

視覚情報から運動指令へのダイレクトマッピングによる捕球動作の実現

Robotic Catching Using a Direct Mapping from Visual Information to Motor Command

○ 並木 明夫 (JST/東大) 正 石川 正俊 (東大)

Akio NAMIKI (JST/Univ. of Tokyo), Masatoshi Ishikawa (Univ. of Tokyo)

Abstract: In this paper a robotic catching algorithm based on a nonlinear mapping of visual information to the desired trajectory is proposed. The nonlinear mapping is optimized by learning based on constraints of dynamics and kinematics. As a result a reactive and flexible motion is obtained owing to real-time high-speed visual information. Experimental results on catching a moving object using a high-speed vision system and a manipulator are presented.

Key Words: : *catching, visual feedback, vision-motor fusion*

1 はじめに

近年、視覚センサの処理能力の向上は目覚ましく、視覚情報をロボットの行動制御に実時間で用いることを可能とした。このため、視覚フィードバックを行動制御だけではなく、オンラインでの行動生成に用いるための研究が進められている。

これに関して、視覚情報からダイレクトに目標軌道を生成する手法が、捕球やジャグリング等のタスクに応用されている [1, 2]。これらは、目標軌道を時間関数として与える従来手法と比較して、環境変化に対応した柔軟で俊敏な運動能力が期待される。

これまでに、我々は、対象の情報からロボットの動作をダイレクトに生成するための軌道生成アルゴリズムを提案してきた [3]。この手法では、対象の空間座標からアームの手先の空間座標への変換に基づき軌道生成を行っており、アームの関節空間を明示的に扱っていないために、生成されたロボットの運動が実行不可能なものになることがあった。そこで、本稿では、対象の空間座標から、ロボットの関節座標へのダイレクトな変換を扱う。

2 視覚運動変換

関節角 $q_d \in \mathbb{R}^{m_q}$ (m_q : 関節数) が、視覚による特徴量 $r_o \in \mathbb{R}^3$ から、次式により計算されるものとする。

$$q_d = f(r_o) \quad (1)$$

この式の利点は、対象の位置から手先の位置が一意に決まることである。これは、捕球動作のような対象に正確に合わせた動作が必要なタスクに適している。これ以外の形式に関しては今後の課題とする。

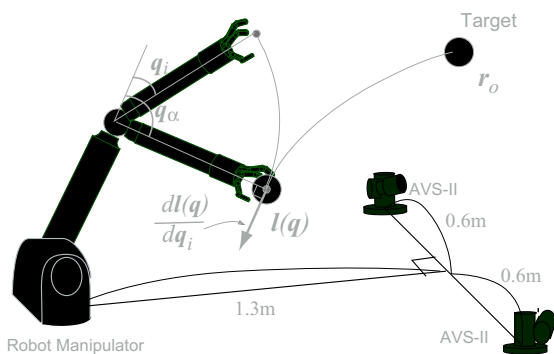


Figure 1 A mapping from a target position to joint angles

2.1 終端境界条件

捕球の条件は、ある時刻 t_c で対象と手先の位置が一致することであり、

$$r_e(t_c) = \dot{r}_e(t_c) = 0, \quad (2)$$

と書ける。ここで r_e は手先と対象の位置誤差であり、

$$r_e \triangleq l \circ f(r_o) - r_o. \quad (3)$$

と計算される。 $l: \mathbb{R}^{m_q} \rightarrow \mathbb{R}^3$ は順運動学演算である。

条件 (2) を満たす解として、逆運動学 l^{-1} があるが、手先が届く範囲でしか解を持たないので都合が悪い。

一方、人間の捕球動作を観測すると、肩関節が捕球地点の大まかな位置を制御し、肘関節は、手先とボールの相対位置や相対速度を合わせるように働いていることがわかる。そこで、肘に対応するような関節 i を選び、その関節の角度 q_i の値がある定数 q_α になるときに捕球が達成するように $f: \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^{m_q}$ を定める。具体的には、

$$f(r_o) \triangleq q_c + b(q_c) \quad (4)$$

と定義する。ただし、

$$q_c(r_o) \triangleq l_c^{-1}(r_o) \quad (5)$$

$$l_c(q) \triangleq l(q)|_{q_i=q_\alpha} + \frac{\partial l}{\partial q_i} \Big|_{q_i=q_\alpha} (q_i - q_\alpha) \quad (6)$$

である。ここで、 $q_i \in \mathbb{R}$ は関節 i の関節角、 $q_\alpha \in \mathbb{R}$ は定数である。また、 $b(q)$ は、 $q_i = q_\alpha$ のときに、 $b = 0$ かつ $\frac{\partial b}{\partial q} = 0$ を満たす任意の関数である。

非線形関数 f は、 $q_i = q_\alpha$ のときに、 $f(r_o) = l^{-1}(r_o)$ となって、逆運動学演算と等しくなる。すなわち、 $q_i = q_\alpha$ のときに、手先と対象の位置（速度も同様）が一致して、捕球が達成されることを意味する。Fig.1 に様子を示す。ただし、対象位置 r_o がいかなる値をとっても逆写像 l_c^{-1} が解を持つように、関節 i と捕球時の関節角 q_α を適切に定める必要がある。

2.2 初期境界条件

動作開始時に、アームの運動を連続に行うためには、目標軌道と実際の軌道が一致していなければならないので、

$$q_e(t_0) = \dot{q}_e(t_0) = 0, \quad (7)$$

となる。ここで、 $t_0 \in \mathbb{R}$ は、動作開始時刻を表わし、

$$q_e \triangleq f(r_o) - q, \quad (8)$$

は目標軌道と実際の軌道の制御誤差を表わしている．
 簡単化して，関数 $b(q)$ を多項式関数で近似する．

$$b(q) \simeq \sum_{\substack{N \\ 0 \leq j_1, 0 \leq j_2, \dots, 0 \leq j_{m_q} \\ j_1 + j_2 + \dots + j_{m_q} \leq N-2}} \alpha_{j_1 j_2 \dots j_{m_q}} q_1^{j_1} q_2^{j_2} \dots (q_i - q_\alpha)^{j_i+2} \dots q_{m_q}^{j_{m_q}} \quad (9)$$

ここで， $\alpha_{j_1 j_2 \dots j_{m_q}} \in \mathbb{R}^{m_q}$ は定数である．
 式 (9) より，初期境界条件は，

$$C \alpha = [q_e(t_0)^T, \dot{q}_e(t_0)^T]^T \quad (10)$$

と書くことができる．ここで， α は $\alpha_{j_1 j_2 \dots j_{m_q}}$ をまとめたベクトル， $C \triangleq \left[\frac{\partial b(t_0)^T}{\partial \alpha} \quad \frac{\partial \dot{b}(t_0)^T}{\partial \alpha} \right]^T$ である．

2.3 軌道生成アルゴリズム

あらかじめ，起こりうる全ての軌道に対して適切な軌道が生成されるように，任意項のパラメータ α を設定すれば，対象の任意の運動に対しても必ず捕球することができるようになる．

具体的には，文献 [3] と同様にトルク制限と速度制限の条件を加えることで最適化する．

$$\text{目的関数 } E(\alpha) = \sum_{r_o, \dot{r}_o, \ddot{r}_o} (\tau_d^T K_\tau \tau_d + \omega_d^T K_\omega \omega_d) \rightarrow \min$$

$$\begin{aligned} \text{制約条件 } C \alpha &= [q_e(t_0)^T, \dot{q}_e(t_0)^T]^T \\ \tau_{\min} &\leq \tau_d(r_o, \dot{r}_o, \ddot{r}_o; \alpha) \leq \tau_{\max} \\ \omega_{\min} &\leq \omega_d(r_o, \dot{r}_o; \alpha) \leq \omega_{\max} \end{aligned} \quad (11)$$

ここで， $\tau_{\min}, \tau_{\max} \in \mathbb{R}^{m_q}$ は，関節トルクの最小値と最大値， $\omega_{\min}, \omega_{\max} \in \mathbb{R}^{m_q}$ は，関節速度の最小値と最大値， K_τ と K_ω は適当な正定値対角行列である．目標関節トルク $\tau_d \in \mathbb{R}^{m_q}$ と目標関節角速度 $\omega_d \in \mathbb{R}^{m_q}$ は，

$$\tau_d = M(q_d) \ddot{q}_d + H(q_d, \dot{q}_d) \dot{q}_d + g(q_d) \quad (12)$$

$$\omega_d = \dot{q}_d \quad (13)$$

として計算する．式 (12) は，ロボットアームの逆ダイナミクス演算の式であり， $M(q_d)$ はアームの慣性行列， $H(q_d, \dot{q}_d) \dot{q}_d$ はコリオリ力と遠心力， $g(q_d)$ は重力項を表わしている．

ここでは，最適化に用いる対象の運動 $r_o, \dot{r}_o, \ddot{r}_o$ は，あらかじめ観測した対象の軌道を与えることで対応する．

3 捕球実験

実験システムとして高速アームと3指グリッパ，高速ビジョンシステム CPV を用いた [4]．対象は半径4cmのゴムボールを約3m程離れた位置から，アームに向かって人間が投げつけた．式 (9) における不定項 b の近似には4次多項式を用いることにして，あらかじめサンプルとして複数の対象軌道を与えて，そのデータをもとにパラメータ α の最適化を行った．また， $q_\alpha = \frac{\pi}{2}$ とした．

Fig.2(a) と Fig.2(b) に，第4軸 (= 肘関節，関節 i) の関節角と関節トルク指令値の時間応答を，最適化を行なった場合と，行なわなかった場合の双方に関して示す．パラメータが最適化されていない場合には，無駄の多い動きとなっていることがわかる．

Fig.3 と Fig.4 に，実際の捕球動作の様子を33msごとの連続写真にして示す．飛球の速度は速いので (約8～

10m/s)，単なるフィードバック制御では捕球は困難であるが，提案したアルゴリズムでは，対象の運動に対応した最適化が行なわれるために，アームの動作の遅れが小さくて済み，捕球に成功している．

4 まとめ

対象の情報から関節指令値へのダイレクトマッピングによる捕球動作を実現した．今後の課題としては，今回提案したマッピング以外の形式との比較や定量的な評価，複数のマッピングを統合して扱うための手法，捕球動作以外のタスクへの応用を考えている．

References

- [1] M. Buehler, D.E. Koditshek, and P.J. Kindlmann. Planning and control of robotic juggling and catching tasks. *Int. J. of Robot. Res.*, Vol. 13, No. 2, pp. 101–118, 1994.
- [2] M. Zhang and M. Buehler. Sensor-based online trajectory generation for smoothly grasping moving objects. *Proc. IEEE Int. Symp. Intelligent Control*, pp. 141–146, 1994.
- [3] 並木, 石川. 視覚情報に基づくオンライン軌道生成による捕球タスクの実現. 第20回日本ロボット学会学術講演会, p. 3M23, 2002.
- [4] 並木, 中坊, 石川. 高速視覚を用いたダイナミックマニピュレーションシステム. 第19回日本ロボット学会学術講演会, pp. 389–390, 2001.

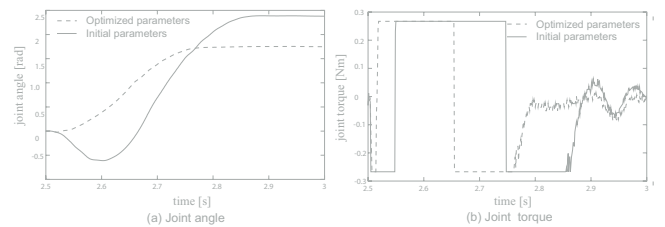


Figure 2 Time response

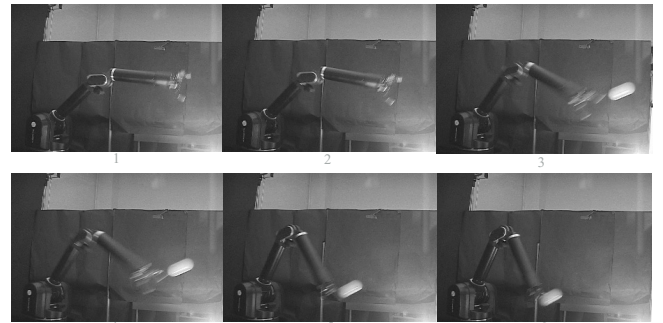


Figure 3 Continuous sequence of pictures

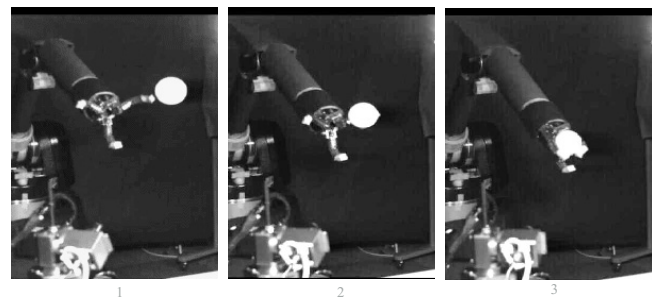


Figure 4 Continuous sequence of pictures (Close View)