

(400) 情報 (←該当分野を示す)

## 機械学習を用いた油圧ショベル動作の最適化に関する研究

### Optimizing the Movement of an Excavator using Machine Learning

生駒 創<sup>†</sup>, 松浦 創<sup>†</sup>, 池田啓昭<sup>††</sup>, 迫 樹哉<sup>††</sup>, 脇谷 伸<sup>††</sup>, 木下拓矢<sup>††</sup>, 山本 透<sup>††</sup>

So Ikoma<sup>†</sup>, So Matsuura<sup>†</sup>, Hiroaki Ikeda<sup>††</sup>, Mikiya Sako<sup>††</sup>, Shin Wakitani<sup>††</sup>, Takuya Kinoshita<sup>††</sup>, Toru Yamamoto<sup>††</sup>

<sup>†</sup>広島学院高等学校

<sup>††</sup>広島大学工学研究科

#### 1 目的

近年、建設業界では労働環境改善、生産性向上の観点から、i-Construction<sup>[1]</sup>という取り組みが推進されている。i-Constructionでは、「ICT技術の活用」「規格の標準化」「施工期間の平準化」を目指す。本研究では自動制御が最も効果を発揮する、「ICT技術の活用」に焦点を置いた。油圧ショベルの動きにおいて掘削動作は主要な動作であり熟練度によって差が出るため、最適化することにより作業効率を向上させることができる。掘削動作を自動制御する際、現在の地形から目標とする地形へと掘削するために次に行うレバー操作を決定しなければならない。本研究では、ニューラルネットワークとモンテカルロ探索木<sup>[2]</sup>を用いた油圧ショベルの掘削動作の最適化を行う手法について提案し、独自に開発したシミュレータを用いた数値シミュレーションによって、その有効性を検証した。

#### 2 シミュレーションモデル



① ブーム, ② アーム, ③ バケット

図1 システム同定に使用した油圧ショベル模型 図2  $y_1(k)$ の計算

油圧ショベルの最適動作の探索に使用するため、油圧ショベルの模型(図1)と土砂の動きをシミュレートするモデルを作成する。

##### 2.1 油圧ショベルのモデル

油圧ショベルの各シリンダのダイナミクスを含む入出力特性を次式の離散時間システム<sup>[3]</sup>として記述する。

$$\Delta y_i(k) = -a_{i1}\Delta y_i(k-1) + b_{i0}u_i(k-1) \quad (1)$$

$$\Delta y_i(k) = y_i(k) - y_i(k-1) \quad (2)$$

(1)式において $y_i(k)$ は $i$ 番目のシリンダ長[mm],  $u_i(k)$ は $i$ 番目のバルブ開度[%] ( $-100 \leq u_i(k) \leq 100$ ),  $a_{i1}$ および $b_{i0}$ はシステムパラメータを表す。システムパラメータ $a_{i1}$ ,  $b_{i0}$ はブーム, アーム, バケットそれぞれについて模型を用いた入出力の結果から最小二乗法によって決定した。ただしシリンダ長は, ブーム角度 $\theta_1$ , アーム角度 $\theta_2$ , バケット角度 $\theta_3$ と非線形関数を用いて,

$$y_i(k) = f_i(\theta_i(k)) \quad (3)$$

と変換を行っている。例えば  $y_1(k)$ の場合, 図2の定義から, 次式を用いて計算を行う。

$$\begin{aligned} y_1 &= f_1(\theta_1(k)) \\ &= a^2 + b^2 - 2ab \cos(\theta_1(k)) \end{aligned} \quad (4)$$

##### 2.2 土砂モデル

土砂モデルを作るにあたり, 地表は安息角 $\varphi$ が一定の均一な砂によって覆われていると仮定する。地表面はバケットから落下した砂や掘削により変化する。また, 落下する砂を考慮するにあたり, 現実の動きと近づけるため安息角 $\varphi$ を設定し, 一度でも掘削された部分の砂については傾斜が $\varphi$ 未満になると仮定した。なお, 一度も掘削されていない部分については掘削されない限り崩れることはないとする。

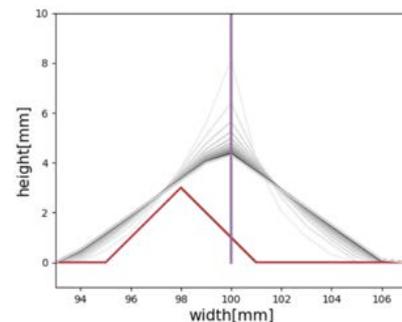


図3 安息角を考慮した地表面の変化

そのため不安定な形状になっている地表面は図3の様に、数回の更新によって安息角を超えない安定な地表面に変化する。バケット内の砂については掘削によって増加し、地表面への落下分だけ減少する。なおバケット内でも安息角未満の安定な状態になると仮定される。従って以下のアルゴリズムにより、バケットからの地表面への砂の落下量が求まる。

1. バケットの傾きを計算する。
2. 安息角 $\varphi$ とバケットの傾きをもとにその状態でバケット内に入りうる砂の最大量 $V_{max}$ を求める。
3. その時点で実際のバケット内の砂の量 $V$ が $V_{max}$ を超える場合は $V - V_{max}$ の砂が落下し、バケット内の砂の量は $V_{max}$ になる。またバケットの先端での掘削のみが地表面を変化させることができると仮定しているのので、バケットを地表面に押し当てて地表面を滑らかにすることはできない。

### 3 探索

#### 3.1 ニューラルネットワークによるモンテカルロ探索木の利用

最適な動作を求めるための探索にはニューラルネットワークによるモンテカルロ探索木を用いた。ニューラルネットワークは入力として現在の地形、目標とする地形、現在の建機の状態とその履歴を受け取る。またニューラルネットワークは2つの出力を持ち、それぞれ現在の状態を評価する評価関数と次にとる動作を決定する方策関数の役割を持つ。ニューラルネットワークのパラメータはランダムに初期化されたものを用いた。これらの関数は各時間ステップで油圧ショベルが掘った土の量および掘削に伴う経過時間によって定義されている。

#### 3.2 探索設定

3.1によって得られたモデルから掘削動作の強化学習を行った。探索開始時にはバケットの位置と角度を決定し、そこから各部への入力 $u_i(k)$ と掘削と終了地点を探索によって最適化している。1回の掘削動作を終えると再び新たな掘削開始点を決定し、そこから探索を始める。探索木は1つのノードに対して建機モデルと土砂モデルに基づき状態をシミュレートし、1秒間に25ノードを探索する。また、掘削時にバケットが地面から離れる操作やバケット内の土砂を減少させる動作は行われないうようにし

ている。

## 4 数値シミュレーション

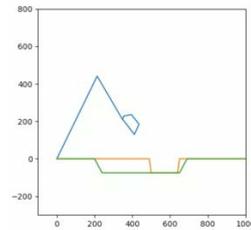


図4 探索前の状態

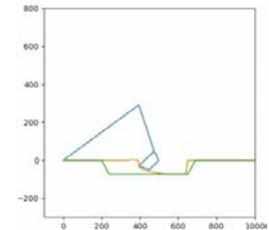


図5 探索から得られた動作

図4および図5に提案手法による探索から得られた操作シミュレーションの様子を示す。なお、図中の単位は[mm]である。

各部の動作は2章で定義されたモデルに基づきシミュレートされている。シミュレーションにより、土砂と建機の動作を正しく予測できていることを確認した。また探索によって掘削速度が初期動作から改善され、徐々に最適化された。また、モンテカルロ探索木を使用することにより、一回の掘削の軌道の最適化のみならず目標地形に対して掘削開始位置など掘削の順序の最適化も行われている。

## 5 まとめ

本研究では、油圧ショベルの最適な掘削動作の導出のためのシミュレータおよびニューラルネットワークとモンテカルロ探索木を用いた最適掘削動作探索アルゴリズムを提案した。提案手法の検証よりモンテカルロ探索木による油圧ショベル掘削動作の最適化は有効であるという結果を得た。

本研究の実施にあたり、コベルコ建機株式会社の奥西隆之氏には、建機に関する有益な助言をいただいた。ここに記して謝意を表す。

## 参考文献

- [1] 「i-Construction」(最終閲覧日：2019年10月22日)  
<https://www.mlit.go.jp/common/001127288.pdf>
- [2] Silver, David, et al. "A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play." *Science* 362. 6419 (2018): 1140-1144
- [3] 足立 修一, 「システム同定の基礎」, 電機大学出版局 (2009)