

混合ガウスモデルを用いた浮遊帯域溶融法における 融液状態のダイナミクス推定

Estimation of melt state dynamics in floating zone method using Gaussian mixture model

Anamorphosis Networks¹, 名古屋大学², [○]大前遼¹, 炭谷翔悟¹, 土佐祐介¹, 原田俊太²

Anamorphosis Networks¹, Nagoya Univ.²,

[○]Ryo Omae¹, Shogo Sumitani¹, Yusuke Tosa¹, Shunta Harada²

E-mail: omae-r@anamorphosis.net

【はじめに】材料製造プロセスの中には、人が時系列変化する状態を確認し、それに合わせて制御を行うものがあり、このようなプロセスを自動化することはしばしば困難である。プロセスのダイナミクス（入力に対して状態がどのように変化するか）を推定することができれば、強化学習等により最適な操業軌道を推定でき、ロボットの歩行制御と同様に¹、自動操業が可能になると考えられる。しかし、一般的には操業データを大量に収集することは困難であり、少数のデータからダイナミクスを推定する必要がある。そこで本研究では、製造プロセスにおける操業データは類似の時系列変化を示す場合が多いことに着目し、混合ガウスモデル²を用いて、浮遊帯域溶融（FZ）法における結晶成長のダイナミクスを推定した。

【実験方法】FZ法による結晶成長を模して、入力パラメータ（原料と結晶の降下速度、ランプのパワー）から融液の状態（融液の幅、高さ）を出力するエミュレータを作成した。エミュレータにより仮想的に操業データ系列を10個生成し、うち5つを学習データ、残りを検証データとした。EMアルゴリズムにより混合ガウスモデルの学習を行い、各ガウス分布の分散をもとに、現時刻の融液状態と入力パラメータから次時刻の状態を求める局所線形モデルを導出した。

【結果・考察】図1はパラメータ空間における混合ガウス分布と操業データ系列を表した図である。灰色の楕円形は推定されたガウス分布の95%信頼区間をあらわしており、各ガウス分布が操業データ系列近傍に存在することが確認できる。また、得られた混合ガウス分布から導出した局所線形モデルは、図2のように検証用の操業データをよく再現するものであった。再現結果について、ニューラルネットワーク、一般線形モデルによるダイナミクス推定法とで、二乗誤差平均による比較を行った結果、提案手法が最も高い精度を得られた(図3)。混合ガウスモデルを用いることで、限られた数の操業データから、頑強なダイナミクスモデルを得られることが示された。

[1] S. Levine et al, *NeurIPS*, 2014.

[2] S.M. Khansari-Zadeh et al, *IEEE ICRA* 2010.

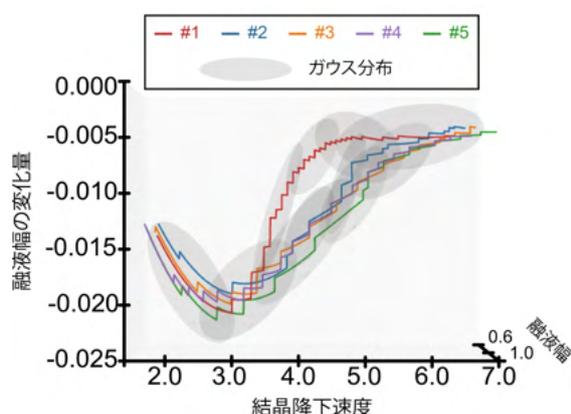


図1. パラメータ空間における操業データ系列と推定されたガウス分布の95%信頼区間。

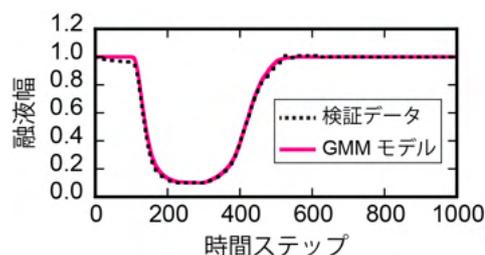


図2. 検証データと混合ガウスモデル(GMM)によって推定された操業軌道。

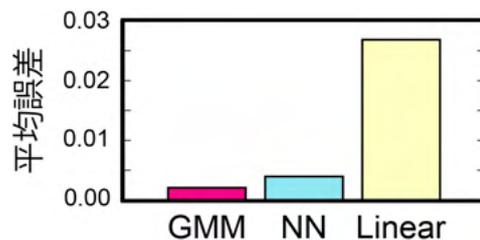


図3. 混合ガウスモデル(GMM)、ニューラルネットワーク(NN)、線形モデル(Linear)の精度の比較。