

(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12月3日(03.12.2020)



(10) 国際公開番号

WO 2020/240709 A1

(51) 国際特許分類:

G06F 16/90 (2019.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2019/021142

(22) 国際出願日: 2019年5月28日(28.05.2019)

(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: 日本電信電話株式会社 (NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE CORPORATION) [JP/JP]; 〒1008116 東京都千代田区大手町一丁目5番1号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 大杉 康仁 (OSUGI, Yasuhito); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 斉藤 いつみ (SAITO, Itsumi); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT 知的財産センタ

内 Tokyo (JP). 西田 京介 (NISHIDA, Kyosuke); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 浅野 久子 (ASANO, Hisako); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 富田 準二 (TOMITA, Junji); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP).

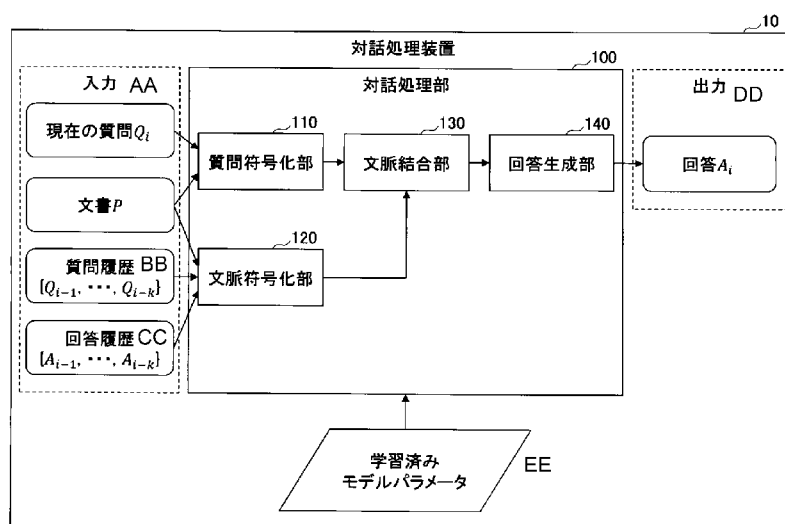
(74) 代理人: 伊東 忠重, 外 (ITO, Tadashige et al.); 〒1000005 東京都千代田区丸の内二丁目1番1号 丸の内 M Y P L A Z A (明治安田生命ビル) 16階 Tokyo (JP).

(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,

(54) Title: DIALOG PROCESSING DEVICE, LEARNING DEVICE, DIALOG PROCESSING METHOD, LEARNING METHOD, AND PROGRAM

(54) 発明の名称: 対話処理装置、学習装置、対話処理方法、学習方法及びプログラム

【図1】



10 Dialog processing device
100 Dialog processing unit
110 Question encoding unit
120 Context encoding unit
130 Context combining unit
140 Answer generation unit
Ai Answer
P Document
Qi Current question
AA Input
BB Question records
CC Answer records
DD Output
EE Learned model parameters

(57) Abstract: The present invention is characterized by comprising a generation means which: receives, as inputs, a question Q_i that is a word sequence representing the current question in a dialog, a document P that is used to generate an answer A_i to the question Q_i , question records $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ that are word sequences respectively representing past k questions, and answer records $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ that are word sequences respectively representing answers to the k questions; and uses pre-learned model parameters to generate the answer A_i through extraction type or generation type machine reading.

[続葉有]

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, 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: 対話における現在の質問を表す単語列である質問 Q_i と、前記質問 Q_i に対する回答 A_i の生成に用いられる文書 P と、過去の k 個の質問をそれぞれ表す単語列である質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と、前記 k 個の質問に対する回答をそれぞれ表す単語列である回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、予め学習済みのモデルパラメータを用いて、抽出形式又は生成形式の機械読解によって前記回答 A_i を生成する生成手段、を有することを特徴とする。

明 細 書

発明の名称：

対話処理装置、学習装置、対話処理方法、学習方法及びプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、対話処理装置、学習装置、対話処理方法、学習方法及びプログラムに関する。

背景技術

[0002] 機械読解に関する研究が従来から盛んに行われている。機械読解とは、文書と質問とを入力として、文書から質問に対する回答を生成する技術のことである。また、機械読解で回答を生成する方法として、文書内の単語を抜き出して回答を生成する「抽出形式」と、文書内の単語以外の単語も用いて回答を生成する「生成形式」との2通りが知られている。一般に、抽出形式よりも生成形式の方が、より自然な文を回答として生成できることが知られている。

[0003] ここで、従来から盛んに研究されている機械読解は一問一答形式である。すなわち、機械読解では、仮に複数の質問が入力されたとしても、これらの質問は独立に扱われ、それぞれの質問に対して独立に回答が生成される。これに対して、近年では、質問と回答とが交互に繰り返されるような対話型の機械読解も研究されている。

[0004] 対話型の機械読解とは、文書と現在の質問と過去の質問履歴と過去の回答履歴とを入力として、現在の質問に対する回答を生成する技術のことである。このため、対話型の機械読解では、質問と回答とが繰り返される中で、これまでの対話の内容（つまり、これまでの質問履歴と回答履歴）を踏まえた回答を生成することができる。例えば、非特許文献1には、現在の質問に対する回答を抽出形式によって生成する対話型の機械読解として、文書内で回答となる範囲の開始位置と終了位置とを出力する技術が記載されている。

先行技術文献

非特許文献

- [0005] 非特許文献1: Hsin-Yuan Huang, Eunsol Choi, and Wen-tau Yih. Flowqa: Grasping flow in history for conversational machine comprehension. arXiv preprint arXiv:1810.06683, 2018.

発明の概要

発明が解決しようとする課題

- [0006] しかしながら、例えば非特許文献1に記載されている対話型の機械読解は抽出形式によって回答を生成しているため、生成形式によっては回答を生成することができなかった。このように、従来の対話型の機械読解では、抽出形式又は生成形式のいずれか一方のみが適用可能であった。
- [0007] 本発明の実施の形態は、上記の点に鑑みてなされたもので、抽出形式と生成形式とのいずれにも適用可能な対話型の機械読解を実現することを目的とする。

課題を解決するための手段

- [0008] 上記目的を達成するため、本発明の実施の形態における対話処理装置は、対話における現在の質問を表す単語列である質問 Q_i と、前記質問 Q_i に対する回答 A_i の生成に用いられる文書 P と、過去の k 個の質問をそれぞれ表す単語列である質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と、前記 k 個の質問に対する回答をそれぞれ表す単語列である回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、予め学習済みのモデルパラメータを用いて、抽出形式又は生成形式の機械読解によって前記回答 A_i を生成する生成手段、を有することを特徴とする。

発明の効果

- [0009] 抽出形式と生成形式とのいずれにも適用可能な対話型の機械読解を実現することができる。

図面の簡単な説明

- [0010] [図1]本発明の実施の形態における対話処理装置の全体構成（推論時）の一例

を示す図である。

[図2]本発明の実施の形態における対話処理装置の全体構成（学習時）の一例を示す図である。

[図3]本発明の実施の形態における対話処理の一例を示すフローチャートである。

[図4]本発明の実施の形態における学習処理の一例を示すフローチャートである。

[図5]本発明の実施の形態における対話処理装置のハードウェア構成の一例を示す図である。

発明を実施するための形態

[0011] 以下、本発明の実施の形態（以降、「本実施形態」とも表す。）について説明する。本実施形態では、抽出形式と生成形式とのいずれにも適用可能な対話型の機械読解を実現する対話処理装置10について説明する。すなわち、文書と現在の質問と過去の質問履歴と過去の回答履歴とを入力として、抽出形式又は生成形式によって現在の質問に対する回答を生成することで、対話型の機械読解を実現する対話処理装置10について説明する。なお、文書は、「パッセージ」や「検索対象テキスト」等と称されてもよい。

[0012] <対話処理装置10の全体構成>

対話型の機械読解では、ニューラルネットワークにより実現されるモデルを用いて現在の質問に対する回答を生成する。このため、モデルのパラメータ（以降、「モデルパラメータ」とも表す。）を学習する「学習時」と、学習済みのモデルパラメータを用いて現在の質問に対する回答を生成する「推論時」とが存在する。なお、モデルパラメータは、例えば、補助記憶装置等の記憶装置に記憶される。

[0013] 《推論時における対話処理装置10の全体構成》

推論時における対話処理装置10の全体構成について、図1を参照しながら説明する。図1は、本発明の実施の形態における対話処理装置10の全体構成（推論時）の一例を示す図である。

[0014] 図1に示すように、推論時における対話処理装置10は、機能部として、対話処理部100を有する。対話処理部100は、現在の質問 Q_i と文書Pと質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、学習済みのモデルパラメータを用いて抽出形式又は生成形式により回答 A_i を生成する。そして、対話処理部100は、生成した回答 A_i を出力する。ここで、 i は対話の中で質問（及びその回答）が何番目であるかを表すインデックスであり、 k は現在の質問 Q_i に対する回答 A_i を生成する際に履歴として考慮する過去の回答及び質問の個数である。 k は、例えば、予め設定される。

[0015] また、現在の質問 Q_i 及び過去の質問 $Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}$ の各々は、それぞれ1つ以上の単語で構成されるテキスト（つまり、文字列）である。同様に、過去の回答 $A_{i-1}, \dots, A_{i-k}$ の各々は、それぞれ1つ以上の単語で構成されるテキストである。同様に、文書Pも1つ以上の単語で構成されるテキストである。以降では、文書Pを構成する単語数（つまり、文書Pの長さ）を T で表す。ただし、 T は、文書Pを構成する単語数に限られず、例えば、「文書Pを構成する単語数+特殊文字数」であってもよい。なお、特殊文字としては、例えば、文頭を表す文字、文末を表す文字、パディングに用いられる文字、単語や文同士を結合する際に用いられる文字等が挙げられる。

[0016] なお、対話型の機械読解では複数の文書が含まれる文書集合が入力されることもあるが、本実施形態では、単一の文書Pが入力されるものとする。また、本実施形態では、文書Pの長さとしては、1段落程度の単語数（例えば、数百語程度）を想定する。

[0017] 図1に示すように、対話処理部100には、質問符号化部110と、文脈符号化部120と、文脈結合部130と、回答生成部140とが含まれる。これらの各機能部はそれぞれ1つ以上のニューラルネットワークにより実現される。

[0018] 質問符号化部110は、文書Pと現在の質問 Q_i とを入力として、学習済み

モデルパラメータを用いて現在の質問 Q_i で条件付けされた文書 P の特徴量 $\{u_{i-1}^1, \dots, u_i^T\}$ を算出する（つまり、現在の質問 Q_i を符号化する。）
。なお、 $u_{i-1}^1, \dots, u_i^T$ はそれぞれ d 次元のベクトルである。

[0019] 文脈符号化部120は、文書 P と質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、学習済みモデルパラメータを用いて、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ で条件付けされた文書 P の特徴量 $\{u_{i-1}^1, \dots, u_{i-k}^1\}, \dots, \{u_{i-1}^T, \dots, u_{i-k}^T\}$ と、回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ で条件付けされた文書 P の特徴量 $\{v_{i-1}^1, \dots, v_{i-k}^1\}, \dots, \{v_{i-1}^T, \dots, v_{i-k}^T\}$ とを算出する（つまり、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とをそれぞれ符号化する。）
。なお、 $t=1, \dots, T$ に対して、 $u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t, v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t$ はそれぞれ d 次元のベクトルである。

[0020] ここで、例えば非特許文献1に記載されている対話型の機械読解では、回答履歴中の各回答は文書内で回答となる範囲の開始位置と終了位置との組で表現される一方で、質問履歴中の各質問はテキストで表現される。これに対して、本実施形態では、上述したように、回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ 中の各回答も、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ 中の各質問もいずれもテキストで表現される。このため、本実施形態では、質問履歴に関する文書 P の特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ ($t=1, \dots, T$) と、回答履歴に関する文書 P の特徴量 $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t=1, \dots, T$) とを等価に扱うことが可能となる。

[0021] 文脈結合部130は、質問符号化部110で算出された特徴量 $\{u_i^1, \dots, u_i^T\}$ と、文脈符号化部120で算出された特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ 及び $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t=1, \dots, T$) とを入力として、学習済みモデルパラメータを用いて特徴量 o^t ($t=1, \dots, T$) を算出する。これらの特徴量 o^t は $d \times (1 + 2k)$ 次元のベクトルであり、現在の質問 Q_i と質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_i$

$\dots, A_{i-k}\}$ とを反映した特徴量である。

[0022] 回答生成部 140 は、文脈結合部 130 で算出された特徴量 o^t ($t = 1, \dots, T$) を入力として、学習済みモデルパラメータを用いて回答 A_i を生成する。このとき、回答生成部 140 は、後述するように抽出形式又は生成形式により回答 A_i を生成する。

[0023] <<学習時における対話処理装置 10 の全体構成>>

学習時における対話処理装置 10 の全体構成について、図 2 を参照しながら説明する。図 2 は、本発明の実施の形態における対話処理装置 10 の全体構成（学習時）の一例を示す図である。

[0024] 図 2 に示すように、学習時における対話処理装置 10 は、機能部として、対話処理部 100 と、更新部 200 とを有する。なお、対話処理部 100 は推論時と同様であるため、その説明を省略する。ただし、学習時では、対話処理部 100 は、学習済みでないモデルパラメータを用いて回答 A_i を生成する。

[0025] 更新部 200 は、現在の質問 Q_i に対する正解回答

[0026] [数1]

$$\hat{A}_i$$

と、対話処理部 100 によって生成された回答 A_i とを入力として、教師あり学習の手法によりモデルパラメータを更新する。これにより、モデルパラメータが学習される。なお、以降では、現在の質問 Q_i に対する正解回答を「 $\hat{A}_i$ 」とも表記する。

[0027] <対話処理>

以降では、現在の質問 Q_i と文書 P と質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、学習済みのモデルパラメータを用いて抽出形式又は生成形式により回答 A_i を生成する処理（対話

処理) について、図 3 を参照しながら説明する。図 3 は、本発明の実施の形態における対話処理の一例を示すフローチャートである。

[0028] ステップ S 1 0 1 : 質問符号化部 1 1 0 は、文書 P と現在の質問 Q_i とを入力として、学習済みモデルパラメータを用いて現在の質問 Q_i で条件付けされた文書 P の特徴量 u_i^t ($t = 1, \dots, T$) を算出する。

[0029] ここで、質問符号化部 1 1 0 を実現するニューラルネットワークのモデルとしては、例えば、以下の参考文献 1 に記載されている BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) と呼ばれるモデルを採用することができる。

[0030] [参考文献 1]

J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova. Bert:Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.

質問符号化部 1 1 0 を実現するニューラルネットワークのモデルは BERT 以外の他の符号化モデルでもよいが、BERT のような「Transformer モデルを用いた事前学習を行うことによって、言語理解に関する知識を持つモデル」を用いることで、より高い精度を実現することが可能となる。なお、Transformer モデルについては、以下の参考文献 2 を参照されたい。

[0031] [参考文献 2]

A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, and J. Uszkoreit. Attention is all you need, arXiv preprint arXiv:1706.03762, 2017.

質問符号化部 1 1 0 を実現するニューラルネットワークのモデルとして上記の参考文献 1 に記載されている BERT を採用する場合、質問符号化部 1 1 0 は、文書 P と現在の質問 Q_i とをセパレータトークン [SEP] で結合した上で、モデルに入力する。これにより、現在の質問 Q_i で条件付けされた文書 P の特徴量 u_i^t ($t = 1, \dots, T$) が得られる。

[0032] なお、質問符号化部 1 1 0 を実現するニューラルネットワークのモデルは BERT に限られず、文書 P と現在の質問 Q_i とを入力として現在の質問 Q_i

で条件付けされた文書Pの特微量 u_{i-t} ($t = 1, \dots, T$)を算出するモデルであれば任意のモデルを採用することが可能である。

[0033] ステップS102: 文脈符号化部120は、文書Pと質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、学習済みモデルパラメータを用いて、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ で条件付けされた文書Pの特微量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$)と、回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ で条件付けされた文書Pの特微量 $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$)とを算出する。

[0034] ここで、文脈符号化部120を実現するニューラルネットワークのモデルとしては、例えば、上記の参考文献1に記載されているBERTを採用することができる。文脈符号化部120を実現するニューラルネットワークのモデルとしてBERTを採用する場合、文脈符号化部120は、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ を符号化するモデルと、回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ を符号化するモデルとが含まれる。したがって、この場合、文脈符号化部120は、質問履歴中の各質問と文書Pとをセパレータトークン[SEP]で結合した上で、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ を符号化するモデルに入力する。同様に、文脈符号化部120は、回答履歴中の各回答と文書Pとをセパレータトークン[SEP]で結合した上で、回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ を符号化するモデルに入力する。

[0035] 文脈符号化部120を実現するニューラルネットワークのモデルはBERT以外の他の符号化モデルでもよいが、BERTのような「Transformerモデルを用いた事前学習を行うことによって、言語理解に関する知識を持つモデル」を用いることで、より高い精度を実現することが可能となる。なお、Transformerモデルについては、上記の参考文献2を参照されたい。

[0036] より具体的には、例えば、或る過去の質問 Q_{i-j} ($j \in \{1, \dots, k\}$)を符号化する場合、文脈符号化部120は、この過去の質問 Q_{i-j} と文書Pとをセパレータトークン[SEP]で結合した上で、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ を符号化するモデルに入力する。これにより、過去の質問 Q_{i-j}

で条件付けされた文書Pの特徴量 $\{u_{i-j}^1, \dots, u_{i-j}^T\}$ が得られる。

[0037] 同様に、例えば、或る過去の回答 A_{i-j} ($j \in \{1, \dots, k\}$) を符号化する場合、文脈符号化部120は、この過去の回答 A_{i-j} と文書Pとをセパレータトークン [SEP] で結合した上で、回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ を符号化するモデルに入力する。これにより、過去の回答 A_{i-j} で条件付けされた文書Pの特徴量 $\{v_{i-j}^1, \dots, v_{i-j}^T\}$ が得られる。

[0038] 以上により、過去の質問 Q_{i-j} ($j = 1, \dots, k$) でそれぞれ条件付けされた文書Pの特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$) と、過去の回答 A_{i-j} ($j = 1, \dots, k$) でそれぞれ条件付けされた文書Pの特徴量 $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$) とが算出される。

[0039] なお、文脈符号化部120を実現するニューラルネットワークのモデルはBERTに限られず、文書Pと質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ で条件付けされた文書Pの特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$) と、回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ で条件付けされた文書Pの特徴量 $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$) とを算出するモデルであれば任意のモデルを採用することが可能である。

[0040] ステップS103：文脈結合部130は、質問符号化部110で算出された特徴量 $\{u_i^1, \dots, u_i^T\}$ と、文脈符号化部120で算出された特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ 及び $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$) とを入力として、学習済みモデルパラメータを用いて特徴量 o^t ($t = 1, \dots, T$) を算出する。具体的には、文脈結合部130は、 $o^t = [u_i^t; u_{i-1}^t; \dots; u_{i-k}^t; v_{i-1}^t; \dots; v_{i-k}^t]$ として、各 $t = 1, \dots, T$ に対して特徴量 o^t を算出すればよい。ここで、演算子「;」は次元方向の連結を表す。これにより、特徴量 o^t ($t = 1, \dots, T$) が得られる。なお、この場合、各特徴量 o^t ($t = 1, \dots, T$) は $d \times (1 + 2k)$ 次元のベクトルである。

[0041] ここで、文脈結合部130を実現するニューラルネットワークのモデルとしては、特徴量 $\{u_i^1, \dots, u_i^T\}$ と特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ 及び $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t=1, \dots, T$) とを入力として、現在の質問 Q_i と質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを反映した特徴量 o^t ($t=1, \dots, T$) を算出可能なモデルであれば、任意のモデルを採用することが可能である。具体的には、例えば、RNN (Recurrent Neural Network) 等を採用することが可能である。

[0042] ただし、文脈結合部130は必ずしもニューラルネットワークで実現されている必要はなく、文脈結合部130は、各 $t=1, \dots, T$ に対して、上記の演算子「;」により u_i^t と $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ と $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ とを結合する処理を行ってもよい。

[0043] ステップS104: 回答生成部140は、文脈結合部130で算出された特徴量 o^t ($t=1, \dots, T$) を入力として、学習済みモデルパラメータを用いて抽出形式又は生成形式により回答 A_i を生成する。

[0044] (1) 抽出形式により回答 A_i を生成する場合

抽出形式により回答 A_i を生成する場合、回答生成部140を実現するニューラルネットワークのモデルとしては、例えば、以下の参考文献3に記載されているBiDAF (BiDirectional Attention Flow) と呼ばれるモデルを採用することができる。この場合、回答生成部140をBiDAFのModeling LayerとOutput Layerとで実現する。具体的には、回答生成部140は、参考文献3に記載されているBiDAFのModeling Layerに特徴量 o^t ($t=1, \dots, T$) を入力して、Output Layerの出力として文書Pの各単語が回答 A_i の開始位置である確率と終了位置である確率とを出力する。そして、回答生成部140は、これらの確率に基づいて動的計画法によって回答 A_i となる文書Pの範囲を推定した上で、当該範囲内の単語を文書Pから抜き出すことで回答 A_i を生成する。

[0045] [参考文献3]

Min Joon Seo, Aniruddha Kembhavi, Ali Farhadi, and Hannaneh Hajishirzi. Bidirectional attention flow for machine comprehension. In ICLR 2017.

なお、抽出形式により回答 A_i を生成する場合に、回答生成部 140 を実現するニューラルネットワークのモデルは B i D A F に限られず、特徴量 o^t ($t = 1, \dots, T$) を入力として、抽出形式により回答 A_i を生成するモデルであれば任意のモデルを採用することが可能である。

[0046] (2) 生成形式により回答 A_i を生成する場合

生成形式により回答 A_i を生成する場合、回答生成部 140 を実現するニューラルネットワークのモデルとしては、例えば、以下の参考文献4に記載されている Sequence-to-sequence attentional model と呼ばれるモデルや Pointer-generator と呼ばれるモデルを採用することができる。この場合、回答生成部 140 を、Sequence-to-sequence attentional model の符号化器 (Encoder) と復号化器 (Decoder) 、又は、Pointer-generator の符号化器と復号化器で実現する。具体的には、回答生成部 140 は、参考文献4に記載されている Sequence-to-sequence attentional model 又は Pointer-generator の符号化器に特徴量 o^t ($t = 1, \dots, T$) を入力して、文書 P の各単語を重視する確率 (参考文献4に記載されている Attention Distribution) を算出する。そして、回答生成部 140 は、これらの確率を復号化器 (参考文献4に記載されている Sequence-to-sequence attentional model 又は Pointer-generator の復号化器) に入力して、回答 A_i を生成する。なお、このとき、回答生成部 140 は、文書 P の各単語を重視する確率と、所定の語彙集合中の単語を重視する確率 (参考文献4に記載されている Vocabulary Distribution) とに基づいて、文書 P 中の単語をコピー又は所定の語彙集合中の単語を生成することで回答 A_i を生成する。

[0047] [参考文献4]

Abigail See, Peter J. Liu, and Christopher D. Manning. Get to the p

oint: Summarization with pointer-generator networks. In Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), pp. 1073-1083, July 2017.

なお、生成形式により回答 A_i を生成する場合に、回答生成部 140 を実現するニューラルネットワークのモデルはSequence-to-sequence attentional modelやPointer-generatorに限られず、特徴量 o^t ($t = 1, \dots, T$) を入力として、生成形式により回答 A_i を生成するモデルであれば任意のモデルを採用することが可能である。

[0048] 以上のように、本実施形態に係る対話処理装置 10 は、現在の質問 Q_i と文書 P と質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、抽出形式又は生成形式により回答 A_i を生成することができる。すなわち、本実施形態に係る対話処理装置 10 は、過去の各回答 A_{i-j} ($j = 1, \dots, k$) がテキストである回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ を入力することができるため、回答生成部 140 を実現するニューラルネットワークのモデルとして、抽出形式により回答 A_i を生成するモデル又は生成形式により回答 A_i を生成するモデルのいずれも採用することが可能となる。

[0049] また、本実施形態に係る対話処理装置 10 では、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とが共にテキストであるため、質問履歴に関する文書 P の特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$) と、回答履歴に関する文書 P の特徴量 $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$) とを等価に扱うことが可能となる。

[0050] <学習処理>

以降では、対話処理部 100 に含まれる各機能部（質問符号化部 110、文脈符号化部 120、文脈結合部 130 及び回答生成部 140）を実現するニューラルネットワークのモデルパラメータを学習する処理（学習処理）について、図 4 を参照しながら説明する。図 4 は、本発明の実施の形態における学習処理の一例を示すフローチャートである。

[0051] ここで、学習処理に用いる学習用データのデータセットとしては、例えば、以下の参考文献5に記載されているデータセット（QuAC）を用いることができる。

[0052] [参考文献5]

Eunsol Choi, He He, Mohit Iyyer, Mark Yatskar, Wentau Yih, Yejin Choi, Percy Liang, and Luke Zettlemoyer. 2018. QuAC : Question Answering in Context. In EMNLP. ArXiv: 1808.07036.

各学習用データには、現在の質問 Q_i と、文書 P と、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と、回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ と、正解回答 $\hat{A}_i$ が含まれる。なお、回答生成部140を実現するニューラルネットワークのモデルが抽出形式により回答 A_i を生成するモデルである場合、正解回答 $\hat{A}_i$ は、文書 P 内で正解の回答となる範囲の開始位置と終了位置との組で表現される。一方で、生成形式により回答 A_i を生成するモデルである場合、正解回答 $\hat{A}_i$ は、正解の回答を表す1以上の単語で表現される。

[0053] 図4のステップS201～ステップS204は、各学習用データに対して繰り返し実行される。これらのステップS201～ステップS204は、図3のステップS101～ステップS104とそれぞれ同様であるため、その説明を省略する。ただし、現在の質問 Q_i 、文書 P 、質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ 及び回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ は、各学習用データに含まれるものを用いる。また、モデルパラメータは、学習済みでないモデルパラメータを用いる。

[0054] ステップS205：更新部200は、正解回答 $\hat{A}_i$ と対話処理部100によって生成された回答 A_i とを入力として、既知の教師あり学習の手法によりモデルパラメータを更新する。なお、回答生成部140を実現するニューラルネットワークのモデルが抽出形式により回答 A_i を生成するモデルである場合、更新部200は、当該回答 A_i を生成する際に用いた開始位置及び終了位置を用いて、当該回答 A_i と正解回答 $\hat{A}_i$ との誤差を算出する。

[0055] 上記のステップS205は、例えば、所定の個数の学習用データで構成さ

れるミニバッチ毎に実行される。

[0056] 以上により、本実施形態に係る対話処理装置 10 は、対話処理部 100 に含まれる各機能部を実現するニューラルネットワークのモデルパラメータを学習することができる。

[0057] <実験結果>

次に、本実施形態に係る対話処理装置 10 を用いて、従来技術と比較を行った実験結果について説明する。データセットとしては、以下の 3 種類の QuA C の抽出型（抽出形式の機械読解に用いられるデータセット）を用いた。

[0058] ・学習セット：81,425 QA
・開発セット：7,354 QA
・テストセット：7,353 QA

なお、学習セットはモデルパラメータの学習にのみ用いた。

[0059] また、本実施形態に係る対話処理装置 10 では、質問符号化部 110 及び文脈符号化部 120 を BERT で実現し、回答生成部 140 を BiDAF の Modeling Layer と Output Layer とで実現した。
なお、BERT の設定条件は以下とした。

[0060] ・最大系列長：384 tokens
・スライド幅：128 tokens
・最大のクエリ（質問）の長さ：64 tokens
・最大の回答の長さ：30 tokens
・Fine-tuning：2 epoch

なお、最大系列長とは BERT に入力可能な単語長である。スライド幅は最大系列長を超える長さの単語列を BERT に入力する場合に用いられ、スライド幅ずつ単語列をスライドさせながら BERT に入力される。本実験では最大系列長が 384 tokens、スライド幅が 128 tokens であるため、384 tokens を超える単語列を BERT に入力する場合にはスライド前後で一部の単語列をオーバーラップさせながら BERT に入力される。

[0061] このとき、非特許文献 1 に記載されている従来手法（FlowQA）と、本実施

形態に係る対話処理装置 10 の手法（本実施形態の手法）との F 値（開発セットを用いた場合の F 値及びテストセットを用いた場合の F 値）の比較結果を以下の表 1 に示す。

[0062]

[表1]

手法	F値(開発セット)	F値(テストセット)
従来手法(FlowQA)	64.6	64.1
本実施形態の手法	65.4	64.9

上記の比較結果に示されているように、本実施形態の手法は、従来手法と

比較して、開発セット及びテストセットいずれでもF値が高くなっている。
このため、本実施形態の手法は、従来手法と比較して、より高い精度で適切な回答を生成できていることがわかる。

[0063] <対話処理装置10のハードウェア構成>

最後に、本実施形態に係る対話処理装置10のハードウェア構成について、図5を参照しながら説明する。図5は、本発明の実施の形態における対話処理装置10のハードウェア構成の一例を示す図である。

[0064] 図5に示すように、本実施形態に係る対話処理装置10は、ハードウェアとして、入力装置301と、表示装置302と、外部I/F303と、RAM(Random Access Memory)304と、ROM(Read Only Memory)305と、プロセッサ306と、通信I/F307と、補助記憶装置308とを有する。これら各ハードウェアは、それぞれがバスBを介して相互に通信可能に接続されている。

[0065] 入力装置301は、例えばキーボードやマウス、タッチパネル等である。表示装置302は、例えばディスプレイ等である。なお、対話処理装置10は、入力装置301及び表示装置302の少なくとも一方を有していなくてもよい。

[0066] 外部I/F303は、外部装置とのインタフェースである。外部装置には、記録媒体303a等がある。対話処理装置10は、外部I/F303を介して、記録媒体303a等の読み取りや書き込みを行うことができる。記録媒体303aとしては、例えば、CD(Compact Disc)、DVD(Digital Versatile Disk)、SDメモリカード(Secure Digital memory card)、USB(Universal Serial Bus)メモリカード等が挙げられる。なお、記録媒体303aには、対話処理装置10が有する各機能部(例えば、対話処理部100や更新部200)を実現する1以上のプログラムが記録されていてもよい。

[0067] RAM304は、プログラムやデータを一時保持する揮発性の半導体メモリである。ROM305は、電源を切ってもプログラムやデータを保持する

ことができる不揮発性の半導体メモリである。

[0068] プロセッサ306は、例えばCPU (Central Processing Unit) やGPU (Graphics Processing Unit) 等の演算装置であり、ROM305や補助記憶装置308等からプログラムやデータをRAM304上に読み出して処理を実行する。対話処理装置10が有する各機能部は、例えば、補助記憶装置308に格納されている1以上のプログラムがプロセッサ306に実行させる処理により実現される。なお、対話処理装置10は、プロセッサ306としてCPUとGPUとの両方を有していてもよいし、CPU又はGPUのいずれか一方のみを有していてもよい。

[0069] 通信I/F307は、対話処理装置10を通信ネットワークに接続するためのインタフェースである。対話処理装置10が有する各機能部を実現する1以上のプログラムは、通信I/F307を介して、所定のサーバ装置等から取得（ダウンロード）されてもよい。

[0070] 補助記憶装置308は、例えばHDD (Hard Disk Drive) やSSD (Solid State Drive) 等であり、プログラムやデータを格納している不揮発性の記憶装置である。補助記憶装置308に格納されているプログラムやデータには、例えば、OS、対話処理装置10が有する各機能部を実現する1以上のプログラム等がある。

[0071] 本実施形態に係る対話処理装置10は、図5に示すハードウェア構成を有することにより、上述した対話処理及び学習処理を実現することができる。なお、図5に示す例では、本実施形態に係る対話処理装置10が1台の装置（コンピュータ）で実現されている場合について説明したが、これに限られない。本実施形態に係る対話処理装置10は、複数台の装置（コンピュータ）で実現されていてもよい。また、1台の装置（コンピュータ）には、複数のプロセッサ306や複数のメモリ（RAM304やROM305、補助記憶装置308等）が含まれていてもよい。

[0072] 本発明は、具体的に開示された上記の実施の形態に限定されるものではなく、請求の範囲の記載から逸脱することなく、種々の変形や変更が可能であ

る。

符号の説明

[0073]	1 0	対話処理装置
	1 0 0	対話処理部
	1 1 0	質問符号化部
	1 2 0	文脈符号化部
	1 3 0	文脈結合部
	1 4 0	回答生成部
	2 0 0	更新部

請求の範囲

[請求項1] 対話における現在の質問を表す単語列である質問 Q_i と、前記質問 Q_i に対する回答 A_i の生成に用いられる文書 P と、過去の k 個の質問をそれぞれ表す単語列である質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と、前記 k 個の質問に対する回答をそれぞれ表す単語列である回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、予め学習済みのモデルパラメータを用いて、抽出形式又は生成形式の機械読解によって前記回答 A_i を生成する生成手段、

を有することを特徴とする対話処理装置。

[請求項2] 抽出形式又は生成形式の機械読解による前記回答 A_i の生成に用いられる特徴量であって、前記質問 Q_i と質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを反映した特徴量の数を T として、

前記生成手段には、

前記質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ に関する前記文書 P の特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$)と、前記回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ に関する前記文書 P の特徴量 $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$)とを算出する第1の算出手段が含まれる、ことを特徴とする請求項1に記載の対話処理装置。

[請求項3] 前記生成手段には、

前記質問 Q_i に関する前記文書 P の特徴量 u_i^t ($t = 1, \dots, T$)を算出する第2の算出手段と、

前記特徴量 u_i^t ($t = 1, \dots, T$)と前記特徴量 $\{u_{i-1}^t, \dots, u_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$)と前記特徴量 $\{v_{i-1}^t, \dots, v_{i-k}^t\}$ ($t = 1, \dots, T$)とを t に関してそれぞれ結合することで、前記質問 Q_i と質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを反映した特徴量として特

微量 o^t ($t = 1, \dots, T$) を算出する結合手段と、

特徴量 o^t ($t = 1, \dots, T$) を用いて、前記抽出形式又は生成形式の機械読解によって前記回答 A_i を生成する回答生成手段と、
が含まれることを特徴とする請求項 2 に記載の対話処理装置。

[請求項 4]

対話における現在の質問を表す単語列である質問 Q_i と、前記質問 Q_i に対する回答 A_i の生成に用いられる文書 P と、過去の k 個の質問をそれぞれ表す単語列である質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と、前記 k 個の質問に対する回答をそれぞれ表す単語列である回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、モデルパラメータを用いて、抽出形式又は生成形式の機械読解によって前記回答 A_i を生成する生成手段と、

前記回答 A_i と、前記質問 Q_i に対する正解の回答とを用いて、教師あり学習により前記モデルパラメータを更新する更新手段と、

を有することを特徴とする学習装置。

[請求項 5]

対話における現在の質問を表す単語列である質問 Q_i と、前記質問 Q_i に対する回答 A_i の生成に用いられる文書 P と、過去の k 個の質問をそれぞれ表す単語列である質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と、前記 k 個の質問に対する回答をそれぞれ表す単語列である回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、予め学習済みのモデルパラメータを用いて、抽出形式又は生成形式の機械読解によって前記回答 A_i を生成する生成手順、

をコンピュータが実行することを特徴とする対話処理方法。

[請求項 6]

対話における現在の質問を表す単語列である質問 Q_i と、前記質問 Q_i に対する回答 A_i の生成に用いられる文書 P と、過去の k 個の質問をそれぞれ表す単語列である質問履歴 $\{Q_{i-1}, \dots, Q_{i-k}\}$ と、前記 k 個の質問に対する回答をそれぞれ表す単語列である回答履歴 $\{A_{i-1}, \dots, A_{i-k}\}$ とを入力として、モデルパラメータを用いて、抽出形式又は生成形式の機械読解によって前記回答 A_i を生

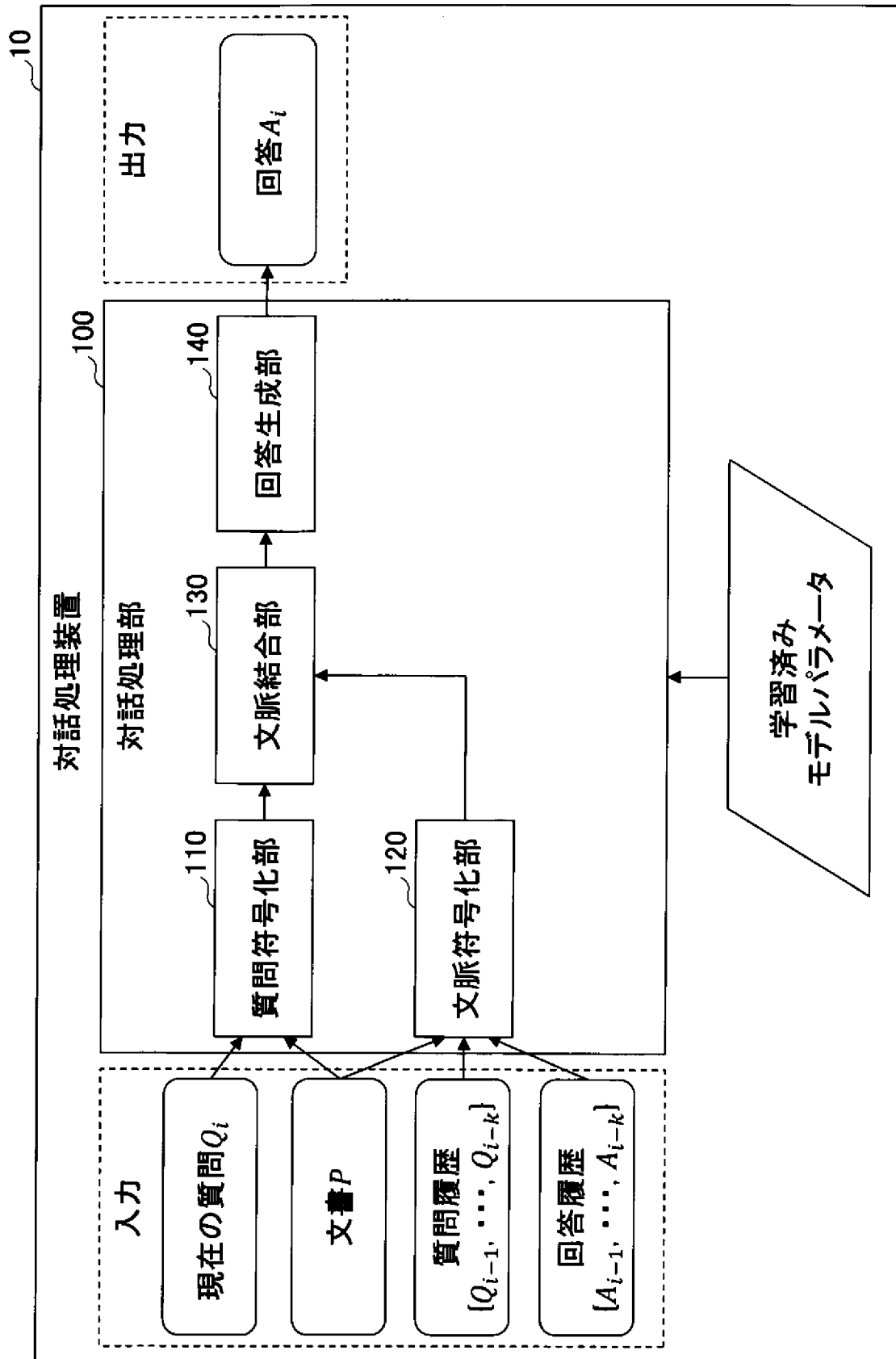
成する生成手順と、

前記回答 A_i と、前記質問 Q_i に対する正解の回答とを用いて、教師あり学習により前記モデルパラメータを更新する更新手順と、

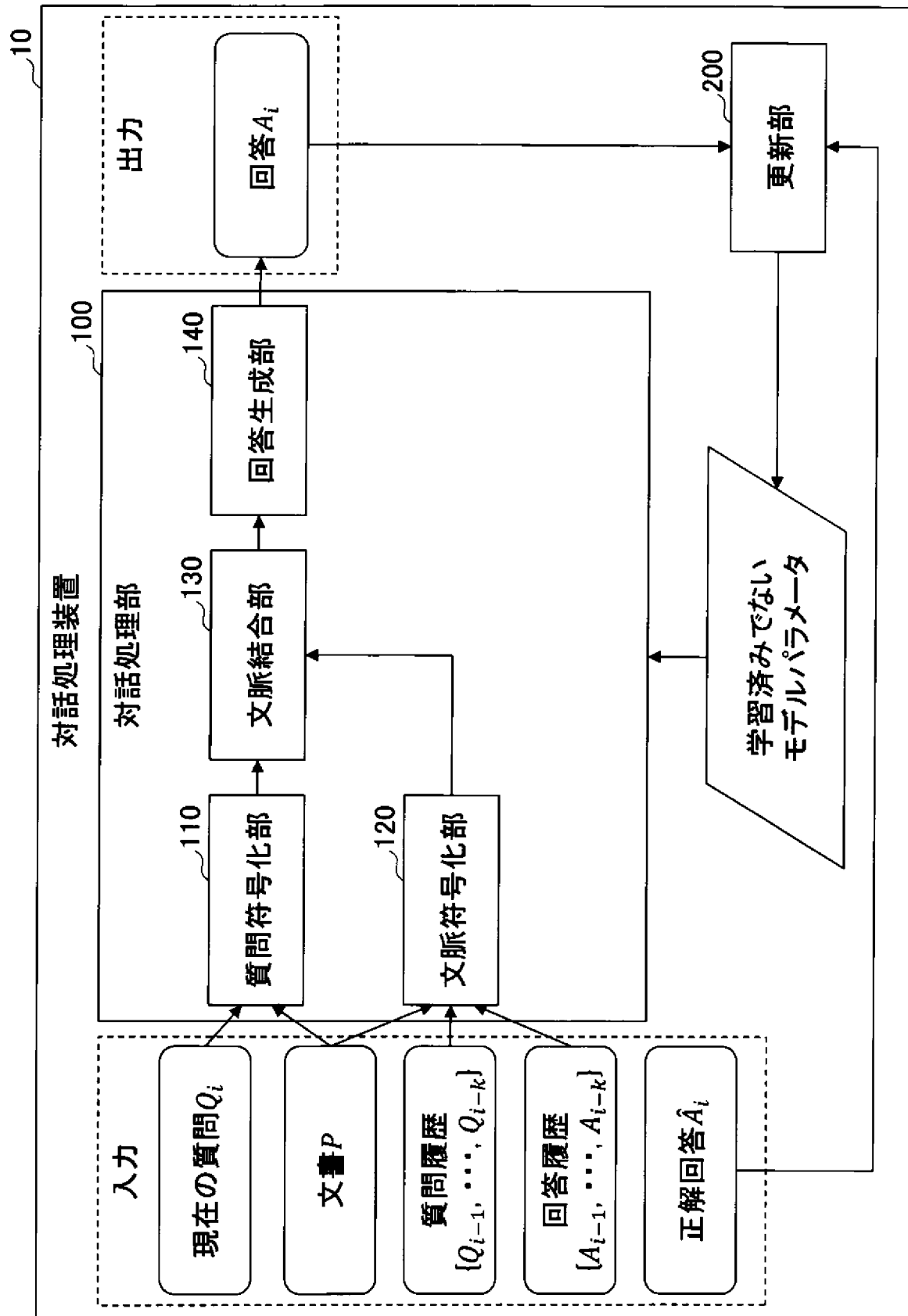
をコンピュータが実行することを特徴とする学習方法。

[請求項7] コンピュータを、請求項 1 乃至 3 の何れか一項に記載の対話処理装置における各手段、又は、請求項 4 に記載の学習装置における各手段、として機能させるためのプログラム。

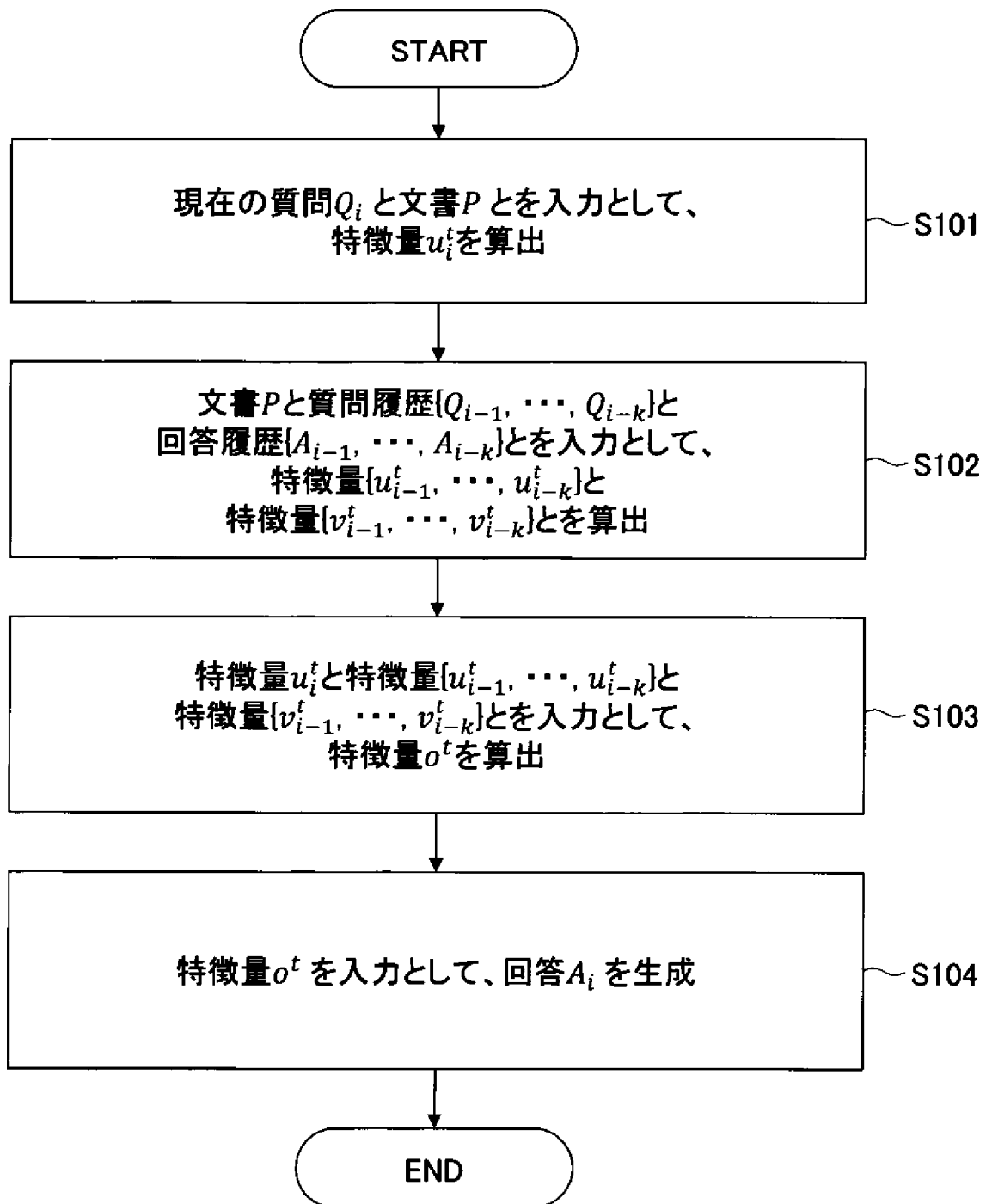
[図1]



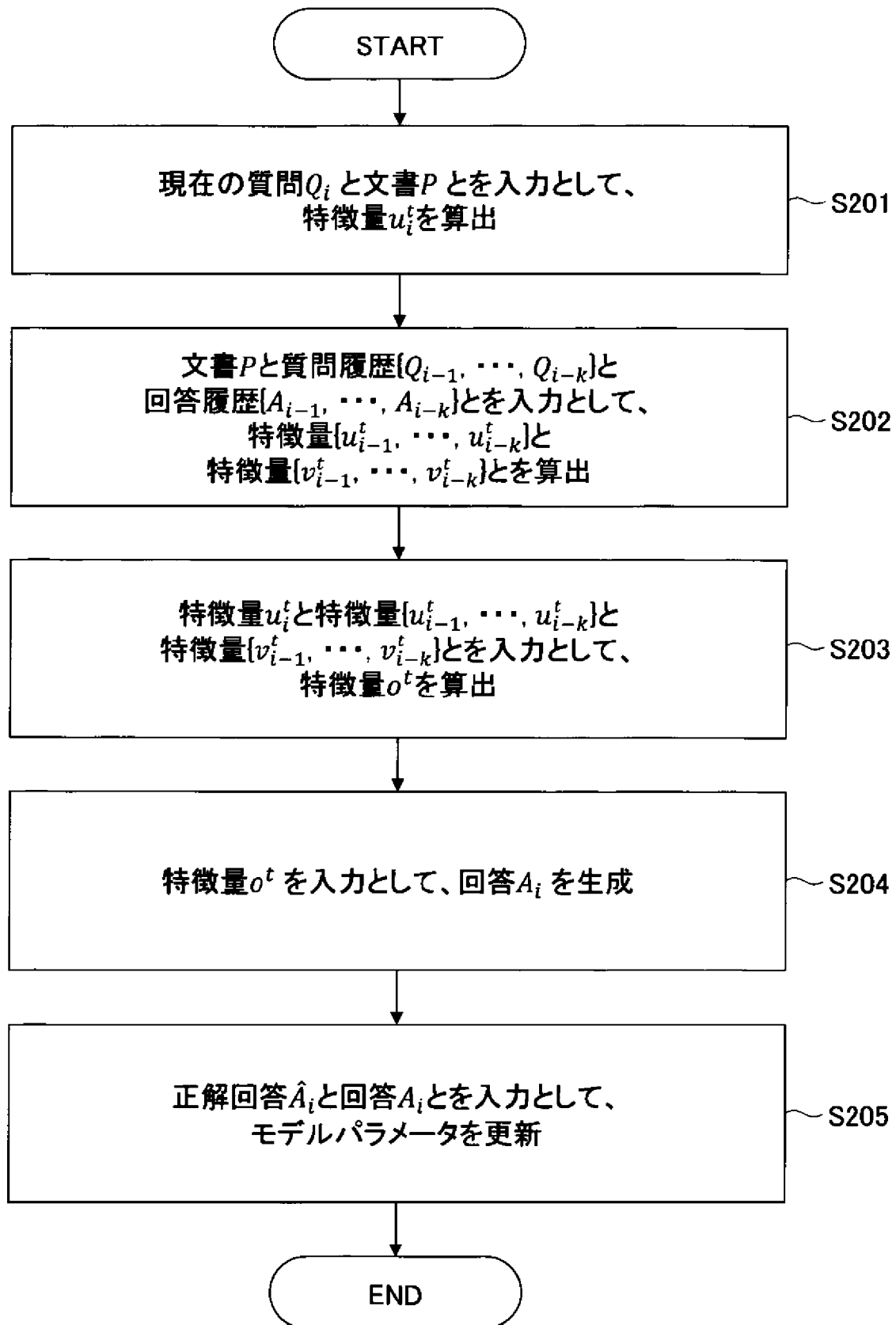
[図2]



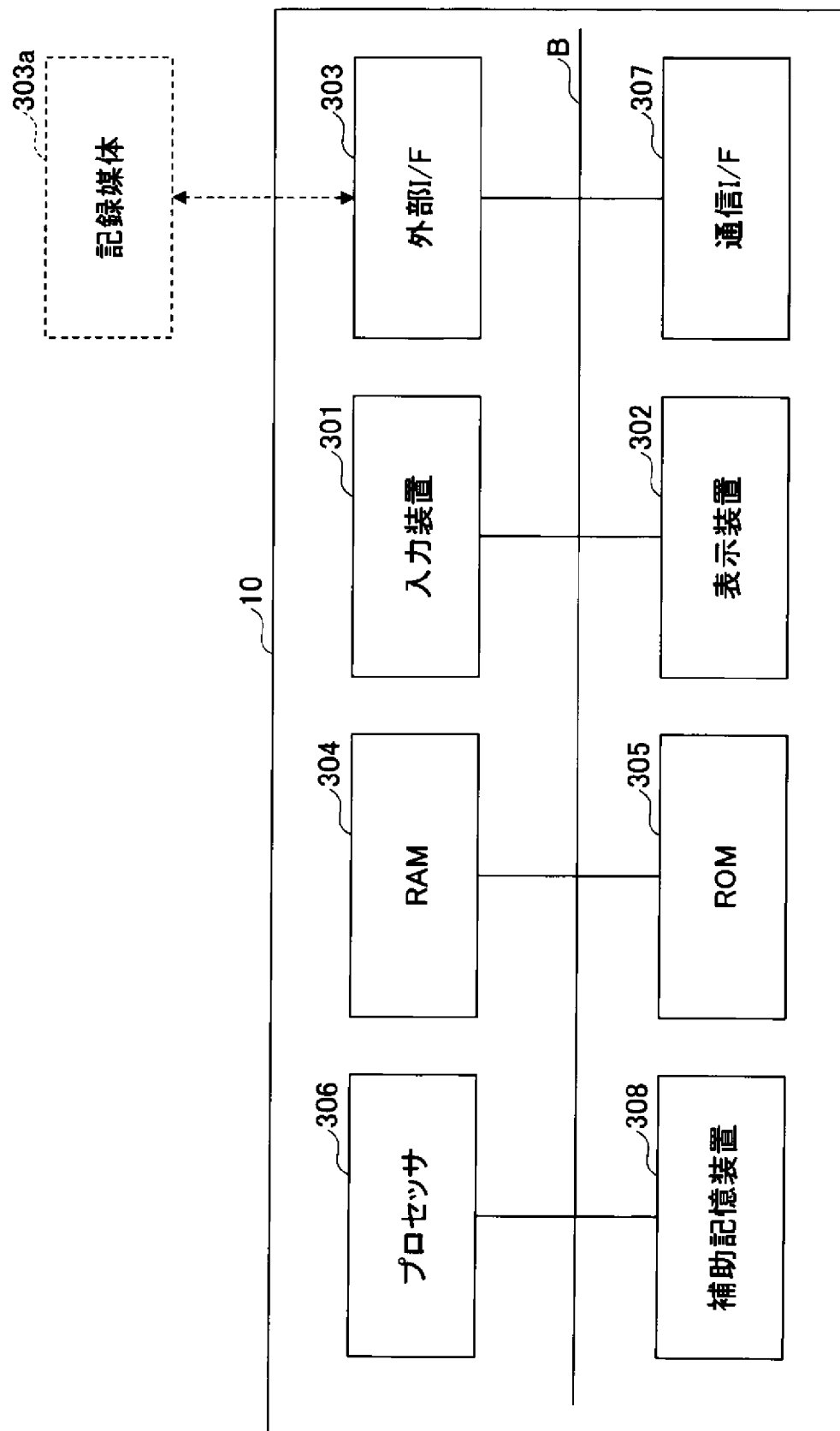
[図3]



[図4]



[図5]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/021142

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int. Cl. G06F16/90 (2019.01) 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. G06F16/90

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 1971-2019

Registered utility model specifications of Japan 1996-2019

Published registered utility model applications of Japan 1994-2019

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 2018-206307 A (NTT RESONANT INC.) 27 December 2018, paragraphs [0064]-[0083] (Family: none)	1-7
A	JP 2002-132812 A (NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE CORP.) 10 May 2002, paragraphs [0015]-[0035] (Family: none)	1-7

☐ 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
02.09.2019

Date of mailing of the international search report
10.09.2019

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. G06F16/90(2019.01)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. G06F16/90

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	1971-2019年
日本国実用新案登録公報	1996-2019年
日本国登録実用新案公報	1994-2019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 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 請求項の番号
A	JP 2018-206307 A（エヌ・ティ・ティ レゾナント株式会社） 2018.12.27, 段落 [0064] - [0083]（ファミリーなし）	1-7
A	JP 2002-132812 A（日本電信電話株式会社）2002.05.10, 段落 [0015] - [0035]（ファミリーなし）	1-7

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
「&」同一パテントファミリー文献

国際調査を完了した日

02.09.2019

国際調査報告の発送日

10.09.2019

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）

西村 直史

5N

5088

電話番号 03-3581-1101 内線 3586