

# 深層学習を応用した金型内圧センサの 波形異常検知手法

(株)カブク 足立 昌彦\*

近年、深層学習を始めとした、統計分析手法の高度化がめざましい。製造現場においても、工場内の環境監視や作業ロボットの動作監視、スケジューリング、加工物の品質検査などを目的として、センサの導入が進み、機械学習などにより高度な解析・分析が行われている<sup>1)</sup>。成形現場においても、成形機、金型、材料、周辺機器などのセンサによる監視が進んでいる<sup>2)</sup>。当社では、双葉電子工業(株)と共同で金型内計測システム「モールドマーシャリングシステム (以下、MMS; Mold Marshalling System<sup>\*)</sup>)」による金型内部の樹脂圧力計測データに対して機械学習を適用し、成形の不良品検出を行う技術を開発している。すなわち、成形不良が発生したとき、MMSのセンサ波形に乱れが生じる。その乱れを高度に検出する技術である。

工場や製造に関するデータに対して機械学習を適用する際の代表的な課題として、異常状態が発生しにくいことがあげられる。これは、正常データに比べて異常データの数が極めて少ないことを意味する。また、機械学習はその複雑性から運用には一定の知識が求められ、そういった能力をもった人材の確保が難しい。一般に、機械学習はその学習に膨大なデータを必要とするが、そのデータの取得自体が成形現場での負担になり、導入の障壁となることもある。

われわれはこれらの課題に対し、機械学習を用いてセンサ波形の異常度を数値化し、異常データを検出する技術、機械学習の経験や知識を必要としない技術、少ないデータで学習を行い、運用を通してその精度を

高めていく技術を開発し、その有効性を確認した。

## 機械学習を用いた異常検出手法

実運用を前提とした機械学習の導入には、大きく4つのプロセスが必要になると考えている。1つ目がデータの前処理である。これはすべてのデータがそのまま学習・推論に使えるわけではないため、データの成形や、例外的なデータ<sup>\*2</sup>を除去する処理である。2つ目が機械学習によりモデルを獲得する処理である。3つ目が獲得したモデルの精度・性能の評価である。4つ目が獲得したモデルを実運用に適用する、もしくはすでに稼働しているモデルと置き換える処理である<sup>\*3</sup>。

本項では異常の定義を明確にし、その後、1つ目から3つ目のそれぞれの処理について開発・適用した技術を紹介する。

### 1. 異常度計算

量産時の成形に関するデータはそのほとんどが良品であるため、不良を示す異常データの数が極めて少ない。そこでわれわれは正常データを機械学習によりモデル化し、新規取得データがこのモデルにどの程度類似するか、換言すると、どの程度異常であるかを計算する計算式 (以下、計算結果を異常度とする) を導入した。異常度の計算式は下式のとおりである。

$$\text{異常度} = \frac{\sum A_i}{T} \quad A_i = \frac{[y_i - y'_i]^2}{\sigma_i^2}$$

\*1 [http://www.futaba.co.jp/precision/mold\\_marshall/index](http://www.futaba.co.jp/precision/mold_marshall/index)

\*2 成形現場ではチョコ停や担当者交代の際のデータが例外的なデータになりやすい。

\*3 ソフトウェアの世界ではこの処理をデプロイ (deploy) という。

\*Masahiko Adachi : 取締役 CTO  
〒160-0022 東京都新宿区新宿 5-17-17  
contact@kabuku.co.jp