(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7613588号
(P7613588)

(45)発行日　令和7年1月15日(2025.1.15)

(24)登録日　令和7年1月6日(2025.1.6)

(51)国際特許分類

Ｇ０６Ｎ　20/00　(2019.01)	Ｇ０６Ｎ　20/00　１３０
Ｇ０６Ｎ　3/098(2023.01)	Ｇ０６Ｎ　3/098

ＦＩ

請求項の数　7　（全22頁）

(21)出願番号　特願2023-534452(P2023-534452)
(86)(22)出願日　令和3年7月12日(2021.7.12)
(86)国際出願番号　PCT/JP2021/026148
(87)国際公開番号　WO2023/286129
(87)国際公開日　令和5年1月19日(2023.1.19)
審査請求日　令和6年1月5日(2024.1.5)

(73)特許権者　000004237
日本電気株式会社
東京都港区芝五丁目７番１号
(74)代理人　100103090
弁理士　岩壁 冬樹
(74)代理人　100124501
弁理士　塩川 誠人
(72)発明者　吉山 智之
東京都港区芝五丁目７番１号 日本電気株式会社内
審査官　新井 則和

最終頁に続く

(54)【発明の名称】　学習システムおよび学習方法

(57)【特許請求の範囲】

【請求項１】

サーバと、複数のクライアントとを備える学習システムであって、

各クライアントは、

共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある所定の複数の操作のパラメータと、前記重み付け和の計算に関わるパラメータとを学習する学習手段と、

前記所定の複数の操作のパラメータと前記重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、前記所定の複数の操作のパラメータを前記サーバに送信するクライアント側パラメータ送信手段とを備え、

前記サーバは、

前記各クライアントから受信した前記所定の複数の操作のパラメータに基づいて、前記所定の複数の操作のパラメータを計算し直すパラメータ計算手段と、

前記所定の複数の操作のパラメータを前記各クライアントに送信するサーバ側パラメータ送信手段とを備え、

前記所定の複数の操作の数は、前記複数のクライアントの数未満である

ことを特徴とする学習システム。

【請求項２】

前記各クライアントの前記学習手段は、前記重み付け和の計算に関わるパラメータを独自に学習する

請求項１に記載の学習システム。
【請求項３】
前記所定の複数の操作は、いずれも線形操作である
請求項１または請求項２に記載の学習システム。
【請求項４】
前記各クライアントは、
前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータが確定した場合に、前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータに基づいて、前記所定の複数の操作を１つの操作に変換する変換手段を備える請求項３に記載の学習システム。
【請求項５】
前記各クライアントは、
前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータが確定した場合に、前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータによって定まるモデルに基づいて、与えられたデータに対する推論結果を導出する推論手段を備える
請求項１から請求項４のうちのいずれか１項に記載の学習システム。
【請求項６】
サーバと、複数のクライアントとによって行われる学習方法であって、
各クライアントが、
共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある所定の複数の操作のパラメータと、前記重み付け和の計算に関わるパラメータとを学習し、
前記所定の複数の操作のパラメータと前記重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、前記所定の複数の操作のパラメータを前記サーバに送信し、
前記サーバが、
前記各クライアントから受信した前記所定の複数の操作のパラメータに基づいて、前記所定の複数の操作のパラメータを計算し直し、
前記所定の複数の操作のパラメータを前記各クライアントに送信し、
前記所定の複数の操作の数は、前記複数のクライアントの数未満である
ことを特徴とする学習方法。
【請求項７】
前記各クライアントが、前記重み付け和の計算に関わるパラメータを独自に学習する
請求項６に記載の学習方法。
【発明の詳細な説明】
【技術分野】
【０００１】
本発明は、モデルのパラメータを学習する学習システム、学習方法、および、学習プログラム、並びに、推論器に関する。
【背景技術】
【０００２】
一般に、機械学習では、学習データが多いほど、推論精度の高いモデルを学習することができる。そのため、複数のクライアントがそれぞれ独自にデータを保持している場合には、サーバが各クライアントからデータを集め、サーバがそのデータを学習データとして、モデルを学習することが考えられる。
【０００３】
しかし、個々のクライアントの立場では、データを外部に提供することは、データ流出の観点から好ましくない。このことは、個々のクライアントが、それぞれ別々の管理者（例えば別々の会社）によって管理されている場合に、特に当てはまる。例えば、個々の会社は、独自に有しているデータを、外部に提供したくないと考える。従って、サーバが各

クライアントからデータを集め、サーバがそのデータを学習データとしてモデルを学習することは困難である場合が多い。

【０００４】

そこで、連合学習が提案されている。以下に、連合学習の一例を示す。連合学習では、例えば、サーバが得たモデル（グローバルモデルと称する。）を、各クライアントに提供する。各クライアントは、グローバルモデルと、クライアントが独自に持っているデータとに基づいて、モデルを学習する。クライアントが学習によって得るモデルをローカルモデルと記す。各クライアントは、ローカルモデル、または、グローバルモデルとローカルモデルとの差分情報を、サーバに送信する。サーバは、各クライアントから得た各ローカルモデル（または、各差分情報）に基づいて、グローバルモデルを更新し、再度、グローバルモデルを各クライアントに提供する。本例の連合学習では、上記の処理を繰り返す。例えば、サーバが、グローバルモデルを各クライアントに提供してから、サーバが、グローバルモデルを更新するまでの動作を繰り返す。そして、例えば、上記の動作の繰り返し回数が所定回数に達したことが、学習終了条件であると定めておき、上記の動作の繰り返し回数が所定回数に達したときに、サーバが得たグローバルモデルを学習結果となるモデルとして決定する。

【０００５】

連合学習では、各クライアントは、ローカルモデルまたは差分情報をサーバに提供すればよく、それぞれのクライアントが独自に保持しているデータをサーバに提供する必要がない。そして、サーバが各クライアントからデータを収集してモデルを学習した場合と同様のモデルを得ることができる。すなわち、各クライアントが独自に保持しているデータを外部に提供することなく、サーバは、モデルを得ることができる。

【０００６】

連合学習では、グローバルモデルを得ることを目的としていることが多い。これに対して、個々のクライアント毎に、個々のクライアントに適したモデルが得られるようにした技術も提案されている。このような技術は、Personalized Federated Learning と呼ばれる。一般に、それぞれのクライアントは、類似しているが異なるデータを保持する。例えば、ある地域（Ａとする。）の銀行のクライアントと、別の地域（Ｂとする。）の銀行のクライアントとが、それぞれ、顧客の預金額のデータを学習データとして保持しているとする。この学習データは、いずれも顧客の預金額のデータであり、類似したデータである。しかし、地域性の違いによって、データの性質が異なることがある。そして、地域性の違いによって、地域Ａの銀行のクライアントに適したモデルと、地域Ｂの銀行のクライアントに適したモデルも、異なることになる。Personalized Federated Learning では、各クライアントが、それぞれのクライアントに適したモデルを得る。

【０００７】

Personalized Federated Learning の一例が、非特許文献１に記載されている。非特許文献１に記載された技術は、FedProx と称されている。FedProx では、ローカルモデルにおける正解値と予測値のずれを評価するロス関数の出力と、グローバルモデルおよびローカルモデルのパラメータのずれとを加算した式を用いる。

【０００８】

Personalized Federated Learning の他の例が、非特許文献２に記載されている。非特許文献２に記載された技術は、FedFomo と称されている。FedFomo では、各クライアントがそれぞれ、他の各クライアントのローカルモデルを受け取り、それぞれのクライアントがそれぞれ別個に、各クライアントのローカルモデルに重み付けを行い、自身に適したモデルを得る。

【０００９】

また、Personalized Federated Learning とは別に、ディープラーニングに関する種々の技術も提案されている（非特許文献３，４を参照）。非特許文献３には、学習によって求めた複数の固定値を用いて、入力値に応じたそれらの固定値の重み付け和を求めることが記載されている。例えば、学習によって、W_1，W_2，W_3という３つの固定値を求め

たとする。非特許文献３に記載の技術（CondConvと称されている。）では、入力値に応じて、W_1，W_2，W_3に対応する重み値を定め、入力値に応じた重み値で、W_1，W_2，W_3の重み付け和を求める。

【００１０】

また、非特許文献４には、学習時には、並列に処理される複数の畳み込み演算のパラメータを学習し、推論時には、その複数の畳み込み演算を１つの畳み込み演算にまとめることが記載されている。例えば、非特許文献４には、学習時には、３×３フィルタの畳み込み演算のパラメータと、１×１フィルタの畳み込み演算のパラメータとを学習し、推論時には、それらの畳み込み演算を、３×３フィルタの１つの畳み込み演算にまとめることが記載されている。非特許文献４に記載された技術は、RepVGGと称されている。

【先行技術文献】

【非特許文献】

【００１１】

【文献】Tian Li, et al., “Federated Optimization in Heterogeneous Networks”, [２０２１年６月７日検索]、インターネット、〈URL:https://arxiv.org/pdf/1812.06127.pdf〉

【文献】Michael Zhang, et al., “Personalized Federated Learning with First Order Model Optimization”, [２０２１年６月７日検索]、インターネット、〈URL:https://arxiv.org/pdf/2012.08565.pdf〉

【文献】Brandon Yang, et al., “CondConv: Conditionally Parameterized Convolutions for Efficient Inference”, [２０２１年６月７日検索]、インターネット、〈URL:https://arxiv.org/pdf/1904.04971.pdf〉

【文献】Xiaohan Ding, et al., “RepVGG: Making VGG-style ConvNets Great Again”, [２０２１年６月７日検索]、インターネット、〈URL:https://arxiv.org/pdf/2101.03697.pdf〉

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【００１２】

非特許文献１に記載された技術（FedProx ）では、前述のように、ローカルモデルを求めるために、ロス関数の出力と、グローバルモデルおよびローカルモデルのパラメータのずれとを加算した式を用いる。しかし、このパラメータのずれが小さくてもモデルの出力が大きく変動する場合や、このパラメータのずれが大きくてもモデルの出力があまり変動しない場合がある。すなわち、グローバルモデルとローカルモデルとのパラメータのずれは、ローカルモデルの出力の性質と関連していない。その結果、非特許文献１に記載された技術では、最適化が難しく、また、各クライアントにおいて、精度の高いモデルを得ることは難しい。

【００１３】

また、非特許文献２に記載された技術（FedFomo ）では、個々のクライアントがそれぞれ、他の各クライアントに、自身が生成したモデルを提供する必要がある。そして、モデルから、そのモデルを学習する際に用いた学習モデルを復元する技術も存在している。そのため、個々のクライアントがそれぞれ、他の複数のクライアントに自身が生成したモデルを提供することは、データ流出を抑える観点から好ましくない。

【００１４】

そこで、本発明は、各クライアントのデータ流出の可能性を低減することができ、各クライアントに適した精度の高いモデルのパラメータを、各クライアントそれぞれが得ることができる学習システム、学習方法、および、学習プログラム、並びに、そのようなモデルで推論を行う推論器を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【００１５】

本発明による学習システムは、サーバと、複数のクライアントとを備える学習システム

であって、各クライアントは、共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある所定の複数の操作のパラメータと、重み付け和の計算に関わるパラメータとを学習する学習手段と、所定の複数の操作のパラメータと重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、所定の複数の操作のパラメータをサーバに送信するクライアント側パラメータ送信手段とを備え、サーバは、各クライアントから受信した所定の複数の操作のパラメータに基づいて、所定の複数の操作のパラメータを計算し直すパラメータ計算手段と、その所定の複数の操作のパラメータを各クライアントに送信するサーバ側パラメータ送信手段とを備え、所定の複数の操作の数は、複数のクライアントの数未満であることを特徴とする。

【００１７】

本発明による学習方法は、サーバと、複数のクライアントとによって行われる学習方法であって、各クライアントが、共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある所定の複数の操作のパラメータと、重み付け和の計算に関わるパラメータとを学習し、所定の複数の操作のパラメータと重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、所定の複数の操作のパラメータをサーバに送信し、サーバが、各クライアントから受信した所定の複数の操作のパラメータに基づいて、所定の複数の操作のパラメータを計算し直し、その所定の複数の操作のパラメータを各クライアントに送信し、所定の複数の操作の数は、複数のクライアントの数未満であることを特徴とする。

【発明の効果】

【００１９】

本発明によれば、各クライアントのデータ流出の可能性を低減することができ、各クライアントに適した精度の高いモデルのパラメータを、各クライアントそれぞれが得ることができる。

【図面の簡単な説明】

【００２０】

【図１】連合学習でパラメータが学習される所定の複数の操作を示す模式図である。

【図２】所定の複数の操作５１，５２，５３がそれぞれ複数の層を含んでいる場合を示す模式図である。

【図３】所定の複数の操作５１，５２，５３に含まれる層の数が異なる場合を示す模式図である。

【図４】パラメータが学習されるモデルの例を示す模式図である。

【図５】本発明の実施形態の学習システムの構成例を示すブロック図である。

【図６】本発明の実施形態の処理経過の一例を示すフローチャートである。

【図７】本発明の実施形態の変形例における各クライアントの構成例を示すブロック図である。

【図８】変換部による変換後のモデルを示す模式図である。

【図９】本発明の実施形態の変形例における各クライアントの構成例を示すブロック図である。

【図１０】クライアントとは別個の装置となる推論器を示すブロック図である。

【図１１】本発明の実施形態やその種々の変形例におけるクライアント、サーバ、および、推論器に係るコンピュータの構成例を示す概略ブロック図である。

【図１２】本発明の学習システムの概要を示すブロック図である。

【発明を実施するための形態】

【００２１】

以下、本発明の実施形態を図面を参照して説明する。

【００２２】

本発明の実施形態の学習システムは、後述するように、サーバと、複数のクライアントとを備える。本発明の実施形態では、サーバと各クライアントとが、連合学習によって、所定の複数の操作のパラメータを学習するとともに、各クライアントがそれぞれ独自に、

その所定の複数の操作の出力データの重み付け和の計算に関わるパラメータ（以下、単に、重み付け和の計算に関わるパラメータと記す。）を学習する。従って、所定の複数の操作のパラメータは、各クライアントで共通であるが、重み付け和の計算に関わるパラメータは、各クライアントで異なる。

【００２３】

図１は、連合学習でパラメータが学習される所定の複数の操作を示す模式図である。所定の複数の操作とは、共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある複数の操作である。図１では、操作５１，５２，５３が、所定の複数の操作に該当する。すなわち、操作５１，５２，５３には、共通の入力データが与えられ、操作５１，５２，５３それぞれの出力データの重み付け和が計算される。図１に示すα_1，α_2，α_3は、出力データの重み付け和を計算する際に用いられる重み値である。各重み値α_1，α_2，α_3はそれぞれ、０以上１以下の値であり、各重み値α_1，α_2，α_3の総和は１である。

【００２４】

図１に示す例では、所定の複数の操作５１～５３のパラメータが、サーバおよび各クライアントによる連合学習によって学習される。また、α_1，α_2，α_3は、重み付け和の計算に関わるパラメータであり、各クライアントそれぞれによって独自に学習される。

【００２５】

また、図１では、操作５１，５２，５３それぞれの出力データの重み付け和に対して正規化を行うノーマライズ操作５４も図示している。ノーマライズ操作５４のパラメータは、重み付け和の計算に関わるパラメータとして扱う。従って、ノーマライズ操作５４のパラメータは、α_1，α_2，α_3と同様に、各クライアントそれぞれによって独自に学習される。なお、ノーマライズ操作５４の一例として、ノーマライズ操作５４への入力データからある数値（βとする。）を減算し、その減算結果にある数値（γとする。）を乗算する処理が考えられる。この場合、βおよびγが、ノーマライズ操作５４のパラメータに該当する。ただし、ノーマライズ操作５４における演算やパラメータは、この例に限定されない。

【００２６】

図１では、所定の複数の操作の数が３個である場合を示しているが、所定の複数の操作の数は３個に限定されない。ただし、所定の複数の操作の数は、複数のクライアントの数未満であるという制約がある。

【００２７】

所定の複数の操作５１，５２，５３は、複数の層を含んでいてもよい。図２は、所定の複数の操作５１，５２，５３がそれぞれ複数の層を含んでいる場合を示す模式図である。図２では、操作５１が、層Ａ～Ｃを含み、操作５２が、層Ｄ～Ｆを含み、操作５３が、層Ｇ～Ｉを含む場合を例示している。この場合、層Ａ～Ｃのパラメータが、操作５１のパラメータとなる。同様に、層Ｄ～Ｆのパラメータが、操作５２のパラメータとなり、層Ｇ～Ｉのパラメータが、操作５３のパラメータとなる。

【００２８】

図３は、所定の複数の操作５１，５２，５３に含まれる層の数が異なる場合を示す模式図である。図３に示すように、所定の複数の操作５１，５２，５３に含まれる層の数が、操作毎に異なっていてもよい。

【００２９】

以下の説明では、説明を簡単にするために、所定の複数の操作５１，５２，５３がそれぞれ、畳み込み操作である場合を例にする。畳み込み操作は、線形操作であるが、所定の複数の操作は、それぞれ、線形操作であっても、線形操作でなくてもよい。例えば、所定の複数の操作５１，５２，５３が全て線形操作であってもよく、また、所定の複数の操作５１，５２，５３が全て線形操作でなくてもよい。また、所定の複数の操作５１，５２，５３のうちの一部が線形操作であり、残りの一部が線形操作でなくてもよい。なお、畳み込み操作以外の線形操作の例として、例えば、全結合操作が挙げられる。

【００３０】
図４は、パラメータが学習されるモデルの例を示す模式図である。実際のモデルは、より多くの操作が続くが、図４では、簡単な構成のモデルを例示している。図４では、畳み込み操作５１，５２，５３は、共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある。従って、畳み込み操作５１，５２，５３は、図１に示す操作５１，５２，５３と同様に、所定の複数の操作に該当する。よって、図１に示す操作５１，５２，５３と同一の符号で表す。図２、図３、図４に示すα$_1$，α$_2$，α$_3$は、図１に示すα$_1$，α$_2$，α$_3$と同様に、出力データの重み付け和を計算する際に用いられる重み値である。
【００３１】
畳み込み操作５１のパラメータ、畳み込み操作５２のパラメータ、および、畳み込み操作５３のパラメータは、入力データに畳み込み演算をする際に用いる複数の重み値（以下、重み値群と記す。）である。畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群は、サーバと各クライアントとによって連合学習で、学習される。
【００３２】
ノーマライズ操作５４は、畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの出力データの重み付け和に対して正規化を行う操作である。既に説明したように、ノーマライズ操作５４のパラメータは、重み付け和の計算に関わるパラメータとして扱う。従って、ノーマライズ操作５４のパラメータは、α$_1$，α$_2$，α$_3$と同様に、各クライアントそれぞれによって独自に学習される。
【００３３】
アクティベーション操作５５は、ノーマライズ操作５４の出力データに、活性化関数（例えば、ＲｅＬＵ（Rectified Linear Unit））を適用する操作である。アクティベーション操作５５はパラメータを有していなくてもよく、ここでは、活性化関数が予め定められていて、アクティベーション操作５５のパラメータがない場合を例にして説明する。なお、アクティベーション操作５５のパラメータが存在する場合、そのパラメータは、所定の複数の操作５１，５２，５３のパラメータと同様に、サーバと各クライアントとによって連合学習で、学習されればよい。
【００３４】
図５は、本発明の実施形態の学習システムの構成例を示すブロック図である。以下では、図５に示す学習システムが、図４に示すモデルのパラメータを学習する場合を例にして説明する。
【００３５】
本発明の実施形態の学習システムは、サーバ２０と、複数のクライアント１０$_a$～１０$_e$を備える。サーバ２０と、複数のクライアント１０$_a$～１０$_e$とは、通信ネットワーク３０を介して、通信可能に接続される。図５では、５台のクライアント１０$_a$～１０$_e$を示したが、クライアントの台数は、５台に限定されない。ただし、前述のように、所定の複数の操作の数は、複数のクライアントの数未満であるという制約がある。本例では、所定の複数の操作（畳み込み操作５１，５２，５３）の数は“３”であり（図４参照）、複数のクライアントの数は“５”であるので、この制約を満たしている。
【００３６】
各クライアント１０$_a$～１０$_e$は同様の構成であり、特にクライアントを区別しない場合には、クライアントを符号１０で示す。
【００３７】
以下、図５を参照して、クライアント１０$_a$を例にして、クライアント１０の構成を説明する。クライアント１０は、学習部１１と、クライアント側パラメータ送受信部１２と、記憶部１３とを備える。
【００３８】
学習部１１は、機械学習により、所定の複数の操作のパラメータ（本例では、畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）と、重み付け和の計算に関わるパラメータと

を学習する。本例では、α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータが、重み付け和の計算に関わるパラメータに該当する。

【００３９】

記憶部１３は、学習部１１が上記の各種パラメータを学習する際に用いる学習データ、および、学習されたパラメータによって定まるモデルを記憶する記憶装置である。

【００４０】

各クライアント１０$_a$～１０$_e$の記憶部１３には、それぞれ、クライアント独自の学習データが予め記憶されている。

【００４１】

クライアント側パラメータ送受信部１２は、サーバ２０に、所定の複数の操作のパラメータ（本例では、畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）と重み付け和の計算に関わるパラメータ（本例では、α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）とのうち、所定の複数の操作のパラメータを送信する。

【００４２】

従って、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）は、サーバ２０に送信されない。このことは、重み付け和の計算に関わるパラメータは、連合学習によって学習されずに、それぞれのクライアント１０$_a$～１０$_e$の学習部１１が独自に、重み付け和の計算に関わるパラメータを学習することを意味する。

【００４３】

また、クライアント側パラメータ送受信部１２は、サーバ２０において計算し直された所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）を、サーバ２０から受信する。

【００４４】

各クライアント１０はそれぞれ、例えば、コンピュータによって実現される。そして、クライアント側パラメータ送受信部１２は、例えば、学習プログラムに従って動作するＣＰＵ（Central Processing Unit ）、および、そのコンピュータの通信インタフェースによって実現される。例えば、ＣＰＵが、コンピュータのプログラム記憶装置等のプログラム記録媒体から学習プログラムを読み込み、その学習プログラムに従って、通信インタフェースを用いて、クライアント側パラメータ送受信部１２として動作すればよい。なお、通信インタフェースは、通信ネットワーク３０とのインタフェースである。また、学習部１１は、例えば、学習プログラムに従って動作するＣＰＵによって実現される。例えば、ＣＰＵが上記のようにプログラム記録媒体から学習プログラムを読み込み、その学習プログラムに従って、学習部１１として動作すればよい。

【００４５】

サーバ２０は、パラメータ計算部２１と、サーバ側パラメータ送受信部２２とを備える。

【００４６】

サーバ側パラメータ送受信部２２は、各クライアント１０のクライアント側パラメータ送受信部１２が送信した所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）を、各クライアント１０から受信する。

【００４７】

また、サーバ側パラメータ送受信部２２は、パラメータ計算部２１によって計算し直された所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）を各クライアント１０に送信する。この所定の複数の操作のパラメータは、各クライアント１０のクライアント側パラメータ送受信部１２によって受信される。

【００４８】

パラメータ計算部２１は、サーバ側パラメータ送受信部２２が各クライアント１０から受信した所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）に基づいて、所定の複数の操作のパラメータを計算し直す。

【００４９】

例えば、畳み込み操作５１の重み値群に属する重み値は、クライアント１０$_a$～１０$_e$の違いにより、クライアント１０毎にそれぞれ異なる。ただし、畳み込み操作５１の重み値群に属する個々の重み値は、各クライアント１０$_a$～１０$_e$で対応している。パラメータ計算部２１は、畳み込み操作５１の重み値群に属する重み値毎に、クライアント１０$_a$で得られた重み値、クライアント１０$_b$で得られた重み値、クライアント１０$_c$で得られた重み値、クライアント１０$_d$で得られた重み値、クライアント１０$_e$で得られた重み値の平均値を計算することによって、畳み込み操作５１の重み値群を計算し直す。同様に、パラメータ計算部２１は、畳み込み操作５２の重み値群を計算し直す。また、同様に、パラメータ計算部２１は、畳み込み操作５３の重み値群を計算し直す。

【００５０】

前述のように、サーバ側パラメータ送受信部２２は、パラメータ計算部２１によって計算し直された所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）を各クライアント１０に送信する。

【００５１】

なお、各クライアント１０の学習部１１は、それぞれ、独自に保持する学習データと、サーバ２０から受信した所定の複数の操作のパラメータとを用いて、再度、機械学習により、所定の複数の操作のパラメータを学習し、また、重み付け和の計算に関わるパラメータを学習する。

【００５２】

サーバ２０は、例えば、コンピュータによって実現される。そして、サーバ側パラメータ送受信部２２は、例えば、サーバ用プログラムに従って動作するＣＰＵ、および、そのコンピュータの通信インタフェースによって実現される。例えば、ＣＰＵが、コンピュータのプログラム記憶装置等のプログラム記録媒体からサーバ用プログラムを読み込み、そのサーバ用プログラムに従って、通信インタフェースを用いて、サーバ側パラメータ送受信部２２として動作すればよい。通信インタフェースは、通信ネットワーク３０とのインタフェースである。また、パラメータ計算部２１は、例えば、サーバ用プログラムに従って動作するＣＰＵによって実現される。例えば、ＣＰＵが上記のようにプログラム記録媒体からサーバ用プログラムを読み込み、そのサーバ用プログラムに従って、パラメータ計算部２１として動作すればよい。

【００５３】

次に、本発明の実施形態の処理経過について説明する。図６は、本発明の実施形態の処理経過の一例を示すフローチャートである。なお、図６は一例であり、本発明の実施形態の処理経過は、図６に示す例に限定されない。

【００５４】

また、図６では、サーバ２０およびクライアント１０$_a$の動作を図示しているが、クライアント１０$_b$～１０$_e$の動作は、クライアント１０$_a$の動作と同様である。ただし、各クライアント１０が記憶部１３に保持している学習データは、クライアント１０毎に異なる。

【００５５】

クライアント１０$_a$の学習部１１は、記憶部１３に記憶されている学習データに基づいて、機械学習により、所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）を学習し、また、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）を学習する（ステップＳ１）。

【００５６】

他の各クライアント１０$_b$～１０$_e$の学習部１１も同様に、所定の複数の操作のパラメータを学習し、また、重み付け和の計算に関わるパラメータを学習する。

【００５７】

次に、クライアント１０$_a$のクライアント側パラメータ送受信部１２は、ステップＳ１で学習した所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）と重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）とのうち、所定の複数の操作のパラメータをサーバ２０に送信

する（ステップＳ２）。

【００５８】

他の各クライアント１０$_b$～１０$_e$のクライアント側パラメータ送受信部１２もそれぞれ、同様に、所定の複数の操作のパラメータと重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、所定の複数の操作のパラメータをサーバ２０に送信する。

【００５９】

従って、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）は、各クライアント１０$_a$～１０$_e$からサーバ２０に送信されない。

【００６０】

サーバ２０のサーバ側パラメータ送受信部２２は、各クライアント１０$_a$～１０$_e$から、所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）を受信する。

【００６１】

そして、サーバ２０のパラメータ計算部２１は、各クライアント１０$_a$～１０$_e$から受信した所定の複数の操作のパラメータに基づいて、所定の複数のパラメータを計算し直す（ステップＳ３）。パラメータ計算部２１が所定の複数のパラメータを計算し直す動作の例については、既に説明したので、ここでは説明を省略する。

【００６２】

次に、サーバ側パラメータ送受信部２２は、ステップＳ３で計算し直された所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）を、各クライアント１０$_a$～１０$_e$に送信する（ステップＳ４）。ステップＳ４では、各クライアント１０$_a$～１０$_e$に同一のパラメータが送信される。

【００６３】

ステップＳ４で送信されたパラメータを受信した各クライアント１０$_a$～１０$_e$は、ステップＳ１以降の処理を繰り返す。ただし、サーバ２０で計算し直された所定の複数の操作のパラメータを受信した後にステップＳ１を行う場合、クライアント１０$_a$の学習部１１は、その所定の複数の操作のパラメータ、および、記憶部１３に記憶されている学習データに基づいて、機械学習により、所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）を学習し、また、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）を学習する。他のクライアント１０$_b$～１０$_e$の学習部１１も同様である。

【００６４】

各クライアント１０$_a$～１０$_e$がステップＳ１以降の処理を繰り返すことによって、各クライアント１０およびサーバ２０において、ステップＳ１～Ｓ４の処理が繰り返される。例えば、ステップＳ１～Ｓ４の処理の繰り返し数が所定回数に達したことが、各クライアント１０およびサーバ２０による学習（換言すれば、連合学習）の終了条件であると予め定められていてもよい。この場合、例えば、各クライアント１０の学習部１１は、ステップＳ１の実行回数をカウントし、ステップＳ１の実行回数が所定回数に達したときにおける、所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）、および、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）を、それぞれのパラメータの確定値であると決定し、それらのパラメータによって定まるモデルを記憶部１３に記憶させてもよい。

【００６５】

なお、各クライアント１０およびサーバ２０による学習の終了条件は、上記の例に限定されず、他の条件であってもよい。

【００６６】

本実施形態によれば、所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）は、各クライアント１０およびサーバ２０による学習（連合学習）によって定まる。一方、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および

、ノーマライズ操作５４のパラメータ）は、各クライアント１０の学習部１１が独自に学習する。所定の複数の操作のパラメータを各クライアント１０で共通のパラメータとしつつ、各クライアント独自のパラメータを、各クライアント１０は得ることができる。すなわち、共通なパラメータを含みつつも、クライアント１０で個別のパラメータが得られる。そして、本実施形態では、FedProx （非特許文献１参照）とは異なり、モデルの性質と関連のないパラメータのずれ（グローバルモデルとローカルモデルとのパラメータのずれ）は用いていない。よって、各クライアント１０は、それぞれのクライアント１０に適したパラメータを得ることができ、そのパラメータによって定まる精度の高いモデルを得ることができる。

【００６７】

さらに、本実施形態では、各クライアント１０は、サーバ２０とパラメータを授受するが、他の各クライアントとの間でモデルの授受は行っていない。従って、FedFomo （非特許文献２参照）よりも、データ流出の可能性を低減することができる。

【００６８】

また、所定の複数の操作の数は、複数のクライアントの数未満である。従って、所定の複数の操作のうち、クライアントにおいて重要となる操作は、一部のクライアントで共通する。例えば、α_1の値が大きくなるという事象は、一部のクライアントで共通する。同様に、α_2の値が大きくなるという事象も、一部のクライアントで共通し、α_3の値が大きくなるという事象も、一部のクライアントで共通する。この結果、各クライアント１０に適したパラメータが得られ、そのパラメータにより各クライアントに適したモデルが得られる。さらに、そのモデルの性質が互いに大きく異なることになることを防止できる。

【００６９】

所定の複数の操作の数が、複数のクライアントの数よりも大きい場合を考える。例えば、所定の複数の操作の数が６個であり、クライアントの台数が３台であるとする。この場合、各操作に対する重み値であるα_1～α_6がパラメータとなる。このとき、１台目のクライアントでは、α_1，α_2が大きくなり、２台目のクライアントでは、α_3，α_4が大きくなり、３台目のクライアントでは、α_5，α_6が大きくなるということが生じ得る。この場合、クライアントにおいて重要となる操作は、３台のクライアントにおいて異なることになり、３台のクライアントのモデルの性質が大きく異なることになってしまう。所定の複数の操作の数が、複数のクライアントの数未満であることによって、このようなことを防止することができる。すなわち、各クライアントのモデルの性質が離れすぎることを防止できる。よって、個々のクライアントに適したモデルを得ることができ、また、各クライアントのモデルの性質が大きく異なることを防ぐことができる。

【００７０】

次に、本実施形態の変形例を説明する。図６に示すフローチャートでは、学習部１１が、ステップＳ１で、所定の複数の操作のパラメータを学習し、また、重み付け和の計算に関わるパラメータを学習する場合を示した。ステップＳ１で、各クライアント１０の学習部１１は、所定の複数の操作のパラメータを学習し、重み付け和の計算に関わるパラメータに関しては学習しなくてもよい。この場合、各クライアント１０の学習部１１は、所定の複数の操作のパラメータが確定した後に、それぞれ独自に、重み付け和の計算に関わるパラメータを学習すればよい。

【００７１】

次に、本実施形態の他の変形例を説明する。図７は、本変形例における各クライアントの構成例を示すブロック図である。なお、上記の実施形態と同様の要素には、図５と同一の符号を付し、説明を省略する。また、サーバ２０の構成および動作は、上記の実施形態のサーバ２０の構成および動作と同様であり、説明を省略する。

【００７２】

本変形例では、所定の複数の操作が、全て線形操作であるものとする。そのため、本変形例でも、図４を参照して説明する。ただし、所定の複数の操作は、全て線形操作であればよく、図４に示すように、所定の複数の操作が全て畳み込み操作である場合に限定され

ない。
【００７３】
本変形例では、クライアント１０は、学習部１１、クライアント側パラメータ送受信部１２、記憶部１３に加えて、変換部１４を備える。
【００７４】
所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）、および、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）の確定値が決定され、それらのパラメータによって定まるモデルが記憶部１３に記憶されるまでの動作は、上記の実施形態と同様である。
【００７５】
変換部１４は、そのように所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）、および、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）が確定した後に、所定の複数の操作のパラメータ、および、重み付け和の計算に関わるパラメータに基づいて、その所定の複数の操作のパラメータを１つの操作に変換する。
【００７６】
図４に示す例では、変換部１４は、畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群、並びに、α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータが確定した後に、畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群、および、α_1，α_2，α_3に基づいて、畳み込み操作５１，５２，５３を１つの畳み込み操作に変換する。
【００７７】
入力データは、複数の数値を含むが、ここでは、便宜的に１つの符号ｘで表す。畳み込み操作５１の重み値群も複数の重み値を含むが、ここでは、便宜的に１つの符号w_1で表す。同様に、畳み込み操作５２の重み値群、畳み込み操作５３の重み値群もそれぞれ、便宜的に符号w_2，w_3で表す。
【００７８】
入力データｘに対する畳み込み操作５１によって得られる出力データを、$w_1 * x$と表すこととする。同様に、入力データｘに対する畳み込み操作５２によって得られる出力データを、$w_2 * x$と表すこととする。同様に、入力データｘに対する畳み込み操作５３によって得られる出力データを、$w_3 * x$と表すこととする。
【００７９】
この場合、出力データの重み付け和は、$\alpha_1(w_1 * x) + \alpha_2(w_2 * x) + \alpha_3(w_3 * x)$となる。畳み込み操作５１，５２，５３は線形操作であるので、この重み付け和は、$(\alpha_1 w_1 + \alpha_2 w_2 + \alpha_3 w_3) * x$に変形できる。従って、変換部１４は、３つの畳み込み操作５１，５２，５３を、$(\alpha_1 w_1 + \alpha_2 w_2 + \alpha_3 w_3)$を重み値群として持つ１つの畳み込み操作に変換する。図８は、変換部１４による変換後のモデルを示す模式図である。図８に示す１つの畳み込み操作５０は、３つの畳み込み操作５１，５２，５３から、畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群、および、α_1，α_2，α_3に基づいて変換された操作である。畳み込み操作５０の重み値群（パラメータ）は、上記のように、模式的に$(\alpha_1 w_1 + \alpha_2 w_2 + \alpha_3 w_3)$と表すことができる。
【００８０】
変換部１４は、変換後の操作およびその操作のパラメータによって定まるモデルを、記憶部１３に記憶させる。
【００８１】
ここでは、所定の複数の操作が３個である場合を例にしたが、所定の複数の操作が２個または４個以上であっても、変換部１４は、所定の複数の操作を１つの操作に変換することができる。また、ここでは、所定の複数の操作が全て畳み込み操作である場合を例にしたが、所定の複数の操作が全て線形操作であれば、変換部１４は、所定の複数の操作を１つの操作に変換することができる。
【００８２】

本変形例によれば、所定の複数の操作を１つの操作に変換することによって、モデルが簡略化される。従って、モデルに基づいて推論を行う場合に、計算量を減少させることができる。例えば、図４と図８とを比較した場合、図４に示すモデルでは、推論時に、３回の畳み込み操作を行わなければならない。一方、図８に示すモデルでは、推論時に行う畳み込み操作の回数は１回でよい。

【００８３】

変換部１４は、例えば、学習プログラムに従って動作するコンピュータのＣＰＵによって実現される。例えば、ＣＰＵが、コンピュータのプログラム記憶装置等のプログラム記録媒体から学習プログラムを読み込み、その学習プログラムに従って、変換部１４として動作すればよい。

【００８４】

次に、本実施形態の他の変形例を説明する。図９は、本変形例における各クライアントの構成例を示すブロック図である。なお、上記の実施形態と同様の要素には、図５と同一の符号を付し、説明を省略する。また、サーバ２０の構成および動作は、上記の実施形態のサーバ２０の構成および動作と同様であり、説明を省略する。

【００８５】

本変形例では、クライアント１０は、学習部１１、クライアント側パラメータ送受信部１２、記憶部１３に加えて、推論部１５を備える。

【００８６】

所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）、および、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）の確定値が決定され、それらのパラメータによって定まるモデルが記憶部１３に記憶されるまでの動作は、上記の実施形態と同様である。

【００８７】

そのように所定の複数の操作のパラメータ（畳み込み操作５１，５２，５３それぞれの重み値群）、および、重み付け和の計算に関わるパラメータ（α_1，α_2，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）が確定し、所定の複数の操作のパラメータ、および、重み付け和の計算に関わるパラメータによって定まるモデルが記憶部１３に記憶された場合、推論部１５は、そのモデルに基づいて推論を行う。

【００８８】

推論部１５には、入力インタフェース（図示略）を介して、データが入力される。推論部１５は、そのデータをモデルにおける最初の操作の入力データとし、その操作の出力データを計算する。そして、推論部１５は、その出力データをモデルにおける次の操作の入力データとし、その操作の出力データを計算する。推論部１５は、この動作を、モデルの最後の操作まで繰り返し、最後の操作の出力データを、推論結果として導出する。推論部１５は、推論部１５に入力されたデータとモデルとに基づいて得られた推論結果を、例えば、クライアント１０が備えるディスプレイ装置（図示略）に表示してもよい。

【００８９】

本変形例によれば、パラメータが確定したことによって定めるモデルを得ることができるだけでなく、そのモデルを用いて、推論を行うことができる。

【００９０】

推論部１５は、例えば、学習プログラムに従って動作するコンピュータのＣＰＵによって実現される。例えば、ＣＰＵが、コンピュータのプログラム記憶装置等のプログラム記録媒体から学習プログラムを読み込み、その学習プログラムに従って、推論部１５として動作すればよい。

【００９１】

本変形例のクライアント１０は、モデルに基づいて推論を行う推論器であるということができる。

【００９２】

また、クライアント１０とは別個の装置として推論器が設けられていてもよい。図１０

は、クライアント１０とは別個の装置となる推論器を示すブロック図である。図１０に示す推論器４０は、記憶部４１と、推論部１５とを備える。

【００９３】

記憶部４１は、上記の実施形態またはその種々の変形例において、クライアント１０の記憶部１３に記憶されたモデルと同一のモデルを記憶する記憶装置である。上記の実施形態またはその種々の変形例におけるクライアント１０の記憶部１３に記憶されたモデルを、推論器４０の記憶部４１にコピーして、記憶部４１にモデルを記憶させておけばよい。

【００９４】

推論部１５は、図９に示すクライアント１０が備える推論部１５と同様である。すなわち、推論部１５には、入力インタフェース（図示略）を介して、データが入力される。推論部１５は、そのデータをモデルにおける最初の操作の入力データとし、その操作の出力データを計算する。そして、推論部１５は、その出力データをモデルにおける次の操作の入力データとし、その操作の出力データを計算する。推論部１５は、この動作を、モデルの最後の操作まで繰り返し、最後の操作の出力データを、推論結果として導出する。推論部１５は、その推論結果を、例えば、推論器４０が備えるディスプレイ装置（図示略）に表示してもよい。

【００９５】

推論器４０は、例えば、コンピュータによって実現され、推論部１５は、例えば、推論プログラムに従って動作するそのコンピュータのＣＰＵによって実現される。

【００９６】

上記の種々の変形例は、組合せて実現されてもよい。例えば、クライアント１０が変換部１４（図７参照）と、推論部１５（図９参照）とを備えていてもよい。

【００９７】

また、上記の実施形態やその種々の変形例では、図４に示す簡単な構成のモデルを例にして説明した。本発明の実施形態やその種々の変形例が学習の対象とするモデルは、所定の複数の操作を、複数の箇所に含むモデルであってもよい。

【００９８】

そして、所定の複数の操作が、モデル内の複数箇所に存在する場合、その箇所毎に、所定の複数の操作の数が異なっていてもよく、あるいは、各箇所で、所定の複数の操作の数が同一であってもよい。そして、各箇所で、所定の複数の操作の数が同一である場合、出力データの重み付け和を計算する際に用いられる重み値の数も各箇所で同一である。このとき、所定の複数の操作の数をｎとした場合、各操作に対応する重み値は、α_1，・・・，α_nと表すことができる。そして、各箇所におけるα_i（ｉは、１以上ｎ以下の整数）を共通の値としてもよい。例えば、学習部１１は、各箇所におけるα_1を、共通の値として学習してもよい。α_2～α_nに関しても同様である。

【００９９】

図１１は、本発明の実施形態やその種々の変形例におけるクライアント１０、サーバ２０、および、推論器４０に係るコンピュータの構成例を示す概略ブロック図である。以下、図１１を参照して説明するが、クライアント１０として用いられるコンピュータと、サーバ２０として用いられるコンピュータと、推論器４０として用いられるコンピュータとは、別々のコンピュータである。

【０１００】

コンピュータ１０００は、ＣＰＵ１００１と、主記憶装置１００２と、補助記憶装置１００３と、インタフェース１００４と、通信インタフェース１００５とを備える。

【０１０１】

本発明の実施形態やその種々の変形例におけるクライアント１０、サーバ２０、および、推論器４０は、例えば、コンピュータ１０００によって実現される。ただし、前述のように、クライアント１０として用いられるコンピュータと、サーバ２０として用いられるコンピュータと、推論器４０として用いられるコンピュータとは、別々のコンピュータである。

【０１０２】
クライアント１０として用いられるコンピュータ１０００の動作は、学習プログラムの形式で補助記憶装置１００３に記憶されている。ＣＰＵ１００１は、その学習プログラムを補助記憶装置１００３から読み出して、主記憶装置１００２に展開し、その学習プログラムに従って、上記の実施形態やその種々の変形例におけるクライアント１０として動作する。なお、クライアント１０として用いられるコンピュータ１０００は、ディスプレイ装置や、データが入力される入力インタフェースを備えていてもよい。
【０１０３】
サーバ２０として用いられるコンピュータ１０００の動作は、サーバ用プログラムの形式で補助記憶装置１００３に記憶されている。ＣＰＵ１００１は、そのサーバ用プログラムを補助記憶装置１００３から読み出して、主記憶装置１００２に展開し、そのサーバ用プログラムに従って、上記の実施形態やその種々の変形例におけるサーバ２０として動作する。
【０１０４】
図１０に示す推論器４０として用いられるコンピュータ１０００の動作は、推論プログラムの形式で補助記憶装置１００３に記憶されている。ＣＰＵ１００１は、その推論プログラムを補助記憶装置１００３からから読み出して、主記憶装置１００２に展開し、その推論プログラムに従って、推論器４０として動作する。なお、推論器４０として用いられるコンピュータ１０００は、通信インタフェース１００５を備えていなくてもよい。また、推論器４０として用いられるコンピュータ１０００は、ディスプレイ装置や、データが入力される入力インタフェースを備えていてもよい。
【０１０５】
補助記憶装置１００３は、一時的でない有形の媒体の例である。一時的でない有形の媒体の他の例として、インタフェース１００４を介して接続される磁気ディスク、光磁気ディスク、ＣＤ－ＲＯＭ（Compact Disk Read Only Memory ）、ＤＶＤ－ＲＯＭ（Digital Versatile Disk Read Only Memory ）、半導体メモリ等が挙げられる。また、プログラムが通信回線によってコンピュータ１０００に配信される場合、配信を受けたコンピュータ１０００がそのプログラムを主記憶装置１００２に展開し、そのプログラムに従って動作してもよい。
【０１０６】
また、クライアント１０の各構成要素の一部または全部は、汎用または専用の回路（circuitry ）、プロセッサ等やこれらの組み合わせによって実現されてもよい。これらは、単一のチップによって構成されてもよいし、バスを介して接続される複数のチップによって構成されてもよい。各構成要素の一部または全部は、上述の回路等とプログラムとの組み合わせによって実現されてもよい。この点は、サーバ２０や、図１０に示す推論器４０に関しても同様である。
【０１０７】
次に、本発明の概要について説明する。図１２は、本発明の学習システムの概要を示すブロック図である。
【０１０８】
本発明の学習システムは、サーバ１２０（例えば、サーバ２０）と、複数のクライアント１１０（例えば、クライアント１０）とを備える。
【０１０９】
各クライアント１１０は、学習手段１１１（例えば、学習部１１）と、クライアント側パラメータ送信手段１１２（例えば、クライアント側パラメータ送受信部１２）とを備える。
【０１１０】
学習手段１１１は、共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある所定の複数の操作（例えば、操作５１，５２，５３）のパラメータと、重み付け和の計算に関わるパラメータ（例えば、α_1，α_2

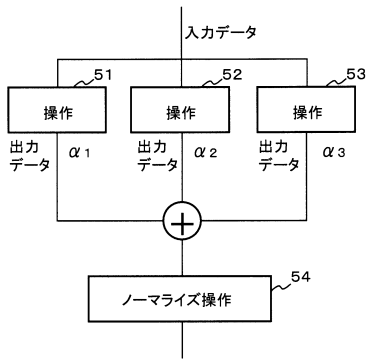
，α_3、および、ノーマライズ操作５４のパラメータ）とを学習する。
【０１１１】
クライアント側パラメータ送信手段１１２は、所定の複数の操作のパラメータと重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、所定の複数の操作のパラメータをサーバ１２０に送信する。
【０１１２】
サーバ１２０は、パラメータ計算手段１２１（例えば、パラメータ計算部２１）と、サーバ側パラメータ送信手段１２２（例えば、サーバ側パラメータ送受信部２２）とを備える。
【０１１３】
パラメータ計算手段１２１は、各クライアントから受信した所定の複数の操作のパラメータに基づいて、所定の複数の操作のパラメータを計算し直す。
【０１１４】
サーバ側パラメータ送信手段１２２は、その所定の複数の操作のパラメータを各クライアント１１０に送信する。
【０１１５】
そのような構成によって、各クライアントのデータ流出の可能性を低減することができ、各クライアントに適した精度の高いモデルのパラメータを、各クライアントそれぞれが得ることができる。
【０１１６】
上記の本発明の実施形態およびその変形例は、以下の付記のようにも記載され得るが、以下に限定されるわけではない。
【０１１７】
（付記１）
サーバと、複数のクライアントとを備える学習システムであって、
各クライアントは、
共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある所定の複数の操作のパラメータと、前記重み付け和の計算に関わるパラメータとを学習する学習手段と、
前記所定の複数の操作のパラメータと前記重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、前記所定の複数の操作のパラメータを前記サーバに送信するクライアント側パラメータ送信手段とを備え、
前記サーバは、
前記各クライアントから受信した前記所定の複数の操作のパラメータに基づいて、前記所定の複数の操作のパラメータを計算し直すパラメータ計算手段と、
前記所定の複数の操作のパラメータを前記各クライアントに送信するサーバ側パラメータ送信手段とを備える
ことを特徴とする学習システム。
【０１１８】
（付記２）
前記各クライアントの前記学習手段は、前記重み付け和の計算に関わるパラメータを独自に学習する
付記１に記載の学習システム。
【０１１９】
（付記３）
前記所定の複数の操作の数は、前記複数のクライアントの数未満である
付記１または付記２に記載の学習システム。
【０１２０】
（付記４）
前記所定の複数の操作は、いずれも線形操作である

付記１から付記３のうちのいずれかに記載の学習システム。
【０１２１】
（付記５）
前記各クライアントは、
前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータが確定した場合に、前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータに基づいて、前記所定の複数の操作を１つの操作に変換する変換手段を備える付記４に記載の学習システム。
【０１２２】
（付記６）
前記各クライアントは、
前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータが確定した場合に、前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータによって定まるモデルに基づいて、与えられたデータに対する推論結果を導出する推論手段を備える
付記１から付記５のうちのいずれかに記載の学習システム。
【０１２３】
（付記７）
付記１から付記６のうちのいずれかに記載の学習システムによって得られた前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータによって定まるモデルに基づいて、与えられたデータに対する推論結果を導出する推論手段を備える
ことを特徴とする推論器。
【０１２４】
（付記８）
サーバと、複数のクライアントとによって行われる学習方法であって、
各クライアントが、
共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある所定の複数の操作のパラメータと、前記重み付け和の計算に関わるパラメータとを学習し、
前記所定の複数の操作のパラメータと前記重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、前記所定の複数の操作のパラメータを前記サーバに送信し、
前記サーバが、
前記各クライアントから受信した前記所定の複数の操作のパラメータに基づいて、前記所定の複数の操作のパラメータを計算し直し、
前記所定の複数の操作のパラメータを前記各クライアントに送信する
ことを特徴とする学習方法。
【０１２５】
（付記９）
前記各クライアントが、前記重み付け和の計算に関わるパラメータを独自に学習する
付記８に記載の学習方法。
【０１２６】
（付記１０）
前記所定の複数の操作の数は、前記複数のクライアントの数未満である
付記８または付記９に記載の学習方法。
【０１２７】
（付記１１）
前記所定の複数の操作は、いずれも線形操作である
付記８から付記１０のうちのいずれかに記載の学習方法。
【０１２８】
（付記１２）

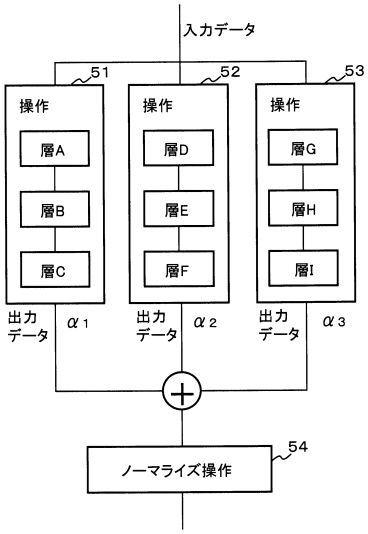
前記各クライアントが、
前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータが確定した場合に、前記所定の複数の操作のパラメータ、および、前記重み付け和の計算に関わるパラメータに基づいて、前記所定の複数の操作を１つの操作に変換する
付記１１に記載の学習方法。
【０１２９】
（付記１３）
コンピュータに、
共通の入力データが与えられるという関係にあり、かつ、出力データの重み付け和が計算されるという関係にある所定の複数の操作のパラメータと、前記重み付け和の計算に関わるパラメータとを学習する学習処理、および、
前記所定の複数の操作のパラメータと前記重み付け和の計算に関わるパラメータとのうち、前記所定の複数の操作のパラメータを前記サーバに送信するパラメータ送信処理
を実行させるための学習プログラムを記録したコンピュータ読取可能な記録媒体。
【０１３０】
以上、実施形態を参照して本願発明を説明したが、本願発明は上記の実施形態に限定されるものではない。本願発明の構成や詳細には、本願発明のスコープ内で当業者が理解し得る様々な変更をすることができる。
【産業上の利用の可能性】
【０１３１】
本発明は、モデルのパラメータを学習する学習システムに好適に適用可能である。
【符号の説明】
【０１３２】
１０　クライアント
１１　学習部
１２　クライアント側パラメータ送受信部
１３　記憶部
１４　変換部
１５　推論部
２０　サーバ
２１　パラメータ計算部
２２　サーバ側パラメータ送受信部
４０　推論器

【図面】

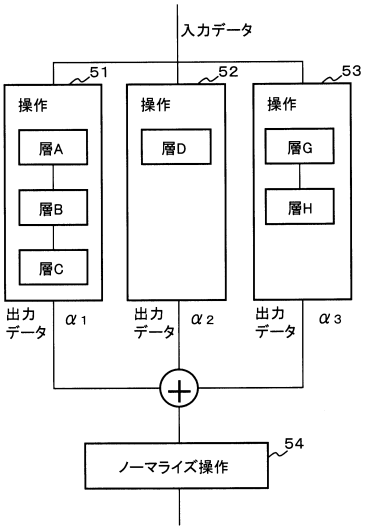
【図１】


入力データ
51
52
53
操作
操作
操作
出力データ
α1
出力データ
α2
出力データ
α3
ノーマライズ操作
54

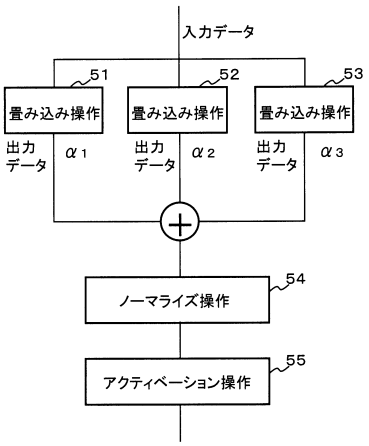
【図２】


入力データ
51
52
53
操作
操作
操作
層A
層B
層C
層D
層E
層F
層G
層H
層I
出力データ
α1
出力データ
α2
出力データ
α3
ノーマライズ操作
54

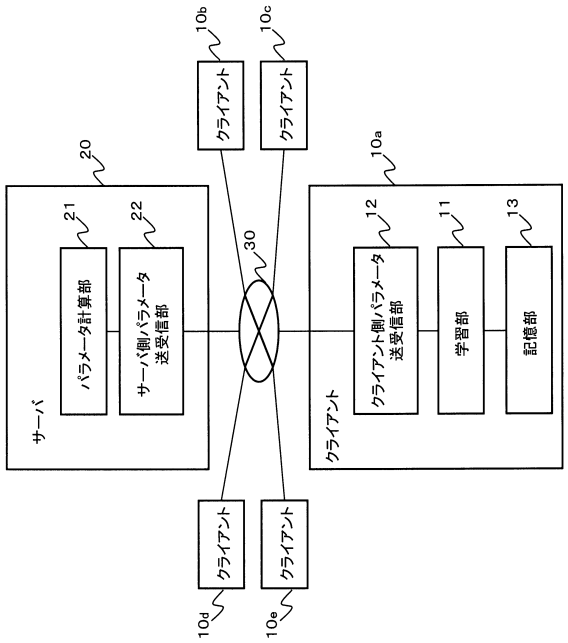
【図３】


入力データ
51
52
53
操作
操作
操作
層A
層B
層C
層D
層G
層H
出力データ
α1
出力データ
α2
出力データ
α3
ノーマライズ操作
54

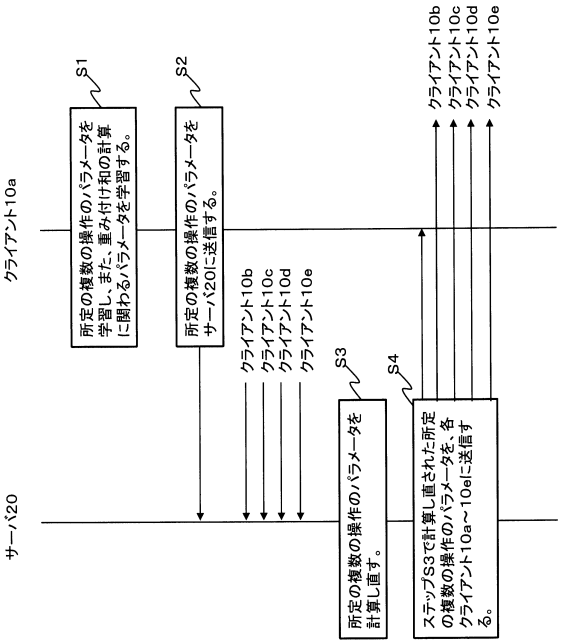
【図４】


入力データ
51
52
53
畳み込み操作
畳み込み操作
畳み込み操作
出力データ
α1
出力データ
α2
出力データ
α3
ノーマライズ操作
54
アクティベーション操作
55

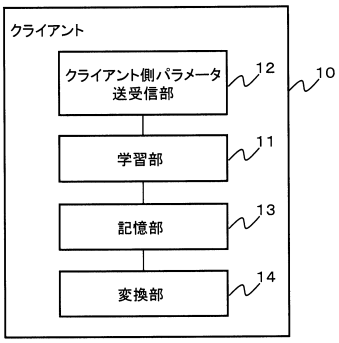
【図５】


10b
10c
クライアント
クライアント
20
10a
21
22
30
12
11
13
パラメータ計算部
サーバ側パラメータ送受信部
クライアント側パラメータ送受信部
学習部
記憶部
サーバ
クライアント
クライアント
クライアント
10d
10e

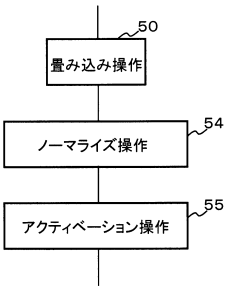
【図６】


クライアント10b
クライアント10c
クライアント10d
クライアント10e
S1
S2
クライアント10a
所定の複数の操作のパラメータを学習し、また、重み付け和の計算に関わるパラメータを学習する。
所定の複数の操作のパラメータをサーバ20に送信する。
クライアント10b
クライアント10c
クライアント10d
クライアント10e
S3
S4
サーバ20
所定の複数の操作のパラメータを計算し直す。
ステップS3で計算し直された所定の複数の操作のパラメータを、各クライアント10a～10eに送信する。

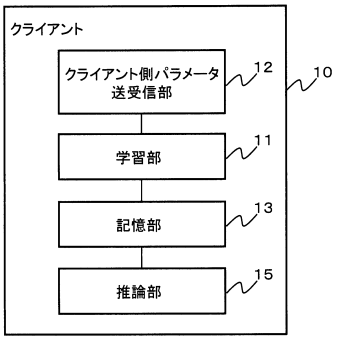
【図７】


クライアント
クライアント側パラメータ送受信部
12
10
学習部
11
記憶部
13
変換部
14

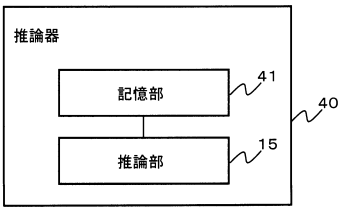
【図８】


50
畳み込み操作
ノーマライズ操作
54
アクティベーション操作
55

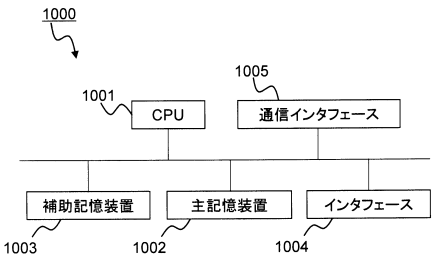
【図９】



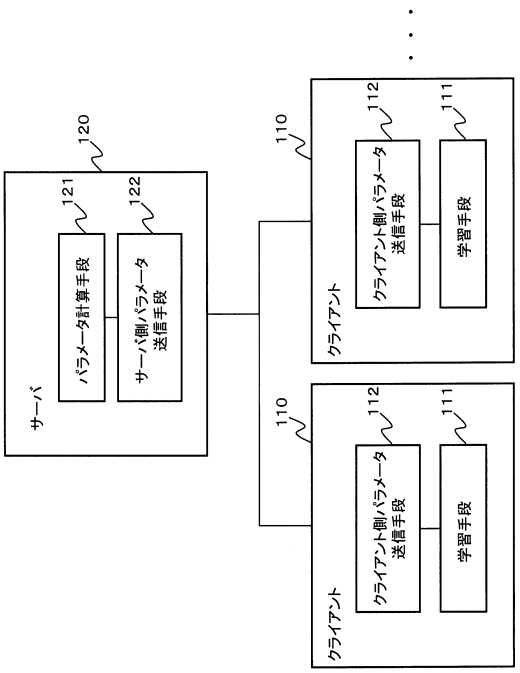
【図１０】



【図１１】



【図１２】



フロントページの続き

(56)参考文献 HAO, Weituo et al.，WAFFLe: Weight Anonymized Factorization for Federated Learning，arXiv.org, [online]，2020年08月13日，[検索日 2024.08.22], Retrieved from the Internet: 〈URL: https://arxiv.org/pdf/2008.05687.pdf〉
YANG, Brandon et al.，CondConv: Conditionally Parameterized Convolutions for Efficient Inference，arXiv.org, [online]，2020年09月04日，[検索日 2024.08.22], Retrieved from the Internet: 〈URL: https://arxiv.org/pdf/1904.04971.pdf〉
CHENG, Xin et al.，Real-time Human Activity Recognition Using Conditionally Parametrized Convolutions on Mobile and Wearable Devices，arXiv.org, [online]，2020年06月13日，[検索日 2024.08.22], Retrieved from the Internet: 〈URL: https://arxiv.org/pdf/2006.03259.pdf〉

(58)調査した分野 (Int.Cl.，ＤＢ名)
Ｇ０６Ｎ　２０／００
Ｇ０６Ｎ　３／０９８