



CONTROLE PREDITIVO GENERALIZADO, VISÃO ARTIFICIAL E DESVIO DE OBSTÁCULOS APLICADOS A ROBÔS MÓVEIS

Camila Rocha Rezende

Carolina Meirelles Dantas

Alexander Augustus Maia de Vasconcelos

Marcelo Becker

IPUC – PUC Minas, Av. Dom José Gaspar, 500 - Belo Horizonte - MG – CEP 30535-610, Brasil,
e-mail: marcelo.becker@pucminas.br

José Reginaldo Hughes de Carvalho

Genius – Av. Açai, 875 Bloco E - Distrito Industrial - Manaus - AM – CEP 69075-904, Brasil, e-mail: joserhc@genius.org.br

***Resumo.** O trabalho apresenta a integração entre duas técnicas utilizadas para a navegação de robôs móveis: Controle Preditivo Generalizado (GPC) e Velocity Obstacle. A primeira é responsável pela navegação do robô de sua posição atual até o seu objetivo; a segunda, por evitar que o robô choque-se com um obstáculo presente em sua trajetória. Utilizou-se para tal dados experimentais (imagens extraídas por uma camera CCD) e simulações em MatLabTM. Os resultados obtidos mostraram-se promissores e em breve os algoritmos desenvolvidos devem ser implementados em um robô móvel.*

***Palavras-chave:** controle preditivo generalizado, visão artificial, robôs móveis.*

1. INTRODUÇÃO

A robótica móvel tem como uma de suas características principais, ser multidisciplinar. Técnicas desenvolvidas em outras áreas do conhecimento podem ser empregadas no desenvolvimento tecnológico nesta área e vice-versa. Um bom exemplo disto é o emprego de técnicas de controle preditivo em robótica móvel. Inicialmente desenvolvido para atender aplicações de controle industrial, nos últimos anos, tem demonstrado ser uma poderosa ferramenta em controle de navegação de robôs móveis em ambientes dinâmicos monitorados. Devido a este fato, decidiu-se utilizar robôs móveis como plataforma de desenvolvimento tecnológico nas áreas de: visão artificial, redes neurais artificiais (RNA), lógica “fuzzy”, controle preditivo e fusão de dados. O futuro nesta área deslumbra ser promissor e a sua pesquisa, estratégica.

2. SITUAÇÃO TECNOLÓGICA ATUAL

Robôs Móveis Autônomos são veículos (sistemas programáveis) capazes de realizar múltiplas tarefas. Nos últimos anos, robôs móveis têm sido aplicados nas mais diversas áreas, por exemplo: manuseio de materiais perigosos, combate a incêndios e calamidades, resgate, transporte de cargas em fábricas, exploração espacial, agricultura, etc. Pesquisas na área de robôs móveis autônomos iniciaram-se na década de 1960. Na época, o “Laboratoire d’Automatique et d’Analyse des Systemes” – LAAS, França, desenvolveu o projeto do Hilaré que causou furor por adotar a filosofia de dividir as tarefas de controle em blocos. Esta mesma filosofia tem sido adotada por grande parte dos pesquisadores até os dias atuais (Cozman, 1991). Porém, na década de 1960, não havia

equipamento computacional que pudesse ser embarcado no robô, poderoso o suficiente, para o desenvolvimento do controle de robôs móveis em tempo real, deixando-os muito abaixo das especificações desejadas. Na década de 1980, o desenvolvimento da tecnologia dos microprocessadores, impulsionou este estudo, possibilitando a utilização de grande poder computacional embarcado. As pesquisas voltaram-se então ao sensoriamento, ao estudo da modelagem do ambiente de trabalho dos robôs e a novas formas construtivas.

Desde então, um grande número de projetos surgiram, introduzindo diversos algoritmos, técnicas de processamento sensorial e de interpretação do ambiente, novas formas construtivas, aumentando cada vez mais o número de aplicações para robôs móveis. Recentemente muitos pesquisadores têm dado atenção ao problema de cadeiras de rodas inteligentes, utilizando os avanços nas áreas de robótica móvel para assistir a portadores de deficiências físicas. Mas, qualquer que seja a aplicação do robô móvel autônomo, ele possui um sério problema de navegação que pode ser resumido pelas três seguintes questões: “Onde o robô está?”, “Onde ele está indo?” e “Como ele pode chegar lá?” (Leonard e Durrant-Whyte, 1992). A primeira questão é um problema de localização, as demais, são essencialmente de especificação do objetivo e de capacidade de planejar uma trajetória no ambiente para atingir este objetivo, evitando qualquer obstáculo que esteja em seu percurso. Baseado nestas três questões fundamentais da robótica móvel, têm-se as três áreas de pesquisa de navegação de robôs, em inglês: “*localization*”, “*path planning*” e “*obstacle avoidance*”. Para que um robô possa se localizar em um ambiente, é desejável que ele faça ou possua um mapa deste ambiente. Logo, o mapeamento, em inglês, “*Map-Building*” é uma atividade precursora à localização. Outros tópicos de pesquisas que surgiram nos últimos anos visando um aumento no desempenho e eficiência com redução de tempo na execução de tarefas foram: a fusão de sensores (ou dados) e a cooperação entre robôs na execução de tarefas.

3. CONTROLADOR PREDITIVO GENERALIZADO (GPC)

Os conceitos básicos dos controladores preditivos foram introduzidos simultaneamente por Richalet *et al.* (1978) e por Cutler e Ramaker (1980) no final da década de 1970. Em ambos os casos, os resultados apresentados são oriundos de aplicações industriais, cujas representações dos processos são feitas através de modelos da resposta impulsiva. O interesse maior por esta teoria ganhou um certo destaque com a publicação dos trabalhos de Clarke *et al.*, (1987), com a primeira versão do Controle Preditivo Generalizado (GPC).

De uma forma geral, o conceito de controladores preditivos consiste em levar em conta, no instante presente, o comportamento futuro. Para isso, é utilizado um modelo numérico do sistema a fim de prever a saída dentro de um horizonte finito. A riqueza deste método vem do fato de que, para uma referência conhecida ou pré-calculada, é possível explorar plenamente as informações da trajetória predefinida situada no futuro, uma vez que o objetivo da estratégia preditiva é fazer coincidir a saída do processo com a referência no futuro sobre o horizonte finito, tal como ilustra a Fig. (1).

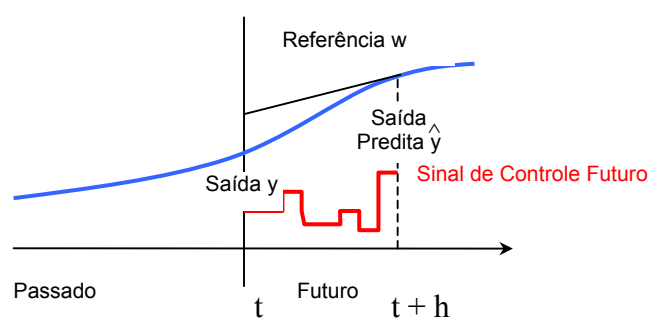


Figura 1. Princípio do controle preditivo.

As idéias básicas do controle preditivo consistem em (Dumur, 1993):

- Definir um efeito antecipativo, usando o conhecimento explícito da evolução da trajetória a ser seguida no futuro;
- Definição um modelo numérico do sistema, usado para prever o comportamento futuro do sistema. Este modelo discreto é geralmente obtido através de um processo de identificação preliminar (“*off-line*”);

- Minimizar uma função de custo quadrático sobre um horizonte futuro finito, usando os erros preditos futuros. Os dois são a diferença entre as saídas do sistema predito e os valores da trajetória de referência;
- Elaborar uma seqüência de valores de controle futuros ótimos, de prévio acordo com a função de custo, em que somente o primeiro valor é aplicado ao sistema e ao modelo;
- Utilizar a estratégia do horizonte recente (“*receding horizon strategy*”), que é a repetição de todo procedimento para o próximo intervalo de amostragem.

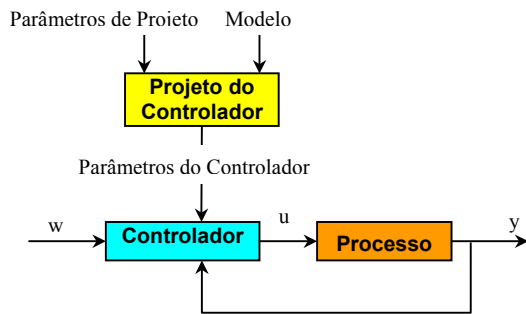


Figura 2. Exemplo de controle baseado no modelo.

Observa-se então que os controladores preditivos pertencem a uma classe de controladores baseados no modelo, tal como ilustrado na Fig. (2), ou seja, o modelo do processo é usado explicitamente no projeto do controlador (Oliveira, 1992).

As características dos controladores preditivos que têm despertado grande interesse, tornando-os ferramentas poderosas no controle de sistemas e justificando assim a sua crescente aplicação em muitos processos industriais e na área de geração de trajetórias para robôs móveis em ambientes monitorados por camera, são (Soeterboek, 1992):

- Facilidade de ajuste e aplicabilidade em sistemas SISO (“*Single Input Single Output*”) e MIMO (“*Multiple Input Multiple Output*”);
- Aplicabilidade a processos não lineares e a capacidade de manipulação de restrições do processo de maneira sistemática durante o projeto do controlador;
- São metodologias abertas, ou seja, dentro de uma estrutura de controle preditivo existem muitos caminhos para projetar um controlador deste tipo. Como resultado, uma vasta gama de controladores preditivos, cada um com diferentes propriedades, têm sido proposta na literatura;
- Podem ser usados para controlar uma grande variedade de processos sem que o projetista tenha que tomar cuidados especiais (processos com grandes tempos de atraso, processo de fase não mínima, processos com malha aberta instável, etc.);
- Ações de realimentação podem ser introduzidas para compensação de perturbações nas medidas e para seguir trajetórias de referência;
- Pelo fato de os controladores preditivos fazerem o uso de previsões, trajetórias de referências pré-programadas podem ser consideradas.

Os controladores preditivos são capazes de prever a resposta do sistema dada uma perturbação, considerando um horizonte de tempo futuro. Uma ação de controle será implementada levando-se em conta critérios de otimização, reduzindo o erro de predição, de forma a aproximar a variável controlada do valor de referência. Além disso, esses controladores permitem incluir as restrições inerentes a cada processo de uma forma sistemática durante o projeto e implementação do controlador. Assim, eles respondem às atuais exigências de um sistema de controle, não somente no que tange à estabilidade, mas também permitem atualização das variáveis manipuladas, de forma a satisfazer as múltiplas mudanças nos critérios de desempenho diante das mudanças características do sistema. Vale ressaltar que, a grande aceitação da técnica dos controladores preditivos vem do fato de que eles utilizam conceitos bastante intuitivos e da sua aplicação a uma grande variedade de processos. Geralmente, nos robôs industriais, e em algumas aplicações de robôs móveis, a trajetória a ser realizada é estabelecida “*off-line*”, de forma que a correção por antecipação, considerada há muito tempo uma solução particularmente interessante, é uma estratégia que vai de encontro à intuição humana. Uma aplicação de especial interesse em robótica móvel que permite a geração antecipada de trajetórias “*off-line*” é a utilização de robôs móveis em ambientes monitorados por camera fixa ou montada em outro robô. Especialistas nesses tipos de sistemas recomendam a

utilização de um filtro não causal com o objetivo de melhorar o comportamento do sistema, porém a escolha e síntese desse filtro ainda são feitas de maneira empírica (Dumur, 1993).

4. VISÃO ARTIFICIAL

Visão artificial, ou visão de máquina, é uma importante tecnologia de sensoriamento com inúmeras aplicações. O uso de visão ou outros tipos de sensores como de proximidade, tato, torque ou força é motivado pela constante necessidade do aumento da flexibilidade em sistemas robóticos. Segundo Fu *et al.* (1987), enquanto sensores de proximidade, tato, torque e força desempenham um importante papel na melhoria do desempenho de robôs, visão artificial é reconhecidamente, a mais completa capacidade de sensoriamento utilizada. A capacidade de visão dota o robô de um sofisticado mecanismo que permite respostas diferenciadas em função de variações do meio onde está sendo realizada a tarefa. Visão artificial pode ser definida como o processo de extração, caracterização e interpretação da informação a partir de imagens do mundo tridimensional (Laudares, 1997). Sistemas de visão artificial são compostos basicamente de uma camera e uma placa para digitalização da imagem, uma vez que esta será processada por um computador digital, além de programas computacionais para este fim, como mostrado na Fig. (3). A operação de sistemas de visão consiste de três funções: aquisição e digitalização da imagem; processamento e análise da imagem; e aplicações.

As relações entre estas três funções são apresentadas na Fig. (3). A aquisição e digitalização da imagem têm como entrada a camera devidamente focalizada sobre a área de interesse. Técnicas especiais de iluminação são freqüentemente utilizadas para se obter na imagem um contraste adequado, de forma a minimizar e / ou facilitar o processamento posterior da imagem. A imagem capturada pela camera é digitalizada e armazenada na memória do computador para o processamento e execução da tarefa programada segundo uma dada aplicação. No processo de aquisição da imagem, têm-se um elemento transdutor que converte energia luminosa em sinais elétricos, além de um conjunto de lentes, necessárias para se obter uma imagem focalizada, onde se tenha definição dos contornos dos objetos. A informação visual é convertida em sinais elétricos pelos sensores (transdutores), que podem ser CCD (“*Charge-Coupled Device*”) ou VIDICON. A tecnologia VIDICON é mais antiga e vêm perdendo espaço para a CCD. Cameras utilizando sensores CCD vêm sendo mais utilizadas devido a seu reduzido tamanho, baixo peso, maior vida útil, menor consumo de energia e maior robustez (Laudares, 1997).

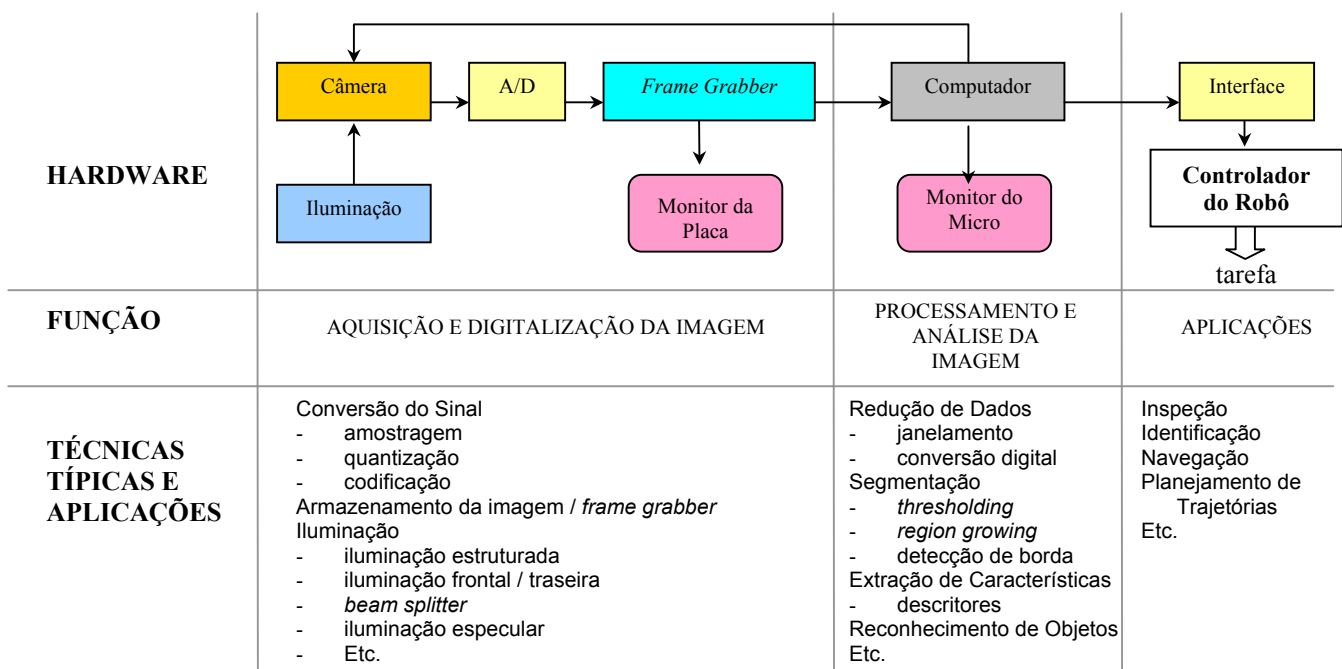


Figura 3. Módulos de um sistema de visão artificial.

A iluminação da cena é um fator importante que oferece diferentes níveis de complexidade para os algoritmos de visão. Uma iluminação não controlada da cena pode resultar em baixo contraste na imagem, reflexões especulares, sombra e perda de detalhes. Para se conseguir um bom contraste na imagem é importante que o foco da camera esteja perfeitamente ajustado e a iluminação do plano de trabalho seja apropriada para que se possa extrair as características desejadas na imagem. A seguir, é apresentada uma tabela com as principais técnicas de iluminação, contendo o tipo de fonte de iluminação utilizada e qual sua posição com relação ao objeto bem como suas funções (Laudares, 1997).

Tabela 1. Principais técnicas de iluminação.

Técnica	Função
A - Fonte de iluminação frontal (“ <i>frontlight</i> ”) 1. Iluminação frontal com luz difusa 2. Iluminação frontal com luz condensada 3. Iluminação frontal com luz co-linear	Interesse nas características de superfície do objeto Utilizada para definição e reconhecimento de superfície A área do objeto é fortemente iluminada (holofotes) para definição das características na imagem Produzida por uma fonte de feixes luminosos paralelos
B - Fonte de iluminação traseira (“ <i>backlight</i> ”) 1. Iluminação traseira com luz difusa 2. Iluminação traseira com luz condensada	Produz imagem com alto contraste, realçando os contornos do objeto Utilizada para inspeção de partes ou peças e medidas básicas Produz um alto contraste na imagem; utilizada para aplicações em que uma maior precisão é requerida

Uma vez digitalizada e armazenada na memória do computador, a imagem deverá ser processada. Para uma configuração de imagem de 512×512 “*pixels*”, tem-se um total de 262.144 “*pixels*”. Utilizando-se para a discretização um conversor A/D de oito bits chega-se à 2^8 , ou 256 níveis de cinza, num total de $8 \times 262.144 = 2.097.152$ “*bits*” de dados. Para aplicações em que o tempo seja um fator a ser considerado (aplicações que necessitem processamento em tempo real), o número de “*bits*” a ser processado por segundo é muito elevado. Devido ao grande volume de informações a ser processado em um curto intervalo de tempo, são requeridas técnicas para minimizar o esforço computacional no processamento da imagem. Estas técnicas incluem: redução de dados, segmentação, extração de características e reconhecimento.

Redução de dados: Tem como objetivo a redução do volume de dados a ser processado. Pode ser realizada na conversão A/D ou através de um “janelamento” da imagem. Na conversão A/D, isto é conseguido trabalhando-se com um tipo de conversor que possua um número menor de bits, reduzindo o número de níveis de cinza no qual a imagem será discretizada. O “janelamento” consiste em se trabalhar com uma região específica dentro da imagem: apenas a parte de interesse. O critério de escolha da região será dependente das condições locais no caso estudado.

Segmentação: o objetivo é agrupar áreas com características similares ou distinguir entidades representativas de partes ou peças na imagem. Existem várias técnicas para a segmentação da imagem, das quais duas delas tem grande utilização: “*thresholding*” (ou limiarização) e detecção de borda. O “*Thresholding*”, consiste na determinação de um nível cinza limite ou “*threshold*” que, uma vez determinado, é comparado com o nível cinza de todos os “*pixels*” na imagem. Caso o nível cinza do “*pixel*” em questão seja maior, seu valor é igualado ao maior valor de nível cinza; caso seja menor, seu valor é igualado ao menor valor de nível cinza. O “*threshold*” pode ser determinado utilizando-se o valor médio para os níveis de cinza na imagem, ou por uma análise no histograma da imagem. Se o nível cinza do pixel é menor que o “*threshold*”, ele será feito igual a zero (“*pixel*” preto), indicando que o pixel pertence ao fundo da imagem; se maior, será 255 (“*pixel*” branco), indicando que o “*pixel*” pertence ao objeto, ou vice-versa. Este processo é também denominado “binarização” da imagem. Na detecção de borda, deve-se lembrar que bordas são formas geométricas na imagem onde há um rápida mudança de brilho, ou intensidade de nível cinza. Intuitivamente, a simples presença de uma borda entre duas regiões sinaliza uma descontinuidade

da superfície. No caso onde se tem apenas um objeto na imagem, a detecção de borda resulta na determinação das linhas de fronteira entre o objeto e o fundo da imagem.

Extração de características: Em aplicações de visão artificial, freqüentemente é necessário distinguir um objeto dentre outros. Isto é conseguido determinando-se algumas características que identificam unicamente tais objetos. É importante que estas características não sejam dependentes da posição e orientação do objeto na cena, nem tão pouco dependentes do fator de escala, uma vez que o objeto pode estar orientado aleatoriamente na cena e poderá ter diferentes tamanhos na imagem para diferentes distâncias da camera ao objeto na aquisição da imagem.

Reconhecimento de objetos: o próximo passo no processamento dos dados é a identificação do objeto representado na imagem. O problema do reconhecimento trata da comparação das características extraídas da imagem com características dos objetos os quais o sistema deverá identificar. Pode ser realizado através de métodos estatísticos ou utilizando a técnica de redes neurais (RNA). Para a classificação e reconhecimento de objetos, é necessária a determinação de algumas características que identifiquem o objeto em questão de forma única. Desta forma, os objetos são classificados em classes bem definidas.

5. DESVIO DE OBSTÁCULOS

Para o tópico de desvio de obstáculos, existem várias linhas de pesquisa, p.e.: regras inibitivas, seletores de comportamento, campos de potencial, acompanhamento e predição de trajetórias, etc. Optou-se por implementar a técnica Velocidade do Obstáculo (ou “*Velocity Obstacle*”). Esta é uma técnica desenvolvida para a robótica móvel no final da década de 1990 (Fiorini e Shiller, 1998). Consiste essencialmente de três algoritmos: um para detecção de movimento, outro para acompanhar, ou monitorar, este movimento (“*motion tracking*”) e, o último para gerar manobras evasivas que evitam colisões, baseadas na velocidade dos obstáculos monitorados (Becker, 2000).

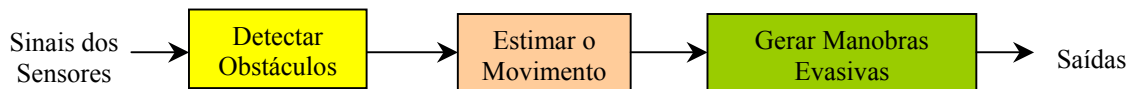


Figura 4. Diagrama de blocos do algoritmo de desvio de obstáculos (“*Velocity Obstacle*”).

Manobras Evasivas: A idéia básica deste bloco é a geração de manobras evasivas através da obtenção de um *Cone de Colisão* específico para cada par robô – obstáculo. Feito isto, calcula-se a condição equivalente para a velocidade absoluta do veículo. Observa-se na Fig. (5) que, por simplicidade, tanto o veículo, como o obstáculo foram representados por círculos, respectivamente de raios r_v e r_o . O primeiro passo é representar o veículo como sendo uma partícula e adicionar ao raio do obstáculo o valor do raio do veículo, representando-o por um círculo de raio R ($R = r_v + r_o$).

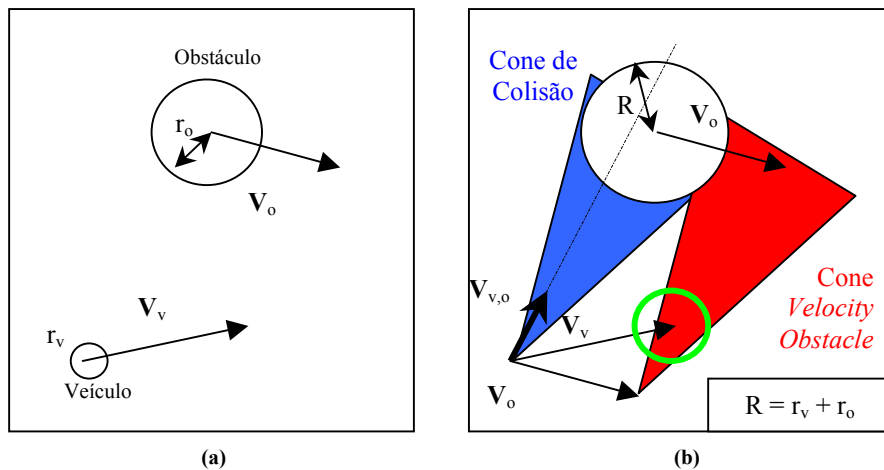


Figura 5. Aplicação da técnica “*Velocity Obstacle*”.

A partir do veículo (agora representado como uma partícula), traçam-se as linhas tangentes ao círculo de raio R , gerando-se assim o *Cone de Colisão*. Faz-se a soma vetorial das velocidades do veículo e do obstáculo, obtendo-se então o vetor velocidade relativa do veículo em relação ao obstáculo ($V_{v,o}$). Caso este vetor esteja posicionado dentro do *Cone de Colisão*, tem-se uma condição de choque iminente, situação representada na Fig. (5-b). Caso ele esteja posicionado na borda do *Cone de Colisão*, tem-se que não haverá uma colisão mas, o veículo irá *margear* o obstáculo e, finalmente, caso o vetor esteja posicionado fora do *Cone de Colisão*, não haverá colisão alguma com este obstáculo. No caso de uma colisão iminente, ela pode ser evitada através da alteração do vetor velocidade do veículo. Pode-se alterar seu módulo, seu sentido e/ou sua direção. Como em muitas aplicações é desejável o uso de velocidades de cruzeiro, ou seja, uma velocidade constante em módulo durante a maior parte do trajeto, pode-se focalizar o direcionamento do vetor velocidade. As alterações na direção do vetor velocidade são permitidas dentro de uma faixa de $\pm 30^\circ$ da direção atual do vetor, evitando-se assim que a inércia do robô venha causar alguma instabilidade em seus controladores durante manobras de esterçamento. Alterações no módulo da velocidade são permitidas apenas quando não for possível evitar a colisão, com as restrições adotadas. Esta parte do algoritmo é chamada *Seletor de Velocidade* e encarrega-se de verificar se o esterçamento desejado do veículo pertence à faixa permitida ou se o veículo deve acelerar ou frear para evitar a colisão.

6. O ROBÔ KHEPERA

O robô Khepera possui uma configuração compacta, mesmo incluindo os motores, sensores, baterias e processador embarcado. Embora seja compacto, possuindo um volume aproximado de 1 in^3 (1 polegada cúbica), tem capacidade de processamento embarcado que suporta algoritmos complexos como RNA e “*Fuzzy Logic*”. Outro fato interessante sobre o robô Khepera é que, embora seja pequeno, suas características mecânicas são semelhantes a de robôs de grande porte, facilitando a implementação de algoritmos testados nos robôs Khepera em outros robôs móveis, com a vantagem de que, em caso de erros nos algoritmos, qualquer “acidente” não causará grandes danos ao robô, ao ambiente e às pessoas ao redor do robô (Mondada *et al.*, 1999).

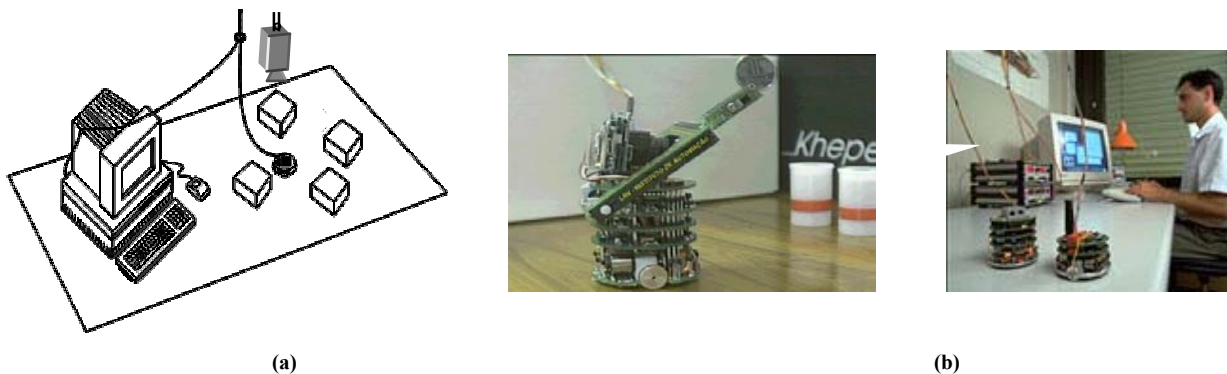


Figura 6. Esquema da montagem experimental feita com o Robô Khepera com camera CCD para supervisão do ambiente (a) e fotos do robô (b). Fonte: www.k-team.com

7. RESULTADOS, CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

As técnicas apresentadas estão sendo implementadas utilizando uma camera CCD e o robô móvel Khepera. Nesta fase de desenvolvimento dos testes, foram feitas simulações através do *software* MatLabTM dos algoritmos de processamento e análise de imagens, detecção e desvio de obstáculos via visão artificial e integração entre o GPC e do controlador de desvio de obstáculos. Na Fig. (7) observa-se um diagrama de blocos do controlador desenvolvido. O GPC foi empregado para gerar as velocidades das rodas motrizes do robô Khepera, seguindo como referência uma trajetória ótima pré-definida (trajetória esta definida através da análise da primeira imagem da

camera CCD e da determinação da posição final desejada para o robô, conforme mostrado na Fig. 8). Toda a programação para a aquisição de dados via camera CCD e dados de odometria do Khepera foi feita em linguagem Tcl/TK. As imagens utilizadas foram binarizadas e suas bordas, detectadas para então empregar as técnicas de detecção de obstáculos.

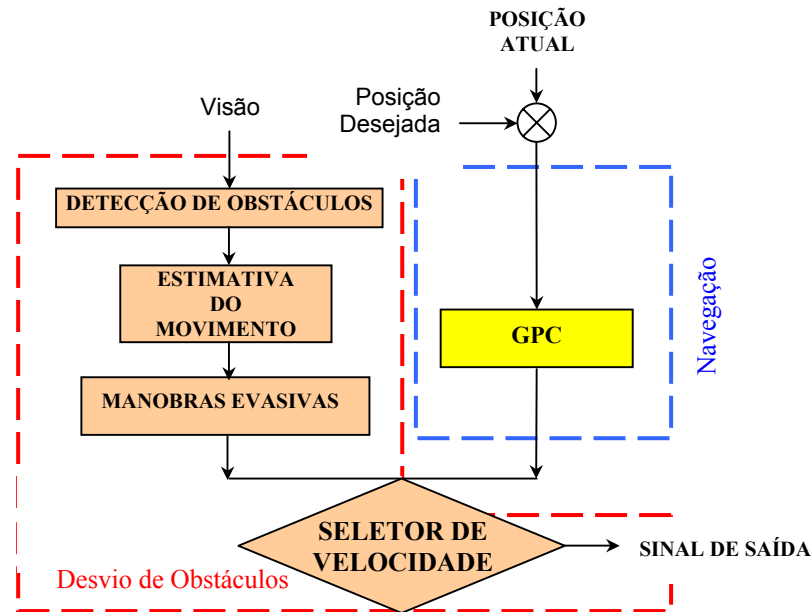


Figura 7. Diagrama de blocos representando a integração entre os controladores.

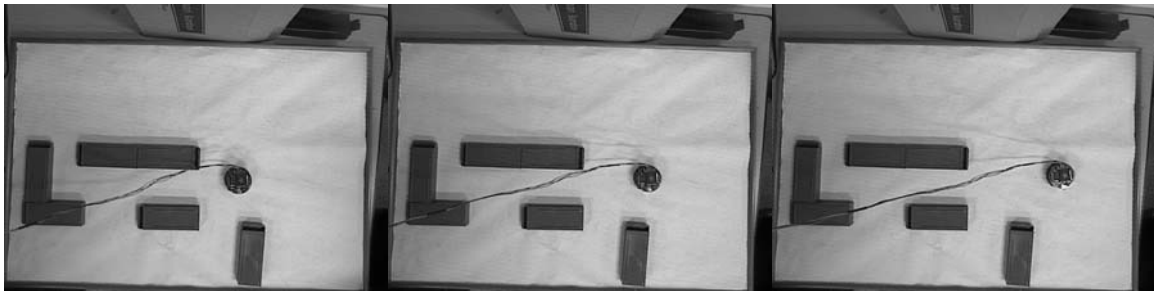


Figura 8. Típica seqüência de imagens obtidas pela camera CCD, antes de serem processadas.

A partir das imagens processadas, divide-se o ambiente em um *grid* de células. Define-se uma área de desvio de obstáculos em torno do robô Khepera, conforme mostrado na Fig. (9). O controlador de desvio de obstáculos está sempre ativo, gerando os conjuntos de ângulos de orientação proibidos (os ângulos para os quais o robô está na iminência de colisão). Caso o controlador GPC gere como saída um ângulo pertencente aos intervalos de ângulos proibidos, o controlador de desvio de obstáculos intervêm, gerando uma manobra evasiva. Observa-se na Fig. (10) uma simulação da integração entre os dois controladores no controle de navegação do robô Khepera.

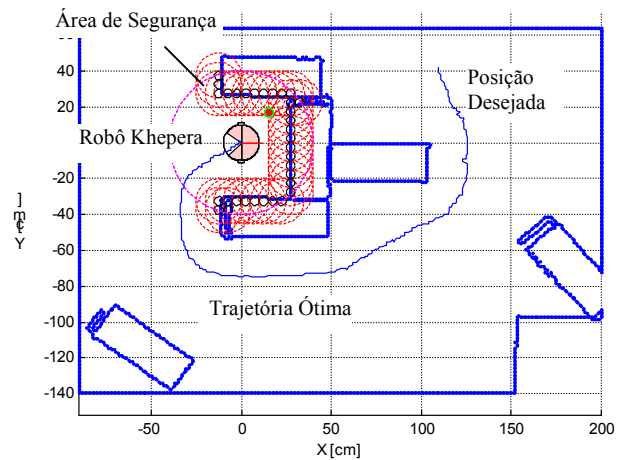


Figura 9. Posição do Khepera, mapa do ambiente após processamento da imagem e trajetória ótima.

Os testes de simulação e experimentais estão em curso e no momento, os programas inicialmente desenvolvidos em MatLab™ estão sendo convertidos para linguagem C. Isto se deve ao fato de que a linguagem C permite programação orientada a objeto e utilização do sistema operacional Linux, o que permitirá uma implementação mais fácil de controladores de resposta em tempo real. O uso do MatLab mostrou a utilidade do controlador mas, a “tradução” do programa para C mostrará a sua aplicabilidade devido à redução no tempo de processamento. O uso de GPC mostrou-se promissor para aplicações de robôs móveis em ambientes monitorados por camera. Como perspectivas futuras, estão: a implementação das rotinas desenvolvidas no AGV da PUC Minas; o uso de RNA para reconhecimento de padrões de imagens, tornando o processo de detecção e classificação de obstáculos mais rápido; e o uso de outros sensores embarcados no AGV da PUC Minas (pe.: sonar, laser) para detectar obstáculos não reconhecidos pelas imagens ou eliminar falsos obstáculos detectados através das imagens.

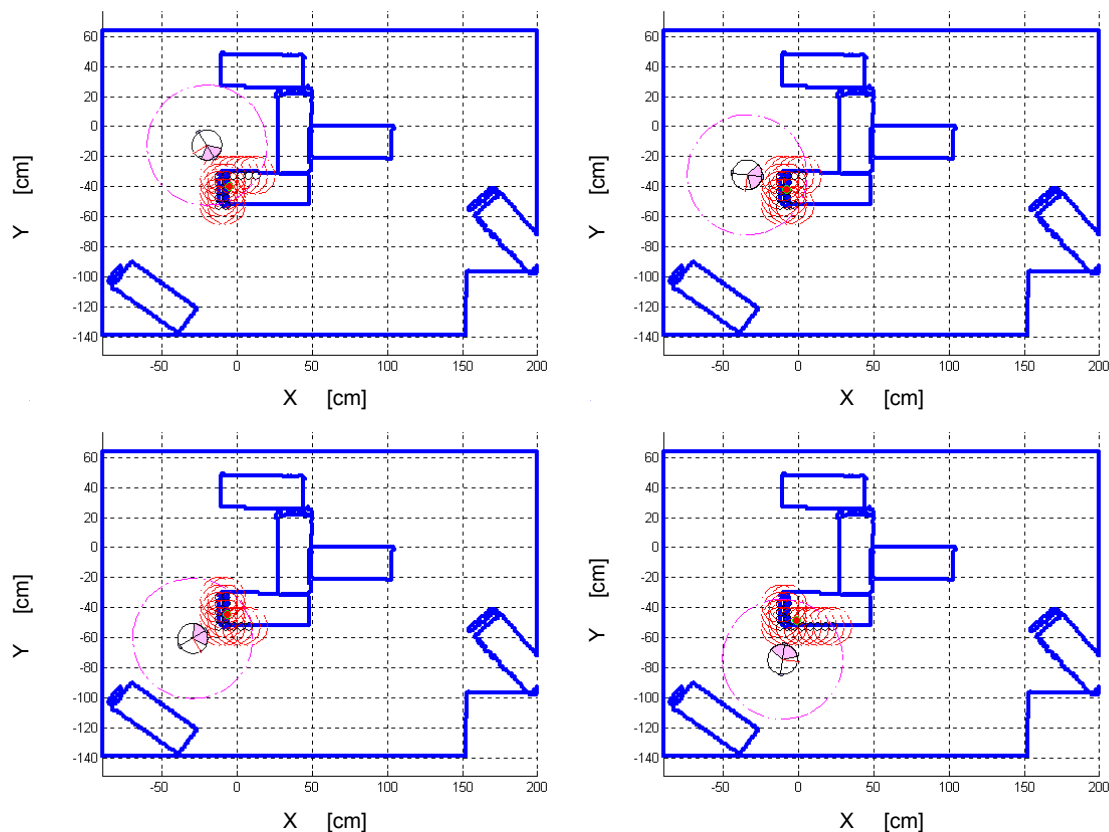


Figura 10. Posições do robô Khepera durante a simulação da interação entre os controladores GPC e de Desvio de Obstáculos.

8. AGRADECIMENTOS

Os autores querem agradecer ao Laboratório de Visão e Robótica do Instituto de Tecnologia da Informática (LVR – ITI, Campinas – SP) por terem cedido o robô Khepera para os testes experimentais.

9. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Becker, M., 2000, “Aplicação de Tecnologias Assistivas e Técnicas de Controle em Cadeiras de Rodas Inteligentes”, Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Estadual de Campinas, Tese de Doutorado, 2000, 136 p.
- Carvalho, J.R.H., *et al.*, 1999, “A methodology for aerial imagery-based ground robot navigation”, Proc. of XV International Conference on CAD / CAM Robotics & Factories of the Future.

- Clarke, D.W., Mohtadi, C. e Tuffs, P.S., 1987, "Generalized predictive control – Part I: the basic algorithm", *Automática*, Vol. 23, N.2, pp. 137-148.
- Cozman, F.G., 1991, "Controlador de trajetória para o robô móvel Ariel - solução de controle ótimo" São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Dissertação de mestrado, 1991, 180 p.
- Cutler, C.R. e Ramaker, B.L., 1980, "Dynamic Matrix Control - A computer Control Algorithm", JACC, San Francisco.
- Dumur, D., 1993, "Commande prédictive et machine-outil", Gif Sur Yvette, École Supérieure d'Electricité, Université de Paris-Sud, 155 p., Tese (Doutorado).
- Fiorini, P. e Shiller, Z., 1998, "Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles", *International Journal of Robotics Research*, Vol. 17, pp. 760-772.
- Fu, K.S., Gonzalez, R.C. e Lee, C.S.G., 1987; "Robotics: Control, Sensing, Vision and Intelligence", McGraw Hill, Singapore.
- Laudares, D.R., 1997, Desenvolvimento de Técnicas de Visão Artificial, Instituto Tecnológico da Aeronáutica, Dissertação de Mestrado, 1997, 150 p.
- Leonard, J. J. e Durrant-Whyte, H. F., 1992, "Directed sonar sensing for mobile robot navigation", Kluwer Academic Publishers.
- Mondada, F., Franzi, E. e Guignard, A., 1999, "The development of Khepera", Proc. Of the 1st International Khepera Workshop, Paderborn, Dec. 1999, pp. 7-14.
- Oliveira, G.H.C., 1992, "Controlador preditivo generalizado: alocação de pólos, robustez e aplicação em sistemas flexíveis". Campinas, FEEC, UNICAMP. Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas, Dissertação (Mestrado).
- Richalet, J., Rault, A, Testud, J.L. e Papon, J., 1978, "Model predictive heuristic control: applications to industrial processes", *Automática*, Vol. 14, N. 5, pp. 413-428.
- Soeterboek, R., 1992, "Predictive control: a unified approach", New York, Prentice Hall International.

GENERALIZED PREDICTIVE CONTROL, ARTIFICIAL VISION AND OBSTACLE AVOIDANCE TECHNIQUES APPLIED IN MOBILE ROBOTS

Camila Rocha Rezende

Carolina Meirelles Dantas

Alexander Augustus Maia de Vasconcelos

Marcelo Becker

IPUC – PUC Minas, Av. Dom José Gaspar, 500 - Belo Horizonte - MG – CEP 30535-610, Brazil, e-mail: marcelo.becker@pucminas.br

José Reginaldo Hughes de Carvalho

Genius – Av. Açaí, 875 Bloco E - Distrito Industrial - Manaus - AM – CEP 69075-904, Brazil, e-mail: joserhc@genius.org.br

***Abstract.** This work presents an integration between two techniques used for mobile robots navigation: Generalized Predictive Control (GPC) and Velocity Obstacle. The first one is used to move the robot from its present position to its goal; the second one is applied to avoid collisions between the robot and an obstacle located in its path. Experimental data (images from a CCD camera) and simulations using the software MatLabTM were used to prove the applicability of the methodology proposed. The results obtained were encouraging and soon the algorithms developed will be implemented in a real mobile robot.*

***Keywords.** Generalized Predictive Control, Artificial Vision, Obstacle Avoidance, Mobile Robots*