

音伝播特性を用いた機械学習による疲労き裂検出技術に関する研究

構造工学研究室 櫻井絵里加

1. はじめに

鋼構造物の溶接継手の止端部には、写真 1 に示すような疲労き裂が発生しやすい。疲労き裂が進展することにより、構造物の耐久性や耐荷力に大きな影響を与えるため、早期発見が重要となる。

一般的に、疲労き裂の検出には磁粉探傷試験が用いられるが、き裂の表面長さの検出のみで、き裂深さの情報を得ることはできない。そのため、き裂の深さ情報も収集可能な、新たな疲労き裂検出技術の開発が必要とされている。

そこで本研究ではき裂の早期検出並びにき裂深さが検出可能な手法として音伝播特性に着目し、その適用性について検討を行った。

2. 音伝播特性を用いたき裂検出方法

疲労き裂の検出手法として、鋼材を伝達すると考えられる音の伝播特性に着目した。例えば、図 1 に示すような溶接継手部にマイクとスピーカーを設置し、音の伝播特性を収集する際、き裂なしと比較してき裂ありの場合、音伝播経路はき裂を迂回するように変化すると考えられる。それゆえ、マイクで収音される音の特性は変化すると考えられる。この特性の違いを機械学習により学習し判定を行うことで、疲労き裂の有無やき裂深さの判定について、本手法の適用性の検証を行った。

3. 疲労試験による機械学習用データの収集法

提案手法の適用性を検討するために、図 2 に示す試験体を用いて疲労試験を行った。試験体数は、図 2(a)に示す引張 1 号試験片を 3 体、図 2(b)に示す面外ガセット溶接継手を 4 体とした。

き裂の進展状況が確認しやすい引張 1 号試験片を用いたのち、実際に近い溶接部に疲労き裂を発生させるため、面外ガセット溶接継手を用いて試験を行った。引張 1 号試験片には、エッジ部に円孔ノッチを入れ、繰返引張荷重を載荷させることで疲労き裂を発生、進展させた。疲労試験は、き裂破面上にビーチマークを残すために定期的に試験荷重範囲を増減させるとともに、試験機を停止させ、き裂の発生・進展時の音伝播特性の変化の計測を行った。

図 3 に計測機器を示す。計測には圧電スピーカー(SPT15)と MEMS マイク (SPU0414HR5H-SB) を及び PC を使用した。スピーカーから発せられる、ド (262Hz)、ミ (339Hz)、シ (494Hz) の 3 音の発信中のデータを計測した。サンプリング周波数約 55kHz、サンプリング数は 256 とし、1 度の計測で 10 回データの収集を行った。

計測機器の設置位置を図 4 に示す。引張 1 号試験片では、図 4(a)に示すようにき裂の発生部を挟む形で、1つのスピーカーと5つのマイクを設置した。面外ガセット溶接継手の設置位置は、図 4(b)



写真 1 溶接継手部に発生する疲労き裂

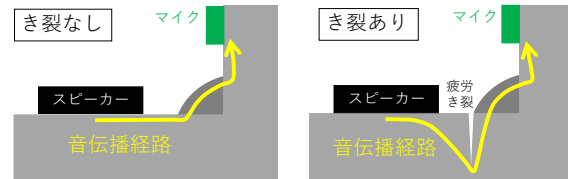
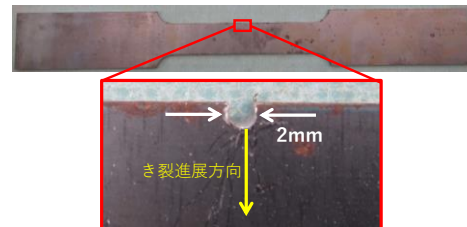


図 1 音伝播経路のイメージ図



(a) 引張 1 号試験片



(b) 面外ガセット溶接継手

図 2 試験体概要

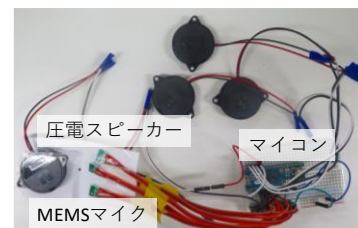
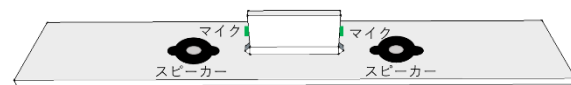


図 3 計測機器



(a) 引張 1 号試験片



(b) 面外ガセット溶接継手

図 4 計測機器設置位置

に示すように 4 つのスピーカーとマイクを使用することで、各溶接部からき裂が発生した場合でもデータの収集ができるようにした。

試験体の破断後に確認された破面に残されたビーチマークを図 5 に示す。ビーチマークより、引張 1 号試験片ではき裂長さを、面外ガセット溶接継手ではき裂深さの計測を行った。

4. 疲労き裂検出法の適用性の評価

音伝播特性の変化の評価に用いた機械学習アルゴリズムには Neural Network を使い、Microsoft Azure Machine Learning Studio を用いて機械学習を行った。収集したデータの 50% (計測 5 回分) を教師用データ、残りの 50% を評価用とした。中間層を 3 層、重みを 0.1、反復回数を 100 として機械学習を行った。収集データ例を図 6 に示す。このようなデータを機械学習により学習した。Neural Network のイメージを図 7 に示す。

表 1 に引張 1 号試験片の評価用データに対するき裂検出の正答率を示す。表の縦の項目は破面に残されたビーチマークより計測した、実際のき裂長さを表しており、横の項目は機械学習により判定したき裂長さを表している。表中の値は各き裂長さの音データをどの長さで分類したかを示している。例えば、実際のき裂長さ 18.5mm の音データは、機械学習による判定長さは、2.7% は 0mm、92.5% は 18.5mm、4.6% は 24mm、0.2% は 32mm と判定したことを意味する。これより、全体の総正答率は 77.2%、き裂なしの正答率は 98.6%、き裂ありの正答率は 74.6% となり、高い精度で判定ができているといえる。

表 2 に、面外ガセット溶接継手のき裂深さの正答率を示す。これより、き裂の有無に対する正答率は 93.1%、き裂なしの正答率 100%、き裂ありの総正答率 91.9% となり、溶接継手部のき裂の検出精度も高いといえる。

き裂の有無については、引張 1 号試験片、面外ガセット溶接継手ともに高い精度で検出可能であることが示された。また、溶接継手部のき裂深さにおいても判定できる可能性が示唆された。

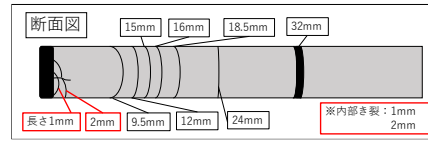
5. まとめ

本研究では、機械学習を用いた音伝播特性による疲労き裂の検出に技術についての研究を行った。引張 1 号試験片の疲労試験より発生したき裂進展時の計測結果から、機械学習によるき裂の有無、き裂長さを推定できる可能性が示された。

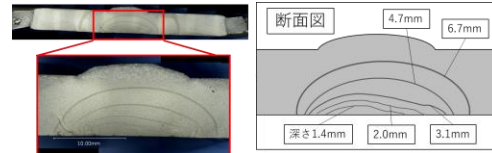
また、溶接継手部から発生した疲労き裂に対する計測結果からも、き裂の有無だけでなくき裂長さを推定できる可能性が示された。

参考文献

[1] 櫻井絵里加、天野直紀、田井政行、下里哲弘、久米仁司：音伝播特性の機械学習を利用した疲労き裂検出の試み、土木学科 西部支部沖縄会、2018.



(a) 引張 1 号試験片



(b) 面外ガセット溶接継手

図 5 破断後のビーチマークの様子

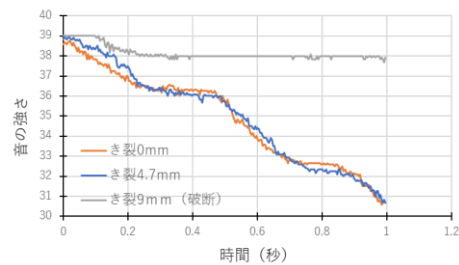


図 6 収集データ例

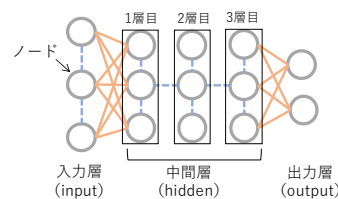


図 7 Neural Network イメージ図

表 1 き裂長さの正答率

	機械学習により判定したき裂長さ (mm)								
	0	1.0	2.0	12	15	16	18.5	24	32
ビーチマークにより計測したき裂長さ (mm)	0	98.6%			0.2%			1.2%	
1.0	0.4%	64.5%		4.7%					30.8%
2.0			100%						
12	0.5%	7.9%		83.8%					7.6%
15			100%						
16			0.2%			99.8%			
18.5	2.7%						92.5%	4.6%	0.2%
24							1.8%	98.2%	
32	0.9%	29.3%		12.3%					57.7%

表 2 き裂深さの正答率

	機械学習により判定したき裂深さ (mm)						
	0	1.4	2.0	3.1	4.7	6.7	9
ビーチマークにより計測したき裂深さ (mm)	0	100%					
1.4		89.5%	10.5%				
2.0			100%				
3.1			5.5%	83.3%	11.1%		
4.7					100%		
6.7					5.3%	84.2%	10.5%
9						5.6%	94.4%