次世代ロボット実現に向けた数式変換を代替するAIの構築

大 塚 啓 介*

AI to Generate Equation of Motion for Next-generation Robots

Keisuke OTSUKA*

The objective of this study is to develop an AI (machine learning) framework capable of converting Differential-Algebraic Equations (DAEs) into Ordinary Differential Equations (ODEs). By integrating nonlinear dimensionality reduction via Autoencoders (AE) with physics-informed machine learning, we achieve an ODE representation for multibody systems while maintaining physical consistency.

１．緒言

1. 1 研究背景

航空宇宙，自動車，ロボティクスなどの分野で用いられる構造物は，複数のボディとジョイントから構成されている．このような構造物はマルチボディシステムと呼ばれる．マルチボディダイナミクス（MBD：Multibody Dynamics）とは，マルチボディシステムの運動及び力を計算するために発展してきた動力学計算理論およびシミュレーション技術に関する学問であり，最初期は宇宙分野を中心に発展してきた．計算モデルを通じて構造物の性能，安定性，挙動に関する知見を得ることで，設計段階における評価や最適化を可能にし，複雑なシステムの高信頼化に重要な役割を果たしている．

特に，宇宙分野において，MBD は設計および運用解析に不可欠である．代表例の一つが国際宇宙ステーションに搭載されたロボットアームである．Canadarm2 は，多数のボディとジョイントから構成され衛星の把持や物資移送などの作業を担っている．このような宇宙用マニピュレータは，微小重力環境下においても高精度な位置決めと安定な運動を実現する必要がある．ボディ間の動力学的相互作用や反力の伝達を正確に評価するためには，MBD による動的シミュレーションが不可欠である．

また，火星探査ローバーも重要な応用例である．運用実績のある Perseverance rover は，ロボットアーム，車輪機構，サスペンションなど複数の部品から構成されている．困難な火星地形の走行や土壌サンプル採取，機器の展開といったミッションを遂行するためには，各構成要素の運動学的および動力学的挙動を正確にモデル化することが不可欠である．MBD によりこれらの相互作用をシミュレーションすることで，運用中の安定性および精度を確保できる．

さらに，人工衛星に搭載される展開型太陽電池パネルや大型アンテナも典型的な宇宙構造物である．これらは打上げ時には折り畳まれ軌道上で展開される．展開機構は複数のボディやジョイント，駆動機構から構成され，展開中および展開後には振動や姿勢擾乱が発生する可能性がある．このような構造物の展開時の安定性や運用時の姿勢精度への影響を事前に評価するために剛体マルチボディモデリングに立脚した解析が用いられてきた．さらには，軽量な宇宙構造物にとって無視できない柔軟な変形を表現できる柔軟マルチボディモデリングも発展してきた．

このように宇宙分野だけに絞っても様々なシステムに適用され，発展してきた MBD は汎用性が高く，当該分野のみならず，多様な分野における設計や機能の向上に重要な役割を果たすことができる．実際に，計算手法の発展に伴い，より複雑な課題に対応する能力も拡大しており，その適用範囲は宇宙分野のみならず，介護医療工学やバイオメカニクス分野へも及んでいる．

本研究ではこの MBD と機械学習（ML：Machine Learning）の統合に着目する．ML は 1950 年代にパーセプトロンの開発とともに始まり，ニューラルネットワーク（NN：Neural Network）の基礎が築かれた．その後，ML は様々な分野におけるデータ駆動型問題解決のための強力な手法へと発展してきた．

2026年3月4日 受理
* 豊田理研スカラー
東北大学大学院工学研究科航空宇宙工学専攻

1.2 マルチボディダイナミクス

マルチボディダイナミクスの歴史は，古典力学の発展にその起源を有する．オイラーによる剛体概念の導入，ダランベールの原理，ラグランジュによる一般化座標の導入，ハミルトンの原理の提案などを経て，質点系および剛体系の運動方程式が体系化された．これらの理論は複雑な機械系の解析基盤を与えたが，マルチボディダイナミクス黎明期においては計算能力の制約から大規模系の解析は困難であった．近年の計算機技術の発展により，数値積分を用いた大規模マルチボディシステムの解析が可能となった．現在では，マルチボディダイナミクスは機械構造物解析の一般的手法として確立しており，Adams，Ansys，RecurDyn，Simpack など多くの商用解析ソフトウェアに実装されている．マルチボディダイナミクスの定式化には微分代数方程式（DAE：Differential Algebraic Equation）と常微分方程式（ODE：Ordinary Differential Equation）がある．DAE は，運動方程式（微分方程式）と拘束条件（代数方程式）を同時に含む．ラグランジュの未定乗数法はこの定式化において広く用いられる方法である．この定式化は，まず各ジョイントを拘束方程式として記述する．次に，各ボディに対して運動方程式を導出する．拘束力は未定乗数として導入する．さらに，拘束方程式またはその時間微分を追加することで，位置・速度・加速度が拘束を満たすようにする．最終的に，微分方程式と代数方程式から構成される DAE が得られる．従属座標では拘束方程式が明示的に考慮されるため，構成要素間の拘束がシミュレーションを通じて常に満たされる．従属座標による DAE 表現の重要な利点の一つは，拘束力の計算が容易である点である．これは，マルチボディシステムの設計や強度解析において有用である．拘束力はラグランジュ未定乗数を用いて効率的に求めることができ，これらは DAE の定式化に組み込まれているため，追加的な計算手順を必要としない．また，閉ループ機構や柔軟体を含む複雑系に対しても体系的に適用できる．そのため，一般用途の商用 MBD ソフトウェアでは DAE 定式化が広く採用されている．ただし，未定乗数を含むため未知数が増加し，数値的には高次の DAE となる場合もあり，計算負荷が大きくなる傾向がある．一方で，マルチボディシステムの運動方程式は，拘束を陰的に満たす独立座標を選択できれば ODE として表現することもできる．ODE 定式化の利点は，状態変数の数が最小であり，標準的な数値積分法を直接適用できる点にある．また，状態方程式で表現できるため，制御理論や状態推定手法との親和性が高い．しかし，閉ループ機構を持つマルチボディシステムは独立座標の選択が困難であり，従属座標から独立座標への写像が得られない場合もある．このような場合，ODE への変換が不安定または不可能となることがある．

1.3 研究目的と研究方法

そこで本研究では DAE を ODE に変換する AI（機械学習手法）を構築することを目的とした．特に，AE による非線形次元削減と物理法則組み込み型の学習を統合することで，物理的な妥当性を保持しつつ，マルチボディシステムに対する ODE 表現を実現する．

2．結果

提案するAIから得られたODEによる解析は代表的なマルチボディシステムであるスライダークランク機構の挙動をDAEと遜色ない精度で表現することができた．一方で，図１に示す２自由度のロボットアームの挙動に関しては提案するAIから得られるODEによる解析は途中で発散した（図２）．ネットワークや損失関数の工夫による発散防止が今後の課題となる．

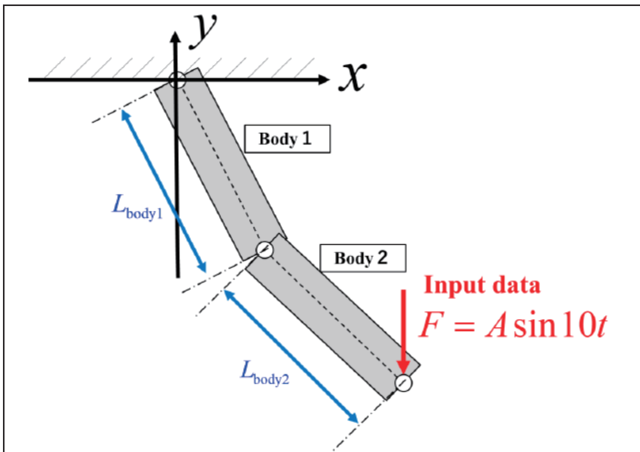

図１ 解析対象としたロボットアーム．

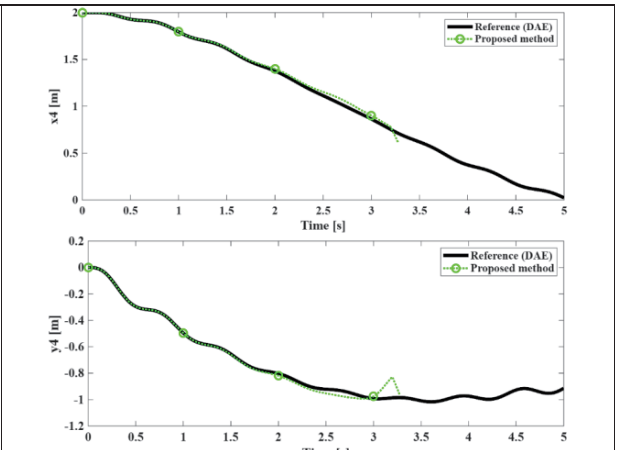

図２ Body 2 自由端の X 座標と Y 座標の挙動履歴．