

大気腐食と気象因子との機械学習による解析

The relationship between atmospheric corrosion and meteorological factors analyzed by machine learning

物材機構¹ ○柳生進二郎¹, 松波成行¹, 片山英樹¹, 篠原 正¹

NIMS¹ °Shinjiro Yagyū¹, Shigeyuki Matsunami¹, Hideki Katayama¹, Tadashi Shinohara¹

E-mail: YAGYU.Shinjiro@nims.go.jp

近年、高度経済成長期に造られた社会インフラの保守（検査・メンテナンス）が問題となっている。金属腐食予測は、検査・メンテナンスのタイミングの指針を与える。これまでの研究で、金属の大気腐食は4要素（温度、湿度、降雨量および飛来塩分量）によって進行すると考えられている。腐食は金属表面に付着した水分により進行するが、その際、飛来塩分などがあると、それが吸湿して水膜が生成するため、腐食の進行が加速する。本報告では、ISOの腐食測定方式に従った標準試験片（炭素鋼）による各地域での腐食測定の結果を目的変数とし、それぞれの地域での気象条件を説明変数として、その関連性（主要な説明変数）について機械学習手法を用いて検討を行なった。

炭素鋼の標準試験片を1年間（2013年から2014年にかけて）、月ごとの腐食速度、飛来塩分量（ガーゼ法）、SO_x濃度を、茨城県つくば市、静岡県清水市、千葉県銚子市、福岡県福岡市、沖縄県西原町、沖縄県宮古島市で測定した（6地域×12（各月）=72）。気象データについては、気象庁から提供されている各地域の気象台の気温、降水、日照、風、湿度などの月別データを利用した。特微量（説明変数）として気象データ、飛来塩分量、SO_x濃度の13種類、教師データとして腐食速度をとり、72データセットの内65個を訓練データ、7個を検証データとして検討を行った。機械学習及び解析は、オープンソースのPythonとそのモジュールのScikit-learnを用いた。

機械学習による特微量抽出を行うにあたり、腐食速度に対する各説明変数のピアソン相関係数（線形関係の指標）を求めたところ、気温（平均、最高）、風速（平均、最大、瞬間）、湿度（最小）の3つの要素で、相関係数が比較的高い0.5以上を示した。また、その他の要素では、0.3以下と相関が小さい結果となった。それぞれの識別機による識別率（正答率）と特微量プロット（説明変数の寄与度）を図に示す。識

別機によって、特微量選択に違いが表れているが、相関係数と同じ3要素の寄与率が高く選択された。GBモデルは、アダブーストアルゴリズムのため、多くの特微量が選択されていると考えられる。

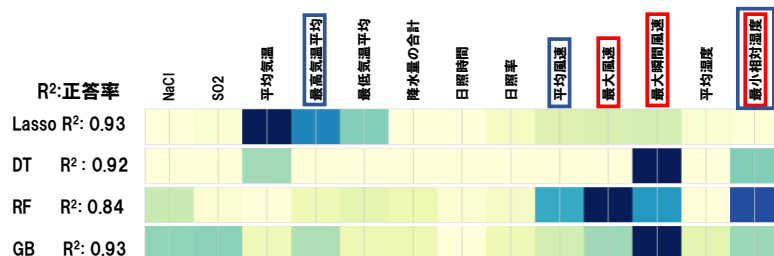


図 識別率と特微量プロット
Lasso:線形モデル、DT: Decision Tree、
RF: Random Forest、GB: Gradient Boosting