

研究ノート

ねじり疲労試験における疲労過程の推定技術の研究

牧俊一^{*1}Research on Estimation Techniques for Fatigue Process
in Torsional Fatigue TestsShunichi MAKI^{*1}Industrial Research Center^{*1}

ねじり疲労試験機にアコースティックエミッショニ(AE)計測装置を後付けして、ねじり疲労試験時の試験力、角度及び供試体が発する AE の同時計測システムを構築し、計測データから疲労過程の推定が可能か検証した。試験データのクラスタリングを行った結果、所属クラスタの変化が試験の進行に伴う供試体の状態変化に対応していると推察された。

1.はじめに

ねじり疲労試験は材料や製品の耐久性や安全性を評価する重要な試験である。このため、繰り返し応力と破断に至る繰り返し数の関係把握を目的に実施されるが、変形や亀裂の発生と進展といった試験時の供試体の状態変化(本研究の疲労過程)を把握できれば、材料の状態把握や欠陥の早期発見といった付加価値の提供が期待できる。

本研究では、当センターが保有するねじり疲労試験機に、材料が変形・破壊する際に放出する弾性波である AE を計測する装置を後付けした計測システムを構築し、試験時の計測データから供試体の疲労過程の推定が可能か検証を行った。

2. 実験方法

2.1 計測システムの構築

計測システムの主な構成機器を表1に、構成図を図1に示す。包絡線検波波形及び、波形が分別レベルを超えた際のパルス出力を AE 信号として、試験制御装置の出力(トルク、角度)と同時に計測する構成とした。

表1 計測システムの主な構成機器

機器名	メーカー 型番
ねじり試験機	(株)島津製作所 EHF-TV5/7.5KNM-070S
AE センサ、ブリアンプ、ディスクリミネータ	(株)エヌエフ回路設計ブロック AE-900S-WB、9917、AE9922
オシロスコープ	Pico Technology Ltd. 3403D
パルスカウンタ	(株)タートル工業 TUSBS03CN3BZ

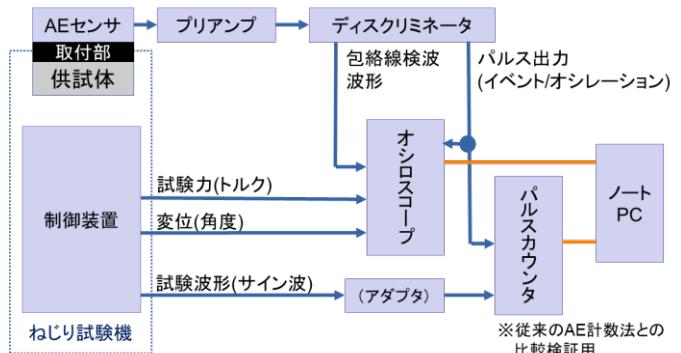


図1 計測システムの構成図

2.2 ねじり疲労試験の実施とデータ収集

炭素鋼 S45C(生材)の供試体を対象にねじり疲労試験を実施し、計測システムでデータ収集を行った。主な試験条件と AE 計測装置の設定を表2に示す。AE センサは1個使用し、取り付けにはセンサを供試体の把持部に圧接するための専用の取付治具を用いた(図2)。また、センサと供試体のカプラントとして、シリコングリス(信越化学工業(株)製 G-40M)を使用した。

表2 主な試験条件と AE 計測の設定

主な試験条件	サイン波、トルク制御 ±250N・m、周波数 10Hz
AE 計測の設定	
フィルタ	ブリアンプ HPF50Hz、ディスクリミネータ HPF100Hz
利得	60dB(ブリアンプ 40dB、ディスクリミネータ 20dB)
分別レベル	V _L =約 100mV、V _H =約 200mV(2 レベル分別方式)
サンプリング	100kS/s、トリガ:イベント出力(包絡線検波波形が レート、トリガ)
	V _H を超えてから V _L 以下になるまでが 1 イベント)

*1 産業技術センター 自動車・機械技術室(現次世代モビリティ産業課)

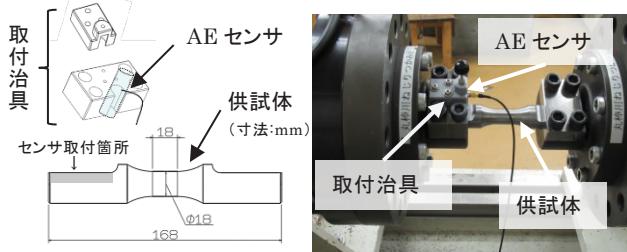


図2 供試体とAEセンサの取り付け

3. 実験結果及び考察

3.1 ねじり疲労試験の結果

試験は開始から 223,951 サイクルで試験機の角度制限(無負荷状態を 0 度として ±2.5 度に設定)を超過して終了(リミット停止)した。取り外した供試体には亀裂が観察された。また、試験初期に角度の振幅値が増加した後、減少して安定する様子が見られた。

3.2 計測データと特徴量

本試験条件において AE は試験開始直後から終了まで常時検出された。1 試験サイクル分の計測データの例を図3 に示す。図示した 3 種類のデータの他、オシレーション出力(イベント(表 2 中参照)期間中、入力波形が V_L を超えると出力されるパルス)も同時に計測した。

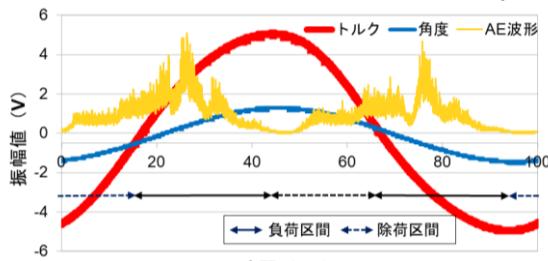


図3 計測データの例

データ分析に用いる計測データの特徴量として、1 試験サイクル分のデータから次の 17 変数を抽出した。

- ・トルク及び角度の平均値及び最大振幅値(4 変数)
- ・トルクと角度のヒステリシスループの面積(1 変数)
- ・負荷と除荷の区間毎(4 区間)の AE 波形の最大値、エネルギー(面積)及びパルスの数(12 変数)

3.3 データ分析と結果の考察

3.3.1 データ分析手法

計測データに対して機械学習の一種である k-means 法によるクラスタリングを行った。分析対象は全データからおよそ 1 分間隔で抽出した 397 個のデータとした。

分析の前処理として、各特徴量に対して標準化を行った上、非線形な高次元データに適用可能な次元削減手法である UMAP¹⁾によって 17 変数を 2 変数にデータ変換した。また、UMAP(Python ライブライ umap-learn)の使用にあたっては、局所構造を重視する設定とした。

k-means の実施に必要なクラスタ数の設定は、クラ

スタ数の推定手法であるエルボー法の結果から 5 とした。

3.3.2 分析結果の考察

エルボー法及びクラスタリングの結果を図4 に示す。クラスタリング結果の評価指標であるシルエットスコア(-1~1 の値を取る)の平均値は 0.63 程度となった。対して制御装置の出力から抽出した特徴量(5 変数)及び AE 計測データの特徴量(3 変数)のみでのクラスタリング(クラスタ数 5)では、0.47 程度と 0.57 程度となり、各特徴量を組み合わせることでデータが分類し易くなつた。

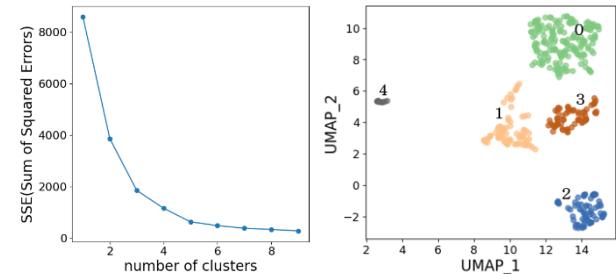


図4 エルボー法(左)及びクラスタリング(右)の結果

図5 に、クラスタリング結果を対象データの時系列で左上から一行ずつ右下に向かって配置したものを示す。比較検証のため、制御装置及びパルスカウンタから一定間隔で取得した試験力、角度及び AE 発生数の時間変化の様子に対応して所属クラスタが変化しており、試験進行に伴う供試体の状態変化に対応していると考えられた。

0	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	1	3	0
0	1	0	1	0	0	0	3	0	3	0	3	1	0	3	0	3	0	3	0	3	0	3	1	3
1	0	3	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	3	1	0	0	0	0	3	1	0	3
3	0	3	0	3	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	3	1	1	0	0	3	0	3	1	0
3	0	3	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	1	0	0	3	0	3	1	0
1	3	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	3	0	3	1	3	0	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	3	1	0	1	1	1	0	1	0
1	0	3	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	3	0	0	0	0	0	0	0
1	0	3	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	3	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	1	0	0	3	3	0	3	0	1	0	0	0	1	3	0	0	0	3	1	0	0
0	1	3	0	3	1	0	3	0	1	1	1	1	0	1	0	0	0	3	1	0	0	0	0	0
1	3	0	3	1	0	3	0	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	3	1	0	0	0	0	0

図5 所属クラスタの時間変化

4. 結び

ねじり疲労試験機に AE 計測装置を後付けした計測システムを構築し、計測データのクラスタリングを行った結果、試験進行に伴って所属クラスタが変化し、供試体の状態変化に対応していると考えられた。

実際の供試体の状態との比較等による各クラスタの詳細な解釈と妥当性検証が今後の課題である。

付記

本研究は、公益財団法人内藤科学技術振興財団の 2024 年度研究助成を受けて実施した。

文献

- 1) Leland McInnes: UMAP, <https://umap-learn.readthedocs.io/en/latest/>, (2025/5/16)