

AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DE ARQUITETURAS DE NAVEGAÇÃO DE ROBÔS MÓVEIS COM BASE EM PADRÕES HUMANOS

ELYSON A. N. CARVALHO*, MARCOS V. S. ALVES*, EDUARDO O. FREIRE*, JUGURTA R. MONTALVÃO FILHO*, LUCAS MOLINA*

*Núcleo de Engenharia Elétrica - Centro de Ciências Exatas e Tecnologia - Universidade Federal de Sergipe
Av. Marechal Rondon, s/n, Rosa Else, São Cristovão-SE, Brasil, CEP: 49.100-000, Tel: +55-79-2105-6834.

E-mails: ecarvalho@ufs.br, marcoxvini88@yahoo.com.br, efreire@ufs.br,
jmontalvao@ufs.br, lmolina@ufs.br

Abstract— This work proposes itself to verify the possibility to use human standards to compare the performance of navigation architectures for mobile robots based on the analysis of the trajectories produced by them. In order to do so, a simulator was developed to allow the realization of experiments in which both humans and automatic controllers should perform the very same task using the same mobile platform (with the same holonomic restrictions) and with the same sensorial information about the environment, about which there is no previous acknowledge.

Keywords— Performance Comparison; Navigation Architectures; Human Standards.

Resumo— Este trabalho se propõe a verificar a possibilidade de utilização de padrões humanos para a comparação de desempenho de arquiteturas de navegação através da análise das trajetórias geradas. Para tanto foi desenvolvido um simulador que viabilizasse a realização de experimentos nos quais tanto os operadores humanos quanto controladores automáticos tivessem que realizar uma mesma tarefa, usando uma mesma plataforma móvel (com as mesmas restrições holonômicas) e com as mesmas informações sensoriais a respeito do ambiente, do qual não se tinha qualquer conhecimento prévio.

Palavras-chave— Comparação de Desempenho; Arquiteturas de Navegação; Padrões Humanos.

1 Introdução

Com o crescente desenvolvimento da robótica móvel e o aumento do número de trabalhos nos quais são propostas arquiteturas de navegação, já faz algum tempo que se aponta a necessidade da padronização de métodos de avaliação e comparação do desempenho destas arquiteturas (Bosignorio et al, 2007; Calisi et al, 2008; Ceballos et al, 2007). Nesse sentido, diversos autores vêm propondo metodologias de teste como possíveis padrões ou *benchmarks* (Calisi et al, 2008; Knotts et al, 2008). Tais metodologias de testes tentam padronizar e descrever em detalhes o procedimento de avaliação, como especificar a plataforma na qual foram executadas as experiências, tarefas comuns a serem executadas, e os parâmetros ou métricas utilizados na avaliação.

Na maioria dos casos a avaliação é feita através de métricas como: tempo decorrido durante o deslocamento, distância percorrida até o robô chegar ao destino, velocidade linear média, suavidade da trajetória e etc. O valor considerado ótimo de cada métrica é obtido por uma análise do que seria a trajetória ótima, que na verdade não deixa de ser uma abstração dos autores de cada trabalho sobre o que seria uma trajetória ótima. O que nem sempre consiste na melhor trajetória realmente possível, dadas as condições do robô e a informação à qual ele tem acesso.

Além disso, existe uma pergunta ainda mais difícil de responder: a trajetória deve ser ótima em que sentido? Qual característica deve ser privilegiada? Velocidade, segurança, tempo, suavidade, economia de energia? Uma possível resposta é que depende da aplicação. E não deixa de ser verdade. Mas ainda assim, é uma questão controversa e em aberto.

Por outro lado, na literatura encontram-se vários exemplos do uso do desempenho, ou padrão, humano para avaliar o desempenho de métodos desenvolvidos. Como o caso do padrão de compressão de áudio mp3 (Johnston, 1988; Pan, 1993). Os métodos de codificação anteriores se baseavam em modelos da fonte de sinal. Ao invés disso, o método de codificação no qual o padrão mp3 se baseia foi desenvolvido com base no modelo auditivo do ser humano (Johnston, 1988). O alto desempenho desse algoritmo de compressão deve-se ao fato de que ele explora o mascaramento auditivo. Esse mascaramento é uma falha perceptiva do ouvido que ocorre quando a presença de um forte sinal de áudio faz com que uma vizinhança espectral de sinais de áudio mais fracos se torne imperceptível (Pan, 1993). Esse fenômeno foi observado e corroborado através de uma variedade de experimentos psicoacústicos (Tobias, 1970). O modelo desenvolvido ficou conhecido como o Modelo Psicoacústico (Pan, 1993), e o padrão de compressão de áudio resultante é um dos mais aceitos e difundidos no mundo, e um dos motivos que possibilitaram o sucesso deste método foi o uso da capacidade auditiva humana como padrão de qualidade.

Da mesma forma, os seres humanos possuem uma capacidade nata para se localizarem e para se locomoverem em diversos tipos de ambiente. Sendo assim, este trabalho propõe verificar a possibilidade de uso do desempenho humano, nas mesmas condições às quais o controle de navegação foi submetido, como um padrão para avaliar o desempenho de arquiteturas de controle de navegação. Com esta finalidade, comparou-se, através de um simulador, o desempenho de uma arquitetura de navegação, já testada e submetida a publicações (Ferreira et. al. 2008),

com o desempenho de um grupo de pessoas na execução de uma tarefa, onde ambos, pessoas e arquitetura de navegação, tinham acesso às mesmas informações do ambiente.

O artigo está organizado da seguinte forma: após esta introdução (Seção 1) é apresentado na Seção 2 o simulador utilizado; na Seção 3 apresenta-se uma breve descrição da arquitetura de controle implementada para a realização dos testes; a Seção 4 é dedicada à descrição da metodologia de testes utilizada com os voluntários para a realização dos experimentos; na Seção 5 são apresentados e analisados os resultados obtidos; finalmente, na Seção 6 são apresentadas as conclusões e os próximos passos na sequência deste trabalho.

2 Simulador

Para que fosse possível comparar o desempenho de uma arquitetura de navegação com o de um ser humano seria necessário encontrar uma maneira de que o ser humano tivesse que guiar o robô com as mesmas restrições holonômicas e com as mesmas e limitadas informações sensoriais disponíveis.

Pensando nisso, criou-se um simulador que permite que uma pessoa possa guiar um robô móvel com tração diferencial (a mais amplamente usada) usando as setas do teclado de um computador. A seta para cima faz que o robô se locomova a uma velocidade linear constante de 300 mm/s, ao passo que as setas para esquerda e direita fazem com que o robô gire no sentido anti-horário e horário, respectivamente, a uma velocidade angular constante de 0,5 rad/s (aproximadamente 30 graus/s). Estas velocidades linear e angular, além de serem compatíveis com aplicações reais (Freire et.al. 2004; Ferreira et.al. 2008), foram as preferidas pela ampla maioria dos voluntários em etapas preliminares de teste do simulador e por isso foram escolhidas.

A possibilidade de variação das velocidades linear e angular complicava um pouco a tarefa de controle do robô por parte dos voluntários e quase todos preferiram controlar o robô usando velocidades constantes. No entanto, em uma segunda versão do simulador, ora em desenvolvimento, a possibilidade de variação das velocidades linear e angular do robô por parte do operador será reintroduzida, porém considerando agora outras formas de controle, como por exemplo, o uso de *joysticks*.

Além disso, a seta para baixo, que originalmente atribuía ao robô velocidade linear negativa, foi desabilitada, uma vez que essa é uma suposição comum a diversos controladores usados em robótica móvel. Isto foi feito no intuito de garantir a premissa de que a arquitetura de controle a ser comparada e os operadores humanos atuassem de acordo com as mesmas condições de locomoção e sensoriamento.

Ainda nesse sentido, considerou-se que o robô estaria dotado de um sistema de sensoriamento composto por sensores de distância capazes de informar

as distâncias medidas ao redor do robô (360 graus), com resolução de 1 grau.

Um sistema de sensoriamento deste tipo pode ser construído usando dois sensores do tipo *scanner laser*, um apontado para frente do robô e outro para trás, visto que cada um deles é capaz de medir distâncias em um semi-círculo com resolução de 1 grau.

Na versão atual do simulador, não há modelagem do ruído associado às leituras dos sensores. Tal modelagem deve ser incluída em futuras versões do simulador.

Como se tratam de sensores de distância, obviamente eles não podem fornecer informações a respeito de partes do ambiente que estejam por detrás de paredes e outros obstáculos, que no simulador, foram todos assumidos como opacos. Além disso, o alcance do sistema de sensoriamento foi escolhido propositalmente curto, apenas 1 metro, que é uma distância típica, em torno da qual os algoritmos usados para evitar obstáculos começam a atuar. Com isso, buscou-se, uma vez mais, submeter os voluntários às mesmas condições às quais a arquitetura de controle estaria submetida, visando assim uma comparação justa. Tais condições foram atendidas, limitando a visualização do voluntário à área incidente no raio de atuação dos sensores. Ou seja, o ambiente é construído conforme o robô se move, como pode ser visto na sequência de imagens de um dos testes realizados, mostradas na Fig. 1.

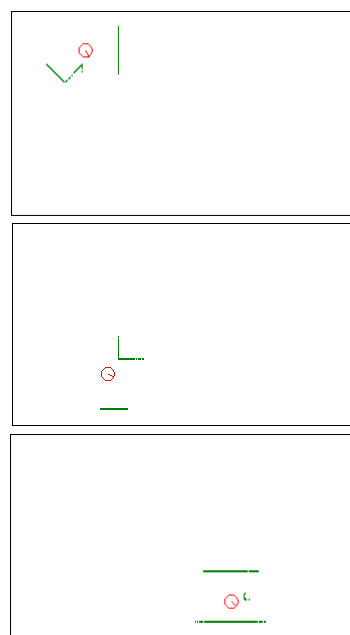


Fig. 1. Sequência de imagens durante a realização de um dos testes.

Na Fig. 2 é mostrada uma imagem do simulador durante um experimento de controle manual realizado por um dos voluntários. É possível ver o robô, simbolizado por um círculo e uma linha que indica a sua frente e sua orientação, e as partes do ambiente que podem ser “vistas” pelo sistema de sensoriamento. As dimensões do robô foram escolhidas para representar um robô com 40 cm de diâmetro de base.

Um círculo vermelho que aparece na parte de baixo da figura indica o ponto de destino. Note que não é possível saber quais obstáculos existem entre a posição atual do robô e o seu ponto de destino, dados os limites impostos pelo sistema de sensoriamento.

O simulador ainda dá a possibilidade de escolher o mapa do ambiente a ser usado, que pode ser qualquer imagem binária (obstáculos pretos e espaço livre branco) tipo *bitmap* (extensão *bmp*), tornando fácil criar ambientes de teste.

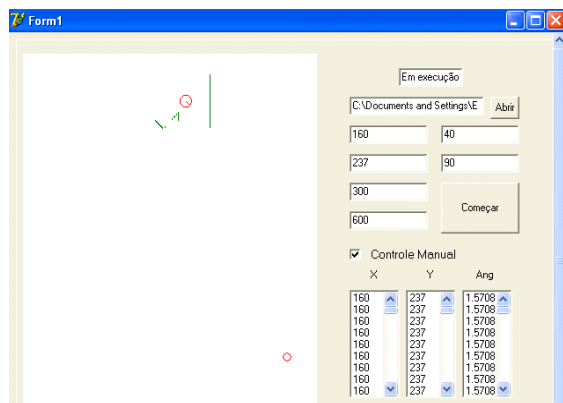


Fig. 2. Simulador durante experimento de controle manual.

Ainda de acordo com a Fig. 2, vários campos podem ser vistos. Neles devem ser colocadas as coordenadas x , y e θ do ponto de partida do robô e as coordenadas x , y do ponto de destino. Também deve-se informar o alcance do sistema de sensoriamento. Nessa versão inicial do simulador as medidas de distância estão todas em pixel, e foram convertidas para metros através do uso de um fator de escala. Isso foi possível porque o ambiente usado nos experimentos é uma representação da planta baixa do Instituto de Automática da *Universidad Nacional de San Juan*, onde um dos autores fez parte de seu doutorado, reproduzida com base em medições reais. Neste caso, 1 pixel corresponde a aproximadamente 28,2 mm, tanto na horizontal quanto na vertical.

Também pode ser vista uma pequena caixa na Fig. 2 onde se lê “Controle Manual”. Quando habilitada o controle do robô é feito usando as setas do teclado, e quando não, usa-se a arquitetura de navegação que tenha sido implementada.

Finalmente, podem-se ver caixas identificadas como X, Y e Ang. Nelas aparecem os valores que vão sendo gerados pelo simulador para a posição e orientação atuais do robô, que são gravadas em arquivo para posterior processamento.

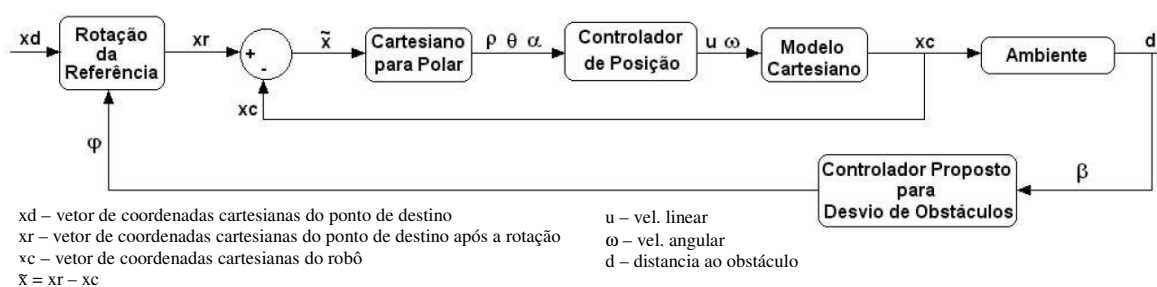


Fig. 3. Diagrama de blocos do desvio tangencial de obstáculos (Ferreira et.al. 2008).

3 Arquitetura de Navegação

A arquitetura de navegação utilizada neste trabalho foi o *Desvio Tangencial de Obstáculos* (Ferreira et.al. 2008), capaz de guiar o robô em ambientes com o grau de complexidade desejado usando para isso apenas um único sistema de controle, para o qual existe uma demonstração formal de estabilidade de acordo com os critérios de Lyapunov.

Essa abordagem consiste em mudar a orientação do ponto de destino do robô (que está sendo perseguido por um controlador de posição final com demonstração de estabilidade – laço interno do diagrama de blocos apresentado na Fig. 3.) quando um obstáculo é detectado, de forma que o robô siga um caminho tangente ao limite do obstáculo detectado, voltando a buscar o ponto de destino quando o obstáculo tiver ficado para trás. Essa situação é ilustrada na Fig. 4.

Quando um obstáculo é detectado dentro da zona de repulsão, d_{obs} (nesse caso escolhida como 75 cm), o ângulo β é determinado a partir do sistema de sensoriamento, e é o ângulo para o qual foi detectado o obstáculo mais próximo do robô. Esse ângulo é medido tendo como referencial a orientação do robô com relação ao sistema de coordenadas do ambiente, como se pode ver na Fig. 4. Sabendo a orientação do robô com relação ao ponto de destino (ou alvo), que consiste no ângulo α , determinado com base nas informações do sistema de odometria do robô, pode-se determinar o ângulo φ , que é o ângulo de rotação do ponto de destino para que o robô tangencie o obstáculo detectado. O ângulo φ é dado pela Eq. 1.

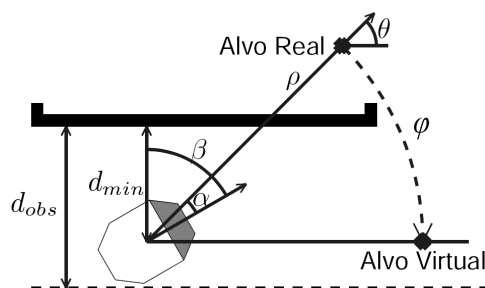


Fig. 4. Desvio tangencial de obstáculos (Ferreira et.al. 2008).

$$\varphi = \text{sign}(\beta) \frac{\pi}{2} - (\beta - \alpha) \quad (1)$$

Conforme a análise dos resultados obtidos deixa claro, a arquitetura de controle implementada funcionou adequadamente. Maiores detalhes podem ser obtidos em Ferreira et. al. (2008).

4 Metodologia de Testes

Os testes foram todos realizados usando um mesmo computador, com teclado padrão EUA Internacional com teclas acentuáveis. O computador usado possuía a seguinte configuração: processador Intel Core 2 Duo 2.5GHz, 6MB cache, 4096MB DDR2 667 MHz.

Antes de realizar o experimento válido, cada voluntário recebeu instruções sobre o funcionamento do simulador e pôde praticar o controle do robô móvel em 2 experimentos preliminares. Um sem nenhum obstáculo, para acostumar-se com os controles de velocidade e direção, e outro bem mais complexo, envolvendo um ambiente com obstáculos, corredores e pontos de mínimo local.

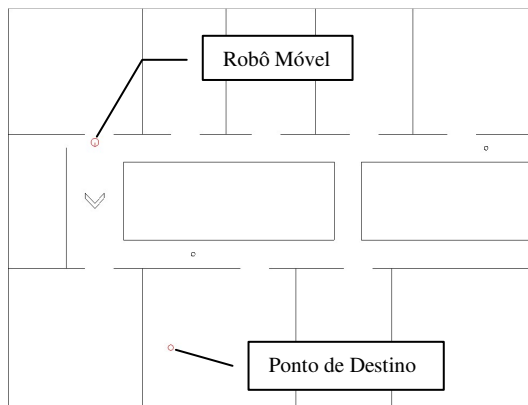


Fig. 5. Configuração inicial do experimento usado nos testes.

Após a realização da etapa de aprendizado os voluntários tentavam executar a tarefa escolhida como padrão, que consiste no mapa apresentado na Fig. 5. É importante enfatizar, que assim como o sistema de controle implementado para teste não possuía nenhuma informação prévia sobre o ambiente, os voluntários também desconheciam o mapa do ambiente completamente.

O experimento realizado com cada voluntário não pôde ser repetido porque após a realização da primeira tentativa o voluntário já havia memorizado informações importantes a respeito do ambiente e o resultado já não poderia ser usado para comparações, visto que a arquitetura de navegação usada não possui memória.

Ao todo foram 12 voluntários. O universo é relativamente restrito e não permite conclusões definitivas, mas nesta etapa o objetivo do trabalho consiste apenas em levantar a questão do uso de padrões humanos para análise de desempenho de arquiteturas de controle para robôs móveis, e apresentar algumas evidências que forneçam algumas pistas sobre as possibilidades que essa proposta permite. Além, é claro, de ilustrar a funcionalidade do simulador desenvolvido para esse fim.

5 Resultados

Nesta seção são apresentados os resultados alcançados pelos voluntários que se dispuseram a guiar o

robô com o objetivo de cumprir a tarefa e também o resultado alcançado pelo método do Desvio Tangencial de Obstáculos (Ferreira et. al. 2008) apresentado na Seção 3.

Conforme fica claro através da análise dos resultados, a maioria dos voluntários seguiu uma trajetória semelhante à que foi seguida pela arquitetura de navegação implementada. Por razões de espaço e clareza, todos esses casos estão apresentados juntos em uma única figura, junto com a trajetória descrita pela arquitetura de controle (Fig. 6). As trajetórias diferenciadas serão apresentadas em separado (Fig. 7). É importante esclarecer que os valores que aparecem nos eixos das figuras mencionadas estão em pixels, pois como mencionado antes, essa versão inicial do simulador ainda funciona assim. No entanto, a conversão para milímetro pode ser realizada a uma razão de 28,2 mm para cada pixel, na horizontal ou vertical, como já mencionado.

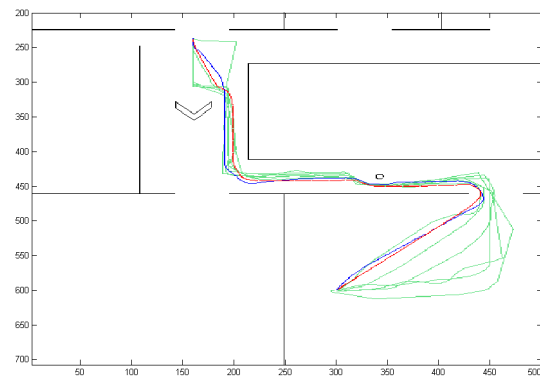


Fig. 6. Trajetória realizada pelo Desvio Tangencial de Obstáculos (em vermelho), trajetória realizada pelo voluntário especialista (em azul) e trajetórias semelhantes realizadas por 6 dos 11 voluntários comuns (em verde).

Tabela 1: Métricas usadas para comparação das trajetórias.

Operador	Distância (mm)	Tempo (s)	Vel. lin. média (mm/s)	Suavidade (graus)
Arq. Nav.	18347	69,5	263,99	0,71
Especialista	18894	72,3	261,33	2,65
Vol. 1	22447	130,4	172,14	2,55
Vol. 2	19147	74,4	257,36	3,84
Vol. 3	21544	112,0	192,36	2,00
Vol. 4	19119	87,2	219,26	3,91
Vol. 5	21347	103,0	207,26	2,80
Vol. 6	21883	166,9	131,12	1,97
Vol. 7	66185	325,6	203,27	3,73
Vol. 8	21121	91,4	231,09	4,99
Vol. 9	20445	91,1	224,42	3,08
Vol. 10	36942	203,9	181,18	1,81
Vol. 11	COLIDIU			

Dentre os voluntários, cinco fizeram trajetórias diferentes da gerada pela arquitetura de navegação (Fig. 7). Um deles colidiu, dois deles não encontraram nenhum caminho direto entre o ponto de partida e o ponto de destino e dois deles apenas desviaram de um dos obstáculos pelo lado oposto ao escolhido pela maioria. Lembrando que o lado escolhido pela maioria permitia atingir o alvo através de um caminho mais curto.

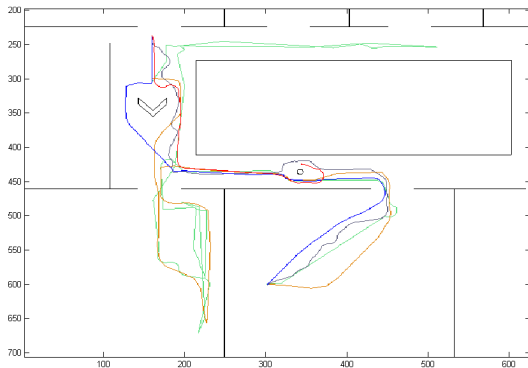


Fig. 7. Trajetórias significativamente diferentes da realizada pela arquitetura de navegação.

Ainda visando comparar a trajetória realizada pela arquitetura de controle e as que foram realizadas pelos 12 voluntários, foram calculados alguns parâmetros ou métricas que estão apresentadas na Tabela 1. As métricas utilizadas são: distância percorrida, tempo decorrido, velocidade linear média e suavidade da trajetória. As métricas foram calculadas de acordo com (Freire et. al. 2004).

Além disso, a análise dos dados da Tabela 1 permite concluir que a trajetória executada pela arquitetura de navegação foi melhor, em todas as 4 métricas consideradas, que as trajetórias de todos os voluntários treinados da forma descrita na Seção 4, e também foi melhor que a trajetória executada por um voluntário especialista, submetido a um treinamento bem mais exaustivo. Embora o desempenho do voluntário especialista tenha sido bem melhor que o de todos os outros voluntários, ele ainda foi inferior ao desempenho da arquitetura de navegação. De forma mais evidente, pelos dados da Tabela 1 e pelas Figuras 6 e 7, percebe-se que as trajetórias realizadas pelos voluntários tendem a ser mais sinuosas, que aquela executada pela arquitetura de navegação.

No entanto, mesmo que a amostra de voluntários fosse de dimensão estatisticamente significativa, ainda assim não seria possível afirmar que a arquitetura de controle baseada no desvio tangencial de obstáculos é mais eficiente do que um ser humano na execução da tarefa de navegação de um robô móvel em um ambiente desconhecido.

Se por um lado é fato de que nem a arquitetura de navegação nem os voluntários tinham qualquer informação prévia sobre o ambiente de teste, também é verdade que os parâmetros da arquitetura de navegação usada foram exaustivamente ajustados até que a tarefa em questão fosse completada a contento.

Sendo assim, num primeiro momento, a conclusão que se chega ao analisar o experimento como um todo é que as métricas usadas, apesar de comumente empregadas, não são um bom referencial para decidir qual arquitetura de navegação é mais eficiente, pois se por um lado, de acordo com essas métricas, os voluntários foram suplantados pela arquitetura de navegação, por outro é fácil verificar que um ser humano possui uma capacidade de adaptação muito maior a diferentes ambientes que a arquitetura de navegação utilizada, conforme ilustrado na Fig. 8.

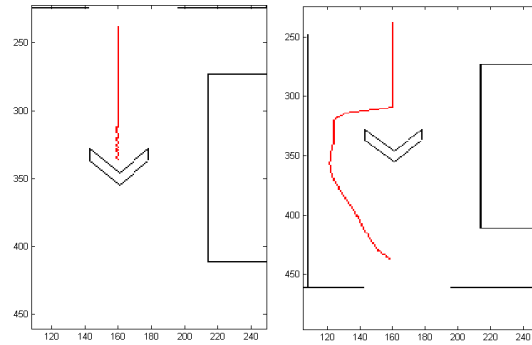


Fig. 8. Trajetória onde se observa a capacidade de adaptação a ambientes distintos. a) arquitetura de navegação b) voluntário.

6 Conclusão

Este trabalho se propôs a verificar a possibilidade de utilização de padrões humanos para a comparação de desempenho de arquiteturas de controle através da análise das trajetórias realizadas. Para tanto foi desenvolvido um simulador que viabilizasse a realização de experimentos nos quais tanto os operadores humanos quanto uma arquitetura de navegação tivessem que realizar uma mesma tarefa, usando uma mesma plataforma móvel (com as mesmas restrições holonômicas) e com as mesmas informações sensoriais a respeito do ambiente, do qual não se tinha qualquer conhecimento prévio.

Os testes realizados com 12 voluntários mostrou que a maioria deles seguiu trajetórias semelhantes à que foi realizada pela arquitetura de navegação implementada. No entanto, em geral, as trajetórias realizadas pelas pessoas se mostraram mais sinuosas do que a executada pela arquitetura de navegação.

A análise dos resultados da Tabela 1 deixou claro que a arquitetura de navegação proposta suplantou os voluntários de acordo com as métricas propostas. Até mesmo o voluntário especialista, que obteve resultados bem superiores aos voluntários normais, teve um desempenho inferior ao da arquitetura de navegação em todas as 4 métricas analisadas. No entanto, mesmo desconsiderando o limitado universo de estudo de voluntários, isso não pode levar à conclusão de que o sistema automático é mais eficiente do que um ser humano em tarefas de navegação, pois antes de ser usado, o sistema teve seus parâmetros exaustivamente ajustados para a realização da tarefa. Além disso, é fácil de verificar que os seres humanos têm uma capacidade de adaptação a ambientes variados muito maior que qualquer sistema de navegação automático já criado pelo homem.

Numa avaliação conservadora dos resultados, podemos ainda guardar as métricas distância total, tempo, velocidade média e suavidade, como medidas heurísticas adequadas nas situações em que os controladores automáticos cumprem a tarefa de levar o robô até o destino. Por exemplo, a primeira linha da Tabela 1 pode ser usada como referência para avaliação de novos controladores, para aquele problema específico.

No entanto, o que usar como referência em casos como o ilustrado na Figura 8, onde controladores convencionais falham? Em guisa de resposta, este trabalho aponta na seguinte direção: Partindo da observação de que o controlador humano sempre leva o robô ao destino, usando as mesmas informações parciais sobre o ambiente, embora usando mecanismos cognitivos desconhecidos, mas bem mais robustos (a quantidade de memória usada não é colocada em questão aqui), e aliando isso à observação empírica de que as trajetórias realizadas por humanos, nos casos em que o controlador automático não falha, são similares às desses últimos, um novo método de avaliação de desempenho de controladores automáticos se evidencia, como segue: usando simuladores controlados manualmente, como o usado neste trabalho, um conjunto de trajetórias traçadas por humanos pode ser coletada, e uma trajetória média obtida. Dessa trajetória média, métricas convencionais podem ser computadas e usadas como referências no projeto e depuração de novos controladores automáticos. Isto é, assim como nos casos mais simples, também as trajetórias mais difíceis devem ser percorridas por controladores automáticos com métricas tão boas, ou melhores, que aquelas obtidas, em média, pelos humanos.

Por fim, está sendo elaborada uma nova versão do simulador, com melhorias como a modelagem do ruído associado às leituras dos sensores e ao sistema de odometria, possibilidade de variação da velocidade linear e angular por parte do operador e uso de *joystick*. Quando pronta, esta versão será disponibilizada para *download* por quem se interessar em usar o simulador para testar um controlador, usar um novo ambiente para testes, ou para gerar uma base de dados com experimentos realizados por voluntários.

Agradecimentos

Os autores desejam agradecer aos voluntários que participaram dos testes e ao CENPES/PETROBRAS e CNPq pelo apoio financeiro.

Referências Bibliográficas

Albus, J. S. (2002). Metrics and Performance Measures for Intelligent Unmanned Ground Vehicles. *Proceedings of the 2002 Performance Metrics for Intelligent Systems Workshop*.

Amigoni, F. (2008). Experimental evaluation of some exploration strategies for mobile robots, *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008, ICRA 2008*, pp. 2818–2823.

Bonsignorio, F.P., Hallam, J., del Pobil, A.P., (2007), Good Experimental Methodologies in Robotics: State of the Art and Perspectives, in *Proc. of the Workshop on Performance Evaluation and Benchmarking for Intelligent Robots and Systems, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, San Diego.

Calisi, D., Iocchi, L., e Nardi, D. (2008). A unified benchmark framework for autonomous Mobile robots and Vehicles Motion Algorithms (MoVeMA benchmarks), *RSS Workshop on Experimental Methodology and Benchmarking*, Zurich.

Ceballos, N. D. M., Ospina, N. de J. L., Valencia, J. A. (2007). Performance Metrics for Robot navigation, *Electronics, Robotics, And Automotive Mechanics Conference Cerma 2007*, México, pp: 749.

Ferreira, A. ; Pereira, F. G. ; Vassallo, R. F. ; Bastos Filho, T. F. ; Sarcinelli Filho, M. (2008). An approach to avoid obstacles in mobile robot navigation: the tangential escape. *SBA. Sociedade Brasileira de Automática*, v. 19, p. 395.

Freire, E. O., Bastos-Filho, T., Sarcinelli-Rilho, M., Carelli, R. (2004) “A New Mobile Robot Control Approach via Fusion of Control Signals”. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Part B, Cybernetics.* , v.34, p.419 - 429.

Irie, M., Nagatani, K. e Gofuku, A. (2003). Path evaluation for a mobile robot based on a risk of collision, *International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp. 485–490.

Johnston, J. D. (1988). Transform Coding of Audio Signals Using Perceptual Noise Criteria, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 6, pp. 314-323.

Knotts, R., Nourbakhsh, I. e Morris, R. (1998). NaviGates: A Benchmark for Indoor Navigation. *In Proceedings of the Third International Conference on Robotics for Challenging Environments, ASCE*.

Lee, D. e Recce, M.(1994). Quantitative evaluation of the exploration strategies of an intelligent vehicle. *International Journal of Robotics Research*, **16**(4),pp:413–447.

Pan, D.Y. (1993). Digital Audio Compression, *Digital Technical Journal*, 5(2): 2840.

Rañó, I. e Minguez, J.(2006). Steps towards the automatic evaluation of robot obstacle avoidance algorithms. *In Proc. of Workshop of Benchmarking in Robotics, in the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)*.

Tobias, J. (1970). *Foundations of Modern Auditory Theory*. New York and London: Academic Press, 159-202.

Wong, S. C., Middleton L., e MacDonald, B. A. (2002). Performance metrics for robot coverage tasks. *Australasian Conference on Robotics and Automation (ACRA)*, Auckland.