

3-1-1 ディープラーニングの活用による 下水汚泥焼却炉閉塞抑制システムの高精度化

計画調整部 技術開発課 岸本 長

1. はじめに

東京都の下水汚泥焼却炉では、排ガスダクトや空気予熱器上部に焼却灰（以下、灰という）が付着、堆積し、煙道等の閉塞が生じ、流動不良や焼却炉を停止する事象が頻発している。これは汚泥中のりんが Na や K 等のアルカリ金属と結合し低融点物質を生成し、これらが溶融物して煙道等に付着することが主原因であると知られている。その対策として、ポリ硫酸第二鉄（以下ポリ鉄という）等の塩基類を汚泥に添加して、鉄とリンを反応させて低融点物質の生成を防いでいる¹⁾。しかし、閉塞抑制指標値（以下、指標値という）や適正なポリ鉄添加量の算出には、灰中のりんと金属類の組成が必要であり、一般的に成分分析は外部委託となり数週間を要する。また蛍光 X 線分析器も利用もされているが、焼却炉運転に直接的な活用はできておらず、ポリ鉄添加量の調整は、灰の色（目視判断）、炉内圧力及び温度等の変動から、運転員の経験を頼りにポリ鉄添加量を決めているのが実情である。都では、灰中のりんや金属類の含有率と灰の色味の相関性に着目し、灰画像の色データ（色相、彩度、明度）から瞬時に指標値の測定とポリ鉄の適正添加量を算出する閉塞抑制システム（以下、本システムという）を開発した²⁾が、煙道閉塞は指標値が1以下になると、閉塞の危険性が急速に高まるため、指標値はより精度よく推定できることが望ましい。

そこで本稿では、本システムの灰の色データから指標値等を算出するプロセスに、ディープラーニングを活用し測定精度を改善したことについて報告する。

2. 閉塞抑制システムの概要と課題

既往研究から、灰の色相（H）、彩度（S）、明度（V）は、式1で定義される指標値と五酸化二りん（以下、りんという）濃度に応じて変化する特徴があることが知られている¹⁾²⁾。

$$X = \left\{ \frac{Fe_2O_3}{M(Fe_2O_3)} \cdot 2 + \frac{Al_2O_3}{M(Al_2O_3)} \cdot 2 + \frac{CaO}{M(CaO)} \cdot \frac{2}{3} + \frac{MgO}{M(MgO)} \cdot \frac{2}{3} \right\} / \left\{ \frac{P_2O_5}{M(P_2O_5)} \cdot 2 \right\} \quad (\text{式1})$$

ここで、 X ：指標値、 Fe_2O_3 [%]：灰の酸化鉄（Ⅲ）分析値、 Al_2O_3 [%]：灰の酸化アルミニウム分析値、 CaO [%]：灰の酸化カルシウム分析値、 MgO [%]：灰の酸化マグネシウム分析値、 P_2O_5 [%]：灰の五酸化二りん分析値、 $M_{(i)}$ [g/mol]：化合物 i の分子量を示す。

本システムの推定式はこの特性に着目し、灰の H, S, V を説明変数として指標値とりん濃度を出力値とする線形重回帰式（以下、従来式という）を多変量解析で作成したものである²⁾。参考に式2に従来式の一例を示す。多変量解析には JISR5202 による成分分析から得た指標値とりん濃度を実測値として使用した。

$$X = 0.035H + 0.009S - 0.005V + 0.063, \quad P_2O_5 = -0.605H - 0.182S + 0.055V + 57.072 \quad (\text{式2})$$

従来式の推定は次の2つ課題が確認された。①機場の運転変更により推定値と実測値に乖離が発生したことから、条件変更等による影響に対するロバスト性の向上（外乱や誤差

による影響の抑制)。②推定値>実測値となる推定結果はポリ鉄不足により煙道閉塞を誘起する恐れがあり、焼却炉の安定運転を考慮すると推定値<実測値となることである。

3. 閉塞抑制システムにおけるディープラーニングの適用

灰の色は汚泥の組成や焼却方法により変化するため、そもそもの流入下水の組成から水処理方法、汚泥処理方法等に至るまでの様々な要素が、灰の色に複雑に潜在的に影響していると考えられた。そこで、前述した課題を解決し推定精度を改善するため、ディープラーニングの適用を検討した。

ディープラーニングとは、階層的ニューラルネットワーク(deep neural network: DNN)を用いた統計的機械学習モデルの一つであり、観測データから本質的な情報を抽出した内部表現や特徴量を学習し獲得できる方法として画像認識の分野等で脚光を浴びている技術である³⁾。本システムの指標値とりん濃度を推定するプロセスにおいてDNNを適用し、灰の色データH、S、Vの入力値に対して指標値とりん濃度を出力する回帰問題として、教師あり学習により推定モデルを構築した。DNNを実装するにあたり、機械学習ツールとしてライブラリが充実しているオープンソースのPython 3.6を用いて、Keras(ver. 2.3.1)により推定モデルを作成した。

3.1 推定モデルの構造

学習データは予めトレーニングデータとバリデーションデータに8:2の割合でランダムに分類し、80%のトレーニングデータを用いて学習し、モデルの重み等を設定した後、20%のバリデーションデータを用いて中間層のユニット数やエポック数等のパラメータを調整した。活性化関数には演算が平易で勾配消失問題がないReLU関数を使用した。調整した推定モデルを図1に示す。このとき、バッチ数は16、エポック数は200回とした。

3.2 誤差関数

最適化において、一般的な回帰分析では誤差関数として最小二乗誤差が使用されるが、学習データとして使用する色データや成分分析値には、雨天の影響や機場の運転変更の影響を含む外れ値が内包されるため、外れ値の影響を考慮し、ロバスト回帰分析で用いられるHuber関数を誤差関数(式3)とした。閾値cは外れ値の許容を考慮して設定する値である。

$$\begin{aligned} \text{誤差} &= \sum (\text{実測値} - \text{推定値})^2 \quad | \text{実測値} - \text{推定値} | < c \\ \text{誤差} &= \sum 2c (| \text{実測値} - \text{推定値} | - c/2) \quad | \text{実測値} - \text{推定値} | \geq c \end{aligned} \quad (\text{式3})$$

3.3 ディープラーニングにより作成した推定モデルの評価

学習に用いる教師データはH25年度～H29年度に東京都が実施した調査から12機場405データを活用し、推定モデルを作成した。その際、指標値が1.5以上では閉塞リスクが低

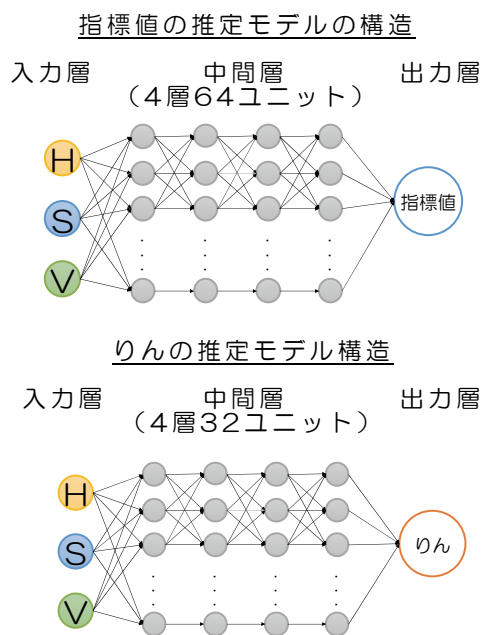


図1 推定モデルの構造
(上：指標値、下：りん)

いため、1.5程度以上で生じる誤差は許容し、Huber 関数の閾値 c の設定は指標値の誤差において推定値>実測値が20%以上となる場合を危険側の推定とし、危険側の推定が最も少なかった値とした。このとき閾値 c は指標値が0.4、りん濃度が10とした。推定モデルの精度検証は平成30年度の調査から得た5機場56データにより確認した。指標値の推定モデルの相関を図2に示す。図中の赤線は±20%、青線は±10%の範囲を示す。危険側の推定は教師データでは6回 (N=405)、検証データでは0回 (N=56) となった。従来式と推定モデルの比較においては、検証データにおける危険側の推定が従来式で7回 (N=17)、推定モデルでは0回 (N=17) となり、推定モデルの精度が改善したことが確認できた。

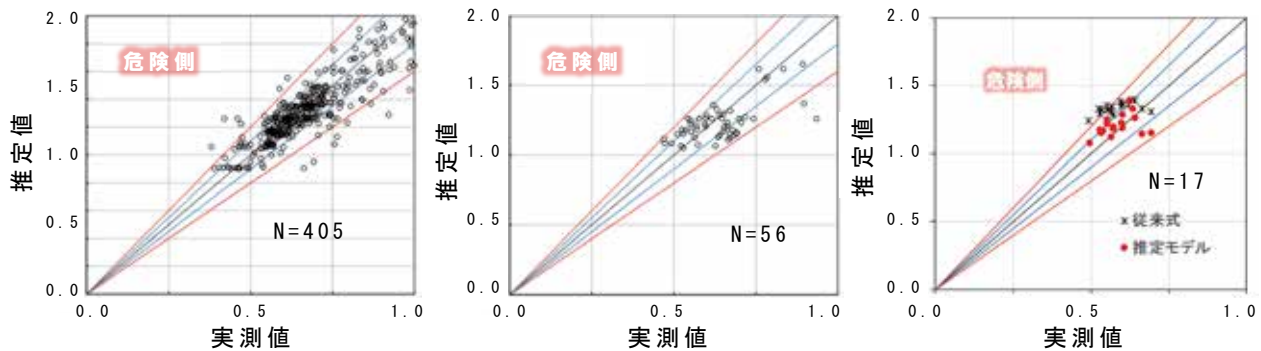


図2 指標値の推定モデル評価

(左：教師データ、中：検証データ、右：従来式と推定モデルの比較)

4. ディープラーニングを適用した閉塞抑制システムの評価

焼却炉煙道閉塞リスクが高まる秋～冬の令和元年12月から令和2年2月の3か月間について、推定モデルを用いて、推定値と実測値との比較検証を実施した。灰の測定は週1回採取した灰を後日まとめて推定値と実測値を測定した。そのため今回の検証では、ポリ鉄添加量の算出値は焼却炉運転に使用できないため、運転実績と算出値を比較する事後評価とした。図3に指標値の推移を示す。12月初め、指標値は高い状況にあったが、12月中旬から指標値が1.5以下となりポリ鉄注入が必要な状況となった。図3に示すとおり、推定値は実測値を追従し、1月15日に指標値が0.96を示した。1月24日に焼却炉の運転炉を切り替えたが、推定値に大きな乖離は発生せず、推定値と実測値はよい一致を示した。図4に推定値と実測値の相関を示す(図中の赤線は±20%、青線は±10%の範囲)。危険側に20%以上の乖離は0回、推定値>実測値となる推定結果は2回発生したが、5%以下と誤差は小さく推定精度の改善が確認できた。

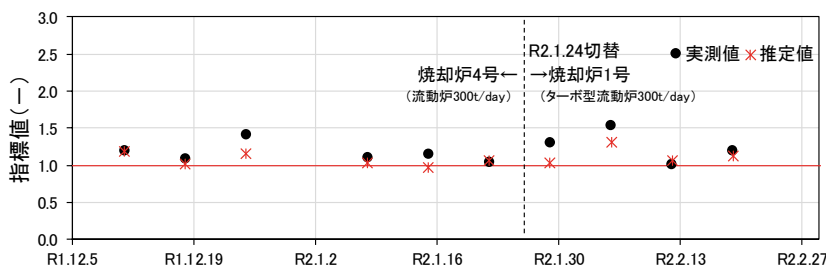


図3 推定モデルの実機検証結果 (指標値の推移)

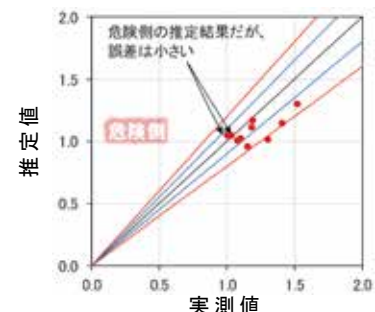


図4 推定値と実測値の比較 (指標値)

図5にポリ鉄添加量は実績値と本システム算出値の比較を示す。ここで灰の測定は後日実施しているため、実績値は運転員が経験によりポリ鉄添加量を調整した結果である。12月19日からポリ鉄添加を開始した。1月15日には111L/hrであったが、指標値が0.96であることから本システムでは40L/hrの追加を示した。

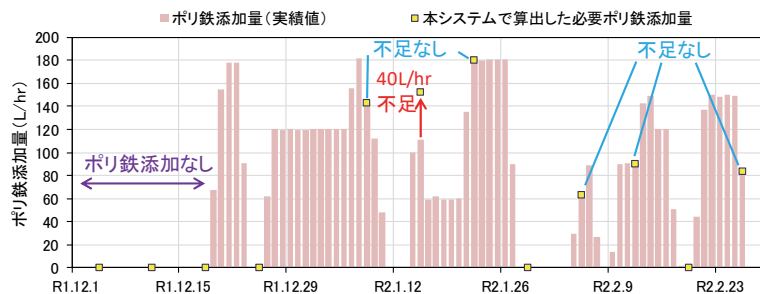


図5 ポリ鉄添加量は実績値と本システム算出値の比較

その後、ポリ鉄添加量の不足はなかったが、1月15日時点で本システムの示す増量をするすることで、より早い指標値の上昇が見込めた。この結果から本システムを使用することで、ポリ鉄添加量の過不足を確認することができ、運転員の経験的な判断に加え、より安全な炉運転が可能になる。

5. まとめ

都で開発した閉塞抑制システムの課題に対して、ディープラーニングを閉塞抑制システムに適用し、運転条件の変更に対するロバスト性と推定精度の向上による高精度化を行った。実機場での検証試験の結果から、焼却炉の運転切替にも対応しポリ鉄添加量の管理に有効であること確認することができた。本システムを使用することで、焼却炉の安定運転に寄与することが期待される。

参考文献

- 1) 黒住光浩 他：下水汚泥焼却炉の閉塞危険性評価方法および閉塞防止方法、下水道協会誌、Vol. 53, No. 647, pp. 88-97 (2016)
- 2) 岸本長 他：画像解析を用いた下水汚泥焼却灰の閉塞抑制システムの開発、第56回下水道研究発表会講演集、pp1184-1186
- 3) 麻生 英樹：多層ニューラルネットワークによる深層表現の学習、人工知能学会誌、28(4), pp. 649-659 (2013)