

## 無人化施工用建設機械のためのディープラーニングに基づく危険予測

### Deep learning-based hazard prediction for unmanned construction equipment

大分工業高等専門学校 情報工学科 准教授 重松 康祐

#### (研究計画ないし研究手法の概略)

##### はじめに

災害復旧作業等における急傾斜地などの危険な作業現場では、油圧ショベルの操縦者の安全を確保するため、遠隔操縦油圧ショベルの導入が進められている。図1に無人化施工用油圧ショベルによる土砂撤去作業の様子を示す。

一般的に、遠隔操縦では操縦者がモニターを通じてカメラが捉えた外界の映像を見ながら油圧ショベルを操作する。しかし、遠隔操縦では、搭乗時と比べ情報が欠如することや過酷な現場環境に起因する機体の転倒が考えられ、対策が課題となっている。このような事故を操縦者に頼らず、操縦システムにより防止することが可能となれば、油圧ショベルの安全性の向上や活動の範囲の拡大を図ることができる。

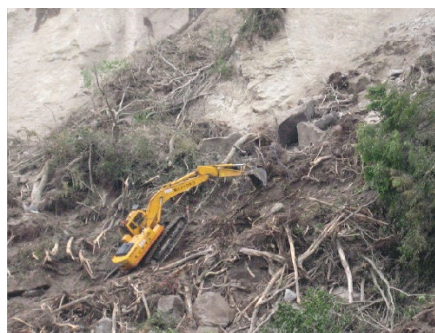


図1 無人化施工用油圧ショベルによる土砂撤去作業の様子

##### 提案手法

本研究では、油圧ショベルの移動時の事故を未然に防ぐため、未来の油圧ショベルの動きを予測するシステムを提案した。図2にシステムの概要を示す。

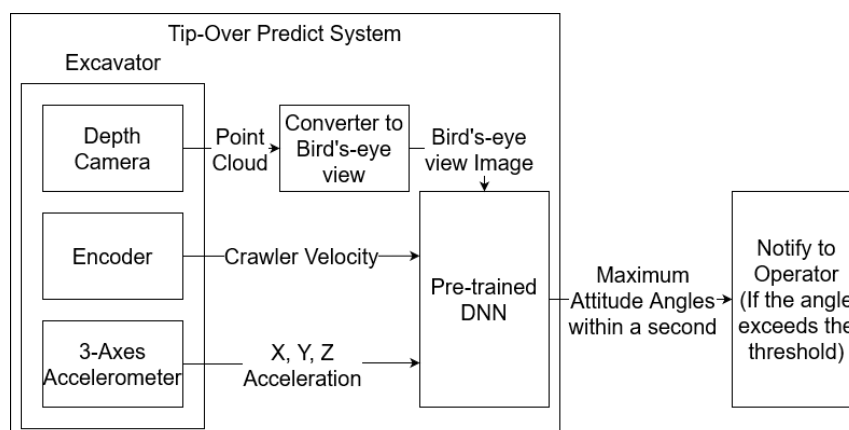


図2 提案する転倒予測システム

このシステムは、DNN (Deep Neural Network) を利用して、油圧ショベルが将来転倒するか否かを高速かつ高精度で予測する。予測結果に基づき、転倒のリスクが高いと判断された場合は、油圧ショベルを自動的に停止させることで事故を防止するものである。

有人操縦時、周囲の環境情報や加速度、速度などの体感情報に基づき危険性の判断を行っていると考えられ、予測を行うために DNN も同様の情報を入力することが必要であると考えた。周囲の環境情報を取得するセンサとして、点群をリアルタイムに取得できる深度カメラが有効である。しかし、センサから得られる点群情報を、直接 DNN に入力・処理すると、計算コストが高く、推論に時間を要する。そのため、点群を画像に変換した点群鳥瞰図と CNN(Convolutional Neural Network)を用いることで、処理の高速化を図る。

DNN は多くのパラメータを持ち、さまざまな環境下での学習データが必要とされる。特に、転倒予測を行うためには転倒時のデータも必要となるが、実機を用いたデータ収集はコストと安全性の面から現実的ではない。そのため、本研究ではシミュレーションを活用して、安全にデータを収集できる環境を構築した。シミュレーションには、産業技術総合研究所が開発したロボット用総合 GUI ソフトウェアである Choreonoid を使用した。また、物理エンジンとして Algorix Simulation AB 社の AGX Dynamics を使用し、シミュレーション上で油圧ショベルの走行データを取得した。図 3 に油圧ショベルのシミュレーションモデルを示す。

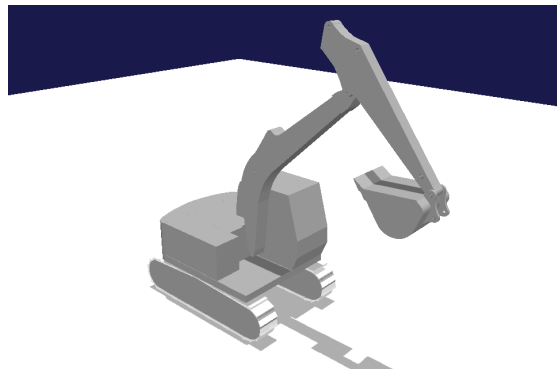


図 3 油圧ショベルのシミュレーションモデル (日立建機 ZX120)

### (実験調査によって得られた新しい知見)

#### 実験結果

シミュレーションにより走行データを約 715 秒分の 21,039 セット取得し、学習用、検証用、テスト用に分割して使用した。ネットワークの構造の差異による性能を比較するため、ネットワーク構造を変化させて、学習・評価を行った結果を表 1 に示す。結果より、Resnet18 と FL(Fully-connected Layer) 3 層による構成が、最も低い誤差となった。次に、DNN と単純予測モデルの予測誤差の比較を行った。単純予測モデルは、現在の傾斜角を将来傾斜角とするモデルである。結果は、学習済みモデルの予測誤差が  $0.056 \text{ rad}$ 、単純予測モデルは  $0.088 \text{ rad}$  となった。DNN は、単純予測モデルより低い誤差となり、DNN による予測の有効性が確認された。図 3 に、テストデータによる予測の一例を示す。

次に DNN による予測時間の計測を行った。テストデータによる計測を行ったところ、データ 1 個当たり平均  $2.79 \text{ ms}$  要していることが分かった。

表 2 に、入力データの組み合わせの違いによる評価結果を示す。結果から、転倒を予測す

る上で、機体の加速度が最も重要な入力データであることが分かった。また、全ての入力データを使用した場合が最も誤差が小さく、提案するネットワークの有効性が確認された。

表 1 各ネットワークの誤差

ネットワークの構成	$E[\text{rad}]$	$E_r[\text{rad}]$	$E_p[\text{rad}]$
CNN 2 層 + FL 3 層	0.067	0.061	0.058
CNN 2 層 + FL 4 層	0.060	0.057	0.050
CNN 3 層 + FL 3 層	0.063	0.058	0.054
CNN 3 層 + FL 4 層	0.065	0.059	0.056
CNN 4 層 + FL 3 層	0.063	0.054	0.059
CNN 4 層 + FL 4 層	0.073	0.067	0.068
AlexNet + FL 3 層	0.058	0.055	0.049
Resnet18 + FL 3 層	<b>0.056</b>	<b>0.054</b>	<b>0.046</b>
単純予測モデル	0.088	0.084	0.079

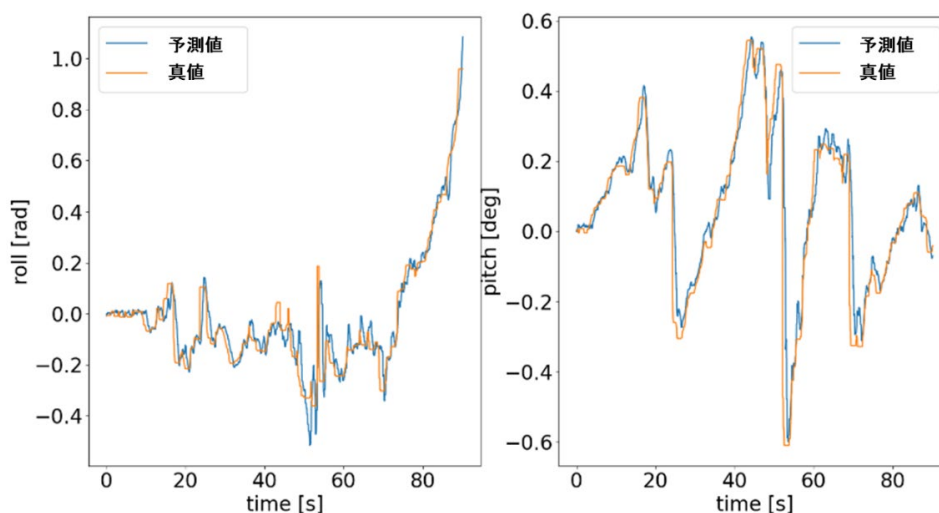


図 4 テストデータの一例

表 2 入力データの組み合わせによる誤差

点群鳥観図	クローラ駆動輪の角速度	機体の加速度	$E[\text{rad}]$	$E_r[\text{rad}]$	$E_p[\text{rad}]$
✓	✓	✓	<b>0.056</b>	<b>0.054</b>	<b>0.046</b>
	✓	✓	0.058	0.058	0.048
✓		✓	0.058	0.059	0.049
		✓	0.061	0.059	0.051
✓	✓		0.134	0.142	0.095
	✓		0.223	0.219	0.174
✓			0.130	0.130	0.103

## まとめと今後の課題

本研究では、建設現場や災害復旧作業で使用される遠隔操縦油圧ショベルの安全性を向上させるため、転倒予測システムを提案した。このシステムは、センサから得られるデータを入力として、DNN の推論により油圧ショベルの将来の傾斜角を予測する。シミュレーションによる検証の結果、予測誤差は  $0.056 \text{ rad}$ 、予測時間は約  $2.79 \text{ ms}$  であった。

本研究で提案するシステムでは、実運用時に学習データを収集する際、対象の作業現場の地形情報をシミュレーション上で再現することにより、作業現場に特化した予測が可能となる。使用した油圧ショベルモデルは ZX120 であるが、任意の油圧ショベルモデルにも適用可能である。また、このシステムは油圧ショベルに限らず、一般的な建設機械やクローラロボットにも適用可能である。

今後の課題として、データ収集時の想定地形と実際の地形が、大きく異なる場合に予測性能が低下する可能性があることに対処する必要がある。シミュレーションである点を活かして自動で地形を生成し、シミュレーションを行うことにより、様々な環境でのデータを自動的に収集可能になると考えられる。また、センサのノイズや地形モデル、油圧ショベルモデルなどの誤差がシミュレーションと現実の挙動の差異に影響するため、これらの要因を評価した上で、シミュレーションの忠実度を向上させる必要がある。

## ( 発表論文 )

- [1] 岩本 拓己, 重松 康祐: 3次元点群を用いた CNN による建機の姿勢予測の提案, 第 31 回電子情報通信学会九州支部 学生講演会 2023 年 9 月 6 日.
- [2] 岩本 拓己, 重松 康祐: 点群鳥観図を用いた DNN による油圧ショベル走行時の転倒予測, AI・データサイエンス論文集, 2024. (2024 年 5 月掲載予定)