

# AI 活用による軽量ロボット部材の開発支援

Development of AI method to support manufacturing of lightweight parts

いわき技術支援センター 機械・材料科 穴澤大樹  
技術開発部 工業材料科 工藤弘行 矢内誠人

部材の製造や開発にかかるコストを低減する手法として、AI 技術による強度特性予測が活用できないか検討した。日常的に管理している製造データを集積してデータベースを作成し、AI 技術による解析を行ったところ、欠損値補完や外れ値削除等のデータ前処理を適切に行うことで製造データからでも強度予測ができることが分かった。また、金属組織観察により得られたデータを用いることでさらに高い精度で強度予測ができることが分かった。

Key words: AI、アルミ鋳物、特性予測

## 1. 緒言

福島県では2018年にロボットテストフィールドの運用が始まり、ロボット産業のさらなる集積が期待されている。しかし、多くの中小企業においては、軽量高強度の部材開発や製造条件の最適化にかかるコストの面から参入は難しい。そこで、AIやビッグデータ解析技術により製品の強度評価を効率化することで、ロボット産業への参入支援につなげることを目標として、本研究に取り組んだ。

AI技術は様々な分野において有効性が確認されているが、その多くが研究機関や大企業での取り組みであり、材料開発を目的に利用されている。一方、中小企業単独ではデジタル人材の不足や初期投資のハードルが高いため技術導入があまり進んでいない。また、中小企業においてはAI技術の活用先として、材料開発ではなく品質管理や工程改善への期待が大きいことから、製造条件や材料組織データからの強度予測に取り組むこととした。

## 2. 実験

### 2. 1. 材料データベース作成

本研究は、昨年度取り組んだ「AI・ビッグデータ解析を活用した軽量ロボット部材の開発支援」<sup>1)</sup>に続くテーマである。昨年度の結果から、製造データだけではなく、金属組織観察等により得られた材料データを用いることで強度予測精度が向上することが分かった。そこで、本研究ではボイドやSi相といった材料データの集積を行うことで強度予測精度の向上を図った。

本研究で対象とする材料はアルミ鋳造材として一般的に使用されているAC4C合金とした。鋳造品は凝固速度に代表される製造条件によって内部組織が大きく変化し、機械的特性はこの内部組織によって決

定される。図1に凝固速度によって変化する組織の模式図を示した<sup>2)</sup>。

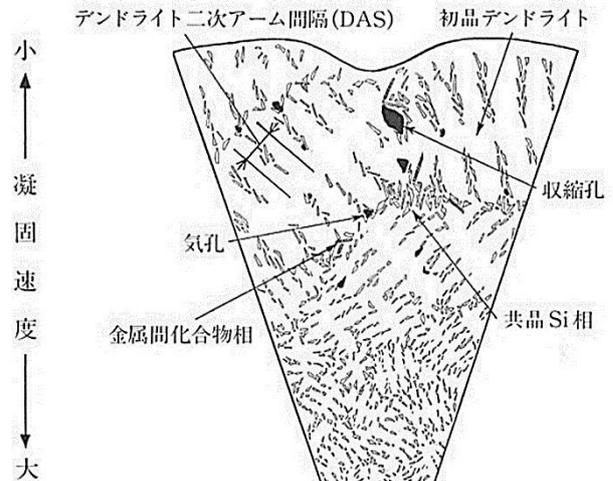


図1 AC4C合金の凝固組織に及ぼす凝固速度の効果を表す模式図<sup>2)</sup>

材料データを集積する上での課題は、各因子をどのように定量化するのにかである。アルミ鋳造合金の組織の指標として一般的に用いられるDAS値（デンドライトアームスペーシング値）は、測定手法が確立されている<sup>3)</sup>。一方で、Si相やボイドについては統一的な測定手法は確立されておらず、これらの面積や長さ、針状率、個数等のいずれを入力因子とすべきか検討する必要がある。そこで、これらが強度に与える影響について検討を行い、AIへの入力因子を決定した。

DAS値とSi相の測定は、強度試験後のサンプルを適切な大きさに切断後、樹脂包埋、研磨を行い、金属顕微鏡にて撮影した組織観察写真から測定を行った。この時、必要に応じてエッチングを行った。DAS値の測定にはDAS測定ソフト「Quick Grain DAS」を用い、Si相の測定には画像処理ソフト「WinROOF」を用いた。図2、3に測定画面の例を

示す。

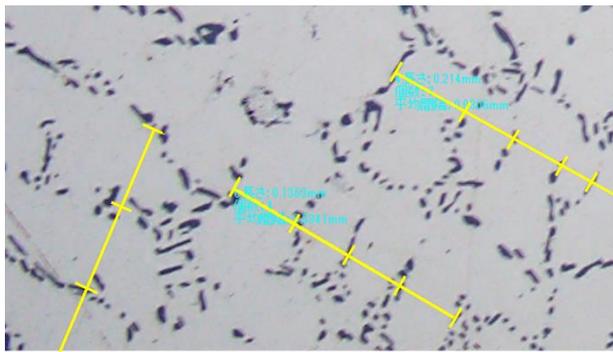


図2 DAS値測定画面例

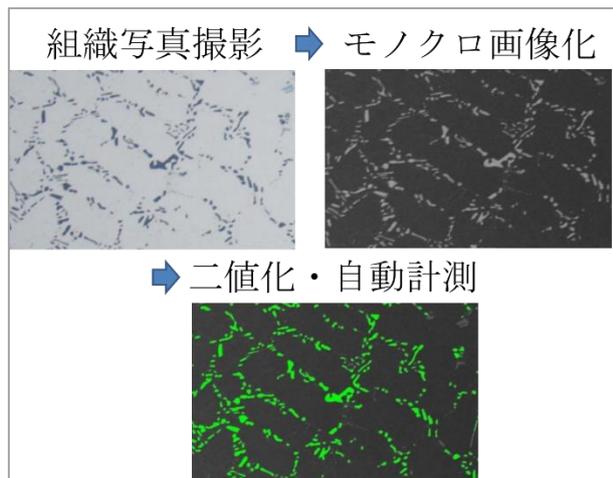


図3 Si相測定画面例

ポイドについては強度試験前後の試料をX線CTスキャナにより観察し、亀裂進展に影響するポイドの因子を特定しようと試みた。また、併せて断面組織観察も行い、亀裂が試料中のどこを經由しているのか確認を行った。

強度は引張試験によって測定を行うことが一般的だが、本研究では切り欠き曲げ試験<sup>4)</sup>により測定した。試験片の形状を図4に示す。試験片寸法が引張試験片に比べて小さく大量に試験片を得ることができるため、データベース化に適した試験法であると考え採用した。また、試験領域が微小であるため、CT観察や断面観察による評価を行いやすいという利点もある。塑性変形が少ない材料では切り欠き曲げ強度から引張強度の算出を行うこともできる。

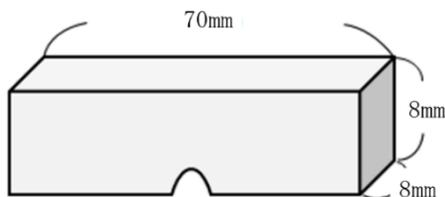


図4 切り欠き曲げ試験片形状

## 2. 2. AI 技術による強度予測モデル作成

強度予測モデルの作成にはニューラルネットワーク解析ソフト「NeuralWorks Predict」を用いた。ニューラルネットワーク構造の概略を図5に示す。入力と出力の間に中間層を導入して、出力が実験結果に近づくように中間層のパラメータを調整し、予測モデルを作成するという構造が特徴である<sup>5)</sup>。ニューラルネットワークの一部のパラメータは人手での調整が必要となるが、「NeuralWorks Predict」では、いくつかの項目を設定すると自動でパラメータの調整が行われる。

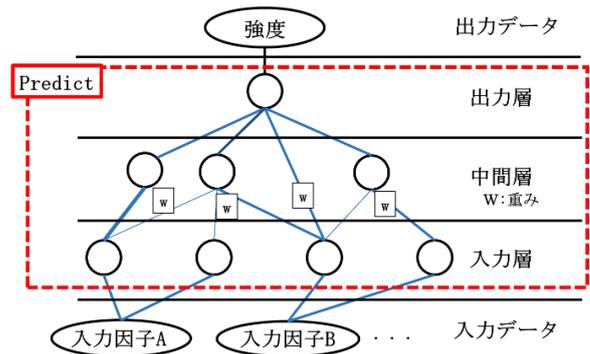


図5 ニューラルネットワーク構造概略

予測モデルは製造データベースと材料データベースの2通りを作成した。製造データベースは昨年度集積した600程度のデータを使用した。使用した製造データベースは注湯温度、合金成分9種(A~I)及び冷却速度である。材料データベースは本研究で新たに集積した50程度のデータを使用した。なお、使用するデータは欠損値の補完や外れ値の削除等の前処理を行った。

予測結果の評価は、表1に示した指標によって行った。

表1 評価指標

評価指標	説明
R	実測値と予測値の線形相関値
Avg. Abs.	実測値と予測値の絶対誤差平均値
Max. Abs.	実測値と予測値の絶対誤差最大値
Accuracy (○%)	実測値との誤差が○%以内の予測割合

## 3. 結果および考察

### 3. 1. 材料データベース因子の検討

表2にDAS値及びSi相と切り欠き曲げ強度の相関係数を示す。相関値の絶対値が0.3以上の値を示していれば、入力因子として用いることで予測精度の向上が期待できる。表2から、DAS値やSi相に係する項目の多くは強度と高い相関が認められるため、入力因子として用いることが望ましい。

表2 DAS値及びSi相と切り欠き曲げ強度の相関係数

入力因子	相関係数
Si個数合計	0.70
Si方位角	0.68
Si針状比	-0.40
Si絶対最大長	-0.57
Si面積平均	-0.58
DAS値	-0.72

ボイドについて、図6に正面と斜めから撮影したX線CTスキャナによる観察結果を、図7に亀裂進展部の断面組織写真を示す。図6から亀裂の発生と進展はボイドの有無にかかわらず発生していることが分かった。図7では、切り欠き部近傍にボイドが見られるが、亀裂はボイドを経由することなくSi相に沿って進展していることが確認できる。

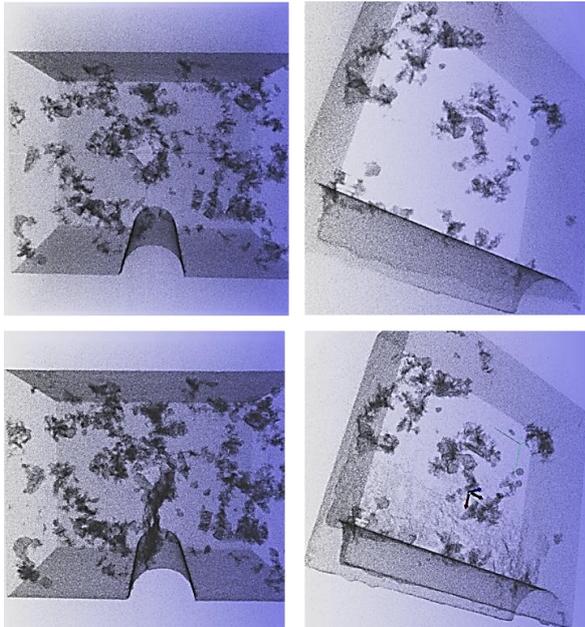


図6 X線CTスキャナによる亀裂進展観察結果  
(上段：強度試験前、下段：強度試験後)

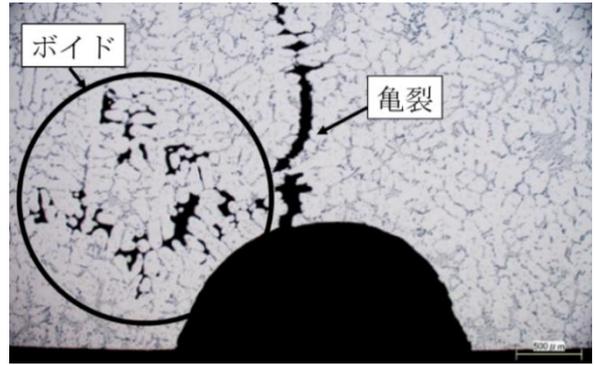


図7 亀裂進展部断面組織写真

ボイドは疲労強度や衝撃強度を低下させることが知られているが、これは、応力集中源としてのボイドの働きによるところが大きい<sup>6)</sup>。切り欠き曲げ試験では切欠き曲率寸法(1mm)が、ボイドの寸法と同等以上であるため、応力集中源としての働きが弱められ、ボイドが破壊に影響していないと考えられる。

以上の結果から、材料データベースの因子は強度との相関が高いDAS値とSi相とし、ボイドは除外することとした。

### 3. 2. AIによる予測結果

表3、図8、9に予測結果を示す。表3の左列が製造データからの予測結果、右列が材料データからの予測結果である。結果から、製造データからの予測でも高い相関が見られ、材料データからはさらに高い精度で強度予測が可能であることが分かった。

表3 予測結果

	製造データ	材料データ
R	0.92	0.97
Avg. Abs. [MPa]	18.4	12.7
Max. Abs. [MPa]	89.9	46.7
Accuracy (20%)	0.94	1.00
Accuracy (10%)	0.72	0.93

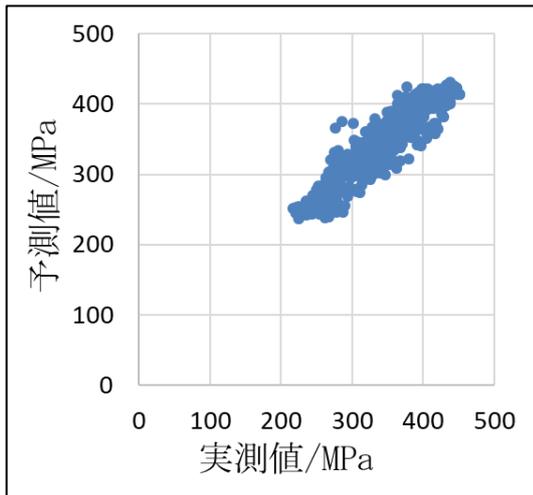


図8 製造データによる予測結果

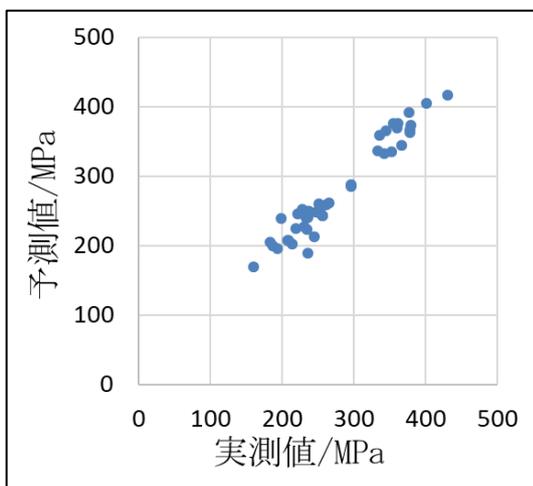


図9 材料データによる予測結果

製造データにおいては昨年度集積したデータを使用した。欠損値の補完や外れ値の削除等のデータ前処理によって大きく精度が向上することが確認できた。一方、材料データによる予測に比べて予測精度は低くなっていることも確認できる。この原因の一つとして、数値管理できていない暗黙知があるためと考えられる。AIやIoT技術を活用してこれらの暗黙知を数値化し<sup>7)</sup>、データベースとして活用できるようにすれば、さらなる予測精度向上が期待できる。

材料データからは高い精度で強度予測ができるため、この技術を用いることで定形試験片が採取できない実製品の強度を評価することができると考えられる。これは、通常用いられている別鑄込み試験片による評価よりも信頼性が高いと考えられ、特に大型鑄造品の付加価値を高めることができる。

図10、11には、感度分析結果の平方値を示した。これは、各因子が切り欠き曲げ強度の予測結果に与える影響を可視化したものである。図10から、

成分D及び冷却速度が大きく強度に影響していることが分かる。図11からは、DAS値の影響が最も大きく、次いでSi相の長さ、個数、面積率となっている。これらの結果はこれまでの材料科学的な知見と矛盾せず、おおよそ妥当な予測モデルを作成できたと考えられる。

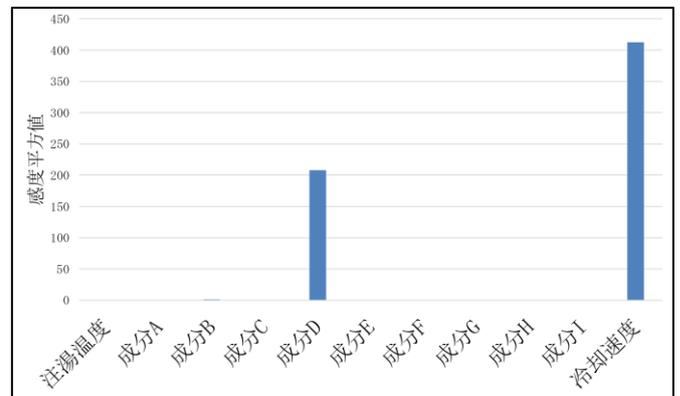


図10 製造データの感度分析結果

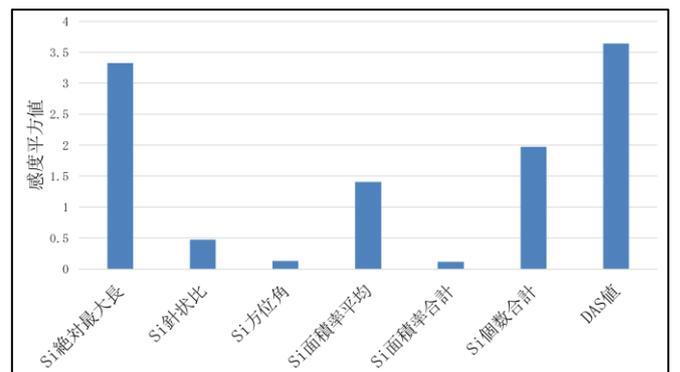


図11 材料データの感度分析結果

以上の結果から、この技術を活用することで製造や開発にかかるコスト低減や製品の付加価値向上が期待できる。ただし、注意すべき点として、これらの予測結果はAC4C合金という特定の材種における切り欠き曲げ強度の予測結果であることが挙げられる。今後、様々な材種において疲労強度や衝撃強度や伸び等、製品として求められる機械的特性も同様に予測できるか検証を行う必要がある。また、実証試験を通してデータベースや予測モデルの妥当性について検証し、継続的に改善していくことも必要である。

#### 4. 結言

AI技術による製造データ及び材料データからの強度予測を行い下記の知見を得た。

- ・切り欠き曲げ強度は、DAS値やSi相と強い相関が認められる一方で、ボイドの影響は少ないことが分

かった。

・欠損値補完や外れ値削除等のデータ前処理を行うことで、製造データを用いた予測の精度を向上させることができた。より高い精度での予測を行うためには、製造工程上で数値管理されていない暗黙知をデータベース化する取り組みが必要である。

・材料データを用いることで高い予測精度を得ることができた。この技術を活用することで製造や開発にかかるコスト低減や製品の付加価値向上が期待できる。ただし、今回は切り欠き曲げ強度の予測であり、他の特性においても同様の予測が可能か検討する必要がある。

## 謝辞

本研究において、サンプルやデータの提供を始め、ご協力を賜りました株式会社ミウラ様に感謝いたします。

## 参考文献

- 1) 穴澤大樹, 工藤弘行, 矢内誠人. AI・ビッグデータ解析を活用した軽量ロボット部材の開発支援. 令和2年度福島県ハイテクプラザ試験研究報告, (2020), pp. 17-20.
- 2) 小林俊郎. アルミニウム合金の強度. 第一版, 株式会社内田老鶴圃, 2001年, p. 198. ISBN 4-7536-5503-2
- 3) 軽金属学会 鑄造・凝固部会. デンドライトアームスペーシング測定手順. 軽金属, 1998年, Vol. 38(1), pp. 54-60.
- 4) 工藤弘行. 画像解析を活用したアルミ鑄造製品の実体強度評価. 平成28年度福島県ハイテクプラザ試験研究報告, (2017), pp. 1-5.
- 5) 吉田隆. しなやかで強い鉄鋼材料. 初版, 株式会社エヌ・ティー・エス, 2016年, pp. 173-183. ISBN 978-4-86043-453-3
- 6) 小林俊郎, 新家光雄. アルミニウム合金鑄物の破壊じん性と疲労特性. 軽金属, 1991, p. 402.
- 7) 菅野利猛. 特集, 鑄造分野におけるIoTとAIの現状と活用事例:鑄造における暗黙知へのIoTとAIの活用事例. 鑄造工学, 2020年, Vol. 92, No. 8, pp. 402-407.