Servovisão Direta Diagonalmente Desacoplada*

Geraldo Silveira* Luiz Mirisola**

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

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

Abstract: This paper addresses the problem of vision-based robot control where a reference image defines the equilibrium. Specifically, we consider the class of direct solutions, i.e., intensity-based nonmetric ones, which provide for high accuracy, versatility, and robustness. Existing techniques within that class present either a fully coupled control error dynamics or at best only achieve decoupling of the translational part, i.e., they can only obtain a lower triangular system. These couplings in the system dynamics increase analysis complexity and may degrade system performance. This work proposes a new nonlinear observer for also decoupling the rotational part, i.e., for diagonally decoupling the entire control error dynamics. Theoretical proofs of stability and of those decoupling properties are provided. Improved performances are also experimentally confirmed using a camera-mounted 6-degree-of-freedom robotic arm.

Resumo: Este artigo aborda o problema de controle de robôs baseado em visão computacional onde uma imagem de referência define o equilíbrio. Especificamente, este estudo foca na classe de soluções diretas, i.e., não métricas e baseadas em intensidade, as quais fornecem grande precisão, versatilidade e robustez. As técnicas existentes desta classe apresentam uma dinâmica dos erros de controle completamente acoplada ou, no melhor caso, desacoplam apenas os erros de controle translacionais, i.e., obtêm apenas um sistema triangular inferior. Acoplamentos na dinâmica do sistema tornam sua análise mais complexa e podem prejudicar seu desempenho. Este trabalho propõe um observador não linear para desacoplar também os erros rotacionais e, assim, desacoplar completamente a dinâmica dos erros de controle. Provas teóricas de estabilidade e das propriedades de desacoplamento são apresentadas. A melhoria no desempenho é também confirmada experimentalmente, utilizando um robô manipulador de 6 graus de liberdade com uma câmera montada em seu efetuador.

Keywords: Vision-based robot control, visual servo control, robot vision.

Palavras-chave: Controle de robôs baseado em visão, controle servo visual, visão robótica.

1. INTRODUÇÃO

Servovisão, ou controle servo visual, se refere ao controle de robôs em malha fechada a partir da realimentação de imagens. Uma tarefa típica consiste em estabilizar um robô em torno de uma pose definida via uma imagem de referência. Embora existam muitas soluções para esse problema (Chaumette e Hutchinson, 2006), a sua esmagadora maioria depende da extração e associação de características visuais, e.g., pontos e retas, e de alguma informação métrica da cena/objeto. Isso também inclui as técnicas ditas “baseadas em imagem”, pois a profundidade métrica é parte das suas matrizes de interação. Diferentemente, este artigo considera (i) a classe de soluções baseadas em intensidade de pixel, não métricas e gerais, de forma (ii) a desacoplar a dinâmica dos erros de controle. Estes dois tópicos são discutidos abaixo, a começar pelo segundo.

Existem diversos trabalhos na literatura sobre *servovisão desacoplada*. De fato, acoplamentos na dinâmica de controle tornam sua análise mais complexa e podem prejudicar seu desempenho, e.g., domínio e taxa de convergência e comportamento transitente. Neste contexto, os esquemas híbridos baseados em pose e em imagem propostos por Malis et al. (1999) e as duas técnicas propostas por Deguchi (1998) desacoplam as dinâmicas dos erros de controle. Uma formulação híbrida é também desenvolvida por Haddj-Abdelkader et al. (2009) utilizando uma projeção esférica, enquanto que Fomena e Chaumette (2009) tratam do caso especial de um objeto esférico. Considerando apenas esquemas baseados em imagem, a estratégia descrita por Corke e Hutchinson (2000) particiona a matriz de interação para isolar o movimento relativo ao eixo óptico. Em Rives e Azinheira (2004), um ponto de fuga e a linha do horizonte são usados para desacoplar os graus de liberdade rotacionais e translacionais. No entanto, todas estas técnicas de servovisão desacoplada são métricas e baseadas em características visuais, i.e., elas requerem a extração e associação de características nas imagens (primitivas geométricas), além de alguma informação métrica do objeto.

* Este trabalho foi em parte financiado pela FAPESP-2017/22603-0 e em parte pelo Projeto InSAC (FAPESP-2014/50851-0 e CNPq-465755/2014-3). Agradecemos também ao Prof. Markus Vincze, TU Wien, Viena, Áustria, e ao Prof. Pascal Morin, ISIR, Sorbonne Université, Paris, França.

Diferentemente, técnicas de *servovisão direta*, i.e., não métricas e baseadas em intensidade, utilizam diretamente as intensidades de todos os pixels possíveis para estimar os parâmetros não métricos necessários para calcular a lei de controle. Assim, obtém-se elevada precisão, versatilidade e robustez. Apesar destas vantagens, existem poucos trabalhos que abordam esta classe de controle servo visual. Isto se deve provavelmente ao seu domínio de convergência relativamente pequeno, e/ou à dificuldade de se encontrar um erro de controle não métrico interessante e que seja difeomórfico à pose da câmera em torno do equilíbrio (uma propriedade necessária). Uma estratégia direta preliminar está apresentada em Benhimane e Malis (2006), mas apenas objetos planares e/ou rotações puras da câmera são considerados.

Este artigo aborda estratégias diretas que estabilizam todos os 6 Graus de Liberdade (GdL) de um robô independentemente das características do objeto (e.g., forma e tamanho), do movimento da câmera, e das suas poses relativas. As técnicas existentes nesta classe ou apresentam uma dinâmica dos erros de controle completamente acoplada (Silveira e Malis, 2012; Silveira, 2014) ou, no melhor caso, desacoplam apenas os erros de controle translacionais (Silveira et al., 2018). Este trabalho propõe um novo observador não linear para desacoplar também os erros rotacionais e, dessa forma, desacoplar diagonalmente a dinâmica dos erros de controle. Provas teóricas de estabilidade e destas propriedades de desacoplamento são fornecidas. A melhoria no desempenho é também confirmada experimentalmente, utilizando um robô manipulador de 6 GdL com uma câmera montada em seu efetuador.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção define a notação utilizada neste artigo e recorda fundamentos essenciais. A norma Euclidiana, a estimativa e uma versão transformada de uma variável, e.g., $\mathbf{v}$, são denotadas $\|\mathbf{v}\|$, $\hat{\mathbf{v}}$ e $\mathbf{v}'$, respectivamente. Um asterisco, e.g., $\mathbf{v}^*$, indica que $\mathbf{v}$ é expressa no sistema de coordenadas de referência. A matriz identidade e a de zeros, ambas de dimensões apropriadas, são escritas $\mathbf{I}$ e $\mathbf{0}$, respectivamente. As notações $[\mathbf{w}]_{\times}$ e $\text{vex}([\mathbf{w}]_{\times})$ representam, respectivamente, a matriz antissimétrica associada ao vetor $\mathbf{w} = \{w_i\}_{i=1}^3 = [w_1, w_2, w_3]^T$ e o seu mapeamento inverso.

2.1 Geometria Não Métrica de Duas Vistas

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

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

onde o símbolo ' $\propto$ ' denota proporcionalidade, $\mathbf{G} \in \mathbb{SL}(3)$ é uma homografia projetiva em relação a um plano dominante do objeto, $\mathbf{e} \in \mathbb{R}^3$ 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 $\mathbf{p}_i^*$, relativamente àquele plano. A homografia $\mathbf{G}$ pode ser caracterizada por

$$\mathbf{G} \propto \mathbf{G}_{\infty} + \mathbf{e} \mathbf{q}^{*\top}, \quad (2)$$

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

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 $\mathcal{I}(\mathbf{p})$ na imagem transformada $\mathcal{I}'$ seja a mais próxima possível da intensidade do pixel correspondente em $\mathcal{I}^*(\mathbf{p}^*)$. 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 $\mathbf{w}(\cdot)$ a partir de (1). Em Silveira e Malis (2010) a ação do modelo geral de transformação nos pixels é dado por

$$\mathcal{I}'(\mathbf{g}, \mathbf{h}, \mathbf{p}^*) = \mathcal{S}(\mathbf{p}^*) \cdot \mathcal{I}(\mathbf{w}(\mathbf{g}, \mathbf{p}^*)) + \beta \geq 0, \quad (3)$$

onde o operador " $\cdot$ " representa multiplicação de matrizes elemento a elemento, e os parâmetros geométricos e fotométricos são respectivamente agrupados em $\mathbf{g} = \{\mathbf{G}, \mathbf{e}, \rho_i^*\}_{i=1}^n$ e $\mathbf{h} = \{\mathcal{S}, \beta\}$, onde $\mathcal{S}$ engloba as variações de iluminação globais e locais, e $\beta \in \mathbb{R}$.

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

$$\min_{\mathbf{g}, \mathbf{h}} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [\mathcal{I}'(\mathbf{g}, \mathbf{h}, \mathbf{p}_i^*) - \mathcal{I}^*(\mathbf{p}_i^*)]^2, \quad (4)$$

que pode ser resolvido pelos métodos iterativos usuais.

2.3 Servovisão Direta Geral

Os parâmetros geométricos não métricos $\mathbf{g} = \{\mathbf{G}, \mathbf{e}, \rho_i^*\}_{i=1}^n$ estimados diretamente a partir das intensidades dos pixels (vide Seção 2.2) podem ser usados para controlar robôs. São apresentadas abaixo as duas técnicas diretas gerais, i.e., as técnicas não métricas baseadas em intensidade e que estabilizam todos os 6 GdL de um robô holonômico independentemente das características do objeto, movimento da câmera, e das suas poses relativas. A seguir, permita que as entradas de controle sejam as velocidades translacionais e rotacionais da câmera $\mathbf{v} = [\mathbf{v}^T, \boldsymbol{\omega}^T]^T \in \mathbb{R}^6$, e considere a normalização dos parâmetros estimados via

$$\mathbf{H} = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{G} \mathbf{K}, \quad \mathbf{e}' = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{e}, \quad \mathbf{m}' = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{p}^*, \quad (5)$$

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

Servovisão Direta Na técnica de Servovisão Direta (SD) (Silveira e Malis, 2012), os erros de controle não métricos translacionais e rotacionais, $\boldsymbol{\varepsilon}_v \in \mathbb{R}^3$ e $\boldsymbol{\varepsilon}_{\omega} \in \mathbb{R}^3$ respectivamente, são definidos como

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}_v \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mathbf{H} - \mathbf{I}) \mathbf{m}' + \rho^* \mathbf{e}' \\ \vartheta \boldsymbol{\mu} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

onde $\rho^* \in \mathbb{R}$ é a paralaxe projetiva do ponto de controle escolhido $\mathbf{p}^* \in \mathbb{P}^2$ (o ponto do objeto que está sob controle),

$$\vartheta = \begin{cases} \psi, & \text{se } \text{tr}(\mathbf{H}) \geq 1 \\ \pi - \psi, & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad \boldsymbol{\mu} = \frac{\mathbf{r}}{\|\mathbf{r}\|}, \quad (7)$$

onde $\psi = \text{real}(\arcsin(\|\mathbf{r}\|))$, $\mathbf{r} = \frac{1}{2} \text{vex}(\mathbf{H} - \mathbf{H}^T)$, e a função $\text{tr}(\cdot)$ denota o traço de uma matriz. Apenas para propósitos

de análise, a linearização da matriz de interação de (6) em torno do equilíbrio $\varepsilon = \mathbf{0}$ é dada por

$$\mathbf{L} = - \begin{bmatrix} \frac{1}{z^*} \mathbf{I} & -[\mathbf{m}^{*'}]_{\times} \\ \frac{1}{2}[\mathbf{q}^{*'}]_{\times} & \mathbf{I} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

onde $z^* > 0$ e $\mathbf{q}^{*'} = \mathbf{K}^{\top} \mathbf{q}^*$. Esta matriz mostra que a dinâmica dos erros de controle, i.e., $\dot{\varepsilon} = \mathbf{L} \mathbf{v}$, é completamente acoplada. Ela não é necessária para a computação do sinal de controle, pois a simples lei de controle proporcional e não métrica

$$\mathbf{v} = \gamma \varepsilon \quad (9)$$

garante a estabilidade exponencial local do equilíbrio $\varepsilon = \mathbf{0}$ se $\gamma > 0$ e $z^* \mathbf{m}^{*'} \mathbf{q}^{*'} < 2$. Esta última condição é equivalente a escolher $\mathbf{p}^*$ (5) tal que $\rho^* \rightarrow 0$.

Servovisão Direta Desacoplada Na técnica de Servovisão Direta Desacoplada (SD Desacoplada) (Silveira et al., 2018), os erros de controle não métricos translacionais e rotacionais, i.e., $\varepsilon'_v \in \mathbb{R}^3$ e $\varepsilon'_\omega \in \mathbb{R}^3$, são definidos como

$$\varepsilon' = \begin{bmatrix} \varepsilon'_v \\ \varepsilon'_\omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2\mathbf{I} & [\mathbf{m}^{*'}]_{\times} \\ -[\mathbf{c}^{*'}]_{\times} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (\mathbf{H} - \mathbf{I}) \mathbf{m}^{*'} + \rho^* \mathbf{e}' \\ \text{vex}(\mathbf{H} - \mathbf{H}^{\top}) \end{bmatrix} \quad (10)$$

onde $\mathbf{c}^{*'} \in \mathbb{R}^3$ um vetor de controle cuja escolha será discutida mais adiante. Novamente apenas para propósitos de análise, a linearização da matriz de interação de (10) em torno do equilíbrio $\varepsilon' = \mathbf{0}$ é dada por

$$\mathbf{L}' = - \begin{bmatrix} \frac{2}{z^*} \mathbf{I} + [\mathbf{m}^{*'}]_{\times} [\mathbf{q}^{*'}]_{\times} & \mathbf{0} \\ -\frac{1}{z^*} [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\mathbf{q}^{*'}]_{\times} & 2\mathbf{I} + [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} [\mathbf{m}^{*'}]_{\times} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

Diferentemente de (8), esta matriz (11) mostra que a dinâmica dos erros de controle translacionais está desacoplada dos rotacionais (mas não vice-versa). Ela não é necessária para a computação do controle, pois a simples lei de controle proporcional e não métrica

$$\mathbf{v} = \lambda \varepsilon' \quad (12)$$

garante estabilidade exponencial local do equilíbrio $\varepsilon' = \mathbf{0}$ se $\lambda > 0$, $z^* \mathbf{m}^{*'} \mathbf{q}^{*'} < 2$ (i.e., escolher $\mathbf{p}^*$ (5) tal que $\rho^* \rightarrow 0$), e se o vetor de controle escolhido $\mathbf{c}^{*'}$ satisfaz $\mathbf{m}^{*'} \mathbf{c}^{*'} < 2$. Esta última condição pode ser facilmente satisfeita definindo-se, e.g., $\mathbf{c}^{*'} = \beta \mathbf{m}^{*'} / \|\mathbf{m}^{*'}\|^2$, $\forall \beta < 2$.

3. TÉCNICA DIAGONAL PROPOSTA

A técnica de servovisão direta geral diagonal proposta, cunhada Servovisão Direta Diagonal (SD Diagonal), é inspirada em (11). A ideia para desacoplar diagonalmente o sistema é encontrar $\mathbf{c}^{*'}$ tal que

$$-\frac{1}{z^*} [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\mathbf{q}^{*'}]_{\times} = \mathbf{0}, \quad (13)$$

pois isto garantirá desacoplamento completo entre as dinâmicas dos erros de controle translacionais e rotacionais, i.e., entre ε'_v e ε'_ω . Este objetivo equivale a estimar $z^* \mathbf{q}^{*'}$ e escolher $\mathbf{c}^{*'}$ como o valor desta estimativa. Com esta finalidade, um observador não linear é proposto a seguir.

Primeiramente, denote

$$\mu^* = \frac{1}{z^*}, \quad (14)$$

tal que o modelo dinâmico usando (11) se escreve

$$\begin{cases} \dot{\varepsilon}'_\omega = (-\mu^* [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\mathbf{q}^{*'}]_{\times}) \mathbf{v} + (2\mathbf{I} + [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} [\mathbf{m}^{*'}]_{\times}) \omega, \\ \dot{\mathbf{q}}^{*'} = \mathbf{0}, \\ \dot{\mu}^* = 0. \end{cases} \quad (15)$$

Defina então o estimador não linear como:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\varepsilon}}'_\omega = (-\hat{\mu}^* [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\hat{\mathbf{q}}^{*'}]_{\times}) \mathbf{v} + (2\mathbf{I} + [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} [\mathbf{m}^{*'}]_{\times}) \omega + k_1 \tilde{\varepsilon}'_\omega, \\ \dot{\hat{\mathbf{q}}}^{*'} = k_2 [\mathbf{v}]_{\times} \tilde{\varepsilon}'_\omega, \\ \dot{\hat{\mu}}^* = -k_3 \tilde{\varepsilon}'_\omega{}^{\top} [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} \mathbf{v}, \end{cases} \quad (16)$$

onde ε'_ω e as velocidades da câmera $\mathbf{v}$, ω são as observações, $k_1, k_2, k_3 > 0$ são os ganhos do estimador e

$$\tilde{\varepsilon}'_\omega = \varepsilon'_\omega - \hat{\varepsilon}'_\omega, \quad (17)$$

$$\tilde{\mathbf{q}}^{*'} = \mathbf{q}^{*'} - \hat{\mathbf{q}}^{*'}, \quad (18)$$

$$\tilde{\mu}^* = \mu^* - \hat{\mu}^*, \quad (19)$$

são os erros de estimação. Sobre estes, apenas (17) é de fato calculado para o estimador proposto (16). Assim, a dinâmica dos erros de estimação se escreve

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\varepsilon}}'_\omega = (-\tilde{\mu}^* [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\tilde{\mathbf{q}}^{*'}]_{\times}) \mathbf{v} - k_1 \tilde{\varepsilon}'_\omega, \\ \dot{\tilde{\mathbf{q}}}^{*'} = -k_2 [\mathbf{v}]_{\times} \tilde{\varepsilon}'_\omega, \\ \dot{\tilde{\mu}}^* = k_3 \tilde{\varepsilon}'_\omega{}^{\top} [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} \mathbf{v}. \end{cases} \quad (20)$$

Propriedades de estabilidade e convergência do estimador não linear proposto são expostas a seguir.

Teorema 1. Considere o sistema dos erros de estimação (20). Assuma que $\mathbf{v}$ e $\dot{\mathbf{v}}$ são limitados. Permita $k_1, k_2, k_3 > 0$. Então, o equilíbrio $\{\tilde{\varepsilon}'_\omega, \tilde{\mathbf{q}}^{*'}, \tilde{\mu}^*\} = \mathbf{0}$ do sistema (20) é localmente estável e $\tilde{\varepsilon}'_\omega$ converge para zero.

Prova. Considere como candidata a função de Lyapunov

$$V = \frac{1}{2} \|\tilde{\varepsilon}'_\omega\|^2 + \frac{1}{2k_2} \|\tilde{\mathbf{q}}^{*'}\|^2 + \frac{1}{2k_3} (\tilde{\mu}^*)^2. \quad (21)$$

Diferenciando V e usando (20), obtêm-se

$$\dot{V} = \tilde{\varepsilon}'_\omega{}^{\top} \dot{\tilde{\varepsilon}}'_\omega + \frac{1}{k_2} \tilde{\mathbf{q}}^{*'}{}^{\top} \dot{\tilde{\mathbf{q}}}^{*'} + \frac{1}{k_3} \tilde{\mu}^* \dot{\tilde{\mu}}^* \quad (22)$$

$$= -\tilde{\mu}^* \tilde{\varepsilon}'_\omega{}^{\top} [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} \mathbf{v} + \tilde{\varepsilon}'_\omega{}^{\top} [\tilde{\mathbf{q}}^{*'}]_{\times} \mathbf{v} - k_1 \|\tilde{\varepsilon}'_\omega\|^2 \\ - \tilde{\mathbf{q}}^{*'}{}^{\top} [\mathbf{v}]_{\times} \tilde{\varepsilon}'_\omega + \tilde{\mu}^* \tilde{\varepsilon}'_\omega{}^{\top} [\mathbf{c}^{*'}]_{\times} \mathbf{v} \quad (23)$$

$$= -k_1 \|\tilde{\varepsilon}'_\omega\|^2. \quad (24)$$

A derivada da função de Lyapunov é negativa semi-definida e igual a zero somente quando $\tilde{\varepsilon}'_\omega = \mathbf{0}$ dado que $k_1 > 0$. Dado que $\mathbf{v}$ e $\dot{\mathbf{v}}$ são limitados, o Lema de Barbalat implica que $\tilde{\varepsilon}'_\omega \rightarrow \mathbf{0}$. $\square$

Lema 1. Considere o observador não linear (16). Permita

$$\mathbf{c}^{*'} = \frac{\hat{\mathbf{q}}^{*'}}{\hat{\mu}^*}. \quad (25)$$

Então, a dinâmica dos erros de controle (10) em torno do equilíbrio $\varepsilon' = \mathbf{0}$ é localmente assintoticamente diagonal:

$$\dot{\varepsilon}' = \mathbf{L}'' \mathbf{v} \quad (26)$$

com

$$\mathbf{L}'' = - \begin{bmatrix} \frac{2}{z^*} \mathbf{I} + [\mathbf{m}^{*'}]_{\times} [\mathbf{q}^{*'}]_{\times} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 2\mathbf{I} + \hat{z}^* [\hat{\mathbf{q}}^{*'}]_{\times} [\mathbf{m}^{*'}]_{\times} \end{bmatrix}. \quad (27)$$

Além disso, essa dinâmica é obtida independentemente das velocidades $\mathbf{v}$.

Prova. O Teorema 1 implica que $\tilde{\epsilon}'_{\omega} \rightarrow \mathbf{0}$ assintoticamente e, usando (20), $(-\hat{\mu}^*[\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\hat{\mathbf{q}}^{*'}]_{\times})\mathbf{v} \rightarrow \mathbf{0}$ assintoticamente. Assim, usando (18) e (19) tem-se que

$$(-\hat{\mu}^*[\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\hat{\mathbf{q}}^{*'}]_{\times})\mathbf{v} \rightarrow (-\mu^*[\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\mathbf{q}^{*'}]_{\times})\mathbf{v}. \quad (28)$$

Se o vetor de controle for definido como (25), então (28) se escreve

$$(-\mu^*[\mathbf{c}^{*'}]_{\times} + [\mathbf{q}^{*'}]_{\times})\mathbf{v} \rightarrow \mathbf{0}, \quad (29)$$

independentemente de $\mathbf{v}$, e obviamente de ω . Portanto, a dinâmica dos erros de controle (10) linearizada em torno do equilíbrio $\epsilon' = \mathbf{0}$ é dado por (26) usando (14), (25), (29) e o fato que $[\hat{\mathbf{c}}^{*'}]_{\times}[(\mathbf{H} - \mathbf{I})\mathbf{m}^{*'} + \rho^*\mathbf{e}'] = \mathbf{0}$ em $\epsilon' = \mathbf{0}$. $\square$

Observa-se que a convergência de $\hat{\mathbf{q}}^{*'}$ para $\mathbf{q}^{*'}$ e de $\hat{\mu}^*$ para μ^* não são garantidas. Em verdade, estas convergências só podem ser obtidas sob condições restritas (i.e., sobre a variação temporal de $\mathbf{v}$ e $\mathbf{c}^{*'}$), que são improváveis de serem satisfeitas na prática. Para nossos propósitos de servovisão, estas convergências não são necessárias. Dada a convergência desejada (29), a matriz de interação obtida (27) possui uma estrutura diagonal. Esta propriedade é utilizada a seguir para obter uma lei de controle estabilizante simples e com boas propriedades de desacoplamento.

Teorema 2. Considere a dinâmica diagonal dos erros de controle (26). Permita $\lambda > 0$ e um ponto de controle $\mathbf{m}^{*'}$ tal que $z^*\mathbf{m}^{*'\top}\mathbf{q}^{*'} < 2$ e $\hat{z}^*\mathbf{m}^{*'\top}\hat{\mathbf{q}}^{*'} < 2$. Então, a lei de controle (12) com o vetor de controle (25) preserva aquela propriedade diagonal e garante estabilidade assintótica local do equilíbrio $\epsilon' = \mathbf{0}$.

Prova. Aplicando a lei de controle (12) com o vetor de controle (25) em (26), obtém-se em malha fechada a seguinte dinâmica dos erros de controle diagonalmente desacoplada em $\epsilon' = \mathbf{0}$:

$$\dot{\epsilon}' = \lambda \mathbf{L}'' \epsilon' = \mathbf{A} \epsilon'. \quad (30)$$

Os autovalores de $\mathbf{A}$ são $\lambda(\mathbf{m}^{*'\top}\mathbf{q}^{*'} - 2/z^*)$ (duas vezes), $-2\lambda/z^*$, $\lambda(\hat{z}^*\mathbf{m}^{*'\top}\hat{\mathbf{q}}^{*'} - 2)$ (duas vezes), e -2λ . Dado que $z^*, \lambda > 0$, a prova é direta. $\square$

4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Esta seção apresenta resultados obtidos pela técnica proposta SD Diagonal (vide Seção 3) e suas comparações com as técnicas relacionadas existentes (vide Seção 2.3). Em todos os casos, o objetivo de controle consiste em posicionar o robô tal que a imagem corrente do objeto coincida com a sua imagem capturada na pose de referência, i.e., com a imagem de referência. Nenhuma característica visual é extraída das imagens. As intensidades dos pixels são diretamente utilizadas para estimar os parâmetros necessários para calcular os erros de controle. Essa processo finda por rastrear o objeto ao longo da sequência de imagens (vide Seção 2.2). Os sinais de controle calculados são diretamente utilizados como observações na SD Diagonal.

4.1 Dados Sintéticos

O primeiro conjunto de experimentos usa um objeto não-planar (um parabolóide hiperbólico), cujo centro está a 1m da pose de referência da câmera. O deslocamento entre esta pose e a pose inicial é de $[0.02, 0.2, 0.04]^{\top}$ m (norma de 0.2m, i.e., de 20% da profundidade do centro), e de $[0.1, 0.31, -0.21]^{\top}$ radianos (norma de 22.2°). Essas

informações obviamente não estão disponíveis para aos cálculos de controle. Os ganhos de controle são $\gamma = \lambda = 0.6$, e a condição de parada é atingida quando a norma dos erros de controle é menor que 10^{-4} . As distâncias focais são 500 pixels, e o ponto principal é assumido no centro da imagem, de 560×416 pixels. O ponto de controle escolhido (5) é $\mathbf{p}^* = [300, 250, 1]^{\top}$ pixels, e o período de amostragem é de 0.03s. As intensidades de todos os pixels dentro da região de interesse de 200×150 pixels são considerados. Esta configuração está mostrada na Fig. 1.

Figura 1. Configuração com dados sintéticos. (Acima) Poses de referência e inicial da câmera em relação ao objeto. Apenas os pixels considerados na estimação são mostrados. (Abaixo) As respectivas imagens.

Resultados da SD A Fig. 2 mostra os resultados obtidos usando a lei de controle (9) nesta configuração. Em troca da simplicidade (não é necessário escolher nem estimar o vetor de controle ou ganhos de estimação), a dinâmica dos erros de controle é completamente acoplada. Esta característica prejudica a taxa de convergência, e são necessárias 451 imagens para realizar a tarefa de posicionamento.

Resultados da SD Desacoplada A Fig. 3 mostra os resultados da simulação utilizando a lei de controle (12). O vetor de controle escolhido é simplesmente $\mathbf{c}^{*'} = \mathbf{m}^{*'} / \|\mathbf{m}^{*'}\|$. Neste caso, a dinâmica dos erros de controle translacionais é desacoplada dos rotacionais. A taxa de convergência aumentou, e a tarefa é completada em 361 imagens, ou seja, o tempo de execução é 20% menor em relação à SD.

Resultados da SD Diagonal A Fig. 4 mostra os resultados utilizando a lei de controle (12) com o vetor de controle estimado pelo observador proposto. As condições iniciais do estimador são $\tilde{\epsilon}'_{\omega 0} = \mathbf{0}$, $\hat{\mathbf{q}}_0^{*'} = \mathbf{0}$, e $\hat{\mu}_0^* = 1$, e seus ganhos são $k_1 = 20$, $k_2 = k_3 = 200$ para uma rápida estabilização de seus erros (Fig. 5). Este estimador é projetado para desacoplar toda a dinâmica dos erros de controle. A taxa de convergência aumentou, e apenas 185 imagens foram suficientes para completar a tarefa de posicionamento, i.e., o tempo de execução foi reduzido em 50% em relação à SD Desacoplada, e de 60% em relação à SD.

Figura 2. Resultados da simulação com SD. (Acima) Sinais de controle. (Abaixo) Movimento da câmera até a convergência.

Figura 3. Resultados da simulação com SD Desacoplada. (acima) Sinais de controle. (Abaixo) Movimento da câmera até a convergência.

Figura 4. Resultados da simulação com SD Diagonal. (Acima) Sinais de controle. (Abaixo) Movimento da câmera até a convergência.

4.2 Dados Reais

Os experimentos utilizaram um robô manipulador industrial de 6 GdL com uma câmera montada em seu efetuador. Na pose de referência, a câmera observa um objeto orientado genericamente, i.e., não fronto-paralelo. Um grande deslocamento inicial é imposto: As normas dos desloca-

Figura 5. Evolução dos erros do estimador $\tilde{e}'_w$.

mentos translacionais e rotacionais são de 0.48m (cerca do dobro da distância perpendicular inicial) e 57° , respectivamente. Os ganhos de controle são $\gamma = \lambda = 0.5$, e a condição de parada é atingida quando a norma Euclidiana dos erros de controle for menor que 10^{-3} . A câmera é apenas grosseiramente calibrada, i.e., os parâmetros extrínsecos mão-olho são manualmente medidos, as distâncias focais são oriundas do manual da câmera, e o ponto principal é assumido como sendo o centro da imagem, que tem 640×480 pixels e é capturada a 120Hz. O ponto principal é escolhido como ponto de controle $\mathbf{p}^*$ (5). Todas as intensidades dos pixels em uma região de 320×240 pixels são considerados. Este cenário está mostrado na Fig. 6. Os resultados são discutidos a seguir e estão disponíveis em vídeo¹.

Figura 6. Cenário experimental. (Acima) Poses de referência e inicial em relação ao objeto, respectivamente. (Abaixo) Respectivas imagens capturadas.

Resultados da SD A Fig. 7 mostra os resultados obtidos usando a lei de controle (9) neste cenário experimental. Esta técnica não requer nenhuma outra especificação, mas resulta em uma baixa taxa de convergência. De fato, são necessários 45.3s para completar a tarefa.

Resultados da SD Desacoplada A Fig. 8 mostra os resultados obtidos com a lei de controle (12) no mesmo cenário experimental. O vetor de controle escolhido é $\mathbf{c}^* = [0, 0, 1]^T$. 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 27.2s para concluir a mesma tarefa, i.e., 40% a menos.

Resultados da SD Diagonal A Fig. 9 mostra os resultados obtidos com a lei de controle (12) e o vetor de

¹ Vídeo disponível em <https://goo.gl/fnx1Nj>.

Figura 7. Resultados experimentais da SD. (Acima) Sinais de controle. (Abaixo) Evolução do efetuator no espaço Cartesiano até a convergência.

Figura 8. Resultados experimentais da SD Desacoplada. (Acima) Sinais de controle. (Abaixo) Evolução do efetuator no espaço Cartesiano até a convergência.

Figura 9. Resultados experimentais da SD Diagonal. (Acima) Sinais de controle. (Abaixo) Evolução do efetuator no espaço Cartesiano até a convergência.

controle estimado pelo observador proposto. Suas condições iniciais são $\tilde{\mathbf{e}}_{\omega 0} = \mathbf{0}$, valores completamente errados $\hat{\mathbf{q}}_0^* = [-108, -131, -40]^T$ e $\hat{\mu}_0^* = 143$, e os ganhos $k_1 = 20$, $k_2 = k_3 = 200$ para uma rápida estabilização dos seus erros (Fig. 10). Mesmo com estas condições iniciais bastante erradas, a taxa de convergência é aumentada

Figura 10. Evolução do erro do estimador $\tilde{\mathbf{e}}_{\omega}'$ durante o experimento com a técnica SD Diagonal.

significativamente. Nesta técnica proposta, apenas 15.5s são necessários para completar a tarefa, ou seja, uma redução de 43% no tempo total de execução em relação à SD Desacoplada, e de cerca de 66% em relação à SD.

5. CONCLUSÕES

Este artigo tratou do problema de controle servo visual direto geral. Um novo estimador não linear foi proposto para obter uma dinâmica dos erros de controle diagonalmente desacoplada. Nenhuma característica visual é extraída das imagens. As intensidades dos pixels são diretamente utilizadas para calcular os erros de controle, incluindo aqueles usados como observações. Os experimentos mostram que esta nova técnica de servovisão estabiliza o equilíbrio mesmo com grandes deslocamentos iniciais, calibração grosseira da câmera, objetos de características desconhecidas, e condições iniciais do estimador bastante erradas. Comparações com o estado da arte confirmam a melhoria no desempenho. Em particular, o tempo de execução da tarefa foi drasticamente reduzido ao desacoplar diagonalmente o sistema de controle. Estes promissores resultados motivam a realização de outras análises teóricas, por exemplo, sobre suas propriedades de convergência.

REFERÊNCIAS

- Benhimane, S. e Malis, E. (2006). Homography-based 2D visual servoing. In *Proc. IEEE ICRA*. EUA.
- Chaumette, F. e Hutchinson, S. (2006). Visual servo control part I: Basic approaches. *IEEE Robot. & Autom. Magazine*, 82–90.
- Corke, P. e Hutchinson, S. (2000). A new partitioned approach to image-based visual servo control. In *Proc. IEEE CDC*. Austrália.
- Deguchi, K. (1998). Optimal motion control for image-based visual servoing by decoupling translation and rotation. In *Proc. IEEE/RSJ IROS*. Canadá.
- Fomena, R.T. e Chaumette, F. (2009). Improvements on visual servoing from spherical targets using a spherical projection model. *IEEE Transactions on Robotics*, 25(4), 874–886.
- Hadj-Abdelkader, H., Mezouar, Y., e Martinet, P. (2009). Decoupled visual servoing based on the spherical projection of a set of points. In *Proc. IEEE ICRA*. Japão.
- Malis, E., Chaumette, F., e Boudet, S. (1999). 2D 1/2 visual servoing. *IEEE Trans. on Rob. and Automation*, 15(2), 238–250.
- Rives, P. e Azinheira, J.R. (2004). Linear structures following by an airship using vanishing point and horizon line in a visual servoing scheme. In *IEEE ICRA*.
- Silveira, G., Mirisola, L., e Morin, P. (2018). Decoupled intensity-based nonmetric visual servo control. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*.
- Silveira, G. (2014). On intensity-based nonmetric visual servoing. *IEEE Transactions on Robotics*, 30(4), 1019–1026.
- Silveira, G. e Malis, E. (2010). Unified direct visual tracking of rigid and deformable surfaces under generic illumination changes in grayscale and color images. *Int. J. Comp. Vis.*, 89(1), 84–105.
- Silveira, G. e Malis, E. (2012). Direct Visual Servoing: Vision-based estimation and control using only nonmetric information. *IEEE Transactions on Robotics*, 28(4), 974–980.