

機械学習を活用した アーク溶接現象数法則式の導出と知識抽出

北野 萌 一*

モデルの単純化による知識抽出を試みた結果を報告する。

1. はじめに

アーク溶接現象は、mm～cm スケールで固相-液相-気相-プラズマの4つの状態が干渉し合う複雑な現象である。そのため、アーク溶接継手製作における施工条件(材質、溶接条件、継手形状等)と溶接継手特性(溶融部幅・深さ、熱影響領域の幅・深さ、溶接変形、残留応力、継手強度等)の間にある関係も複雑なものとなる。近年、このようなアーク溶接における複雑な入出力関係(施工条件-継手特性関係)を機械学習により整理して、継手特性予測モデルを構築することを目指した研究が進められている⁽¹⁾⁻⁽⁵⁾。これらの研究で構築された予測モデルを用いることで、予測対象の継手特性を比較的精度良く予測することが可能である。しかし、既存の機械学習法を用いた場合、得られる予測モデルは、入力出力に及ぼす影響を人が理解することが難しいブラックボックスモデルになるという問題がある。ブラックボックス化したモデルから得られる出力値は、その根拠を人が理解出来ないため、工業利用が難しい場合が多い。また、ブラックボックス化したモデルからは新たな知見を得ることができないため、研究用途としても利用が難しい。

近年著者らは、このような問題を解決するために、新たに定義されたニューラルネットワーク構造による学習(RF5法)⁽⁶⁾と、最小二乗近似とを組み合わせることで、入出力間の関係を、入力因子の影響がわかりやすい数式(以降、このような数式を数法則式と呼ぶ)として自動的に導出することが可能なLSRF5法(Least Squares-assisted Rule Extraction method Version 5)を提案した⁽⁷⁾。本稿では、提案したLSRF5法の概要を述べるとともに、LSRF5法によるモデル構築例を紹介する。さらに、構築モデルの応用方法として、

2. LSRF5法の概要⁽⁷⁾

LSRF5法では、まず斎藤らが提案したRF5法⁽⁶⁾による入出力関係の多項式近似を行い、その後、各項の係数および指数の簡略化、多項式の可読性向上のための最小二乗近似を行うことで、入出力間の関係を、入力因子の影響がわかりやすい数式として導出する。

RF5法では、入出力関係の多項式近似を行うために、 \mathbf{x} を n 次元入力ベクトル、 y を入力 \mathbf{x} に対する出力として、以下の式で表される図1の構成の3層ニューラルネットワークを学習する。

$$y = \sum_{i=1}^h c_i \exp\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} \ln(x_j)\right) + c_0 \quad (1)$$

ここで、 h 、 w_{ij} 、 c_i 、 c_0 はそれぞれ中間ユニット数、全入力ユニットと中間ユニット i との結合重み、全中間ユニットと出力ユニットとの結合重み、出力層のバイアスである。ニューラルネットワークの学習は、 h を決定した後に、 \mathbf{x} に対して式(1)から得られる y と真の出力値との差を最小化することを目指して、 w_{ij} 、 c_i 、 c_0 を最適化することで行われる。ただし、必要であれば適当な値を各入力ベクトルの要素に加えることとして、 $x_j > 0$ とする必要がある。また、学習のためには、種々の入力に対する真の出力値(実験値等)を入出力関係データベースとして取得しておく必要がある。さて、式(1)は \exp および \ln を消去する様に展開すると、定数項と指数が付いた入力同士の積の和から成る、

$$y = \sum_{i=1}^h c_i \prod_{j=1}^n x_j^{w_{ij}} + c_0 \quad (2)$$

で表される多項式と等価である。すなわち、式(1)のニュー

* 国立研究開発法人 物質・材料研究機構 構造材料研究拠点；主任研究員(〒305-0047 つくば市千現 1-2-1) Numeric Law Discovery and Knowledge Extraction from Welding Phenomena Using Machine Learning Technique; Houichi Kitano (Research Center for Structural Materials, National Institute for Materials Science, Tsukuba)

Keywords: LSRF5 method (least squares-assisted rule extraction method version 5), numeric law, machine learning, welding, weld penetration shape

2019年2月28日受理[doi:10.2320/materia.58.449]

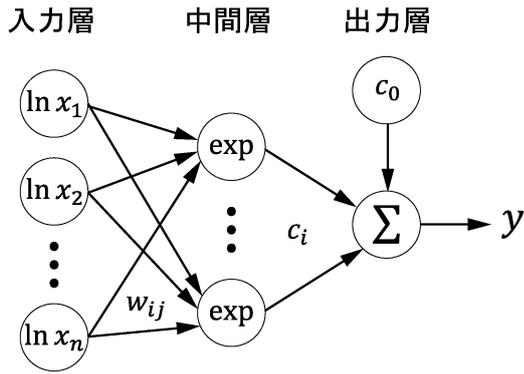


図1 RF5法で用いるニューラルネットワーク(入力層のそれぞれの値 $\ln x_j$ に w_{ij} を乗じた値の和は、中間層の各ユニット (exp で記載) で底がネイピア数の指数関数の値に変換される。その後、出力層の出力ユニット (Σ で記載) で各中間ユニットの出力に c_i を乗じたものと c_0 の和が計算され、最終出力 y となる。)

ニューラルネットワークの学習により、入出力関係は式(2)の多項式で近似できる。学習の際には、 h を予め設定する必要があるが、 h は式(2)からわかるように最終的な多項式の項数を決定する値であり、多項式を使用する目的や目標とする精度に応じて決定する。一般的に、 h が大きい方が近似精度は向上するが、項数が増加するため、式が複雑化し、可読性は低下する。 h が小さい場合にはその逆となる。

以上のRF5法の手順により得られる入出力関係の近似多項式において、 w_{ij} は実数という制約のみで最適化が行われているため、実問題を学習した場合には、必ずしも各因子の役割が明確に表現されるとは言い難い。そこで、LSRF5法では、各因子の役割をより明確にするために、学習後の w_{ij} を b_{ij}/a_{ij} (a_{ij} : 10以下の自然数, b_{ij} : 整数) により近似する。この時、学習に用いた入出力関係を近似するための適切な c_i , c_0 も変化する。そこでLSRF5法では、入出力関係が、

$$y = c'_0 + \sum_{i=1}^h c'_i x_1^{b_{i1}/a_{i1}} \dots x_n^{b_{in}/a_{in}} \quad (3)$$

に従うものとして、 c'_i , c'_0 の値を最小二乗近似により決定す

る。以上を纏めるとLSRF5法による入出力関係モデルの構築は以下の手順で行われる。

- Step 1: h を決定し入力 x_j ($j=1, \dots, n$) とそれに対応する出力 y の関係をRF5法により学習する。
- Step 2: RF5法により最適化された、それぞれの w_{ij} に最も近い b_{ij}/a_{ij} を計算する。
- Step 3: 取得した b_{ij}/a_{ij} を用いて、入力 x_j -出力 y 関係を式(3)により最小二乗近似することで、 c'_i , c'_0 を決定する。
- Step 4: 平均絶対誤差率や平均二乗誤差平方根等の誤差指標により、入出力関係モデルから得られる予測出力値の誤差を確認する。
- Step 5: 必要に応じてStep 1で決定した h より大きな値を h として再定義し、Step 2~5を繰り返す。

既存の機械学習法の代表として一般的な3層フィードフォワード型のニューラルネットワークとLSRF5法から得られる入出力関係式の概要を図2に示す。この図に示すように、一般的な3層フィードフォワード型のニューラルネットワークでは、入力と出力の関係は複雑である一方で、LSRF5法から得られる入出力の関係は、定数項と簡単な分数で表される指数が付いた入力因子の積の和という簡単な形で表現されており、実問題へ適用した際にも入力が出力に及ぼす影響の理解、解釈が可能である。

3. TIG 溶接溶融部および熱影響部形状予測モデル構築への適用

LSRF5法によるモデル構築例として、Tungsten Inert Gas (以下TIG) 溶接部の溶融部形状予測モデル⁽⁷⁾および、熱影響部(Heat Affected Zone, 以下HAZ)形状予測モデルの構築結果を紹介する。ここで言うHAZとは、溶融部の外縁近傍の領域で、溶融中に未溶融であるものの温度上昇の影響を受けて金属組織が変化し、元々の材料とは異なる特性を

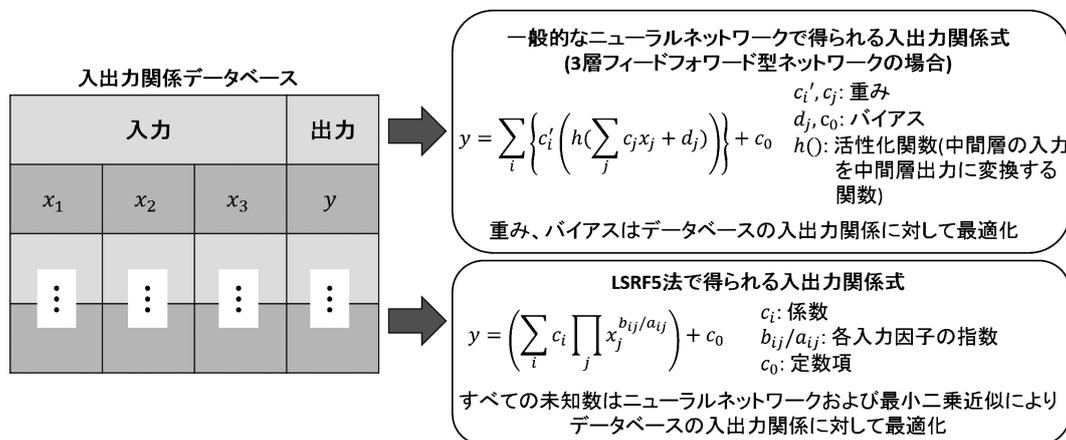


図2 一般的なニューラルネットワークとLSRF5法で得られる入出力関係式の比較。

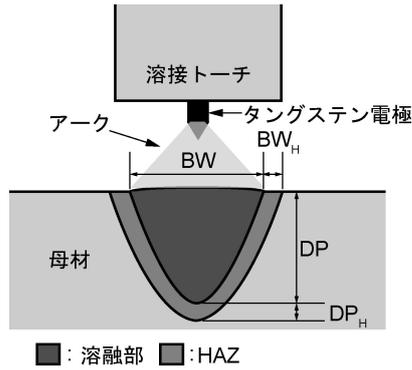


図3 溶融部および熱影響部寸法の定義。

持つ領域である。溶接条件を設定する際に、どの程度の領域が HAZ となるかを理解しておくことは、溶接構造物の健全性や信頼性の確保、性能向上の観点から重要である。学習用入出力関係データベースとして、一般構造用鋼の TIG 溶接における、溶接電流、母材-電極間距離、溶接速度と図3の様に定義した溶融部幅 BW 、深さ DP 、HAZ 幅 BW_H および深さ DP_H の関係に関する文献値⁽⁸⁾を用い、上記手順の Step 1 で $h=1$ として、Step 3 まで行って得られる溶融部幅 BW 、深さ DP 、HAZ 幅 BW_H および HAZ 深さ DP_H の予測モデルを導出した結果を以下に示す。

$$BW = 1.16 I^{1/2} A l^{3/8} / v^{3/8} + 1.39 \quad (4)$$

$$DP = 0.46 I^{5/9} A l^{1/2} / v^{3/5} + 0.43 \quad (5)$$

$$BW_H = 0.58 I^{1/2} A l^{1/2} / v^{3/8} - 0.31 \quad (6)$$

$$DP_H = 0.14 I A l^{2/5} / v^{5/7} + 0.33 \quad (7)$$

ここで、 I : 溶接電流 (A)、 $A l$: 母材-電極間距離 (mm)、 v : 溶接速度 (mm) である。予測結果と学習データとの比較例として、学習データとして使用した文献値と式(4)から得られる BW とを比較した結果を図4に示す。この図より、式(4)から得られる BW は実際の溶融部幅に対応した値であるといえる。Step 4 において誤差指標として平均絶対誤差 $\epsilon (= \frac{100}{n} \sum_k^n \left| \frac{y_k - f_k}{f_k} \right|)$ (y_k : 予測値, f_k : 実測値, n : データ数)を採用すると、溶融部幅 BW 、溶融部深さ DP 、HAZ 幅 BW_H および深さ DP_H の誤差はそれぞれ2.88%、2.95%、2.91%、3.90%となり、良好な精度が得られていると考えられる。そのため、Step 5 における h の再定義は行わなかった。

前述の通り、既存の機械学習法を用いた場合、得られる予測モデルは、入力が出力に及ぼす影響を人が理解することが難しいブラックボックスモデルとなるのに対して、LSRF5法により得られた予測モデルである式(4)-(7)からは各種因子の役割、すなわち溶接電流、母材-電極間距離、溶接速度が溶融部幅および溶融部深さに及ぼす影響を理解することができる。例えば、溶融部幅の予測モデルである式(4)から、溶融部幅は溶接電流の1/2乗、母材-電極間距離の3/8

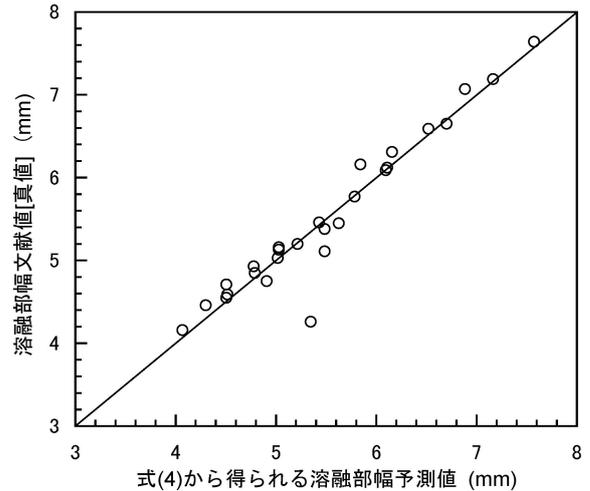


図4 溶融部幅に関する実測値と予測値の比較⁽⁷⁾。

乗に比例し、溶接速度の3/8乗に反比例することを理解できる。他の式についても同様である。このように高い予測精度でありながら、各種因子の影響を理解、解釈することが可能な予測モデルを構築できることが、既存の機械学習法に対してLSRF5法が持つ利点である。

4. 溶融部および HAZ 形状統一影響パラメータ抽出

3章で導出した溶融部と HAZ の幅および深さの予測モデルは、それぞれが各種因子の定量的な影響を表すものであり、適正溶接条件の探索等に有効活用できるものである。一方で、式(4)-(7)は物理的な観点による修正と工学的な近似による単純化および統一影響パラメータ抽出の余地がある。まず、式(4)-(7)には定数項が存在するが、第1項が0の場合、すなわち溶接電流が0の場合には、溶融部および HAZ の寸法は0となるはずである。また、式(4)-(7)の溶接電流、母材-電極間距離、溶接速度の指数は、1/2に近い値のため、工学的な近似としては全ての指数を1/2に近似可能であると見込まれる。そこで、実際に式(4)-(7)の定数項を0、全ての指数を1/2として、新たに係数を最小二乗近似により決定した結果を式(8)-(11)に示す。さらに横軸を $\sqrt{I A l} / v$ として、学習データとして使用した文献値をプロットし、式(8)-(11)から得られる直線を図5に示す。

$$BW = 2.01 \sqrt{I A l} / v \quad (8)$$

$$DP = 0.59 \sqrt{I A l} / v \quad (9)$$

$$BW_H = 0.75 \sqrt{I A l} / v \quad (10)$$

$$DP_H = 0.71 \sqrt{I A l} / v \quad (11)$$

図5より、式(8)-(11)により溶融部と HAZ の幅および深さのおおよその値が予測可能であると言える。これは、溶融部と HAZ の幅および深さは、 $\sqrt{I A l} / v$ という統一的な影響パ

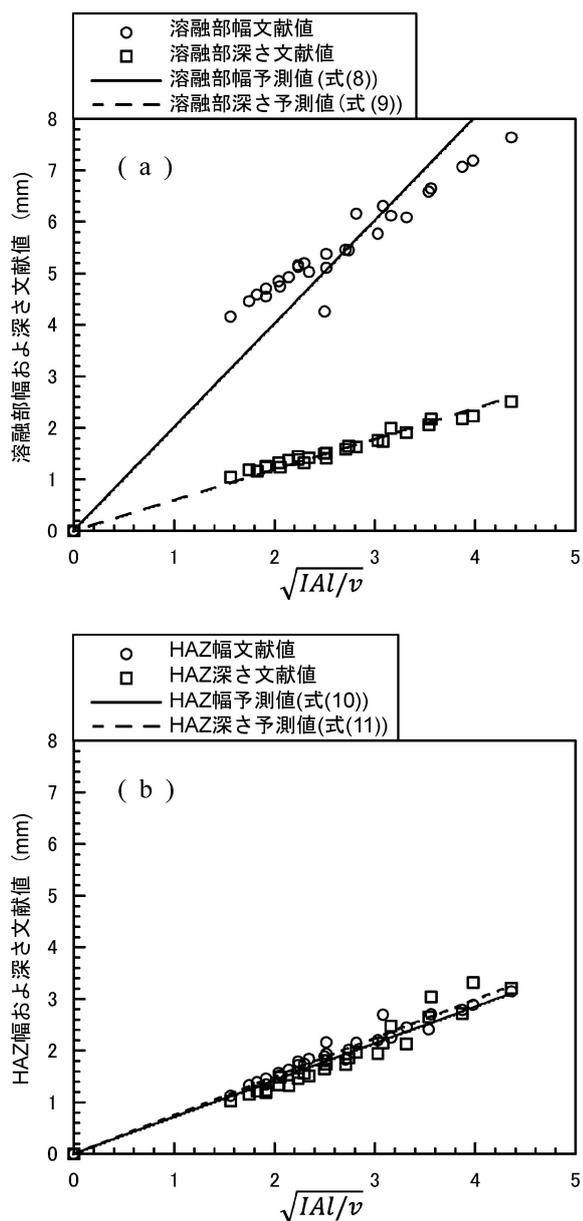


図5 文献値と近似モデルによる予測結果の比較. (a) 溶融部形状文献値と予測値, (b)HAZ形状文献値と予測値.

ラメータにより整理可能であることを示し、TIG 溶接溶融部形状および HAZ 形状の統一影響パラメータを抽出することができたと言える。言い換えると、「TIG 溶接部の溶融部形状および HAZ 形状は、 $\sqrt{IAI/v}$ なるパラメータにより、制御することができる」という知識を抽出できたということもできる。さらに、この影響パラメータは、母材-電極間距離および溶接電流とアーク電圧が相関関係にあるという従来知見⁽⁹⁾と併せて考えると、溶接により単位長で発生する電気的熱エネルギーという物理的意味のある因子に関連したパラメータである。よって、溶接条件-アーク電圧あるいは電気的熱

エネルギーの相関を取得することで、溶接条件-TIG 溶接部の溶融部形状および HAZ 形状の関係についてさらなる詳細な考察が可能になると見込まれる。

以上のように LSRF5 法による数法則式の導出とモデルの単純化による統一影響パラメータおよび知識の抽出を行うことで、見通し良く現象の物理的意味に関する検討へと繋げることができる。このような検討は現象の数法則式を導出できる LSRF5 法を使用するからこそ行えるものであり、ブラックボックスモデルを構築する機械学習法では行うことができないものである。

5. おわりに

本稿では、入出力間関係を、影響因子の影響がわかりやすい数式(数法則式)として自動的に導出することが可能な LSRF5 法の概要とモデル構築例を紹介し、LSRF5 法の応用した影響パラメータおよび知識の抽出を試みた結果を報告した。今後はさらに複雑な溶接現象の整理へと LSRF5 法を適用し、溶接の高度化へと貢献していきたい。また、溶接現象のみならず、他の物理現象の整理にも LSRF5 法は利用可能であり、今後のさらなる利用範囲の拡大に期待する。

本研究は主に、国立研究開発法人 物質・材料研究機構の中村照美氏と共同で行われました。ここに謝意を表します。

文献

- (1) 藤井英俊, 市川和利: 溶接学会誌, **69-3**(2000), 44-47.
- (2) M. P. Lightfoot, G. J. Bruce, N. A. McPherson and K. Woods: Weld. J, **84-2**(2005), 23-30.
- (3) J. Edwin R. Dhas and S. Kumanan: Indian J. Eng. Mater. Sci., **18**(2011), 351-360.
- (4) A. Iqbal, S. M Khan and H. S. Mukhtar: Proceedings of the World Congress on Engineering, **1**(2011), 6-8.
- (5) 于麗娜, 才田一幸, 望月正人, 西本和俊, 平野伸朗, 千種直樹: 溶接学会論文集, **35-4**(2017), 179-193.
- (6) K. Saito and R. Nakano: Proc. of the 15th IJCAI, San Francisco, (1997), 1078-1083.
- (7) H. Kitano and T. Nakamura: Weld. Lett., **36-4**(2018), 5-8.
- (8) H. K. Narang, U. P. Singh, M. M. Mahapatra and P. K. Jha: Int. J. Eng. Sci. Technol., **3-9**(2011), 77-85.
- (9) 溶接学会編: 溶接・接合便覧第二版, 丸善, (2003), 181.



北野萌一

★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★
 2014年 大阪大学大学院工学研究科博士後期課程 修了
 同年 物質・材料研究機構 研究員
 2015-2016年 ノースウェスタン大学 客員研究員(併任)
 2018年4月- 現職
 専門分野: 溶接プロセス, 溶接力学, 機械学習, 金属3D造形プロセス
 ◎溶接構造の高性能化に関する研究に従事。近年は溶接技術を応用した金属3D造形プロセスの高度化を目的とした研究も行っている。
 ★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★★