

# 機械学習を用いた車載ワイヤーハーネスの特性解明と最適化設計環境の構築

代表研究者 關根 惟敏 静岡大学 工学部 助教

## 1 はじめに

近年の自動車には、車両制御やセンシングのための電子機器が多数搭載されており、今後も電気自動車や自動運転の実現に向けて飛躍的に電子化が進むとされている。そして、電子機器が多数存在する車内では、複数の通信ケーブルや電源ケーブルが束になった図 1.1 のような「車載ワイヤーハーネス」によって電子機器同士が接続されており、CAN (Controller Area Network) に代表される車載ネットワークが構築されている[1]。

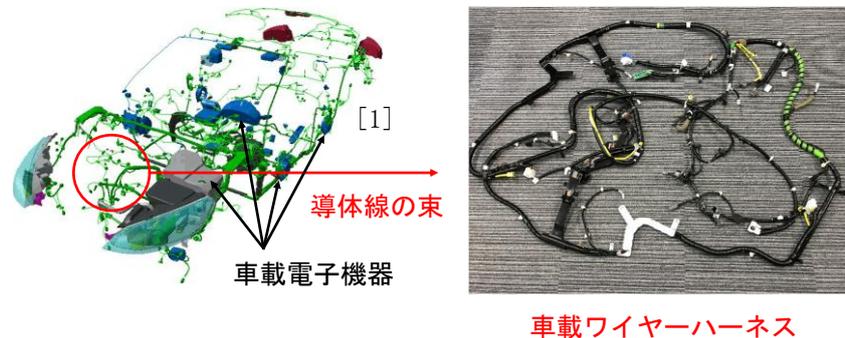


図 1.1 車載ワイヤーハーネス

このような電子機器が相互接続された環境では、単一の機器の正常な動作を保証するだけでなく、他の機器や周囲環境と電磁的に干渉し合わず、それぞれが両立して機能することを目的とする「電磁環境両立性 (EMC: Electromagnetic Compatibility)」を考慮した設計 (EMC 設計) が不可欠となる。このとき、車載電子機器に誤動作を生じさせる主な要因の一つとされているのが、自動車全体に張り巡らされた車載ワイヤーハーネスである。

車載ワイヤーハーネスは自動車の EMC 設計の要となる構成要素であるため、その数値シミュレーションや測定を行う研究報告は国内外に多数存在する。しかし、これらの従来研究では、車載ワイヤーハーネスのねじれを均一化して形状を簡略化したり、伝送線路理論に基づく近似を行ったりするため、現実的な車載ワイヤーハーネスのモデル化が十分なされていない。また、特定の状況を想定したシミュレーションや測定を行う場合が多く、電気的特性の一般的な傾向を体系化するまでには至っていない。そのため、特性の根本的な解明を試みた研究はほとんど無く、理論的な解明はまだなされていない状況である。このような状況にある理由は、車載ワイヤーハーネスの製造が基本的に手作業で行われており、その電気的特性を最適化して統一的な設計・製造をするという発想そのものが自動車業界には存在しないためである。

本研究では、この車載ワイヤーハーネスの電気的特性を機械学習の手法を用いて解明すること、そして最適な設計を行うための設計環境を構築することを目的とする。車載ワイヤーハーネスの電気的特性を解明し、通信品質の最適化へ役立てることは、高速な情報伝達環境の実現や、雑音の少ない通信システムの構築といった、情報通信技術の開発・発展に深く関係している。加えて、情報通信分野で近年急速に応用範囲が広まっている機械学習を用いる研究のため、本研究調査を通して得られた知見を情報通信に関する他の研究へ活かすことが期待できる。

本稿の構成は以下のとおりである。まず 2 節において、車載ワイヤーハーネスの特性解明と最適化に必要な原理について説明する。次に 3 節において、実際の検証例を示しながら、特性解明と最適化を行う。続いて、4 節では最適化環境の構築方法について説明する。最後に、5 節において結論を述べる。

## 2 原理

### 2-1 電気的特性の算出方法

車載ワイヤーハーネスの電気的特性として、(1) 車載ワイヤーハーネスの断面形状から得られる単位長さあたりのキャパシタンス行列 $\mathbf{C}$ とインダクタンス行列 $\mathbf{L}$ 、(2)  $\mathbf{C}$ と $\mathbf{L}$ に基づく伝送線路モデルを数値解析することによって得られる近端（信号等を入力する側の端子）と遠端（入力信号等が車載ワイヤーハーネスを経て到達する出力側の端子）のクロストーク電圧、及び(3) 近端・遠端電圧から計算できるインピーダンス（ $Z$ ）行列と散乱（ $S$ ）行列を算出した。3種類の特性を算出した理由は、形状から直接計算される(1)の特性、(1)から数値解析を介して計算される(2)の特性、(2)と伝達関数の定義から算出される(3)の特性というように、形状と直接的に関係する特性から間接的に関係する特性を段階的に得ることで、車載ワイヤーハーネスの形状パラメータと各特性にどのような相関があるのかを検証するためである。

#### 2-1-1 キャパシタンス行列とインダクタンス行列

本研究では、多数の導体ワイヤから成る車載ワイヤーハーネスを多導体伝送線路と見なし、まず長さ方向に複数の区間に分割する。そして、分割した区間内では断面形状が変化しないと仮定し、各断面形状に対する単位長さあたりのキャパシタンス行列 $\mathbf{C}$ とインダクタンス行列 $\mathbf{L}$ を算出する。図 2.1 に示すように、車載ワイヤーハーネスは多数のワイヤがねじれたり絡み合ったりして構成されており、長さ方向に強い不均一性がある。

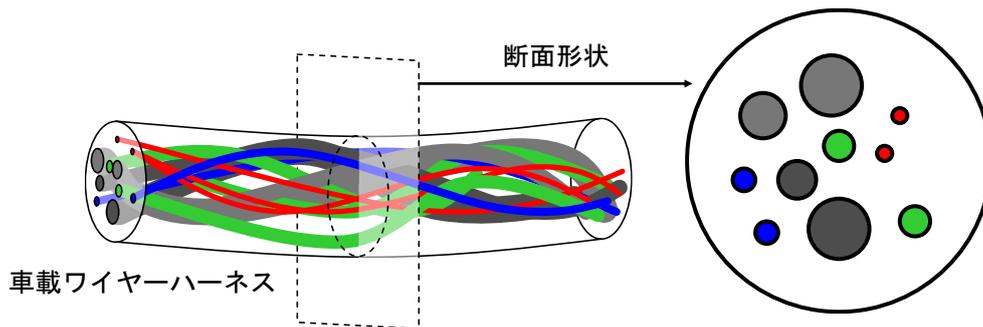


図 2.1 車載ワイヤーハーネスの断面形状

これは、車載ワイヤーハーネスの断面形状が場所ごとに全て異なり、多数の断面に対して $\mathbf{C}$ と $\mathbf{L}$ の算出が必要であることを意味している。 $\mathbf{C}$ と $\mathbf{L}$ が求められると、伝送線路理論に基づいて、多導体伝送線路上の電圧・電流の算出や他の諸特性の算出、それらの値を用いた電源・信号品質の見積もりが行える[2]。よって、この $\mathbf{C}$ と $\mathbf{L}$ を、車載ワイヤーハーネスの電気的特性を表す基本的な値とした。単位長さあたりのキャパシタンス・インダクタンス行列は、断面形状に関するポアソン方程式を有限要素法やモーメント法を用いて解くことで求める方法の他、フーリエ級数に基づく数値解析手法を用いて求める方法などがある。本研究では、円形断面のワイヤを精度良く表わせる、フーリエ級数に基づく数値解析手法を採用してキャパシタンス行列を求める。また、キャパシタンス行列とインダクタンス行列には

$$\mathbf{L} = \mu_0 \varepsilon_0 \mathbf{C}^{-1} \quad (2.1.1)$$

という関係があるため、キャパシタンス行列を求めればインダクタンス行列は容易に算出することができる。ここで、 $\mu_0$ と $\varepsilon_0$ は真空の透磁率と誘電率である。

車載ワイヤーハーネスが $N + 1$ 本のワイヤから構成されているとすると、単位長さあたりのキャパシタンス行列は具体的に

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1N} \\ C_{21} & C_{22} & \cdots & C_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{N1} & C_{N2} & \cdots & C_{NN} \end{bmatrix} \quad (2.1.2)$$

と書ける．このとき，1本のワイヤをグラウンド線に設定し，その他の $N$ 本のワイヤに1～ $N$ の番号を付けていると考えると，例えば $C_{12}$ は，1番目のワイヤと2番目のワイヤの間のキャパシタンスを表している．加えて， $C_{ij} = C_{ji}$  ( $i \neq j$ ) の関係があるため， $\mathbf{C}$ は対称行列となる．

### 2-1-2 クロストーク電圧

車載ワイヤーハーネスを構成する，あるワイヤの近端に信号源を接続した場合，理想的にはその他のワイヤ上の電圧や電流は変動しない．これは，各ワイヤは絶縁されており，電気的な接続がされていない開放の状態を想定しているからである．しかし実際には，信号源を接続したワイヤに電流が流れると周囲の電磁界が変化し，それに伴って他のワイヤ上に誘導起電力が発生して電圧や電流が変化する．これらの電圧・電流の変動はノイズとして振る舞い，車載ワイヤーハーネスに接続された電子機器の誤動作の原因となる．このように，ワイヤ間の電磁気的な結合により生じる電圧・電流の変動をクロストークと呼ぶ．

3本のワイヤから成る多導体伝送線路の場合は，1本がグラウンド線，もう1本が信号源を接続した信号線，残りの線が受動線であると考えれば，受動線の遠端のクロストーク電圧 $V_{FE}$ は簡易的に

$$V_{FE} \approx \left( -\frac{R_{FE}}{R_{NE} + R_{FE}} L_m + \frac{R_{NE} R_{FE}}{R_{NE} + R_{FE}} C_m R_L \right) \frac{1}{R_S + R_L} \frac{dV_S}{dt} \quad (2.1.3)$$

と計算できる．ここで， $R_S$ と $R_L$ は信号線の近端と遠端に接続した抵抗の値， $R_{NE}$ と $R_{FE}$ は受動線の近端と遠端に接続した抵抗の値， $V_S$ は信号源の電圧， $C_m$ と $L_m$ はキャパシタンス行列とインダクタンス行列の非対角要素である．ワイヤが3本の場合は， $\mathbf{C}$ と $\mathbf{L}$ は2行2列の行列であるため， $C_m = C_{12}$ ， $L_m = L_{12}$ となる．

車載ワイヤーハーネスのように，多数のワイヤから成る多導体伝送線路の場合は， $\mathbf{C}$ と $\mathbf{L}$ を用いた数値解析を行ない，全てのワイヤ上の近端・遠端の電圧・電流を求めることでクロストーク電圧を見積もる．本研究では，チェインパラメータ行列 $\Phi$ に基づく数値解析手法により， $\Phi$ と近端・遠端の電圧・電流の関係式

$$\begin{bmatrix} V_{FE} \\ \mathbf{i}_{FE} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} \end{bmatrix}}_{\Phi} \begin{bmatrix} V_{NE} \\ \mathbf{i}_{NE} \end{bmatrix} \quad (2.1.4)$$

を用いて求める．ここで， $\mathbf{v}_{NE}$ と $\mathbf{i}_{NE}$ は各ワイヤの近端の電圧・電流を格納したベクトル， $\mathbf{v}_{FE}$ と $\mathbf{i}_{FE}$ は各ワイヤの遠端の電圧・電流を格納したベクトル， $\Phi_{11}$ ， $\Phi_{12}$ ， $\Phi_{21}$ ， $\Phi_{22}$ はチェインパラメータ行列の部分行列であり

$$\Phi_{11} = \frac{1}{2} \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{T} (e^{\gamma L} + e^{-\gamma L}) \mathbf{T}^{-1} \mathbf{Y} \quad (2.1.5a)$$

$$\Phi_{12} = -\frac{1}{2} \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{T} \boldsymbol{\gamma} (e^{\gamma L} - e^{-\gamma L}) \mathbf{T}^{-1} \quad (2.1.5b)$$

$$\Phi_{21} = -\frac{1}{2} \mathbf{T} (e^{\gamma L} - e^{-\gamma L}) \boldsymbol{\gamma}^{-1} \mathbf{T}^{-1} \mathbf{Y} \quad (2.1.5c)$$

$$\Phi_{22} = \frac{1}{2} \mathbf{T} (e^{\gamma L} + e^{-\gamma L}) \mathbf{T}^{-1} \quad (2.1.5d)$$

と計算できる．ここで， $L$ はワイヤの長さ， $\boldsymbol{\gamma}$ は行列 $\mathbf{YZ}$ の固有値を要素とする対角行列， $\mathbf{T}$ は $\mathbf{T}^{-1}\mathbf{YZT} = \boldsymbol{\gamma}^2$ を満たす相似変換行列， $\mathbf{Y} = j\omega\mathbf{C}$ ， $\mathbf{Z} = j\omega\mathbf{L}$ である．よって，キャパシタンス行列が求められていれば，近端・遠端の電圧・電流が求められる．例えば 1 番目のワイヤの近端に信号源を接続し，2 番目のワイヤの遠端クロストーク電圧を得たい場合は， $\mathbf{v}_{FE}$ の 2 番目の要素の値を参照すれば良い．クロストーク電圧は，車載ワイヤハーネスの特性解明に用いるだけでなく，最適化の際に最小化すべきコスト関数としても利用する．

### 2-1-3 散乱行列

高周波回路の分野では，高い周波数の電磁波として伝わる電圧・電流そのものを測定することが困難であるため，近端や遠端における入射波と反射波の比によって定義される散乱パラメータ (S パラメータ) を用いて議論される．S パラメータを格納した散乱行列 (S 行列) を求めるため，まずインピーダンス行列 (Z 行列)  $\mathbf{Z}$ を求める．Z 行列は

$$\begin{bmatrix} \mathbf{v}_{NE} \\ \mathbf{v}_{FE} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{11} & \mathbf{Z}_{12} \\ \mathbf{Z}_{21} & \mathbf{Z}_{22} \end{bmatrix}}_{\mathbf{Z}} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_{NE} \\ -\mathbf{i}_{FE} \end{bmatrix} \quad (2.1.6)$$

の関係を満たす行列である．ここで， $\mathbf{Z}_{11}$ ， $\mathbf{Z}_{12}$ ， $\mathbf{Z}_{21}$ ， $\mathbf{Z}_{22}$ は Z 行列の部分行列であり，チェーンパラメータ行列の部分行列を用いて

$$\mathbf{Z}_{11} = \mathbf{Z}_{22} = -\boldsymbol{\Phi}_{11}\boldsymbol{\Phi}_{21}^{-1} \quad (2.1.7a)$$

$$\mathbf{Z}_{12} = \mathbf{Z}_{21} = -\boldsymbol{\Phi}_{21}^{-1} \quad (2.1.7b)$$

と求められる．Z 行列と S 行列の関係式より， $\mathbf{S}$ は

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{11} & \mathbf{S}_{12} \\ \mathbf{S}_{21} & \mathbf{S}_{22} \end{bmatrix} = \mathbf{Z}_0^{-1}(\mathbf{Z} - \mathbf{Z}_0)(\mathbf{Z} + \mathbf{Z}_0)^{-1}\mathbf{Z}_0 \quad (2.1.8)$$

と求まる．ここで， $\mathbf{S}_{11}$ ， $\mathbf{S}_{12}$ ， $\mathbf{S}_{21}$ ， $\mathbf{S}_{22}$ は S 行列の部分行列， $\mathbf{Z}_0$ は各ワイヤの近端と遠端に接続した抵抗の平方根を対角要素に格納した対角行列である．車載ワイヤハーネスが  $N + 1$ 本のワイヤから成り，1 本のワイヤがグラウンド線だとすると， $\mathbf{S}$ は  $2N$ 行  $2N$ 列の行列となる．また，近端のポート番号を  $1 \sim N$ ，遠端のポート番号を  $N + 1 \sim 2N$ と設定すると， $\mathbf{S}_{11}$ は近端のあるポートから近端のあるポートへの影響， $\mathbf{S}_{12}$ は遠端のあるポートから近端のあるポートへの影響， $\mathbf{S}_{21}$ は近端のあるポートから遠端のあるポートへの影響， $\mathbf{S}_{22}$ は遠端のあるポートから遠端のあるポートへの影響を表している．ノイズの原因となるクロストーク電圧を減らすためには， $\mathbf{S}$ の非対角成分をできるだけ小さくする必要がある．

## 2-2 重回帰分析

重回帰分析は，統計学における古典的な多変量解析手法である一方，近年では様々な機械学習手法の基礎となるアルゴリズムとして再注目されている．一般に，ある目的変数を説明変数の関数として近似することを回帰といい，説明変数が 1 つの場合を単回帰，複数の場合を重回帰と呼ぶ．重回帰分析は，重回帰によって近似された関数の回帰係数から，目的変数と説明変数の関係を分析する手法である．

重回帰では，目的変数  $y$  を， $Q$  個の説明変数  $x_i$  の線形結合によって

$$y = w_0 + \sum_{i=1}^Q w_i x_i = \mathbf{x}^T \mathbf{w} \quad (2.2.1)$$

と近似する．ここで， $w_i$  ( $i = 0, 1, \dots, Q$ ) は回帰係数であり，重回帰分析を機械学習の手法として見た場合は，学習パラメータとして扱われる．また， $\mathbf{x} = [1 \ x_1 \ x_2 \ \dots \ x_Q]^T$  は説明変数ベクトル， $\mathbf{w} = [w_0 \ w_1 \ w_2 \ \dots \ w_Q]^T$  は回帰係数ベクトルである．重回帰における訓練データは，目的変数とそれに対応

する説明変数の組であり，訓練データが $P$ 個の組から成る場合

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \hat{y}^{(1)} \\ \hat{y}^{(2)} \\ \vdots \\ \hat{y}^{(P)} \end{bmatrix}}_{\hat{\mathbf{y}}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & x_1^{(1)} & \cdots & x_Q^{(1)} \\ 1 & x_1^{(2)} & \cdots & x_Q^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_1^{(P)} & \cdots & x_Q^{(P)} \end{bmatrix}}_{\mathbf{X}} \underbrace{\begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_Q \end{bmatrix}}_{\mathbf{w}} \Leftrightarrow \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X}\mathbf{w} \quad (2.2.2)$$

の関係を満たす．ここで， $\hat{y}^{(j)}$ と $x_i^{(j)}$ は $j$ 番目の組の目的変数と説明変数の値である．一般に，訓練データの数は説明変数の数よりも多く， $P > Q$ の関係を満たすため，式(2.2.2)は方程式の数が変数の数よりも多い，過剰決定系と呼ばれる連立方程式となる．このような場合，式(2.2.2)を満たす回帰係数の組は一意には決定できない．重回帰では通常，最小二乗法に基づき，損失関数

$$L = \sum_{j=1}^P (y^{(j)} - \hat{y}^{(j)})^2 = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) = \|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}\|^2 \quad (2.2.3)$$

が最小となるように回帰係数を決定する．ここで， $y^{(j)}$ は $j$ 番目の説明変数に対応する目的変数の値である．具体的には

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \hat{\mathbf{y}} \quad (2.2.4)$$

と回帰係数を計算する．

求められた回帰係数 $w_i$ の絶対値が大きければ， $i$ 番目の説明変数 $x_i$ は目的変数 $y$ に強い相関があり， $y$ の値は $x_i$ の大きさによって大きく変動することを意味する．また， $w_i$ の値が正の値であれば「 $y$ と $x_i$ は正の相関がある」といい，負の値であれば「 $y$ と $x_i$ は負の相関がある」という．重回帰分析ではこのように回帰係数の値から目的変数と説明変数の関係を分析する．重回帰を行う際に，目的変数や説明変数の標準化を行なった場合に得られる回帰係数を，標準偏回帰係数と呼ぶ．本研究では，2-1節で説明したクロストーク電圧や $S$ 行列を目的変数，車載ワイヤーハーネスの形状パラメータを説明変数として重回帰分析を行い，特性解明を行う．分析結果は4節にて述べる．

### 2-3 ニューラルネットワークを用いたキャパシタンス行列の計算手法

これまでの研究において，多導体伝送線路の断面形状の画像を入力し，キャパシタンス行列を出力するニューラルネットワークに関して提案した[3]，[4]．本研究では，そのようなニューラルネットワークを逆順に用い，キャパシタンス行列等の電気的特性を入力とし，形状を表す画像を出力するニューラルネットワークを検討した．しかし，出力される画像が必ずしもワイヤ配置を表すものにはならなかったため，ワイヤ間距離などの形状パラメータを数値で出力するニューラルネットワークを検討した．そのため，まずはその逆順である，形状パラメータを入力とし，キャパシタンス行列を出力するニューラルネットワークの構築を行なった[5]，[6]．

図2.2に示すように，ある断面形状に関するワイヤ間距離をリスト化し，ニューラルネットワークの入力として与えた．

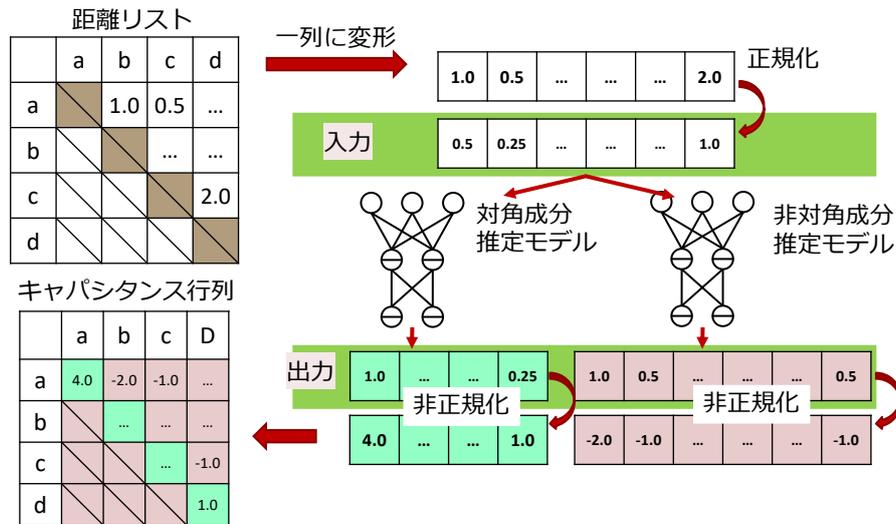


図 2.2 ニューラルネットワークを用いたキャパシタンス行列計算

一方、出力はキャパシタンス行列の各要素とした。ここで、キャパシタンス行列は対称行列となるため、ニューラルネットワークの実際の出力は、キャパシタンス行列の対角要素と上三角要素を格納した 1 次元配列とした。さらにこのとき、対角成分を近似するモデルと、非対角成分を近似するモデルを分けて作成した。これは、キャパシタンス行列の対角成分と非対角成分で重みやバイアスへの依存性が異なるため、同一のモデルで近似することで学習効率や精度が悪化することを防ぐためである。以上より、例えば 10 本のワイヤに対するキャパシタンス行列を近似する場合、入力サイズは 45、出力サイズは対角成分のモデルが 10、非対角成分のモデルが 45 である。学習に用いる訓練データは、2-1-1 節にて述べたフーリエ級数に基づく数値計算手法を用いて作成した。訓練では、確率的勾配降下法を改良した Adam と呼ばれる最適化アルゴリズムを採用した。Adam は、パラメータの過去の更新量を積み立てて新しい更新量を決定する等の工夫によって、学習を高速化したアルゴリズムである。

#### 2-4 遺伝的アルゴリズムによる最適化

当初の計画では、前述のように、3-1 節で提案したニューラルネットワークを逆順に用い、キャパシタンス行列を入力として形状パラメータを出力することで、所望の電気的特性を満たす最適な形状が得られるような、最適化設計環境の構築を行う予定であった。しかし、ニューラルネットワークを逆順に用いるためには、入出力の数が一致する必要があるため、一致していない場合は一意に形状パラメータを決定できないことが判明したため、従来の最適化アルゴリズムを採用して最適化を行うことにした。

最適化アルゴリズムとして、遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm) を採用した。GA は、「初期個体生成」→「個体評価」→「選択」→「交叉」→「突然変異」の手順で実行される。まず「初期個体生成」において初期の個体 (遺伝子) を生成し、その遺伝子の評価値、つまりコスト関数の値の計算を「個体評価」において行う。続く「選択」の手順においてはエリート選択を採用し、評価値が良い遺伝子を選択するようにした。そして、選択された遺伝子を親として「交叉」を行い、子を生成する。この手順では多点交叉を採用し、染色体の切断箇所をランダムに複数箇所指定し、それらの箇所での親の遺伝子を交叉させる。最後に、「突然変異」の手順において、一定確率で子の遺伝子の値を変化させる。これを行うことで、局所解から脱出する効果がある。「突然変異」の後には子の遺伝子の「個体評価」に戻り、同様の手順を最適解に収束するまで反復して行う。本研究における具体的な遺伝子や変化させるパラメータ、コスト関数は 4 節において最適化結果と共に述べる。

### 3 例題検証と特性説明・最適化の結果

本節では、前節にて提案した車載ワイヤーハーネスの特性説明・最適化手法を2つの例題に適用し、その有用性を示すと共に、最適な車載ワイヤーハーネスの形状を示す。

#### 3-1 3本のワイヤからなる車載ワイヤーハーネスの例

最初の例題として、3本のワイヤからなる車載ワイヤーハーネスを対象として、特性説明と最適化を行う。この場合の車載ワイヤーハーネスは図3.1に示すような断面形状となる。

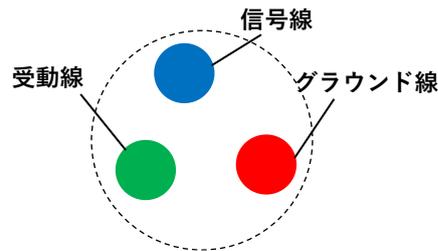


図 3.1 3本のワイヤの断面形状

このとき、図3.1に示すように、各ワイヤはグラウンド線、信号線、受動線であると見なすことができる。信号線は信号源を接続するワイヤ、受動線は信号線を伝搬する信号が原因となって発生するクロストークの影響を受け、電圧・電流が変動するワイヤである。

本検証ではまず、受動線の遠端クロストーク電圧を目的関数、形状パラメータとしてワイヤ間距離とワイヤ半径を説明変数に設定して重回帰分析を行い、特性説明を行なった。重回帰を行なって得られた標準偏回帰係数を表3.1に示す。

表 3.1 3本のワイヤに対する重回帰分析の結果

説明変数（形状パラメータ）	標準偏回帰係数
グラウンド線-信号線間の距離	0.612
グラウンド線-受動線間の距離	0.309
信号線-受動線間の距離	-0.504
グラウンド線の半径	-0.31
信号線の半径	-0.037
受動線の半径	-0.014

表3.1より、「グラウンド線-信号線間の距離」、「グラウンド線-受動線間の距離」、「信号線-受動線間の距離」、「グラウンド線の半径」の4つのパラメータと遠端クロストーク電圧に強い相関があることが分かる。これら4つの形状パラメータに関して、以下の分析を行った。

- ・「グラウンド線-信号線間の距離」と「グラウンド線-受動線間の距離」は遠端クロストーク電圧に対して正の相関があるため、2つのワイヤをグラウンド線に近づけるほど、遠端クロストーク電圧を下げられることが分かる。これは、各ワイヤとグラウンド線間の結合を強くすることで、相対的に信号線と受動

線の結合を弱くする働きがあるからだと推察できる。

- ・「信号線-受動線間の距離」には負の相関があるため、信号線と受動線を離すほどに遠端クロストーク電圧を下げられることが分かる。これは、クロストークの原因となる信号線から受動線をできるだけ離れた方が、影響が少なくなることに対応しており、直感的にも理解可能である。
- ・「グラウンド線の半径」にも負の相関があるため、グラウンド線の半径が大きいほど遠端クロストーク電圧を下げられることを意味している。これは、グラウンド線の表面積が増えることで、グラウンド線-信号線間の結合が相対的に強くなり、受動線に対するクロストークの影響が弱まるからだと推察できる。

以上の分析により、まず上記4つのパラメータのみが遠端クロストーク電圧に大きく影響し、その他のパラメータは無視して良いことが分かった。よって、続く最適化の手順では、6つ全ての形状パラメータを利用せず、4つの形状パラメータのみで最適化を行えることが期待できる。また、「グラウンド線-信号線間の距離」と「グラウンド線-受動線間の距離」を小さくすると、「信号線-受動線間の距離」も小さくなる可能性がある一方、遠端クロストーク電圧を下げるためには「信号線-受動線間の距離」はできるだけ大きくする必要がある。つまり、遠端クロストーク電圧を下げるために、相反する分析結果が得られたことになる。これはつまり、それぞれのパラメータを適切に設定しないと、遠端クロストーク電圧は下げられないことを意味し、最適化手法の必要性を裏付けている。

続いて、上記の4つの形状パラメータのみを用いて、GAに基づく最適化を行なった。コスト関数は受動線の遠端クロストーク電圧とし、この値を最小にするような形状パラメータの組み合わせを決定する。図3.2に、GAにおける「初期個体生成」の手順で作成した初期配置の例と、最適化結果を示す。

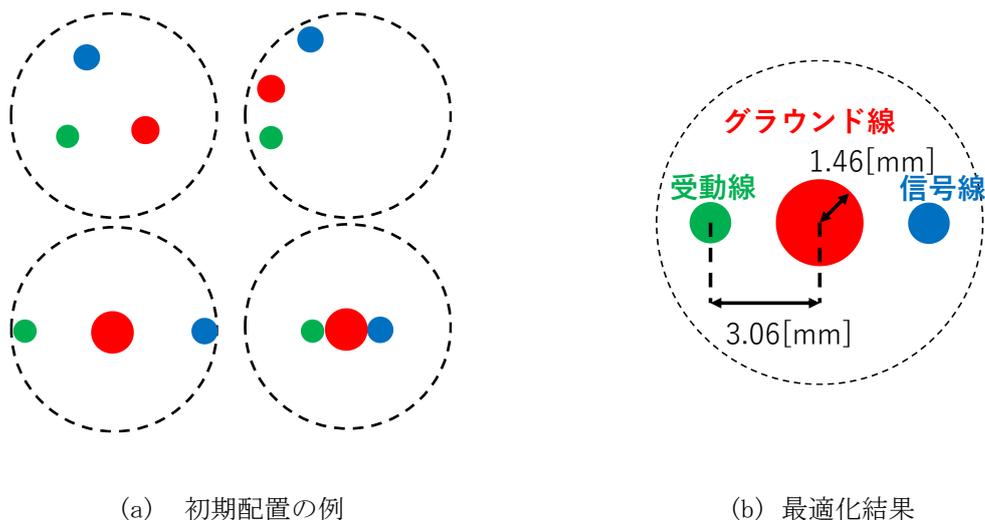


図3.2 3本のワイヤの初期配置の例と最適化結果

最適化に要した時間は11.4秒であった。また、初期配置における遠端クロストーク電圧の最小値は6.67 mVであったのに対して、最適化後の配置における遠端クロストーク電圧は2.66 mVであり、遠端クロストーク電圧を効果的に減少させることができている。加えて、図3.2(b)に示す最適化後の配置を見ると、信号線と受動線がグラウンド線を挟むように配置されていることが分かる。これは、前述の「グラウンド線-信号線間の距離」と「グラウンド線-受動線間の距離」をできるだけ小さくし、かつ「信号線-受動線間の距離」をできるだけ大きくする配置となっている。また、「グラウンド線の半径」が他のワイヤの半径よりも大きくなっており、これも重回帰分析から得られた分析結果と一致する。以上の結果より、3本のワイヤからなる車載ワイヤーハーネスは、図3.2(b)のような配置をすることでクロストークを減らせることができると解明できた。

### 3-2 10本のワイヤからなる車載ワイヤーハーネスの例

2つ目の例題として、10本のワイヤからなる車載ワイヤーハーネスを対象として、特性解明と最適化を行う。本検証ではまず、遠端Sパラメータの総和を目的関数、形状パラメータとしてワイヤ間距離とワイヤ半径を説明変数に設定して重回帰分析を行い、特性解明を行なった。重回帰を行なって得られた標準偏回帰係数の要約を表3.2に示す。

表 3.2 10本のワイヤに対する重回帰分析の結果

説明変数（形状パラメータ）	標準偏回帰係数
グラウンド線とその他のワイヤ間の距離	0.03~0.06
グラウンド線以外のワイヤ間の距離	-0.07~ - 0.05
グラウンド線の半径	-0.1
グラウンド線以外のワイヤの半径	0.14

表 3.2 より、ワイヤ間の距離よりも各ワイヤの半径の方が、遠端 S パラメータの総和と強い相関があることが分かる。この事実に関して、以下の分析を行った。

- ・「グラウンド線の半径」は遠端 S パラメータの総和に対して負の相関があるため、半径を大きくするほど、総和の値を下げられることが分かる。
- ・「グラウンド線以外のワイヤの半径」には正の相関があるため、半径を小さくするほど、遠端 S パラメータの総和の値を下げられることが分かる。

以上の分析により、グラウンド線の半径はできるだけ大きく、その他のワイヤの半径はできるだけ小さくすると良いことが分かる。しかし、実際の設計においては、どこまでも半径を大きくしたり、小さくして大きさを 0 にすることはできない。そのため、最適化の際には、グラウンド線の半径とその他のワイヤの半径は、実際にあり得る最大・最小の半径の値を設定する。このようにワイヤの半径を $\infty$ や 0 としない場合、ワイヤ間の距離によっても遠端 S パラメータの総和が無視できない変動をするため、ワイヤ間距離のみを形状パラメータとして最適化を行えることが期待できる。

続いて、ワイヤ間距離のみを用いて、GA に基づく最適化を行なった。実際にあり得る最大・最小の半径として、グラウンド線の半径は 3 mm、その他のワイヤの半径は 1 mm とあらかじめ固定した。3本のワイヤの場合と同様に、ワイヤ間距離を連続値として GA を適用した場合、最適化に 1 日以上要するのに加えて、最適化を実行するたびに異なるワイヤ配置が得られた。これは、10本のワイヤではその配置の組み合わせが無数にあり、大域的な最適解へ到達することが難しいからだと考えた。

そこで、最適化に際して変化させるパラメータを、ワイヤの位置番号とする方法を新たに考えた。この方法では、ワイヤが配置され得る場所を予め限定しておき、各位置に番号を付けて、どの番号の位置に配置するかを選択するため、ワイヤは離散的に配置される。例えば  $N + 1$ 本のワイヤから構成される場合、1本はグラウンド線として中心に固定し、残りの  $N$ 本のワイヤの位置番号をパラメータとする。コスト関数は車載ワイヤーハーネスの S 行列の総和とし、コスト関数の値を最小にするような最適化を行なった。10,000個の初期個体をランダムに作成し、最適化する世代は 500 世代分（500 回の反復）とした。交叉方法は、2つの親となる遺伝子の位置番号を比べ、同じ位置番号は子にも引き継ぐようにし、残りは被らなかつた位置番号からランダムに選択した。突然変異は、10%の確率で 1つの位置番号を、残りの位置番号候補からランダムに選んだものと入れ替えるようにした。図 3.3 に、最適化結果を示す。

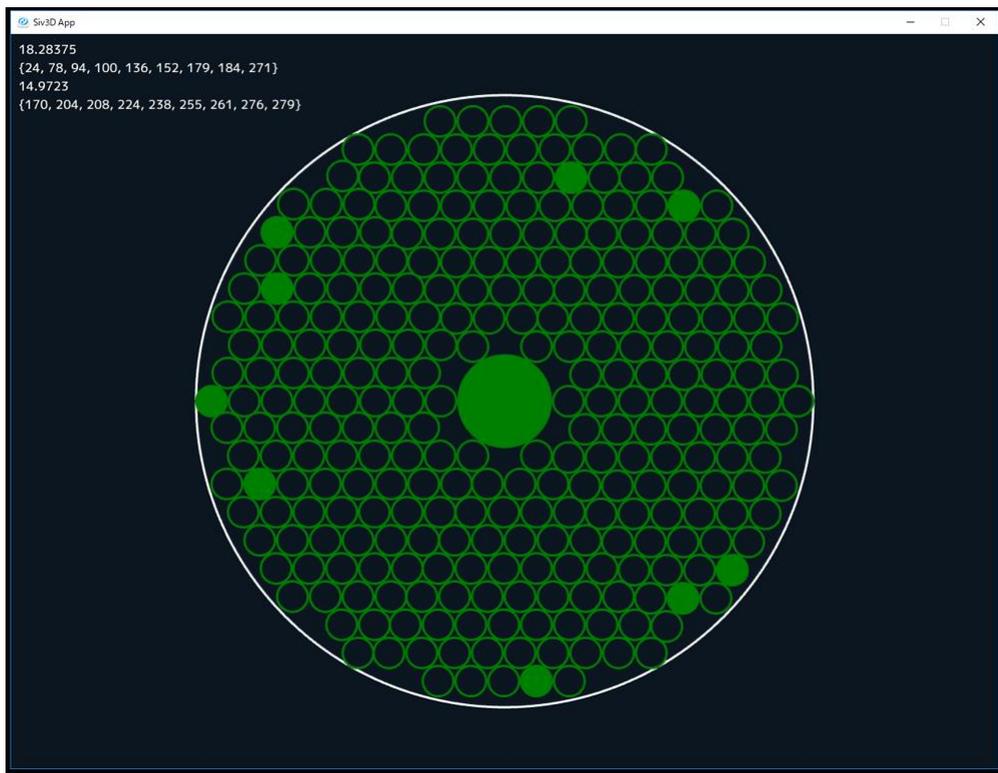


図 3.3 10本のワイヤの最適化結果

初期配置に対する遠端 S パラメータの総和の平均値が 27.32 であったのに対して、最適化後の値は 14.97 であり、提案手法によって効果的に最適化できることが分かった。また、1 回の反復は 1 時間程度で終わるため、変化させるパラメータを連続値としていた場合よりも劇的に時間の短縮が実現できたといえる。図 3.3 より、グラウンド線以外のワイヤが、グラウンド線からできるだけ離れるように配置すると遠端 S パラメータの総和を減らせることが分かる。

#### 4 最適化環境の構築

当初の計画では、CAD ソフトウェア (Rhino) へのプラグインによる実装という形式で最適化設計環境を構築する予定であった。しかし、ワイヤが配置できる位置を固定する前提であることに加えて、断面における平面形状のみを扱えば良いため、3 次元のソフトウェアを使用するのは適切ではないと考えた。そのため、図 3.3 に示すような車載ワイヤーハーネスのワイヤ配置の最適化ソフトウェアを作成した。この最適化ソフトウェアの開発には、C++ 言語を用い、GUI (Graphical User Interface) を実装するライブラリとして Siv3D を採用した。画面上の小さな円の箇所をクリックすると色が変わってワイヤを配置することができる。いくつかのワイヤを配置して Enter キーを押すと、入力した配置を初期配置として最適化が実行される。最適化が終了すると、最適なワイヤの配置が表示され、その時のワイヤの位置番号と遠端 S パラメータの総和の値が表示される。このソフトウェアを使用することで、多数のワイヤからなる車載ワイヤーハーネスの最適化を簡便に行うことができる。

## 5 むすび

本研究では、機械学習を用いた車載ワイヤーハーネスの特性解明手法の提案、及び最適化設計環境の提案と構築を行なった。特性解明手法では、機械学習の手法として注目されている重回帰分析を応用し、車載ワイヤーハーネスの形状パラメータとクロストーク電圧やSパラメータとの関係を分析した。また、GAを用いて、クロストーク電圧やSパラメータを最小にするような、形状パラメータとしてのワイヤの配置や半径の最適化を行なった。結果として、3本のワイヤの場合は、信号線と受動線でグラウンド線を挟むように配置し、グラウンド線の半径を大きくすることで最適な設計が行えることを明らかにした。加えて、10本のような多数のワイヤからなる車載ワイヤーハーネスでは、グラウンド線の半径を大きく、その他のワイヤの半径を小さくし、グラウンド線を囲うように他のワイヤを配置することで最適な設計が行えることを明らかにした。これらの事実は、当該分野では自明ではないため、本研究により自動車のEMC設計に有用な、新たな知見が得られたといえる。加えて、車載ワイヤーハーネスのワイヤ配置の最適化ソフトウェアを開発することで、本研究成果を実用的な現場で生かせる環境が構築できたと考える。

### 【参考文献】

- [1] S. E.-Lemaire, M. Klingler, F. Lafon, C. Marot, L. Koné, S. Baranowski, and B. Démoulin, “Modeling Methodology of Automotive Electronic Equipment Assessed on a Realistic Subsystem,” IEEE Trans. Electromagn. Compat., vol. 54, no. 6, pp. 1222-1233, Dec. 2012
- [2] C.R. Paul, Analysis of Multiconductor Transmission Lines, 2 edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, Oct. 2007.
- [3] Tadatashi Sekine, “An Estimation Method for the Capacitance Matrix of Bundle of Wires Based on Machine Learning,” in Proc. EMC Europe 2018, Amsterdam, The Netherlands, pp. 1004-1007, Aug. 2018.
- [4] 關根惟敏, “機械学習を用いた車載ワイヤーハーネスのキャパシタンス行列計算”, 信学技報, vol. 118, no. 104, MW2018-21, pp. 19-24, 2018年6月
- [5] 佐藤佑哉, 關根惟敏, 白杵深, 三浦憲二郎, “機械学習を用いた多導体伝送線路のキャパシタンス行列推定”, 信学技報, vol. 119, no. 407, EST2019-82, pp. 19-24, 2020年1月
- [6] Yuya Sato, Tadatashi Sekine, Shin Usuki, and Kenjiro T. Miura, “Capacitance Matrix Estimation of Multiconductor Transmission Lines Using Machine Learning,” in Proc. ITC-CSCC 2020, Nagoya, Japan, Jul. 2020. (in press)

### 〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
機械学習を用いた多導体伝送線路のキャパシタンス行列推定	信学技報・電子情報通信学会	2020年1月
Capacitance Matrix Estimation of Multiconductor Transmission Lines Using Machine Learning	ITC-CSCC 2020	2020年7月