

AI を活用したクレーン自動操縦技術の研究

神田 真輔

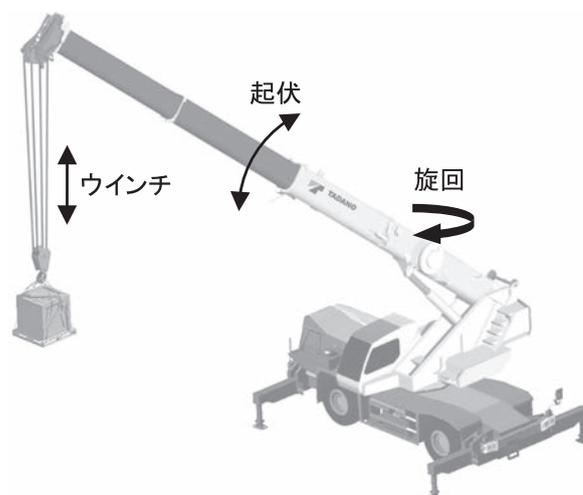
近年、建設就業者の減少と高齢化が、建設現場の安全性と生産性を確保する上で大きな問題になりつつあり、移動式クレーン（以下、クレーン）を自在に操作できる熟練オペレータの減少も同様である。このような状況の中で、クレーンをより簡単に操作するための技術開発は重要である。本稿では、現在取り組んでいる「AIを活用したクレーン自動操縦技術の研究」について、sim2realでの開発に取り組んだ経緯と学習環境の概要、実用化に向けた今後の課題について紹介する。

キーワード：クレーン、ラフテレーン、AI、自動操縦、シミュレーション、強化学習、モデルベース制御

1. はじめに

一般的にクレーンの操縦は、建設機械の中でも特に難しいとされている。その要因の1つに、振り子状態のフックやブームと呼ばれる長尺構造物に、オペレータが意図していない振動が発生することが挙げられる。これまでも振動を抑制するための機能が開発されてきたが、それらの機能は特定の条件下で機能するものが多い。故に、安全で効率的な吊荷の搬送作業は、依然としてクレーン操縦者の技量に頼って行われているのが実状である。

今回、この課題に対して近年目覚ましい進化を遂げているAI技術を適用することで一定の成果が得られたので、その活動について記載する。



図一 クレーンの動作

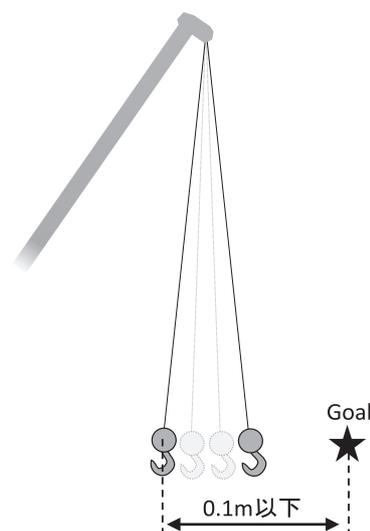
2. 開発目標とこれまでの経緯

(1) 開発目標

自動操縦技術の開発目標は、熟練オペレータと同等の速さで、目標位置までフックを移動させることとした。

図一にクレーンの動作軸の説明図を示す。移動式クレーンの場合、多くの作業は旋回／起伏／ウインチの動作を併用して行われる。この3つの動作をAIにコントロールさせることで目標位置にフックを移動させる。

図二に開発目標の概略図を示す。位置決め精度の目標は、Goalから誤差0.1m以下の範囲にフックを移動することとした。この誤差には、荷揺れによる位



図二 開発目標の概略図

置ズレを含む。また、吊荷移動速度の目標は、熟練オペレータの操縦データをもとに、移動量ごとの制限時間として定めた。

(2) これまでの経緯

本研究において「AIにクレーンの操縦をどのように学習させるか」について、試行錯誤を行ってきた。本節では現在の手法をとるに至った経緯(表一)について述べる。

(a) Phase1 実機を用いた学習

研究の初期段階においては、AIに実際のクレーンを繰り返し操縦させ、学習を試みた(写真一)。AIの初期モデルに用いたのは、熟練者のオペレーションデータを教師データとして学習させた学習済みモデルである。

実機での学習では、AIの学習によって操縦の成績が向上することが確認できた。しかしながら、学習途中のAIは急操作や大きく吊荷を揺らす操作を行うことがあったため、動作中の実機を監視する人員が必要となり学習コストが高かった。また、大きなクレーンを何十台も学習用に用意するわけにもいかず、試行回数を十分に確保できなかった。結果的に、姿勢条件の多いクレーンにおいて、網羅的に良い制御結果が得られるまでには至らなかった。

(b) Phase2 sim2realの取り組み

クレーン実機の代わりに簡易なシミュレータを作成し、sim2real(仮想空間での学習した方策を現実に転移させる手法)での強化学習を試みた。ここでの簡易なシミュレータとは、振り子の運動方程式による数値シミュレーションのみを行う、油圧系の非線形性やブームの撓みを考慮していないシミュレータである。このシミュレータを用いた学習によって、AIにシミュレータ上のクレーンをうまく操縦させることができるようになった。しかしながら、学習を終えたAIは、実環境のクレーンをうまく操縦することが出来なかつ



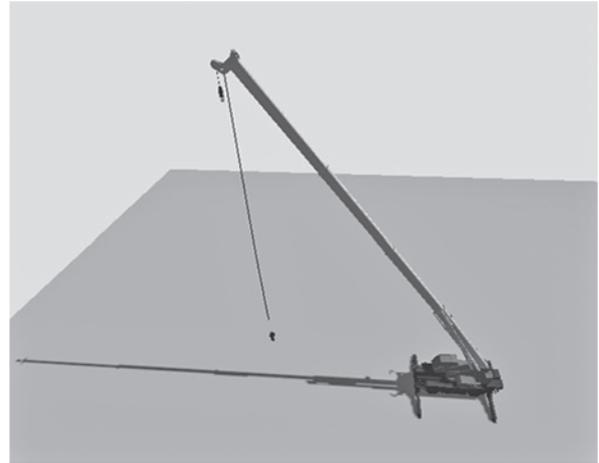
写真一 実機での学習の様子

た。つまり、sim2realの失敗である。

(c) Phase3 シミュレータの精緻化

sim2realの失敗を受けて、より実機に近いシミュレータ環境を構築すべく、シミュレータの精緻化に取り組んだ(図一)。精緻化については、3章1節に記載する。

ところが、精緻化を施したシミュレータにおいては、AIの学習が進まなくなってしまった。



図一 シミュレーションの様子

表一 開発の経緯

Phase	AIモデル	学習環境	学習結果	実機評価
1	モデルフリー型 強化学習	実機	× 〔危険 学習回数不足〕	×
2	↑	簡易 シミュレーション	○	× 〔シミュレータと実 機の差が大きい〕
3	↑	精緻化した シミュレーション	× 〔学習が進まない〕	-
4	モデルベース型 強化学習	↑	○	△ 〔成功率 15 ~ 60%〕

(d) Phase4 モデルベース制御に基づいた方策

精緻化したシミュレータでの学習を進めるため、制御方策を再度検討した。そして、いくつかの方策を試す中で、モデルベース制御に基づいた方策を用いた強化学習によって学習を進めることができた。この概要については、3章2節に記載する。

こうして得られたAIコントローラは、実環境においてもうまくクレーンを操縦することができた。シミュレータの精緻化とモデルベース型の方策の採用によって、sim2realを成功させることができた。

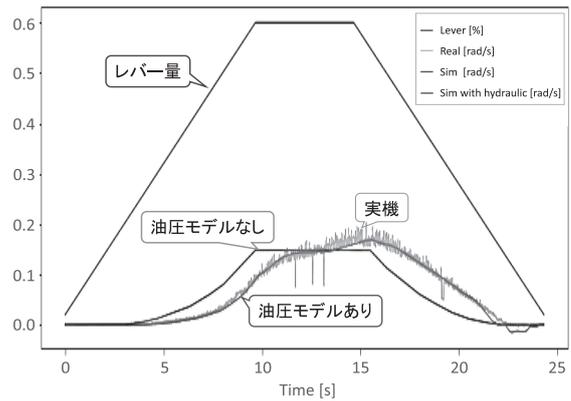


図-5 シミュレーションと実機の比較

3. シミュレータと学習方法の改善

(1) シミュレータの精緻化

実機のクレーンにおける操縦の難しさを仮想空間で再現するために、シミュレータを精緻化した。この取り組みにより、実機を制御することができるロバストなコントローラを獲得できたと考える。以下に効果の大きかった3つの取り組みについて記載する。

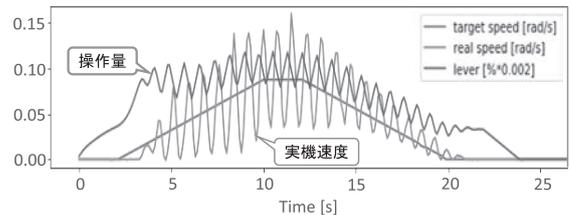
(a) 油圧系の非線形性を再現

小型で大出力であるため、多くの重機に採用されている油圧機器であるが、作動油の温度やバルブの特性に起因した非線形性を持つ。この非線形な挙動をシミュレータで再現するために、圧力と流量の運動方程式による数値シミュレーションを行った。図-4に、旋回油圧システムのモデル化の例を示す。図-5は、同じ旋回レバー操作を入力した際の旋回速度を比較した結果である。図-5から、油圧系のモデル化を行ったシミュレーションは、慣性や摩擦によって生じる速度変動が実機に近い挙動で再現されていることが分かる。

(b) 構造物の変形を再現

クレーンブームの変形を簡単なばねマスモデルで固定することで、計算負荷の少ない撓みモデルを作成した。図-6にブームの撓みモデルの有無が学習結果

撓みモデルがないシミュレータで学習した結果



撓みモデルがあるシミュレータで学習した結果

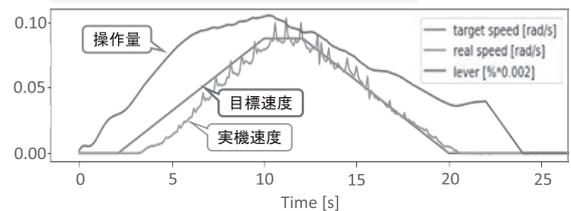


図-6 ブームたわみモデルが学習に及ぼす影響

に及ぼす影響を示す。撓みモデルがないシミュレータで学習した場合、学習したコントローラが実機を制御した際にブームが振動する挙動が見られた(図-6の上段)。一方で、撓みモデルがあるシミュレータで学習した場合には、振動的な挙動が発生しなかった(図-6の下段)。この結果から、学習環境にクレーンブームの撓みを再現することは、sim2realを成功させる上で重要な要因といえる。

(c) 機械の個体差や環境変化への対応

作動油の温度やクレーンの製造誤差による機体差など、実際の機械にはコントロールしきれないばらつきが存在する。これらのばらつきへのロバスト性を確保するために、ドメインランダムマイゼーションを行った。学習時に油圧モデルや機械モデルのパラメータに対して、実機が持つばらつきよりも広い範囲でランダムサンプリングする。図-7に、繰り返し同じ旋回操作を行ったときのシミュレーション(破線)と実機(実線)の旋回動作の結果を示す。ドメインランダムマイゼーションによって、学習に使用したシミュレータがクレーン実機の挙動を包含できていることが分かる。

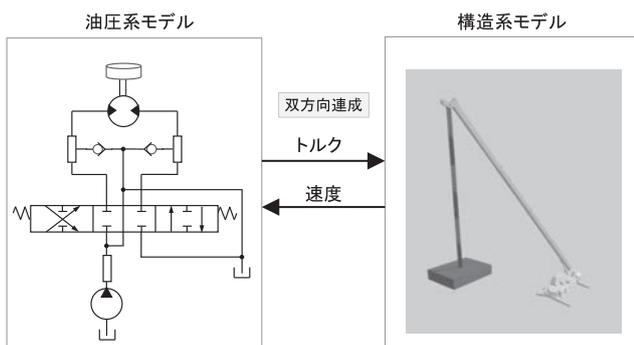
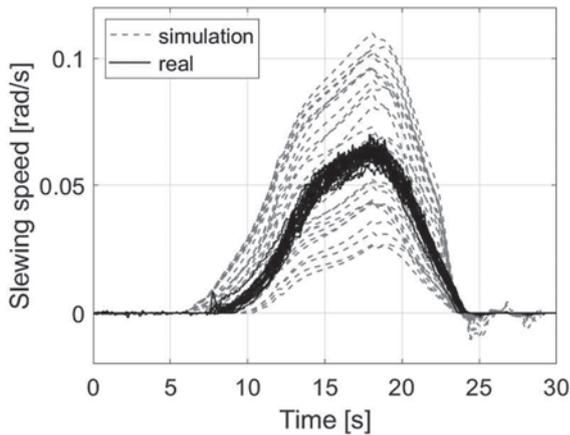


図-4 旋回油圧システムのモデル化

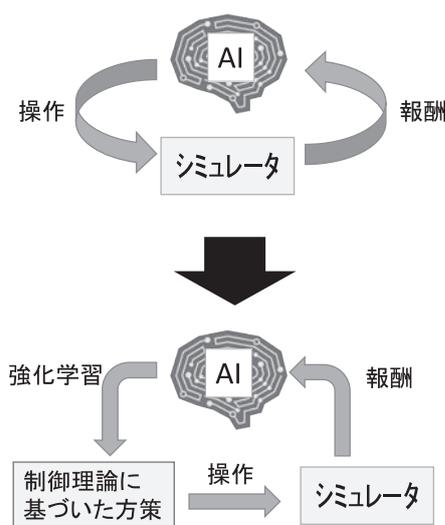


図一七 ドメインランダムマイゼーションの効果

(2) モデルベース型強化学習の採用

精緻化を施したシミュレータ環境では、ディープニューラルネット（以下 DNN）を主とした AI モデルでは、学習を進めることができなかった。この要因として、精緻化やドメインランダムマイゼーションを施したクレーンの動的なモデルを DNN が獲得できなかったことが考えられる。

この状況を踏まえて、モデルベース制御に基づいた方策を用い、強化学習を実施した（図一八）。つまり、方策の最適化をすべて学習によって行うのではなく、設計したモデルと制御理論に基づいた方策を骨組として利用したうえで、強化学習による最適化を進める手法を採用した。これにより、精緻化したシミュレータにおいて AI の学習を進ませることができた。

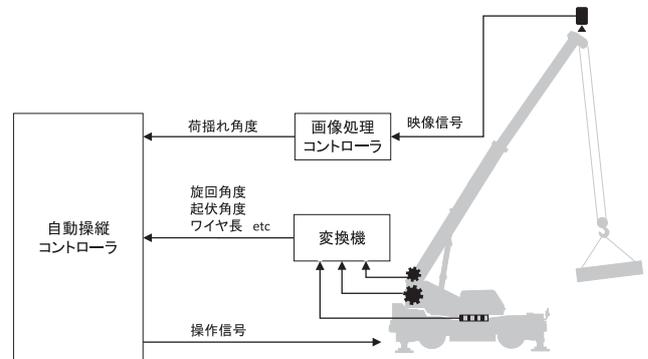


図一八 モデルベース型強化学習の概要

4. 実機を用いた制御性能の検証

(1) 機器構成

図一九に実機制御時の機器構成を示す。クレーンのフックの揺れ量は、ブーム先端に取り付けたカメラから得られる映像を画像処理することで計測した。実験初期段階では GNSS やトータルステーションといった測量機器を使用してフックの揺れ量を計測していた。ただ、これらの測量機器は、計測精度が優れている一方で、実現場では運用が難しい場面や周囲の環境によっては使用できない条件がある。このため、クレーンに搭載可能なカメラでの計測で制御を行えるように機器構成を改良した。他のクレーンの姿勢情報としては、既存のセンサ群から得られる計測値を利用している。

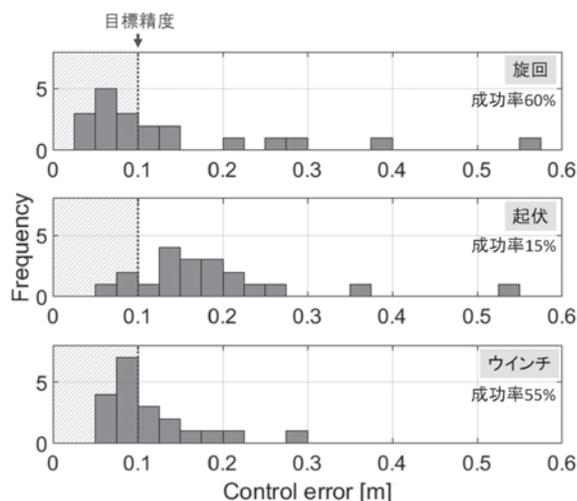


図一九 機器構成

(2) 搬送精度と残留揺れの評価

実機にて、吊荷搬送精度の評価試験を実施した。試験では、オペレータが吊荷の搬送先を入力したのち、AI が旋回・起伏・ウインチを併用操作して、目標位置に吊荷を移動させた。図一十は、クレーンの姿勢条件を変えて繰り返し制御した結果（ $n=20$ ）であり、各動作方向の制御誤差の分布を示す。図中の斜線部は、開発目標に設定した制御精度の範囲（荷揺れを含む誤差 0.1 m 以下）を示す。

結果として、AI による操縦で危険を伴うような荷揺れを発生させることなく目標位置周辺へ位置決めすることができた。一方で、図一十を見るとわかるように、開発目標を満足する結果を得るには至っていない。旋回とウインチに関しては成功率が 50% 以上であるが、風等の外乱が入った場合には、位置決め誤差や揺れが残った。起伏方向の成功率は 15% と低い結果であり、コントローラの見直しが必要である。起伏方向は、ブームの撓みの影響を受けやすいため、制御精度が低下したと考える。開発目標の制御精度を実現することは、今後の課題である。



図一 10 制御の結果

(3) 実用化に向けた課題

目標の位置に吊荷を搬送する自動操縦に関しては一定の成果が得られたが、現状の作業現場にて有効な機能とするためには課題がある。すでに述べた制御精度の改善に加えて、その他3つの課題を以下に記す。

①制御の安定性の補償

今回紹介したコントローラは部分的にDNNを使用しておりブラックボックスである。このため、制御時の安定性を理論的に補償することは現時点では難しい。安定性を制御器外部から監視し、危険を察知して停止をさせるといった安全機能の開発が必要である。

②クレーン動作時の安全の確保

現状のコントローラは、周囲の構造物との接触を回避する機能やクレーンの性能を加味した搬送経路を生成できる機能を有していない。実現場で利用するには、最適な搬送経路のプランニングや移動体の回避をする機能の開発が必要である。

③簡単なインターフェースの設計

吊荷を揺らさない制御技術をオペレータに利用してもらうには、簡単な操作で機能を使用できるようにしてはならない。例えば、荷を揺らしてしまったときに自動で揺れ止めをする機能や、揺らさずに自動停止する機能への適用を進める必要がある。

5. おわりに

今回紹介した自動操縦技術は、クレーンオペレータをお役御免とするものではない。クレーンオペレータは、現場の作業の流れや作業員の意図をくみ取りつつ、常に周囲の状況を把握して最良のオペレーションを行っている。紹介した自動操縦技術を現場で活用するには、クレーンオペレータの高度な判断の上でうまく機能させることが重要である。現場のニーズに合った機能開発を進めて、建設現場の安全性と生産性の向上に貢献していきたい。

JCMA

《参考文献》

- 1) 計測と制御 13 卷 (1974) 10 号
「旋回クレーンの荷物の振れ止め制御」土屋輝雄
- 2) NIKKEI Robotics NO.88 (2022 年 11 月)
「巨大クレーンの制御に強化学習」進藤智則

【筆者紹介】

神田 真輔 (かんだ しんすけ)
(株)タダノ
技術研究所 制御創造ユニット
アシスタントマネージャー

