

物理特性を持つ AI を用いた Fe 基超合金の多軸非比例負荷における クリープ疲労余寿命評価方法の構築

Establishment of Creep-fatigue Life Prediction Model under Multiaxial Non-proportional Loading
for Fe-based Alloy via Physics-informed Machine Learning Approach

立命館大学理工学部機械工学科 助教 何 磊

Department of Mechanical Engineering, College of Science and Engineering, Ritsumeikan University. He Lei

要旨

高温機器の起動停止による熱応力と機械的応力は非同期負荷と非比例負荷が発生し、この場合、構造物の寿命は大きく低下することがある。非比例多軸負荷下でのクリープ疲労寿命予測することは非常に困難であり、この条件下でのクリープ疲労寿命を評価する方法も構築されていない。本研究では、機械学習を用いて、非比例多軸負荷における耐熱鋼のクリープ疲労寿命予測モデリングを構築した。構築したモデリングに関しまして物理パラメーターが疲労寿命およびクリープ疲労寿命に大きく影響することを示している。

1. 緒言

近年、地球温暖化問題を解決するため、世界各国はカーボンニュートラル目標を提案し、主な炭素排出源の1つである火力発電所は段階的に廃止されている。そこで、十分な電力供給を確保するために、クリーンエネルギー源として原子力発電所やアンモニア発電がますます広く使用されるようになっており、次世代の発電設備が安全性、高効率であるという点でメリットを持つため、新エネルギーとして注目されている。発電所の安全な運転は、世界のすべての国にとって大きな関心事である。特に、耐熱鋼製の構造物は、使用中に高温高压などの過酷な条件にさらされる。また、起動時と停止時に、コンポーネントは、繰返し負荷と一定負荷（クリープ損傷）を受ける。クリープ疲労は構造物の破損の主な原因の1つである。

材料のクリープ疲労破壊は、荷重の大きさ、保持時間、温度などの多くの要因に影響を受ける。さらに、高温機器の起動停止による熱応力と機械的応力は非同期負荷と非比例負荷が発生し、この場合、構造物の寿命は大きく低下することがある。非比例多軸負荷下でのクリープ疲労寿命予測することは非常に困難であり、この条件下でのクリープ疲労寿命を評価する方法も構築されていない。現在使用されている高温圧

力容器（RCC-MR など）の疲労設計法には、部品の非比例多軸応力状態でのクリープ疲労寿命は考慮されていないため、高温機器と部品の使用には大きなリスクを抱えているのが現状である。次世代の発電所用の耐熱材料の開発に必要な理論的実験データの提供および高精度なクリープ寿命評価モデルを構築するため、非比例多軸応力状態でのクリープ疲労の研究は必須である。

しかし、実験の難しさとコストの高さのため、非比例多軸クリープ疲労に関する研究はすくない。前述したように、この応力状態における寿命予測手法は未だ確立されていない。近年、機械学習法を活用して材料開発を加速する研究がますます注目を集めている。したがって、この手法は、複雑な応力下での材料強度を予測するためにも使用されることが期待される。

本研究では、機械学習を用いて、非比例多軸負荷における耐熱鋼のクリープ疲労寿命予測モデリングを構築した。

2 試験概要

2.1 供試材および試験片

使用した材料は SUS304 ステンレス鋼および 9Cr-1Mo 耐熱鋼である。化学組成および機械特性については参考文献[1]に載せている。多軸試験用の試験片の外形および寸法を Fig.1 に示

す。試験片は標点部が外径 12mm、内径 9mm、標点間距離 8mm の中空円筒試験片である。試験片の外面研磨はエメリー紙#1200, #2000 で行った後、アルミナ粒子 1 μm でバフ研磨を行った。

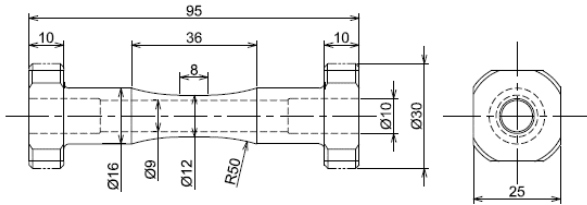


Fig.1 Shape and dimensions of specimen.

2.2 試験方法

引張・圧縮負荷 (PP)、および軸荷重およびねじり負荷を 90 度位相差で作用させる円形負荷 (CI) のクリープ疲労試験を実施した。負荷経路の模式図は Fig.2 に示している。試験温度は 823K-923K、試験環境は大気中とした。また、引張保持 (TH)、ねじり保持 (CH) の試験条件を含む。保持時間は 3min-30min である。また、一部の単軸および非比例多軸での疲労およびクリープ疲労負荷パターンをそれぞれ Fig.3、Fig.4 に示している。

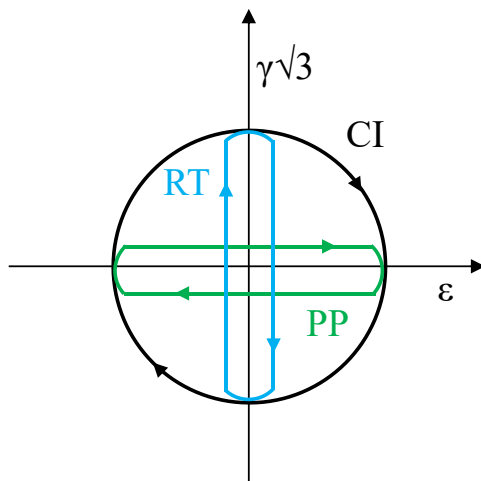


Fig.2 Loading paths.

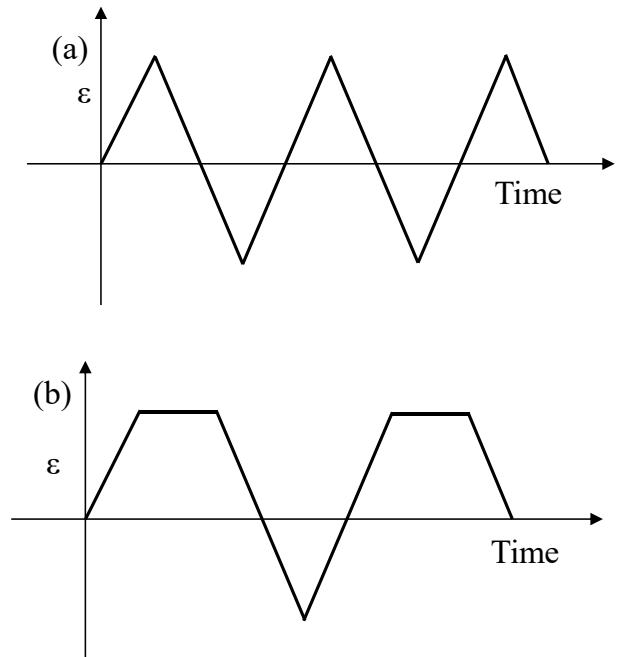


Fig.3 Waveform of (a) fatigue (b) creep-fatigue.

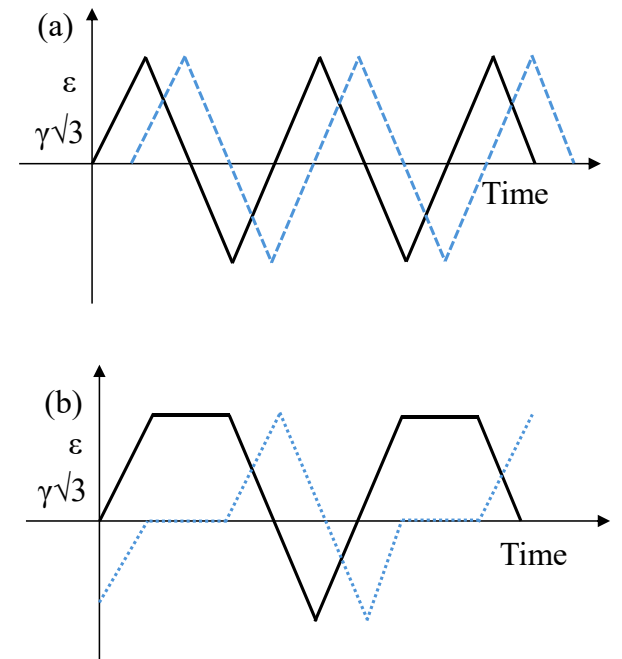


Fig.4 Waveform of (a) fatigue (b) creep-fatigue.

3 機械学習プロセス

サポートベクター回帰 (SVR) は、回帰問題の解決に使用できるサポートベクターマシン (SVM) アルゴリズムに基づいて提案されていた。一般的に、サポートベクターとデータ集のフィッティング曲線との間のマージンを最大化することで、最も正確なフィッティング曲線を取

得できるというものである。SVR アルゴリズムは精度が高く、適用が容易であるという特徴があるため、本研究では寿命予測モデルの構築に採用した。

本研究で使用されたデータ集には、疲労およびクリープ疲労データを含む合計 38 セットのデータが含まれている。入力変数には、材料の化学組成、機械特性、試験条件、1 サイクルのクリープおよび疲労損傷が含まれる。疲労寿命あるいはクリープ疲労寿命は目標変数とする。入力変数のうち、化学組成は、材料のさまざまな物理的特性を反映する冶金学的物理パラメータとして機能する。1 サイクルのクリープまたは疲労損傷は、損傷の力学的パラメータを表す。比較するため、モデルには上記の物理パラメータは含まれず、実験条件のみが使用し、簡易モデリングも訓練した。前者との比較を容易にし、物理的特性がモデルの精度に影響を与えるかどうかを検討する。

線形損傷累積則を用いて疲労ダメージを 1 サイクルの疲労損傷を算出した。クリープ損傷は、エネルギー密度法を使用して計算した。

モデリングプロセスでは、データの 80% が訓練集として使用する。構築されたモデルの精度を検証するため、残り 20% が検証集として使用した。モデリングの精度に対するさまざまな入力変数の影響を評価するために、SHapley Additive exPlanation (SHAP) 析も実行した。

4 結果

4.1 試験結果

一部の多軸疲労およびクリープ疲労寿命ヒストグラムを Fig.5 に示します。疲労寿命は (PP、CI、および RT) それぞれ 1202、414 および 3515 サイクルである。これは、非比例荷重により寿命が大幅に低下した。一方、ねじり負荷では軸負荷に比べて発生する損傷ははるかに少ないことが分かった。保持期間の導入により (クリープ疲労)、疲労負荷と比較して寿命が短くなった。保持時間が 3 分であると、疲労試験の結果と比較し、寿命がわずかに減少することがわかった。

前述の結果は、SUS 304 ステンレス鋼はクリープ損傷に敏感であり、保持時間をさらに長くしてもクリープ疲労破壊寿命が劇的に低下することはなく、クリープ損傷が飽和する可能性があることを示している。さまざまな負荷下でのクリープ疲労寿命の減少が同様であることを示している。一般的に、応力レベルが高くなると、クリープ損傷が大きくなり、CI 負荷により応力レベルは高くなるが、クリープ疲労寿命の減少は、(40.1%) は PP 荷重下 (40.8%) と比較して大差はない。

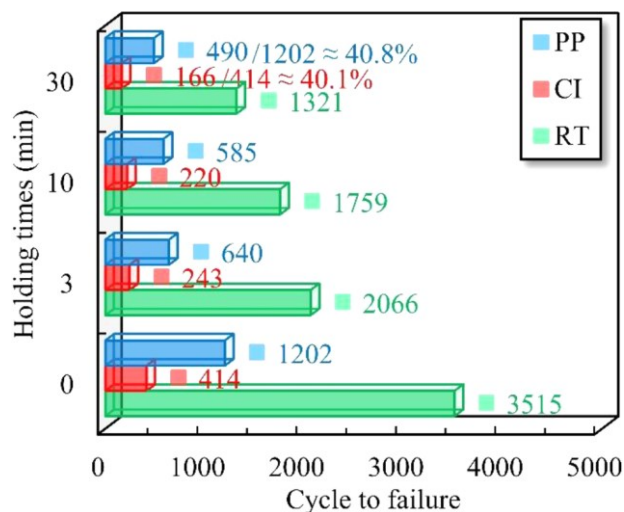


Fig.5 Histogram of fatigue and creep-fatigue life.[1]

4.2 機械学習結果

物理パラメータを含む機械学習訓練の結果を Fig.6(a) に示す。1000 サイクルの範囲では、すべてのデータが 2 倍の誤差線以内に分布している。そして、多くのデータプロットは 1.5 倍の誤差内に分布している。言い換えれば、上記の区間内では、訓練集の予測結果は実験結果に非常に近く、モデルの精度が高いことを示している。長寿命側では、4 つのデータプロットが 2 倍の誤差を超えた。これは、訓練用の長寿命側ではデータプロットが不十分だったと考えられる。一方、検証集の結果では (Fig.6(b))、2 倍の誤差を超えて分布するデータプロットは 2 つしかない。残りのデータプロットは 2 倍の誤差内に分布している。物理パラメータを使用して構築されたモデルの精度は比較的高いである。

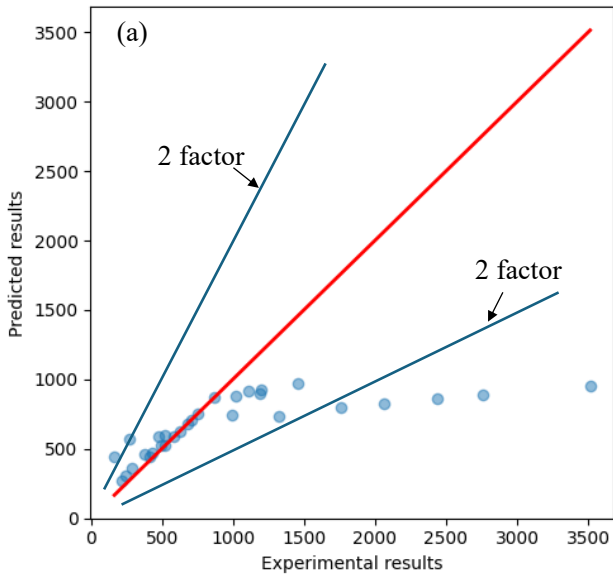


Fig.6(a) Train results using physics-informed method.

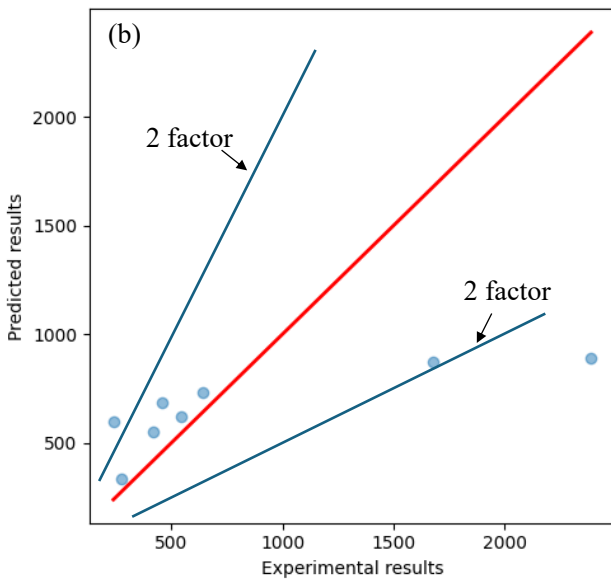


Fig.6(b) Test results using physics-informed method.

逆に、入力変数として実験条件のみを使用して構築されたモデルの結果が Fig.7(a)に示されています。500 サイクル付近のデータのみが対角線上に分布しており、残りのデータはほとんどが対角線から遠く離れている。さらに、一部のデータは2倍の誤差を超えて分散している。同様に、検証集の結果では(Fig.7(b))、データの約40%が2倍の誤差を超えている。疲労およびクリープ疲労寿命は、試験条件だけを使用し

て正確に予測できないことが示された。また、物理パラメーターを使用したモデルは特定の物理的本質を反映できるため、より正確に寿命を予測することも示している。

SHAP 解析結果を Fig.8 に示します。SHAP 値は、目標変数に対するデータ集内の各特徴の寄与を反映できる。正の値はプラスの影響を示し、負の値はマイナスの影響を表す。Fig.8 により、疲労損傷が支配的な位置を占めており、疲労損傷が減少するにつれて疲労寿命が増加することがわかった。クリープ損傷も同様に寿命に影響を与える。座標スケールの問題により、化学組成が寿命に与える影響を定量的に判断することは困難である。しかし、色から何かを知ることができる。たとえば、炭素含有量の増加は寿命にプラスの影響を与える。原因として、金属マトリックス中により多くの炭素が固溶するため、材料の引張強度が増加し、疲労強度やクリープ疲労強度もある程度向上ができる。

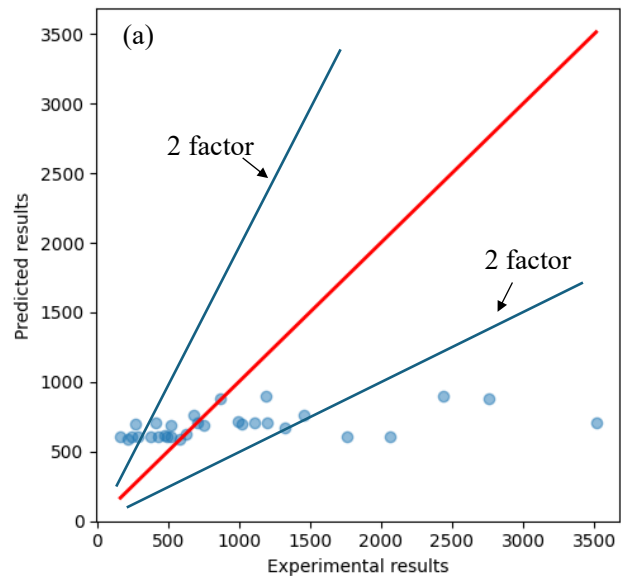


Fig.7(a) Train results using test condition method.

5 まとめ

実験結果を踏まえ、非比例多軸応力状態では材料の疲労寿命が大幅に低下することが明確に分かった。クリープ負荷保持が導入されると、(クリープ) 疲労寿命はさらに低下した。疲労寿命およびクリープ疲労寿命を正確に予測する

ために、機械学習を用いて物理パラメーターを含む予測モデルを構築した。結果として、物理パラメーターが疲労寿命およびクリープ疲労寿命に大きく影響することを示している。

謝辞

本研究を援助していただいた公益財団法人京都技術科学センターに感謝いたします。

参考文献

- [1] Le XU, Ji WANG, Run-Zi WANG, Lei HE, et. al. International Journal of Plasticity. 155 (2022) 103337.
- [2] Le Xu, Run-Zi Wang, Lei He, et. al. Fatigue Fract Eng Mater Struct. 2022; 45: 3086–3101.
- [3] Le Xu, Run-Zi Wang, Yu-Chen Wang, Lei He, et. al. Materials Characterization 204 (2023) 113209.
- [4] Lei He, Wei Yong, Huadong Fu, Takamoto Itoh. Fatigue Fract Eng Mater Struct. 2023; 46:699–714.

研究成果発表

- [1] Yu-cheng Wang, Lei He, Takamoto Itoh. Fatigue behaviors and life evaluation of AISI 304 under multiaxial non-proportional random loading. 13th International Fatigue Congress.6th-10th November, 2023. Hiroshima.
- [2] Yu-Chen Wang, Le Xu, Lei He, Lv-Yi Cheng, Shuai Chang, Shoto Yoshikawa, Shan-Tung Tu, Takamoto Itoh. Fatigue behaviors and life evaluation of AISI304 stainless steel under non-proportional multiaxial random loading. International Journal of Fatigue 186 (2024) 108417.

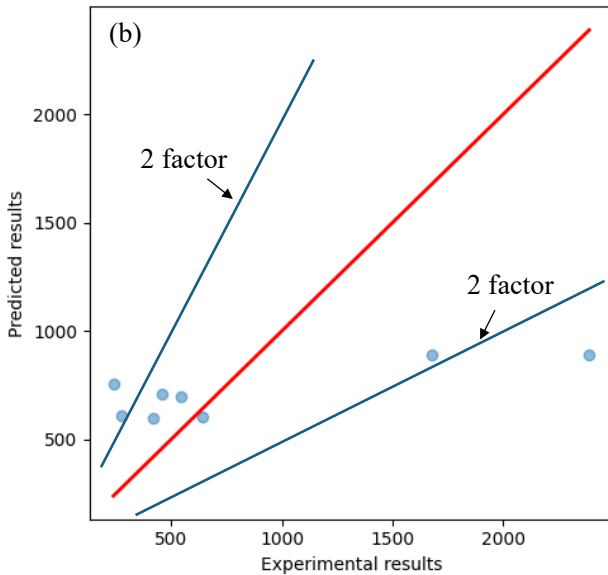


Fig.7(b) Test results using test condition method.

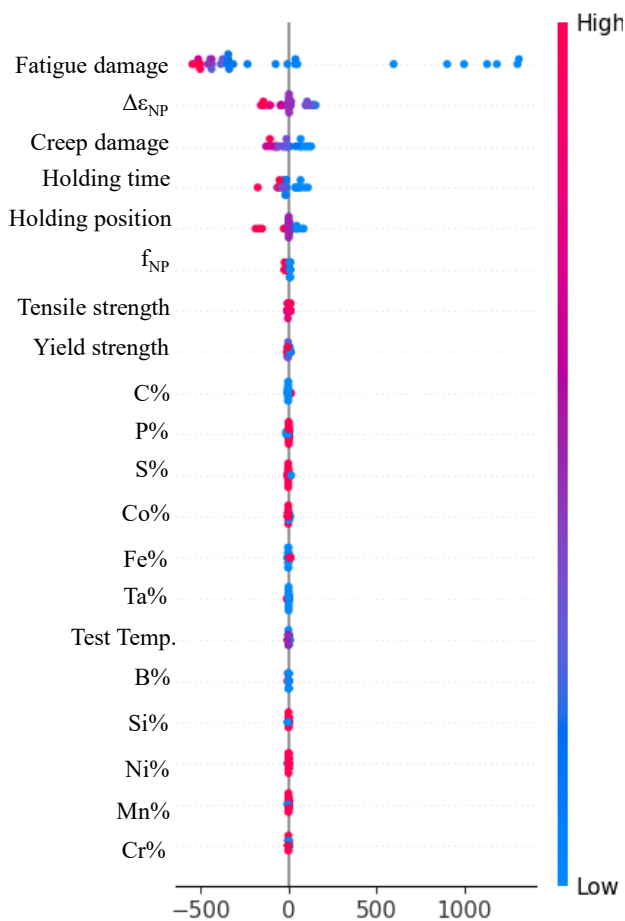


Fig.8 SHAP analysis results.