

アルミニウムの熱間圧延油性状予測に対する確率・統計モデルの適用  
Application of Probabilistic and Statistical Models to the Prediction of  
Aluminum Hot Rolling Oil Condition.

UACJ (非)\*吹田 駿介 (非)上杉 真太郎 (正)堀 雄貴 (正)村松 秀敏 (非)浅田 勝義  
Shunsuke Suita\*, Shintaro Uesugi\*, Yuki Hori\*, Hidetoshi Muramatsu\*, Katsuyoshi Asada\*  
\*UACJ Corporation

1. はじめに

アルミニウム加工における熱間圧延では、350℃以上に加熱した状態のスラブに圧延加工を加え、板状に加工する。この熱間圧延工程では、圧延ロールと材料間の潤滑と冷却を維持するためエマルジョン型の潤滑油（熱間圧延油）が使用されている<sup>(1)</sup>。熱間圧延油は油性状が板面品質に直結し、また、使用による劣化のみでなく、部分的な補給・排油を伴いながら動的に制御されることから管理には高度な知識・技術が必要となる。油性状の管理には AI モデルによる予測手法が検討されることもあるが、性状変化に多数の要因が関係すること、深層学習のような高度な AI モデルでは予測内容がブラックボックス化されやすく解釈が困難なことが障壁となりうる。本研究では操業データに対して確率モデルを適用することで予測対象の変化要因を解析し、解析結果をもとに熱間圧延油サンプルを用いた劣化促進試験を実施した。両結果を確認することで予測モデルでの使用項目を選定し、要因予測内容が解釈しやすい簡潔な回帰モデルを利用することで油性状予測を試み、予測可能性を評価した。

2. 手法

本研究では、単純な補給排油操作のみでは制御が難しい副生成物のうち、低級酸の変化を予測対象とする。予測モデルを構築する際に使用する項目は、①操業データに対する確率モデル適用、②劣化促進試験による関係確認、の両側面から因果関係解析をすることで絞り込みを行う。

2.1 ベイジアンネットワーク

操業データに対する因果関係解析にはベイジアンネットワークを用いる。ベイジアンネットワークは多変数のデータに対して変数間の依存関係をネットワーク構造で表し、定量的関係を条件付き確率で表すことが可能なモデルである<sup>(2)</sup>。マーケティング分野での研究が活発な一方で、製造業では不良発生の要因解析<sup>(3)</sup>等に用いられる。Fig.1 にベイジアンネットワークの模式図を示す。ノード $x_3$ と $x_5$ が、 $x_3$ から $x_5$ に向かうエッジによって接続されているとき、 $x_3$ を $x_5$ の親ノード、 $x_5$ を $x_3$ の子ノードと呼び、 $x_5$ の確率分布が $x_3$ に依存する事を表している。このような依存関係から、親ノードを原因、子ノードを結果としてモデル化することで正しい因果関係を持った油性状変化の予測モデル構築が期待される。ベイジアンネットワーク作成時に使用するデータは翌日の低級酸濃度、低級酸発生量と低級酸発生に関係すると思われる当日までの油性状の計測値（pH、成分 A の濃度、成分 B の濃度）、排油量とした。一部項目はこれまでの知見より時系列に依存する可能性があるため 30 日前の値までを入力とし、合計 550 日分の操業データでベイジアンネットワークを構築した（Table 1）。

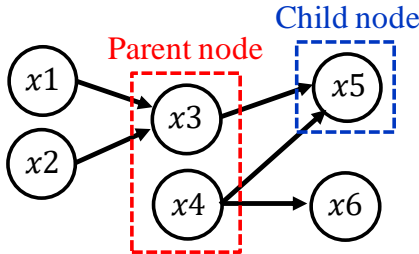


Fig.1 Example of Bayesian network.

Table 1 Input item for Bayesian network.

Input value	Description
Target	Next day's data
Target yield	
pH	30 data from past 30 days
Component A	
Component B	
Discharge	Current day's data

2.2 劣化促進試験による確認

ベイジアンネットワークで低級酸の変化に影響することが示唆された項目に関して、潤滑油のサンプルを用いた劣化促進試験を行うことで低級酸予測に用いる項目を改めて選定する。今回は低級酸、pH、成分 A の濃度の関係を調査するため、成分 A の濃度が調整された潤滑油と触媒を用いて、異なる pH での 30 日間の劣化促進試験を実施し低級酸の発生量を確認した。

2.3 予測モデル構築

操業データ、試験の両結果から翌日の低級酸濃度を予測するモデルを構築する。モデルには目的変数と説明変数間の関係が解釈しやすい重回帰を用いた。説明変数には当日の低級酸濃度、当日の pH、当日の成分 A の濃度、当日の排油量を用い、550 日分のデータセットは時系列順序に従い学習データとテストデータを 7:3 の比になるよう分割して学習させた。なお、低級酸以外の項目はスケールを揃えるため、平均 0・分散 1 となるような標準化を施した。

### 3. 結果

#### 3.1 ベイジアンネットワークの結果

ベイジアンネットワーク構築結果を Fig.2 に示す。低級酸濃度、低級酸発生量のノードに接続された項目は、当日の pH、当日、12 日前、30 日前の成分 A の濃度となっており、ベイジアンネットワーク上では成分 B の濃度は低級酸と関係を持たないことが示された。ベイジアンネットワークにおける条件と確率の関係は「当日の pH が高い」または「12、30 日前の成分 A の濃度が共に低い」際に翌日の低級酸濃度が低くなりやすく、「当日の pH が低い、かつ、12、30 日前の成分 A の濃度がともに高い」際に翌日の低級酸濃度が高くなりやすく、「当日の低級酸濃度、成分 A の濃度が共に低い」または「当日の成分 A の濃度が高い」際に翌日の低級酸発生量が高くなりやすいことが判明した。よって、低級酸と pH、成分 A の濃度の関係を試験で確認することとする。

#### 3.2 劣化促進試験結果

潤滑油サンプルに対する劣化促進試験の結果を Fig.3 に示す。酸性条件下では低級酸濃度の上昇が確認されたが、塩基性条件下では低級酸濃度はほとんど変化しなかった。この結果はベイジアンネットワークの「pH が高い際に低級酸濃度が低くなりやすい」という確率関係と一致する。酸性条件下での低級酸濃度の上昇率はおおよそ一定であり、かつ 1 日目から濃度の上昇が認められることから成分 A の濃度は低級酸濃度の変化に関係することが確認できた。また、酸性条件下の 12 日目付近での上昇率が他の日より若干高いことから、時間差による影響は少なからず確認できるものの、原理・有意差については今後検討が必要であり、今回はモデルへの時間差での成分 A の濃度の使用は見送ることとした。

#### 3.3 予測モデル構築

重回帰モデルを構築した結果、回帰式は式(1)に示すものが導出された。pH、成分 A の濃度の回帰係数はベイジアンネットワーク、試験の両結果で得られた低級酸との関係を正しく表していることが分かる。

$$y(target,n+1) = 0.98y(target,n) - 1.12x_{(pH,n)} + 0.81x_{(A,n)} - 0.94x_{(discharge,n)} + 3.28 \quad (1)$$

また、構築した重回帰モデルとテストデータを用いて傾向の違う 3 点からそれぞれ 6 週間先までの予測を実施し、実際の低級酸の変化傾向と比較した。比較結果を Fig.4 に示す。変化の少ない期間、上昇傾向の期間、下降傾向の期間それぞれで正しく傾向が予測されていることが分かる。

### 4. おわりに

本研究では、操業データと試験結果から低級酸予測モデルに使用する項目を選定・構築を実施した。予測モデルの予測傾向は実際のデータに沿うものであり、pH と成分 A

の濃度に応じた排油量の調整によって低級酸のコントロールがある程度望めることが分かった。今後は、実際の油性状管理にモデルを利用しつつ、更に細かな関係を加味したモデルの構築を試していく。

### 文献

- 1) 野瀬・渡邊：アルミニウム圧延における境界潤滑，UACJ Technical Reports Vol.5，2018。
- 2) 本村：ベイジアンネットワーク：入門からヒューマンモデリングへの応用まで，日本行動計量学会セミナー資料，2004。
- 3) 森口ほか：アルミニウムの圧延プロセスにおける慢性不良発生要因の解析 ベイジアンネットワークによる不良発生要因のモデル化，人工知能学会全国大会，2021。

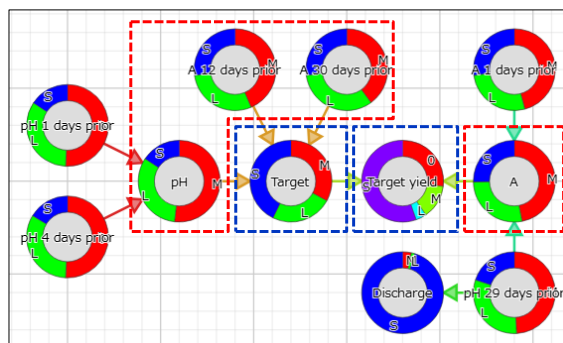


Fig.2 Bayesian network made by target data.

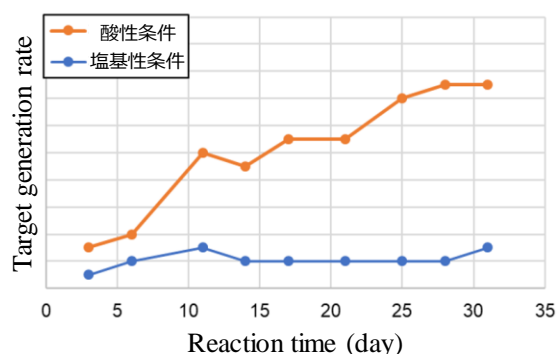


Fig.3 Result of aging test.

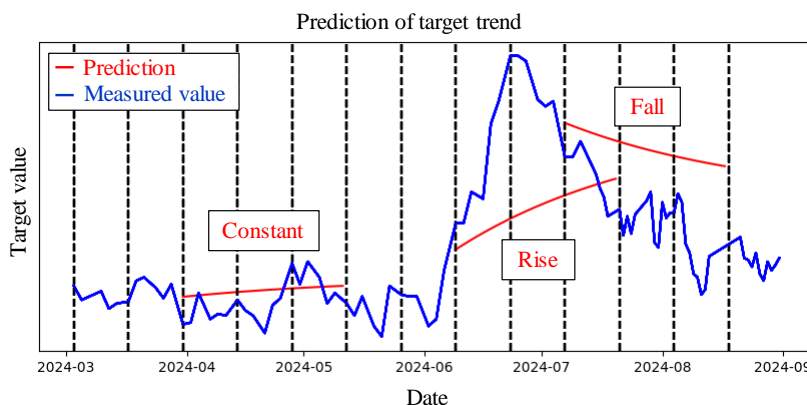


Fig.4 Prediction performance.