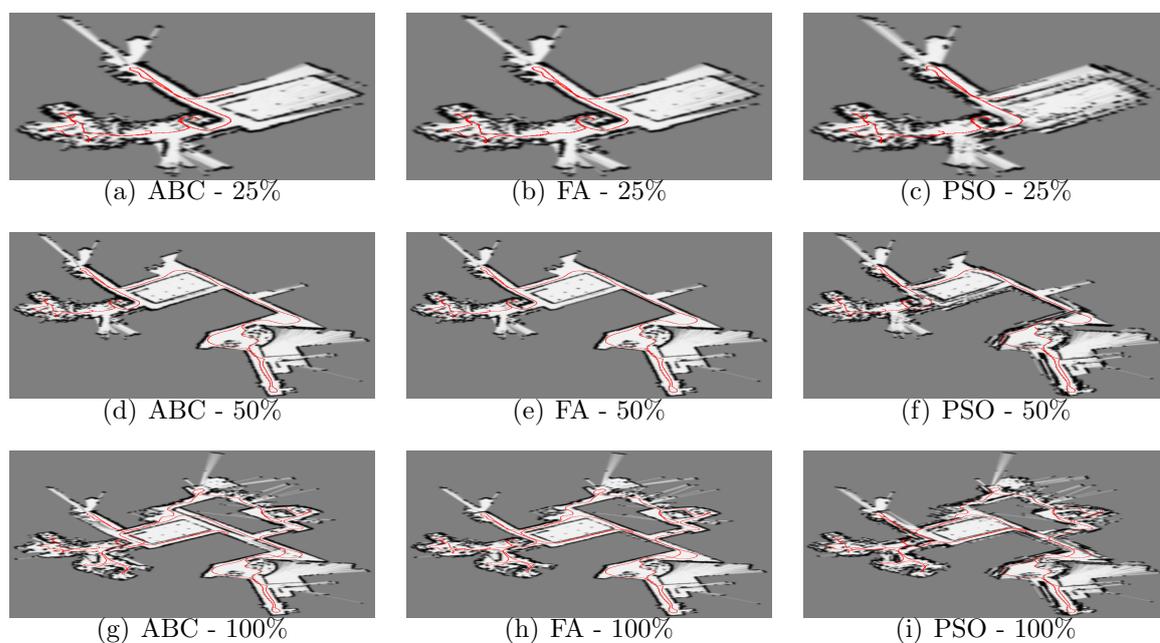


Figura 38: Mapas gerados para o conjunto de dados CSAIL.

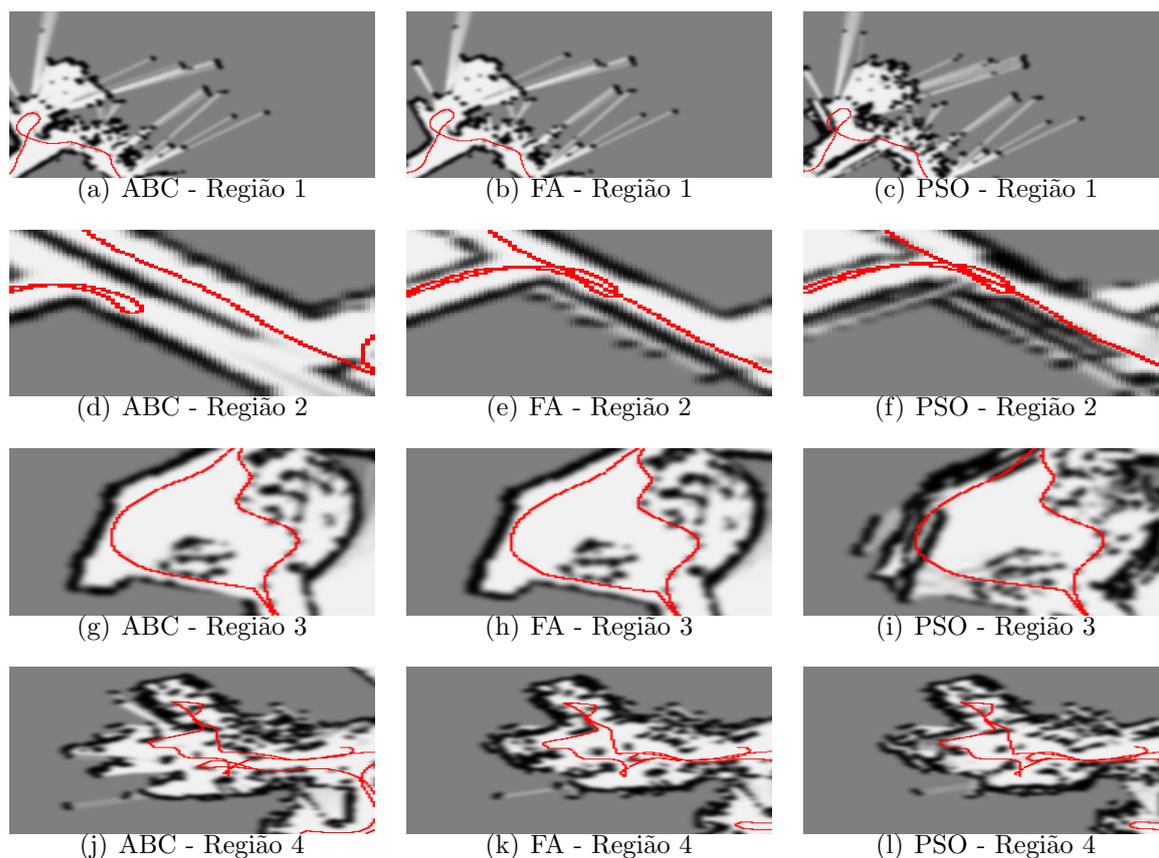


Figura 39: Comparação das quatro regiões de interesse do conjunto de dados CSAIL selecionadas para análise, geradas com as três meta-heurísticas sob investigação.

A região 2 apresenta diversas distinções interessantes. Na Figura 39(d) observa-se que houve uma falha no fechamento de laço em virtude de a trajetória não retornar ao mesmo ponto. Ainda na 39(d) observa-se a presença de uma parte do corredor duplicada. A Figura 39(f) mostra uma parede duplicada.

A região 3 mostra características duplicadas. Observa-se na Figura 39(i) a presença de paredes duplicadas.

A região 4 mostra feixes que atravessam obstáculos e características duplicadas. A Figura 39(j) mostra um feixe que atravessa a parede que é identicamente visível na Figuras 39(k) – (l). Na Figura 39(l) verifica-se a presença significativa de paredes duplicadas.

### 7.3.5 Conjunto de Dados SEATTLE

Esse conjunto de dados simples produziu resultados dentro do esperado, tendo em vista a descrição que fizéramos do ambiente.

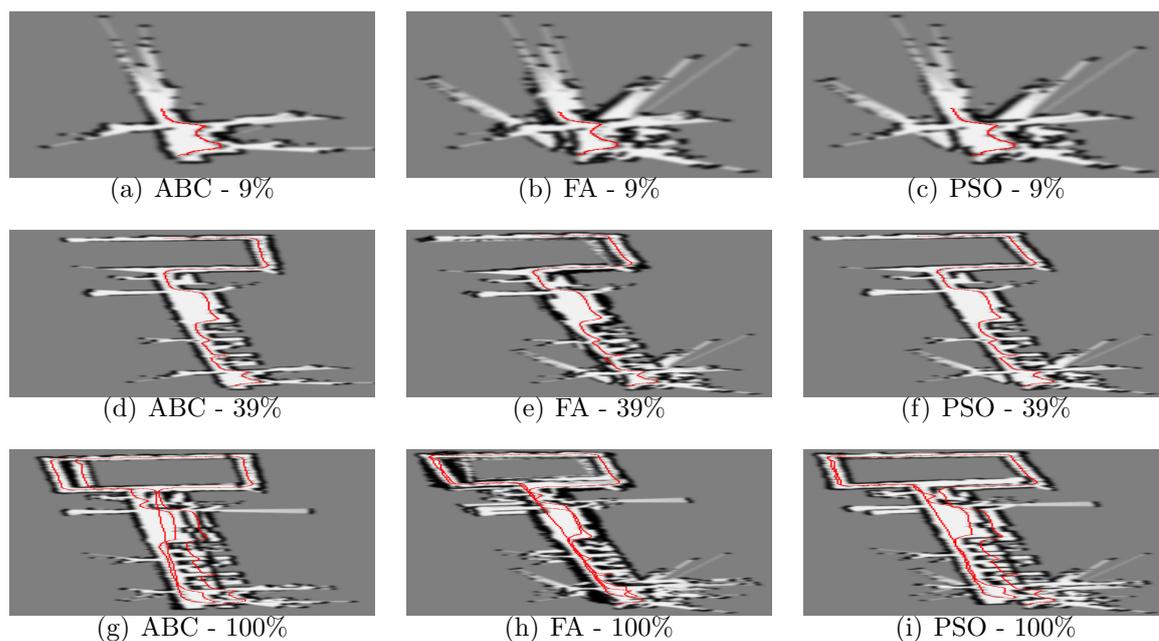


Figura 40: Mapa do conjunto de dados SEATTLE gerado com as três meta-heurísticas sob análise.

A Figura 48 exibe um diagrama de barras com os valores de Erro absoluto alcançados por cada uma das meta-heurísticas aplicadas, permitindo uma comparação dos resultados obtidos pela comparação da acurácia da estimação das componentes translacionais e da componente rotacional das poses ao longo da trajetória realizada.

Nos três casos que são apresentados na Figura 40, apesar de os mapas serem bastante verossímeis, ainda somos capazes de observar fenômenos típicos de imprecisões de localização que se manifestam na renderização do mapa de ocupação sob a forma, por exemplo, de paredes desenhadas em duplicata. Esse tipo de coisa indica que a incerteza acerca da pose do robô ao passar pelas regiões de onde se pode observar tal parede, ou qualquer obstáculo num sentido mais amplo, era grande o suficiente para que sua estimativa, a partir daquela pose fosse diferente da que fizera numa outra realizada noutro instante de tempo.

A região 1 apresenta uma grande falha do ABC. Deveras, a Figura 41(a) mostra um corredor inteiro que foi duplicado no mapa construído com o ABC, o que não ocorre na Figura 41(b) nem na Figura 41(c). A Figura 41(b), entretanto apresenta uma parede replicada.

A região 2 apresenta diversos indícios de falha na detecção de retorno. A Figura 41(d) mostra paredes duplicadas e um trecho da trajetória que não foi reconhecido como

um retorno. A Figura 41(e), mostra uma grande parte da parede do corredor que foi replicada, embora a trajetória tenha se aproximado mais do *groundtruth*. A Figura 41(f) assim como a Figura 41(d) mostra paredes duplicadas e um trecho da trajetória que não foi reconhecido como um retorno.

A região 3 mostra alguns feixes que atravessam a parede sólida e partes da parede replicadas, além de a trajetória mostrar falha no reconhecimento de retorno pelo ABC e pelo FA. A falha de reconhecimento de retorno pode ser observada na Figura 41(g) e na Figura 41(i). A Figura 41(h) mostra um pequeno trecho de parede replicado mas, mesmo assim, o FA parece ter capturado melhor esse trecho do mapa.

A região 4 apresenta paredes duplicadas e falhas de fechamento de laço. A Figura 41(j) mostra diversos segmentos de parede que são duplicados. A Figura 41(k) mostra alguns segmentos duplicados, e outros que possuem pequenos desvios de alinhamento. A Figura 41(l) mostra claramente, por meio do trecho visível da trajetória, que houve uma falha no fechamento de laço.

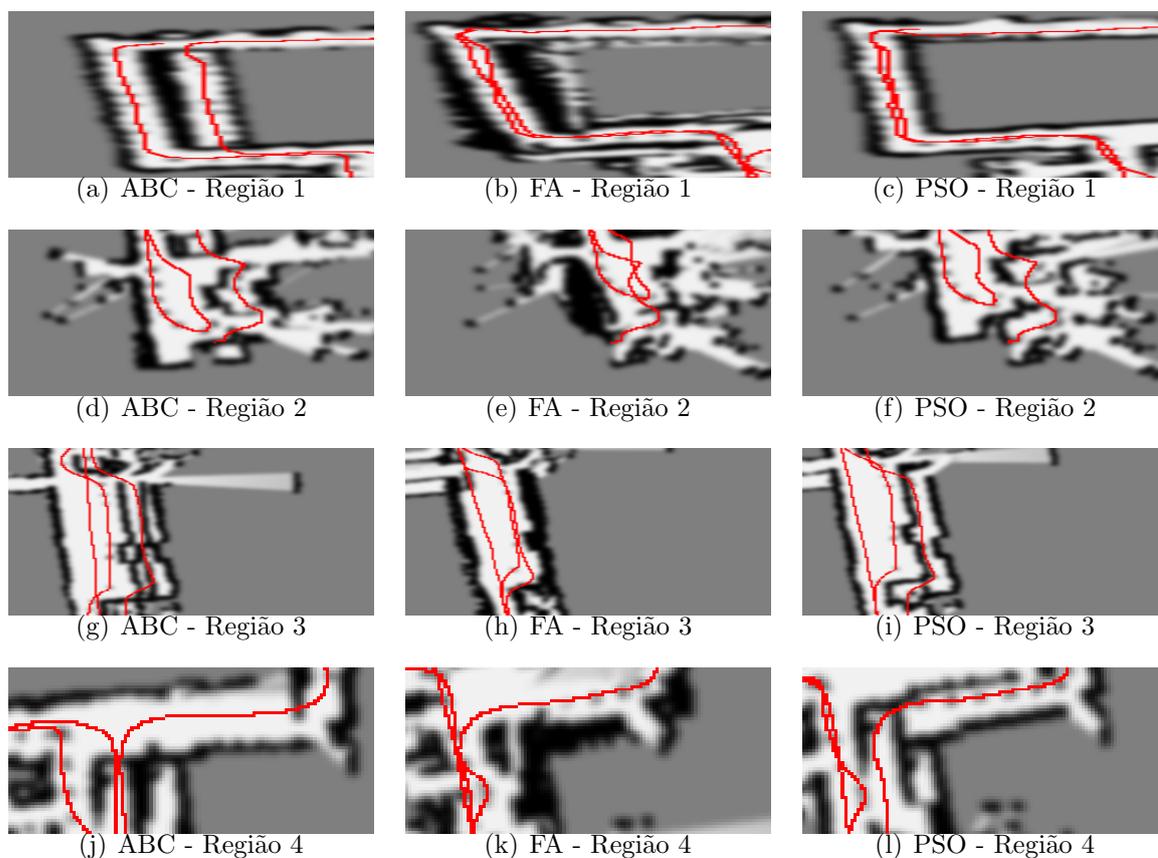


Figura 41: Comparação das quatro regiões de interesse do conjunto de dados SEATTLE selecionadas para análise, geradas com as três meta-heurísticas sob investigação.

### 7.3.6 Conjunto de Dados OREBRO

Esse conjunto de dados simples produziu resultados bastante satisfatórios, havendo boa consistência entre as estimativas obtidas por diferentes meta-heurísticas. A Figura 48 exibe os valores de Erro absoluto alcançados por cada uma das meta-heurísticas aplicadas.

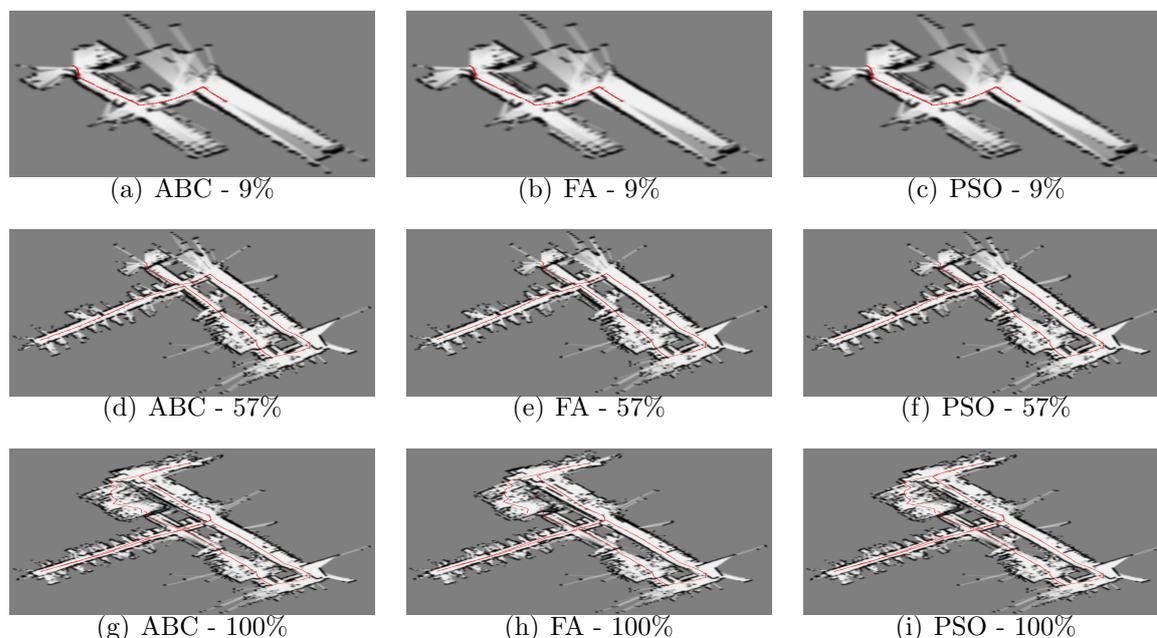


Figura 42: Mapas gerados para o conjunto de dados OREBRO.

O conjunto de dados OREBRO apresentou grande consistência no que tange a acurácia das três metaheurísticas. Há poucas diferenças dignas de nota nesse conjunto de dados. Nas regiões 1, 2 e 3 as principais falhas observáveis são paredes repetidas. A região de maior interesse para que se observem as diferenças entre os mapas é a região 4 onde se verifica pequenas descontinuidades numa das paredes da Figura 43(k) que não ocorre na Figura 43(i) ou na Figura 43(k).

### 7.3.7 Conjunto de Dados ACES

Nesse conjunto de dados, apesar de sua alta simetria, e conseqüente ambigüidade para o processo de localização, todas as meta-heurísticas apresentaram um comportamento e desempenho similar. Deveras, mesmo contendo grandes corredores a presença de intersecções entre os corredores externos e internos fez com que a precisão desse caso fosse maior do que a que foi possível obter com o conjunto de dados que denominamos corredor infinito. Na Figura 44 apresentamos o processo de construção do mapa e estimação do mapa em *frames* subsequentes.

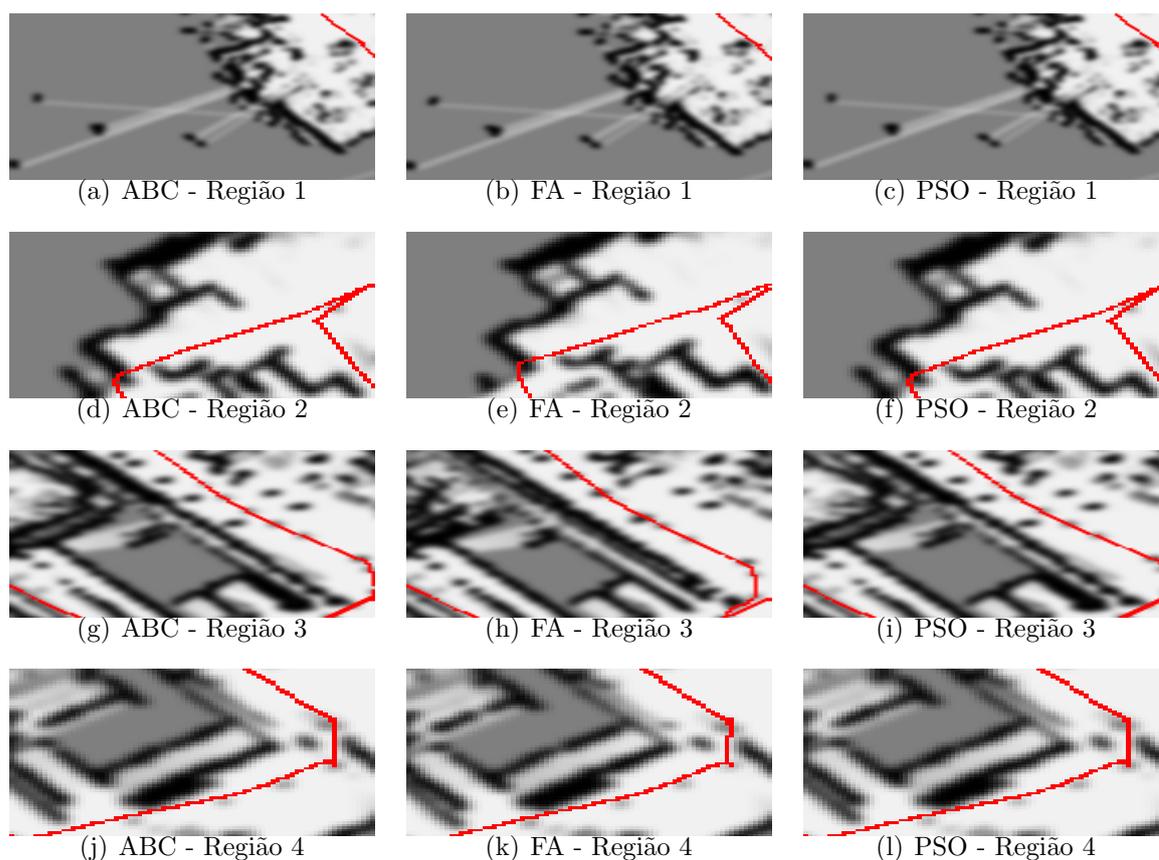


Figura 43: Comparação das quatro regiões de interesse do conjunto de dados OREBRO selecionadas para análise, geradas com as três meta-heurísticas sob investigação.

A região 1 apresenta poucas falhas observáveis. A Figura 45(a) mostra alguns feixes que atravessam obstáculos. A Figura 45(b) e a Figura 45(c) mostram, além dos feixes atravessando obstáculos algumas paredes replicadas.

A região 2 poucas falhas observáveis. A Figura 45(d), bem como Figura 45(e) e a Figura 45(f) mostram, algumas paredes replicadas.

A região 3 não apresenta diferenças visíveis entre as técnicas. A Figura 45(g), a Figura 45(h) e a Figura 45 (i) exibem paredes replicadas.

A região 4 mostra claramente a presença de feixes que atravessam obstáculos e a presença de paredes repetidas. Pode-se observar que as paredes repetidas são resultado de falhas de alinhamento mas não é possível apenas a partir dessas figuras concluir que houve falha da detecção de retorno. A comparação das figuras da região 4 às Figuras 44(g), 44(h) e 44(i). É possível, por meio, dessas comparações notar claramente que as repetições na região 4 são resultado direto da falha no fechamento de laço que se observa nas Figuras 44(g), 44(h) e 44(i).

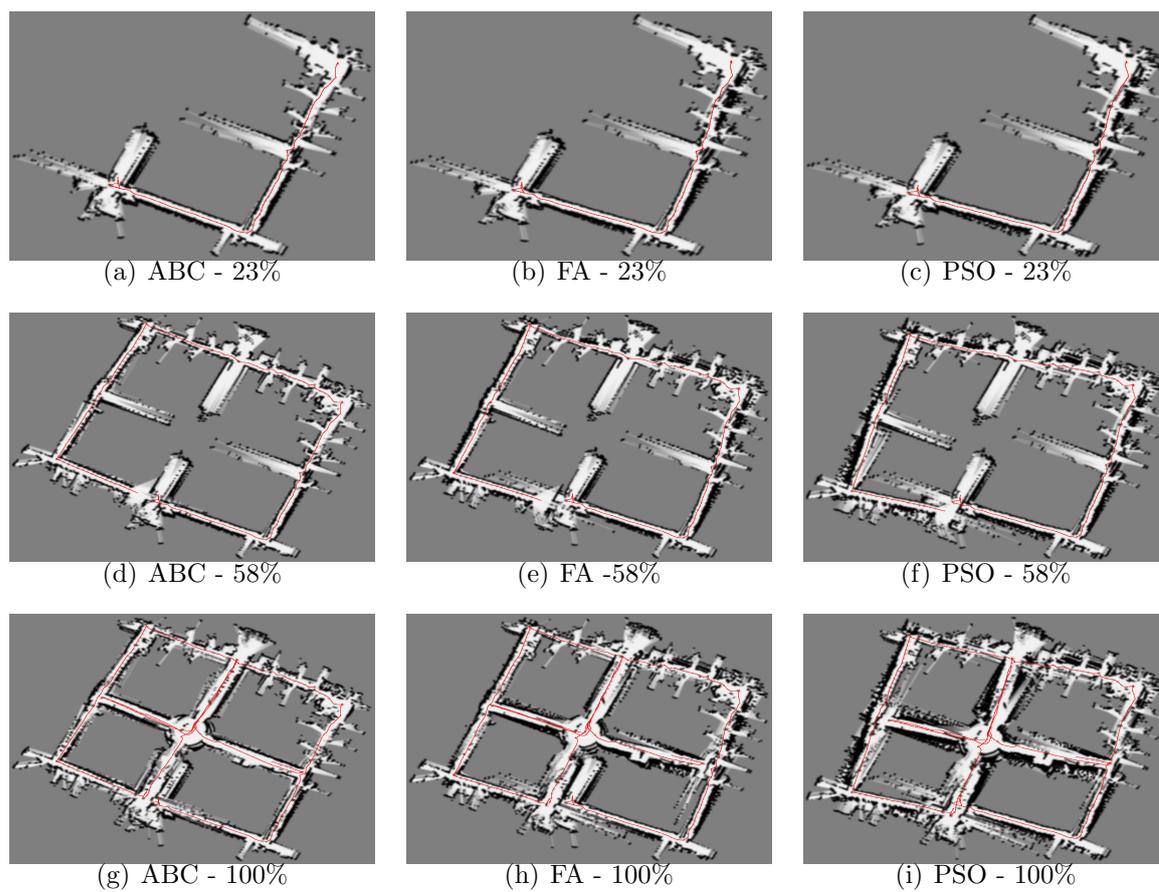


Figura 44: Mapas gerados para o conjunto de dados ACES.

### 7.3.8 Conjunto de Dados MEXICO

Esse conjunto de dados simples produziu resultados bastante satisfatórios, havendo boa consistência entre as estimativas obtidas por diferentes meta-heurísticas, como pode-se observar pelo resultado final exibido nas Figuras 46(g), 46(h) e 46(i). A Figura 48 exibe os valores de Erro absoluto alcançados por cada uma das meta-heurísticas aplicadas.

Pode-se observar claramente que o grande número de características visíveis auxiliou fortemente o processo de localização do robô o que, por sua vez tornou possível a obtenção de mapas verossimilhantes com todas as meta-heurísticas. Uma inspeção atenta das trajetórias estimadas mostra que há pequenas variações entre as estimativas que se manifestam sobre a forma de trajetórias pouco suaves. Esse efeito, entretanto, pouco impactou a qualidade dos mapas produzidos o que atribuímos ao grande número de contornos distinguíveis mediante a comparação de varreduras de LIDAR.

A região 1 mostra alguns feixes que atravessam obstáculos. As Figuras 47(a), 47(b) e 47(c) mostram aproximadamente o mesmo número e tipo de falhas. Observa-se,

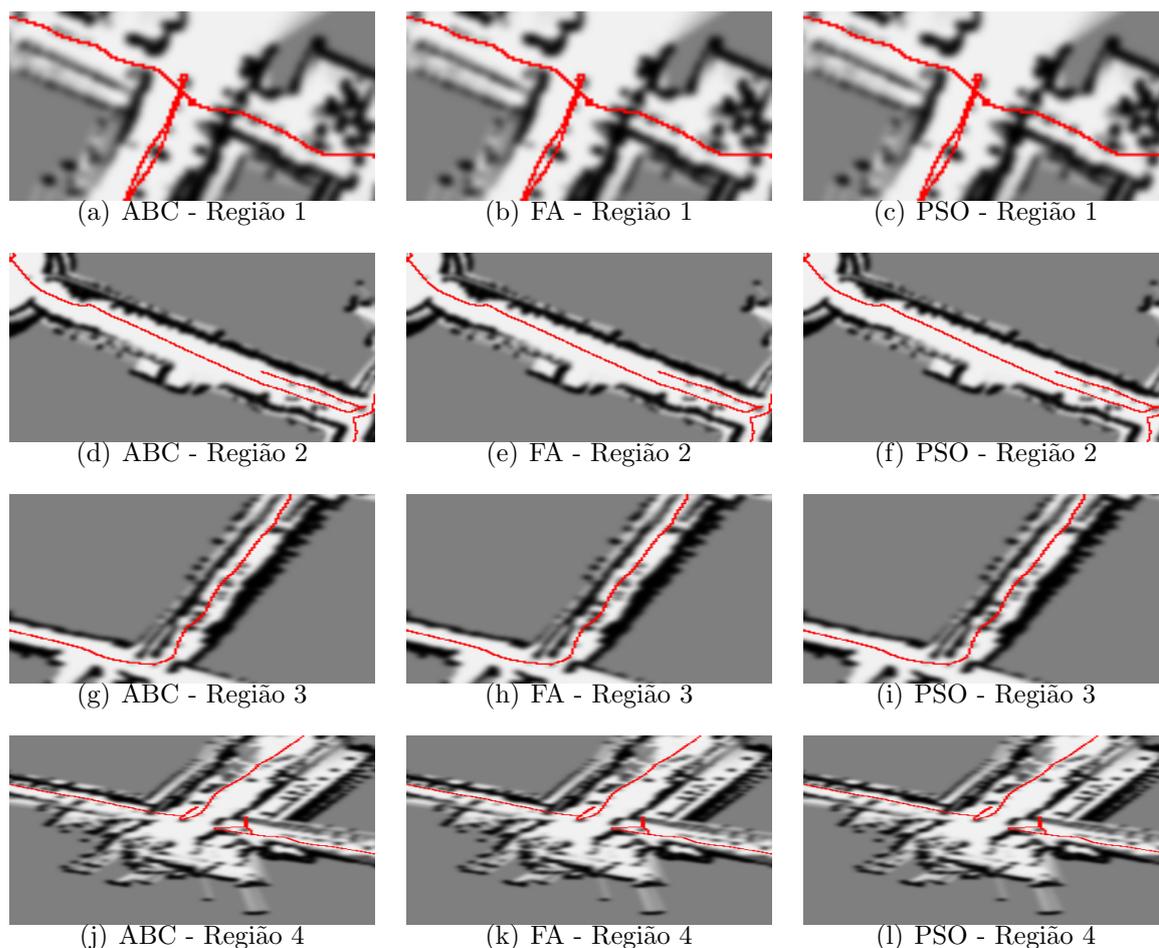


Figura 45: Comparação das quatro regiões de interesse do conjunto de dados ACES selecionadas para análise, geradas com as três meta-heurísticas sob investigação.

entretanto, que o trecho da trajetória visível na Figura 47(a) é mais suave que o trecho de trajetória visível na Figura 47(b), o qual, por sua vez, é mais suave que o trecho visível na Figura 47(c).

Na região 2 todas as metaheurísticas pecaram, como se pode observar pela presença de feixes que atravessam obstáculos e de um trecho de parede duplicado. Pode-se observar na Figura 47(e) que a trajetória visível apresenta-se mais suave que as outras duas, sugerindo uma melhor estimativa do trajeto por parte do FA nesse segmento.

A região 3 apresenta poucas diferenças entre as estimativas. Nas Figura 47(g), 47(h) e 47(i) verifica-se vários feixes que atravessam paredes e pequenas diferenças entre as trajetórias. Nota-se pela Figura 47(i) que, nesse trecho, o PSO forneceu melhor subsídio para o reconhecimento de que o local que já se visitara o local por onde o robô se encontrava, isso fica evidente pela trajetória que em grande parte se fecha sobre si mesma.

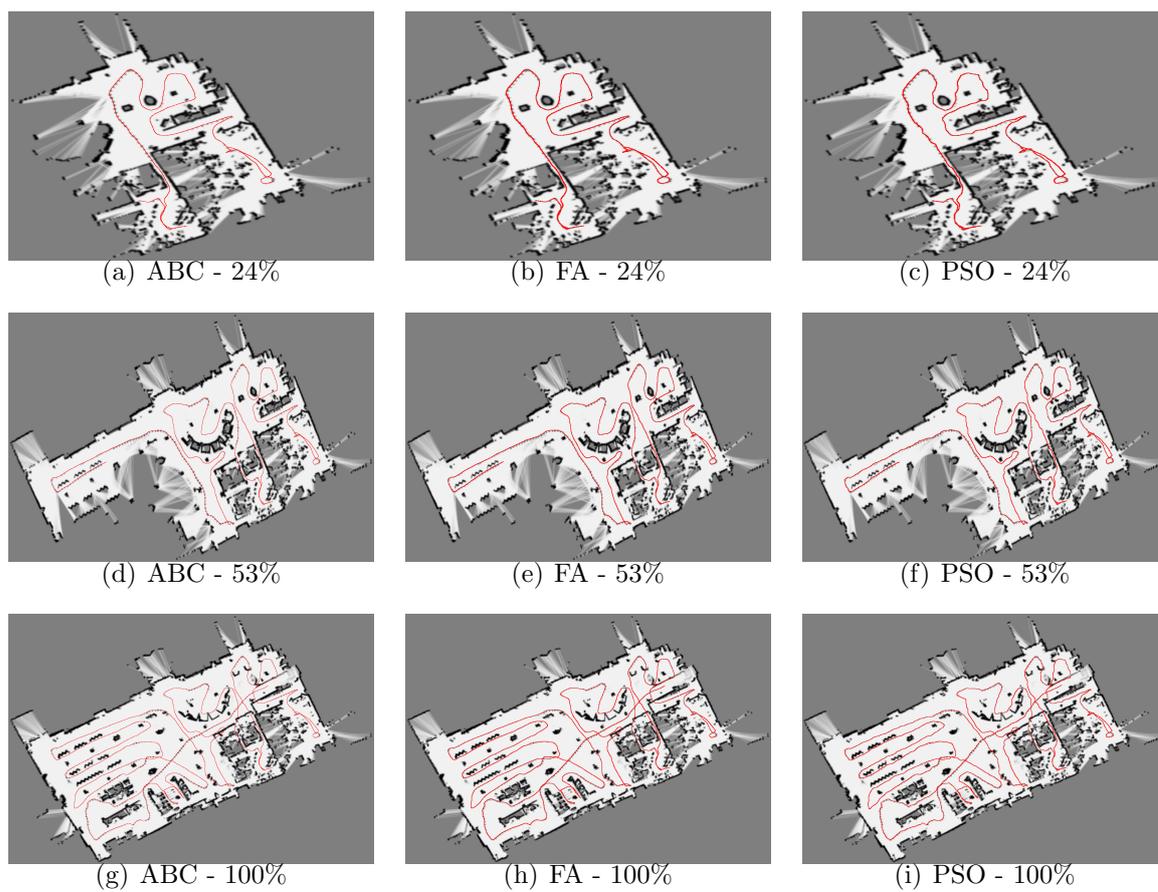


Figura 46: Mapas gerados para o conjunto de dados MEXICO.

A região 4 mostra feixes que atravessam obstáculos e uma parede repetida. Diferentemente dos outros casos de feixes atravessando paredes, as Figuras 47(j), 47(k) e 47(l) mostram que a parede está mais clara que as regiões vizinhas. Isso pode indicar que provavelmente se trata de uma abertura que foi vista apenas transitoriamente, não havendo reforço suficiente para que o mapa de ocupação exiba uma completa transição das células afetadas de ocupadas para vazias.

## 7.4 Discussão dos Resultados

O processo de experimentação com os conjuntos de dados que descrevemos nas seções anteriores se sucedeu por meio da aplicação do método de SLAM que descrevemos no Capítulo 6. Cada experimento foi realizado 30 vezes com cada meta-heurística em cada um dos mapas como forma de reduzir a influência de flutuações espúrias nos resultados, causadas por eventos de natureza estocástica. Aliás, a própria natureza dos algoritmos de otimização de inteligência de enxame nos compele a lançar mão de ferramentas estatísticas

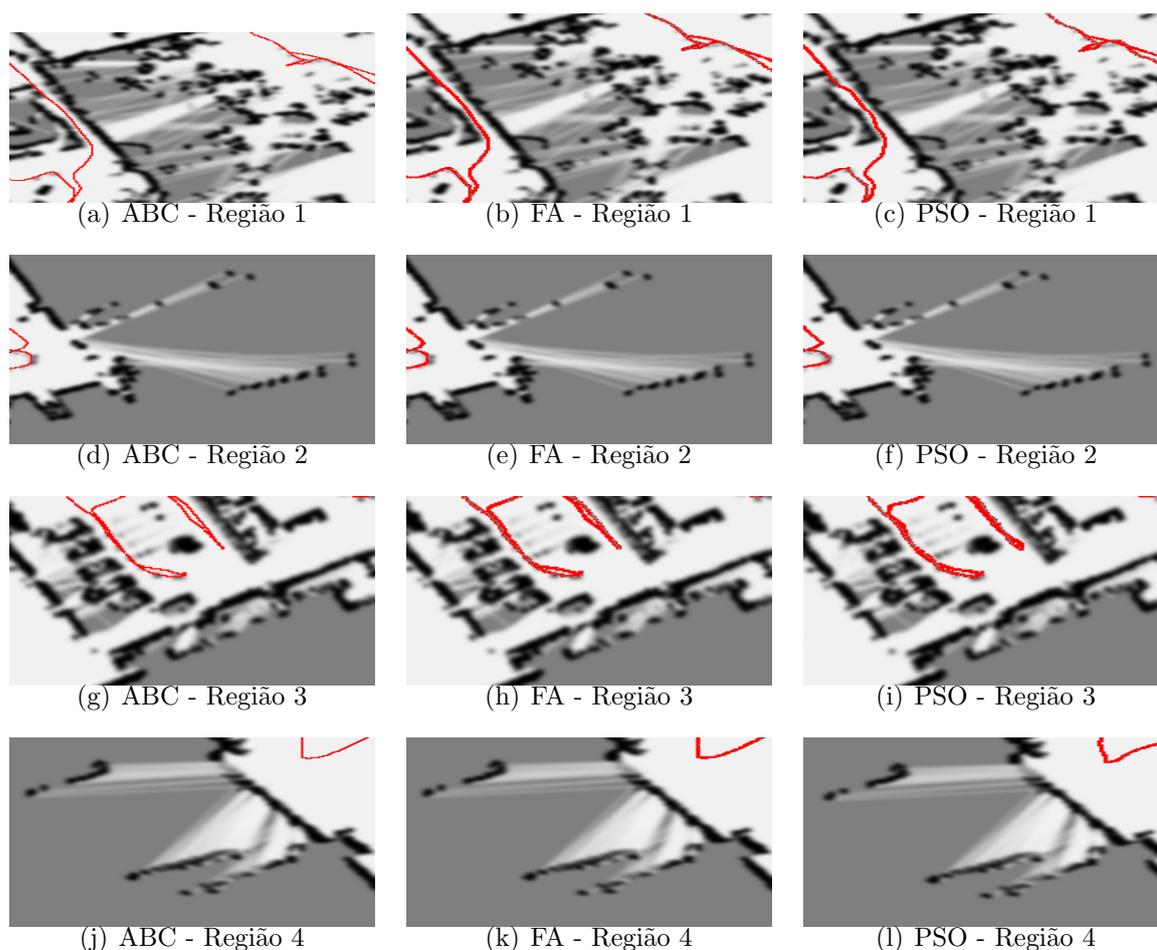


Figura 47: Comparação das quatro regiões de interesse do conjunto de dados MEXICO selecionadas para análise, geradas com as três meta-heurísticas sob investigação.

a fim de retirar conclusões válidas, já que todos eles, de um modo ou outro utilizam a aleatoriedade, ou pseudo-aleatoriedade, como ferramenta objetivando alcançar soluções que em diversas vezes seriam completamente ignoradas por métodos determinísticos. A avaliação do desempenho do método proposto foi realizada em dois cenários: análise comparativa entre as técnicas investigadas, conforme discutido na Seção 7.4.1; e análise comparativa entre o método proposto e outros sistemas existentes, conforme discutido na Seção 7.4.2. Em todas as figuras e tabelas utilizadas nessa Seção foi usada a codificação especificada na Tabela 4.

#### 7.4.1 Desempenho das Técnicas Investigadas

Os gráficos exibidos na Figura 48 e na Figura 49 permitem que se tire algumas conclusões acerca do desempenho das metaheurísticas empregadas. Os dados utilizados exibidos nas Figuras 48 e 49 encontram-se nas Tabelas 7 – 15. Ambos os gráficos usam a codificação

da Tabela 4. Na Figura 48 verifica-se que o ABC obteve acurácia superior às outras técnicas na estimação da componente translacional em 5 dos 8 conjuntos de dados, são eles:  $S_1$ ,  $S_3$ ,  $S_5$ ,  $S_6$  e  $S_8$ . O FA obteve acurácia superior às outras técnicas na estimação da componente translacional em 2 dos 8 casos:  $S_4$  e  $S_7$ . O PSO só se mostrou o mais preciso em  $S_6$ . O conjunto  $S_4$  foi o conjunto para o qual todas as metaheurísticas apresentaram o maior erro absoluto translacional.

Tabela 4: Codificação dos identificadores dos conjuntos de dados

Código	Nome do Conjunto de Dados
$S_1$	INTEL
$S_2$	FR079
$S_3$	MIT CSAIL
$S_4$	MIT Corredor Infinito
$S_5$	OREBRO
$S_6$	ACES
$S_7$	MEXICO
$S_8$	SEATTLE

Na estimação da componente rotacional, diferentemente do observado com a componente translacional das trajetórias, as metaheurísticas demonstraram um comportamento mais equilibrado. O ABC mostrou melhor precisão em 2 dos 8 casos:  $S_2$  e  $S_5$ . O PSO mostrou a maior acurácia em 4 dos 8 casos:  $S_1$ ,  $S_4$ ,  $S_6$  e  $S_8$ . O FA, como esperado dos resultados apresentados no Capítulo 5 apresentou um comportamento intermediário ao do ABC e o do PSO. Com efeito, o FA apresentou o menor erro absoluto rotacional em 2 dos 8 casos, a saber:  $S_3$  e  $S_7$ .

Como pode ser observado claramente na Figura 51, o tempo requerido para que se obtenha a convergência do processo de alinhamento varia não só de mapa para mapa, em virtude das diferenças morfológicas que se fazem presentes nas varreduras, mas também de técnica para técnica, como consequência das diferentes estratégias de exploração do espaço de buscas.

A Figura 50 expõe os valores médios soma dos quadrados dos erros entre as varreduras de origem e de destino após ter sido atingida alguma condição de parada. Analisando os dados expostos pode-se perceber que em seis dos casos exibidos o desempenho do ABC se mostrou superior às outras duas técnicas no tocante à sua acurácia. Em cinco dos oito conjuntos de dados utilizados o comportamento das técnicas foi similar com relação à precisão sendo o algoritmo ABC o mais preciso e o PSO o menos preciso. Somos levados a

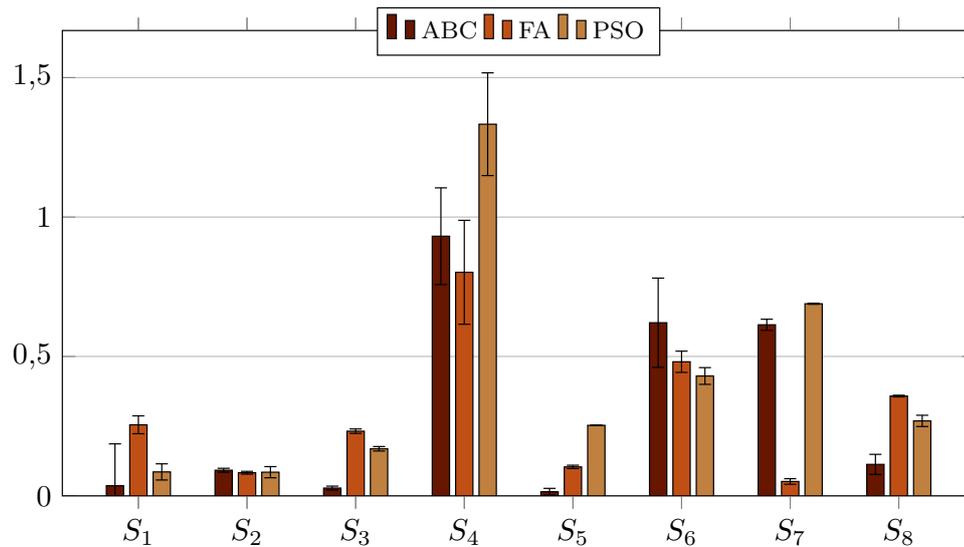


Figura 48: Erros absolutos de translação dos conjuntos de dados considerados

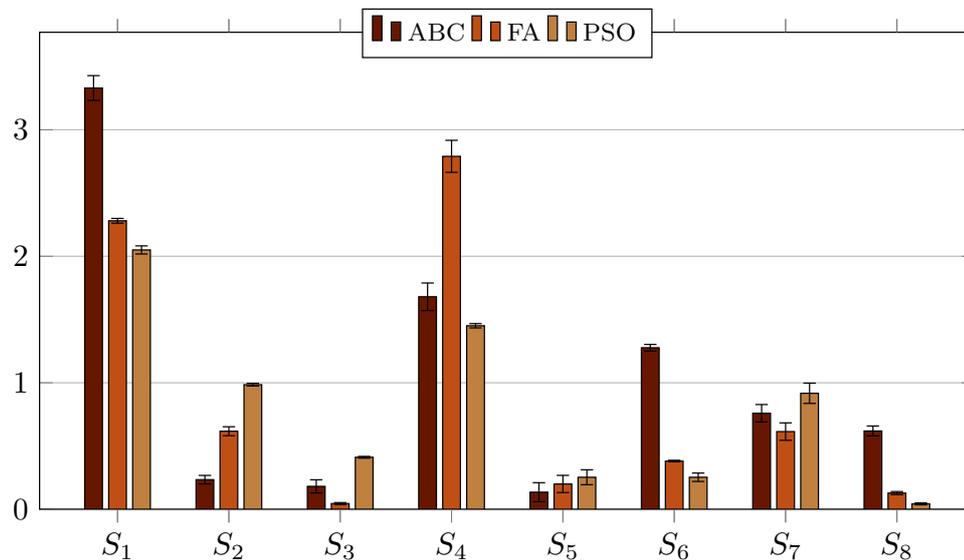


Figura 49: Erro absoluto de Rotação dos conjuntos de dados considerados.

concluir que o padrão de busca realizado pelo ABC é melhor adaptado à sorte de espaços de busca que surgem da aplicação da função objetivo empregado às varreduras presentes nesse corpo de dados. A acurácia demonstrada pelo ABC nesse experimento pode parecer inusitada, mas no Capítulo 5 foi descrito um experimento preliminar que realizamos no qual, novamente, o ABC foi o algoritmo cuja moda dos resultados mais se aproximou do valor exato do ponto de mínimo da função objetivo lá utilizada conforme pode ser observado na Figura 18 do Capítulo 5.

Até agora, discutimos apenas as características observadas no funcionamento do sistema de alinhamento de varreduras, entretanto, para que se tenha uma visão mais

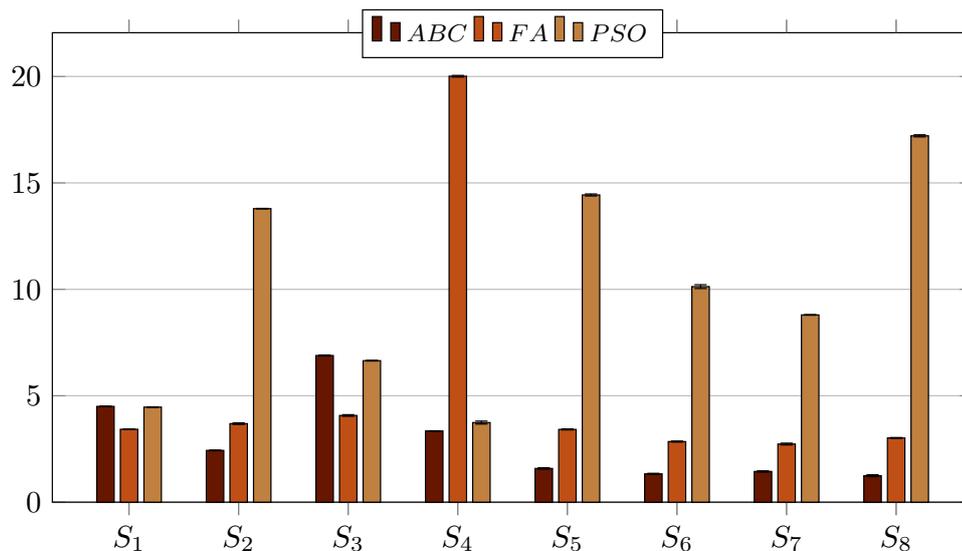


Figura 50: Erro obtido para o alinhamento de varreduras sucessivas.

completa do comportamento do sistema como um todo, bem como para que seja possível arbitrar a potencial aplicação de sistemas que se assemelhem ao que descrevemos aqui, é interessante que se mensure o tempo total usado pelo sistema para processar os corpos de dados que utilizamos.

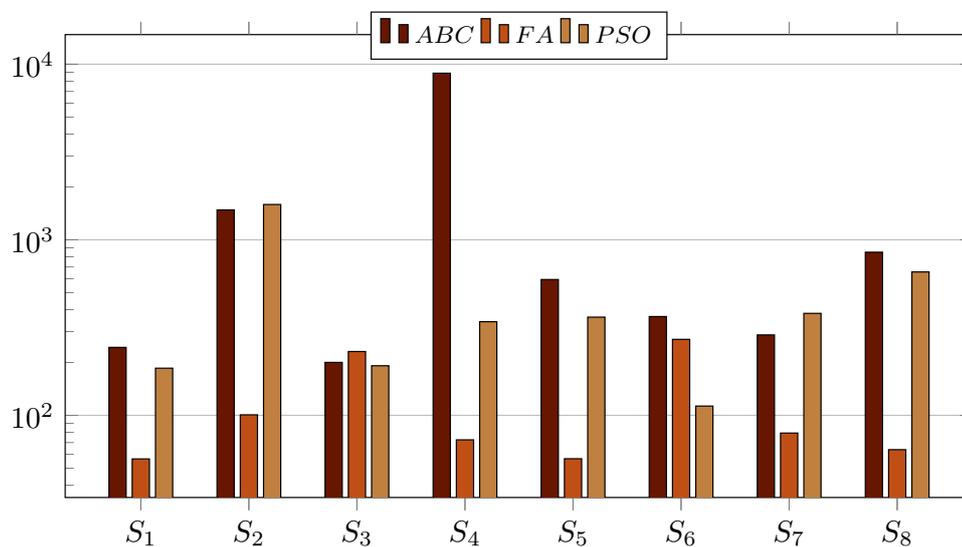


Figura 51: Tempo médio de processamento por varredura em milissegundos.

A Figura 51 exibe o tempo médio de processamento total, *i.e.* a duração média de um ciclo de alternância entre o alinhamento de varreduras e a atualização do grafo de poses. Esse ciclo seria o tempo médio gasto para o processamento de cada varredura incorporada ao compêndio mantido pelo sistema de SLAM. Observa-se que, muito embora a escolha da técnica de otimização impacte a velocidade do sistema, o mapa parece ser um

dos principais fatores a afetar o tempo de processamento. Sobre isso, dir-se-à que quanto menos características distintivas houver no ambiente, e conseqüentemente nas medições obtidas a partir dele, mais difícil é a determinação de correspondências entre medições realizadas a partir de poses diferentes. A baixa qualidade das correspondências, por sua vez, leva a alinhamentos de baixa qualidade, que forçam o sistema de otimização do grafo de poses a ter que trabalhar com incertezas maiores e possivelmente com a presença de restrições tipo fechamento de laço errôneas.

O FA não obteve resultados tão precisos quanto os do ABC, muito embora em 7 dos 8 conjuntos de dados que utilizamos ele tenha sido o método mais veloz, consumindo, em média, apenas 23% do tempo gasto pela otimização por colônia artificial de abelhas por varredura. Os conjuntos em que o FA foi a meta-heurística mais veloz foram:  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_4$ ,  $S_5$ ,  $S_7$  e  $S_8$ .

A otimização por enxame de partículas apresentou uma precisão inferior à do ABC, no entanto, seu consumo de tempo foi intermediário em comparação às duas outras meta-heurísticas empregadas. O fato de a precisão do PSO ter sido inferior em 5 dos 8 casos apresentados na Tabela 17 deixa pouca margem para que se argumente a favor do PSO como uma possível solução de compromisso, ao menos na forma conhecida como PSO com *global best*.

### 7.4.2 Comparação do Desempenho

Nessa subseção, compararemos o desempenho do sistema proposto com outros por meio de uma comparação dos resultados que obtivemos com os que foram relatados em (KÜMMERLE et al., 2009). Nos resultados que seguem, denota-se por: SM a aplicação de *scan matching* apenas, GM a aplicação de *Graph Mapping* e RBPF a aplicação de filtros de partículas de Rao-Blackwell. O alinhamento de varreduras aplicado em (KÜMMERLE et al., 2009) e denotado *Scan Matching* é a estimação incremental da trajetória do robô por meio da aplicação do alinhamento sucessivo de varreduras (LU; MILIOS, 1994; CENSI; IOICHI; GRISETTI, 2005). O que se denotou RBPF é a aplicação de filtros de partícula de rao-blackwell, e os dados foram obtidos pela aplicação da implementação descrita em (GRISETTI; STACHNISS; BURGARD, 2007) com 50 partículas. O RBPF estima a probabilidade a posteriori dos mapas e trajetórias por meio de um filtro de partículas. Cada partícula carrega seu próprio mapa e uma hipótese sobre a pose do robô nesse mapa. O

*Graph Mapping* calcula o mapa por meio da otimização de grafos de poses (GRISSETTI et al., 2010). O *Cartographer* é um sistema descrito em (HESS et al., 2016), que se vale da otimização de grafos de poses e utiliza o alinhamento de varreduras para a estimação das restrições do grafo. Todos os resultados de (KÜMMERLE et al., 2009), bem como os nossos resultados para os mesmos conjuntos de dados se encontram reproduzidos *ipsis litteris* na Tabela 17 do Apêndice A. Todos os desvios padrão dos erros absolutos apresentados nas Figuras 52 e 53, que foram omitidos pelo fato de sua magnitude ser muito superior à dos resultados do nosso sistema, se encontram na Tabela 17.

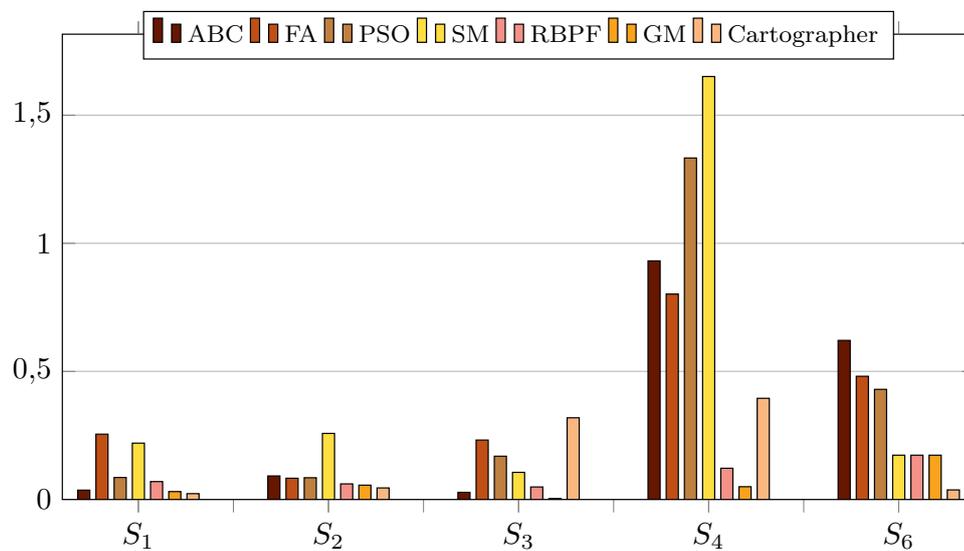


Figura 52: Erros absolutos de translação para os conjuntos de dados usados.

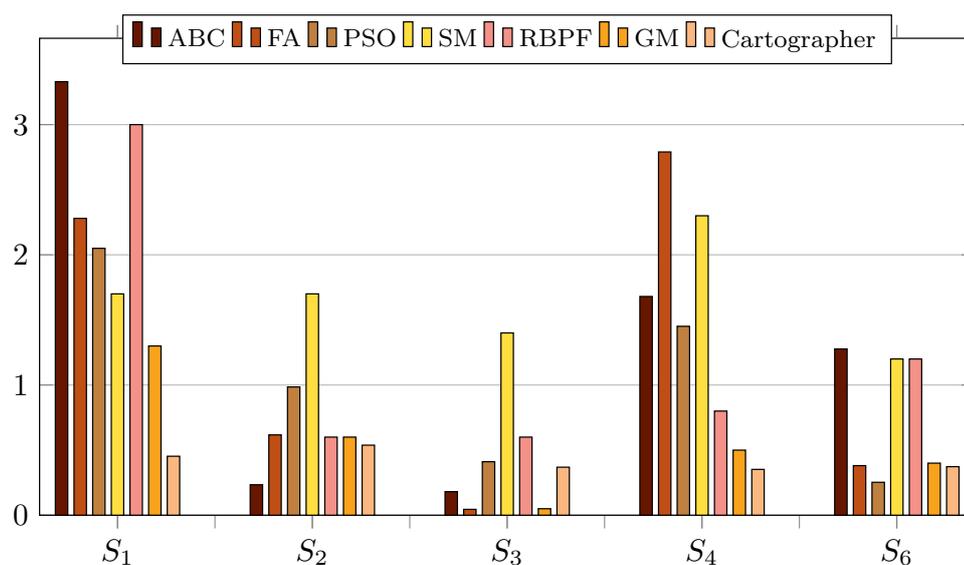


Figura 53: Erro absoluto de Rotação dos conjuntos de dados considerados.

O método proposto, quando usada a metaheurística ABC, obteve, para os conjuntos de dados  $S_3$  e  $S_6$  erros translacionais, respectivamente, 44% e 12% inferiores ao reportado para o *Cartographer*. Com relação ao conjunto  $S_3$ , o erro absoluto rotacional obtido foi ainda 50,95% inferior ao de *Cartographer*. Para o conjunto de dados  $S_6$ , no entanto, o nosso método obteve erro absoluto rotacional 242,36% superior ao do *Cartographer*. Ao comparar os resultados obtidos pela aplicação de filtros de partículas tipo RBPF, o nosso sistema obteve ainda resultados de mesma, ou maior, precisão em 60% dos casos. Obtivemos ainda erros comparáveis aos apresentados para o *Graph Mapping* em 2 dos 5 casos apresentado. O nosso método mostrou-se, ainda, mais eficaz do que a simples aplicação de alinhamento de varreduras em 80% dos cenários contemplados nas Figuras 52 e 53. O FA não obteve resultados tão precisos quanto os do ABC, mas obteve resultados mais precisos que *Cartographer* em 2 dos 5 conjuntos de dados em que ambos foram testados com relação aos erros absolutos translacional e rotacional. A otimização por enxame de partículas, por sua vez, apresentou uma precisão inferior à do ABC, no entanto, seu consumo de tempo foi intermediário em comparação às duas outras meta-heurísticas empregadas. O fato de a precisão do PSO ter sido inferior em 5 dos 8 casos apresentados na Tabela 17 do apêndice deixa pouca margem para que se argumente a favor do PSO como uma possível solução de compromisso, ao menos na forma conhecida como PSO com *global best*.

É importante que se observe que embora algumas das outras técnicas tenham apresentado resultados comparáveis, e até mesmo superiores em alguns casos, a acurácia deles também veio acompanhada de incertezas maiores. Deveras o desvio padrão de alguns dos casos chegou a ser reportado como da mesma ordem ou maior que o valor da média dos erros, como pode ser verificado na Tabela 17, indicando a presença de valores de erros absolutos bastante dispersos. Tendo isso em vista, usamos o conceito estatístico de coeficiente de variação (KOKOSKA; ZWILLINGER, 1999) para quantificar o grau de variabilidade dos resultados apresentados. O coeficiente de variação é definido pela Equação 48:

$$CV = \frac{\sigma}{\mu}, \quad (48)$$

em que  $\mu$  representa a média da população e  $\sigma$  o seu desvio padrão.

De um modo geral, um coeficiente de variação inferior a 1 indica uma distribuição de probabilidades com baixo grau de dispersão. Conversamente, um valor do coeficiente

de variação superior à unidade indica uma distribuição com alto grau de dispersão. Um exemplo de distribuição de probabilidade que apresenta o valor limítrofe de 1 para o coeficiente de variação é a exponencial que é muito usada para modelar o tempo entre eventos que ocorram a uma taxa média constante e com uma probabilidade independente (processo de Poisson).

Na Tabela 5 estão reportados os valores do coeficiente de variação para o erro absoluto translacional. Observa-se que os valores obtidos pelo nosso método apresentaram menor grau de dispersão em torno da média do que todos os outros métodos em todos os cenários testados, com exceção do conjunto  $S_1$  no qual o ABC que apresentou um  $CV$  de 4,0984.

Tabela 5: Comparação do coeficiente de variação do erro absoluto de translação.

	SM	RBPF	GM	Cartographer	ABC	FA	PSO
$S_1$	1,3455	1,1857	0,8387	10,4367	4,0984	0,1255	0,3372
$S_2$	1,6551	0,7213	0,7500	0,7832	0,0761	0,0602	0,2353
$S_3$	3,0660	1,0000	2,2500	1,1379	0,2500	0,0345	0,0473
$S_4$	2,506	3,1639	1,1200	1,2354	0,0117	0,2323	0,1382
$S_6$	3,5491	3,5491	3,5491	1,1360	0,2576	0,0792	0,0698

De modo análogo, pode-se analisar o coeficiente de variação do erro absoluto de rotação. Com efeito, na Tabela 6 encontram-se os valores para o coeficiente de variação do erro absoluto de rotação. Verifica-se sem muita dificuldade que, mais uma vez, o método que apresentamos exibiu uma menor dispersão dos resultados em torno da média do que os reportados para as outras quatro técnicas com as quais comparamos os nossos resultados. Deveras, nossos resultados se mostraram menos dispersos em todos os cenários de teste para o ABC e para o FA. O PSO, mesmo tendo se mostrado mais consistente que as outras quatro técnicas com as quais nosso método foi comparado, obteve um resultado inferior em um dos cinco cenários, o do conjunto de dados  $S_3$  no qual o coeficiente de variação foi de 79,2181. O alto coeficiente de variação do PSO para o conjunto de dados  $S_3$  indica que houve uma grande dispersão nos valores calculados de erro absoluto de rotação para esse conjunto de dados em relação à média reportada.

## 7.5 Experimentos realizados com o P3DX

Os resultados que obtivemos com o P3DX, robô este que descrevêramos noutro capítulo, foram satisfatórios, como será demonstrado a seguir. Deveras, mesmo tendo a coleta de

Tabela 6: Comparação do coeficiente de variação do erro absoluto de rotação.

	SM	RBPF	GM	Cartographer	ABC	FA	PSO
$S_1$	2,8235	1,7667	3,6154	2,9470	0,2943	0,0084	0,0157
$S_2$	1,2353	1,0000	1,0000	1,3346	0,1440	0,0572	0,0105
$S_3$	3,2143	2,0000	1,6000	0,5634	0,0170	0,1309	79,2181
$S_4$	1,9565	1,0000	1,0000	1,0028	0,0649	0,4538	0,3839
$S_6$	1,2500	1,0833	1,0000	1,2573	0,0204	0,0157	0,1316

dados ocorrido percorrendo-se trajetórias que não planejáramos, o sistema foi capaz de obter resultados de boa acurácia num tempo de processamento razoavelmente curto. Com efeito, os resultados obtidos por meio dos experimentos dessa seção são condizentes com o que dissemos na seção anterior, ponto esse que será evidenciado pelo que apresentaremos. Entretanto, e ao contrário do que houve na seção anterior, sendo os conjuntos de dados apresentados nessa seção de nossa autoria não possuíam nenhuma referência pré-estabelecida. Dito isso, e com a intenção de possibilitar uma avaliação dos resultados ora apresentados, realizamos um processo de alinhamento automático e incremental aliado a avaliação para construir um padrão, de modo similar ao que foi descrito em (KÜMMERLE et al., 2009), que consideramos *groundtruth* para os resultados que seguem.

### 7.5.1 Conjunto de Dados COPA

O primeiro percurso que realizamos, e por nós denominado COPA, foi por uma pequena sala de uso comum ao lado do laboratório onde trabalhamos durante a elaboração do trabalho que ora se apresenta. O trajeto, e o ambiente, foram simples mas suficientemente extensos para mostrar que há o sistema proposto é capaz de lidar com a complexidade imposta por ambientes com diversas, e extensas, características ambíguas. Por meio desse experimento desejou-se demonstrar a capacidade do sistema exposto de lidar, na prática com cenários reais de mapeamento e localização simultâneos. O local escolhido para esse pequeno teste, embora simples, demonstra a capacidade de se realizar tarefas de mensuração, e reconhecimento de um modo geral, sem maiores intervenções por parte do operador humano. Exibimos na Figura 54 os mapas obtidos pela mensuração supramencionada região numa seção de levantamento de dados que em alguns minutos obteve 1665 medições.

A região 1 apresentou um canto com falha de alinhamento e a consequente replicação de um trecho das duas paredes que o constituem. Esse defeito é observável nos mapas