

★★★ <第28回知的財産翻訳検定試験【第15回和文英訳】> ★★★

≪ 1 級課題 -電気・電子工学- ≫

【解答にあたっての注意】

1. 問題の指示により英訳してください。
2. 解答語数に特に制限はありません。適切な箇所で行改行してください。
3. 課題文に段落番号がある場合、これを訳文に記載してください。
4. 課題は3題あります。それぞれの課題の指示に従い、3題すべて解答してください。

問1. 下記の請求項は、図1に示すようなヘッドマウントディスプレイ装置に関する請求項です。請求項1, 4及び5を英語に訳してください。

【請求項1】

第1の虚像を表示するための第1の画像と、使用者の、前記第1の虚像への視点移動を補助する第2の虚像を表示するための、視点誘導画像としての第2の画像と、を生成する画像生成部と、

生成された前記第1、第2の画像を表示すると共に、前記第1、第2の画像の表示光を出力する画像表示部と、

前記使用者の眼前に配置され、前記使用者の眼に前記第1、第2の画像の表示光を投射する第1部分と、前記使用者に実景を透視させる第2部分と、を含む投射透視光学部と、

前記画像生成部を制御する制御部と、

を備えるヘッドマウントディスプレイ装置。

【請求項2】

前記制御部に制御信号を入力する、前記使用者が操作可能な操作部を更に備え、

前記制御部は、前記使用者が前記操作部を操作することによる第1の入力があった場合に、前記画像生成部に、前記第2の画像を生成させることを特徴とする請求項1に記載のヘッドマウントディスプレイ装置。

【請求項3】

前記使用者の視点位置を検出する視点検出部を更に備え、

前記制御部は、前記視点検出部によって、前記使用者の視点が、前記使用者の眼からの距離が第1の距離である実景から、前記第1の距離よりも短い第2の距離である前記第1の虚像へと移動したことが検出された場合に、前記画像生成部に、前記第2の画像を生成させることを特徴とする請求項1に記載のヘッドマウントディスプレイ装置。

【請求項4】

前記第2の虚像は、前記第1の虚像の虚像表示面上において、前記第1の虚像の近傍に表示され、かつ、

前記第2の虚像は、色彩、輝度及び前記虚像表示面上における位置の少なくとも1つが経時的に変化する、前記視点誘導画像としての視点誘導オブジェクトの虚像であることを特徴とする請求項1乃至3の何れか1項に記載のヘッドマウントディスプレイ装置。

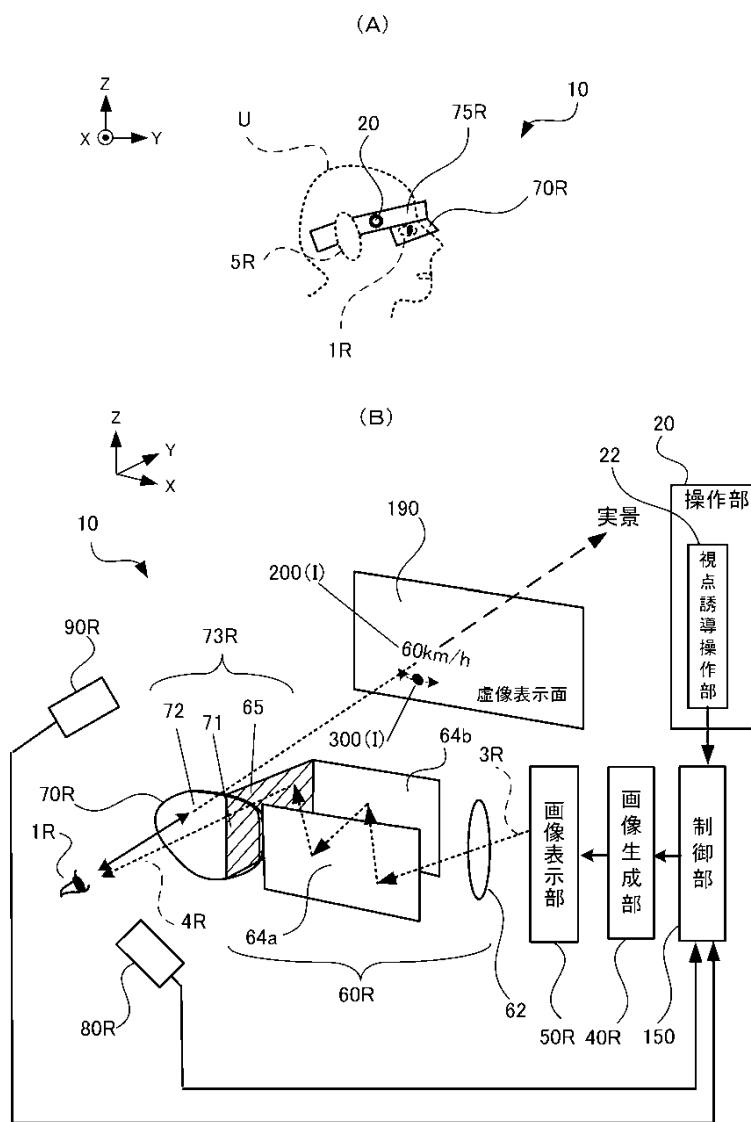
【請求項5】

前記視点誘導オブジェクトが、前記虚像表示面上における位置が変化するものである場合において、

前記使用者の前方方向を第1の方向とし、前記第1の方向に直交し、かつ前記使用者の左右の各眼を結ぶ線分に沿う方向である左右方向を第2の方向とし、前記第1、第2の方向の各々に直交する方向である、鉛直線に沿う上下方向を第3の方向とする場合に、

前記制御部は、前記第2の虚像を、前記虚像表示面上において、前記第2方向における位置、及び前記第3方向における位置が共に変化するよう、前記第2の方向において線対称である円弧の一部に沿って移動させることを特徴とする請求項4に記載のヘッドマウントディスプレイ装置。

【図1】



問2. 以下は、電気自動車の蓄電池の充放電を行う電気自動車用パワーコンディショナに関する従来技術の説明です。全文を英語に翻訳して下さい。

従来、電気自動車の蓄電池から家電負荷に電力を供給したり、家庭用の商用電源から電気自動車の蓄電池を充電したりするエネルギーの充放電システムが知られている。

従来の充放電システムは、商用電源から電気自動車の蓄電池を充電する場合、住宅用設備として設けた電気自動車用パワーコンディショナによって交流電圧を所定の直流電圧に変換、すなわち、交流電力を直流電力に変換して充電を行う。逆に、電気自動車の蓄電池から家電負荷に電力を供給する場合、電気自動車用パワーコンディショナによって電気自動車の蓄電池から出力される直流電圧（直流電力）を交流電圧（交流電力）に変換して家電負荷に供給するようになっている。このような電気自動車用パワーコンディショナを有するエネルギーの充放電システムとして、例えば特許文献1に開示された充放電システムがある。

電気自動車の蓄電池を充電する機能を有する従来の充放電システム内で使用される電気自動車用パワーコンディショナでは、電気自動車の蓄電池から蓄電池直流電圧を放電させる放電動作を実行させる場合、以下に述べる理由から、まず電機自動車用パワーコンディショナと電気自動車通信との間で通信処理を実行し、当該通信処理の成立を上記放電動作の動作開始要件として課していた。したがって、上記通信処理が成立しない場合、上記放電動作の実行は不可能となる。

通信処理を放電動作の動作開始要件として課した理由は上記通信処理が未成立の状態では電気自動車側の充放電端子に電圧を印加すると感電等が発生する危険な状態となる可能性があるからである。

問3. 以下は、ディープニューラルネットワーク (DNN) の学習法に関する実施形態の記載です。(A) ~ (A')、(B) ~ (B') の部分を英語に翻訳してください。

図5は、勾配降下法を説明する図である。横軸は、DNNのパラメータである重み w を、縦軸は、誤差の二乗和の総和である誤差関数 E を示す。図5では、説明を簡単にするために、単一の重み w の軸しか示していない。但し、前述のとおりDNNの重み w は複数であり、したがって、誤差関数 E は多変数関数である。

誤差関数 E は、図3のネットワークの例では、例えば以下のとおりである。

$$E = 1/2 * \sum_k (Z_k - t_k)^2$$

ここで、 $k = 1 \sim n$ 、 Z_k は、図3に示したとおり、出力層の複数のノードそれぞれの出力値であり、 t_k は教師データの正解値である。出力値 Z_k は、複数の重みを変数とする多変数関数であるので、誤差関数 E も同様に複数の重みを変数とする多変数関数である。

ミニバッチ法の場合は、少数の複数の教師データに対する誤差の総和が誤差 E となるので、次のとおりとなる。

$$E = 1/2 * \sum_l \{ \sum_k (Z_k - t_k)^2 \}$$

ここで、 $l = 1 \sim L$ 、 L は複数の教師データの数である。

図5を参照して勾配降下法を説明すると、プロセッサは、パラメータである重み w を初期値 w_1 に設定したDNNに教師データのを入力を入力して得られた出力 Z と教師データの正解値 t との差分である誤差の二乗和の総和 E を求める。これは図4の工程S41-43に対応する。そして、工程S45のとおり、プロセッサは、誤差の二乗和の総和 E の勾配 ΔE と学習率 η に基づいて、次の式により重み w を更新する。

$$w^{new} = w^{old} - \eta * (\Delta E)$$

ここで、 w^{old} は更新前の重み、 w^{new} は更新後の重みである。 ΔE は、誤差関数 E を各変数(重み)で偏微分した値であり、 $\Delta E = \partial E / \partial w$ である。学習率 η は、多くの場合 $0 \leq \eta \leq 1$ であり、例えば0.0001から0.1など小さな値を取ることが多い。

勾配が負であれば更新後の変数は図5の右方向に移動し、勾配が正であれば更新後の変数は左方向に移動する。図5の例では、変数が w_1 の場合の勾配が負

であり、更新後の変数 w_2 は右方向に移動している。DNN の複数の層の間にそれぞれ変数が設定される。そのため、DNN の出力層の出力と正解値との差分である誤差を、誤差逆伝播法により DNN の入力層側に伝播し、各層の変数を上記の演算式により更新する。

図 5 の例では、プロセッサは、変数 w_2 が設定された DNN に別の教師データの入力を入力して出力 Z を求め、正解値 t との誤差の二乗和の総和 Z を求める。そして、プロセッサは、誤差の二乗和の総和の勾配 ΔE と学習率 η に基づいて、前述の式により新たな重みを計算する。図 5 の例では、変数 w_2 での勾配 ΔE も負である。

以下同様にして、プロセッサは、新たな重みで更新された DNN について教師データを使用して誤差の二乗和の総和 Z を求め、その勾配と学習率に基づいて上記の式により新たな重みを計算することを繰り返す。図 5 の例では、重み w_3 , w_4 , w_5 で続けて勾配が負となるが、次の重み w_6 では勾配が正となり、プロセッサは、その後学習率を小さくすることで、誤差の二乗和 Z が最小値となる重み w_{min} を検出する。

(A)

勾配降下法の問題点の一つは、学習率の選択の困難性である。学習率を低く選択すると、DNN の精度（正解率や誤差）がなかなか改善されず、学習工程が長時間になる。一方で、学習率を高く選択すると、初期の学習の進捗は早くなりある程度の精度になるまでの時間は短くできるが、途中で学習が破綻し、精度が逆に大きく低下（悪化）したまま改善されなくなることもある。

(A')

NN、とりわけ DNN の学習は非常に時間がかかる。画像認識コンテストで使われる DNN と教師データでは、GPU (Graphic Processor Unit) のようなハードウェアアクセラレータを用いても、学習工程が 1 週間以上かかるものがある。そのため、学習率を高くして学習工程を短縮化しようとする、学習が破綻して最初からやり直しが必要となり、逆に学習工程が長期化することがある。

(B)

また、学習中に DNN の精度が当初は大きく改善した後、徐々に悪化することもある。このような場合も学習率を選びなおすことで徐々に悪化することを回避できる場合がある。

図 6 は、勾配降下法の問題点について説明する図である。図 6 の誤差 E の曲

線は図5と同じであるが、図6の例では、学習率 η が図5よりも高く設定され且つ一定とする。図中、 t は学習サイクルの時を示し、各 t での W は時間 t における重みを示す。図6の誤差 E の曲線は、誤差 E が最小になる点(重み W_{\min})と、最小ではないが極小点(重み W_{local})とを有する。目標は誤差 E を最小化する重み W_{\min} であり、重み W_{local} は誤差 E を局所解に落とし込む重みである。誤差 E が最小化することはDNNの出力の精度が最良になることである。時間 $t = 1$ の、初期値の重み W_1 が設定されたDNNでは、勾配 $\partial E / \partial w$ は負で絶対値が大きいため、更新後の重み W_2 は正の方向(右方向)に大きく移動し、また、誤差関数 $E(W_2)$ も大きく減少している。

(B')

時間 $t = 2$ の、重み W_2 が設定されたDNNでは、勾配 $\partial E / \partial w$ は負で絶対値が中で、更新後の重み W_3 は正の方向(右方向)に時間 $t = 1$ よりは小さいが比較的大きく移動している。但し、誤差関数 $E(W_3)$ はむしろ増加している。

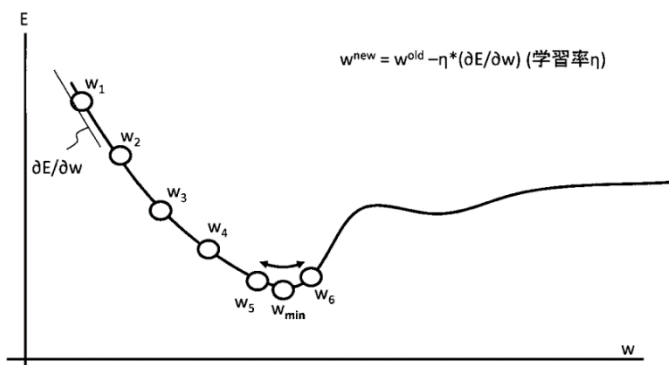
次に、時間 $t = 3$ の、重み W_3 が設定されたDNNでは、勾配 $\partial E / \partial w$ は負で絶対値が小であるため、更新後の重み W_4 はさらに正の方向(右方向)に少し移動している。勾配の絶対値が小さいため、更新後の誤差関数 $E(W_4)$ は $E(W_3)$ とほとんど同じで増減しない。

次に、時間 $t = 4$ の、重み W_4 が設定されたDNNでは、勾配 $\partial E / \partial w$ は正で絶対値が小であるため、更新後の重み $W_5 (=W_3)$ は逆に負の方向(左方向)に少し移動し、更新後の誤差関数 $E(W_5)$ は $E(W_4)$ とほとんど同じで増減しない。

その後、時間 t が奇数では $t = 3$ での誤差 E の付近を、偶数では $t = 4$ での誤差 E の付近を超えないように左右に振動し、最終的に局所解 W_{local} 付近に留まる。一般には、プロセッサは、学習が停滞したとみなし、学習率 η を下げていくため、左右の振れ幅は徐々に小さくなり、最終的に局所解 W_{local} に収束する。

上記において、時間 $t = 2$ と時間 $t = 3$ での誤差関数 E の値の差分 dE は非常に大きく、学習が破綻したともいえる。しかし、上記のとおり、図6の例では最終的に局所解に収束している。

【图 5】



【图 6】

