

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関  
国際事務局

(43) 国際公開日  
2020年1月2日(02.01.2020)



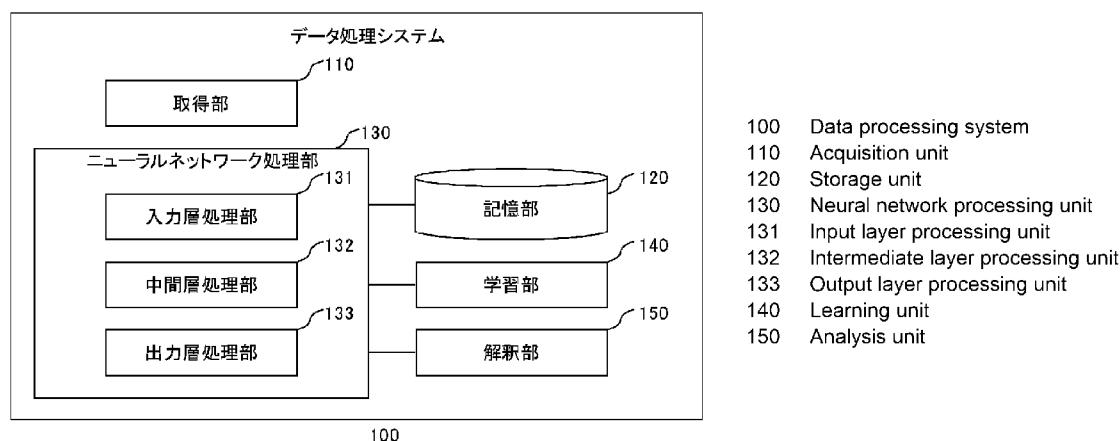
(10) 国際公開番号

**WO 2020/003450 A1**

- (51) 国際特許分類:  
**G06N 3/08** (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2018/024645
- (22) 国際出願日: 2018年6月28日(28.06.2018)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (71) 出願人: オリンパス株式会社 (**OLYMPUS CORPORATION**) [JP/JP]; 〒1928507 東京都八王子市石川町2951番地 Tokyo (JP).
- (72) 発明者: 矢口 陽一 (**YAGUCHI Yoichi**); 〒1928507 東京都八王子市石川町2951番地オリンパス株式会社内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 森下 賢樹 (**MORISHITA Sakaki**); 〒1500021 東京都渋谷区恵比寿西2-11-12 Tokyo (JP).
- (81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,

(54) **Title:** DATA PROCESSING SYSTEM AND DATA PROCESSING METHOD

(54) 発明の名称: データ処理システムおよびデータ処理方法



(57) **Abstract:** This data processing system 100 is provided with: a neural network processing unit 130 which executes a process according to a neural network including an input layer, one or more intermediate layers, and an output layer; and a learning unit which optimizes parameters-to-be-optimized of the neural network on the basis of a comparison between ideal output data for learning data and output data output by the neural network processing unit 130 executing, with respect to the learning data, a process according to the neural network. The neural network processing unit 130 executes a perturbation process which applies a calculation, which uses at least one piece of intermediate data selected from among N pieces of intermediate data, to each of the N pieces of intermediate data on the basis of N (an integer of 2 or larger) learning sample sets included in the learning data, the intermediate data representing input data to intermediate layer elements for forming an M (an integer of 1 or larger) intermediate layer(s), or output data from the intermediate layer elements.

SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,  
UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

- (84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類:

- 一 国際調査報告 (条約第21条(3))

---

(57) 要約: データ処理システム 100 は、入力層、1 以上の中間層および出力層を含むニューラルネットワークにしたがった処理を実行するニューラルネットワーク処理部 130 と、ニューラルネットワーク処理部 130 が学習データに対してニューラルネットワークにしたがった処理を実行することにより出力される出力データと、その学習データに対する理想的な出力データとの比較に基づいて、ニューラルネットワークの最適化対象パラメータを最適化する学習部と、を備える。ニューラルネットワーク処理部 130 は、第M層 (Mは1 以上の整数) の中間層を構成する中間層要素への入力データまたは中間層要素からの出力データを表す中間データであって、学習データに含まれるN (2 以上の整数) 個の学習サンプルのセットに基づくN個の中間データのそれぞれに対して、当該N個の中間データから選択した少なくとも1つの中間データを用いた演算を適用する攪乱処理を実行する。

## 明 細 書

**発明の名称：** データ処理システムおよびデータ処理方法

### 技術分野

[0001] 本発明は、データ処理システムおよびデータ処理方法に関する。

### 背景技術

[0002] ニューラルネットワークは、1以上の非線形ユニットを含む数学的モデルであり、入力に対応する出力を予測する機械学習モデルである。多くのニューラルネットワークは、入力層と出力層の他に、1以上の中間層（隠れ層）をもつ。各中間層の出力は次の層（中間層または出力層）の入力となる。ニューラルネットワークの各層は、入力および自身のパラメータに応じて出力を生成する。

### 先行技術文献

#### 非特許文献

[0003] 非特許文献1：Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton, 「ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks」、NIPS2012\_4824

### 発明の概要

#### 発明が解決しようとする課題

[0004] ニューラルネットワークの学習における問題のひとつとして学習データへの過適合が知られている。学習データへの過適合は、未知データに対する予測精度の悪化を引き起こす。

[0005] 本発明はこうした状況に鑑みなされたものであり、その目的は、学習データへの過適合を抑止できる技術を提供することにある。

#### 課題を解決するための手段

[0006] 上記課題を解決するために、本発明のある態様のデータ処理システムは、入力層、1以上の中間層および出力層を含むニューラルネットワークにしたがった処理を実行するニューラルネットワーク処理部と、ニューラルネット

ワーク処理部が学習データに対して処理を実行することにより出力される出力データと、その学習データに対する理想的な出力データとの比較に基づいて、ニューラルネットワークの最適化対象パラメータを最適化する学習部と、を備える。ニューラルネットワーク処理部は、第M層（Mは1以上の整数）の中間層を構成する中間層要素への入力データまたは中間層要素からの出力データを表す中間データであって、学習データに含まれるN（2以上の整数）個の学習サンプルのセットに基づくN個の中間データのそれぞれに対して、当該N個の中間データから選択した少なくとも1つの中間データを用いた演算を適用する攪乱処理を実行する。

[0007] なお、以上の構成要素の任意の組み合わせ、本発明の表現を方法、装置、システム、記録媒体、コンピュータプログラムなどの間で変換したものもまた、本発明の態様として有効である。

### 発明の効果

[0008] 本発明によれば、学習データへの過適合を抑止できる。

### 図面の簡単な説明

[0009] [図1]実施の形態に係るデータ処理システムの機能および構成を示すブロック図である。

[図2]ニューラルネットワークの構成の一例を模式的に示す図である。

[図3]データ処理システムによる学習処理のフローチャートを示す図である。

[図4]データ処理システムによる適用処理のフローチャートを示す図である。

[図5]ニューラルネットワークの構成の他の一例を模式的に示す図である。

[0010] 以下、本発明を好適な実施の形態をもとに図面を参照しながら説明する。

[0011] 実施の形態を説明する前に、基礎となった知見を説明する。

ニューラルネットワークの学習において学習データそのもののみを学習すると、ニューラルネットワークは非常に多い最適化対象パラメータを持つため学習データに過適合した複雑な写像が得られてしまう。一般的なデータ増幅では、学習データの幾何形状、値等に摂動を加えることにより過適合を緩和できる。しかし、各学習データの近傍のみに摂動データが充填されるため

、その効果は限定的である。Between Class Learningでは、2つの学習データおよび各々に対応する理想的な出力データを適当な比率で混合することでデータを増幅する。これにより、学習データの空間と出力データの空間で密に擬似データが充填され、より過適合を抑制できる。一方、学習の際、ネットワークの中間部の表現空間は学習されるデータを広い分布に表現できるよう学習される。よって本発明では、入力に近い層から出力に近い層まで多くの中間層でデータを混合することで中間部の表現空間を改善し、ネットワーク全体としても学習データへの過適合を抑制する方法を提案する。以下、具体的に説明する。

[0012] 以下ではデータ処理装置を画像処理に適用する場合を例に説明するが、当業者によれば、データ処理装置を音声認識処理、自然言語処理、その他の処理にも適用可能であることが理解されよう。

[0013] 図1は、実施の形態に係るデータ処理システム100の機能および構成を示すブロック図である。ここに示す各ブロックは、ハードウェア的には、コンピュータのCPU（central processing unit）をはじめとする素子や機械装置で実現でき、ソフトウェア的にはコンピュータプログラム等によって実現されるが、ここでは、それらの連携によって実現される機能ブロックを描いている。したがって、これらの機能ブロックはハードウェア、ソフトウェアの組合せによっていろいろなかたちで実現できることは、当業者には理解されるところである。

[0014] データ処理システム100は、学習用の画像（学習データ）と、その画像に対する理想的な出力データである正解値とに基づいてニューラルネットワークの学習を行う「学習処理」と、学習済みのニューラルネットワークを未知の画像（未知データ）に適用し、画像分類、物体検出または画像セグメンテーションなどの画像処理を行う「適用処理」と、を実行する。

[0015] 学習処理では、データ処理システム100は、学習用の画像に対してニューラルネットワークにしたがった処理を実行し、学習用の画像に対する出力データを出力する。そしてデータ処理システム100は、出力データが正解

値に近づく方向にニューラルネットワークの最適化（学習）対象のパラメータ（以下、「最適化対象パラメータ」と呼ぶ）を更新する。これを繰り返すことにより最適化対象パラメータが最適化される。

[0016] 適用処理では、データ処理システム１００は、学習処理において最適化された最適化対象パラメータを用いて、画像に対してニューラルネットワークにしたがった処理を実行し、その画像に対する出力データを出力する。データ処理システム１００は、出力データを解釈して、画像を画像分類したり、画像から物体検出したり、画像に対して画像セグメンテーションを行ったりする。

[0017] データ処理システム１００は、取得部１１０と、記憶部１２０と、ニューラルネットワーク処理部１３０と、学習部１４０と、解釈部１５０と、を備える。主にニューラルネットワーク処理部１３０と学習部１４０により学習処理の機能が実現され、主にニューラルネットワーク処理部１３０と解釈部１５０により適用処理の機能が実現される。

[0018] 取得部１１０は、学習処理においては、 $N$ （２以上の整数）個の学習用の画像（学習サンプル）のセットと、それら $N$ 個の学習用の画像のそれぞれに対応する $N$ 個の正解値とを取得する。また取得部１１０は、適用処理においては、処理対象の画像を取得する。なお、画像は、チャンネル数は特に問わず、例えばRGB画像であっても、また例えばグレースケール画像であってもよい。

[0019] 記憶部１２０は、取得部１１０が取得した画像を記憶する他、ニューラルネットワーク処理部１３０、学習部１４０および解釈部１５０のワーク領域や、ニューラルネットワークのパラメータの記憶領域となる。

[0020] ニューラルネットワーク処理部１３０は、ニューラルネットワークにしたがった処理を実行する。ニューラルネットワーク処理部１３０は、ニューラルネットワークの入力層に対応する処理を実行する入力層処理部１３１と、中間層（隠れ層）に対応する処理を実行する中間層処理部１３２と、出力層に対応する処理を実行する出力層処理部１３３と、を含む。

[0021] 図2は、ニューラルネットワークの構成の一例を模式的に示す図である。  
この例では、ニューラルネットワークは2つの中間層を含み、各中間層は畳み込み処理を行う中間層要素とプーリング処理を行う中間層要素とを含んで構成されている。なお、中間層の数は特に限定されず、例えば中間層の数が1であっても、3以上であってもよい。図示の例の場合、中間層処理部132は、各中間層の各要素の処理を実行する。

[0022] また、本実体の形態では、ニューラルネットワークは、少なくとも1つの攪乱要素を含む。図示の例では、ニューラルネットワークは各中間層の前後に攪乱要素を含んでいる。攪乱要素では、中間層処理部132は、この攪乱要素に対応する処理も実行する。

[0023] 中間層処理部132は、学習処理時は、攪乱要素に対応する処理として攪乱処理を実行する。攪乱処理とは、中間層要素への入力データまたは中間層要素からの出力データを表す中間データであって、学習用の画像のセットに含まれるN個の学習用の画像に基づくN個の中間データのそれぞれに対して、当該N個の中間データから選択した少なくとも1つの中間データを用いた演算を適用する処理をいう。

[0024] 具体的には、攪乱処理は、一例として以下の式(1)により与えられる。

[数1]

$$y = x + r \odot \text{shuffle}(x) \cdots (1)$$

$x$ : 入力

$y$ : 出力

$r$ :  $r \in N(\mu, \sigma^2)$  のガウシアン乱数ベクトル

$\odot$ : 画像単位乗算

$\text{shuffle}(\cdot)$ : 画像軸で順序をランダムに並べ替える操作

この例では、学習用の画像のセットに含まれるN個の学習用の画像のすべてがそれぞれ、当該N個の学習の画像のうちの他の画像を攪乱するのに用いられている。また、N個の学習用の画像のそれぞれに、他の画像が線形結合されている。

[0025] また、中間層処理部132は、適用処理時は、攪乱要素に対応する処理と

して攪乱処理の代わりに、つまり攪乱処理を実行せずに、以下の式（２）により与えられる処理を実行する。つまり、入力をそのまま出力する処理を実行する。

[数2]

$$y = x \cdots (2)$$

[0026] 学習部１４０は、ニューラルネットワークの最適化対象パラメータを最適化する。学習部１４０は、学習用の画像をニューラルネットワーク処理部１３０に入力することにより得られた出力と、その画像に対応する正解値とを比較する目的関数（誤差関数）により、誤差を算出する。学習部１４０は、算出された誤差に基づいて、勾配逆伝搬法等によりパラメータについての勾配を計算し、モーメント法に基づいてニューラルネットワークの最適化対象パラメータを更新する。

[0027] なお、逆伝搬で用いる、攪乱処理のベクトル $x$ に対する偏微分は以下の式（３）により与えられる。

[数3]

$$g_x = g_y + \text{unshuffle}(r \odot g_y) \cdots (3)$$

$g_x$ ：出力誤差関数の $x$ に対する偏微分

$g_y$ ：出力誤差関数の $y$ に対する偏微分

$\text{unshuffle}(\cdot)$ ： $\text{shuffle}(\cdot)$ の逆演算

[0028] 取得部１１０による学習用の画像の取得と、ニューラルネットワーク処理部１３０による学習用画像に対するニューラルネットワークにしたがった処理と、学習部１４０による最適化対象パラメータの更新とを繰り返すことにより、最適化対象パラメータが最適化される。

[0029] また、学習部１４０は、学習を終了すべきか否かを判定する。学習を終了すべき終了条件は、例えば学習が所定回数行われたことや、外部から終了の指示を受けたことや、最適化対象パラメータの更新量の平均値が所定値に達したことや、算出された誤差が所定の範囲内に収まったことである。学習部

140は、終了条件が満たされる場合、学習処理を終了させる。学習部140は、終了条件が満たされない場合、処理をニューラルネットワーク処理部130に戻す。

[0030] 解釈部150は、出力層処理部133からの出力を解釈して、画像分類、物体検出または画像セグメンテーションを実施する。

[0031] 実施の形態に係るデータ処理システム100の動作を説明する。

図3は、データ処理システム100による学習処理のフローチャートを示す。取得部110は、複数枚の学習用の画像を取得する(S10)。ニューラルネットワーク処理部130は、取得部110が取得した複数枚の学習用の画像のそれぞれに対して、ニューラルネットワークにしたがった処理を実行し、それぞれについての出力データを出力する(S12)。学習部140は、複数枚の学習用の画像のそれぞれについての出力データと、それぞれについての正解値とに基づいて、パラメータを更新する(S14)。学習部140は、終了条件が満たされるか否かを判定する(S16)。終了条件が満たされない場合(S16のN)、処理はS10に戻される。終了条件が満たされる場合(S16のY)、処理は終了する。

[0032] 図4は、データ処理システム100による適用処理のフローチャートを示す。取得部110は、適用処理の対象の画像を取得する(S20)。ニューラルネットワーク処理部130は、取得部110が取得した画像に対して、最適化対象パラメータが最適化されたすなわち学習済みのニューラルネットワークにしたがった処理を実行し、出力データを出力する(S22)。解釈部150は、出力データを解釈し、対象の画像を画像分類したり、対象の画像から物体検出したり、対象の画像に対して画像セグメンテーションを行ったりする(S24)。

[0033] 以上説明した実施の形態に係るデータ処理システム100によると、学習用の画像のセットに含まれるN個の学習用の画像に基づくN個の中間データのそれぞれが、当該N個の中間データから選択された少なくとも1つの中間データ、すなわち同質なデータを用いて攪乱される。同質なデータを用いた

攪乱による合理的なデータ分布拡張により、学習データへの過適合が抑制される。

[0034] また、データ処理システム100によると、学習用の画像のセットに含まれるN個の学習用の画像のすべてがそれぞれ、当該N個の学習の画像のうちの他の画像を攪乱するのに用いられる。このため、すべてのデータを偏りなく学習させることができる。

[0035] また、データ処理システム100によると、適用処理時は攪乱処理を実行しないため、本発明を利用しない場合と同程度の処理時間で適用処理を実行できる。

[0036] 以上、本発明を実施の形態をもとに説明した。この実施の形態は例示であり、それらの各構成要素や各処理プロセスの組合せにいろいろな変形例が可能なこと、またそうした変形例も本発明の範囲にあることは当業者に理解されるところである。

[0037] (変形例1)

適用処理では、学習用の画像のセットに含まれるN個の学習用の画像に基づくN個の中間データのそれぞれを、当該N個の中間データから選択された少なくとも1つの中間データ、すなわち同質なデータを用いて攪乱すればよく、様々な変形例が考えられる。以下、変形例をいくつか説明する。

[0038] 攪乱処理は、以下の式(4)により与えられてもよい。

[数4]

$$\mathbf{y} = (\mathbf{1} - \mathbf{r}) \odot \mathbf{x} + \mathbf{r} \odot \text{shuffle}(\mathbf{x}) \cdots (4)$$

$\mathbf{1}$ : すべての要素が1のベクトル(長さは $\mathbf{r}$ と同じ)

この場合、逆伝搬で用いる、攪乱処理のベクトル $\mathbf{x}$ に対する偏微分は以下の式(5)で与えられる。

[数5]

$$\mathbf{g}_x = (\mathbf{1} - \mathbf{r}) \odot \mathbf{g}_y + \text{unshuffle}(\mathbf{r} \odot \mathbf{g}_y) \cdots (5)$$

また、適用処理時に攪乱要素に対応する処理として実行される処理は、つ

まり攪乱処理の代わりとして実行される処理は、以下の式（６）により与えられる。スケールが揃うことによって適用処理における画像処理の精度が向上する。

[数6]

$$\mathbf{y} = (1 - E[r])\mathbf{x} \cdots (6)$$

$E[r] : r \in \mathbf{r}$ の期待値

[0039] 攪乱処理は、以下の式（７）により与えられてもよい。

[数7]

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \sum_{k=1}^N \mathbf{r}_k \odot \text{shuffle}_k(\mathbf{x}) \cdots (7)$$

$N$  : 攪乱回数  
 $k$  : 各攪乱演算の添字

各  $k$  に関連する乱数は独立に得られる。また、逆伝搬は実施の形態の場合と同様に考えられる。

[0040] 攪乱処理は、以下の式（８）により与えられてもよい。

[数8]

$$y_i = x_i + \sum_{j=1}^{r(N,i)} r_{ij} x_{p(ij)} \cdots (8)$$

$i, j$  : 添字

$r(N, i)$  : 0 以上の値を取る乱数

$p(ij)$  :  $i, j$  によってランダムに決定される添字(1 以上  $k$  以下)

この場合、攪乱に用いるデータがランダムに選択されるため、攪乱のランダム性を強化できる。

[0041] 攪乱処理は、以下の式（９）により与えられてもよい。

[数9]

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + F(\mathbf{r}, \text{shuffle}(\mathbf{x})) \cdots (9)$$

$F(\cdot)$  : 微分可能な非線形関数（例えば sin 関数や二乗関数）

[0042] 攪乱処理は、以下の式（１０）により与えられてもよい。

[数10]

$$y = x + \kappa \odot \text{shuffle}(x) \cdots (10)$$

$\kappa$  : 予め定められた所定の値のベクトル

[0043] (変形例2)

図5は、ニューラルネットワークの構成の他の一例を模式的に示す図である。この例では、畳み込み処理の後に攪乱要素を含む。つまり、既存手法であるResidual networksやDensely connected networksの各畳み込み処理の後に攪乱要素を含めたものに相当する。各中間層では、畳み込み処理を行う中間層要素に入力されるべき中間データと、当該中間データを当該中間層要素に入力することにより出力された中間データに対して攪乱処理を実行することにより得られる中間データとが統合される。別の言い方をすると、各中間層では、入出力関係が恒等写像である恒等写像経路と、経路に前記最適化対象パラメータを有する最適化対象経路とを統合する演算が実行される。本変形例によれば、恒等写像経路の恒等性を維持したまま最適化対象経路に攪乱を加えることで、学習をより安定させることができる。

[0044] (変形例3)

実施の形態では特に言及しなかったが、式(1)において、 $\sigma$ を学習の繰り返し回数に応じて単調増加させてもよい。これにより学習が安定化する学習後期に、より過学習を抑えることができる。

## 符号の説明

[0045] 100 データ処理システム、 130 ニューラルネットワーク処理部、 140 学習部。

## 産業上の利用可能性

[0046] 本発明は、データ処理システムおよびデータ処理方法に関する。

## 請求の範囲

- [請求項1]           入力層、1 以上の中間層および出力層を含むニューラルネットワークにしたがった処理を実行するニューラルネットワーク処理部と、
- 前記ニューラルネットワーク処理部が学習データに対して前記処理を実行することにより出力される出力データと、その学習データに対する理想的な出力データとの比較に基づいて、前記ニューラルネットワークの最適化対象パラメータを最適化する学習部と、を備え、
- 前記ニューラルネットワーク処理部は、第M層（Mは1 以上の整数）の中間層を構成する中間層要素への入力データまたは前記中間層要素からの出力データを表す中間データであって、学習データに含まれるN（2 以上の整数）個の学習サンプルのセットに基づくN個の中間データのそれぞれに対して、当該N個の中間データから選択した少なくとも1 つの中間データを用いた演算を適用する攪乱処理を実行することを特徴とするデータ処理システム。
- [請求項2]           前記ニューラルネットワーク処理部は、攪乱処理として、N個の中間データのそれぞれに対して、当該N個の中間データから選択した少なくとも1 つの中間データを線形結合することを特徴とする請求項1 に記載のデータ処理システム。
- [請求項3]           前記ニューラルネットワーク処理部は、攪乱処理として、N個の中間データのそれぞれに対して、当該N個の中間データから選択した少なくとも1 つの中間データを乱数倍したデータを足し合わせることを特徴とする請求項2 に記載のデータ処理システム。
- [請求項4]           前記ニューラルネットワーク処理部は、攪乱処理として、N個の中間データのそれぞれに対して、当該N個の中間データからランダムに選択された少なくとも1 つの中間データを用いた演算を適用することを特徴とする請求項1 に記載のデータ処理システム。
- [請求項5]           前記ニューラルネットワーク処理部は、攪乱処理として、N個の中間データのうちのi（iは2 以上N以下の整数）番目の中間データに

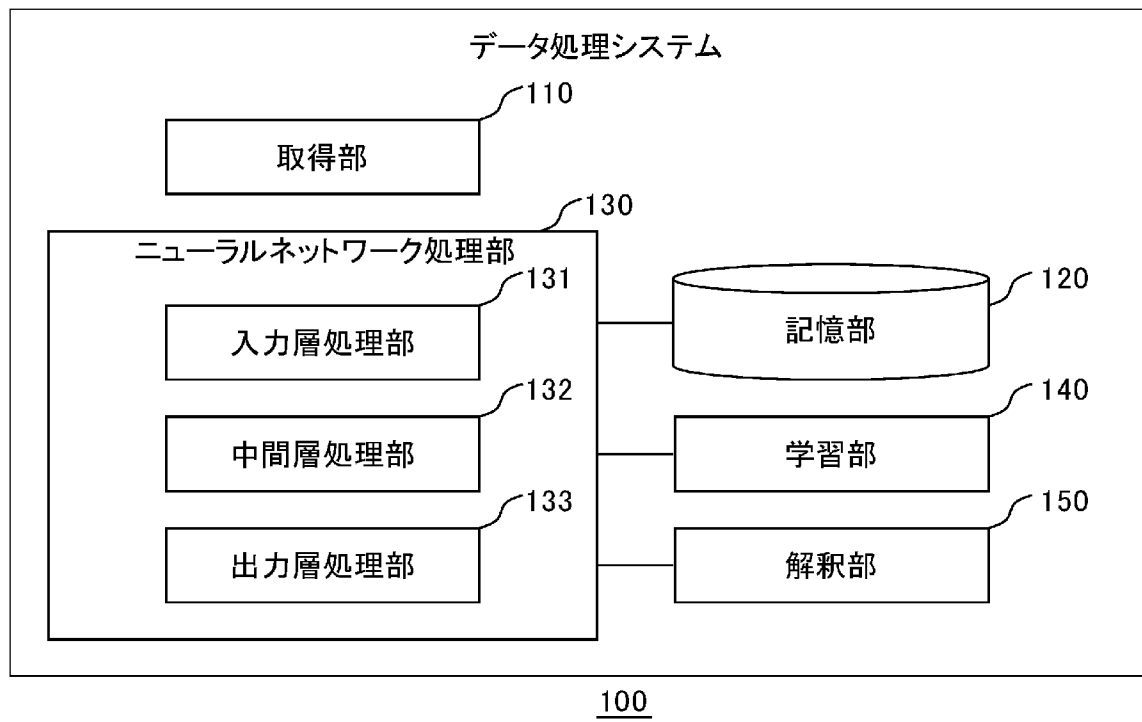
対して、順序をランダムに並べ替えた当該N個の中間データのi番目の中間データを用いた演算を適用することを特徴とする請求項4に記載のデータ処理システム。

[請求項6] 前記ニューラルネットワーク処理部は、中間層要素に入力されるべき中間データと、当該中間データを当該中間層要素に入力することにより出力された中間データに対して攪乱処理を実行することにより得られる中間データとを統合する処理を実行することを特徴とする請求項1に記載のデータ処理システム。

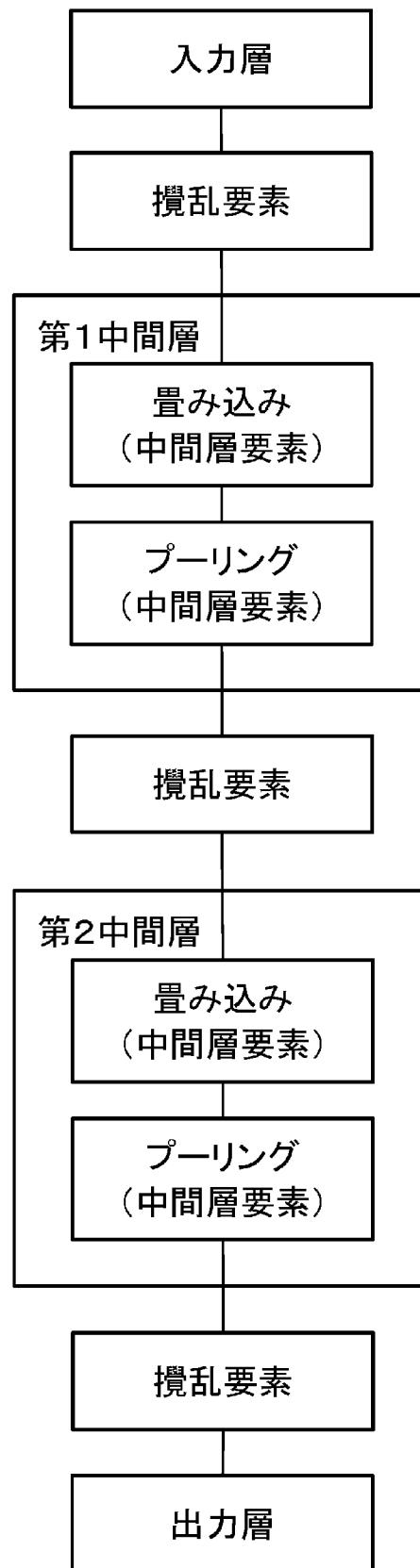
[請求項7] 前記ニューラルネットワーク処理部は、適用処理時は、攪乱処理を実行しないことを特徴とする請求項1から6のいずれかに記載のデータ処理システム。

[請求項8] 前記ニューラルネットワーク処理部は、適用処理時は、攪乱処理の代わりに、N個の中間データのうちのi番目の中間データに乘じられる係数の期待値を乗じた結果を当該i番目の中間データに対する出力データとして出力することを特徴とする請求項2に記載のデータ処理システム。

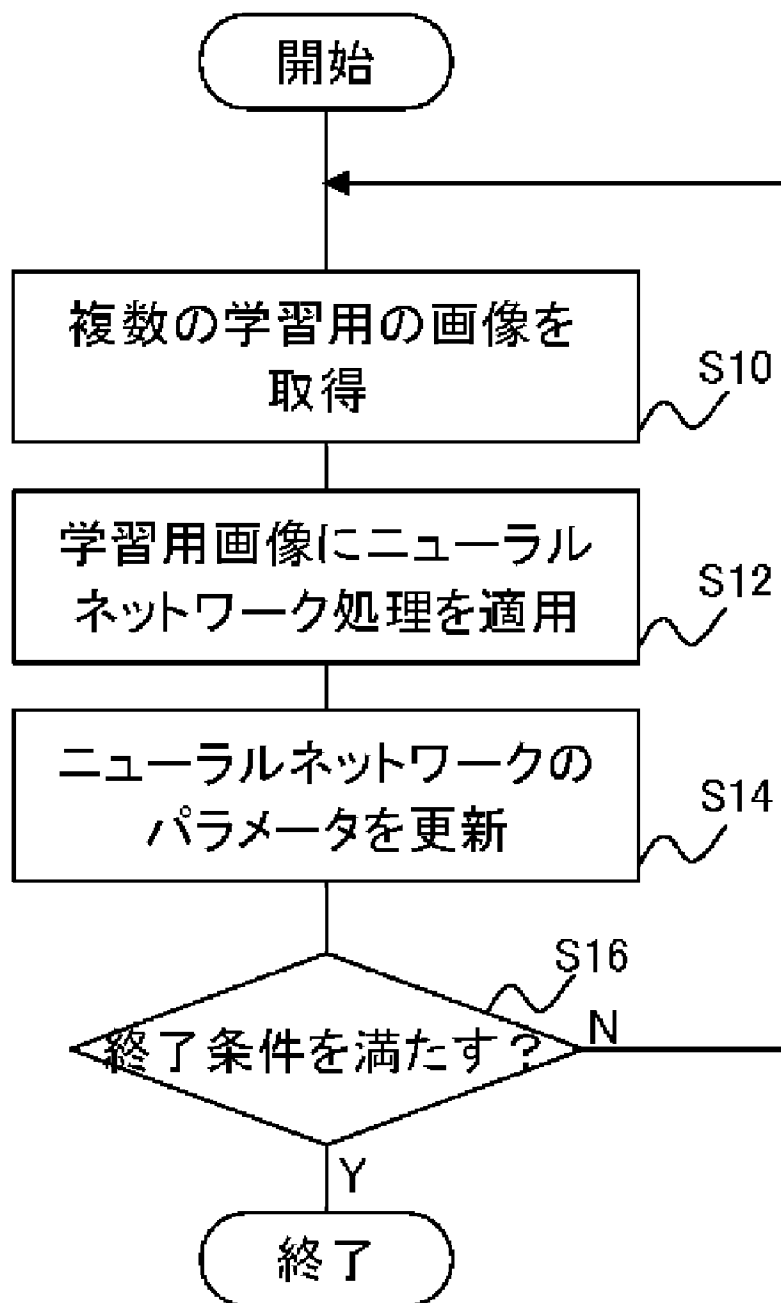
[図1]



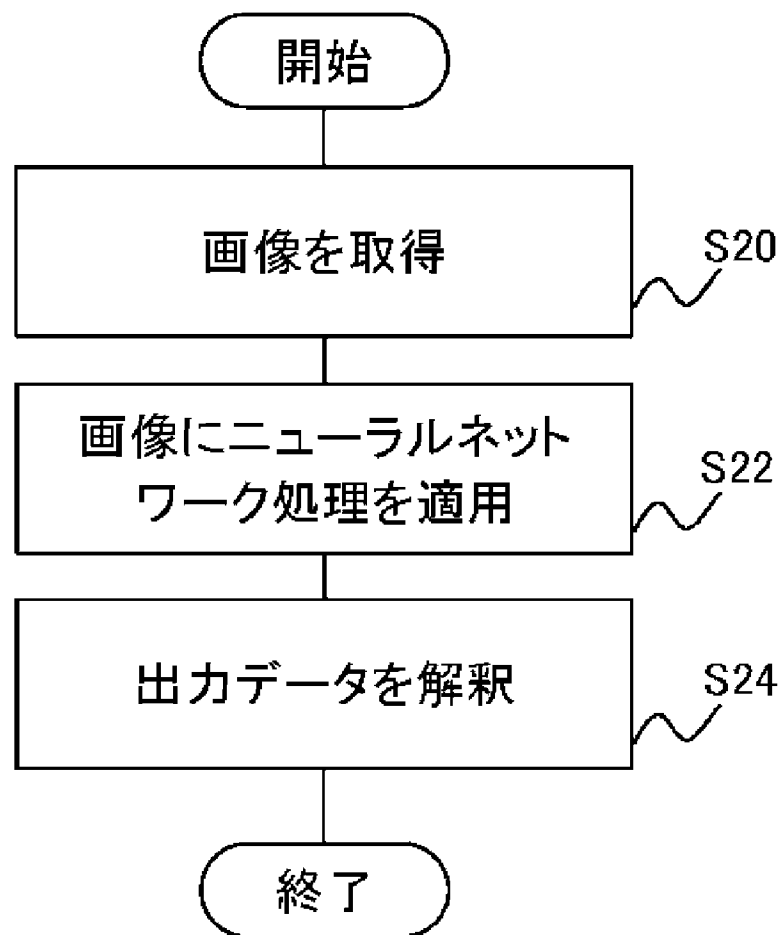
[図2]



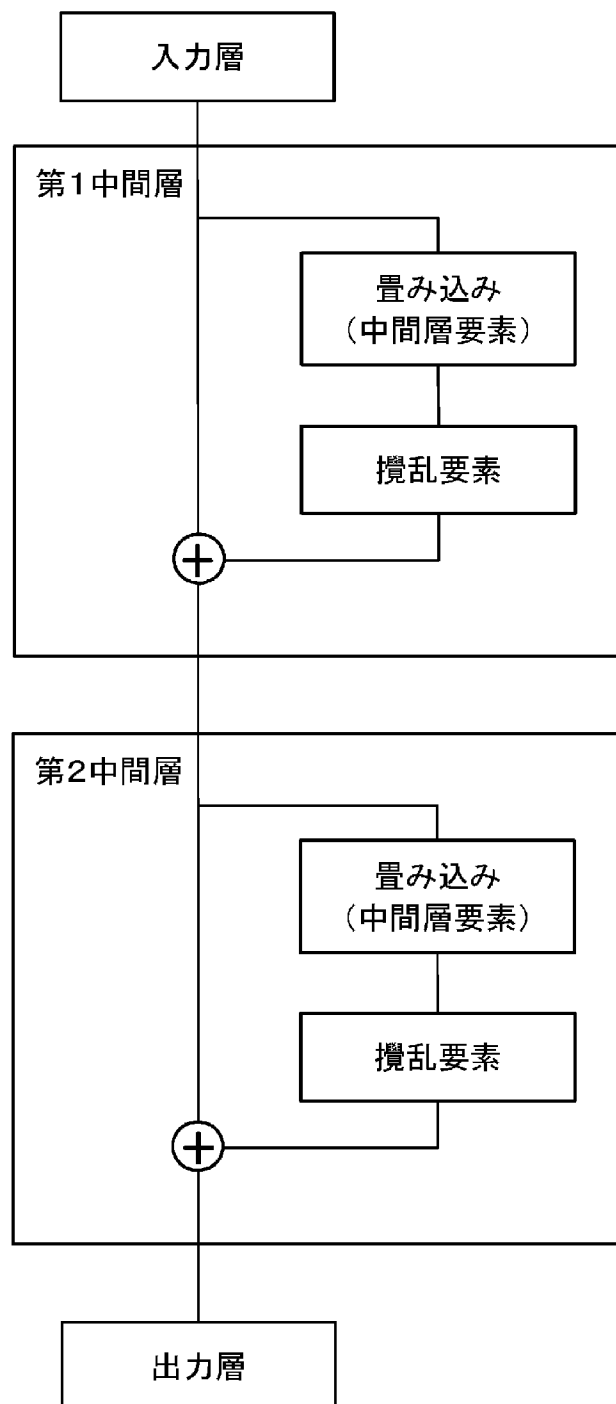
[図3]



[図4]



[図5]



# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2018/024645

## A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int. Cl. G06N3/08 (2006.01) i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

## B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

Int. Cl. G06N3/08

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan 1922-1996

Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2018

Registered utility model specifications of Japan 1996-2018

Published registered utility model applications of Japan 1994-2018

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

## C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

| Category* | Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages | Relevant to claim No. |
|-----------|------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------|
| A         | JP 2017-211939 A (YAHOO JAPAN CORP.) 30 November 2017 & US 2017/0345196 A1         | 1-8                   |
| A         | JP 2018-92610 A (CANON INC.) 14 June 2018 (Family: none)                           | 1-8                   |

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.

☐ See patent family annex.

\* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search  
06.09.2018

Date of mailing of the international search report  
18.09.2018

Name and mailing address of the ISA/  
Japan Patent Office  
3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,  
Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer

Telephone No.

## A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC））

Int.Cl. G06N3/08(2006.01)i

## B. 調査を行った分野

調査を行った最小限資料（国際特許分類（IPC））

Int.Cl. G06N3/08

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの

|             |            |
|-------------|------------|
| 日本国実用新案公報   | 1922-1996年 |
| 日本国公開実用新案公報 | 1971-2018年 |
| 日本国実用新案登録公報 | 1996-2018年 |
| 日本国登録実用新案公報 | 1994-2018年 |

国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）

## C. 関連すると認められる文献

| 引用文献の<br>カテゴリー* | 引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示                        | 関連する<br>請求項の番号 |
|-----------------|----------------------------------------------------------|----------------|
| A               | JP 2017-211939 A（ヤフー株式会社）2017.11.30 & US 2017/0345196 A1 | 1-8            |
| A               | JP 2018-92610 A（キヤノン株式会社）2018.06.14（ファミリーなし）             | 1-8            |

C欄の続きにも文献が列挙されている。

パテントファミリーに関する別紙を参照。

## \* 引用文献のカテゴリー

「A」 特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの

「E」 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの

「L」 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）

「O」 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献

「P」 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願

の日の後に公表された文献

「T」 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と矛盾するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの

「X」 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの

「Y」 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの

「&amp;」 同一パテントファミリー文献

国際調査を完了した日

06.09.2018

国際調査報告の発送日

18.09.2018

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁（ISA/J P）

郵便番号100-8915

東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

特許庁審査官（権限のある職員）

漆原 孝治

5 B

9366

電話番号 03-3581-1101 内線 3545