

過去実績に基づく鋳鍛個品の類似度算出手法の検討

佐藤 将吾[†] 佐々木 紀廣[‡] 渡邊 真也[§]
室蘭工業大学[†] ソフトウェア技術[‡] 室蘭工業大学[§]

1 序論

鋼の塊に対してロールで伸ばす“圧延”，型で鋳固める“鋳造”，プレス機で圧力を加え成形する“鍛造”等の処理を施した製品は，一般に鋳鍛鋼品と呼ばれる．大型鋳鍛鋼品は多くの場合「一点物」であることが多く，そのための費用見積もり，製造工程の見積もりには技術者が膨大な時間をかけて行う必要がある．この問題は単に人的コストの問題に限らず，費用見積もりにかかる時間による機会損失，属人的な見積もりノウハウの伝承の難しさなど多方面に影響しており，メーカーにおいて問題となっている．

本研究ではこの見積りをシステム化するための第一歩として，新規案件に対する過去実績類からの類似品の自動算出を試みた．

2 鋳鍛鋼品の製造と見積業務

鋳鍛鋼品とは，金属を型で鋳固める鋳造，圧力を加えて成形する鍛造等の工程を経て作成される金属製品の事である．鋳鍛鋼品の中でも原子力発電所や火力発電所のタービンに用いられるローターシャフト等に代表されるような巨大な製品も存在し，その多くは量産体制の製造ではない，「一点もの」である事も多く，その都度，個別の見積業務が必要となる．この見積業務は，製造工程・処理工程に対する深い知識と

見積もりを算出するためのノウハウが複雑であるため，経験を積んだ熟練の技術者がある程度の時間をかけて人力で算出しており，大きな課題となっている．

熟練者による見積業務では，まず作成したい製品の大きさや概形の情報を基にして，過去に製造した類似品のデータを手作業で見つけ出し，探し出された類似品のデータを基にして製造にかかる時間や金額を類推する．この類似製品を探し出す際に何をもって類似しているか見做すのかは技術者の暗黙知となっており，見積業務を行う上での障害の一つとなっている．

本研究では暗黙知となっている類似判断をできるだけ高精度で模倣し，自動化する事を目指す．

2.1 類似探索自動化における課題

単に形状のみに基づいた画像マッチング手法の高精度化 [1] や人間の主観に適応した検索を行う試み [2] はなされてきているものの，技術者の方が類似非類似を判断するうえで形状類似性と数値データ上の類似性双方を参考に行っているが明確なルールや基準は存在しない．

3 類似品探索

本研究ではより精度の高い類似探索を実現するため，2つの異なる方針に沿って類似度定義をそれぞれ作成し，その有用性を比較した．2つの定義の概要について以下に示す．なお本章以降，類似品を探したい製品の事をターゲットと呼ぶ．

3.1 類似定義 1

どのような手順で類似製品を探しているのかについて技術者の方からのヒアリングを行い，

Proposal of a similarity measure based on track records for steel forgings

[†] Shogo Sato, Muroran Institute of Technology

[‡] Norihiro Sasaki, Software Thchnology

[§] Shinya Watanabe, Muroran Institute of Technology

以下の手順で類似品を算出した。

1. ターゲットと完成重量の差分が 20% におさまっている製品を取得
2. ターゲットと比較対象間の形状類似に着目し、類似度が高い順にソートし、最終的な類似品を決定

人手による形状類似では、熟練者の経験に基づく見た目からの類似判定を行っているが、本研究ではそれをシステム上で自動算出する必要がある。そのため本研究では、形状類似を算出するため深層距離学習の1つである Siamese Network[3] を利用し類似度算出モデルを作成し、人の見た目による類似判定の代替として利用した。

上記の距離学習手法を用いることで、どのクラスにも属さない未知のデータが入力された場合でも特徴量同士の距離を求めることができ、類似していない製品がない場合でも（類似していないなりに）参考になるターゲットを見つけ出すことができると考えている。

3.2 類似定義 2

形状がどれだけ類似していないかの形状非類似度 S^{shape} 、数値データがどの程度類似していないかの数値非類似度 $S^{numerical}$ をそれぞれ算出し、それらを足し合わせることで総合的な類似度 S^{total} を判断する。本研究では、重みのパラメータである w_1, w_2, w_3 の推定に、ベイズ最適化 [4] を利用した。

$$S^{total} = w_1 S^{shape} + (1 - w_1) S^{numerical} \quad (1)$$

形状類似度に関して、上述の Siamese Network を用いた深層距離学習で導き出した距離 d を用いて、以下のように定義した。

$$S^{shape} = \frac{100^{2d}}{100} \quad (2)$$

数値類似度は以下のように定義した。

$$S^{numerical} = \begin{cases} 0 & \left(\frac{|p_{t1} - p_{c1}|w_2}{p_{t1}} \leq 0.1 \right) \\ \frac{|p_{t1} - p_{c1}|w_2}{p_{t1}} + \frac{|p_{t2} - p_{c2}|w_3}{p_{t2}} + \frac{|p_{t3} - p_{c3}|(1 - w_2 - w_3)}{p_{t3}} & \left(\frac{|p_{t1} - p_{c1}|w_3}{p_{t1}} > 0.1 \right) \end{cases} \quad (3)$$

表 1 上位 3 位までの再現度

類似度定義 1	46/90
類似度定義 2	65/90

p_n は製品の数値パラメータ

4 数値実験

技術者の方が作成した類似度表に記載のある 30 製品それぞれについて技術者の方が評価した上位 3 製品を順不同でどれだけ再現できたか確認 (表 1) する。

類似定義 1 に関しては再現したい類似品全 90 品のうち半分程度の再現度となった。

一方で類似定義 2 に関しては 65 の類似品を再現することができた。形状と完成重量以外のパラメータも全体的な類似判断の精度向上に寄与する可能性がある。

5 結論

2通りの類似定義を用いて類似品探索を試みた。

類似度定義 1 では技術者の方の判断を半分程度しか再現できない。精度向上には形状と完成重量以外の要素が必要である可能性がある。

一方で類似定義 2 は、十分とはいえないまでも類似定義 1 より技術者の方の判断に近い結果を導き出すことができた。

謝辞

本研究を遂行するにあたって、鉄鋼メーカー様に一部データの提供、アドバイスなど沢山のご協力をいただきました。ここに感謝の意を表します。

また、本研究は JSPS 科研費 20K11968, 20K04965, 21K12081 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 伊藤康一, 高橋徹, 青木孝文. 高精度な画像マッチング手法の検討 第 25 回信号処理シンポジウム
- [2] 栗田多喜夫, 下垣弘行, 加藤俊一. 主観的類似度に適応した画像検索, 情報処理学会論文誌, 1990
- [3] Iaroslav Melekhov, Juho Kannala, Esa Rahtu, Siamese network features for image matching,
- [4] 下山 翔, 野村将寛. ベイズ最適化における代理モデルの性能比較 研究報告バイオ情報学 (BIO) 2019-BIO-58 巻 7 号, 1-8p, 2019-06-10