

仮想物理環境における跳躍モデルの姿勢制御を考慮した連続跳躍動作の獲得

北海道大学 大学院情報科学研究科 ○梅村裕太, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志

跳躍動作は、踏切、空中、着地時でそれぞれ適切な連続する動作を必要とし、非常に複雑な動作である。本研究では、跳躍動作を踏切動作、着地動作に分け単純な動作として別々に獲得する。その後、単純な動作の組み合わせから複合的な動作を獲得する手法である”Behavior Composed”を用いて、それらを組み合わせて連続跳躍動作を獲得する。

1. はじめに

跳躍動作は移動距離、高度に優れ、生物は大きな障害物を乗り越えるためや素早く移動するための手段として利用する。しかしその動作は、踏切時の瞬間的な力、空中での姿勢維持、着地時の衝撃を抑える動作等、複数の動作から構成されている非常に複雑な動作であるため、その制御法やモデルの確立がCGアニメーションやロボット工学など複数の分野で期待されている。

そこで本研究では、仮想物理環境下にバッタモデルを作成し、姿勢制御を考慮した踏切動作と着地動作を獲得する。その後、それらを組み合わせ、姿勢を維持した連続跳躍動作を獲得する。

2. バッタモデル

本研究では、NVIDIA社の物理エンジン「PhysX」を用いて仮想物理環境を構築し、複数の剛体からバッタモデルを生成する。バッタモデルの各部位の名称、サイズを図1に示す。また、すべての剛体の密度は $300 \text{ (kg/m}^3\text{)}$ である。バッタモデルには前足と後ろ足の各関節にアクチュエータが設置しており、本研究では実験を簡単にするため左右の足を対称に制御する。バッタモデルの動作は図2の範囲内で可能であり、各関節の角度は図2に示す $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \phi_1, \phi_2$ で与えられる。

3. 跳躍動作獲得実験

3.1 目的

本研究では、作成したバッタモデルに転倒・回転をしない連続跳躍動作を獲得させる。そのために跳躍動作を踏切動作と着地動作に分け、別々に獲得し、その後組み合わせる目的の動作を獲得する。

3.2 コントローラ

バッタモデルの各アクチュエータを階層型人工ニューラルネットワーク(ANN)で制御する。ANNは入力ノード12個、中間ノード15個、出力ノード5個であり、入力は各関節角度 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \phi_1, \phi_2$ 、モデル高度の関数 $1/(H+1)$ 、モデルの傾き ip_1, ip_2, ip_3 、足と地面のタッチセンサ $touch_1, touch_2$ である。 ip_1, ip_2, ip_3 はモデルのローカル軸とグローバル軸の内積でモデルの傾きを表し(図3)、 H はモデルの高さを表している。また今回は左右の足を対称に制御しているため、地面とのタッチセンサを前足、後ろ足にひとつずつ設置し入力とする。

出力は各関節角度の1ステップ($1/120\text{(s)}$)毎の角度変化量であり、 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ は $[-2^\circ : 2^\circ]$ 、 ϕ_1, ϕ_2 は $[-10^\circ : 10^\circ]$ の範囲である。

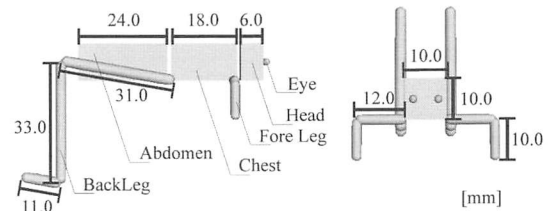


Fig.1 The locust model

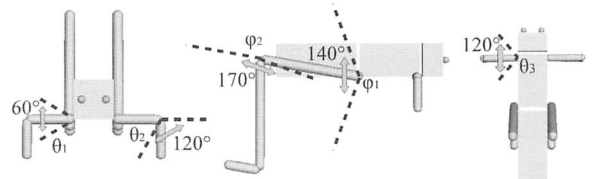


Fig.2 The limit of angle of each joints

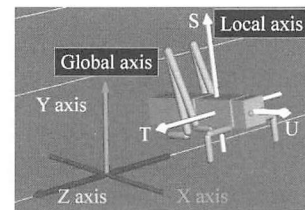


Fig.3 The global axis and local axis of the locust model

3.3 実数値型遺伝的アルゴリズム

目的の動作を獲得するため、上述したANNの結合荷重とシグモイド関数内の温度係数を実数値型遺伝的アルゴリズム(RCGA)で最適化する。遺伝子数を50個体で、エリート保存、交叉、ブレンド交叉、突然変異をそれぞれ10%, 30%, 30%, 0.1%の割合で適用し、各実験で1000世代実行する。

3.4 跳躍動作獲得実験

まず、連続跳躍動作を獲得する前に姿勢制御を考慮した1回の跳躍動作を獲得する。しかし、姿勢制御を考慮した跳躍動作を獲得するには、跳躍距離、跳躍高度、姿勢制御に関する評価を同時に考慮しなければならず目的の動作を獲得するのは困難である。

そこで、初期状態(図3)から跳躍途中までの動作を踏切動作として最適化する。今回は試行開始から100ステップまでを踏切動作とし、評価関数を式(1)のように設定する。モデルの移動距離 D 、高度 H 、モデルローカル軸 S の y 成分を乗じたものを最大化し、姿勢を保ちながら大きな跳躍を行う動作を

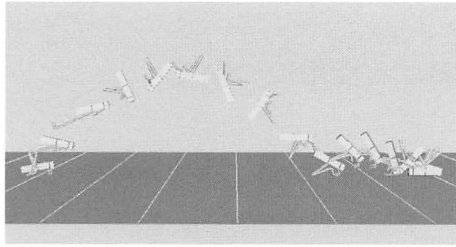


Fig.4 The motion of the locust model trained for only taking off

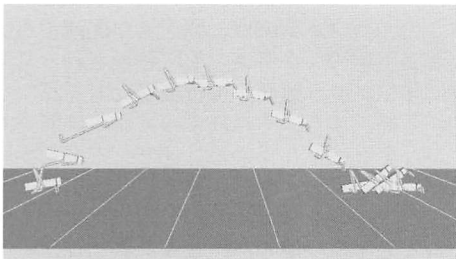


Fig.5 The motion of the locust model trained for taking off and landing

獲得する。

さらに、101 ステップ以降の動作を着地動作として最適化する。評価関数を式 (2) のように設定する。ここで、 v_x, v_y はモデル速度の x, y 成分を表し、 θ', ϕ' は初期状態 (図 3) からの各関節角度の変位量を示す。この式から、姿勢を維持しつつ着地時に静止し、踏切前の各関節角度に足を戻す動作を獲得する。

$$E = D * H * S_y \quad (1)$$

$$E = \frac{-\{(|v_x| + |v_y|) + (|\theta'_1| + |\theta'_2| + |\theta'_3| + |\phi'_1| + |\phi'_2|)\}}{|S_y|} \quad (2)$$

図 4~ 図 5 は踏切動作最適化後のモデルの様子と着地動作最適化後のモデルの様子である。1 回の跳躍動作で、踏切動作、着地動作を切り替えて使い、姿勢制御を考慮した跳躍を獲得できた。

3.5 連続跳躍動作獲得実験

上述の実験により、姿勢制御を考慮した 1 回の跳躍動作を獲得した。そこで、その動作を繰り返して、姿勢制御を考慮した連続跳躍を獲得する。動作を繰り返すために踏切動作 ANN と着地動作 ANN を切り替える上位 ANN を最適化する。このように、複数の動作を切り替える ANN に複合的な動作を獲得させる手法が "Behavior Composed" である。上位 ANN は入力ノード 12 個、中間ノード 15 個、出力ノード 2 個であり、入力値は踏切動作 ANN、着地動作 ANN と同様である。上位 ANN ノードの 2 つの出力ノードの大小比較で踏切動作 ANN と着地動作 ANN を切り替える。今回は 10 ステップに 1 回、上位 ANN の出力値の大小比較を行い、ANN を切り替える。

モデルの初期状態は上述した実験と同様とし (図 3)、試行時間は 3000 ステップとした。また、評価関数を式 (3) のように設定し、姿勢を維持しながら跳躍を繰り返す動作を獲得する。獲得した動作の様子を図 6 に、軌跡を図 7 に示す。

$$E = |v_x||v_y||S_y| \quad (3)$$

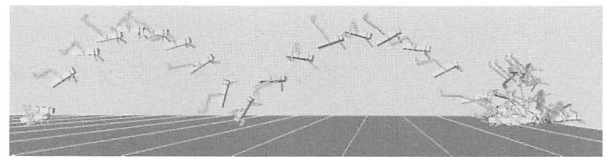


Fig.6 The motion of the locust model trained for successive jumping

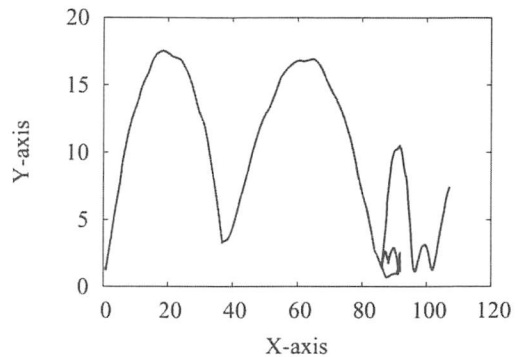


Fig.7 The locus of successive jumping

Behavior Composed を用いて踏切動作と着地動作を切り替えて使い、姿勢制御を考慮した連続跳躍を実現している。しかし試行時間の後半では自身の姿勢を完全に制御できておらず、次の跳躍までの時間が長くなっている。これは、RCGAにおける世代数が少なく、学習不足であるか、獲得した踏切動作、着地動作の汎化性が少なく、ある特定の姿勢でないとうまく動作しないことが原因であると考えられる。

4. おわりに

本研究では、跳躍動作を踏切動作と着地動作に分け、それぞれ最適化後に組み合わせて姿勢制御を考慮した転倒しない跳躍動作を獲得した。また、Behavior Composed を用いて姿勢制御を考慮した跳躍動作と着地動作を繰り返し、姿勢制御を考慮した連続跳躍を獲得した。

今後は今回獲得した連続跳躍よりもスムーズな連続跳躍の獲得や、光源追跡や目的的地移動のための跳躍など、より実用的な跳躍の獲得を行う予定である。

参考文献

- 1) 梅村 裕太, 鈴木 育男, 山本 雅人, 古川 正志: 仮想物理環境におけるバットモデルの連続跳躍行動の獲得, 第 10 回 複雑系マイクロシンポジウム, (2011)3.
- 2) Masashi Furukawa, Makoto Morinaga, Ryosuke Ooe, Michiko Watanabe, Ikuo Suzuki, and Masahito Yamamoto: Behavior Composed for Artificial Flying Creature. *Joint 5th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 11th International Symposium on Advanced Intelligent system*, (2010)861.
- 3) G.P. Sutton and M. Burrows: The mechanics of elevation control in locust jumping. *Journal of Comparative Physiology A: Neuroethology, Sensory, Neural, and Behavioral Physiology*, 194(6), (2008)861.
- 4) PA McKinley, JL Smith, and RJ Gregor: Responses of elbow extensors to landing forces during jump downs in cats. *Experimental Brain Research*, 49(2), (1983)218.