

解説6

人工知能による「設計仕様×材料仕様×設備仕様」 自動開発環境の構築 ～コイル開発におけるレシピジェネレータ開発事例～

MOSHIMO 研 福井 郁磨*

*ふくい いくま：代表

はじめに

製造業(モノづくり・エンジニアリング)における人工知能の応用として、実験データから予測・判別・分類などを行う予測式(実験式・近似式)を回帰により構築し、その予測式を用いることで、「開発の実験レス化」や「製品や設備の知能化」を行う方法がある。

回帰による予測式の構築と言えば、統計・多変量解析の単回帰式・重回帰式・応答曲面法などの統計的回帰手法がある。しかし、多くの要因が複雑に関係し結果が決まるエンジニアリングでは、シンプルな数式構造が前提の統計的回帰手法で構築した予測式では予測誤差が大きく、実用性に乏しい課題があった。

その場合、ニューラルネットワークモデル(ディープラーニング)などの非線形モデリング(非足し算モデル手法)を使えば、エンジニアリング分野で十分実用的な予測式の構築が可能である。

ここでは、ディープニューラルネットワークモデルを使い、実験データから、エンジニアリングの3要素(設計要因・材料要因・設備要因)を1つの予測式に統合し、パソコン上で現実さながらのシミュレーションを可能にした事例を解説する。

現実さながらのシミュレーションと、いわゆる

CAEとの違いは、設計・材料・設備の3つの要因を統合して結果を予測させる点と、量産時の平均値だけでなくばらつき(分散)も予測させる点にある。

この効果により、量産前に、検討した諸元による不良率も予測可能で、ばらつきが大きくなり不良を多発させる避けるべき設計・材料・設備条件の組合せも事前に把握可能である。

また、開発成果に品質工学(タグチメソッド)などの組合せ最適化手法を適応すると、目標性能を確保し、かつ量産時のばらつきも小さくなる「設計要因×材料要因×設備要因」の最適条件を、パソコン上で検討可能になる。

本事例では、従来は複数部門のエンジニアが連携し数カ月かけて行っていた電気部品のコイル開発(試作→評価サイクル)に対して、人工知能を活用して現実さながらのシミュレーション化を実施し、自動開発環境を構築している。

なお、本事例は「レシピジェネレータ」や「開発実験環境の仮想化」と呼ばれる分野の技術である。

背景

電気部品に内蔵されるコイルの開発において、従来の開発では設計部門→生産技術部門→量産部