

6ZF-04

力学系学習木 - 連続力学系の階層型学習 -

沼倉彬雄[†] 加藤成将[†] 佐藤和幸[‡] 富沢武弥[¶] 三好扶[‡] 明石卓也[†] 金天海[†]

岩手大学工学部電気電子情報システム工学科[†]

岩手大学工学部機械システム工学科[‡] 越喜来漁業協同組合[¶]

1. はじめに

自動車や飛行機などの力学系に従ったシステムに働く加速度は無動力無外乱加速度 a_0 、制御入力による加速度 a_t 、外乱による加速度 a_d の3つに分類でき、システムの加速度 a は(1)式で表せる。

$$a = a_0 + a_t + a_d \quad (1)$$

- a : システムの加速度
- a_0 : 無動力無外乱加速度
- a_t : 制御による加速度
- a_d : 外乱による加速度

力学系に従ったシステムの制御では、システムの状態に応じたこれらの加速度を正確に知ることが重要となる。(1)式より、システムの加速度 a 、制御入力による加速度 a_t 、無動力無外乱加速度 a_0 を求められれば外乱による加速度 a_d が推定できることが分かる。 a は実際の加速度を測定することにより求まり、 a_t は動力機への指令値と a の計測値の対応から容易にモデル化することができるため、残りの a_0 を求めることが重要となるが、多くの力学系システムでは a_0 を数式で表現することが困難である。このことから実際に力学系が取る挙動のデータを収集し、経験的に学習することで力学系の挙動を関数近似することが必要である。本研究では力学系の挙動を関数近似する手法として力学系学習木を提案する。

2. 力学系学習木

2.1. 力学系学習木の構造

力学系学習木は木構造を用いた階層型学習器であり、根となるノードが n 次元状態空間を表現していると考え、根から葉の方へ n 次元(副層)の d 分木を形成することで葉のノードを、根の状態空間を d^n 個に分割した各状態空間に一対一に

対応させる。そしてその葉のノードを根として更に n 次元 d 分木の形成を N 回行うことで形成される N 階層 n 次元 d 分木が力学系学習木である。図1に例として N 階層2次元2分木の力学系学習木を示す。

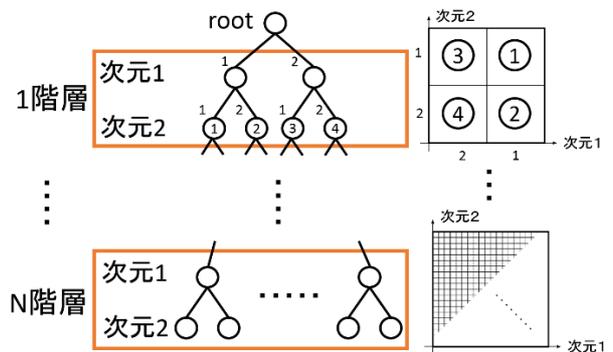


図1: N 階層2次元2分木の力学系学習木 力学系学習木の木構造(左)と各階層時の状態空間(右)を示す。1階層目の葉ノードは右の状態空間の各領域に対応している。

2.2. 力学系学習木の学習

力学系学習木では力学系の状態とその状態における状態遷移速度ベクトルの対応を学習させることで力学系の関数近似を行う。学習では力学系の状態とその際の状態遷移速度ベクトルを学習木に入力する。学習木は、根から入力に対応した葉までのノードを逐次探索・作成する。探索・作成した全ノードに状態遷移速度ベクトルの相加重平均を保持させることにより、根寄りの荒い状態空間から葉寄りの細かい状態空間までのノードに対し、状態遷移速度ベクトルを対応づける(図2)。

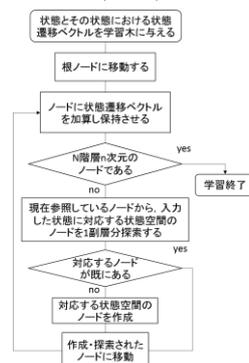


図2: 学習フロー

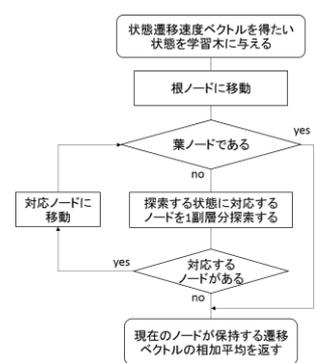


図3: 予測フロー

Dynamics Learning Tree - Multi-Layered Learning for Continuous Dynamics -

[†] Akio Numakura, Shigenobu Kato, Takuya Akashi and Chyon Hae Kim are with Engineering and Computer Science of Faculty of Engineering, Iwate University.

[‡] Kazuyuki Sato and Tasuku Miyoshi are with Mechanical Engineering of Faculty of Engineering, Iwate University.

[¶] Takeya Tomizawa is with Okirai Fishery Association.

力学系学習木の学習は相加平均によるものであり、オンラインで行うことができる。

力学系学習木のノード作成（状態空間分割）は、データ毎に逐次行うため、新規に得られた状態入力に対して対応する葉がどの階層にあるのかは入力毎に異なる。力学系の挙動を予測する際には図3のように、なるべく深い階層のノードが保持している状態遷移速度ベクトルの平均値を用いる。これにより、学習データの粗密に応じて汎化の度合いを調節した予測を行うことができる。また、データにノイズがある場合には、深い階層の状態遷移速度ベクトルを用いる代わりに学習数の多い浅い階層のものを用いることでノイズの除去を伴った予測ができる。

3. 実験

3.1. 実験内容

提案する力学系学習木で力学系の挙動を関数近似できることを確かめる。【1】振り子の挙動である単振動の式よりランダムにデータを求め、6階層2次元3分割の力学系学習木で学習させる。振り子の挙動を学習済みの学習木に初期状態 $(x, \dot{x}) = (0.1, 0)$ を与えて推定した状態遷移速度ベクトルからの加速度を求め、その積分により位置と速度を求めた。【2】実験機(図4)の船舶についてその挙動をモーションキャプチャ(VENUS3D:株式会社ノビテック)で実験機の水槽(図3)上の位置データを収集した。位置を微分し速度、加速度を求め、実験機の初期位置を0度とした角度を船体中心軸ベクトルの内積と外積から求めた上で角速度、角加速度も求めた。12階層3次元3分割の力学系学習木に無動力無外乱の速度状態 (v_x, v_y, v_θ) とその際の加速度 $(a_{0x}, a_{0y}, a_{0\theta})$ の対応を学習させ、学習済みの学習木から a_0 を推定した。また推定した a_0 を適用した(1)式からスラストによる加速度を外乱として推定した $(a_t = a - a_0, a_d = 0)$ 。なお、学習木の学習と推定はOS:Windows8.1 64bit, CPU:Core i5-3340M(2.7GHz×2), RAM:4GBのPCで行った。



図3:実験を行った水槽

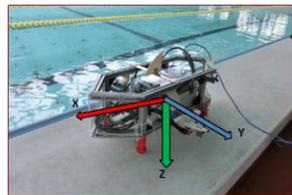
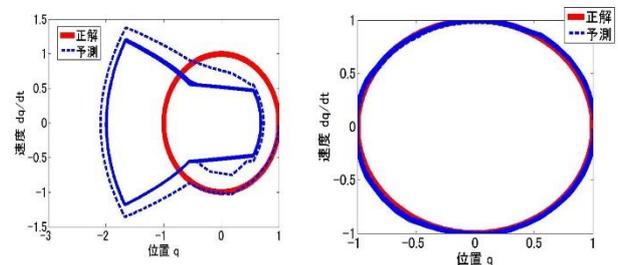


図4:実験機

3.2. 実験結果

図5は【1】単振動の挙動を予測した結果であり、1秒間に約570万ステップ分の予測を行えることが確認できている。図6の左図は【2】x軸の

無動力無外乱加速度の予測を行った結果であり、右図はx軸における外乱を推定した結果である。またy軸、回転の加速度においても同様の結果を得ている。



単振動の運動方程式 $\ddot{x} = -x$
左:100回学習の結果, 右:5000回学習の結果

図5:力学系学習木による単振動の予測結果

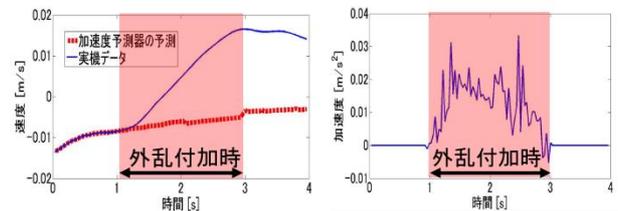


図6:x軸方向外乱 a_t の推定結果

左:x軸速度の推定結果, 右: $a_t = a - a_0$ の結果

4. 考察

図5の結果から学習数の増加により単振動の挙動を関数近似できていると言え、図6の結果から船体の力学系の挙動である a_0 を関数近似できている精度であることも分かった。更に1秒間に約570万ステップの予測を行えることから高速なシミュレータであるとも言え、力学系学習木の構造、学習法から汎化、ノイズ除去、そしてオンラインでの学習を行うこともできる。

5. 結論と今後の予定

単振動と船舶の力学系の挙動を関数近似できることが分かり、力学系学習木の予測の高速性や汎化、オンラインでの学習などの力学系学習木の特性についても分かった。

今後は力学系学習木を様々な力学系に適用していきたい。

参考文献

[1] F. F. Ramirez, D. S. Benitez, E. B. Portas and J. A. L. Orozco: "Coordinated sea rescue system based on unmanned air vehicles and surface vessels," IEEE OCEANS, (2011).