

## Servovisão Direta Diagonal: Nova Formulação e Seus Resultados \*

Geraldo Silveira \* Luiz Mirisola \*\* Pascal Morin \*\*\*

\* *Divisão de Sistemas Ciberfísicos*  
*Centro de Tecnologia da Informação Renato Archer (CTI)*  
*Campinas/SP, Brasil (e-mail: Geraldo.Silveira@cti.gov.br)*

\*\* *Divisão de Ciência da Computação*  
*Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA)*  
*São José dos Campos/SP, Brasil (e-mail: lgm@ita.br)*

\*\*\* *Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique (ISIR)*  
*Sorbonne Université*  
*Paris, França (e-mail: pascal.morin@sorbonne-universite.fr)*

---

**Abstract:** This article addresses the problem of vision-based robot control where the equilibrium is defined via a reference image. Specifically, this work considers the class of general direct solutions that diagonally decouple the control error dynamics also in the general case. Hence, those solutions provide for high versatility and accuracy, whilst the decouplings reduce analysis complexity and can improve system performance. In such a demanding context, the existing general diagonal direct visual servoing technique can present a stability problem arising from its parametrization. This study proposes a new parametrization and its new nonlinear estimator to solve such problem. Theoretical analysis of local stability, convergence, diffeomorphism and of that decoupling property are provided. Experimental results are also obtained using a camera-mounted 6-DoF robotic arm in a challenging scenario.

**Resumo:** Este artigo aborda o problema de controle de robôs baseado em visão onde o equilíbrio é definido via uma imagem de referência. Especificamente, este trabalho foca nas soluções diretas gerais e que desacoplam diagonalmente a dinâmica dos erros de controle também para o caso geral. Assim, grande versatilidade e precisão são obtidas, enquanto que os desacoplamentos reduzem a complexidade de análise e podem melhorar o desempenho do sistema. Nesse exigente contexto, a única técnica direta diagonal existente pode apresentar um problema de estabilidade oriundo da sua parametrização. Este estudo propõe uma nova parametrização e seu novo estimador não linear para solucionar tal problema. Análises teóricas são fornecidas sobre as propriedades de estabilidade, convergência, difeomorfismo e desacoplamento desta nova técnica de servovisão direta diagonal. Resultados experimentais são também obtidos utilizando um robô manipulador de 6 GdL com uma câmera montada em seu efetuador sob um cenário desafiador.

*Keywords:* Robot vision; vision-based robot control; visual servo control; visual servoing.

*Palavras-chave:* Visão robótica; controle de robôs baseado em visão; controle servo visual.

---

### 1. INTRODUÇÃO

Servovisão se refere ao controle de robôs em malha fechada através da realimentação de imagens. Uma aplicação típica consiste em estabilizar um robô em torno de uma pose definida via uma imagem de referência. Embora existam diversas soluções para este problema (Chaumette e Hutchinson, 2006), a sua grande maioria: (i) é baseada em extração de primitivas geométricas das imagens, como pontos e retas. Logo, elas dependem de informações particulares, das suas corretas associações, e do ajuste dos parâmetros destes algoritmos; (ii) requer informação métrica (pelo menos aproximada) da cena/objeto para que a lei de controle seja comprovadamente estabilizante. Isto é válido inclusive

\* Este trabalho foi em parte financiado pelo Projeto InSAC (FAPESP-2014/50851-0 e CNPq-465755/2014-3).

para os métodos de servovisão ditos “baseados em imagem”, pois estes usam a matriz de interação para cálculo dos sinais de controle; e (iii) possui uma dinâmica dos erros de controle acoplada. Este artigo difere da maioria dos trabalhos da área em todos esses três tópicos simultaneamente, e as motivações são apresentadas na sequência.

Técnicas de estimação e controle por visão são geralmente classificadas entre baseadas em primitivas visuais ou em intensidade de pixel. Apesar das dependências supracitadas em (i), a maioria das estratégias de servovisão são de fato baseadas em primitivas geométricas. Isto se deve, em larga medida, à sua abundante literatura e ao seu relativamente grande domínio de convergência (Chaumette e Hutchinson, 2006; Silveira, 2008; Spong et al., 2020). Diferentemente, os métodos baseados em intensidade não efetuam etapas intermediárias como a extração de primitivas e suas

associações entre imagens. Estes utilizam diretamente a intensidade dos pixels para efetuar a estimação dos parâmetros desejados. Portanto, eles exploram a imagem de forma densa, conferindo grande precisão e versatilidade.

Em relação às técnicas de servovisão não métricas, apesar de serem mais versáteis e robustas (Thaler e Goodale, 2010), existem poucos trabalhos nesta classe. Uma razão possível para essa escassez é a dificuldade em definir um erro de controle (ao menos localmente) difeomórfico à pose da câmera, que possua propriedades interessantes, e que seja regulado por uma lei de controle também não métrica. Um exemplo pioneiro dessas técnicas foi a navegação realizada por um robô de superfície em (Beardsley et al., 1995). Outrossim, ela é baseada em primitivas visuais.

A técnica de servovisão proposta por Benhimane e Malis (2006) é não métrica e baseada em intensidade, porém considera apenas objetos planares ou movimentos rotacionais. Uma técnica geral, não métrica e baseada em intensidade está descrita em (Silveira e Malis, 2012), cunhada *Servovisão Direta*. Técnicas gerais são aquelas que estabilizam todos os 6 Graus de Liberdade (GdL) de um robô holonômico independentemente das características do objeto, do movimento da câmera, e das suas poses relativas.

Contudo, todas as estratégias diretas até então apresentavam uma dinâmica dos erros de controle completamente acoplada. Esses acoplamentos tornam sua análise mais complexa e podem prejudicar seu desempenho, e.g., domínio e taxa de convergência, e comportamento transitório. Recentemente, a técnica direta geral descrita em (Silveira et al., 2020) desacopla a dinâmica translacional da rotacional, mas não vice-versa, para o caso geral. Assim, um sistema triangular inferior é obtido. Um sistema diagonal pode ser alcançado, porém isso ocorre apenas para alguns casos particulares, e.g., objeto planar fronto-paralelo.

Este trabalho foca nas soluções diretas gerais e que desacoplam diagonalmente a dinâmica dos erros de controle também para o caso geral. Nesse exigente contexto, a única técnica direta diagonal existente (Silveira e Mirisola, 2019) pode apresentar um problema de estabilidade oriundo da sua parametrização. Este estudo propõe então uma nova parametrização e seu novo estimador não linear para solucionar tal problema. Análises teóricas são fornecidas sobre as propriedades de estabilidade, convergência, difeomorfismo e desacoplamento desta nova formulação da servovisão direta diagonal. Resultados experimentais são também obtidos utilizando um robô manipulador de 6 GdL com uma câmera montada em seu efetuador sob um cenário desafiador.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção define a notação adotada neste artigo e recorda fundamentos essenciais. A norma Euclidiana, a estimativa e uma versão transformada de uma variável, e.g.,  $v$ , são denotadas  $\|v\|$ ,  $\hat{v}$  e  $v'$ , respectivamente. Um asterisco, e.g.,  $v^*$ , indica que  $v$  é expressa no sistema de coordenadas de referência. A matriz identidade e a de zeros, ambas de dimensões apropriadas, são escritas  $I$  e  $0$ , respectivamente. As notações  $S(w)$  e  $\text{vex}(S(w))$  representam, respectivamente, a matriz antissimétrica associada ao vetor  $w = \{w_i\}_{i=1}^3 = (w_1, w_2, w_3)$  e o seu mapeamento inverso.

### 2.1 Geometria Não Métrica de Duas Vistas

A relação geral entre pixels correspondentes  $p_i \leftrightarrow p_i^* \in \mathbb{P}^2$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ , é descrita em geometria projetiva por

$$p_i \propto G p_i^* + \rho_i^* e_p, \quad (1)$$

onde o símbolo ‘ $\propto$ ’ denota proporcionalidade,  $G \in \mathbb{SL}(3)$  é uma homografia projetiva em relação à um plano dominante do objeto,  $e_p \in \mathbb{R}^3$  denota 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  $p_i^*$ , relativamente àquele plano. A homografia  $G$  pode ser caracterizada por

$$G \propto G_\infty + e_p(q_\infty^*)^T, \quad (2)$$

onde  $q_\infty^* \in \mathbb{R}^3$  representa a imagem da linha no infinito de tal plano e  $G_\infty \in \mathbb{SL}(3)$  é a homografia no infinito. Um procedimento para estimar os parâmetros  $\{G, e_p, \rho_i^*\}_{i=1}^n$  que relacionam pixels correspondentes (1) é descrito abaixo.

### 2.2 Estimação Baseada em Intensidade

Estimação baseada em intensidade utiliza as intensidades dos pixels sem etapas intermediárias, i.e., sem extração nem associação de características visuais nas imagens. Essencialmente, ela consiste em estimar os parâmetros que melhor transformam a imagem corrente tal que a intensidade de cada pixel  $\mathcal{I}(p)$  na imagem transformada  $\mathcal{I}'$  seja a mais próxima possível da intensidade do pixel correspondente em  $\mathcal{I}^*(p^*)$ . Como consequência, ela também finda por *rastrear o objeto* nas imagens.

O primeiro passo para tanto é definir um modelo fotogeométrico de transformação adequado, i.e., um modelo de variações de iluminação e um de distorção projetiva  $\omega(\cdot)$  a partir de (1). Um exemplo de ação do modelo de transformação nos pixels é dado por

$$\mathcal{I}'(\bar{g}, h, p^*) = \alpha \mathcal{I}(\omega(\bar{g}, p^*)) + \beta \geq 0, \quad (3)$$

com os parâmetros geométricos e fotométricos agrupados respectivamente em  $\bar{g} = \{G, e_p, \rho_i^*\}_{i=1}^n$  e  $h = (\alpha, \beta) \in \mathbb{R}^2$ , onde os últimos podem ser interpretados como ajustes no contraste e no brilho da imagem, respectivamente.

O arcabouço de estimação baseada em intensidade é tipicamente formulado como o seguinte problema de otimização não linear:

$$\min_{\bar{g}, h} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\mathcal{I}'(\bar{g}, h, p_i^*) - \mathcal{I}^*(p_i^*))^2, \quad (4)$$

que pode ser resolvido por métodos iterativos usuais.

### 2.3 Servovisão Direta Diagonal

Os parâmetros geométricos não métricos  $\bar{g} = \{G, e_p, \rho_i^*\}_{i=1}^n$  estimados diretamente a partir das intensidades dos pixels (vide Seção 2.2) podem ser usados para controlar robôs. As técnicas diretas gerais são aquelas não métricas baseadas em intensidade e que estabilizam todos os 6 GdL de um robô holonômico independentemente das características do objeto, do movimento da câmera, e das suas poses relativas. A seguir, permita que os sinais de controle sejam as velocidades translacionais e rotacionais da câmera  $u = (v, w) \in \mathbb{R}^6$ , e considere as seguintes transformações:

$$H = K^{-1} G K, \quad (5)$$

$$e = K^{-1} e_p, \quad (6)$$

$$m^* = K^{-1} p^*, \quad (7)$$

onde a matriz positiva definida  $K \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$  contem os parâmetros intrínsecos da câmera.

A técnica de Servovisão Direta Diagonal (SD Diagonal) (Silveira e Mirisola, 2019) define os erros de controle não métricos translacionais e rotacionais, i.e.,  $\varepsilon_v \in \mathbb{R}^3$  e  $\varepsilon_w \in \mathbb{R}^3$ , como

$$\varepsilon(g, c^*) = \begin{pmatrix} \varepsilon_v \\ \varepsilon_w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2I & S(m^*) \\ -S(c^*) & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (H - I)m^* + \rho^* e \\ \text{vex}(H - H^T) \end{pmatrix}, \quad (8)$$

onde  $\rho^* \in \mathbb{R}$  é a paralaxe projetiva do ponto de controle escolhido  $m^*$  (7), e os parâmetros  $g = (H, e, \rho^*)$  e o vetor de controle  $c^* \in \mathbb{R}^3$  contem as variáveis medidas ou estimadas. As definições do ponto de controle e do vetor de controle serão discutidas mais adiante. Apenas para propósitos de análise, a linearização da matriz de interação de (8) em torno do equilíbrio  $\varepsilon(g, c^*) = 0$  é dada por

$$L = - \begin{pmatrix} \frac{2}{z^*} I + S(m^*)S(q^*) & 0 \\ -\frac{1}{z^*} S(c^*) + S(q^*) & 2I + S(c^*)S(m^*) \end{pmatrix}, \quad (9)$$

onde  $z^* > 0$  e  $q^* = K^T q_\infty^*$ . Esta matriz mostra que a dinâmica dos erros de controle, i.e.,  $\dot{\varepsilon}(g, c^*) = Lu$ , possui uma dinâmica translacional desacoplada da rotacional, mas não vice-versa pois o sistema é triangular inferior.

Com o objetivo de diagonalizar a dinâmica dos erros de controle, a SD Diagonal define  $\mu^* = 1/z^*$  e o vetor de controle como

$$c^* = \frac{\hat{q}^*}{\hat{\mu}^*}, \quad (10)$$

obtido a partir da aplicação do estimador não linear

$$\begin{cases} \dot{\hat{\varepsilon}}_w = (-\hat{\mu}^* S(c^*) + S(q^*))v + (2I + S(c^*)S(m^*))w + k_1 \tilde{\varepsilon}_w, \\ \dot{\hat{q}}^* = k_2 S(v) \tilde{\varepsilon}_w, \\ \dot{\hat{\mu}}^* = -k_3 \tilde{\varepsilon}_w^T S(c^*)v, \end{cases} \quad (11)$$

com observações  $\varepsilon_w, v, w$ , erro de estimação  $\tilde{\varepsilon}_w = \varepsilon_w - \hat{\varepsilon}_w$ , ganhos do estimador  $k_1, k_2, k_3 > 0$ , e suas condições iniciais  $\hat{\varepsilon}_w(0) = \hat{\varepsilon}_{w0}$ ,  $\hat{q}^*(0) = \hat{q}_0^*$  e  $\hat{\mu}^*(0) = \hat{\mu}_0^*$ . Por fim, a simples lei de controle proporcional e não métrica

$$u = \lambda \varepsilon(g, c^*), \quad (12)$$

com ganho de controle  $\lambda > 0$ , garante estabilidade assintótica local do equilíbrio  $\varepsilon(g, c^*) = 0$  se o ponto de controle escolhido  $m^*$  satisfaz simultaneamente  $z^*(m^*)^T q^* < 2$  e  $\hat{z}^*(m^*)^T \hat{q}^* = (m^*)^T c^* < 2$ .

### 3. NOVA TÉCNICA DIAGONAL

A técnica de SD Diagonal (vide Seção 2.3) desacopla diagonalmente a dinâmica dos erros de controle através da definição do vetor de controle como (10). O seu problema advem da dificuldade em evitar no estimador não linear utilizado (11) que nunca  $\hat{\mu}^* \rightarrow 0$  e, portanto, em evitar que  $c^* \rightarrow \infty$  e a consequente instabilidade na servovisão. Para resolver esse problema, este trabalho define o novo vetor de controle como

$$c^* = \hat{z}^* \hat{q}^* \quad (13)$$

e propõe outro estimador não linear para tanto. Conforme provadas na sequência, as propriedades locais de estabilidade, convergência e desacoplamento diagonal da servovisão podem então ser garantidas.

#### 3.1 Estimador Não Linear

A partir de (9), tem-se que o modelo dinâmico das variáveis de interesse é dado por:

$$\begin{cases} \dot{\varepsilon}_w = \left( -\frac{1}{z^*} S(c^*) + S(q^*) \right) v + (2I + S(c^*)S(m^*))w, \\ \dot{q}^* = 0, \\ \dot{z}^* = 0. \end{cases} \quad (14)$$

*Definição 1.* Defina o novo estimador não linear como:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\varepsilon}}_w = (2I + S(c^*)S(m^*))w + k_1 \tilde{\varepsilon}_w, \\ \dot{\hat{q}}^* = k_2 S(v) \tilde{\varepsilon}_w, \\ \dot{\hat{z}}^* = k_3 \tilde{\varepsilon}_w^T S(\hat{q}^*)v, \end{cases} \quad (15)$$

com observações  $\varepsilon_w, v, w$ , erro de estimação

$$\tilde{\varepsilon}_w = \varepsilon_w - \hat{\varepsilon}_w, \quad (16)$$

ganhos do estimador  $k_1, k_2, k_3$ , e suas condições iniciais  $\hat{\varepsilon}_w(0) = \hat{\varepsilon}_{w0}$ ,  $\hat{q}^*(0) = \hat{q}_0^*$  e  $\hat{z}^*(0) = \hat{z}_0^*$ .

Considere os outros erros de estimação

$$\tilde{q}^* = q^* - \hat{q}^*, \quad (17)$$

$$\tilde{z}^* = z^* - \hat{z}^*. \quad (18)$$

Usando (13), a dinâmica do erro de estimação (16) então se escreve

$$\dot{\tilde{\varepsilon}}_w = \left( -\frac{1}{z^*} S(c^*) + S(q^*) \right) v - k_1 \tilde{\varepsilon}_w \quad (19)$$

$$= \left( -\frac{\hat{z}^*}{z^*} S(\hat{q}^*) + S(q^*) \right) v - k_1 \tilde{\varepsilon}_w, \quad (20)$$

e o sistema dinâmico de todos os erros de estimação é dado por

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\varepsilon}}_w = \left( \left( 1 - \frac{\hat{z}^*}{z^*} \right) S(\hat{q}^*) + S(\tilde{q}^*) \right) v - k_1 \tilde{\varepsilon}_w, \\ \dot{\tilde{q}}^* = -k_2 S(v) \tilde{\varepsilon}_w, \\ \dot{\tilde{z}}^* = -k_3 \tilde{\varepsilon}_w^T S(\hat{q}^*)v. \end{cases} \quad (21)$$

Propriedades de estabilidade e convergência do estimador não linear proposto (15) são enunciadas a seguir.

*Teorema 1.* Considere o sistema dos erros de estimação (21). Assuma que  $v$  e  $\dot{v}$  são limitadas. Sejam  $k_1, k_2, k_3 > 0$ . Então, o equilíbrio  $(\tilde{\varepsilon}_w, \tilde{q}^*, \tilde{z}^*) = 0$  do Sistema (21) é estável e  $\tilde{\varepsilon}_w$  converge para zero.

**Prova.** Considere como candidata a função de Lyapunov

$$V = \frac{1}{2} \|\tilde{\varepsilon}_w\|^2 + \frac{1}{2k_2} \|\tilde{q}^*\|^2 + \frac{z^*}{2k_3} \left( 1 - \frac{\hat{z}^*}{z^*} \right)^2. \quad (22)$$

Diferenciando (22) e usando o Sistema (21) obtêm-se

$$\dot{V} = \tilde{\varepsilon}_w^T \dot{\tilde{\varepsilon}}_w + \frac{1}{k_2} (\tilde{q}^*)^T \dot{\tilde{q}}^* + \frac{z^*}{k_3} \left( 1 - \frac{\hat{z}^*}{z^*} \right) \left( -\frac{\dot{\hat{z}}^*}{z^*} \right) \quad (23)$$

$$= \left( 1 - \frac{\hat{z}^*}{z^*} \right) \tilde{\varepsilon}_w^T S(\hat{q}^*)v + \tilde{\varepsilon}_w^T S(\tilde{q}^*)v - k_1 \|\tilde{\varepsilon}_w\|^2 - (\tilde{q}^*)^T S(v) \tilde{\varepsilon}_w + \frac{z^*}{k_3} \left( 1 - \frac{\hat{z}^*}{z^*} \right) \left( -\frac{1}{z^*} \right) k_3 \tilde{\varepsilon}_w^T S(\hat{q}^*)v \quad (24)$$

$$= -k_1 \|\tilde{\varepsilon}_w\|^2. \quad (25)$$

A derivada da função de Lyapunov é negativa semi-definida e igual a zero somente quando  $\tilde{\varepsilon}_w = 0$  dado que

$k_1 > 0$ . Isso implica que a o equilíbrio  $(\tilde{\varepsilon}_w, \tilde{q}^*, \tilde{z}^*) = 0$  do Sistema (21) é estável. Dado que  $v$  e  $\hat{v}$  são limitadas, a aplicação do Lema de Barbalat implica que  $\tilde{\varepsilon}_w \rightarrow 0$ .  $\square$

### 3.2 Aspectos de Controle

**Lema 1.** Considere o vetor de controle (13) e o estimador não linear (15). Então, a dinâmica do erro de controle (8) é localmente ulterioresmente diagonal

$$\dot{\varepsilon}(g, c^*) = L'u \quad (26)$$

com

$$L' = - \begin{pmatrix} \frac{2}{z^*}I + S(m^*)S(q^*) & 0 \\ 0 & 2I + \hat{z}^*S(\hat{q}^*)S(m^*) \end{pmatrix}. \quad (27)$$

Além disso, essa dinâmica é obtida independentemente das velocidades  $u = (v, w)$ .

**Prova.** O Teorema 1 implica que  $\tilde{\varepsilon}_w \rightarrow 0$  assintoticamente e, usando (21),

$$\left( \left( 1 - \frac{\hat{z}^*}{z^*} \right) S(\hat{q}^*) + S(\tilde{q}^*) \right) v \rightarrow 0 \quad (28)$$

assintoticamente. Usando o vetor de controle (13) e o erro de estimação (17), tem-se então que

$$\left( -\frac{1}{z^*}S(c^*) + S(q^*) \right) v \rightarrow 0 \quad (29)$$

e portanto  $L \rightarrow L'$  assintoticamente, independentemente de  $v$  e obviamente também de  $w$ .  $\square$

Observa-se que ambas convergências de  $\hat{q}^*$  para  $q^*$  e a de  $\hat{z}^*$  para  $z^*$  não são garantidas. Em verdade, elas só podem ser obtidas sob condições restritas (e.g., variação temporal de  $v$ ). Em todo caso, estas convergências não são necessárias para nossos propósitos de servovisão. Dada a convergência desejada (29), a matriz de interação obtida (27) possui uma estrutura diagonal. Esta propriedade será utilizada para obter uma lei de controle estabilizante simples e que preserva esse desacoplamento. Outrossim, essa matriz de interação é usada apenas para propósitos de análise. Antes da definição da lei de controle, uma propriedade importante para erros de controle não métricos é exposta abaixo.

**Corolário 1.** Seja o ponto de controle  $m^*$  tal que

$$z^*(m^*)^T q^* \neq 2, \quad (30)$$

$$\hat{z}^*(m^*)^T \hat{q}^* \neq 2. \quad (31)$$

Então, o erro de controle  $\varepsilon(g, c^*)$  é localmente difeomórfico à pose da câmera em torno da imagem de referência.

**Prova.** A prova consiste em demonstrar que matriz de interação  $L'$  (27) é inversível, i.e.,

$$0 \neq \det(L') \quad (32)$$

$$\neq \det \left( \frac{2}{z^*}I + S(m^*)S(q^*) \right) \det(2I + \hat{z}^*S(\hat{q}^*)S(m^*)) \quad (33)$$

$$\neq \frac{4}{(z^*)^3} (z^*(m^*)^T q^* - 2)^2 (\hat{z}^*(m^*)^T \hat{q}^* - 2)^2. \quad (34)$$

Dado que  $z^* > 0$ , ambas condições (30)-(31) devem ser satisfeitas.  $\square$

**Definição 2.** Defina a lei de controle como

$$u = \Lambda \varepsilon(g, c^*), \quad (35)$$

com ganho de controle  $\Lambda = \text{diag}(\Lambda_v, \Lambda_w)$ , onde  $\Lambda_v = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$  e  $\Lambda_w = \text{diag}(\lambda_4, \lambda_5, \lambda_6)$ .

**Teorema 2.** Considere a dinâmica diagonal dos erros de controle (26). Sejam os ganhos de controle  $\lambda_j > 0$ ,  $j = 1, 2, \dots, 6$ , e o ponto de controle  $m^*$  tal que

$$z^*(m^*)^T q^* < 2, \quad (36)$$

$$\hat{z}^*(m^*)^T \hat{q}^* < 2. \quad (37)$$

Então, a lei de controle (35) com o vetor de controle (13) preserva a propriedade diagonal de (26) e garante estabilidade assintótica local do equilíbrio  $\varepsilon(g, c^*) = 0$ .

**Prova.** Aplicando a lei de controle (35) com o vetor de controle (13) em (26), obtém-se em malha fechada a seguinte dinâmica dos erros de controle diagonalmente desacoplada em  $\varepsilon(g, c^*) = 0$ :

$$\dot{\varepsilon}(g, c^*) = L'\Lambda \varepsilon(g, c^*) = \text{diag}(A_v, A_w) \varepsilon(g, c^*), \quad (38)$$

onde

$$A_v = \left( \frac{2}{z^*}I + S(m^*)S(q^*) \right) \Lambda_v, \quad (39)$$

$$A_w = (2I + \hat{z}^*S(\hat{q}^*)S(m^*)) \Lambda_w. \quad (40)$$

Então, tem-se que

$$\sigma(L'\Lambda) = \sigma(A_v) \cup \sigma(A_w), \quad (41)$$

onde  $\sigma(\cdot)$  denota o espectro de uma matriz e, após algumas manipulações algébricas, seus autovalores são

$$\sigma(A_v) = \left\{ -\lambda_1 \left( \frac{2}{z^*} - (m^*)^T q^* \right), -\lambda_2 \left( \frac{2}{z^*} - (m^*)^T q^* \right), -\lambda_3 \frac{2}{z^*} \right\}, \quad (42)$$

$$\sigma(A_w) = \left\{ -\lambda_4 (2 - \hat{z}^*(m^*)^T \hat{q}^*), -\lambda_5 (2 - \hat{z}^*(m^*)^T \hat{q}^*), -2\lambda_6 \right\}. \quad (43)$$

Dado que  $z^*, \lambda_j > 0$ ,  $j = 1, 2, \dots, 6$ , a prova é direta.  $\square$

## 4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Esta seção apresenta resultados experimentais obtidos pela técnica de servovisão direta diagonal proposta (vide Seção 3) e suas comparações com técnicas relacionadas. Em todos os casos, o objetivo de controle consiste em posicionar o robô tal que a imagem corrente da cena/objeto coincida com a imagem de referência, i.e., com a imagem capturada na pose de referência.

### 4.1 Cenário Experimental

Os experimentos utilizam um robô manipulador industrial de 6 GdL com uma câmera (*webcam*) montada em seu efetuador. A câmera é apenas grosseiramente calibrada, i.e., os parâmetros extrínsecos mão-olho são manualmente medidos, as distâncias focais utilizadas são simplesmente 850 pixels e o ponto principal é assumido como sendo o centro da imagem, que tem 640×480 pixels e é capturada a 30Hz. O ponto principal é escolhido como ponto de controle (7) em todos os experimentos. É importante salientar que nenhum atributo, descritor ou primitiva visual é extraído das imagens. As intensidades dos pixels são diretamente utilizadas para estimar os parâmetros geométricos e fotométricos necessários. Nos presentes experimentos, a imagem completa (i.e., todos os pixels) é explorada e o software utilizado está disponível em (Nogueira et al., 2019). Esse processo finda por rastrear o objeto ao longo da sequência de imagens (vide Seção 2.2).



Na pose de referência, a câmera observa um objeto planar orientado genericamente, i.e., não fronto-paralelo. Assim, evita-se o caso particular de objeto fronto-paralelo onde a simples aplicação da técnica de Servovisão Direta Desacoplada (Silveira et al., 2020) com vetor de controle  $c^* = (0, 0, 1)$  já garantiria o desacoplamento diagonal desejado. Enfatiza-se que este trabalho objetiva garantir a estabilidade, a convergência e o desacoplamento diagonal nas tarefas de servovisão para poses câmera-objeto genéricas. Ademais, um grande deslocamento inicial entre a pose de referência e a inicial é também imposto: as normas dos deslocamentos translacionais e rotacionais são de 0.48m (cerca do triplo da distância perpendicular câmera-objeto na referência) e de  $57^\circ$ , respectivamente. Este cenário está mostrado na Fig. 1. Outrossim, os ganhos de controle aplicados são simplesmente  $\lambda_j = 0.3$ ,  $j = 1, 2, \dots, 6$ , e a condição de parada da servovisão para todos os experimentos é atingida quando a norma dos erros de controle for menor que  $10^{-3}$ . Esse cenário experimental é desafiador dadas as calibrações grosseiras da câmera, os grandes deslocamentos iniciais, as diversas características desconhecidas do objeto (e.g., pose, textura e tamanho), e a exploração em tempo real de todos os  $640 \times 480 = 307\,200$  pixels das imagens com um notebook convencional i7, 4 núcleos, 2.60GHz e 8GB de memória RAM com Ubuntu 18.04. Os resultados experimentais obtidos são discutidos abaixo e estão todos disponíveis em vídeo<sup>1</sup>.

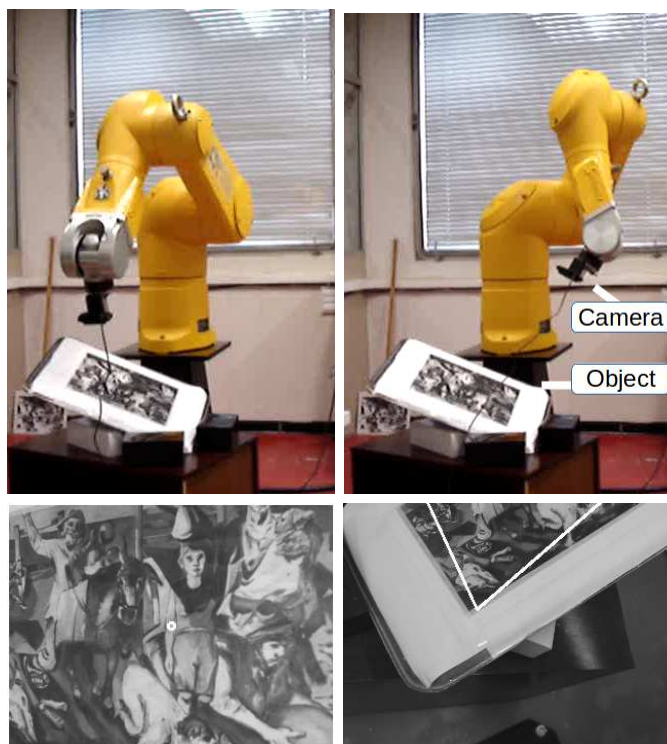


Figura 1. Cenário experimental: um robô manipulador de 6 GdL com uma webcam montada em seu efetuador observando um objeto planar desconhecido e orientado genericamente, i.e., não fronto-paralelo. (Acima) Poses de referência e inicial do robô em relação ao objeto, resp. (Abaixo) Respectivas imagens capturadas.

<sup>1</sup> Vídeo disponível em <https://tinyurl.com/2ph9kp9u>

#### 4.2 Resultados Comparativos

**Servovisão Direta** A técnica de Servovisão Direta (SD) (do inglês, *Direct Visual Servoing*) está descrita em (Silveira e Malis, 2012). Ela consiste basicamente em regular uma versão modificada do vetor do erro de controle em (8), onde não existe o vetor de controle  $e$ , portanto, também não há estimador envolvido. Em troca dessa simplicidade, a dinâmica dos erros de controle é completamente acoplada. Esta característica prejudica a taxa de convergência, e são necessários 29.9s para completar a tarefa de servovisão em questão. A Fig. 2 mostra os resultados obtidos usando esta técnica.

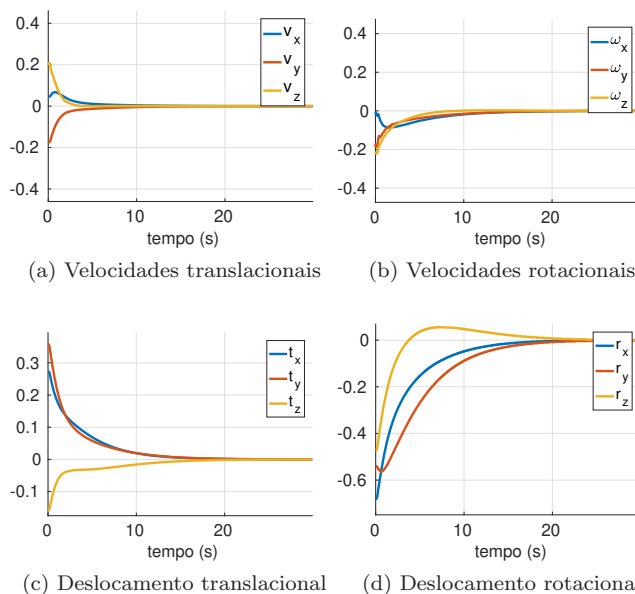


Figura 2. Resultados da SD. (Acima) Sinais de controle em [m/s] e [rad/s]. (Abaixo) Deslocamento da câmera até a convergência da servovisão.

**Servovisão Direta Desacoplada** A técnica de Servovisão Direta Desacoplada (SD Desacoplada) (do inglês, *Decoupled Direct Visual Servoing*) está descrita em (Silveira et al., 2020). Ela consiste em regular o erro de controle (8), onde o vetor de controle é um parâmetro de entrada do usuário, i.e., ele não é estimado on-line. No presente experimento, o vetor de controle escolhido é simplesmente  $c^* = (0, 0, 1)$ , pois nenhuma informação da pose câmera-objeto é fornecido ao controlador. Dado o desacoplamento parcial da dinâmica dos erros de controle, a taxa de convergência é maior do que a da técnica SD. De fato, são necessários apenas 15.9s para concluir a mesma tarefa de servovisão, i.e., 53.2% do tempo da SD. A Fig. 3 mostra os resultados obtidos usando esta técnica desacoplada.

**Servovisão Direta Diagonal Proposta** A Fig. 4 mostra os resultados obtidos usando a formulação da Servovisão Direta Diagonal proposta (SD Diagonal proposta), i.e., obtidos com a lei de controle (35) e o vetor de controle (13) calculado via estimador não linear proposto (15). No presente experimento, as condições iniciais do estimador são simplesmente  $\hat{e}_{w0} = 0$ ,  $\hat{q}_0^* = (0, 0, 0)$  e  $\hat{z}_0^* = 1$ , e os seus ganhos são  $k_1 = k_2 = k_3 = 20$  para uma rápida estabilização dos seus erros (vide Fig. 5). Enfatiza-se que os

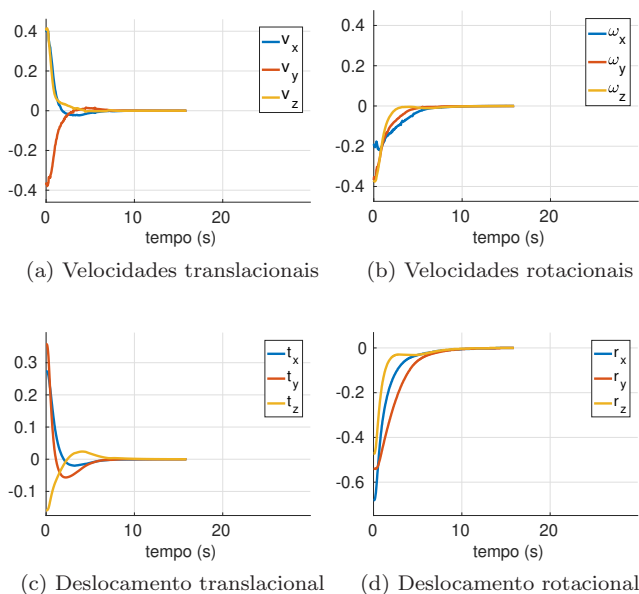


Figura 3. Resultados da SD Desacoplada. (Acima) Sinais de controle em [m/s] e [rad/s]. (Abaixo) Deslocamento da câmera até a convergência da servovisão. O eixo do tempo é idêntico ao da Fig. 2 para fins comparativos.

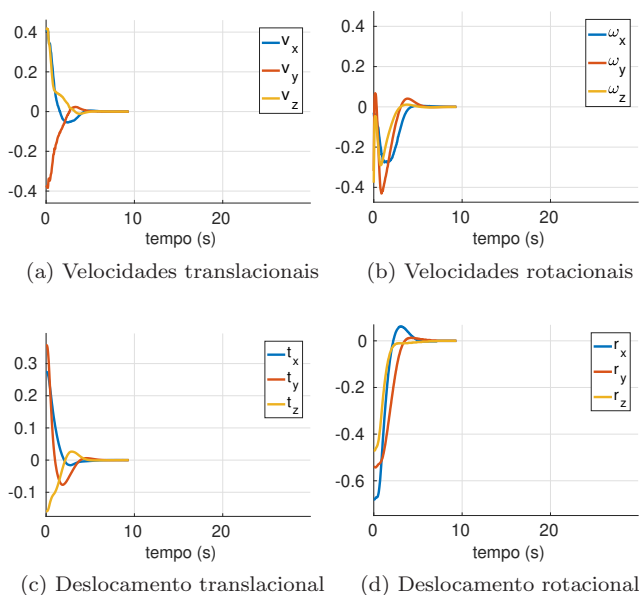


Figura 4. Resultados da SD Diagonal proposta. (Acima) Sinais de controle em [m/s] e [rad/s]. (Abaixo) Deslocamento da câmera até a convergência. O eixo do tempo é idêntico ao da Fig. 2 para fins comparativos.

sinais de controle calculados são também diretamente utilizados como observações de velocidade para o estimador sem qualquer filtragem ou utilização de outros sensores. Apesar dessas condições adversas, a taxa de convergência da servovisão é aumentada significativamente. A técnica proposta executa a tarefa em apenas 9.4s, ou seja, apenas 31.5% do tempo de execução da técnica de SD e de 59.1% do tempo da SD Desacoplada. A técnica de SD Diagonal existente (Silveira e Mirisola, 2019) não foi aplicada por questões de segurança, pois não se garante que nunca  $c^* \rightarrow \infty$  conforme discutido na Seção 3.

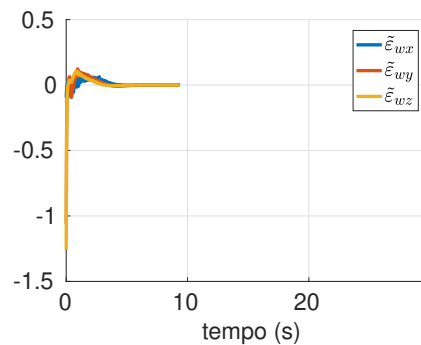


Figura 5. Evolução dos erros do estimador  $\tilde{\epsilon}_w$  durante a execução da SD Diagonal proposta (vide Fig. 4).

## 5. CONCLUSÕES

Esse trabalho reformulou a solução de servovisão não métrica, baseada em intensidade dos pixels e geral (i.e., direta) que desacopla completamente as dinâmicas do erro de controle translacional do rotacional (i.e., o sistema torna-se diagonal) para o caso geral. Essa nova formulação redefine a parametrização do vetor de controle e propõe um novo observador não linear para estimá-lo on-line. Resultados experimentais demonstram que a técnica proposta estabiliza o equilíbrio a despeito de calibrações grosseiras da câmera, de grandes deslocamentos iniciais, e de diversas características desconhecidas do objeto observado (e.g., pose, textura e tamanho). Em particular, o tempo de execução da tarefa foi drasticamente reduzido ao desacoplar diagonalmente o sistema de controle. Trabalhos futuros incluem a extensão da abordagem para a estabilização de outros sistemas mecânicos, como robôs não holonômicos.

## REFERÊNCIAS

- Beardsley, P.A., Reid, I.D., Zisserman, A., e Murray, D.W. (1995). Active visual navigation using non-metric structure. In *IEEE ICCV*, 58–64.
- Benhimane, S. e Malis, E. (2006). Homography-based 2D visual servoing. In *Proc. IEEE ICRA*. USA.
- Chaumette, F. e Hutchinson, S. (2006). Visual servo control part I: Basic approaches. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 82–90.
- Nogueira, L., de Paiva, E., e Silveira, G. (2019). VisioTec robust intensity-based homography optimization software. Tech. Report CTI-VTEC-TR-01-19, CTI, Brazil.
- Silveira, G. e Mirisola, L. (2019). Diagonally-decoupled direct visual servoing. In *Proc. IEEE ICRA*, 6611–6616.
- Silveira, G., Mirisola, L., e Morin, P. (2020). Decoupled intensity-based nonmetric visual servo control. *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, 28(2), 566–573.
- Silveira, G. (2008). Contributions to direct methods of estimation and control from visual data. PhD thesis, Ecole des Mines de Paris/INRIA Sophia-Antipolis, France.
- Silveira, G. e Malis, E. (2012). Direct Visual Servoing: Vision-based estimation and control using only nonmetric information. *IEEE Trans. on Robotics*, 974–980.
- Spong, M.W., Hutchinson, S., e Vidyasagar, M. (2020). *Robot Modeling and Control*. John Wiley & Sons.
- 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.