

# 自動運転のための駐車指示から 空間意味記述表現への変換パーザの精度向上に関する取り組み

稲子明里<sup>†</sup>塚原裕史<sup>‡</sup>小林一郎<sup>†</sup><sup>†</sup>お茶の水女子大学<sup>‡</sup>株式会社デンソーアイティラボラトリ<sup>†</sup>{g1320504, koba}@is.ocha.ac.jp, <sup>‡</sup>htsukahara@d-itlab.co.jp

## 1 はじめに

近年, 車の自動運転の実用化に向けた動きが活発化している. 車を運転できない人でも自動運転車を操作するために, より操作を容易にする手法の開発が期待されている. なかでも, 口頭指示による対話的な操作は, 車への意思疎通を行う手段として今後必要になることが予想される. そこで我々は, 自然言語で表現された操作指示内容と実世界との対応づけ (グラウンディング) を目的とし, 駐車指示内容を車の操作へと結びつける空間意味記述の生成を目指す. 先行研究において, 我々は駐車指示を空間意味記述の前段階となる構文木へ変換する手法を提案し, そのパーザを実装した [1]. その後パーザの best- $n$  解のリランキングによって, 精度を向上する手法を提案した [2]. これを踏まえて本研究では, 提案したリランキング手法に基づくリランカーを実装し, 性能を検証する.

## 2 関連研究

パーザの  $n$ -best リストのリランキング手法は, Collins ら [3] と Charniak ら [4] によって導入されている. 彼らは, 構文解析において識別モデルを用いて解候補のリランキングを行った. 係り受け解析においては, Sangati ら [5] は生成モデルを用いたリランキング手法を提案した. Hayashi ら [6] は識別的フォレストリランキングアルゴリズムを用いた. これらの解析結果から, リランキング手法は解析性能を有意に向上させることが示された. 識別的モデルを用いたリランキングの利点は, ローカルな特徴量のみならず, グローバルな特徴量を抽出できることである. そこで我々は識別モデルを用いたリランキング手法を採用した.

## 3 提案手法の概要

駐車指示内容を車の操作へと結びつけるための空間意味記述として Kollar ら [7] によって提案された Spatial Description Clause (SDC) という意味構造を用いる. 我々は, 言語指示に対する SDC を生成する際に, 前処理として, 文における空間的意味の依存関係が構文木として表示できるような Combinatory Categorical Grammar (CCG) [8] による文法を定義し, この構文木から SDC への変換を行うことを目指している. 本研究では, CCG で扱われている統語カテゴリを用いず, SDC のタイプに従いカテゴリを定義した. SDC には EVENT, OBJECT, PLACE, PATH, STATE, VIEW の 6 つのタイプが存在し, E(EVENT), O(OBJECT), L(PLACE), P(PATH), S(STATE), V(VIEW) を CCG における基底カテゴリとして扱う. また指示内容と観測した物体とのグラウンディングには, Generalized Grounding Graphs [9] という確率的グラフィカルモデルを拡張して用いる. 図 1 に提案手法の概要を示す. 本研究では, 点線で囲まれた言語, CCG パーザ, SDC の部分に焦点を当て, CCG パーザから出力された構文木の候補のリランキング手法の提案を行う.

## 4 リランキング

実装したパーザ [1] の best 解による評価では良い精度は得られなかった. 但し, 5-best 解まで見ると, そこに正解が含まれる確率が高いということが分かった [2]. このパーザは, Shift-Reduce 法により実装されており, 構文木のグローバルな素性が考慮できていない. そこで先行研究 [2] では, 言語を CCG の構文木に変換するパーザの出力の識別的リランキングを行う手法を提案した. パーザにおいて考慮されていない構文木のグローバルな構造を素性として取り入れることにより精度の改善を試みた. Charniak ら [4] は, リランキングにおいて, 対数線形モデルを用いて最尤推定を行い, 推

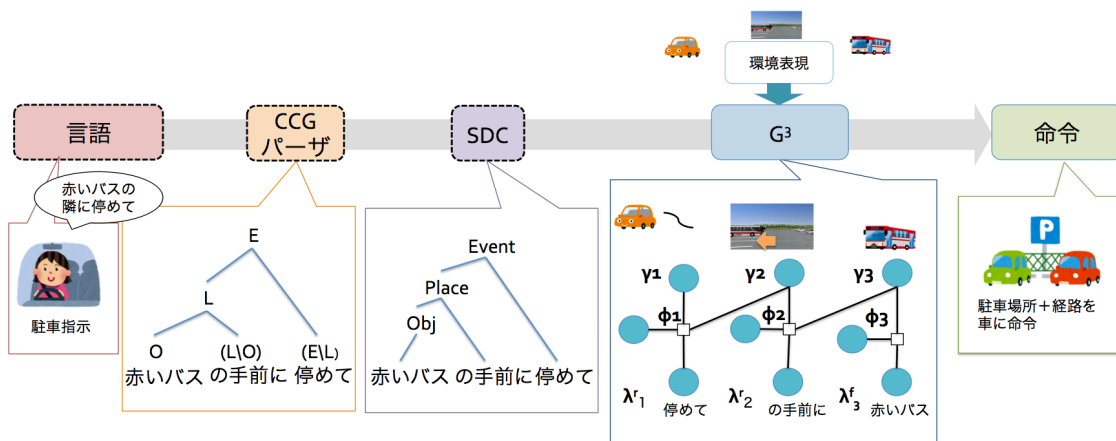


図 1: 提案手法の概要

定確率を解候補のスコアとした。我々は彼らの研究を参考にし、識別モデルには多クラスロジスティック回帰を用い、最もスコアが高い構文木を解とする。訓練データを作成する際は、正解データを正クラス、出力された解候補の中で正解データでない候補を負クラスとする。本研究における課題の特性を考慮して、リランカーの素性には関数適用規則のパターンの頻度、単語の N-gram、単語とカテゴリのペア、部分木の頻度をとる。但し、ここでの単語とは、CCG の構文木の終端記号として現れる表層形の文字列で、必ずしも形態素と一致するとは限らない。関数適用規則のパターンの頻度は、構文解析中の関数適用規則  $X/Y \ Y \Rightarrow X$  または  $Y \ X \ Y \Rightarrow X$  がパターンごとにどれくらい出現するかを表す。単語の N-gram はカテゴリが割り当てられている単語のユニグラム、バイグラムとトライグラムである。単語とカテゴリのペアは辞書に含まれる単語とその単語に割り当てられているカテゴリのペアが存在するかどうかである。部分木素性では、構文木の構造的妥当性を表し、構文木中に特定の部分木がどれくらい存在するかを評価する。この素性により、ある程度構文木のグローバルな性質が考慮されるようになると思われる。部分木としては、葉を含む深さ 2 から 5 の木を考える。例として、「赤い車の隣に停めて」の構文木 (図 2) から抽出された素性について説明する。この構文木の関数適用規則のパターンの頻度は  $O \ L \ O \Rightarrow L$  が 1 回、 $L \ E \ L \Rightarrow E$  が 1 回である。単語の N-gram は、「赤い車」、「の隣に」、「停めて」のユニグラム、バイグラムとトライグラムである。単語とカテゴリのペアは、「赤い車」と  $O$ 、「の隣に」と  $L \ O$ 、「停めて」と  $E \ L$  である。部分木素性の事例は図 3 における構文木の太線部分で示した。

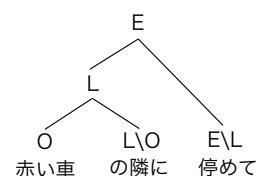


図 2: 「赤い車の隣に停めて」の構文木

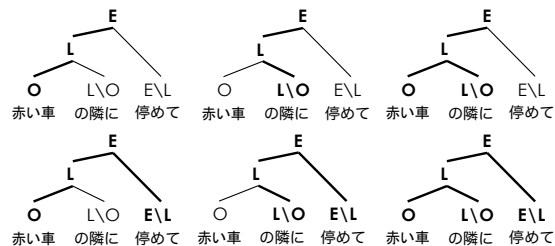


図 3: リランキングで扱われる部分木素性の例

## 5 実験

今回実装したリランカーに対する評価実験について述べる。

### 5.1 実験設定

対象データには、クラウドソーシングによって集められたコンビニエンスストアの駐車場で駐車シーンにおける 6,019 文の日本語の駐車指示コーパスを用いた [1]。このコーパスにはランドマークを含まない指示、ランドマークを 1 つ含む指示、ランドマークを 2 つ含む指示文が含まれている。駐車可能なスペースの数は 3 つである。駐車指示文には、CCG の構文木がアノテーション付けられており、構文木の種類は全部で 381 種類存在する (表 1)。これらの構文木中で出現する意

表 1: 駐車指示コーパスにおける構文木のタイプ (一部)

NO.	CCG ベースの文法による構文解析パターン	例文	事例数	精度	精度 (リ)
1	(E (L (O (L\O)) (E\L)))	入り口の近くに停めて	586	0.916	0.928
2	(L (O (L\O)))	コンビニ前	562	0.902	0.902
3	(E (L (O (((O/O) (O (O/O)\O)) O) (L\O)) (E\L)))	黒い車の右の車の右側に停めて	451	0.843	0.927
4	(L (O (((O/O) (O (O/O)\O)) O) (L\O)))	コンビニの前の白い車の右隣	417	0.859	0.933
5	(E (L ((L/L) (O (L/L)\O) L) (E\L)))	黒い車から一番離れた場所に停めて	295	0.271	0.922
6	(L ((L/L) (O (L/L)\O) L))	トイレから反対側の右側	292	0.288	0.955
7	(E (L (L (O (L\O)) (L\L))) (E\L))	黒いクルマからずっと奥の一番右に停めて	137	0.898	0.920
8	(L (L (O (L\O)) (L\L)))	コンビニとは反対側の真ん中	131	0.847	0.847
9	(L ((L/L) (O (L/L)\O) L (O (L\O))))	白い車の横でコンビニ前	128	0.227	0.727
10	(L (O (S (L (O (L\O)) (S\L)) (O\S)) (L\O)))	歩行者の右側にある白いクルマのさらに右側	117	0.265	0.923
...	...	...	...	...	...
372	(L (S (L\S) ((L\S)/L L)))	空いてる右端のスペース	1	1.0	1.0
373	(L ((L/L) (S (L (O (L\O)) (S\L)) (L/L)\S) (L (S (L\S))))	トイレの前ではなくて右側の空いてるスペース	1	1.0	0.0
374	(E (O ((O/O) (O (S (L (O (L\O)) (L\S)) (O\S)) (O/O)\O) O) (E\O)))	トイレの隣にあるコンビニの入口に停めて	1	1.0	1.0
375	(L ((L/L) (O (L/L)\O) (L (S (O (S\O)) (L\S)) ((L\L) (O (L\L)\O))))	白いクルマの歩行者がいない方、コンビニ側	1	0.0	1.0
376	(L (S (O (S\O)) ((L\S) (V (O (V\O)) (L\S)\V))))	歩行者がいない白いクルマの向かって右側	1	0.0	0.0
377	(E (S (O (S\O)) ((E\S) (L (O ((O/O) (O (O/O)\O) O) (L\O)) (E\S)\L))))	歩行者は避けてコンビニの入口の前に停めて	1	0.0	0.0
378	(L (S (O ((O/O) (O ((O/O) O) (O/O)\O) O) (S\O)) (L\S))	一番右側のコンビニ入口の前の歩行者がいないところ	1	0.0	0.0
379	(E (L ((L/L) (S (L (S\L)) (L/L)\S) (L (S (L\S)))) (E\L)))	真ん中にある目の前の空きスペースに停めて	1	1.0	1.0
380	(S (L ((L/L) L) (S\L)))	真ん中の駐車場が空いています	1	1.0	0.0
381	(E (L (S (O ((O/O) (O ((O/O) (O (O/O)\O) O) (O/O)\O) O) (S\O)) (L\S)) (E\L)))	黒いクルマと白いクルマの間の歩行者がいるところに停めて	1	0.0	0.0

味カテゴリーの数は, 45 となった (表 2). 10 分割交差検定を行い, リランキングした場合としない場合の精度を比較する.

表 2: 駐車指示コーパスの構文木アノテーションに含まれる意味カテゴリー

カテゴリ
S, (S/S), (L\S)\O, (L/L)\S, (S\L), (L\S)\S, (L\L)\S, (S/S)\O, V, (L\S)\V, (L\V)\O, (V\O), (V\L), (L\V), (L\V)\L, (L\S), (L\S)\L, (S\L)\L, (O/O)\S, (E\S)\L, (O\S), (S\O), (E\S), (O\V), (L\V)\L, (O/O)\V, (L/L)\V, (E\L)\S, (E/S)\S, (S/E), (L\L)\O, (S\L)\O

## 5.2 実験結果と考察

表 1 にコーパスにおける構文アノテーションのカテゴリの組み合わせによる駐車指示のタイプを示した。「事例数」は, 構文木が左から 2 列目の構文解析パター

表 3: パーザの精度

リランキング	全体の正解率	構文解析できた確率	構文解析できた文の正解率
なし	0.618	0.937	0.659
あり	0.847	0.937	0.904

ンの構造を持つ駐車指示文の数を示す。「精度」は, 構文木のタイプごとのパーザによって正しく構文解析された駐車指示の割合である。「精度 (リ)」はリランカーによって出力される構文木が正しい確率である。正しく構文解析されているかに対する確認は, 単語に付与されるカテゴリが正解データと一致しているかで判断した。パーザのみによる解析では, 「(X/X)\Y」(X, Y は任意のカテゴリで, X と Y は異なる) などの複雑なカテゴリを含むタイプの文の精度が低い傾向にあった。しかし, リランキングを行うことによって, 精度の大幅

な向上が見られた。リランキングを行っても精度が低い文のタイプは、元々文数が少なく、学習データが足りていない傾向にあった。事例数が10文以上になれば、リランキングの精度の向上が見られた。

次にリランキングを適用した場合と適用していない場合のコーパス全体での精度の結果を表3に示す。「全体の正解率」は、すべてのデータのうち構文解析パターンが解と同じだった割合。「構文解析できる正解率」は、すべてのデータのうち構文解析できた割合。「構文解析できた正解率」は、構文解析できたデータの中で正解だった割合を表す。リランキングを行ったことにより、全体の精度が改善されたことがわかる。また構文解析できなかった文とパーザの出力の解候補中に正解が1つも入っていない文を抜けば、リランキングをした場合の精度は0.943となる。さらに精度を向上させるには、未知語処理を実装することにより、構文解析できる確率を上げることと、文数の少ないタイプの言語データの拡充が必要だと考えられる。また、現在正解データは1文につき1個であるが、実際には複数の解釈ができる文が存在する。これらの文に対しては、複数の正解データが当てはまるとすれば、さらに精度は高くなることが期待される。

## 6 まとめと今後の課題

本研究では、操作指示文を構文木に変換するパーザの出力に対するリランカーを実装した。さらに、実装したリランカーを日本語の駐車指示のコーパスにより評価した。リランカーのスコアモデルの素性に構文木のグローバルな構造を加えることにより、言語から構文木への変換精度が大きく向上した。今後は言語データの拡充や構文木からSDCへの変換、未知語処理の実装を行なう。

## 参考文献

- [1] 稲子明里, 塚原裕史, 小林一郎, 「自動運転の言葉による指示を対象にした空間的意味表現の構造化への取り組み」, 2B3-OS-07a-5in2, 愛知, 2017年度人工知能学会全国大会(第31回), 2017.
- [2] 稲子明里, 塚原裕史, 小林一郎, 「駐車指示から空間意味記述への変換パーザの開発」, TG1-4, 山形, 第33回ファジィシステムシンポジウム, 2017.
- [3] Michael Collins and Terry Koo, “Discriminative reranking for natural language parsing”, Computational Linguistics, 25-70, 2005.
- [4] Eugene Charniak and Mark Johnson, “Coarse-to-fine n-best parsing and maxent discriminative reranking”, In Proceedings of the 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL '05), pp.173-180, 2005.
- [5] Federico Sangati, Willem Zuidema, and Rens Bod, “A generative re-ranking model for dependency parsing”, In Proceedings of the 11th International Conference on Parsing Technologies, pp.238-241, 2009.
- [6] Katsuhiko Hayashi, Shuhei Kondo, and Yuji Matsumotoy, “Efficient stacked dependency parsing by forest reranking”, TACL, 1:139-150, 2013.
- [7] T.Kollar, S.Tellex, D.Roy, N.Roy, “Toward Understanding Natural Language Directions”, ACM/IEEE Int '11 Conf. on Human-Robot Interaction (HRI), pp.259-266, 2010.
- [8] Mark Steedman, “The Syntactic Process”, The MIT Press, Cambridge, Mass, 2000.
- [9] S.Tellex, T.Kollar, S.Dickerson, M.R.Walter, A.G.Banerjee, S.Teller, N.Roy, “Understanding Natural Language Commands for Robotic Navigation and Mobile Manipulation”, AAIL, 2011.