

NOVOS RESULTADOS EM SERVOVISÃO DIRETA DE ALTA VELOCIDADE

LUIZ G. B. MIRISOLA*, GERALDO SILVEIRA†

*ITA, Divisão de Ciência da Computação, São José dos Campos/SP

†CTI Renato Archer, Divisão de Robótica e Visão Computacional, Campinas/SP

Emails: lgm@ita.br, Geraldo.Silveira@cti.gov.br

Abstract— This study considers the problem of direct vision-based robot control where the equilibrium state is defined via a goal image. Direct methods refer to intensity-based nonmetric strategies, which provide for increased versatility, accuracy, and robustness. This work proposes new direct methods to perform high-speed robot stabilization in several scenarios, considering both the camera framerate and the computing power availability. The considered framework, which is composed of an intensity-based image registration procedure and an exponentially stable, decoupled control law, is augmented with prediction, suboptimal and/or variable gain algorithms according to the scenario. This article presents three main contributions to the state of the art: (i) two new methods are proposed; (ii) much faster robot motion (up to 5 times) is attained for all existing techniques; and (iii) a tracking task relatively to a fast freely-moving target is also demonstrated. All proposed techniques are experimentally assessed using a 6-DoF robotic arm. Translational velocities and accelerations up to 1m/s and 2.5m/s² in norm, respectively, are reported.

Keywords— Robot vision, visual servoing, intensity-based methods, nonmetric methods.

Resumo— Este artigo trata do problema de controle de robôs baseado em visão direta, onde o equilíbrio é definido via uma imagem de referência. Métodos diretos se referem às estratégias não-métricas baseadas em intensidade, que proveem maior versatilidade, precisão e robustez. Este trabalho propõe novos métodos diretos para estabilizar um robô em alta velocidade em vários cenários, considerando a taxa de aquisição de imagens e o poder computacional disponíveis. O arcabouço considerado, que é composto por um procedimento de registro de imagens baseado em intensidade e um esquema de controle desacoplado e exponencialmente estável, é aumentado com algoritmos de predição, subótimos e/ou de ganho variável, de acordo com o cenário. Este artigo apresenta três principais contribuições ao estado da arte: (i) dois novos métodos são propostos; (ii) movimentos do robô mais rápidos (até 5 vezes) são atingidos para todas as técnicas existentes; e (iii) uma tarefa de rastreamento de um objeto em movimento livre e rápido é também demonstrada. Todas as técnicas são validadas experimentalmente com um braço robótico de 6 graus de liberdade. Velocidades e acelerações translacionais de até 1m/s e 2.5m/s² em norma, respectivamente, são reportadas.

Palavras-chave— Visão robótica, controle de robôs, métodos baseados em intensidade, métodos não-métricos.

1 Introdução

Servovisão se refere ao controle de robôs por realimentação visual. Uma aplicação típica dessa abordagem consiste em estabilizar um robô em uma pose definida via uma imagem de referência. Embora existam diversas soluções (Chaumette e Hutchinson, 2006) para este problema, em sua maioria: 1) são baseadas em primitivas geométricas, e.g., pontos, retas; e 2) requerem alguma informação métrica (ao menos aproximada) do objeto para que a lei de controle seja provada estabilizante. Esses dois tópicos são discutidos a seguir.

Técnicas de servovisão podem ser baseadas em primitivas geométricas (também chamadas de características visuais) ou em intensidade. As primeiras dependem de etapas intermediárias de detecção e descrição dessas primitivas, associação delas entre imagens, e dos diversos ajustes nesses algoritmos. Já os métodos *baseados em intensidade* exploram diretamente o valor de intensidade dos pixels, sem etapas intermediárias. Portanto, elas utilizam a imagem de forma densa, o que as permitem atingir grande precisão e versatilidade, além de robustez a variações arbitrárias de iluminação, mesmo em imagens coloridas e omnidirecionais (Silveira e Malis, 2009; Silveira, 2014b).

Em relação às técnicas de servovisão *não-métricas*, apesar de serem mais versáteis e robustas (Thaler e Goodale, 2010), há poucos trabalhos disponíveis na literatura. Uma possível razão para essa escassez é a dificuldade em definir-se um erro de controle difeomórfico à pose da câmera. Recentemente, técnicas não-métricas e gerais foram propostas (Silveira et al., 2013; Silveira, 2014a). Elas são ditas *gerais* no sentido que todos os seis graus de liberdade do robô são estabilizados, em relação a objetos planares ou não, e de tamanho, textura, orientação e profundidade desconhecidos.

Este artigo aborda o problema de controle servovisual geral, não-métrico e baseado em intensidade, comumente chamado de servovisão direta. Em linhas gerais, o objetivo deste trabalho é propor métodos de servovisão direta para estabilizar um robô o mais rápido possível, considerando a taxa de aquisição da câmera e o poder computacional disponíveis. Neste caso, diversos cenários possíveis são examinados e, para cada um, técnicas auxiliares principalmente para o arcabouço de registro de imagens são investigadas. Ressalta-se que a esmagadora maioria das técnicas de servovisão rápida são métricas e baseadas em primitivas geométricas (Gangloff e de Mathelin, 2003).

Além disso, vários trabalhos não controlam todos os seis graus de liberdade de robôs, i.e., não são gerais, e muitos focam exclusivamente em aprimorar o sistema de visão, mas não asseguram estabilidade exponencial. As técnicas propostas neste artigo utilizam um esquema de controle desacoplado e exponencialmente estável. Em relação aos resultados existentes de servovisão direta rápida (Mirisola e Silveira, 2015), este artigo apresenta três principais contribuições: (i) dois novos métodos são propostos; (ii) movimentos mais rápidos são observados para todos os métodos; e (iii) uma tarefa de rastreamento é também demonstrada. Todas as técnicas são validadas experimentalmente, acionando as velocidades de um braço robótico de 6 graus de liberdade. Velocidades e acelerações translacionais de até 1m/s e 2.5m/s² (em norma-2), respectivamente, são reportadas.

Notação. A matriz identidade e a matriz composta de zeros, ambas de dimensões apropriadas, são denotadas $\mathbf{I}$ e $\mathbf{0}$, respectivamente. Um asterisco, e.g., $\mathbf{v}^*$, denota que a variável $\mathbf{v}$ é definida em relação ao sistema de coordenadas de referência $\mathcal{F}^*$. As notações $[\mathbf{w}]_{\times}$ e $\text{vex}([\mathbf{w}]_{\times})$ representam, respectivamente, a matriz antisimétrica associada ao vetor $\mathbf{w} = \{w_i\}_{i=1}^3 = [w_1, w_2, w_3]^T$ e o seu mapeamento inverso.

2 Servovisão Direta de Alta Velocidade

Esta seção revisa os métodos existentes de controle e de estimação para a estabilização direta rápida de robôs holonômicos de seis graus de liberdade em relação a objetos rígidos de tamanho, forma, textura e profundidade desconhecidos.

2.1 Aspectos de Controle

A relação geral entre pontos correspondentes $\mathbf{p}_i \leftrightarrow \mathbf{p}_i^*$, $i = 1, 2, \dots, n$, em duas imagens perspectivas pode ser descrita em geometria projetiva por:

$$\mathbf{p}_i \propto \mathbf{G} \mathbf{p}_i^* + \rho_i^* \mathbf{e} \in \mathbb{P}^2, \quad (1)$$

onde o símbolo “ $\propto$ ” denota proporcionalidade, $\mathbf{G} \in \mathbb{SL}(3)$ é uma homografia projetiva induzida por um plano, $\mathbf{e} \in \mathbb{P}^2$ representa o epipolo na imagem corrente $\mathcal{I}$, e $\rho_i^* \in \mathbb{R}$ é a paralaxe projetiva do ponto 3D cuja projeção na imagem de referência $\mathcal{I}^*$ é $\mathbf{p}_i^*$, relativamente àquele plano. Os parâmetros geométricos $\mathbf{g} = \{\mathbf{G}, \mathbf{e}, \rho_i^*\}_{i=1}^n$ em (1) podem ser usados em servovisão. Os métodos propostos de servovisão direta de alta velocidade utilizam, para o controle, a seguinte técnica desacoplada proposta em (Silveira et al., 2013).

Erro de controle e algumas propriedades
Os erros de controle translacionais e rotacionais da técnica de servovisão desacoplada, i.e., $\boldsymbol{\varepsilon}_v \in \mathbb{R}^3$

e $\boldsymbol{\varepsilon}_\omega \in \mathbb{R}^3$ respectivamente, são definidos como:

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}_v \\ \boldsymbol{\varepsilon}_\omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2\mathbf{I} & [\mathbf{m}^{*'}]_{\times} \\ -[\mathbf{c}^{*'}]_{\times} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (\mathbf{H} - \mathbf{I})\mathbf{m}^{*'} + \rho^* \mathbf{e}' \\ \text{vex}(\mathbf{H} - \mathbf{H}^T) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

onde

$$\mathbf{H} = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{G} \mathbf{K}, \quad \mathbf{e}' = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{e}, \quad \mathbf{m}^{*'} = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{p}^*, \quad (3)$$

$\rho^* \in \mathbb{R}$ é a paralaxe do ponto de controle escolhido $\mathbf{p}^* \in \mathbb{P}^2$, $\mathbf{c}^{*'} \in \mathbb{R}^3$ é um vetor de controle descrito abaixo, e a matriz positiva definida $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ contém os parâmetros intrínsecos da câmera.

É importante notar que o erro de controle (2) não requer qualquer informação métrica do objeto observado, e contempla movimentos gerais da câmera. Ademais, a linearização da matriz de iteração de $\boldsymbol{\varepsilon}$ em torno do equilíbrio $\mathbf{0}$ fornece

$$\mathbf{L}|_{\boldsymbol{\varepsilon}=\mathbf{0}} = - \begin{bmatrix} \frac{2}{z^*} \mathbf{I} + [\mathbf{m}^{*'}]_{\times} [\mathbf{q}^{*'}]_{\times} & \mathbf{0} \\ -\frac{1}{z^*} [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\mathbf{q}^{*'}]_{\times} 2\mathbf{I} + [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} [\mathbf{m}^{*'}]_{\times} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

onde $z^* > 0$ é a profundidade de $\mathbf{p}^*$, e $\mathbf{q}^{*'} = \mathbf{K}^T \mathbf{q}^*$. Uma propriedade interessante de (4) é a sua estrutura bloco triangular. Esta propriedade é usada a seguir para definir uma lei de controle estabilizante simples e desacopladora. Em todo caso, esta matriz de iteração é usada apenas para propósitos de análise e projeto, e *não* durante a execução da tarefa de servovisão.

Lei de controle e algumas propriedades

Permita que o sinal de controle $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^6$ sejam as velocidades translacionais e rotacionais da câmera. A lei de controle não-métrica

$$\mathbf{v} = \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (5)$$

com ganhos de controle $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}(\boldsymbol{\Lambda}_v, \boldsymbol{\Lambda}_\omega)$, $\boldsymbol{\Lambda}_v = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ e $\boldsymbol{\Lambda}_\omega = \text{diag}(\lambda_4, \lambda_5, \lambda_6)$, possui as propriedades a seguir.

Se o ponto $\mathbf{p}^*$ (i.e., $\mathbf{m}^{*'}$) e o vetor $\mathbf{c}^{*'}$, que são parâmetros de controle, são escolhidos tal que:

$$\rho^* \rightarrow 0, \quad (6)$$

$$\mathbf{c}^{*'} = \beta \frac{\mathbf{m}^{*'}}{\|\mathbf{m}^{*'}\|^2}, \quad \forall \beta < 2, \quad (7)$$

então prova-se (Silveira et al., 2013) que $\forall \lambda_j > 0$, $j = 1, 2, \dots, 6$: (a) o erro de controle (2) é localmente difeomórfico à pose da câmera em torno do equilíbrio $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{0}$; (b) a lei de controle não-métrica (5) estabiliza exponencialmente localmente o equilíbrio $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{0}$; e (c) o sistema de controle em malha fechada induz movimentos translacionais desacoplados dos rotacionais.

2.2 Aspectos de Estimação

A estimação dos parâmetros necessários à servovisão direta $\mathbf{g} = \{\mathbf{G}, \mathbf{e}, \rho_i^*\}_{i=1}^n$ é baseada no registro direto de imagens. Este registro consiste em

obter os par metros que transformam a imagem corrente tal que cada intensidade de pixel $\mathcal{I}(\mathbf{p})$ na imagem transformada $\mathcal{I}'$ esteja o mais pr ximo poss vel da sua correspondente na imagem de refer ncia $\mathcal{I}^*(\mathbf{p}^*)$. Um sistema de registro direto de imagens t pico pode ser formalmente definido como o problema de otimiza  o n o-linear

$$\min_{\mathbf{g}=\{\mathbf{G},\mathbf{e},\rho_i^*\}} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [\mathcal{I}'(\mathbf{g}, \mathbf{p}_i^*) - \mathcal{I}^*(\mathbf{p}_i^*)]^2, \quad (8)$$

que procura minimizar a norma do vetor de diferen as na imagem, com um modelo de transforma  es de imagem apropriado, e.g., $\mathcal{I}'(\mathbf{g}, \mathbf{p}^*) = \mathcal{I}(\mathbf{w}(\mathbf{g}, \mathbf{p}^*))$, onde $\mathbf{w}(\cdot)$   uma fun  o de *warping* definida a partir de (1). O problema (8) pode ser resolvido por m todos iterativos eficientes (Silveira e Malis, 2009). Os m todos a seguir s o integrados a este arcabou o de registro de imagens, e s o projetados em fun  o da taxa de aquisi  o de imagens e do poder computacional dispon veis. Assim, viabiliza-se a servovis o direta de alta velocidade em diversos cen rios.

M todo rico Este m todo sup e a disponibilidade de uma c mera r pida e um alto poder computacional, i.e., as melhores condi  es poss veis. Ele pode ser considerado o caso base no sentido que o arcabou o de registro de imagens n o   aumentado com nenhuma t cnica auxiliar e, mesmo assim, movimentos r pidos do rob o podem ser executados sem desestabilizar o sistema de controle.

M todo baseado em preditor Este m todo inspira-se em um cen rio onde a c mera n o   r pida, mas h  poder computacional dispon vel. Neste caso, aproveita-se o maior intervalo de tempo entre quadros para calcular uma melhor estimativa inicial (predi  o) para a otimiza  o (registro de imagens) subsequente. H  v rias classes de algoritmos que podem operar como preditores:

- observadores de estado, e.g., (Malis et al., 2009). Esses filtros devem ser aplicados com cautela, pois em geral as maiores dificuldades ocorrem no in cio da servovis o e, possivelmente, eles podem ainda n o ter convergido. Ademais, muitos desses filtros sup em velocidades constantes, o que usualmente n o se verifica neste contexto;
- baseados em fus o de dados multisensoriais. No entanto, este artigo est  restrito  s solu  es baseadas exclusivamente em imagens;
- algoritmos que operam diretamente nas imagens, e.g., multirresolu  o e medidas de correla  o. Estes podem melhorar muito as propriedades de converg ncia da estima  o.

M todo de ganho vari vel Este m todo   particularmente apropriado para um cen rio onde

n o h  disponibilidade nem de c mera r pida, nem de poder computacional. Neste m todo, os ganhos de controle em (5) s o recalculados a cada imagem via, e.g.,

$$\lambda_j(t) = \kappa_j \exp(-\gamma \|\varepsilon(t)\|), \quad (9)$$

onde $\kappa_j, \gamma > 0$, $j = 1, 2, \dots, 6$, e t indexa as imagens. Isto define ganhos pequenos se o erro   grande (e.g., in cio da servovis o) e vice-versa. O arcabou o de estima  o   afetado indiretamente, pois altas velocidades do rob o no in cio da tarefa poderiam impedir a converg ncia da estima  o.

3 Novos M todos

Os trabalhos existentes na literatura que utilizam o mesmo arcabou o proposto em (Silveira et al., 2013) n o consideram os m todos a seguir.

M todo sub timo Este m todo   inspirado em um cen rio onde uma c mera r pida est  dispon vel, mas n o h  poder computacional para processar em tempo real toda a informa  o adquirida. Neste caso, para aproveitar a elevada taxa de aquisi  o de imagens,   preciso reduzir o custo computacional. Os algoritmos abaixo visam este objetivo, mas devem ser adequadamente projetados pois podem violar a otimalidade da estima  o:

- sele  o de informa  o. Esta estrat gia   baseada em uma sele  o dos pixels que ser o considerados no registro de imagens, ao inv s de explorar toda a informa  o visual. Isto diminui o custo computacional, mas pode prejudicar a precis o e as propriedades de converg ncia da estima  o. Um exemplo dessa estrat gia que pode ser aplicado   servovis o direta est  descrita em (Benhimane et al., 2007);
- otimiza  o parcial com um n mero reduzido de itera  es. Neste caso, o procedimento que resolve (8)   terminado prematuramente. Esta solu  o  , portanto, local. O custo computacional   reduzido, mas pode prejudicar as caracter sticas da estima  o. Uma aplica  o dessa estrat gia   servovis o direta (embora n o r pida) est  descrita em (Silveira, 2014a);
- otimiza  o parcial sobre um n mero reduzido de par metros, dada sua proporcionalidade ao custo computacional. Sua aplica  o   servovis o direta (embora n o r pida) tamb m est  descrita em (Silveira, 2014a).

M todo h brido Naturalmente, todos os m todos aqui descritos podem ser combinados. Por exemplo,   poss vel aplicar um algoritmo preditor conjuntamente com o m todo de ganho vari vel. Mesmo que a aplica  o deste  ltimo n o seja necess ria para a converg ncia da estima  o, ele definir  maiores velocidades do rob o ao final da

tarefa. Outros exemplos de combinação podem ocorrer para sistemas próximos ao equilíbrio ou se a precisão da servovisão puder ser reduzida. Nesses casos, um método subótimo pode ser aplicado de forma a liberar poder computacional para a aplicação conjunta de um algoritmo preditor.

4 Infraestrutura Experimental

Exceto quando informado, os seguintes equipamentos e configurações (vide Fig. 1) são idênticos em todos os experimentos:

- robô TX-90, na mesma pose inicial em relação a pose de referência: translação de $[27.5, -430, -262]$ mm (norma 504mm); e rotação de $[15, 17, -22]^\circ$ (norma 31°);
- CPU i7 2.8GHz com 4GB de RAM;
- câmera Flea3 USB3 montada no efetuador do robô e configurada a 640×480 pixels com taxas de aquisição de 30 ou 120 fps, de acordo com o cenário. A calibração intrínseca é oriunda de dados do manual, e a transformação mão/olho é medida manualmente;
- objeto planar de tamanho, textura, orientação e profundidade desconhecidos. Uma região de interesse de 320×240 pixels é delimitada na imagem, pois a CPU usada não pode processar todos os pixels da imagem em tempo real em todos os cenários;
- implementação de método direto de registro de imagens disponível em (Malis et al., 2007);
- número de iterações da rotina de minimização limitado a 5, exceto para o método subótimo;
- ponto de controle $\mathbf{m}^{*f}$ definido no centro da região de interesse, e $\mathbf{c}^{*f} = \mathbf{m}^{*f}$;
- ganho de controle $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda \mathbf{I}, 3\lambda \mathbf{I})$ com $\lambda = 0.6$, exceto quando o ganho for variável;
- condição de parada $\|\varepsilon\| < 10^{-3}$.

As técnicas estão implementadas em C++ sobre o ROS (*Robot Operating System*). Há um único processo (*node*, na terminologia ROS), que gerencia *threads* chamadas de *nodelets*. A troca de mensagens entre *nodelets* é realizada por passagem de ponteiros com uma API *publisher/subscriber*, evitando cópias de imagens na memória. A aplicação consiste, além do driver da câmera, de duas outras *nodelets*: 1) registro de imagens, que publica a homografia que transforma a região de interesse entre as imagens corrente e de referência; e 2) controle, que calcula comandos de velocidade e os envia ao robô. Uma aplicação executada no robô recebe, via rede ethernet, comandos de velocidade e envia medidas apenas para verificação.

5 Resultados Experimentais

Esta seção apresenta as configurações e resultados para cada método. Enfatiza-se que estes não uti-

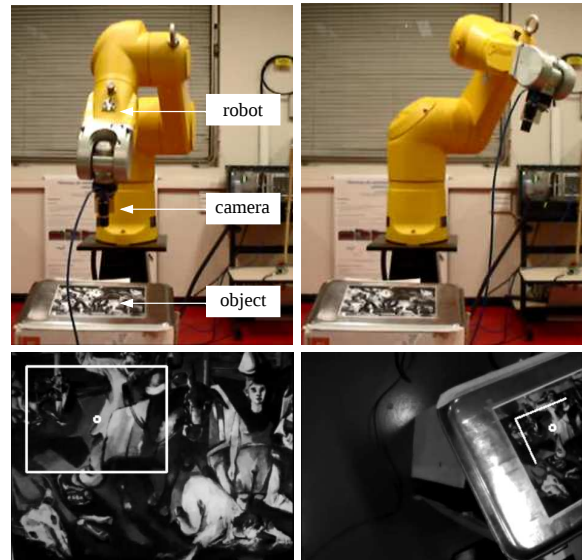


Figura 1: Configuração experimental. (Acima) Poses de referência e inicial; e (abaixo) respectivas imagens capturadas, com a região de interesse delimitada por um retângulo branco.

lizam dados métricos, nem extraem ou associam características visuais nas imagens. As intensidades dos pixels são diretamente exploradas para estimar os parâmetros necessários à servovisão. O objetivo de controle é posicionar o robô o mais rápido possível de forma que a imagem corrente coincida com a imagem capturada na pose de referência.

Método Rico (MR) Neste cenário, a câmera é configurada a 120 fps e não há restrições quanto à utilização da CPU. Os resultados estão mostrados na Fig. 2 e Tabela 1.

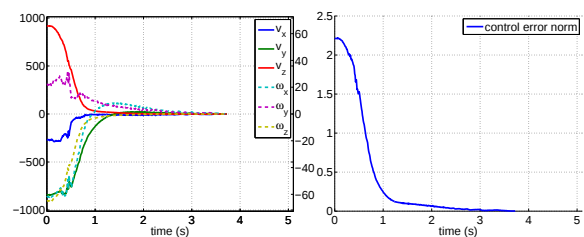


Figura 2: Comandos de velocidade (eixo esquerdo em mm/s e eixo direito em $^\circ/s$) e norma dos erros de controle para MR.

Método baseado em Preditor (MP) Neste cenário, a câmera é configurada a 30 fps, porém há poder computacional disponível no intervalo entre-imagens. O preditor implementado foi baseado na correlação ZNCC, sobre uma janela de 32 pixels em torno da região de interesse. Assim, obtém-se uma estimativa inicial para 2 graus de liberdade (as translações na imagem). Os resultados da aplicação deste método estão mostrados na Fig. 3 e Tabela 1.

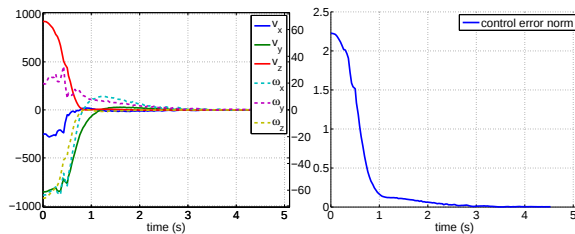


Figura 3: Comandos de velocidade (eixo esquerdo em mm/s e eixo direito em $^{\circ}/s$) e norma dos erros de controle para MP.

Método de ganho Variável (MV) Neste cenário, a câmera é configurada a 30 fps e desejamos diminuir o custo computacional. O ganho de controle é modificado a cada imagem via (9), com $\kappa_j = \gamma = 0.6, j = 1, 2, \dots, 6$. Assim, a velocidade do robô é reduzida no início da tarefa, diminuindo a diferença entre quadros sucessivos, e permitindo a convergência do registro de imagens. Os resultados da aplicação deste método são mostrados na Fig. 4 e Tabela 1. Note que a otimização é mais custosa do que nos cenários a 120 fps, devido à maior diferença entre imagens, mas seu custo computacional é menor do que no cenário MP.

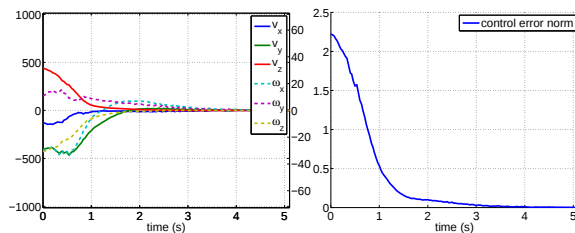


Figura 4: Comandos de velocidade (eixo esquerdo em mm/s e eixo direito em $^{\circ}/s$) e norma dos erros de controle para MV.

Método Subótimo (MS) Este cenário contempla uma câmera rápida a 120 fps, mas com menor disponibilidade de CPU. Duas estratégias subótimas são aplicadas. A primeira envolve seleção de informação, onde apenas 1 a cada 2 pixels da região de interesse é explorado. A segunda consiste em uma otimização parcial, onde o número de iterações da minimização é limitado a 2, ao invés de 5 para os outros experimentos. Os resultados da aplicação deste método estão mostrados na Fig. 5 e Tabela 1. Apesar dessas reduções, o custo computacional decai apenas $\approx 25\%$. Nesta configuração experimental, a servovisão falha se esta máscara seleciona 1 a cada 3 pixels. Algoritmos mais sofisticados de seleção de pixels podem contribuir também neste quesito.

Método híbrido (MR+MV) Os métodos acima podem ser, obviamente, combinados. Neste experimento, ganhos de controle variáveis (método MV) foram aplicados ao cenário MR. A Fig. 6

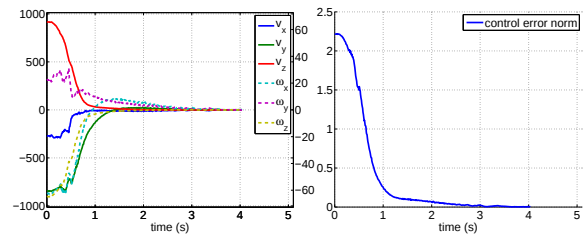


Figura 5: Comandos de velocidade (eixo esquerdo em mm/s e eixo direito em $^{\circ}/s$) e norma dos erros de controle para MS.

mostra os resultados dessa combinação, onde o ganho de controle $\lambda > 0$ (vide Seção 4) é recalculado a cada imagem via (9) com $\kappa_j = 1.8$ e $\gamma = 0.9, j = 1, 2, \dots, 6$. Isto induz movimentos ainda mais rápidos ao robô quando o erro de controle é pequeno, pois nesse caso os ganhos são maiores do que nos outros experimentos. O resultado também está disponível em vídeo¹.

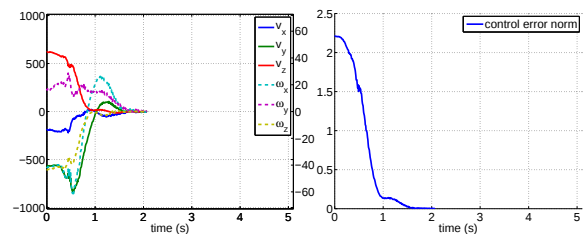


Figura 6: Comandos de velocidade (eixo esquerdo em mm/s e eixo direito em $^{\circ}/s$) e norma dos erros de controle para MR+MV.

Tabela 1: Tempo de execução para cada cenário. Para o método MP, o tempo gasto pelo algoritmo predictor também é mostrado.

Cenário	Duração total da tarefa (s)	Mediana dos tempos de estimação/imagem (ms)
MR	3.7	6.0
MP	4.5	5.6 + 14.7 (correlação)
MV	8.8	10.1
MS	4.0	4.5
MR+MV	2.1	5.7

6 Discussão e Experimentos Adicionais

Os resultados apresentados até agora consideraram uma tarefa de posicionamento. Para mostrar a generalidade das técnicas para outras poses iniciais, realizamos um experimento de rastreamento de objeto em movimento livre (vide Fig. 7 e vídeo²). Adicionalmente, os experimentos foram projetados para destacar as similaridades e peculiaridades de cada método. Por exemplo, o efetuator do robô realizou trajetórias similares para todos os métodos, quase retilíneas, como mostra a Fig. 8. Além disso, os experimentos mostram o

¹Vídeo disponível em <https://goo.gl/jxqu1n>

²Vídeo disponível em <https://goo.gl/QAQ0uA>

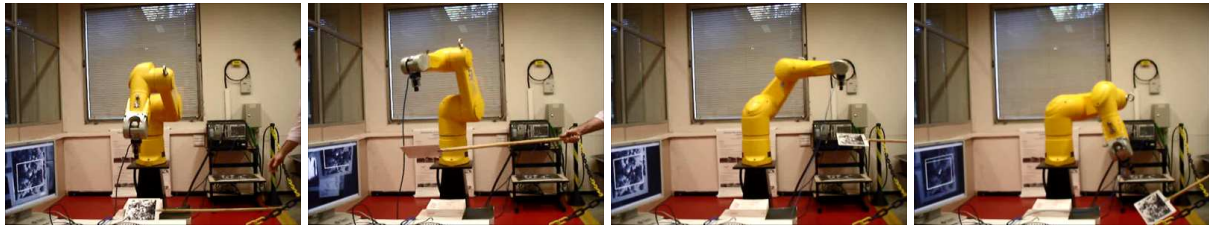


Figura 7: Rastreamento de um alvo planar em movimento livre e rápido com um robô industrial de 6 gdl.

decaimento exponencial da norma do erro de controle para todos os métodos. Finalmente, para todos os métodos (exceto MV), a norma do erro de controle decai em $\approx 90\%$ após apenas 1s. Isso implica em uma velocidade translacional média de $\approx 450\text{mm/s}$ partindo da inércia. Em verdade, as velocidades aqui atingidas são até 5 vezes mais rápidas do que em (Mirisola e Silveira, 2015).

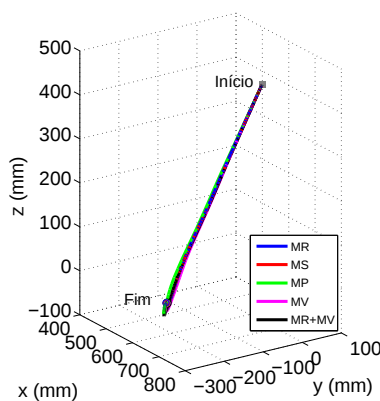


Figura 8: Trajetória do efetuador do robô para cada um dos métodos. Todas são similares e aproximadamente retilíneas.

Por fim, salienta-se que o fabricante do robô precisou adaptar seu *firmware* para aumentar os limites de aceleração no modo de controle de velocidade. Nestes experimentos, o efetuador alcançou uma aceleração translacional máxima (em norma-2) de 2.5 m/s^2 , atingindo a velocidade translacional de 1 m/s (em norma-2), enquanto o limite *default* de aceleração era de 1 m/s^2 . Os resultados mostrados na Fig. 9 apresentam as velocidades desejadas (comandos) e as velocidades reais medidas pelo *firmware* do robô.

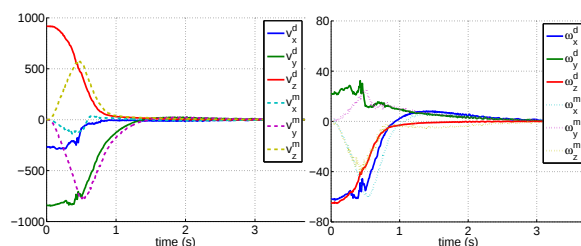


Figura 9: (Esquerda) velocidades translacionais desejadas (v^d) e medidas (v^m), em mm/s. (Direita) velocidades rotacionais desejadas (ω^d) e medidas (ω^m), em $^\circ/\text{s}$, obtidas pelo método MR.

7 Conclusões

Este trabalho investigou novas técnicas baseadas em intensidade de pixel para controlar robôs a altas velocidades, em diferentes cenários. As técnicas propostas não requerem ou estimam nenhuma informação métrica, dependem do poder computacional e da taxa de aquisição de imagens disponíveis, e podem ser efetivamente combinadas. Do ponto de vista de controle, o equilíbrio é exponencialmente estabilizado e os movimentos translacionais são desacoplados dos rotacionais. Todas estas características resultam em maior versatilidade e velocidade do robô. Diversos resultados experimentais são mostrados com um braço industrial de 6 graus de liberdade, em tarefas de posicionamento e de rastreamento de objetos móveis. Movimentos do robô até 5 vezes mais rápidos, em relação às técnicas existentes, são alcançados.

Referências

- Benhimane, S., Ladikos, A., Lepetit, V. e Navab, N. (2007). Linear and quadratic subsets for template-based tracking, *IEEE CVPR*.
- Chaumette, F. e Hutchinson, S. (2006). Visual servo control part I: Basic approaches, *IEEE Rob. & Automation Magazine* pp. 82–90.
- Gangloff, J. e de Mathelin, M. (2003). High-speed visual servoing of a 6 dof manipulator using multivariable predictive control., *Advanced Robotics* **17**: 993–1021.
- Malis, E., Hamel, T., R., M. e Morin, P. (2009). Dynamic estimation of homography transformations on the special linear group for visual servo control, *IEEE ICRA*, pp. 1498–1503.
- Malis, E. et al. (2007). ESM basic visual tracking software. <http://esm.gforge.inria.fr/ESM.html>.
- Mirisola, L. e Silveira, G. (2015). servovisão direta de alta velocidade: Técnicas e cenários, *Simp. Bras. Automação Inteligente (SBAI)*, Natal/RN, pp. 1642–1647.
- Silveira, G. (2014a). On intensity-based nonmetric visual servoing, *IEEE Transactions on Robotics* **30**(4): 1019–1026.
- Silveira, G. (2014b). Photogeometric direct visual tracking for central omnidirectional cameras, *Journal of Mathematical Imaging and Vision* **48**(1): 72–82.
- Silveira, G. e Malis, E. (2009). Visual servoing from robust direct color image registration, *Proc. IEEE IROS*, USA, pp. 5450–5455.
- Silveira, G., Mirisola, L. e Morin, P. (2013). Decoupled direct visual servoing, *IEEE IROS*, Japan, pp. 71–76.
- Thaler, L. e Goodale, M. A. (2010). Beyond distance and direction: The brain represents target locations non-metrically, *Journal of Vision* **10**(3): 1–27.