

自律 AI による建設機械の自動化

2024 年問題，人手不足に立ち向かう

原 口 将 征

建設業界では、2024 年問題と言われる時間外労働時間の上限規制による人手不足や熟練者の引退加速などにより、業界全体の生産性向上が大きな課題になっている。その中で、特に現場の施工においては、熟練者の技術・ノウハウに頼る場面が多く、技術伝承だけでなく、各施工タスクの自動化が求められている。本誌では、施工タスクの自律化・自動化として、自律 AI によるバックホウの掘削自動化に関する取り組みを紹介する。

キーワード：自律施工，AI，強化学習，模倣学習，i-Construction

1. はじめに

建設業界は、人手不足の解消と生産性向上が深刻な課題となっている。1997 年以降、建設業界の就業者数は約 30% も減少し、働き方改革関連法の施行により、2024 年度から時間外労働時間の上限規制が追加されたことで、業界の人手不足という観点ではさらに悪化している。この状況を打破するため、国土交通省では i-Construction を 2016 年度から提唱し、ICT（情報通信技術）機器や AI（人工知能）など、革新的な技術の導入を推進している。2024 年 4 月には i-Construction 2.0 として、2040 年度までに建設現場の省人化を少なくとも 3 割、生産性を 1.5 倍向上することを目指し、施工のオートメーション化等を掲げた。現場レベルでも各社において建設機械の自動化や ICT の活用による生産性向上の取り組みが加速している。しかしながら、実際の工事現場への導入に至るまでには障壁も多い。その理由の一つとして、現場の「変数」が多すぎることが挙げられる。完成建物は一品一様であり、現場の土壌条件や周囲環境なども同一の現場は存在しない。そのため、現状は経験や技術を持った熟練者の判断に頼ることが多くなり、負担も大きくなってしまふ。また、こうした熟練者のノウハウや暗黙知を蓄積しようとしても、熟練者同士で手法が異なるケースもあり、分析・予測するための特徴量が多くなることから、標準的な決まった作業フローへの落とし込みや形式知化することが難しい状況にある。

このような課題のある建設業界において、ルールベースでの決められた動きの自動化ではなく、AI を

用いて、事前に学習を適切に行うことができれば、現場条件の幅（揺らぎ）が多少ある中でも現場の状況に応じた適切な動作を達成できると考えている。今回は、自ら良い学習を行う自律 AI を用いたバックホウの自動化に関する取り組みを紹介する。

2. 建設機械自動化の実現レベル

運転自動化というと、自動車の自動運転がイメージできる。自動運転レベルは図 1 のように、0～5 の 6 段階で表記され、現在、レベル 3（アイズオフ：条件付きで全ての運転タスクをシステムが自動で行う）の自動車が一般に販売され始めた。一方、建設業界は、そこまで至ることは現時点では難しく、まずはレベル 2（ハンズオフ：部分的な運転自動化として手放して

レベル	名称	運転主体	実施領域
0	運転自動化なし	人	-
1	運転支援	人	限定的
2	部分運転自動化 (ハンズオフ)	人	限定的
3	条件付き運転自動化 (アイズオフ)	機械	限定的
4	高度運転自動化 (ブレインオフ)	機械	限定的
5	完全運転自動化 (ブレインオフ)	機械	限定なし

図 1 運転自動化レベルの概要図

操作できる)の実現を目指すことが良いと考えられる。

3. 模倣学習 AI と強化学習 AI

AIという言葉は、広く聞くようになったが、技術的にはその中をいくつかのグループに分けることができる。ここでは、建設機械自動化に活用できる手法として、模倣学習 AI と強化学習 AI を紹介する。

(1) 模倣学習 AI

模倣学習 AI とは、人(熟練者)の操作をお手本として、それを真似する学習を行う AI のことである。建機を操作する際に、人は現場や建機の状況を把握(センシング)し、把握した情報に基づいて操作を行う(アクション)。このセンシングとアクションの対をデータとして保存し、AI にも同じようなことができるように学習させるという考え方である。学習した AI は、人と同じように、センシング情報(例えば画像やセンサの値など)を与えることで、アクションを出力する。

模倣学習の特徴としては、十分な学習データがあれば、人と同程度の動きを比較的短い時間で学習ができる。ただし、学習データについては、なるべく多くの環境条件や動作パターンのバリエーションが必要となる。データに偏りがあると、誤った特徴量を抽出してしまう可能性があるため、想定しうる様々な条件でデータを取得する必要がある。また、基本的には真似る学習のため、操作の良し悪し自体を AI が判定することはできない。そのため、なるべく悪い操作データが含まれないよう、学習データの準備段階で、人が取舍選択を行う必要がある。合わせて、学習データとするものは、なるべく同じ人のデータを収集した方が好ましい。理由としては、熟練者であっても、ある状況におけるアクションが人によって異なるケースがあるためである。現実の建設現場では、各熟練者のアクションがそれぞれ異なっても、どれも良い操作と判断することがあるが、AI から見ると、どちらの行動を出力すべきか判断ができず、うまく学習ができないためである。同じ熟練者であれば、基本的には同じ状況に直面したときには同じアクションを取ると想定されるため、なるべく同じ人のデータを取得することが望ましいと考える。

(2) 強化学習 AI (≒自律 AI)

強化学習とは、AI 自身がシミュレーターなどの環境内で試行や探索動作を行い、その動作が良かったものなのか悪かったものなのかを“報酬”という評価基

準をもとに、学習を行っていく手法である。学習の初期段階では、ほぼランダムに近い動作を行うが、各動作に対してどの程度の報酬が得られたのかという情報をもとに、より多くの報酬を得られるように自らの行動の方策(ポリシー)を改善していく。このように、自ら学習するような形態から“自律 AI”と呼ばれることもある。

強化学習の特徴としては、報酬(一般的には関数として記述される)を上手く設計することができれば、人のお手本なく、AI が自ら学習し、最適な行動方策を学習できる。また場合によっては、人では習得していない手法や選択肢を得ることにより、人よりも高いパフォーマンスを実現できる可能性がある。

一方、デメリットとしては、一般的に膨大な数の試行錯誤を必要とするため、学習に時間がかかること、試行錯誤を行うので、実世界だと危険を伴う可能性があることなどが挙げられる。また、報酬関数の設計が適切でない場合は、その適切でない部分を利用しようとする動作(報酬ハッキングと呼ばれる)を学習してしまうことがある。

4. 自律 AI によるバックホウ自動化

今回、建設機械自動化の対象として、工事で多く利用され、かつ、ある程度の操作経験が必要なバックホウにおける盛土の掘削タスクを選定した。

(1) シミュレーター上での AI による掘削

バックホウの掘削タスクをシミュレートするためには、土の動きや粒度設定等が必要であり、ここではそれらが可能な Vortex というシミュレーターを利用した(図-2)。また、盛土の掘削を行う際、一度にどの程度の土を掘削できるかは、バックホウの先端にあ

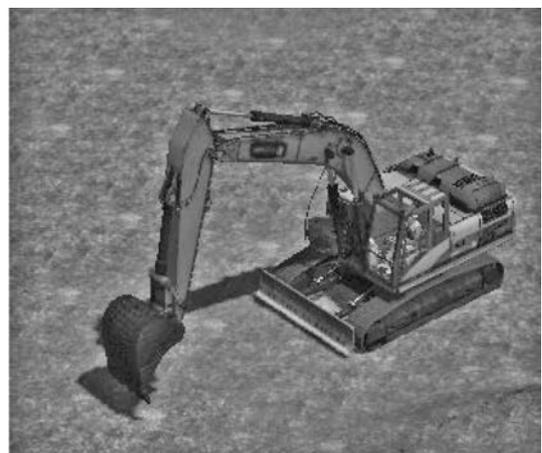


図-2 バックホウのシミュレーターイメージ



図-3 バックホウの掘削自動化におけるAIの入出力情報

るバケットの角度をどのように制御するかによって大きく変化する。今回、シミュレーターでの検討は、このバケット角度制御を自動化し、なるべく多くの土をバケットに入れるというタスクを設計した。

AIへの入出力を図-3に示す。バケットの角度などのセンサ情報を入力とし、バケットの回転力を出力するようにAIを学習する。最終的にバケットの中に入っている土の量がある一定値(今回は、1.8トン以上)を超えた場合を、タスク成功として定義した。

模倣学習では、MARWIL (Exponentially Weighted Imitation Learning for Batched Historical Data) と呼ばれるアルゴリズムを用いた。ナイーブな模倣学習の手法 (Behavior Cloning と呼ばれる) は与えられた教師データ全てに対して同じ重みで学習を行うのに対し、MARWILは、報酬獲得のために有利な行動を重点的に模倣するという特徴を持っている。強化学習AIとして、PPO (Proximal Policy Optimization) と呼ばれるアルゴリズムを用いた。本アルゴリズムの特徴は、学習が比較的安定していることと、学習並列化による高速化が可能である点などが挙げられる。

バックホウの掘削自動化タスクのシミュレーター結果を表-1に示す。模倣学習で成功率81.0%なのに対し、強化学習での成功率はこれを超える96.0%であった。条件にもよるが、人が操作しても、4、5回に1

回程度は所定の土量を超えられない(失敗)ことがあることを考慮すると、比較的良好な結果だったと言える。

(2) 現実世界でのAIによる掘削

前項で、シミュレーターでの検討が比較的良好な結果となったが、これを現実世界にそのままスムーズに適用するためには、シミュレーション環境と現実世界が同様の環境・条件であることが必要になる。具体的には、土の状態(形状、固さ等)やバックホウの制御などが挙げられる。シミュレーターでどの程度多くのバリエーションを学習できたかという観点も重要だが、そもそもシミュレーターで設定できる条件数や範囲にもよってくる。そのため、現実的には、シミュレーターと現実の条件のギャップは生じてしまうため、それを埋める個別チューニングが必要になる。

そこで今回、前項のシミュレーター上で学習したAIそのものではなく、その一部のノウハウを活用し、シミュレーター上での学習を行わないオフライン強化学習AIを利用して、現実世界におけるバックホウの掘削自動化を行った。この手法により、シミュレーター結果を現実世界へ反映する手間・ギャップ調整が不要になる。バックホウに別途取り付けられたカメラ、LiDARセンサ、角度センサ等による入力データを学習したAIに入力し、バックホウの自動操作を行った。動作としては、バックホウの正面にある盛土をカメラで撮影し、遠隔のタブレット端末から手動で掘削位置を選択し、その後の掘削をオフライン強化学習AIが自動で掘削するものである。掘削後は、バックホウの横に停車しているダンプカーへ積み込むまでの基本的なタスクを実現した。様々な掘削パターンへの適用までに

表-1 バックホウの掘削自動化タスクの成功率

タスク	バックホウ掘削
入力	センサ値
模倣学習での成功率	81.0%
強化学習での成功率	96.0%

は至っていないが、基本的な掘削の最中であれば、手放し（ハンズオフ）の状態を実現でき、自動運転レベル2（部分運転自動化）の実現の一步となる結果を得ることができた。

5. おわりに

建設機械の自動化として、自律 AI を用いてバックホウの掘削自動化に関する取り組みを紹介した。現実世界において、自律 AI によるバックホウの基本的な掘削については、部分的な自動化を達成することができた。しかしながら、実際の現場で稼働するためには、

自動動作のバリエーションをさらに増やしていく必要がある。今後も技術開発を進め、AI 技術を活用した建設機械の自動化により、少しでも建設現場の生産性向上に貢献できるよう取り組んでいきたいと考えている。

JCMA

【筆者紹介】

原口 将征（はらぐち まさゆき）

（株）アラヤ

事業推進部

シニアセールスマネージャー

