

機械学習を用いた高温下における摩擦・摩耗特性の予測 ～影響因子の考察～

Prediction of Friction and Wear Characteristics at High Temperature by Machine Learning:
Investigation of Influential Factors

IHI (正) *柴田 愛 IHI (正) 義久 順一 IHI (正) 小宮山 翔子 IHI (正) 山崎 崇広
IHI (非) 斉藤 弘樹 IHI (非) 宮澤 優斗 兵庫県立大 (正) 鷲津 仁志

Ai Shibata*, Junichi Yoshihisa*, Shoko Komiyama*, Takahiro Yamazaki*

Hiroki Saitou*, Yuto Miyazawa*, Hitoshi Washizu**

*IHI Corporation, **University of Hyogo

1. はじめに

一般にしゅう動材料の摩擦・摩耗特性を把握するためには摩擦試験の実施が必要であり、設計段階においてしゅう動材料を選定する場合、経験知や個人の勘所により効率が大きく左右される。トライボロジー分野において、過去に取得してきた膨大な摩擦試験データを活用する取組み (Tribo-informatics^{1,2)}) が広がっており、機械学習を用いて摩擦・摩耗特性を予測することで、効率的に製品の最適設計ができる可能性がある。筆者らは既報³⁾において、高温下の金属材料の摩擦・摩耗特性の予測を題材に、過去の摩擦試験と材料物性のデータセットを用いて機械学習による予測器を構築した。その結果、予測器の精度向上が課題であり、特に摩耗特性の予測精度が低く、摩擦特性の予測に比べて難易度が高いことが分かった。本研究では、予測器の精度を向上させることを目的に、摩擦・摩耗特性の予測に重要な影響因子である材料物性等の説明変数に関して重要度や寄与度を考察した結果を報告する。

2. 機械学習による予測手法

2.1 学習データ

摩擦試験データの取得に用いた高温摩擦試験装置の概略を Fig. 1 に示す。試験装置は電気炉内で試験片同士を接触させた状態で高温雰囲気での摩擦が可能である。炉外に錘をかけて試験面に荷重を負荷し、モータにより円柱試験片側を往復運動させ、2 面間に摩擦を生じさせる。試験中の摩擦抵抗をロードセルにより計測し、しゅう動開始から終了までの動摩擦係数の平均値を求め平均摩擦係数とした。試験条件は、温度 300～1000℃、荷重 11, 30N、しゅう動速度 10cycle/min、往復しゅう動回数 100cycles とした。供試体の材質としては、円柱試験片 (φ12×20mm) に 1 種類の Ni 基合金、平板試験片 (12×35×6mm) に 13 種類の鉄鋼材および Ni 基合金を用いた。学習に用いた試験データ点数は 31 点である。

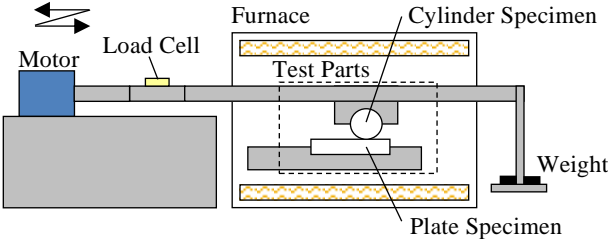


Fig. 1 Schematic of the Test Rig

2.2 予測器の構築

予測アルゴリズムには、勾配ブーストと決定木を組合せた学習手法である XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) を用いた。試験データが少ないため、Leave One Out 法により予測器を評価した。

摩擦には材料の硬さと酸化特性が影響を及ぼすと推測し、Table 1 に示す説明変数を用いた。硬さに関する物性については、高温雰囲気での材料軟化に関連する熱特性 (熱伝導率、融点、線膨張係数) および物理的・機械的特性 (密度、引張強度、0.2%耐力、ヤング率、室温硬さ) で表現した。酸化特性については、高温下で形成される摩擦面の酸化膜により摩擦特性が影響を受ける^{4,5)} という考えから、材料の化学組成を説明変数に用いることで間接的に酸化生成物を区別することを意図した。材料物性は文献により整備したが、材料物性の欠損値の一部は熱平衡計算ソフトウェア JMatPro (Sente Software 社) を用いて温度依存性を予測することで補完した。

予測器の精度評価には決定係数 R^2 および二乗平均平方根誤差 RSME を用いた。 R^2 値は 1 に近いほど回帰直線の説明力があることを示す。また、RSME は 0 に近いほど誤差が小さいことを示す。

Table 1 Explanatory Variable

Test Conditions	Temperatures (300 ~ 1000℃), Load (11, 30N)	
Material Characteristics	Thermal Properties	Thermal Conductivity*, Melting Point, Liner Expansion Coefficient*
	Physical and Mechanical Properties	Density, Young's Modulus*, Yield Strength*, Tensile Strength*, Hardness
	Chemical Composition	Fe, C, Si, Mo, Ni, Cr, Mo, Ti, Al, Co etc... (20 Elements)

*Characteristics at Test Temperature

3. 予測結果と考察

平均摩擦係数を予測した結果を、横軸に実験値、縦軸に予測値として Fig. 2 に示す。平均摩擦係数の予測器の精度は R^2 値が 0.84, RSME が 0.089 であり、予測器の精度が高いと評価した。平均パーセント誤差としては $\pm 13\%$ であり、試験のばらつき ($\pm 7\%$ 程度) に比べて予測誤差は大きい、試験データを追加することで予測精度を向上することができる。

特徴量の重要度 (F スコア) を Fig. 3 に示す。F スコアは特徴量が XGBoost の分岐に使用された回数と予測誤差の減少効果に基づいて算出され、F スコアが高いほど予測器がその特徴量に依存していることを表す。F スコアから、硬さや強度に関する特徴量は重要度が低く、融点、試験温度等の温度に関する特徴量の重要度が高いことがわかった。これは、摩擦特性が機械的特性よりも熱特性の方により影響を受けていることを意味し、摩擦面の滑りや凝着部のせん断が温度に依存していると考えられる。また、高温の試験条件が摩擦面の酸化膜の形成に寄与したと推測され、酸化膜の影響に関する調査が必要である。

F スコアから予測に最も重要な説明変数は平板試験片の Mo 含有量であることがわかった。そこで、Mo 含有量と平均摩擦係数との関連性を分析するため、SHAP (SHapley Additive exPlanations) を用いて特徴量の寄与度を評価した。SHAP はその特徴量を無くすことによる予測値の変化により算出され、その特徴量が予測値を増加させるか減少させるかを理解することができる。SHAP 分析より、Mo 含有量が多いほど摩擦係数を減少させる傾向が認められた。これは、Mo 添加による材料の酸化特性、耐熱性や高温強度への効果が高温のしゅう動特性に影響していると推察され、Mo 添加に関する影響を検討する必要がある。

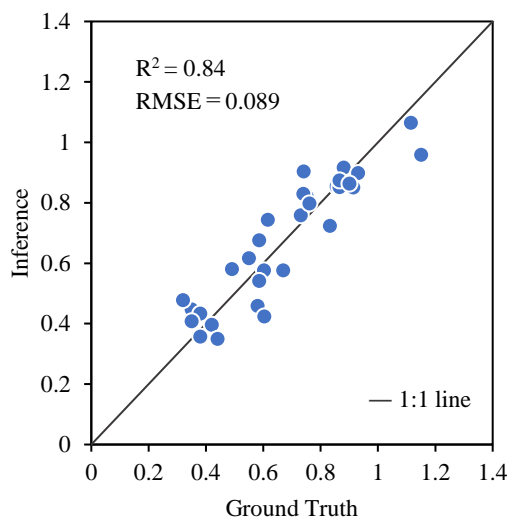


Fig. 2 Predicting Average Coefficient of Friction

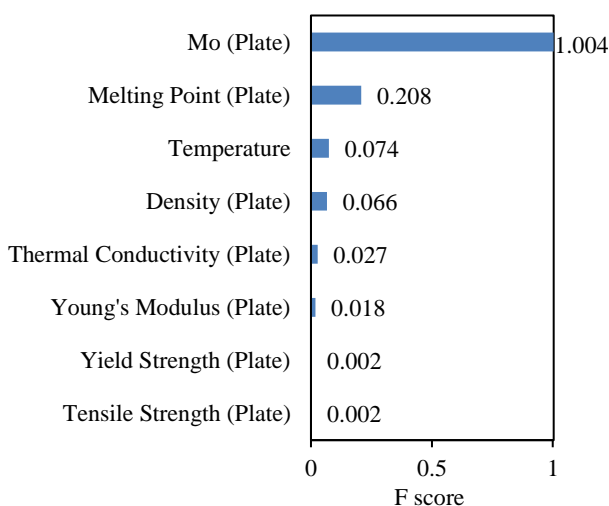


Fig. 3 Feature Importance

4. まとめと課題

機械学習を用いた高温しゅう動下における平均摩擦係数の予測器を構築した結果、材料の高温硬さに関わる熱特性、物理的・機械的特性、および材料の化学組成により精度よく予測できることがわかった。予測に重要な影響因子を分析した結果、これまで着目してこなかった Mo 含有量等の重要性が示され、引き続き高温における酸化特性の検討が必要である。

設計における実用性を考えると、摩擦特性だけでなく摩耗特性を高精度に予測可能な予測器の構築が必要である。今後は、摩擦特性の予測で得られた知見を活用し、摩耗特性の予測器の構築に取り組んでいく。

謝辞

本研究を遂行するにあたり機械学習による予測と結果についての議論にご協力いただいた兵庫県立大学の藤田 晃徳君と柏原 祥人君に深く感謝いたします。

文献

- 1) M. Marian & S. Tremmel: Current Trends and Applications of Machine Learning in Tribology-A Review, Lubricants, 9 (2021), 86.
- 2) Z. Zhang, N. Yin, S. Chen, C. Liu : Tribo-informatics: Concept, architecture and case study, Friction, 9 (2021), 642-655.
- 3) 義久・小宮山・山崎・柴田・斉藤・鷺津：トライボロジー会議予稿集（春 東京 2024-5）, 21-23.
- 4) F.H. Stott: High-temperature sliding wear of metals, Tribology International, 35 (2002) 489-495.
- 5) 義久・横山・山崎・大前：日本機械学会論文集, 77 (2011) 364-375.