

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7416279号
(P7416279)

(45)発行日 令和6年1月17日(2024.1.17)

(24)登録日 令和6年1月9日(2024.1.9)

(51)国際特許分類 F I
 G 0 6 F 30/398 (2020.01) G 0 6 F 30/398
 G 0 6 F 30/27 (2020.01) G 0 6 F 30/27
 G 0 6 F 119/10 (2020.01) G 0 6 F 119:10

請求項の数 7 (全24頁)

| | | | |
|-------------|-----------------------------|----------|---|
| (21)出願番号 | 特願2022-555016(P2022-555016) | (73)特許権者 | 000005223 富士通株式会社 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 |
| (86)(22)出願日 | 令和2年10月6日(2020.10.6) | (74)代理人 | 110002147 弁理士法人酒井国際特許事務所 |
| (86)国際出願番号 | PCT/JP2020/037924 | (72)発明者 | 山田 広明 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 富士通株式会社内 |
| (87)国際公開番号 | WO2022/074750 | (72)発明者 | 山 崎 崇史 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 富士通株式会社内 |
| (87)国際公開日 | 令和4年4月14日(2022.4.14) | (72)発明者 | 山根 昇平 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 富士通株式会社内 |
| 審査請求日 | 令和5年1月4日(2023.1.4) | | 最終頁に続く |

(54)【発明の名称】 訓練データ生成プログラム、訓練データ生成方法及び訓練データ生成装置

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

回路情報を取得し、

回路情報に含まれる2つの線路間の距離と、前記2つの線路とGND層との距離との関係が条件を満たすか否かを判定し、

前記関係が前記条件を満たす場合、シミュレーションにより前記2つの線路に対応する第1の電流分布情報を生成し、前記第1の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成し、

前記関係が前記条件を満たさない場合、前記2つの線路のそれぞれに対応する電流分布情報を合成して前記2つの線路に対応する第2の電流分布情報を生成し、前記第2の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成する、

処理をコンピュータに実行させることを特徴とする訓練データ生成プログラム。

【請求項2】

前記判定する処理は、前記2つの線路間の距離と、前記2つの線路とGND層との距離との比が閾値以上であるか否かを判定する処理を含み、

前記第1の電流分布情報を生成する処理は、前記比が閾値以上でない場合、シミュレーションにより前記2つの線路に対応する第1の電流分布情報を生成する処理を含み、

前記第2の電流分布情報を生成する処理は、前記比が閾値以上である場合、前記2つの線路のそれぞれに対応する電流分布情報を合成して前記2つの線路に対応する第2の電流分布情報を生成する処理を含む、

ことを特徴とする請求項 1 に記載の訓練データ生成プログラム。

【請求項 3】

前記第 2 の電流分布情報を生成する処理は、前記関係が前記条件を満たさない場合、前記 2 つの線路のうち第 1 の線路に対応する前記訓練データの生成時に前記シミュレーションにより生成される前記第 1 の線路の電流分布情報と、前記 2 つの線路のうち前記第 1 の線路と異なる第 2 の線路に対応する前記訓練データの生成時に前記シミュレーションにより生成される前記第 2 の線路の電流分布情報とを合成して前記第 2 の電流分布情報を生成する処理を含む、

ことを特徴とする請求項 1 に記載の訓練データ生成プログラム。

【請求項 4】

前記第 1 の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成する処理および前記第 2 の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成する処理は、前記第 1 の電流分布情報または前記第 2 の電流分布情報に対応する回路を流れる電流の空間分布と、前記回路の電磁波放射状況とが対応付けられた前記訓練データを生成する処理を含む、

ことを特徴とする請求項 1 に記載の訓練データ生成プログラム。

【請求項 5】

前記訓練データの集合を用いて、前記電流の空間分布を特徴量とし、前記電磁波放射状況を目的変数とする機械学習モデルを訓練する処理を前記コンピュータにさらに実行させる、

ことを特徴とする請求項 4 に記載の訓練データ生成プログラム。

【請求項 6】

回路情報を取得し、

回路情報に含まれる 2 つの線路間の距離と、前記 2 つの線路と G N D 層との距離との関係が条件を満たすか否かを判定し、

前記関係が前記条件を満たす場合、シミュレーションにより前記 2 つの線路に対応する第 1 の電流分布情報を生成し、前記第 1 の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成し、

前記関係が前記条件を満たさない場合、前記 2 つの線路のそれぞれに対応する電流分布情報を合成して前記 2 つの線路に対応する第 2 の電流分布情報を生成し、前記第 2 の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成する、

処理をコンピュータが実行することを特徴とする訓練データ生成方法。

【請求項 7】

回路情報を取得し、

回路情報に含まれる 2 つの線路間の距離と、前記 2 つの線路と G N D 層との距離との関係が条件を満たすか否かを判定し、

前記関係が前記条件を満たす場合、シミュレーションにより前記 2 つの線路に対応する第 1 の電流分布情報を生成し、前記第 1 の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成し、

前記関係が前記条件を満たさない場合、前記 2 つの線路のそれぞれに対応する電流分布情報を合成して前記 2 つの線路に対応する第 2 の電流分布情報を生成し、前記第 2 の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成する、

処理を実行する制御部を含む訓練データ生成装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、訓練データ生成技術に関する。

【背景技術】

【0002】

電子回路における E M I (Electromagnetic Interference) 予測に機械学習技術が用いられる。ここで E M I とは、電子回路から放射される電磁波放射状況を指す。また、E

10

20

30

40

50

EMIは、電磁波放射状況のうち遠方の電磁界の状況を指す側面から遠方界とも呼ばれる。

【0003】

例えば、回路情報と、当該回路情報に対する電磁波解析のシミュレーション結果とが対応付けられた訓練データから生成される訓練済みの機械学習モデルを用いて、予測対象とする回路におけるEMI強度が予測される。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0004】

【文献】特開平9-115101号公報

【文献】特開2020-32190号公報

10

【文献】国際公開第2020/129617号

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

しかしながら、上記の機械学習モデルによりEMI強度を予測する場合、回路の線路数が増加するのに伴って予測対象とする回路のバリエーションが増大するので、訓練データ生成時の計算量も膨大となる。

【0006】

1つの側面では、本発明は、訓練データ生成時の計算量の削減を実現できる訓練データ生成プログラム、訓練データ生成方法及び訓練データ生成装置を提供することを目的とする。

20

【課題を解決するための手段】

【0007】

1つの案では、訓練データ生成プログラムは、回路情報を取得し、回路情報に含まれる2つの線路間の距離と、前記2つの線路とGND層との距離との関係が条件を満たすか否かを判定し、前記関係が前記条件を満たす場合、シミュレーションにより前記2つの線路に対応する第1の電流分布情報を生成し、前記第1の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成し、前記関係が前記条件を満たさない場合、前記2つの線路のそれぞれに対応する電流分布情報を合成して前記2つの線路に対応する第2の電流分布情報を生成し、前記第2の電流分布情報に基づいて機械学習用の訓練データを生成する、処理をコンピュータに実行させる。

30

【発明の効果】

【0008】

訓練データ生成時の計算量の削減を実現できる。

【図面の簡単な説明】

【0009】

【図1】図1は、実施例1に係るサーバ装置の機能的構成の一例を示すブロック図である。

【図2】図2は、単純回路および複雑回路の一例を示す図である。

【図3】図3は、EMI予測モデルの機械学習方法の一例を示す図である。

【図4】図4は、複雑回路のEMI予測の一例を示す図である。

40

【図5】図5は、素子あり回路のEMI予測の一例を示す図である。

【図6】図6は、基板特性のバリエーションの一例を示す図である。

【図7】図7は、回路の幾何形状を模式的に示す図である。

【図8】図8は、シミュレーション及びデータ拡張の適用例を示す図である。

【図9】図9は、データ拡張の一例を示す図である。

【図10】図10は、クロストーク判定の一例を示す図である。

【図11】図11は、部分線路への分割方法の一例を示す図である。

【図12】図12は、実施例1に係る訓練データ生成処理の手順を示すフローチャート(1)である。

【図13】図13は、実施例1に係る訓練データ生成処理の手順を示すフローチャート(

50

2)である。

【図14】図14は、コンピュータのハードウェア構成例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0010】

以下に添付図面を参照して本願に係る訓練データ生成プログラム、訓練データ生成方法及び訓練データ生成装置について説明する。なお、この実施例は開示の技術を限定するものではない。そして、各実施例は、処理内容を矛盾させない範囲で適宜組み合わせることが可能である。

【実施例1】

【0011】

図1は、実施例1に係るサーバ装置10の機能的構成の一例を示すブロック図である。図1に示すサーバ装置10は、電子回路におけるEMI強度を予測する機械学習モデルの訓練に用いる訓練データを生成する訓練データ生成機能を提供するコンピュータの一例である。以下、電子回路におけるEMI強度を予測する機械学習モデルのことを「EMI予測モデル」と記載する場合がある。

【0012】

このような訓練データ生成機能は、上記の訓練データを用いてEMI予測モデルの機械学習を実行する機械学習サービスの一機能としてパッケージ化され得る。この他、上記の訓練データ生成機能、或いは上記の機械学習サービスは、訓練済みのEMI予測モデルを提供するモデル提供サービス、或いは訓練済みのEMI予測モデルを用いて回路のEMI強度を予測するEMI予測サービスの一機能としてパッケージ化され得る。さらに、上記のモデル提供サービス、あるいは上記のEMI予測サービスは、電磁波解析のシミュレーションを実行するシミュレーションサービスの一機能としてパッケージ化され得る。

【0013】

例えば、サーバ装置10は、上記の訓練データ生成機能を実現する訓練データ生成プログラムを任意のコンピュータにインストールさせることにより実装できる。一例として、サーバ装置10は、上記の訓練データ生成機能をオンプレミスに提供するサーバとして実装することができる。他の一例として、サーバ装置10は、SaaS(Software as a Service)型のアプリケーションとして実装することで、上記の訓練データ生成機能をクラウドサービスとして提供することもできる。

【0014】

また、サーバ装置10は、図1に示すように、ネットワークNWを介して、クライアント端末30と通信可能に接続され得る。例えば、ネットワークNWは、有線または無線を問わず、インターネットやLAN(Local Area Network)などの任意の種類の通信網であってよい。

【0015】

クライアント端末30は、上記の訓練データ生成機能の提供を受けるコンピュータの一例である。例えば、クライアント端末30には、パーソナルコンピュータなどのデスクトップ型のコンピュータなどが対応し得る。これはあくまで一例に過ぎず、クライアント端末30は、ラップトップ型のコンピュータや携帯端末装置、ウェアラブル端末などの任意のコンピュータであってよい。

【0016】

なお、図1には、上記の訓練データ生成機能がクライアントサーバシステムで提供される例を挙げるが、この例に限定されず、スタンドアロンで上記の訓練データ生成機能が提供されることとしてもよい。

【0017】

上記のEMI予測は、1つの側面として、電子回路基板の設計、いわゆる回路設計に有用な一面がある。すなわち、回路設計では、規格や法規制の面から、回路で観測される放射電磁波が周波数ごとに定められた規定値以内に収めることの関心が高い。このことから、回路設計では、電磁波解析のシミュレーションによりEMI予測が行われる。ところが

10

20

30

40

50

、シミュレーションの実施には、回路のモデリングコストやシミュレータの計算コストなどの要因がハードルとなる。

【 0 0 1 8 】

このような背景から、ニューラルネットワーク、例えばCNN (Convolutional Neural Network) 等の機械学習技術が用いられる。例えば、上記の背景技術の欄で説明した通り、回路情報と、当該回路情報に対する電磁波解析のシミュレーション結果とが対応付けられた訓練データから生成される訓練済みのEMI予測モデルを用いて、解析対象の回路におけるEMI強度が予測される。

【 0 0 1 9 】

このようにEMI予測モデルを用いて回路のEMI強度を予測する場合、EMI予測の精度が一定の水準に達するためには、EMIに影響を与える回路の特徴が抽出された訓練データがEMI予測モデルの訓練に用いられることが条件となる。

10

【 0 0 2 0 】

しかしながら、EMIに影響を与える回路の特徴には、様々なものがある。例えば、回路上に配置される線路の形状、あるいは回路の線路上の素子、例えば抵抗やコイル、コンデンサなどの配置が挙げられる。したがって、上記のEMI予測の訓練には、膨大な量の訓練データが必要となる。

【 0 0 2 1 】

このことから、訓練データ数の削減を実現する技術として、先進技術1および先進技術2がある。ここで挙げる先進技術1および先進技術2は、公知である特許文献や非特許文献等に記載がある従来技術とは区別される。

20

【 0 0 2 2 】

先進技術1では、回路に配線された線路の分岐の有無に応じて回路が「単純回路」と「複雑回路」が分類される。例えば、回路のうち分岐がない回路が「単純回路」に分類される一方で、分岐がある回路が「複雑回路」に分類される。このような分類の下、先進技術1では、複雑回路は単純回路の組合せで表現できるという着眼点が訓練データ数の削減という課題の解決に活用される。

【 0 0 2 3 】

図2は、単純回路および複雑回路の一例を示す図である。図2には、一例として、複雑回路C1が示されると共に、当該複雑回路C1に対応する単純回路の組合せの一例として、単純回路c1および単純回路c2が示されている。図2に示すように、複雑回路C1は、分岐点b1を境界にして単純回路c11および単純回路c12へ分割できる。この場合、分岐点b1から分岐する3つの部分線路のうち、励振源ES1を含む部分線路と、励振源ES1を含まない部分線路の各々との組合せを単純回路c11および単純回路c12の線路として複雑回路C1が分割される。これら単純回路c11および単純回路c12が合成されることにより複雑回路C1が得られるのは勿論のこと、単純回路c11のEMI強度200Aおよび単純回路c12のEMI強度200Bが合成されることにより複雑回路C1のEMI強度200が得られる。

30

【 0 0 2 4 】

図3は、EMI予測モデルの機械学習方法の一例を示す図である。図3に示すように、EMI予測モデルM1の機械学習には、訓練データセットDS1が用いられる。例えば、訓練データセットDS1は、単純回路c11~cNの回路情報と、単純回路c11~cNの各々で観測されるEMI強度400A~400Nとが対応付けられた訓練データの集合である。ここで言う「回路情報」には、電子回路に含まれる素子の回路網の情報、例えばネットリストなどが含まれ得る。また、ここで言う「EMI強度」は、あくまで一例として、特定の周波数ドメインにおけるEMI強度の分布、いわゆるEMIスペクトルであってよい。

40

【 0 0 2 5 】

例えば、単純回路c11の回路情報がEMI予測モデルm1へ入力された場合、EMI予測モデルm1からEMI強度300Aが出力される。同様に、単純回路c12~cNの

50

回路情報が EMI 予測モデル m1 へ入力されることにより、EMI 予測モデル m1 から EMI 強度 300 B ~ 300 N の出力が得られる。その上で、EMI 予測モデル m1 の出力である EMI 強度 300 B ~ 300 N と、正解ラベルの EMI 強度 400 A ~ 400 N との損失に基づいて EMI 予測モデル m1 のパラメータが更新される。このように、単純回路 c11 ~ cN の回路情報を特徴量、いわゆる説明変数とし、EMI 強度を目的変数として、EMI 予測モデル m1 の機械学習が実行される。これにより、単純回路の EMI 予測を実現する訓練済みの EMI 予測モデル M1 が得られる。

【0026】

図4は、複雑回路の EMI 予測の一例を示す図である。図4には、一例として、図3に示された訓練済みの EMI 予測モデル M1 を用いて複雑回路 C1 の EMI 強度を予測する事例が示されている。図4に示すように、複雑回路 C1 が予測対象とされる場合、複雑回路 C1 は、分岐点 b1 を境界にして単純回路 c11 および単純回路 c12 へ分割される。その後、単純回路 c11 の EMI 予測および単純回路 c12 の EMI 予測が並行して実施される。すなわち、単純回路 c11 の回路情報を EMI 予測モデル M1 へ入力することにより EMI 予測モデル M1 の出力として EMI 強度の推定値 200 A が得られる。また、単純回路 c12 の回路情報を EMI 予測モデル M1 へ入力することにより EMI 予測モデル M1 の出力として EMI 強度の推定値 200 B が得られる。これら EMI 強度の推定値 200 A および EMI 強度の推定値 200 B が合成されることにより、複雑回路 C1 の EMI 強度の推定値 200 が得られる。

【0027】

このように、先進技術1では、単純回路用の EMI 予測モデル M1 による単純回路の EMI 予測の結果を合成することにより複雑回路の EMI 予測を実現できる。このため、先進技術1によれば、複雑回路の訓練データを削減できる。さらに、先進技術1では、回路の線路の分岐パターンが多い EMI 予測モデルのドメインほど訓練データ数の削減効果が高まる。

【0028】

次に、先進技術2では、インダクタ(L)、キャパシタ(C)、抵抗器(R)などの LCR 素子を有する素子あり回路は電流が素子で反射されるパターンと電流が素子で反射されないパターンとの2つの組合せで表現できる点が着眼点の1つとされる。以下、素子あり回路で流れる電流成分のうち素子で反射される電流成分のことを「反射成分」と記載すると共に、素子で反射されない電流成分のことを「非反射成分」と記載する場合がある。

【0029】

例えば、先進技術2では、素子あり回路が反射相当の回路と非反射相当の回路とに分割される。ここで言う「反射相当の回路」とは、反射成分および非反射成分の比が1対0である条件、言い換えれば非反射成分が観測されず、反射成分のみが観測される条件下で素子あり回路の配線のうち電流が観測される部分の線路を配線とする回路のことを指す。一方、「非反射相当の回路」とは、反射成分および非反射成分の比が0対1である条件、言い換えれば反射成分が観測されず、かつ非反射成分のみが観測される条件下で素子あり回路の配線のうち電流が観測される部分の線路を配線とする回路のことを指す。

【0030】

その上で、先進技術2では、1つの素子あり回路につき反射相当の回路および非反射相当の回路の2つに絞り込んで、EMI 予測モデル m2 の機械学習が実行される。この際、EMI 予測モデル m2 の説明変数を反射相当の回路の回路情報または非反射相当の回路の回路情報から計算される電流分布とすることができる。ここで言う「回路情報」には、電子回路に含まれる素子の回路網の情報、例えばネットリストの他、各素子の物性値、例えば抵抗値やインダクタンス、静電容量などが含まれ得る。例えば、周波数ドメインに含まれる周波数成分ごとに計算された電流分布の全てを EMI 予測モデル m2 の機械学習に用いることもできるが、詳細は後述するが、周波数ドメインを代表する電流分布として共振周波数の電流分布を用いることができる。このようにして得られた反射相当の回路または非反射相当の回路の電流分布が EMI 予測モデル m2 へ入力されることにより得られた E

10

20

30

40

50

M I 予測モデル m 1 の出力と、正解ラベルの E M I 強度との損失に基づいて E M I 予測モデル m 2 のパラメータが更新される。これにより、反射相当の回路および非反射相当の回路のみが訓練済みである E M I 予測モデル M 2 が得られる。

【 0 0 3 1 】

ここで、反射相当の回路および非反射相当の合成で素子あり回路の E M I 予測を実現する側面から、先進技術 2 では、素子あり回路の E M I 予測時に参照される参照データとして、次のような参照データが生成される。

【 0 0 3 2 】

例えば、参照データには、素子あり回路に配置される素子の物性値と、反射成分および非反射成分の比との対応関係が定義されたルックアップテーブルや関数などを用いることができる。あくまで一例として、インダクタ (L) の値が極度に大きい領域、キャパシタ (C) の値が極度に小さい領域、さらには、抵抗器 (R) の値が極度に大きい領域では反射が起こる。一方、これら以外の領域では反射は十分に小さくなる。

【 0 0 3 3 】

あくまで一例として、キャパシタ (C) が配置された回路から参照データが生成される例を説明する。この場合、反射成分および非反射成分の比が 1 対 0 となる素子の物性値および反射成分および非反射成分の比が 0 対 1 となる素子の物性値が探索される。例えば、キャパシタ (C) の静電容量が 1 n F である条件下では反射成分は観測されず、非反射成分のみが観測される。この場合、キャパシタ (C) の静電容量「 1 n F 」と、反射成分「 0 」および非反射成分「 1 」とが対応付けられる。また、キャパシタ (C) の静電容量が 1 p F である条件下では反射成分と非反射成分が同等の割合で観測される。この場合、キャパシタ (C) の静電容量「 1 p F 」と、反射成分「 0 . 5 」および非反射成分「 0 . 5 」とが対応付けられる。さらに、キャパシタ (C) の静電容量が 1 0 0 f F である条件下では、非反射成分は観測されず、反射成分のみが観測される。この場合、キャパシタ (C) の静電容量「 1 f F 」と、反射成分「 1 」および非反射成分「 0 」とが対応付けられる。これらの対応関係が参照データとして生成される。なお、ここでは、1 0 0 f F から 1 n F までのキャパシタ (C) の静電容量の範囲のうち 1 p F に対応する反射成分および非反射成分の比を 1 つ例に挙げたが、任意の個数の対応関係が定義されてもよい。

【 0 0 3 4 】

これら訓練済みの E M I 予測モデル M 2 および参照データが得られた状況の下、先進技術 2 では、素子あり回路の E M I 予測を実現できる。図 5 は、素子あり回路の E M I 予測の一例を示す図である。図 5 には、一例として、訓練済みの E M I 予測モデル M 2 を用いて素子あり回路 C 2 の E M I 強度を予測する事例が示されている。図 5 に示すように、素子あり回路 C 2 が予測対象とされる場合、素子あり回路 C 2 の回路情報に含まれるキャパシタ (C) の静電容量「 1 . 0 p F 」に対応する反射成分および非反射成分の比「 0 . 5 : 0 . 5 」が参照データから参照される。そして、素子あり回路 C 2 は、反射相当の回路 c 2 1 と非反射相当の回路 c 2 2 とに分割される。

【 0 0 3 5 】

その後、反射相当の回路 c 2 1 の E M I 予測および非反射相当の回路 c 2 2 の E M I 予測が並行して実施される。すなわち、反射相当の回路 c 2 1 の回路情報を回路シミュレータへ入力することにより反射相当の回路 c 2 1 の電流分布 I 1 が計算される。このように計算された反射相当の回路 c 2 1 の電流分布 I 1 を E M I 予測モデル M 2 へ入力することにより E M I 予測モデル M 2 の出力として E M I 強度の推定値 2 1 0 A が得られる。また、非反射相当の回路 c 2 2 の回路情報を回路シミュレータへ入力することにより非反射相当の回路 c 2 2 の電流分布 I 2 が計算される。このように計算された非反射相当の回路 c 2 2 の電流分布 I 2 を E M I 予測モデル M 2 へ入力することにより E M I 予測モデル M 2 の出力として E M I 強度の推定値 2 1 0 B が得られる。これら E M I 強度の推定値 2 1 0 A および E M I 強度の推定値 2 1 0 B が参照データから参照された反射成分および非反射成分の比「 0 . 5 : 0 . 5 」にしたがって合成されることにより、素子あり回路 C 2 の E M I 強度の推定値 2 1 が得られる。

10

20

30

40

50

【 0 0 3 6 】

このように、先進技術 2 では、反射相当の回路および非反射相当の回路の E M I 予測の結果を合成することにより素子あり回路の E M I 予測を実現できる。このため、先進技術 2 によれば、1 つの素子あり回路につき反射相当の回路および非反射相当の回路の 2 つ以外の回路の訓練データを削減できる。さらに、先進技術 2 は、回路に配置される素子およびその物性値のパターンが多い E M I 予測モデルのドメインほど訓練データ数の削減効果が高まる。

【 0 0 3 7 】

しかしながら、先進技術 1 や先進技術 2 で例示された分割および合成は、単一線路の分岐回路や素子あり回路をサポートするものに過ぎないので、複数線路の回路に適用することが困難である。

10

【 0 0 3 8 】

すなわち、基板上で複数線路が隣接する回路では、クロストークと呼ばれる現象が起こり得る。ここで言う「クロストーク」とは、容量性結合および誘導性結合の 2 つのうちいずれかが原因となって起こる電磁結合を指す。

【 0 0 3 9 】

図 6 は、クロストークの発生事例を示す図である。図 6 には、基板 B P 1 0 の上面図が示されている。図 6 に示すように、基板 B P 1 0 には、2 本の線路 L 1 1 および線路 L 1 2 が含まれる。これら線路 L 1 1 および線路 L 1 2 は、回路の配線として接続されていない。例えば、容量性結合が起こると、相互キャパシタンス C_m と呼ばれる仮想のコンデンサが形成される。また、誘導性結合が起こると、相互インダクタンス L_m と呼ばれる仮想のコイルが形成される。このようにクロストークが発生すると、これら相互キャパシタンス C_m および相互インダクタンス L_m は電磁氣的に結合する。この場合、線路 L 1 1 および線路 L 1 2 の特性インピーダンスが変化する。さらに、特性インピーダンスの変化に伴って、線路 L 1 1 および線路 L 1 2 の電流も変わる結果、E M I も変化する。このため、クロストークが起こる線路 L 1 1 および線路 L 1 2 は、単一線路の合成と等価ではないので、先進技術 1 や先進技術 2 で例示された分割および合成を適用できない。

20

【 0 0 4 0 】

そうであるからと言って、上記の E M I 予測モデルのタスクが適用されるドメインを単一線路の回路に絞り込むと、予測精度が低下する可能性がある。例えば、複数線路の回路のうち 1 本の線路しかサポートされない場合、それ以外の線路で発生する電流が無視されるので、E M I 予測の精度が低下する。このことから、上記の E M I 予測モデルのタスクが適用されるドメインに複数線路の回路を含めようとする場合、予測対象とする回路のバリエーションが増大する。

30

【 0 0 4 1 】

すなわち、教師あり学習における回帰分類タスクでは、予測対象となり得るインスタンスを幅広く含んだ訓練データセットを作成し、その訓練データセットを用いて機械学習モデルの訓練が実行されるのが原則である。

【 0 0 4 2 】

例えば、最大で k 本の線路を持つ回路の E M I 予測モデルを生成する場合、1 本線の様々な形状、2 本線の様々な形状、 \dots 、 k 本線の様々な形状といったバリエーションがある。このように予測対象となり得る形状を幅広く含んだ訓練データセットの生成が求められる。

40

【 0 0 4 3 】

しかしながら、回路の線路数が増加するに伴って予測対象とする回路のバリエーションが増大する。例えば、1 本線の形状のバリエーションが 1 万程度である対象を予測する場合、あくまで一例として、1 0 0 0 件の訓練データがサンプリングされるのが基本とする。この場合、1 本線 ~ 3 本線の各線の形状のバリエーションが 1 万程度である対象を予測する場合、各線 1 0 0 0 件の訓練データをサンプリングするとすれば、1 本線 ~ 3 本線の組合せを含めると、1 0 億 3 0 0 . 3 万件必要となる。このように訓練データ数が増大

50

すると、回路シミュレータに入力する回路情報のモデリングコストや回路シミュレータの計算コストも増大する。

【 0 0 4 4 】

そこで、本実施例に係る訓練データ生成機能は、2つの線路間の距離と、2つの線路およびGND層の距離との比に応じて2つの線路の電流分布をシミュレーションで生成するか、各線の電流分布を合成するかを切り替えて訓練データを生成する。

【 0 0 4 5 】

本実施例における着眼点の1つは、2つの線路間でクロストークが起こるか否かは、回路の幾何形状から判定できる点にある。図7は、回路の幾何形状を模式的に示す図である。図7には、GND層上に2本の線路L21および線路L22が平行に配置された基板BP20の側面図が示されている。クロストークの発生時に線路L21および線路L22の間で形成される相互キャパシタンス(C_m)と相互インダクタンス(L_m)の値は、線路L21および線路L22間の距離sと、線路L21および線路L22からGND層までの距離hとで決まる。

10

【 0 0 4 6 】

相互インダクタンス(L_m)の算出式は、下記の式(1)の通りとなる。下記の式(1)における「μ」は、磁気定数を指す。また、相互キャパシタンス(C_m)の算出式は、下記の式(2)の通りとなる。下記の式(2)における「ε」は、誘電率を指す。さらに、下記の式(2)における「F」は、下記の式(3)で表現される。さらに、下記の式(1)および下記の式(2)における「F_m」は、下記の式(4)で表現される。

20

【数1】

$$L_m = \frac{\mu}{2\pi} F_m \quad \dots \text{式(1)}$$

【数2】

$$C_m = 2\pi\epsilon \frac{F_m}{F^2 - F_m^2} \quad \dots \text{式(2)}$$

【数3】

$$F = \log\left(\frac{2h}{a}\right) \quad \dots \text{式(3)}$$

30

【数4】

$$F_m = \log\left(\sqrt{1 + \left(\frac{2h}{s}\right)^2}\right) \quad \dots \text{式(4)}$$

【 0 0 4 7 】

上記の式(1)によれば、2本の線路L21および線路L22の間の距離sがGND層までの距離hに比べて大きくなるほど、L_mは0に近くなる関係を有することが明らかである。L_m=0である場合、仮想のコイルが形成されない場合と等価になる。また、上記の式(2)によれば、2本の線路L21および線路L22の間の距離sがGND層までの距離hに比べて大きくなるほど、C_mは0に近くなる関係を有することが明らかである。C_m=0である場合、仮想のコンデンサが形成されない場合と等価になる。

40

【 0 0 4 8 】

これらのことから、距離sおよび距離hの関係が条件を満たす場合、例えば距離sおよび距離hの比が閾値以上である場合、クロストークが起こらないと判定できる一方で、上記関係が上記条件を満たさない場合、クロストークが起こると判定できる。

50

【 0 0 4 9 】

さらに、本実施例における着眼点の1つとして、クロストークが起こらない線路は、各々の線路の足し合わせとしてみなすことができる点が挙げられる。このような着眼点があって始めて、クロストークで接続されない2本の線路の電流分布を計算するシミュレーションの代わりに、それ以前に各々の線路から個別に計算済みである電流分布を合成するデータ拡張を行うというモチベーションが得られる。

【 0 0 5 0 】

図8は、シミュレーション及びデータ拡張の適用例を示す図である。図8には、あくまで一例として、1本線～3本線の各線の形状のバリエーションから訓練データが生成される例が示されている。さらに、図8には、1本線の形状のバリエーションとして、回路C11～回路C13が抜粋して示されている。さらに、図8には、2本線の形状のバリエーションとして、回路C21および回路C22が抜粋して示されると共に、3本線の形状のバリエーションとして、回路C31および回路C32が抜粋して示されている。なお、図8には、複数線路の回路のうちクロストークを介して互いが接続されない線路の組合せがハッチングで示されている。

10

【 0 0 5 1 】

例えば、図8に示す例で言えば、回路C11は、単一線路の回路であるので、データ拡張の選択肢がない。このため、回路C11の回路情報を回路シミュレータへ入力することにより回路C11の電流分布を計算するシミュレーションが行われる。そして、シミュレーションにより計算された回路C11の電流分布から訓練データが生成される。また、回路C12も、回路C11と同様に単一線路の回路であるので、回路C11と同様にして、シミュレーションにより計算された回路C12の電流分布から訓練データが生成される。さらに、回路C13も、回路C11と同様に単一線路の回路であるので、回路C11と同様にして、シミュレーションにより計算された回路C13の電流分布から訓練データが生成される。

20

【 0 0 5 2 】

回路C21では、2本の線路の間でクロストークが起こる。この場合、回路C21の回路情報を回路シミュレータへ入力することにより回路C21の電流分布を計算するシミュレーションが行われる。そして、シミュレーションにより計算された回路C21の電流分布から訓練データが生成される。一方、回路C22では、2本の線路L221および線路L222の間でクロストークが起こらないので、データ拡張を行う余地がある。この場合、回路C22は、回路C12の線路および回路C13の線路の足し合わせとしてみなすことができる。よって、計算済みである回路C12の電流分布および計算済みである回路C13を足し合わせるデータ拡張により得られた回路C22の電流分布から訓練データが生成される。

30

【 0 0 5 3 】

回路C31では、クロストークを介して互いが接続されない線路L311および線路L312が存在するので、データ拡張を行う余地がある。この場合、回路C31は、回路C21の線路および不図示の回路C14の線路の足し合わせとしてみなすことができる。よって、計算済みである回路C21の電流分布および計算済みである回路C14の電流分布を足し合わせるデータ拡張により得られた回路C31の電流分布から訓練データが生成される。一方、回路C32では、クロストークを介して3本の線路が互いに接続されるので、データ拡張を行う余地がない。この場合、回路C32の回路情報を回路シミュレータへ入力することにより回路C32の電流分布を計算するシミュレーションが行われる。そして、シミュレーションにより計算された回路C32の電流分布から訓練データが生成される。

40

【 0 0 5 4 】

ここで、図8に例示されたデータ拡張の一例を図9に示す。図9は、データ拡張の一例を示す図である。図9には、あくまで一例として、図8に示された回路C22から訓練データを生成するデータ拡張が例示されている。図9に示すように、回路C22は、クロス

50

トークがない部分を境界にして、回路 C 2 2 1 および回路 C 2 2 2 へ分割される。

【 0 0 5 5 】

続いて、シミュレーションにより電流分布が計算済みである回路から、回路 C 2 2 1 の幾何形状と類似する幾何形状を有する回路が検索される。このような検索で回路 C 1 2 がヒットするので、計算済みである回路 C 1 2 の電流分布 I 1 2 および E M I 強度 P 1 2 が得られる。

【 0 0 5 6 】

これと前後または並行して、シミュレーションにより電流分布が計算済みである回路から、回路 C 2 2 2 の幾何形状と類似する幾何形状を持つ回路が検索される。このような検索で回路 C 1 3 がヒットするので、計算済みである回路 C 1 3 の電流分布 I 1 3 および E M I 強度 P 1 3 が得られる。

10

【 0 0 5 7 】

その上で、回路 C 1 2 の電流分布 I 1 2 および回路 C 1 3 の電流分布 I 1 3 を合成することにより回路 C 2 2 の電流分布 I 2 2 が生成される。さらに、回路 C 1 2 の E M I 強度 P 1 2 および回路 C 1 3 の E M I 強度 P 1 3 を合成することにより回路 C 2 2 の E M I 強度 P 2 2 が生成される。このようなデータ拡張で得られた回路 C 2 2 の電流分布 I 2 2 および E M I 強度 P 2 2 が対応付けられることにより、回路 C 2 2 の訓練データが生成される。

【 0 0 5 8 】

以上のように、本実施例に係る訓練データ生成機能は、2つの線路間の距離と、2つの線路および G N D 層の距離との比に応じて2つの線路の電流分布をシミュレーションで生成するか、各線の電流分布を合成するかを切り替えて訓練データを生成する。例えば、図 8 に示す例で言えば、7つの回路のうち回路 C 2 2 および回路 C 3 1 の2つの訓練データをデータ拡張を通じて生成できる。このため、回路シミュレータに入力する回路 C 2 2 および回路 C 3 1 のモデリングコスト、ひいては回路 C 2 2 および回路 C 3 1 の電流分布および E M I 強度を回路シミュレータで計算するコストを削減できる。したがって、本実施例に係る訓練データ生成機能によれば、訓練データ生成時の計算量の削減を実現できる。例えば、複数線路の回路の訓練データ生成時のシミュレーションの実行回数を削減できる。

20

【 0 0 5 9 】

次に、本実施例に係るサーバ装置 1 0 の機能的構成について説明する。図 1 には、サーバ装置 1 0 が有する機能に対応するブロックが模式化されている。図 1 に示すように、サーバ装置 1 0 は、通信インタフェイス部 1 1 と、記憶部 1 3 と、制御部 1 5 とを有する。なお、図 1 には、上記のデータ生成機能に関連する機能部が抜粋して示されているに過ぎず、図示以外の機能部、例えば既存のコンピュータがデフォルトまたはオプションで装備する機能部がサーバ装置 1 0 に備わることとしてもよい。

30

【 0 0 6 0 】

通信インタフェイス部 1 1 は、他の装置、例えばクライアント端末 3 0 との間で通信制御を行う通信制御部の一例に対応する。あくまで一例として、通信インタフェイス部 1 1 は、LAN カードなどのネットワークインターフェイスカードにより実現され得る。例えば、通信インタフェイス部 1 1 は、クライアント端末 3 0 から訓練データ生成のリクエストや訓練データ生成機能に関する各種のユーザ設定を受け付ける。また、通信インタフェイス部 1 1 は、訓練データ生成機能により生成された訓練データの集合や訓練済みの E M I 予測モデルなどをクライアント端末 3 0 へ出力したりする。

40

【 0 0 6 1 】

記憶部 1 3 は、各種のデータを記憶する機能部である。あくまで一例として、記憶部 1 3 は、ストレージ、例えば内部、外部または補助のストレージにより実現される。例えば、記憶部 1 3 は、回路情報群 1 3 A と、訓練データセット 1 3 B と、モデルデータ 1 3 M とを記憶する。これら回路情報群 1 3 A、訓練データセット 1 3 B 及びモデルデータ 1 3 M 以外にも、記憶部 1 3 は、上記の訓練データ生成機能の提供を受けるユーザのアカウント情報などの各種のデータを記憶することができる。なお、訓練データセット 1 3 B 及び

50

モデルデータ 13Mの説明は、生成部 18 または訓練部 19 の説明と合わせて後述する。

【0062】

回路情報群 13A は、 n 個の回路情報の集合である。例えば、最大で k 本の線路を持つ回路の EMI 予測モデルが生成される場合、1 本線の形状のバリエーション、2 本線の形状のバリエーション、 \dots 、 k 本線の形状のバリエーションといった手順で n 個の訓練データ候補の回路が列挙される。このように列挙された n 個の訓練データ候補の回路の各々に対応する n 個の回路情報が記憶部 13 に保存される。例えば、回路情報には、回路の幾何形状情報や回路の接続情報などが含まれ得る。このうち、幾何形状情報には、線路や GND 層などの形状や配置などの幾何形状が含まれ得る。幾何形状には、線路を形成する始点や終点、屈曲点、中継点、分岐点などの座標の他、GND 層の面を形成する頂点や重心点、中心点などの座標が含まれてよい。このような座標は、一例として、座標は、基板表面に対応する 2 次元座標であってよいが、層方向、例えば上下方向の軸を含む 3 次元座標であってよい。また、接続情報には、SPACE (Simulation Program with Integrated Circuit Emphasis) などの回路シミュレータで用いられるネットリスト等が挙げられる。例えば、接続情報は、CAD (Computer-Aided Design) システム等の設計支援プログラムからインポートすることにより取得することができる。

10

【0063】

制御部 15 は、サーバ装置 10 の全体制御を行う処理部である。例えば、制御部 15 は、ハードウェアプロセッサにより実現される。図 1 に示すように、制御部 15 は、取得部 16 と、判定部 17 と、生成部 18 と、訓練部 19 とを有する。

20

【0064】

取得部 16 は、回路情報を取得する処理部である。あくまで一例として、取得部 16 は、クライアント端末 30 から訓練データ生成のリクエストを受け付けた場合、処理を起動できる。このような処理の起動時に、取得部 16 は、一例として、訓練データ生成機能に関する各種のパラメータの初期設定を行うこともできる。例えば、2 つの線路間の距離 s と、線路から GND 層までの距離 h との比と比較されるクロストークの判定基準、例えば閾値 d を設定する。閾値 d には、クライアント端末 30 を介して受け付けたユーザ設定を適用することとしてもよいし、上記の訓練データ生成機能の設計者等により定められたシステム設定を適用することでもできる。その後、取得部 16 は、記憶部 13 に記憶された回路情報群 13A を参照することにより、 n 個の訓練データ候補の回路の回路情報を取得する。

30

【0065】

判定部 17 は、回路情報に含まれる 2 つの線路間の距離と、2 つの線路と GND 層との距離との関係が条件を満たすか否かを判定する処理部である。あくまで一例として、判定部 17 は、取得部 16 により取得された訓練データ候補の回路ごとに、当該訓練データ候補の回路に含まれる線路のうち互いが独立する 2 つの線路をペアリングする。例えば、訓練データ候補の回路に m 本の線路が含まれるとしたとき、 m 本の線路から 2 つの線路を抽出して得られる組合せに対応する $n C_2$ 個のペアが得られる。そして、判定部 17 は、 $n C_2$ 個のペアごとに当該ペアに対応する 2 つの線路の最短距離 s を算出する。その上で、判定部 17 は、2 つの線路の最短距離 s がクロストークの判定基準の一例である閾値 d 以上であるか否かを判定する。

40

【0066】

ここで、クロストークの判定基準の閾値 d には、あくまで一例として、 $5 * h$ を設定することができる。経験則として、2 つの線路間の最短距離 s を 2 つの線路から GND 層までの距離 h の 5 倍以上離せば、クロストーク (容量性結合および誘導性結合) の影響は無視できるほど小さくなる。そこで、クロストークの判定基準の閾値 d を $5 * h$ と決めることができる。この場合、最短距離 s が $5 * h$ 以上であれば、クロストークは起こらないと判定する一方で、 $5 * h$ 以上でなければクロストークは起こると判定する。なお、クロストークの判定基準の閾値 d は、システム設定によらず、ユーザ設定により任意の値を受け付けることとしてもよい。

50

【 0 0 6 7 】

図 1 0 は、クロストーク判定の一例を示す図である。図 1 0 には、一例として、回路 C 3 1 のクロストークを判定する例が挙げられている。図 1 0 に示すように、回路 C 3 1 には、3 本の線路 L 3 1 1、線路 L 3 1 2 および線路 L 3 1 3 が含まれる。この場合、3 本の線路 L 3 1 1、L 3 1 2 および L 3 1 3 から 2 つの線路を抽出して得られる組合せに対応する ${}_3C_2$ 個のペアごとにクロストークの有無が判定される。ここで、図 1 0 には、説明の便宜上、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 のペアを抜粋して回路 C 3 1 1 とし、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 2 のペアを抜粋して回路 C 3 1 2 とし、線路 L 3 1 2 および線路 L 3 1 3 のペアを抜粋して回路 C 3 1 3 と示す。回路 C 3 1 1 に示す通り、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 のペアはクロストークありと判定される。一方、回路 C 3 1 2 および回路 C 3 1 3 に示す通り、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 2 のペアはクロストークなしと判定されると共に、線路 L 3 1 2 および線路 L 3 1 3 のペアもクロストークなしと判定される。

10

【 0 0 6 8 】

その後、判定部 1 7 は、選択中の訓練データ候補の回路にクロストークを介して互いに到達不可能な線路が存在するか否かを判定する。そして、クロストークを介して互いに到達不可能な線路が存在する場合、当該訓練データ候補の回路には、データ拡張を適用する余地があると判明する。この場合、選択中の訓練データ候補の回路は、図示しないメモリまたはストレージ等の記憶領域に保存されたデータ拡張候補のリストおよびシミュレーション候補のリストのうちデータ拡張候補のリストへ追加される。一方、クロストークを介して互いに到達不可能な線路が存在しない場合、当該訓練データ候補の回路には、データ拡張を適用する余地がないと判明する。この場合、選択中の訓練データ候補の回路は、シミュレーション候補のリストへ追加される。

20

【 0 0 6 9 】

例えば、図 1 0 に示す回路 C 3 1 の例で言えば、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 はクロストークを介して接続される。しかしながら、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 2 のペアと、線路 L 3 1 2 および線路 L 3 1 3 のペアとはクロストークが発生しない。このため、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 のいずれを介しても線路 L 3 1 2 に到達不可能である。よって、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 と、線路 L 3 1 2 とが到達不可能と識別される。

30

【 0 0 7 0 】

このようなクロストーク判定の他、判定部 1 7 は、クロストークを介して互いに到達不可能な部分線路ごとに当該部分線路の幾何形状と一致する幾何形状を持つ回路がシミュレーション候補のリストに存在するか否かをさらに判定する。

【 0 0 7 1 】

これを具体的に説明すると、まず、判定部 1 7 は、データ拡張候補のリストに含まれる訓練データ候補の回路ごとに、当該訓練データ候補の回路を部分線路に分割する。図 1 1 は、部分線路への分割方法の一例を示す図である。図 1 1 には、図 1 0 に示された回路 C 3 1 が部分線路へ分割される例が示されている。例えば、図 1 0 に示されたクロストークの判定結果の通り、クロストークありと判定されたペアは、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 であり、他のペアはクロストークなしと判定されたとする。この場合、クロストークありと判定された線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 のペアには、仮想線路 V 1 が設定される。例えば、仮想線路 V 1 は、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 の最短距離 s を接続する位置に設定される。このような仮想線路 V 1 が設定された後、回路 C 3 1 は、接続がない箇所、例えばクロストークなしと判定されたペアを境界に分割される。この結果、線路 L 3 1 1 および線路 L 3 1 3 を含む部分線路 C 3 1 1 と、線路 L 3 1 2 を含む C 3 1 2 とに分割される。その上で、分割前に設定されていた仮想線路 V 1 が削除される。

40

【 0 0 7 2 】

このように、部分線路への分割は、クロストークを介して互いに到達不可能な線路を探索することにより実現される。一例として、線路 A、線路 B および線路 C の 3 本の線路が

50

含まれる回路において、線路 A および線路 B の間ではクロストークが起こり、線路 A および線路 C の間ではクロストークは起こらず、また、線路 B および線路 C の間でもクロストークが起こらないとする。この場合、電磁気的な接続を含めた接続関係は (A - B , C) となる。よって、回路は、部分線路 A B と、部分線路 C とに分割される。他の一例として、線路 A、線路 B および線路 C の 3 本の線路が含まれる回路において、線路 A および線路 B の間ではクロストークが起こり、線路 B および線路 C の間でもクロストークは起こり、また、線路 A および線路 C の間ではクロストークが起こらないとする。この場合、電磁気的な接続を含めた接続関係は (A - B - C) となるので、回路は部分線路に分割できない。

【 0 0 7 3 】

その後、判定部 1 7 は、部分線路ごとに当該部分線路の幾何形状と一致する幾何形状を持つ回路をシミュレーション候補のリストから検索する。このような幾何形状の一致は、シミュレーション候補のリストに保存された訓練データ候補の回路の線路と部分線路との間で線路を形成する特徴点、例えば始点や終点、屈曲点、中継点、分岐点などの座標をマッチングすることにより実現できる。なお、ここでは、幾何形状の一致を例に挙げたが、必ずしも完全一致を条件にせずともよく、類似度が閾値以上であるか、あるいは距離または非類似度が閾値以内であることを条件にマッチングを実行することもできる。

【 0 0 7 4 】

ここで、部分線路の幾何形状と一致する幾何形状を持つ回路の検索がヒットしない部分線路が 1 つでも存在する場合、分割元となる訓練データ候補の回路がデータ拡張時に合成に用いる回路が不足することが判明する。この場合、判定部 1 7 は、分割元となる訓練データ候補の回路をデータ拡張候補のリストからシミュレーション候補のリストへ移行する。つまり、訓練データ候補の回路のエントリをデータ拡張候補のリストから削除して当該エントリをシミュレーション候補のリストに追加する。一方、部分線路の幾何形状と一致する幾何形状を持つ回路の検索がヒットしない部分線路が 1 つも存在しない場合、分割元となる訓練データ候補の回路がデータ拡張時に合成に用いる回路が不足していないことが判明する。この場合、データ拡張候補のリストからシミュレーション候補のリストへの移行は行われない。

【 0 0 7 5 】

生成部 1 8 は、訓練データ候補の回路に対応する訓練データを生成する処理部である。図 1 に示すように、生成部 1 8 は、シミュレーション部 1 8 A と、データ拡張部 1 8 B とを有する。

【 0 0 7 6 】

シミュレーション部 1 8 A は、シミュレーションにより訓練データを生成する処理部である。あくまで一例として、シミュレーション部 1 8 A は、シミュレーション候補のリストに保存された訓練データ候補の回路ごとに次のような処理を実行する。すなわち、シミュレーション部 1 8 A は、訓練データ候補の回路の回路情報を回路シミュレータへ入力することにより当該回路の電流分布および E M I 強度を計算するシミュレーションが実行される。ここでは、あくまで一例として、回路シミュレータがサーバ装置 1 0 上で実行される例を挙げたが、回路シミュレータは任意の実行主体により実行されてよい。例えば、回路シミュレータを実行する外部の装置、サービス、あるいはソフトウェアが公開する A P I (Application Programming Interface) を利用して、電流分布および E M I 強度の計算リクエストを行うこともできる。その後、シミュレーション部 1 8 A は、シミュレーションにより得られた電流分布および E M I 強度が対応付けられた訓練データを生成する。

【 0 0 7 7 】

より具体的には、回路シミュレータは、入力される回路情報に基づいて特定の周波数ドメインに含まれる周波数成分ごとに電流分布を算出する。これにより、回路シミュレータにより計算された回路の電流分布、例えば基板表面上に流れる電流の強度が 2 次元マップ上にマッピングされた電流分布画像が周波数成分ごとに得られる。続いて、シミュレーション部 1 8 A は、周波数成分ごとに計算された電流分布の最大値が極大を取る 1 又は複数

10

20

30

40

50

の共振周波数を識別する。

【 0 0 7 8 】

その後、シミュレーション部 1 8 A は、電子回路の近傍界を近似する側面から、上記の共振周波数に対応する電流分布画像に含まれる画素の画素値を各画素の線路からの距離に基づいて加工する加工処理を実行する。例えば、線路上に流れる電流が大きくなるに連れて濃淡値を上限値、例えば白色に対応する 2 5 5 に近付ける一方で電流が小さくなるに連れて濃淡値を下限値、例えば黒色に対応する 0 に近付けることにより生成された電流分布画像を例に挙げる。この場合、電流分布画像に含まれる画素の線路からの距離が小さくなるに連れて当該画素の濃淡値を上限値側へシフトさせるシフト量が大きく設定される。その一方で、電流分布画像に含まれる画素の線路からの距離が大きくなるに連れて当該画素の濃淡値を下限値側へシフトさせるシフト量が小さく設定される。このようなシフト量にしたがって電流分布画像の画素の濃淡値がシフトされることにより、線路からの距離に応じて電流の強度が強調された電流分布画像を得ることができる。

10

【 0 0 7 9 】

その上で、シミュレーション部 1 8 A は、共振周波数および電流分布画像と、E M I 強度とが対応付けられた訓練データを生成する。ここで、スカラー値である共振周波数は、E M I 予測モデルの一例として、標準的なニューラルネットワークへ入力可能な行列に変換される。例えば、共振周波数および電流分布画像の複数の入力データが E M I 予測モデルへ入力される場合、各チャンネルの行列を同一の型へ統一する側面から、電流分布画像の 2 次元配列に対応する行列を生成した上で当該行列の各要素に共振周波数の値が埋め込まれる。このように生成された共振周波数が埋め込まれた行列および電流分布画像（行列）と、正解ラベルである E M I 強度とが対応付けられた訓練データが生成される。

20

【 0 0 8 0 】

データ拡張部 1 8 B は、データ拡張により訓練データを生成する処理部である。あくまで一例として、データ拡張部 1 8 B は、データ拡張のリストへの登録が行われた順にデータ拡張リストに保存された訓練データ候補の回路ごとに次のような処理を実行する。すなわち、データ拡張部 1 8 B は、訓練データ候補の回路を部分線路へ分割する。そして、データ拡張部 1 8 B は、分割により得られた部分線路ごとに、シミュレーション部 1 8 A により訓練データの生成が実行された回路の中から、当該部分線路の幾何形状と類似する幾何形状を持つ回路を検索する。その後、データ拡張部 1 8 B は、検索でヒットする回路に対応するシミュレーション結果として、電流分布および E M I 強度の計算結果を部分線路ごとに取得する。そして、データ拡張部 1 8 B は、部分線路ごとに取得された電流分布を各部分線路の間で合成することにより、当該訓練データ候補の回路の電流分布を生成する。さらに、データ拡張部 1 8 B は、部分線路ごとに取得された E M I 強度を各部分線路の間で合成することにより、当該訓練データ候補の回路の E M I 強度を生成する。その上で、データ拡張部 1 8 B は、合成後の電流分布および合成語の E M I 強度を対応付けることにより、訓練データ候補の回路の訓練データを生成する。

30

【 0 0 8 1 】

その後、生成部 1 8 は、回路情報群 1 3 A に含まれる全ての回路情報ごとに訓練データが生成された場合、回路情報ごとに生成された訓練データの集合を訓練データセット 1 3 B として記憶部 1 3 に登録する。

40

【 0 0 8 2 】

訓練部 1 9 は、機械学習用の訓練データを用いて E M I 予測モデルを訓練する処理部である。あくまで一例として、訓練部 1 9 は、回路情報群 1 3 A に含まれる全ての回路情報ごとに訓練データが生成された場合、あるいは記憶部 1 3 に訓練データセット 1 3 B が保存された場合、訓練部 1 9 は、次のような処理を実行する。すなわち、訓練部 1 9 は、訓練データセット 1 3 B に含まれる訓練データの電流分布を特徴量とし、E M I 強度を目的変数として、E M I 予測モデルを訓練する。例えば、訓練部 1 9 は、チャンネル 1 の入力データに対応する共振周波数およびチャンネル 2 の入力データに対応する電流分布画像を E M I 予測モデルへ入力する。これにより、E M I 予測モデルの出力として E M I 強度の

50

推定値が得られる。その上で、訓練部 19 は、EMI 予測モデルが出力する EMI 強度の推定値と、正解ラベルの EMI 強度との損失に基づいて EMI 予測モデルのパラメータを更新する。これにより、訓練済みの EMI 予測モデルが得られる。

【0083】

このようにして得られた訓練済みの EMI 予測モデルに関するデータは、モデルデータ 13M として記憶部 13 に保存される。例えば、機械学習モデルがニューラルネットワークである場合、モデルデータ 13M には、入力層、隠れ層及び出力層の各層のニューロンやシナプスなどの機械学習モデルの層構造を始め、各層の重みやバイアスなどの機械学習モデルのパラメータが含まれ得る。

【0084】

この他、訓練済みの EMI 予測モデルのモデルデータをクライアント端末 30 に提供することによりモデル提供サービスを行うこととしてもよいし、訓練済みの EMI 予測モデルを用いて回路の EMI 強度を予測する EMI 予測サービスを提供してもよい。

【0085】

次に、本実施例に係るサーバ装置 10 の処理の流れについて説明する。図 12 及び図 13 は、実施例 1 に係る訓練データ生成処理の手順を示すフローチャートである。この処理は、あくまで 1 つの側面として、クライアント端末 30 から訓練データ生成のリクエストを受け付けた場合に開始することができる。

【0086】

図 12 に示すように、取得部 16 は、記憶部 13 に記憶された回路情報群 13A を参照することにより、 n 個の訓練データ候補の回路の回路情報を取得する（ステップ S101）。

【0087】

そして、判定部 17 は、ステップ S101 で取得された n 個の訓練データ候補の回路の個数に対応する回数の分、ステップ S102 からステップ S109 までの処理を繰り返すループ処理 1 を開始する。なお、ここでは、ループ処理が行われる例を挙げるが、ステップ S102 からステップ S106 までの処理は並列して実行されてもよい。

【0088】

すなわち、判定部 17 は、ループ処理中の訓練データ候補の回路に含まれる線路のうち互いが独立する 2 つの線路をペアリングする（ステップ S102）。例えば、訓練データ候補の回路に m 本の線路が含まれるとしたとき、 m 本の線路から 2 つの線路を抽出して得られる組合せに対応する nC_2 個のペアが得られる。

【0089】

そして、判定部 17 は、ステップ S102 のペアリングで得られた nC_2 個のペアに対応する回数の分、ステップ S103 からステップ S106 までの処理を繰り返すループ処理 2 を開始する。なお、ここでは、ループ処理が行われる例を挙げるが、ステップ S103 からステップ S106 までの処理は並列して実行されてもよい。

【0090】

すなわち、判定部 17 は、ループ処理中のペアに対応する 2 つの線路の最短距離 s を算出する（ステップ S103）。その上で、判定部 17 は、2 つの線路の最短距離 s がクロストークの判定基準 d 以上であるか否かを判定する（ステップ S104）。

【0091】

ここで、最短距離 s がクロストークの判定基準 d 以上である場合（ステップ S104 Yes）、クロストークは起こらないと識別する（ステップ S105）。その一方で、最短距離 s がクロストークの判定基準 d 以上でない場合（ステップ S104 No）、クロストークは起こると識別する（ステップ S106）。

【0092】

ステップ S103 からステップ S106 までの繰り返しによりループ処理 2 が終了すると、訓練データ候補の回路に含まれる 2 つの線路がペアリングされたペアごとにクロストークの判定結果が得られる。

10

20

30

40

50

【 0 0 9 3 】

その後、判定部 1 7 は、ループ処理中の訓練データ候補の回路にクロストークを介して互いに到達不可能な線路が存在するか否かを判定する（ステップ S 1 0 7）。そして、クロストークを介して互いに到達不可能な線路が存在する場合（ステップ S 1 0 7 Y e s）、当該訓練データ候補の回路には、データ拡張を適用する余地があると判明する。この場合、ループ処理中の訓練データ候補の回路は、データ拡張候補のリストへ追加される（ステップ S 1 0 8）。

【 0 0 9 4 】

一方、クロストークを介して互いに到達不可能な線路が存在しない場合（ステップ S 1 0 7 N o）、当該訓練データ候補の回路には、データ拡張を適用する余地がないと判明する。この場合、ループ処理中の訓練データ候補の回路は、シミュレーション候補のリストへ追加される（ステップ S 1 0 9）。

10

【 0 0 9 5 】

ステップ S 1 0 2 からステップ S 1 0 9 までの繰り返しによりループ処理 1 が終了すると、n 個の訓練データ候補の回路は、データ拡張候補またはシミュレーション候補のいずれかに分類される。

【 0 0 9 6 】

そして、判定部 1 7 は、データ拡張候補のリストに含まれる訓練データ候補の回路の個数に対応する回数分、図 1 3 に示すステップ S 1 1 0 からステップ S 1 1 2 までの処理を繰り返すループ処理 3 を開始する。なお、ここでは、ループ処理が行われる例を挙げるが、ステップ S 1 1 0 からステップ S 1 1 2 までの処理は並列して実行されてもよい。

20

【 0 0 9 7 】

例えば、判定部 1 7 は、図 1 3 に示すように、ループ処理中の訓練データ候補の回路を部分線路に分割する（ステップ S 1 1 0）。その後、ステップ S 1 1 0 の分割で得られた部分線路の個数に対応する回数分、ステップ S 1 1 1 およびステップ S 1 1 2 の処理を繰り返すループ処理 4 を開始する。なお、ここでは、ループ処理が行われる例を挙げるが、ステップ S 1 1 1 およびステップ S 1 1 2 の処理は並列して実行されてもよい。

【 0 0 9 8 】

すなわち、判定部 1 7 は、ループ処理中の幾何形状と一致する幾何形状を持つ回路をシミュレーション候補のリストから検索する。このとき、部分線路の幾何形状と一致する幾何形状を持つ回路の検索がヒットしない部分線路が 1 つでも存在する場合（ステップ S 1 1 1 N o）、分割元となる訓練データ候補の回路がデータ拡張時に合成に用いる回路が不足することが判明する。この場合、判定部 1 7 は、分割元となる訓練データ候補の回路をデータ拡張候補のリストからシミュレーション候補のリストへ移行する（ステップ S 1 1 2）。

30

【 0 0 9 9 】

一方、部分線路の幾何形状と一致する幾何形状を持つ回路の検索がヒットしない部分線路が 1 つも存在しない場合（ステップ S 1 1 1 N o）、分割元となる訓練データ候補の回路がデータ拡張時に合成に用いる回路が不足していないことが判明する。この場合、データ拡張候補のリストからシミュレーション候補のリストへの移行は行われない。

40

【 0 1 0 0 】

ステップ S 1 1 1 のループ処理 4 が終了すると、分割元となる訓練データ候補の回路のデータ拡張候補のリストからシミュレーション候補のリストへの移行の要否が識別される。そして、ステップ S 1 1 0 からステップ S 1 1 2 までのループ処理 3 が終了すると、データ拡張候補のリストに含まれる全ての訓練データ候補の回路に関する移行の確認が終了する。

【 0 1 0 1 】

その後、シミュレーション部 1 8 A は、シミュレーション候補のリストに保存された訓練データ候補の回路の訓練データをシミュレーションにより生成する（ステップ S 1 1 3）。続いて、データ拡張部 1 8 B は、データ拡張候補のリストに保存された訓練データ候

50

補の回路の訓練データをデータ拡張により生成する（ステップ S 1 1 4）。

【 0 1 0 2 】

最後に、訓練部 1 9 は、ステップ S 1 1 3 またはステップ S 1 1 4 で生成された訓練データの電流分布を特徴量とし、E M I 強度を目的変数として、E M I 予測モデルを訓練し（ステップ S 1 1 5）し、処理を終了する。

【 0 1 0 3 】

上述してきたように、本実施例に係る訓練データ生成機能は、2つの線路間の距離と、2つの線路およびGND層の距離との比に応じて2つの線路の電流分布をシミュレーションで生成するか、各線の電流分布を合成するかを切り替えて訓練データを生成する。例えば、線路A、線路Bおよび線路Cの3本の線路が含まれる回路を例に挙げれば、シミュレーションで訓練データが生成可能なパターンは、次の通りとなる。すなわち、線路Aのみ、線路Bのみ、線路Cのみ、線路AとB（結合）、線路AとC（結合）、線路BとC（結合）、線路AとBとC（結合）となる。このうち、データ拡張の適用が可能となり得るパターンは、最大で、線路AとB（非結合）、線路AとC（非結合）、線路BとC（非結合）、線路AとBとC（AとBのみ結合）、線路AとBとC（AとCのみ結合）、線路AとBとC（BとCのみ結合）となる。したがって、本実施例に係る訓練データ生成機能によれば、訓練データ生成時の計算量の削減を実現できる。例えば、複数線路の回路の訓練データ生成時のシミュレーションの実行回数を削減できる。

10

【実施例 2】

【 0 1 0 4 】

さて、これまで開示の装置に関する実施例について説明したが、本発明は上述した実施例以外にも、種々の異なる形態にて実施されてよいものである。そこで、以下では、本発明に含まれる他の実施例を説明する。

20

【 0 1 0 5 】

例えば、図示した各装置の各構成要素は、必ずしも物理的に図示の如く構成されていることを要しない。すなわち、各装置の分散・統合の具体的形態は図示のものに限られず、その全部または一部を、各種の負荷や使用状況などに応じて、任意の単位で機能的または物理的に分散・統合して構成することができる。例えば、取得部 1 6、判定部 1 7、生成部 1 8 または訓練部 1 9 をサーバ装置 1 0 の外部装置としてネットワーク経由で接続するようにしてもよい。また、取得部 1 6、判定部 1 7、生成部 1 8 または訓練部 1 9 を別の装置がそれぞれ有し、ネットワーク接続されて協働することで、上記のサーバ装置 1 0 の機能を実現するようにしてもよい。

30

【 0 1 0 6 】

また、上記の実施例で説明した各種の処理は、予め用意されたプログラムをパーソナルコンピュータやワークステーションなどのコンピュータで実行することによって実現することができる。そこで、以下では、図 1 4 を用いて、実施例 1 及び実施例 2 と同様の機能を有する訓練データ生成プログラムを実行するコンピュータの一例について説明する。

【 0 1 0 7 】

図 1 4 は、コンピュータのハードウェア構成例を示す図である。図 1 4 に示すように、コンピュータ 1 0 0 は、操作部 1 1 0 a と、スピーカ 1 1 0 b と、カメラ 1 1 0 c と、ディスプレイ 1 2 0 と、通信部 1 3 0 とを有する。さらに、このコンピュータ 1 0 0 は、CPU 1 5 0 と、ROM 1 6 0 と、HDD 1 7 0 と、RAM 1 8 0 とを有する。これら 1 1 0 ~ 1 8 0 の各部はバス 1 4 0 を介して接続される。

40

【 0 1 0 8 】

ここで、図 1 4 では、ハードウェアプロセッサの一例として、CPU を例に挙げるが、これに限定されない。すなわち、CPU や MPU などの汎用のプロセッサに限らず、DLU (Deep Learning Unit) や GPGPU (General-Purpose computing on Graphics Processing Units)、GPU クラスタなどであってもよい。

【 0 1 0 9 】

HDD 1 7 0 には、図 1 4 に示すように、上記の実施例 1 で示した取得部 1 6、判定部

50

17、生成部18および訓練部19と同様の機能を発揮する訓練データ生成プログラム170aが記憶される。この訓練データ生成プログラム170aは、図1に示された取得部16、判定部17、生成部18および訓練部19の各構成要素と同様、統合又は分離しても良い。すなわち、HDD170には、必ずしも図1で示した全てのデータが格納されずともよく、処理に用いるデータがHDD170に格納されればよい。

【0110】

このような環境の下、CPU150は、HDD170から訓練データ生成プログラム170aを読み出した上でRAM180へ展開する。この結果、訓練データ生成プログラム170aは、図14に示すように、訓練データ生成プロセス180aとして機能する。この訓練データ生成プロセス180aは、RAM180が有する記憶領域のうち訓練データ生成プロセス180aに割り当てられた領域にHDD170から読み出した各種データを展開し、この展開した各種データを用いて各種の処理を実行する。例えば、訓練データ生成プロセス180aが実行する処理の一例として、図12や図13に示す処理などが含まれる。なお、CPU150では、必ずしも上記の実施例1で示した全ての処理部が動作せずともよく、実行対象とする処理に対応する処理部が仮想的に実現されればよい。

10

【0111】

なお、上記の訓練データ生成プログラム170aは、必ずしも最初からHDD170やROM160に記憶されておらずともかまわない。例えば、コンピュータ100に挿入されるフレキシブルディスク、いわゆるFD、CD-ROM、DVDディスク、光磁気ディスク、ICカードなどの「可搬用の物理媒体」に各プログラムを記憶させる。そして、コンピュータ100がこれらの可搬用の物理媒体から各プログラムを取得して実行するようにしてもよい。また、公衆回線、インターネット、LAN、WANなどを介してコンピュータ100に接続される他のコンピュータまたはサーバ装置などに各プログラムを記憶させておき、コンピュータ100がこれらから各プログラムを取得して実行するようにしてもよい。

20

【符号の説明】

【0112】

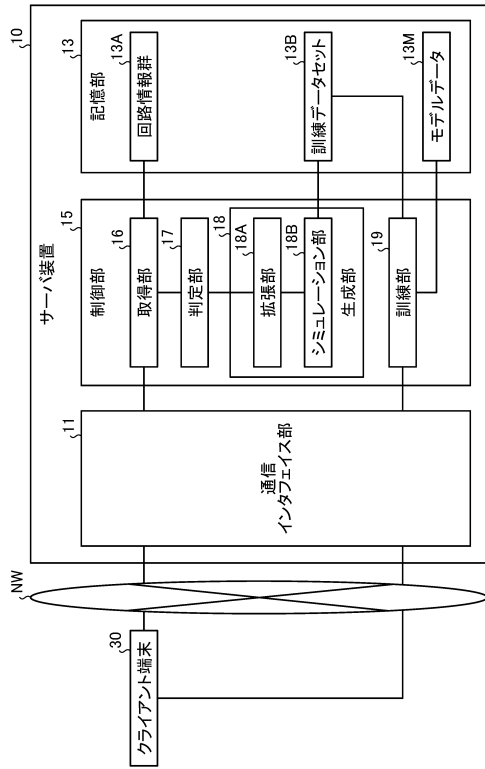
- 10 サーバ装置
- 11 通信インタフェース部
- 13 記憶部
- 13A 回路情報群
- 13B 訓練データセット
- 13M モデルデータ
- 15 制御部
- 16 取得部
- 17 判定部
- 18 生成部
- 18A シミュレーション部
- 18B データ拡張部
- 19 訓練部
- 30 クライアント端末

30

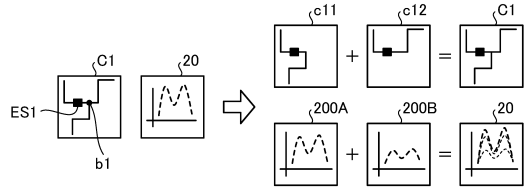
40

50

【図面】
【図 1】



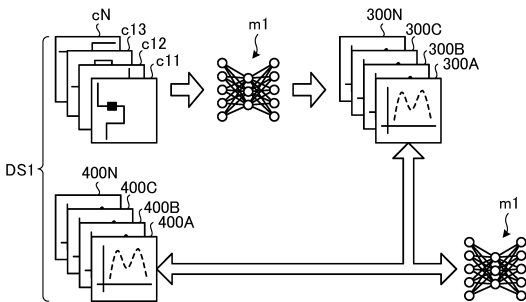
【図 2】



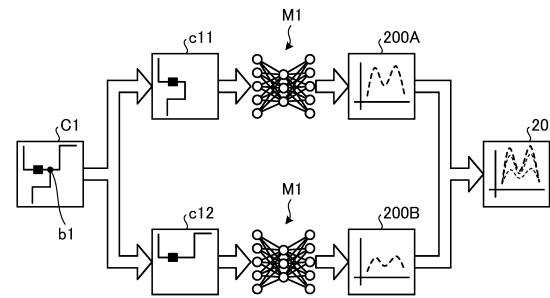
10

20

【図 3】



【図 4】

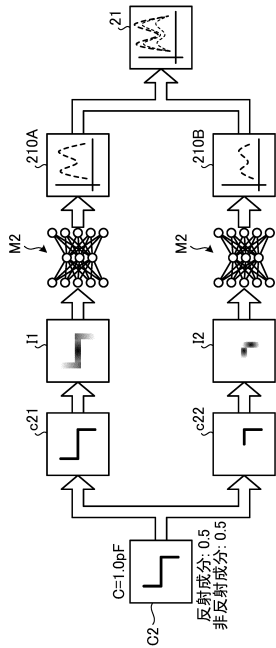


30

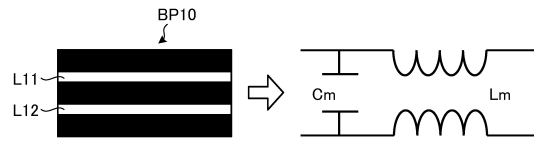
40

50

【図 5】



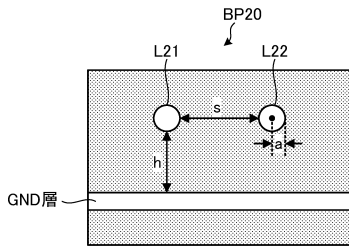
【図 6】



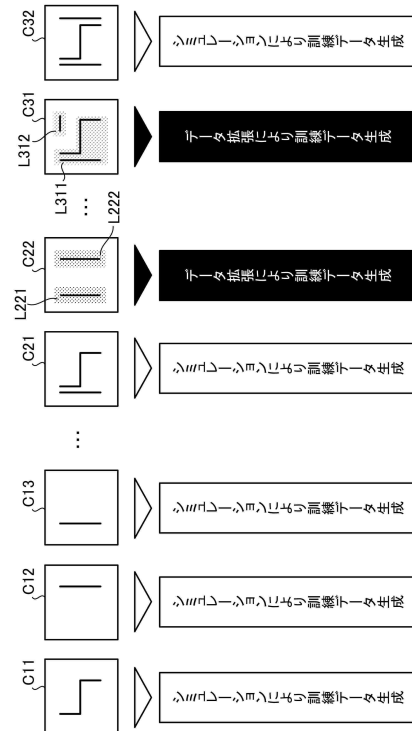
10

20

【図 7】



【図 8】

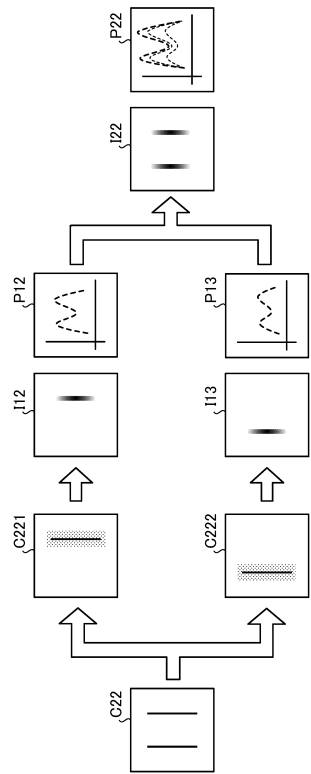


30

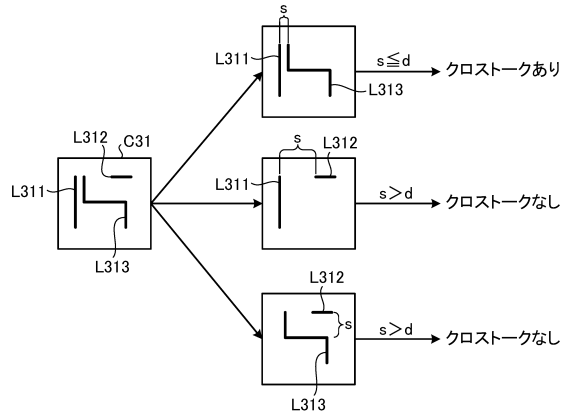
40

50

【図 9】



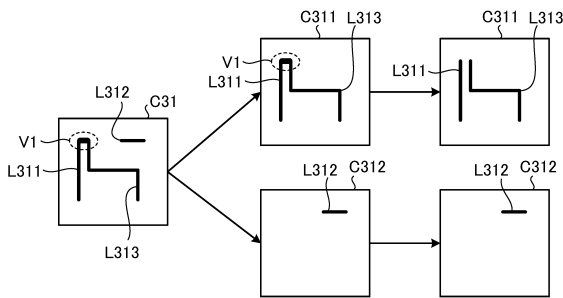
【図 10】



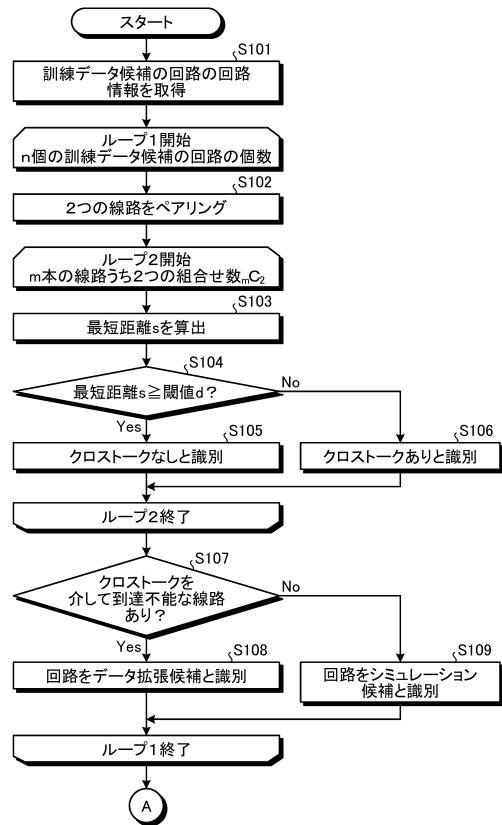
10

20

【図 11】



【図 12】

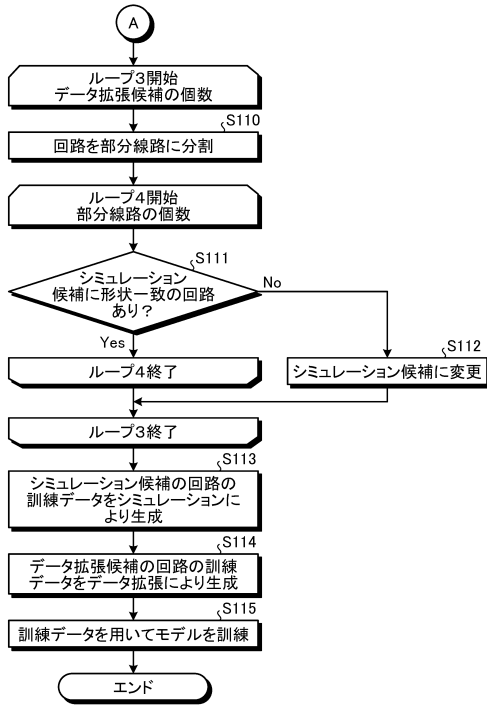


30

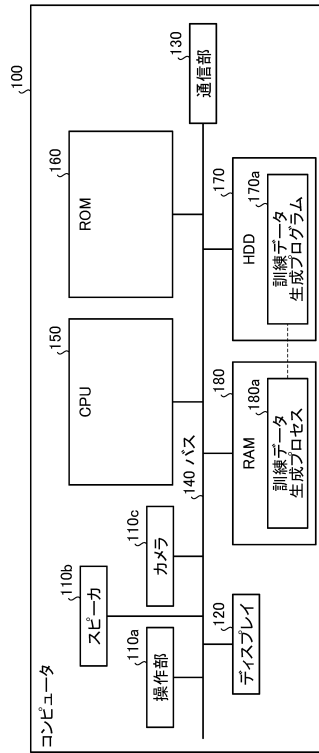
40

50

【 図 1 3 】



【 図 1 4 】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

- (72)発明者 小林 隆
神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 富士通株式会社内
- (72)発明者 巨智部 陽一
神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 富士通株式会社内
- (72)発明者 大原 敏靖
神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 富士通株式会社内
- 審査官 合田 幸裕
- (56)参考文献 特開2020-060877(JP,A)
特開平09-115101(JP,A)
国際公開第2020/095362(WO,A1)
中国特許出願公開第103728535(CN,A)
- (58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
G06F 30/398
G06F 30/27
G06F 119/10
IEEE Xplore
JSTPlus(JDreamIII)