

自動車の部品開発における数理

株式会社 エクオス・リサーチ, 東京研究所, 主席研究員

井手 貴範

1. はじめに

本稿では数理を用いた自動車部品の開発について述べる。特に筆者が開発現場で行ってきた自動車用オートマチックトランスミッションへの構造最適化と機械学習を用いた事例を解説する。

数理を用いた自動車産業を取り巻く環境について述べる。自動車産業において応力、音、振動、流体を解析するために有限要素法が活用されている。有限要素法は偏微分方程式の離散化を行い数値実験を行う手法である。有限要素法は現在の自動車産業、航空機産業の機械設計において開発期間短縮と開発費用を低減するための必要不可欠な手法である。現在、自動車業界は100年に1度の大変革期を迎えている。自動車業界はコネクティッド (Connected)、自動運転 (Autonomous)、シェアリング (Sharing)、電動化 (Electronic) の頭文字をとったCASEを支える技術が重要となる。CASEにおいて深層学習をはじめとする機械学習の重要性が増している。

現在、自動車の電動化は移行段階の時期である。ガソリンを燃料とするエンジンを動力源とする自動車では、オートマチックトランスミッションは大変重要な駆動部品である。オートマチックトランスミッションは運転者がクラッチ操作を行わずにエンジンの回転数と車速に応じて自動で変速し、エンジンの駆動力を車輪に伝える重要な役割を果たしている。Figure 1は自動車用オートマチックトランスミッションの実物のカットモデルである。自動車用オートマチックトランスミッションは精密機械である。カットモデルからわかる通り歯車、クラッチ、ブレーキ等の多数の機械部品からなる。そのため、機械設計、制御設計は大変困難である。

構造最適化について述べる。構造最適化の歴史はSchmidtに始まる [11]。構造最適化はあらかじめ決められた設計・境界条件から所望の性能を最大限得られる構造・形状を求める方法論である [9]。構造最適化は大きく分けて寸法最適化、形状最適化、トポロジー最適化に分類される [13]。構造最適化の黎明期から現在に至る自動車産業、航空機産業における歴史的な背景を含めた数理的な詳細はG.N.Vanderplaatsによる解説が詳しい [14, 15]。

近年、インターネット環境、クラウド環境、計測機器の発展が自動車業界において大変大きな影響を与えている。特に自動車産業において深層学習と呼ばれるニューラルネットワークの層を深くして計算できる手法が与えた影響は大きい。これまで自動運転を達成するために技術者が経験に基づき運転に必要な特徴を設計していたが、深層学習は特徴量を自動的に学習することができる。深層畳み込みニューラルネットワークはAT&Tに所属していた

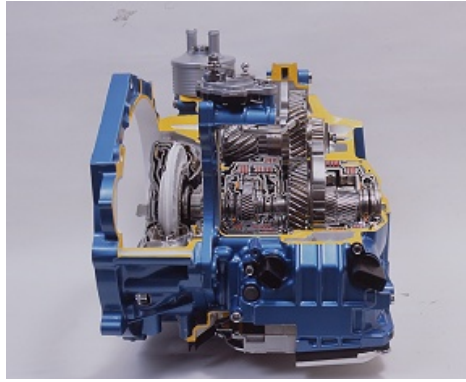


Figure 1: 自動車用オートマチックトランスミッション

LeCun が提案した手法である [7, 8]. LeCun は手書の郵便番号を識別するために, 畳み込みと誤差逆伝播法を用いたニューラルネットワークを提案した. 深層学習を提案した Hinton 等は画像認識のコンテストにおいて物体の特徴量を設計することなく深層畳み込みニューラルネットワークを用いた層の深いニューラルネットワークを用いることで優勝をした [6]. この画像コンテストにおける成功が自動車産業に与えた影響は大きい. 更に深層学習と強化学習を組み合わせた深層強化学習による基への応用は自動運転が近い将来現実のものとなることを予感をさせた. 現在, 深層学習をはじめとする機械学習に強い大量なデータを保有する IT 企業が自動車, 小売業, 広告代理店, タクシー会社, 映像配信会社の産業構造を変えつつある.

本稿の構成は以下の通りである. 2 章において構造最適化を用いた静粛性の向上と質量の低減, 3 章において機械学習を用いた制御設計の開発期間短縮について述べる. 最後に 4 章においてまとめと今後の展望について述べる.

2. 構造最適化

本章において自動車用オートマチックトランスミッションから発生する放射音の音圧と質量を同時に軽減する手法を解説する [3, 4]. 現象を解析する手法は有限要素法と境界要素法を用いた. 最適化の手法は感度解析を用いた [13].

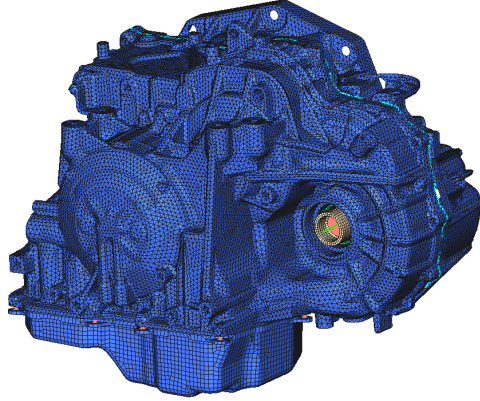


Figure 2: 有限要素モデル

2.1. 振動と音響の弱連成問題

自動車用オートマチックトランスミッションの放射音を低減するためには次の振動と音響の弱連成問題を解く必要がある。

$$[M]\{\ddot{u}\} + [B]\{\dot{u}\} + [K]\{u\} + i[K_s]\{u\} = [P] \quad (1)$$

ここで, $[M]$ 質量行列, $[B]$ は粘性減衰行列 $[K]$ 剛性行列, $[K_s]$ は構造減衰行列, $[P]$ は荷重ベクトル, $\{u\}$ は動変位である. 振動の方程式より動変位を求め, 微分をすることで動的速度を $\{v\}$ を求める. 音響は Helmholtz 方程式は Green 関数を用いて表現した以下の積分方程式を考える [1].

$$p_F = - \int_S \left(i\rho\omega G v_n + p_s \frac{\partial G}{\partial n} \right) dS, \quad (2)$$

$$G(r) = \frac{e^{-ikr}}{4\pi r}, \quad (3)$$

ここで p_F は観測点における音圧, G は Green 関数, n は放射体表面の単位法線ベクトル, S は放射体の領域, v_n は放射体表面の法線方向の速度, p_s は S 上の音圧とする.

2.2. 数値解析モデル

Figure 2 は振動解析に用いた有限要素モデルである. 有限要素モデルはテトラ要素等で構成され 1,335,381 要素, 1,100,219 節点, 3,492,156 自由度である.

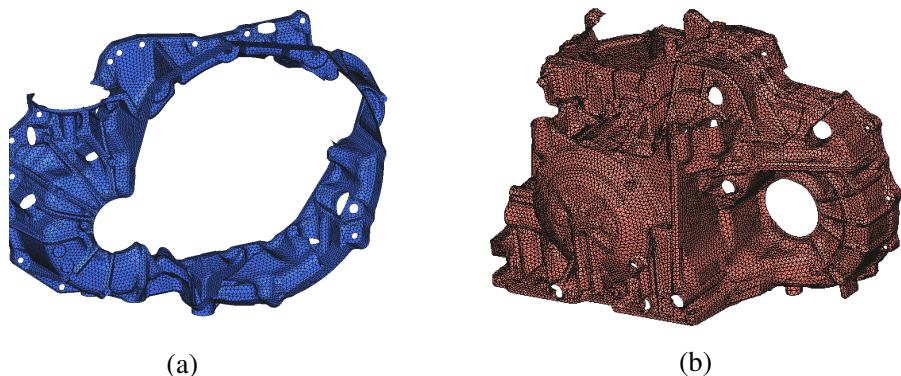


Figure 3: 設計変数 (a) ハウジング, (b) ケース

2.3. 数値実験結果

トポグラフィ最適化による計算結果を示す。トポグラフィ最適化は形状最適化の1種類であり対象とする設計領域の節点すべてを設計変数とする [4]。このとき、節点は法線方向に移動するように設定する。Figure 4は形状最適化の結果である。対象とする周波数領域全体において音圧を悪化させることなく質量を2.99kg減少することが出来た。

3. 機械学習

本章では深層学習の1つである深層畳み込みニューラルネットワークと呼ばれる手法をオートマチックトランスミッションの制御における開発期間の短縮に応用した事例を述べる [5]。

3.1. 深層畳み込みニューラルネットワーク

筆者らが提案した深層畳み込みニューラルネットワークについて解説をする。Figure 5は提案した深層畳み込みニューラルネットワークである。深層畳み込みニューラルネットワークは畳み込み層, Pooling層, 全結合層, 活性化関数からなる [2, 10]。筆者が知る限り、深層畳み込みニューラルネットワークの設計は数理的な指針が存在しない。そのため、試行錯誤を繰り返しながら設計した。

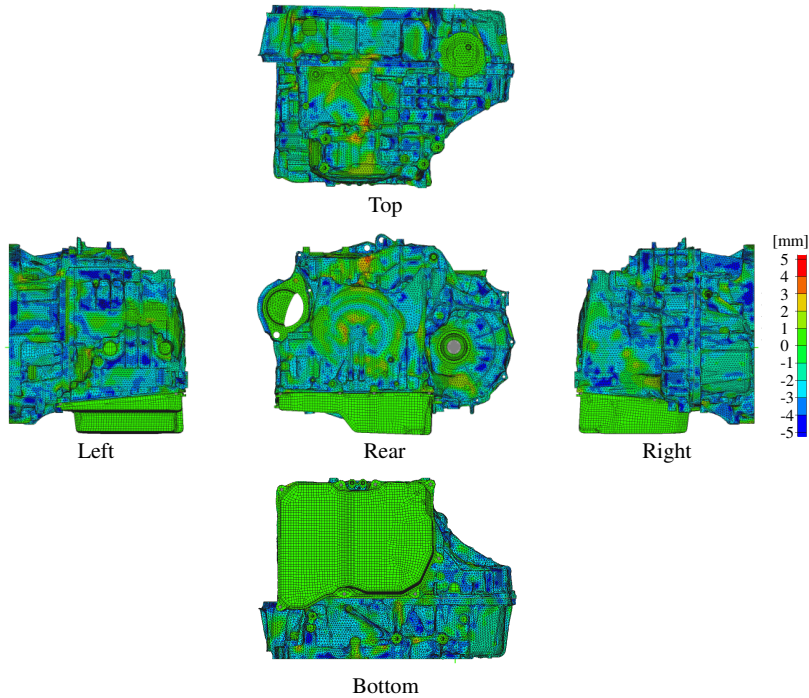


Figure 4: トポグラフィ最適化による形状最適化の結果

3.2. 時系列データ

本章において用いた時系列データについて述べる。時系列データはオートマチックトランスミッションを実車に搭載してテストコースを走行することで取得した。時系列データとしてエンジントルク、エンジンスピード、オートマチックトランスミッショントランスミッションに入力される回転スピード等を用いた。Figure 6 にロックアップクラッチの時系列データを示す。取得された計測データはエキスパート技術者が2値分類した。本稿で述べる時系列データの2値分類問題とは、自動車の走行時におけるオートマチックトランスミッションのトルクコンバータ内におけるクラッチの締結時に起こるショックの発生有無を意味する。取得したデータ数は5,536である。このデータを訓練用として4,429、評価用として1,107に分割した。更に、訓練データは時間方向にランダムに平行移動して48,719に水増しを行った。

3.3. 実験結果

提案した深層畳み込みニューラルネットワークを用いた2値分類の5点交差法を用いた分類正解率結果は89.5%であった。用いた計算機環境はGPU GeForce GTX 1080、メモリは128GBである。訓練時間は4時間30分である。このとき、150の時系列データの判別にか

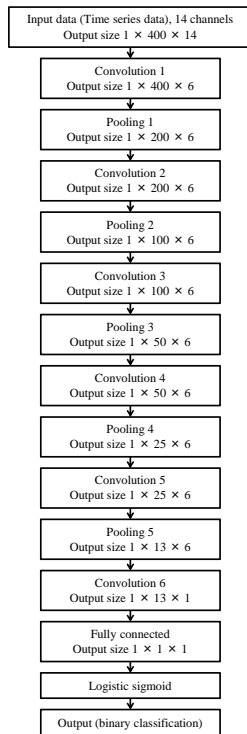


Figure 5: 提案した深層畳み込みニューラルネットワーク

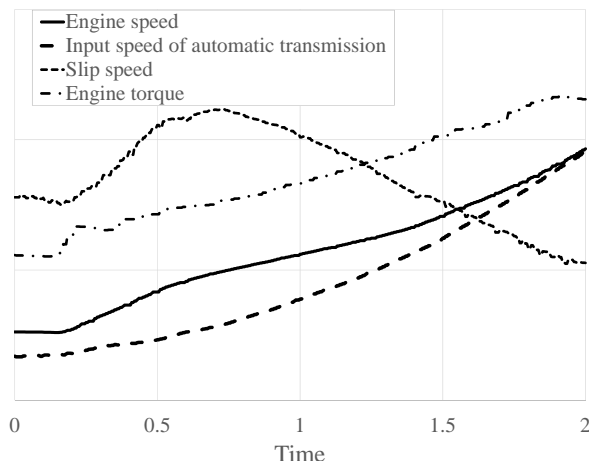


Figure 6: 時系列データ

かった時間は1.8秒であった。熟練した技術者が判定した場合は7時間30分の時間を要する。従って、提案する手法を用いることで制御設計の開発時間を短縮することが可能となった。

4. まとめと今後の展望

本稿において構造最適化と機械学習を用いた数理的な手法が自動車用オートマチックトランスミッションの性能向上と開発期間の短縮に有効であることを紹介した。

現在、自動車の開発現場における数理的な手法は微分方程式を解析するという決定論的手法から大量なデータを解析する統計的手法に主流が移り変わっている。数理の重要性はこれまでにないほど増していると考えられる。

本稿で述べた応用事例は古典コンピュータによる結果である。近年、量子コンピュータの技術が発展し、量子コンピュータを使うことができる計算機環境が整ってきた。量子コンピュータは、古典コンピュータがこれまで解けなかった問題を解ける可能性がある。これまで以上に数理と産業が結びつくことで社会にとって役に立つ大きな成果を出すことが期待出来る。

References

- [1] R. Citarella, L. Federico, A. Cicatiello (2007) Modal acoustic transfer vector approach in a FEM-BEM vibro-acoustic analysis. *Engineering Analysis with Boundary Elements* 31(3);248-258
- [2] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, “Deep Learning,” (MIT Press, 2016).
- [3] T. Ide, H. Kitajima, J.P. Leiva, B.C. Watson (2012) Reduction of mass and sound pressure for automatic transmission using topography optimization., *SAE Technical Paper* 2012-01-0774
- [4] T. Ide, M. Otomori, J.P. Leiva, B.C. Watson, Structural optimization methods and techniques to design light and efficient automatic transmission of vehicles with low radiated noise, *Structural and Multidisciplinary Optimization* 50 (6) (2014), 1137-1150.
- [5] T. Kawakami, T. Ide, K. Tomita, E. Moriyama, H. Tsutsui, K. Hoki, M. Muramatsu, Classification of time series data for lock-up clutch of automatic transmission of vehicles using deep convolutional neural networks, *SAE Technical Paper*, 2018-01-0399.
- [6] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, *Advances in Neural Information Processing System* 25:11061114, 2012.

- [7] Y. LeCun, B. Boser, J.S. Denker, D. Henderson, Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition, *Neural Computation* 1:541–551, 1989.
- [8] Y. LeCun, B. Leon, Y. Bengio, P. Haffner, GradientBased Learning Applied to Document Recognition, *Proceeding of the IEEE* 86(11):2278-2324, 1998.
- [9] 西脇真二, 泉井一浩, 菊池昇, トポロジー最適化, 丸善書店, 2013.
- [10] 岡谷貴之, 深層学習, 講談社, 2015.
- [11] L.A. Schmit, Structural design by systematic synthesis. In: *Proceedings of 2nd Conference on Electronic Computation ASCE*, New York, USA, 8-9 September(1960).
- [12] G.N. Vanderplaats, Saving energy through design optimization. *SAE Technical paper*(2004) 2003-01-1331.
- [13] G.N. Vanderplaats, *Numerical optimization techniques for engineering design: with applications*, Vanderplaats Research & Development, Inc., (2007) Colorado.
- [14] G.N. Vanderplaats, Over Four Decades of Design Optimization: An Interview with the founder of VR&D, Dr. Garret N. (Gary) Vanderplaats, http://www.vrand.com/sites/default/files/pub/VR&D_GV_Interview.pdf
- [15] G.N. Vanderplaats, Technical Story of Dr. Garret(Gary) N. Vanderplaats, <http://www.vrand.com/sites/default/files/pub/GradientOpt.pdf>