

# 丸棒鋼向け表面きず・表皮直下きずの弁別技術開発

森 大輔<sup>\*1</sup>, 石谷和典<sup>\*2</sup>, 野崎航平<sup>\*2</sup>, 吉田たける<sup>\*2</sup>

## Development of Technology for Discriminating between Surface Defects and Subsurface Defects in Round Bars

Daisuke MORI, Kazunori ISHITANI, Kohei NOZAKI and Takeru YOSHIDA

### Synopsis

Various nondestructive testing techniques have been applied to steel products in manufacturing processes. Ultrasonic inspection is an important method to evaluate inclusions in round bars. However, in actual operation, it is difficult to discriminate between surface defects and subsurface defects, which is a factor in over-detection of acceptable defects. This paper describes results of technology for discriminating between surface defects and subsurface defects in round bars.

(1) Discrimination technology using artificial defects.

- Ultrasonic intensity at different incidence angles.
- Phase of reflected wave.

(2) Assumption of misjudgment by simulation and natural defect inspection.

(3) Improvement of discrimination accuracy by using deep learning based on machine learning.

## 1. 緒 言

特殊鋼材料の製造プロセスは、スクラップを原料として、溶解、鑄造、各種圧延工程を経て、大型の角製品、丸製品から、平鋼、棒鋼、線材、帯鋼製品などを生産している。これらの特殊鋼製品は、各種産業分野において、高圧力や高温とといった過酷な環境下で使用される。そのため、用途に応じた厳密な製品検査を、出荷前の段階で実施している<sup>1)</sup>。

その検査手法の1つに超音波探傷が挙げられる。超音波探傷は、超音波パルスを試験体中に伝播させたときの反射強度と伝播時間を利用して、内部や表層近傍のきずを調べる非破壊検査方法である<sup>1), 2)</sup>。

丸棒鋼形状を対象とした超音波探傷は、Fig. 1 のよう

に丸棒の側面から超音波を入射し、中心近傍は垂直探傷、表層近傍は、斜角探傷により実施される。表層近傍を探傷するにあたり、通常の垂直探傷法では底面からの反射エコーと表層近傍のきずエコーのビーム路程が近いこと、これらの違いを弁別することが難しい。そのため、角度をつけて超音波を入射する斜角探傷で、底面からのエコーが戻らない状況を作り、表層近傍にきずがあった場合のみ反射エコーが得られるという手法が採用されている<sup>2) ~ 4)</sup>。

しかし、従来の斜角探傷ではFig. 2に示すとおり、表面きずと表皮直下きずの反射エコーはビーム路程が近いこと、ビーム路程で弁別することが困難である。

加えて、丸棒鋼の用途によっては表面を削ってから使用されるため、表面きずが無害として扱われる場合があ

2021年4月12日 受付

\* 1 大同特殊鋼(株)技術開発研究所, 技術士(経営工学) (P.E.Jp, Corporate Research & Development Center, Daido Steel Co., Ltd.)

\* 2 大同特殊鋼(株)技術開発研究所 (Corporate Research & Development Center, Daido Steel Co., Ltd.)

る。つまり、斜角探傷による検査工程では、無害レベルの表面きずが過剰検出となり、歩留り・生産性の低下につながるおそれがある。

そこで本稿では、超音波探傷における表面きずと表皮直下きずの弁別技術開発に着手し、下記の検討を実施した。

- ①入射角度の違いを利用した弁別技術
- ②位相反転を利用した弁別技術
- ③ディープラーニングによる弁別技術

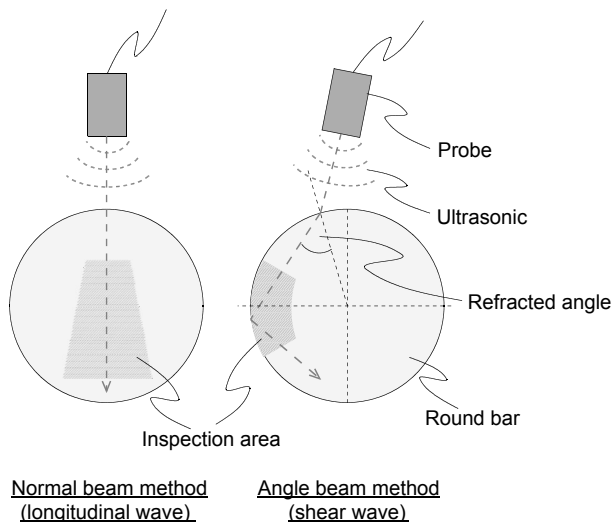


Fig. 1. Sectional view of normal and angle beam method.

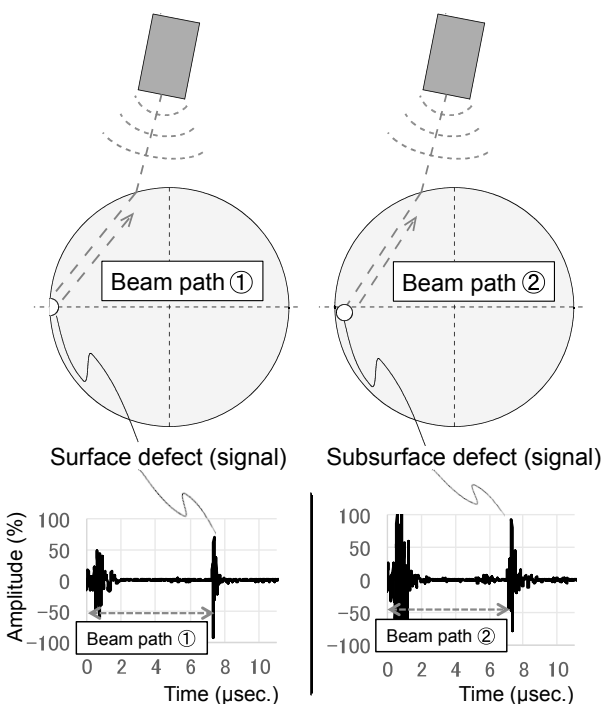


Fig. 2. Reflected echo from surface defect and subsurface defect.

## 2. フェーズドアレイ探傷技術

丸棒鋼の超音波探傷装置では、1980年代より探触子（プローブ）固定式、1980年代後半にはプローブ回転式が広く導入されてきたが、探傷速度と欠陥検出性能の両立が課題となっていた<sup>2)</sup>。2000年代より回転機構が不要で、電子的なフォーカスが可能なフェーズドアレイ探傷法式が導入されるようになってきた<sup>5)</sup>。フェーズドアレイ探傷法式の特徴として、多数の振動子が配列されたアレイプローブを使用し、個々の振動子を励振、受信するタイミングを制御することで、焦点を任意の位置に結ぶことができる。この特徴により、水浸法で斜角探傷を実施する際、丸棒鋼内部への屈折角度（きずへの入射角度）を自由に設定することができる（Fig. 3）<sup>1), 6)</sup>。今回、フェーズドアレイ探傷法式による、表面きずと表皮直下きずの弁別技術開発に着手した。

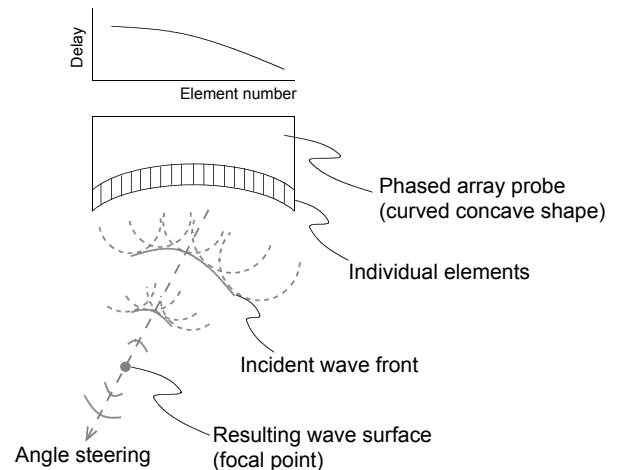


Fig. 3. Focusing principle of angle beam.

## 3. 開発目標

### 3. 1 検出対象

表面きずと表皮直下きずを弁別するにあたり、基礎的な評価を行うため人工きずを対象とした。表面きずはカキきずを想定した丸溝形状とし、表皮直下きずは横穴（Side Drill Hole：SDH）とした。Fig. 4に示すとおり丸溝と横穴の曲率を同じにするため、半径R0.15 mmに揃えた。そして、鋼種は高いSN比（Signal Noise Ratio）で評価するために、超音波の減衰が少ない機械構造用炭素鋼とした。

### 3. 2 開発目標

開発目標は、3. 1節で述べた2種類の人工きずを弁別する手法を開発し、その手法を用いて実際の検査ライ

ンで稼働する超音波探傷設備へ適用することである。また、実際の検査ラインで検出される自然きずは、人工きずのように定まった形状をしていないため、弁別精度の悪化が懸念される。そこで、恣意的に自然きずが発生しやすい条件で黒皮表面肌を機械構造用炭素鋼を製造し、精度検証の対象とした。

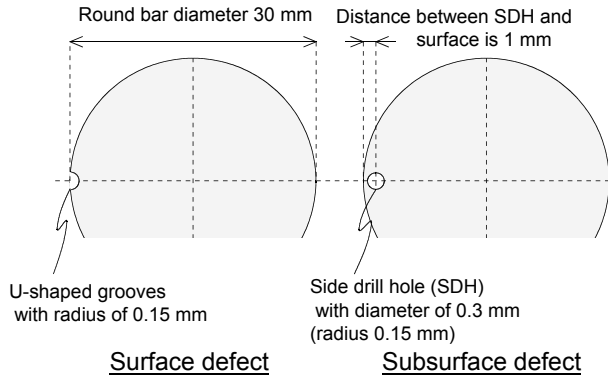


Fig. 4. Artificial defects in U-shaped grooves and side drill hole.

### 3. 3 テスト環境

Fig. 5 のように、丸棒鋼に対しサークル型アレイプローブを配置し、水浸法にてデータを取得した。また、各種探傷条件は Table 1 に示す。アレイプローブの仕様は検出能、減衰、グレーティングローブの発生を考慮して製作した<sup>1), 6) ~ 7)</sup>。

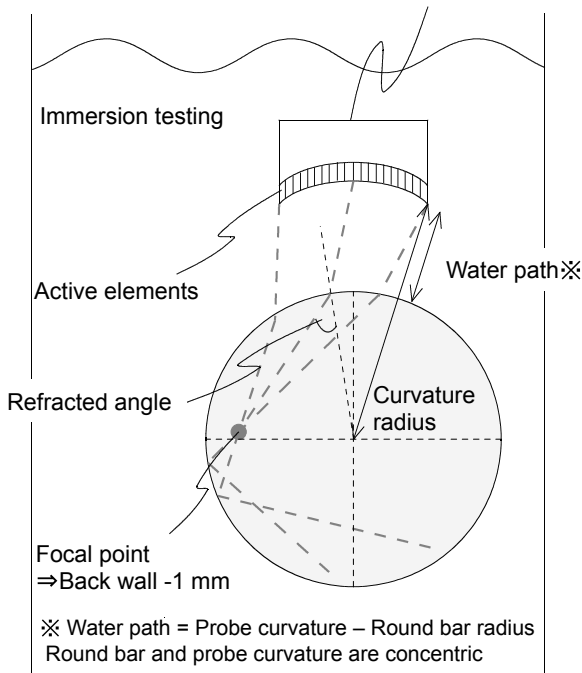


Fig. 5. Positional relationship between round bar, phased array probe and focal point.

Table 1. Test conditions.

Item		Target
Phased array probe	Form	Curved concave
	Center frequency (-6 dB)	7 MHz ± 10 %
	Elementary pitch	0.6 mm
	Mechanical focusing (radius of curvature)	62.5 mm
	Width of elements	15 mm
Focal law	Refracted angle	26-52 degrees
	Number of active elements	32 ch
	Focus position	1 mm from back wall

## 4. 開発内容

本章では、以下の開発内容について紹介する。

- ①入射角度の違いを利用した弁別技術
- ②位相反転を利用した弁別技術
- ③ディープラーニングによる弁別技術

### 4. 1 入射角度の違いを利用した弁別技術

文献<sup>1), 8)</sup>によると、表面きずと表皮直下きずでは、超音波の入射角度（きずへの屈折角度）によって、それぞれ異なる位置に反射強度のピークを持つことが知られている。そこで、今回製作した人工きずを用いた実験結果を Fig. 6 に示す。

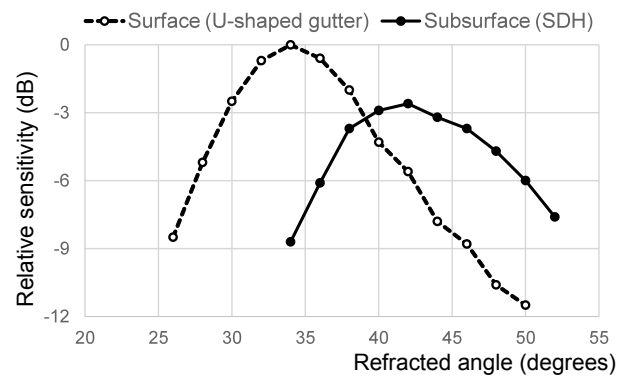


Fig. 6. Results of shear wave refraction angle vs. reflection intensity.

反射の原理としては Fig. 7 のように、表面きずの場合は、丸棒鋼の側面と表面きずの間で2回反射が起きて超音波が返ってくるが、表皮直下きずの場合は、直接反射で超音波が返ってくる。このことから文献<sup>1)</sup>では、横波屈折角度（きずへの入射角度）における反射強度の関係を超音波が斜めに入射する際の音圧反射率から裏付けている<sup>4), 6)</sup>。

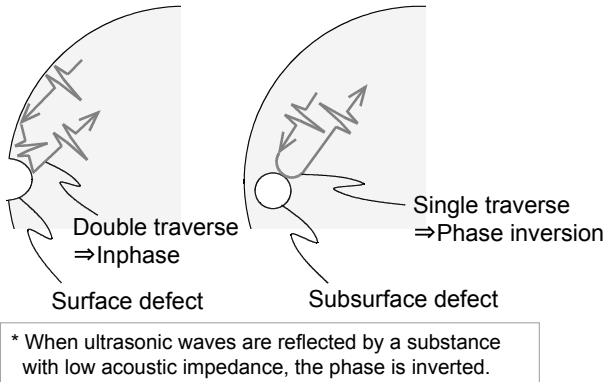


Fig. 7. Propagation path estimation of subsurface defect and surface defect, and changes in ultrasonic phase.

### 4. 2 位相反転を利用した弁別技術

他の超音波探傷技術による弁別手法として、きずからの反射エコーの位相変化に着目した方法がある<sup>9)</sup>。前節と同様に、表面きずと表皮直下きずの反射回数の違いにより超音波波形の位相が反転することに注目している。超音波は音響インピーダンス（密度と音速の積）の異なる物質に入射した際に反射と透過が起きる。そして、反射した超音波は圧電素子で受信され、電圧波形としてオシロスコープで表示される<sup>4)</sup>。この時、鋼に対して音響インピーダンスが小さい物質に当たったとき、超音波の位相は反転することが知られている<sup>10), 11)</sup>。

これを応用すると、鋼材中で伝播する超音波が音響インピーダンスの小さい空気や水によって反射した場合、超音波の位相は反転する。つまり、表面きずの場合は、丸棒鋼の側面と表面きずで反射が2回起きるため位相も

2回反転する。よって、元の位相に戻る。一方、表皮直下きずは直接反射（1回反射）であるため、位相は反転する（Fig. 7）。

ここで Table 2 に人工きずによる探傷結果を示す。表面きずはマイナス側の信号強度が高いのに対し、表皮直下きずはプラス側の信号強度が高く、位相が反転していることがわかる。

### 4. 3 シミュレーションによる検討

①入射角度の違いを利用した弁別技術、②位相反転を利用した弁別技術について紹介したが、実際の製造現場で検出される自然きずを対象としたとき、以下の問題点が挙げられる。

(1) 直接反射と2回反射が入れ替わる

例えば深く大きな表面きずがあった場合、直接反射となり表皮直下きずと誤判定してしまう。反対に、表面に極めて近い位置の表皮直下きずがあった場合、2回反射となり表面きずと誤判定してしまう。

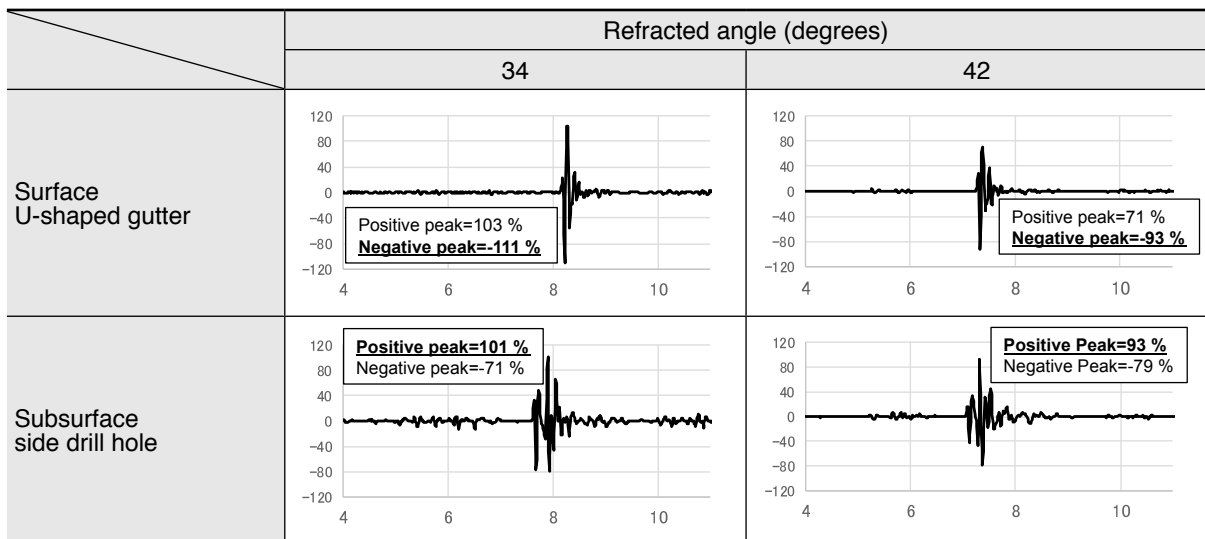
(2) 表皮直下きずの物性値が不明

前節の人工きずは、音響インピーダンスが小さい空隙を想定したが、表皮直下の自然きずにおいては音響インピーダンスが大きい物性値をもつ介在物の可能性がある。この場合、位相が反転し表面きずと同位相となるため誤判定する。

(3) その他の要因

その他の要因として、きずの傾きにより超音波のモード変換が起きることや、物質の境界条件によっても見かけ上の位相が変化することなどが挙げられる<sup>4), 12)</sup>。

Table 2. Inspection results of in-phase and phase inversion.



X-axis: Time from the surface (μsec.), Y-axis: Amplitude (%)

(1) ~ (3) は、①入射角度の違いを利用した弁別技術、②位相反転を利用した弁別技術において誤判定の要因となる。これら誤判定要因の検証にあたり、すべての条件の人工きずを製作することは難しい。そこで、市販のシミュレーションソフト (CTC 製: ComWAVE) を用いて、二次元解析を行った。ここでは (1) と (2) を対象としたきずを模擬したシミュレーションモデルとその結果を Fig. 8 および Fig. 9 に示す。Fig. 8 では、直接反射となるように深い表面きずを模擬したところ、表皮直下きずと同位相となり誤判定となった。また Fig. 9 では、音響インピーダンスが高い物性値 (例えばモリブデンやタングステンなど) の位相を確認したところ、空隙の位相と比較して位相が反転した。

このように、形状や物性値がわからない自然きずを弁別するときは、誤判定のリスクが残存する。

#### 4. 4 自然きずによる誤判定の実例

形状や物性値がわからない自然きずの弁別精度を評価するため、恣意的に自然きずを発生しやすい条件でサンプルを作製した。そして、斜角探傷により検出されたきずサンプルを採取し、その他の表面きず検査手法や目視で確認できたサンプルを表面きずとラベル付けした。一方、表面きずを確認できなかったサンプルを表皮直下きずとラベル付けした。

自然きずの誤判定例として、②位相反転を利用した弁別技術の結果を Table 3 に示す。実際の検査ラインへ本技術を適用するためには、誤判定を少なくすることが重要であり、それが高い検査技術力や品質保証力の裏付けとなる。

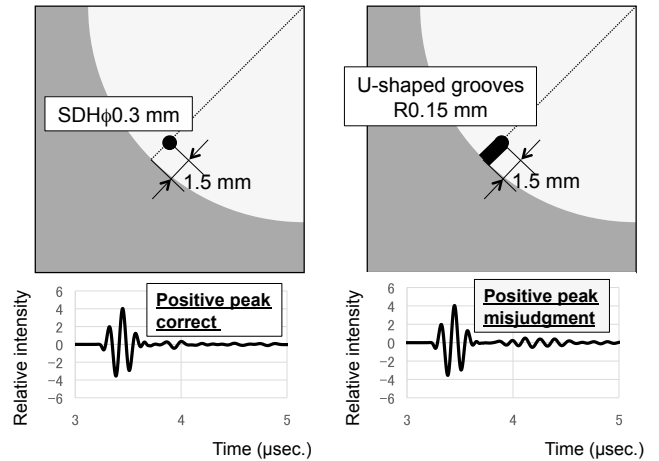


Fig. 8. Simulation misjudgment result of different shapes.

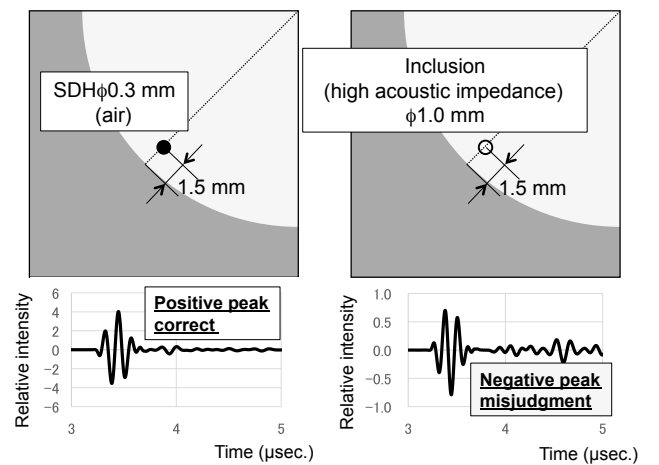


Fig. 9. Simulation misjudgment result of difference in physical characteristics.

Table 3. Misjudgment results of phase inversion method.

	Correct	Misjudgment
Surface natural defect		
Subsurface natural defect		

X-axis: Time from the surface (μsec.), Y-axis: Amplitude (%)

## 4. 5 ディープラーニングによる弁別技術

前述の超音波探傷技術のアプローチでは、自然きずの弁別において誤判定のリスクが残る。そこで近年注目される機械学習の適用可否を検討することとした。機械学習は人間が与えたデータをもとに、コンピュータが学習し、予測や判断をする技術である<sup>13)</sup>。中でも、機械学習の1つであるディープラーニング（深層学習）は、人が思いつかないルールやパターンを見つけ出すことができることから、複雑な鉄鋼生産プロセスへ適用するための検討が進められている<sup>14), 15)</sup>。

ここで、ディープラーニングの手法である畳み込みニューラルネットワーク（CNN：Convolutional Neural Network）の概念図をFig. 10に示す。CNNは、中間層に畳み込み層とプーリング層を有しており、畳み込み層では、きずの特徴を学習したフィルタにより畳み込むことで、きずの弁別に必要な特徴量を抽出する。そして、その特徴量をプーリング層にて圧縮することで、きずの特徴を残しつつ変動に強い弁別が期待できる<sup>13)</sup>。

### 4. 5. 1 自然きずデータセット

ディープラーニングを適用するに当たり、Table 4に示す超音波波形のデータセットを使用した。データセットは、学習用、検証用、テスト評価用に分割し、モデルの学習は学習用データセットを用いて、検証用データセットの弁別誤差が十分に小さくなるまで学習を繰り返した。そして、学習したモデルの精度確認は、学習時に未使用のテスト評価用データセットを使って、弁別精度を検証した。今回、表面きずは、丸溝形状に近い長手方向に連続した直線状きず（カキきず）のデータを採用することとした。

なお、学習モデル構築についてTable 5に示す。詳細については省略するが、文献<sup>16)~18)</sup>を参考にモデル構築を行った。

Table 4. Dataset.

Dataset numbers	Train	Validation	Test	Total
Surface defect (liner scratch)	3320	1085	1108	5513
Subsurface defect	1390	485	462	2337
Total	4710	1570	1570	7850

Table 5. Calculation conditions.

Calculation conditions	
Model	1D-CNN (from scratch)
Optimizer	Adam (lr = 0.001, $\beta_1 = 0.9$ , $\beta_2 = 0.999$ , $\epsilon = 1e-08$ )
Loss function	Focal loss ( $\gamma = 2$ , $\alpha = 0.25$ )
Data size	100×1 (normalizing peak amplitude)
Batch size	128

### 4. 5. 2 弁別精度評価

ディープラーニングの精度検証については、アルゴリズムの挙動を制御するハイパーパラメータ（学習率、バッチサイズなど）の初期値を変化させて、正解率が高くなった学習モデルを採用した。そのときのディープラーニングによる判定結果を混同行列としてTable 6に示す。

データ全体の数が1570に対して、正解数1107+455=1562（正解率99.5%）、誤判定数1+7=8（誤判定率0.5%）と良好な結果となった。この結果より、

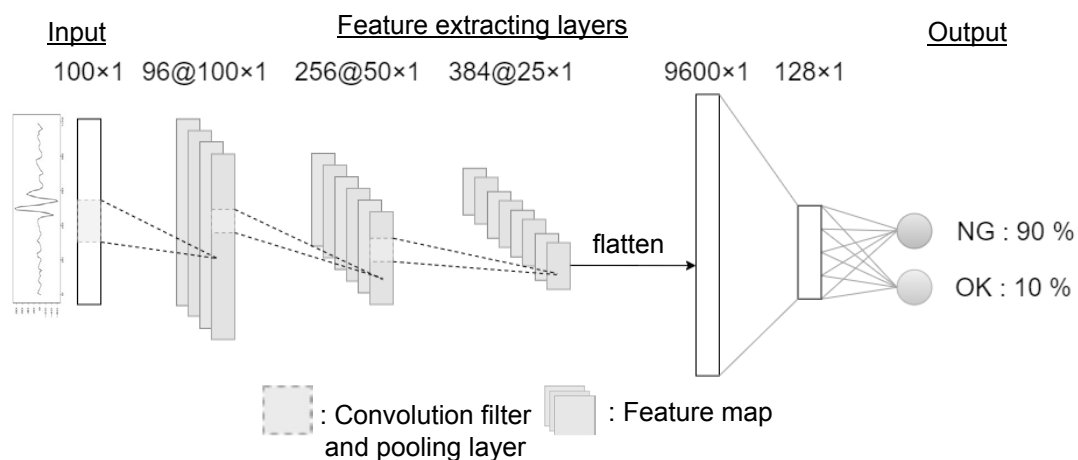


Fig. 10. Conceptual diagram of One-dimensional Convolutional Neural Network (1D-CNN).

ディープラーニング (1D-CNN) の有効性を確認した。

Table 6. Evaluation results by deep learning judgement.

Test data numbers: 1570		Predicted values	
		Surface defect	Subsurface defect
Actual values	Surface defect (liner scratch)	1107 Correct 99.9 %	1 Misjudgment 0.1 %
	Subsurface defect	7 Misjudgment 1.5 %	455 Correct 98.5 %

### 4. 5. 3 きずの形状違いによる評価

次に前述で学習したモデルを使って、形状が異なる表面きずの分類精度を検証した。学習モデルの生成には、長手方向に連続した直線状きず(カキきず)を使ったが、ここでのテスト評価用は、長手方向に連続する表面に露呈した割れ(表面割れ)と、表面が部分的に剥げかけたラップ状のきず(へげきず)を用いた<sup>19)</sup>。その結果を Table 7 に示す。

この結果から、誤判定率が表面割れ 13.1 %、へげきず 56.4 % となり、学習モデルの生成に使用していないきず種類については、誤判定率が大幅に増加した。

Table 7. Judgment results of surface defects with different shapes.

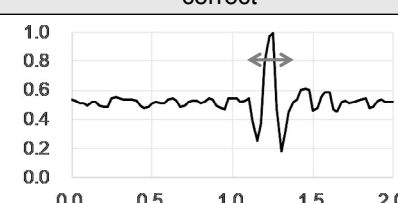
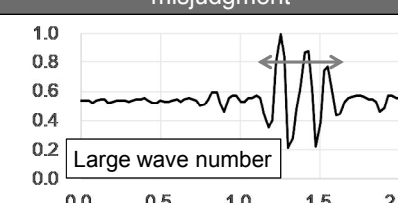
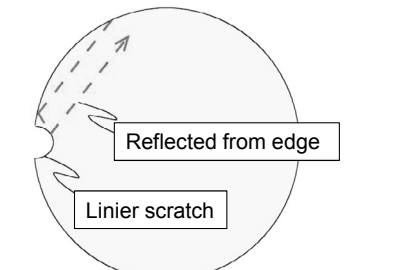
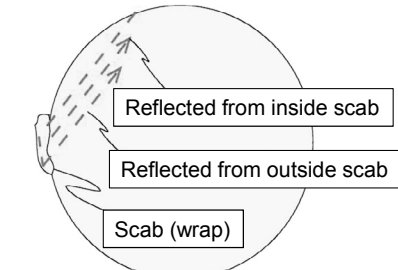
Data numbers Surface crack=459 Scab=267		Predicted values	
		Surface defect	Subsurface defect
Actual values	Surface defect (surface crack)	399 Correct 86.9 %	60 Misjudgment 13.1 %
	Surface defect (scab)	116 Correct 43.4 %	151 Misjudgment 56.6 %

### 4. 5. 4 考察

前節では、表面きず(へげきず)の多くを表皮直下きずと誤判定した。その波形例を Table 8 に示す。誤判定したへげきずの波形は、表面きず(カキきず)を表面きずと正しく弁別した波形に比べて波数が多い。これはへげきずが、部分的に剥げかけたラップ状の表面きずであるため、きずの内側と外側からの反射により波数が多くなると推定される。今回、ディープラーニングの学習モデル生成には波数の少ないカキきずのみを採用したため、波数の多いへげきずを誤判定したと考えられる。

改善案としては、さまざまな種類のきずを学習に加えることで、ディープラーニングの弁別精度向上が期待できる。

Table 8. Example of misjudgment by trained deep learning model.

Actual values	Surface defect (liner scratch)	Surface defect (scab)
Predicted values by deep learning	Surface defect correct	Subsurface defect misjudgment
Waveforms X-axis: Relative time (μsec.) Y-axis: Relative intensity		
Predicted beam path		

## 5. 結 論

本稿では、丸棒鋼表面きずと表皮直下きずの弁別技術について、以下の開発内容を紹介した。

①入射角度の違いを利用した弁別技術

②位相反転を利用した弁別技術

③ディープラーニングによる弁別技術

そして、①と②については、誤判定のリスクについてシミュレーションによる検証を行った。

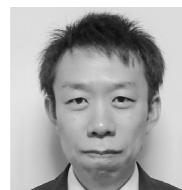
(1) 直接反射と2回反射が入れ替わるケース

(2) 表皮直下きずの音響インピーダンスが高いケース  
最後に、近年注目されている③ディープラーニングによる弁別技術についても検討し、表面きず（カキきずのみ）と表皮直下きずによる評価結果は、正解率99.5%の見込みを得た。一方で、学習のモデル生成に使用していない表面きず（表面割れ、へげきず）を評価したところ、誤判定のおそれがあることがわかった。

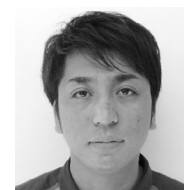
これらの表面きずと表皮直下きずの弁別技術開発は、実用化へ向けて継続中であり、製品検査への適用を目指している。

### (文 献)

- 1) 森大輔, 兼重健一: 電気製鋼, **83**(2012), 97.
- 2) 澤清和: 特殊鋼, **60**(2011), **3**, 27.
- 3) 小林敏郎: 山陽特殊製鋼技報, **11**(2004), 61.
- 4) 日本非破壊検査協会: 超音波探傷試験Ⅲ, 2017.
- 5) 田中洋次, 市川宏, 木村友則, 鈴木宣生: 第19回超音波による非破壊評価シンポジウム講演論文集, 2012, 1.
- 6) Olympus NDT: Introduction to Phased Array Ultrasonic Technology Application, 2005, 113.
- 7) 森大輔, 佐古崇, 三ツ橋宗宏, 札本峻嗣, 前田和明: 第20回超音波による非破壊評価シンポジウム, 2013, 131.
- 8) 大同特殊鋼(株): 特許第 5750989号(2015).
- 9) 大同特殊鋼(株): 特許第 6446888号(2018).
- 10) Joseph L. Rose: Ultrasonic Waves in Solid Media, Cambridge University Press, 1999, Ch. 4.
- 11) Lester W. Schmerr Jr.: Fundamentals of Ultrasonic Nondestructive Evaluation, Plenum Press, 1998, Ch. 6.
- 12) 村井純一, 井田隆志, 白岩俊男: 非破壊検査, **47**(1998), 498.
- 13) 森大輔, 湯藤隆夫, 岡本有史: 電気製鋼, **90**(2019), 53.
- 14) 足立悠: 初めての TensorFlow, リックテレコム, 2017.
- 15) 中川繁政, 吉沢一郎: ふえらむ, **23**(2018), 713.
- 16) 斎藤康毅: ゼロから作る Deep Learning, オライリージャパン, 2016.
- 17) Diederik P. Kingma, Jimmy Lei Ba: International Conference on Learning Representations, 2015, (arXiv: 1412.6980).
- 18) Tsung-Yi Lin, Priya Goyal, Ross Girshick, Kaiming He, Piotr Dollár: IEEE International Conference on Computer Vision, 2017, 2999.
- 19) 石川孝司: 電気製鋼, **76**(2005), 103.



森 大輔



石谷和典



野崎航平



吉田たける