

【公報種別】特許法第 17 条の 2 の規定による補正の掲載

【部門区分】第 6 部門第 3 区分

【発行日】令和 2 年 10 月 8 日 (2020.10.8)

【公表番号】特表 2020-520516 (P2020-520516A)

【公表日】令和 2 年 7 月 9 日 (2020.7.9)

【年通号数】公開・登録公報 2020-027

【出願番号】特願 2019-563399 (P2019-563399)

【国際特許分類】

G 0 6 N 3/08 (2006.01)

G 0 6 N 20/00 (2019.01)

G 0 6 F 16/2452 (2019.01)

【F I】

G 0 6 N 3/08

G 0 6 N 20/00

G 0 6 F 16/2452

【手続補正書】

【提出日】令和 2 年 8 月 28 日 (2020.8.28)

【手続補正 1】

【補正対象書類名】特許請求の範囲

【補正対象項目名】全文

【補正方法】変更

【補正の内容】

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

1 つ以上のコンピュータを含むコンピュータシステムにより実行される方法であって、前記コンピュータシステムは、

データベーススキーマを使用して記憶されたデータに基づく入力自然言語クエリを受信するステップと、

前記入力自然言語クエリのターム、

前記データベーススキーマの列のセット、及び

データベースクエリ言語の語彙

を含む複数のタームからトークンのシーケンスを生成するステップと、

1 つ以上の入力表現を生成するステップであり、各入力表現は、前記トークンのシーケンスをエンコードすることにより取得される、ステップと、

複数の機械学習に基づくモデルにアクセスするステップであり、各々の機械学習に基づくモデルは、前記入力自然言語クエリに対応するデータベースクエリの部分を予測するように構成される、ステップと、

前記複数の機械学習に基づくモデルの各々について、前記機械学習に基づくモデルを入力表現を使用して実行して前記データベースクエリの部分を生成するステップと、

前記データベースクエリの前記生成された部分を組み合わせて前記データベースクエリを取得するステップと、

前記データベースクエリを実行して結果セットを取得するステップと、

を実行する、方法。

【請求項 2】

前記入力自然言語クエリは、クライアントデバイスから受信され、当該方法は、前記結果セットを前記クライアントデバイスに送信するステップをさらに含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

前記複数の機械学習に基づくモデルは、前記データベースクエリ内の集約演算子を決定する集約分類器モデルを含み、前記集約分類器モデルは、多層パーセプトロンを含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 4】

前記複数の機械学習に基づくモデルは、前記データベースクエリの結果列を決定する結果列予測器モデルを含み、前記結果列予測器モデルは、多層パーセプトロンを含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 5】

前記複数の機械学習に基づくモデルは、前記データベースクエリの条件句を決定する条件句予測器モデルを含み、前記条件句予測器モデルは、強化学習に基づく、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 6】

グラウンドトゥースデータベースクエリに基づく結果セットを受信するステップと、
前記生成されたクエリから取得された結果と前記グラウンドトゥースクエリから取得された結果との比較に基づいて報酬値を決定するステップと、
前記報酬値に基づいて前記条件句予測器モデルの重みを調整するステップと、
をさらに含む請求項 5 に記載の方法。

【請求項 7】

前記シーケンスの各トークンに対応する列エンコーディングを決定するステップと、
前記入力シーケンスの各トークンについてのスカラー注目スコアを含むベクトルを決定するステップと、
前記ベクトルをソフトマックス関数を使用して正規化するステップと、
前記入力表現を、対応する正規化されたスコアにより重み付けされた前記列エンコーディングの和として決定するステップと、
をさらに含む請求項 5 に記載の方法。

【請求項 8】

前記複数の機械学習に基づくモデルを勾配降下を使用して訓練して、前記複数のモデルの各々の結果に基づいて損失を表す目的関数を最小化するステップ
をさらに含む請求項 1 に記載の方法。

【請求項 9】

前記 1 つ以上の入力表現を生成するステップは、入力表現 κ^{agg} を、
トークンのシーケンス内の各 t 番目のトークンについて、スカラー注目スコア $\alpha^{in}_t = W^{inp} h^{enc}_t$ を計算し、 h^{enc}_t は、前記入力シーケンス内の t 番目のワードに対応するエンコーダの状態であり、
前記スコアのベクトル $\alpha^{in} = [\alpha^{inp}_1, \alpha^{inp}_2, \dots]$ を正規化して、
前記トークンのシーケンス内の前記トークンにわたる分布を生成し、
前記入力表現 κ^{agg} を、

【数 1】

$$\kappa^{agg} = \sum_t \beta_t^{inp} h_t^{enc}$$

として取得し、 $\beta^{agg} = \text{softmax}(\alpha^{agg})$ 及び $\alpha^{agg} = W^{agg} \tan h(V^{agg} \kappa^{agg} + b^{agg}) + c^{agg}$ である

ことにより計算するステップを含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 10】

1 つ以上の列名を有する前記 SQL クエリの `select` 句を定式化するポインタネットワークで長短期記憶 (LSTM) を使用するステップであり、
列表現及び質問表現のリストを所与として、質問に最もマッチする列を選択することを含み、前記列表現のリストは、各列名を LSTM でエンコードすることにより取得され

、特定の列 j の表現 e^c_j は、

【数 2】

$$h_{j,t}^c = \text{LSTM}(\text{emb}(x_{j,t}^c), h_{j,t-1}^c) \quad e_j^c = h_{j,T_j}^c$$

により与えられる、ステップ、

をさらに含む請求項 1 に記載の方法。

【請求項 11】

強化学習を使用して、データベースに対して前記生成された SQL クエリを実行することにより前記 SQL クエリの where 条件を定式化して、

【数 3】

$$R(q(y), q_g) = \begin{cases} -2, & q(y) \text{ が有効な SQL クエリでない場合} \\ -1, & q(y) \text{ が有効な SQL クエリであり、不正確な結果に対し実行する場合} \\ +1, & q(y) \text{ が有効な SQL クエリであり、正確な結果に対し実行する場合} \end{cases}$$

として定義される報酬 $R(q(y), q_g)$ を取得するステップであり、 $q(y)$ は、前記機械学習に基づくモデルにより生成されたクエリを表し、 q_g は、前記入力自然言語クエリに対応するグラウンドトルスクエリを表す、ステップ

をさらに含む請求項 1 に記載の方法。

【請求項 12】

自然言語要求を処理して SQL クエリの部分を生成するステップであり、

1 つ以上の列名を有する前記 SQL クエリの select 句を定式化するポインタネットワークで長短期記憶 (LSTM) を使用することと、

強化学習により訓練された拡大ポインタデコーダを使用して前記 SQL クエリの where 条件を定式化することと、を含む、ステップ、
を含む方法。

【請求項 13】

多層パーセプトロンを使用して、指定された条件下で選択された列に適用可能な前記 SQL クエリの集約演算を決定するステップ、

をさらに含む請求項 12 に記載の方法。

【請求項 14】

1 つ以上の列名を有する前記 SQL クエリの select 句を定式化するポインタネットワークで長短期記憶 (LSTM) を使用することは、

列表現及び質問表現のリストを所与として、質問に最もマッチする列を選択すること
を含む、請求項 12 に記載の方法。

【請求項 15】

前記列表現のリストは、各列名を LSTM でエンコードすることにより取得され、特定の列 j の表現 e^c_j は、

【数 4】

$$h_{j,t}^c = \text{LSTM}(\text{emb}(x_{j,t}^c), h_{j,t-1}^c) \quad e_j^c = h_{j,T_j}^c$$

により与えられる、請求項 14 に記載の方法。

【請求項 16】

前記 1 つ以上の入力表現を生成することは、入力表現 κ^{agg} を、

トークンのシーケンス内の各 t 番目のトークンについて、スカラー注目スコア $\alpha^{in}_t = W^{inp} h^{enc}_t$ を計算し、 h^{enc}_t は、前記入力シーケンス内の t 番目のワードに対応するエンコーダの状態であり、

前記スコアのベクトル $\alpha^{in} = [\alpha^{inp}_1, \alpha^{inp}_2, \dots]$ を正規化して、前記トークンのシーケンス内の前記トークンにわたる分布を生成し、

前記入力表現 κ^{agg} を、

【数 5】

$$\kappa^{agg} = \sum_t \beta_t^{inp} h_t^{enc}$$

として取得し、 $\beta^{agg} = \text{softmax}(\alpha^{agg})$ 及び $\alpha^{agg} = W^{agg} \tanh(V^{agg} \kappa^{agg} + b^{agg}) + c^{agg}$ である

ことにより計算することを含む、請求項 14 に記載の方法。

【請求項 17】

強化学習を使用して、データベースに対して前記生成された SQL クエリを実行することにより前記 SQL クエリの where 条件を定式化して、

【数 6】

$$R(q(y), q_g) = \begin{cases} -2, & q(y) \text{ が有効な SQL クエリでない場合} \\ -1, & q(y) \text{ が有効な SQL クエリであり、不正確な結果に対し実行する場合} \\ +1, & q(y) \text{ が有効な SQL クエリであり、正確な結果に対し実行する場合} \end{cases}$$

として定義される報酬 $R(q(y), q_g)$ を取得するステップであり、 $q(y)$ は、前記機械学習に基づくモデルにより生成されたクエリを表し、 q_g は、前記入力自然言語クエリに対応するグラウンドトルスクエリを表す、ステップ

をさらに含む請求項 14 に記載の方法。

【請求項 18】

1 つ以上のコンピュータにより実行されたときに前記 1 つ以上のコンピュータにステップを実行させるコンピュータ実行可能コードを含む非一時的コンピュータ読取可能記憶媒体であって、前記ステップは、

データベーススキーマを使用して記憶されたデータに基づく入力自然言語クエリを受信するステップと、

前記入力自然言語クエリのターム、

前記データベーススキーマの列のセット、及び

データベースクエリ言語の語彙

を含む複数のタームからトークンのシーケンスを生成するステップと、

1 つ以上の入力表現を生成するステップであり、各入力表現は、前記トークンのシーケンスをエンコードすることにより取得される、ステップと、

複数の機械学習に基づくモデルにアクセスするステップであり、各々の機械学習に基づくモデルは、前記入力自然言語クエリに対応するデータベースクエリの部分を予測するように構成される、ステップと、

前記複数の機械学習に基づくモデルの各々について、前記機械学習に基づくモデルを入力表現を使用して実行して前記データベースクエリの部分を生成するステップと、

前記データベースクエリの前記生成された部分を組み合わせて前記データベースクエリを取得するステップと、

前記データベースクエリを実行して結果セットを取得するステップと、

を含む、非一時的コンピュータ読取可能記憶媒体。

【請求項 19】

リカレントニューラルネットワーク (RNN) アーキテクチャを生成するコンピュータシステムであって、

1 つ以上のコンピュータプロセッサと、

1 つ以上のコンピュータにより実行されたときに前記 1 つ以上のコンピュータにステップを実行させるコンピュータ実行可能コードを含む非一時的コンピュータ読取可能記憶媒体と、

を含み、前記ステップは、
データベーススキーマを使用して記憶されたデータに基づく入力自然言語クエリを受
信するステップと、
前記入力自然言語クエリのターム、
前記データベーススキーマの列のセット、及び
データベースクエリ言語の語彙
を含む複数のタームからトークンのシーケンスを生成するステップと、
1つ以上の入力表現を生成するステップであり、各入力表現は、前記トークンのシー
ケンスをエンコードすることにより取得される、ステップと、
複数の機械学習に基づくモデルにアクセスするステップであり、各々の機械学習に基
づくモデルは、前記入力自然言語クエリに対応するデータベースクエリの部分を予測する
ように構成される、ステップと、
前記複数の機械学習に基づくモデルの各々について、前記機械学習に基づくモデルを
入力表現を使用して実行して前記データベースクエリの部分を生成するステップと、
前記データベースクエリの前記生成された部分を組み合わせて前記データベースクエ
リを取得するステップと、
前記データベースクエリを実行して結果セットを取得するステップと、
を含む、コンピュータシステム。