

意味的類似度を利用した 日本語クエリ書き換えのための統一적アプローチ

萩原 正人(名古屋大学) 鈴木 久美(Microsoft Research)

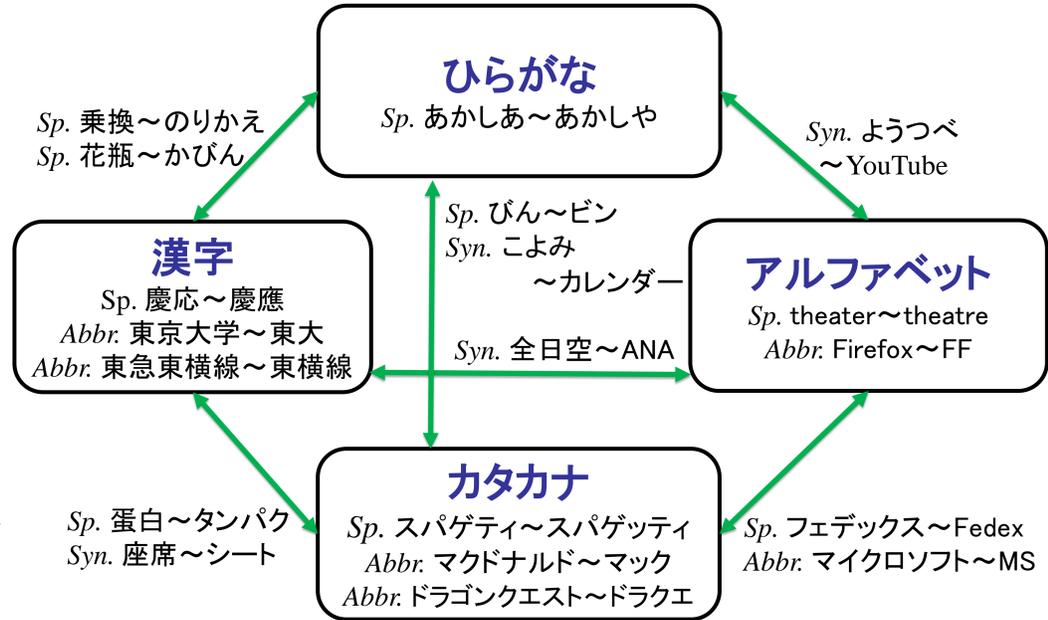
背景: クエリ書き換えの必要性

- 10%以上のWeb検索クエリは誤りを含む
- 英語以外の言語では未着手
 - 英語のクエリ訂正 (Cuceran and Brill 04), (Li et al. 06), ...
- 日本語特有の問題
 - 文字種: e.g. たんぱくしつ, タンパク質, 蛋白質, ...
 - 翻字の異表記: e.g. スパゲティ, スパゲッティ

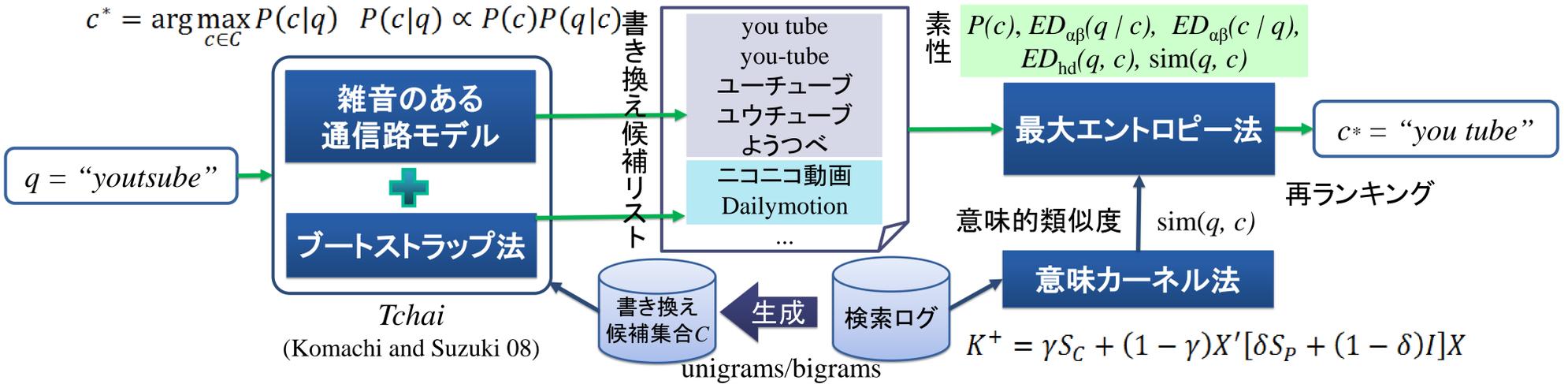
目的: クエリ書き換えの統一적フレームワーク

- 特定の文字種や表記の類似度に限定しない
- スペル訂正の他に, 異表記, 略称, 同義語も対象
- 意味的類似度に基づくカーネル法の利用

日本語における文字種と異表記



クエリ書き換えモデル



雑音のある通信路モデル

- 言語モデル $P(c)$... 検索ログ中の相対頻度
- 英語-仮名(ローマ字)の翻字モデル $ED_{\alpha\beta}(q|c)$
 - 編集距離の一般化 ($\alpha \rightarrow \beta$) (Brill and Moore 00)
 - Wikipediaの対応付きタイトル(59Kペア)から学習
- 仮名(ローマ字)間の異表記モデル $ED_{hd}(q, c)$
 - 繰り返し(aa→a, a→aa)のコストを0にした編集距離
- 漢字の読みモデル (予定)
 - (単漢字, 読み)のbigram言語モデル

意味カーネル法

- 検索ログ中の文脈の分布類似度 (Li et. al 06)
- 候補-文脈の共起グラフカーネル (Kandora et al. 02)
 - von Neumann Kernel, Exponential Kernel
 - 文脈の相関を考慮可能
- 補完カーネルにより文脈のスパースネスを解消
 - “YouTube” c_1 — p_{1o} — “動画+#”
 - “ニコニコ” c_2 — p_{2o} — “#+動画”
 - “You+Tube” c_3 — p_{3o} — “#+アニメ”
 - 綴りの類似度により補完

実験

訓練データの作成

- 書き換えペア候補を提示し, 効率的に作成
 - 従来手法: gogle を提示 → ユーザー意図が不明
 - 提案手法: (“gogle”, “google”) → OK/NGを判断
- ペア候補はセッションログから自動生成
 - 同じユーザーが3分以内に q_1 と q_2 を入力
 - q_1 のクリック数 = 0 かつ q_2 のクリック数 > 0
 - 対数尤度比 $LLR(q_1, q_2)$ が閾値以上 (Jones et al. 06)
- 評価者間で高い一致率 (95.7%)
- データセット
 - Live Search 検索ログ2ヶ月分 (約100万異なりクエリ)
 - Train: 4,618ペア, Dev.: 628ペア, Test: 1,243ペア

結果: 各モデルの性能比較

	モデル	正解率	再現率	精度
雑音のある通信路 類似度なし	SC	71.12	63.79	54.76
	ME-NoSim	74.58	70.20	60.77
	ME-Cos	74.18	71.18	59.10
コサイン類似度	ME-vN	74.34	71.18	60.33
	ME-Exp	73.61	70.20	59.01
	ME-vN+	75.06	69.70	61.52
補完カーネル法	ME-Exp+	75.14	68.23	61.56

- OK: ipot → ipod, ハリポタ → ハリーポッター
- NG: 2tyann → 2ちゃんねる (正解: 2ちゃん)
- NG: サンドイッチ → サンドウィッチ (正解: サンドイッチマン)
- NG: フィギア → フィギュア (正解: フィギュアスケート)
- 限定的な正解