

効果の高いランディングページ 作成支援に向けた広告テキストからの 効果予測および推薦モデルの構築

北田 俊輔¹, 岩崎 祐貴², 富樫 陸², 山口 光太², 彌富 仁¹

¹法政大 理工学研究科 応用情報工学専攻, ²株式会社CyberAgent

>> Summary <<

- 入力される Ad と LP (landing page) のテキストから
配信効果 (conversion rate; CVR) を事前に予測可能とした
 - BERTを元にした枠組みに、予測に寄与する
モダリティを学習する **modality attention** 機構を
新たに提案 & 導入
- 入力される Ad と LP から配信効果が高いと
推定される LP の候補を推薦可能とした
 - triplet loss による距離学習を元に、入力された
Ad と LP から CVR が高い LP を提示
 - 距離尺度を満たすような変換をする学習法を提案

>> Background <<

■ Adをクリックした後に現れる LPの効果は予測できるか？

- 配信効果の高いAdの評価や自動生成が
2019年頃から活発に研究されはじめてきた
[Kitada+ KDD'19, Mishra+ CIKM'20, Kamigaito+ NAACL'20]
- 本研究ではAdに加えてLPに着目し、
マルチモーダルな情報からモダリティ間の
局所的・大局的な特徴を効率
よく捉える必要がある

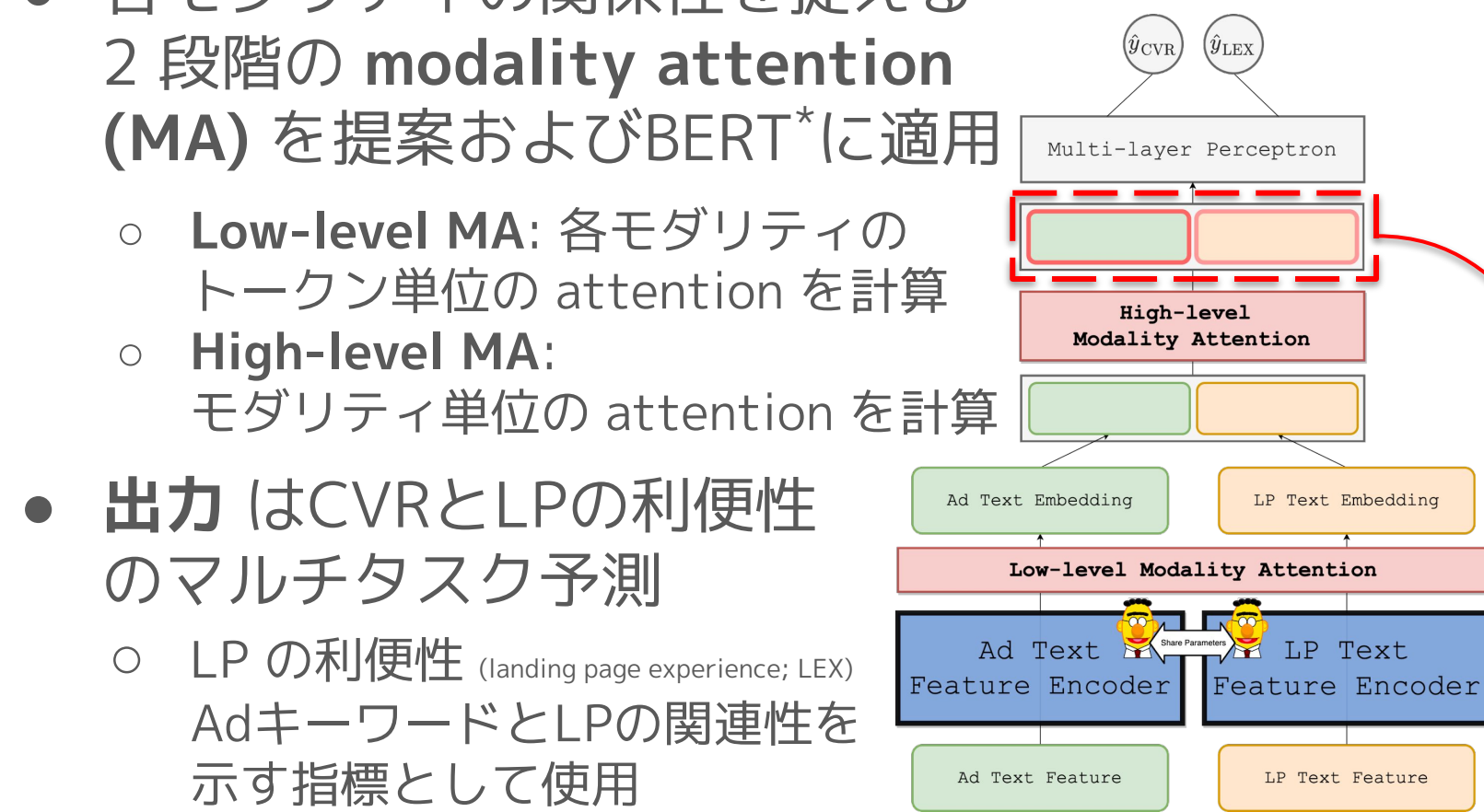
■ 高効果なLPとはどんなものか？

- 自身よりも CVR が高いLPが
近い特徴表現となるような
学習をすることで実現可能
- 上記の学習を実施する上で
距離尺度を満たす必要あり

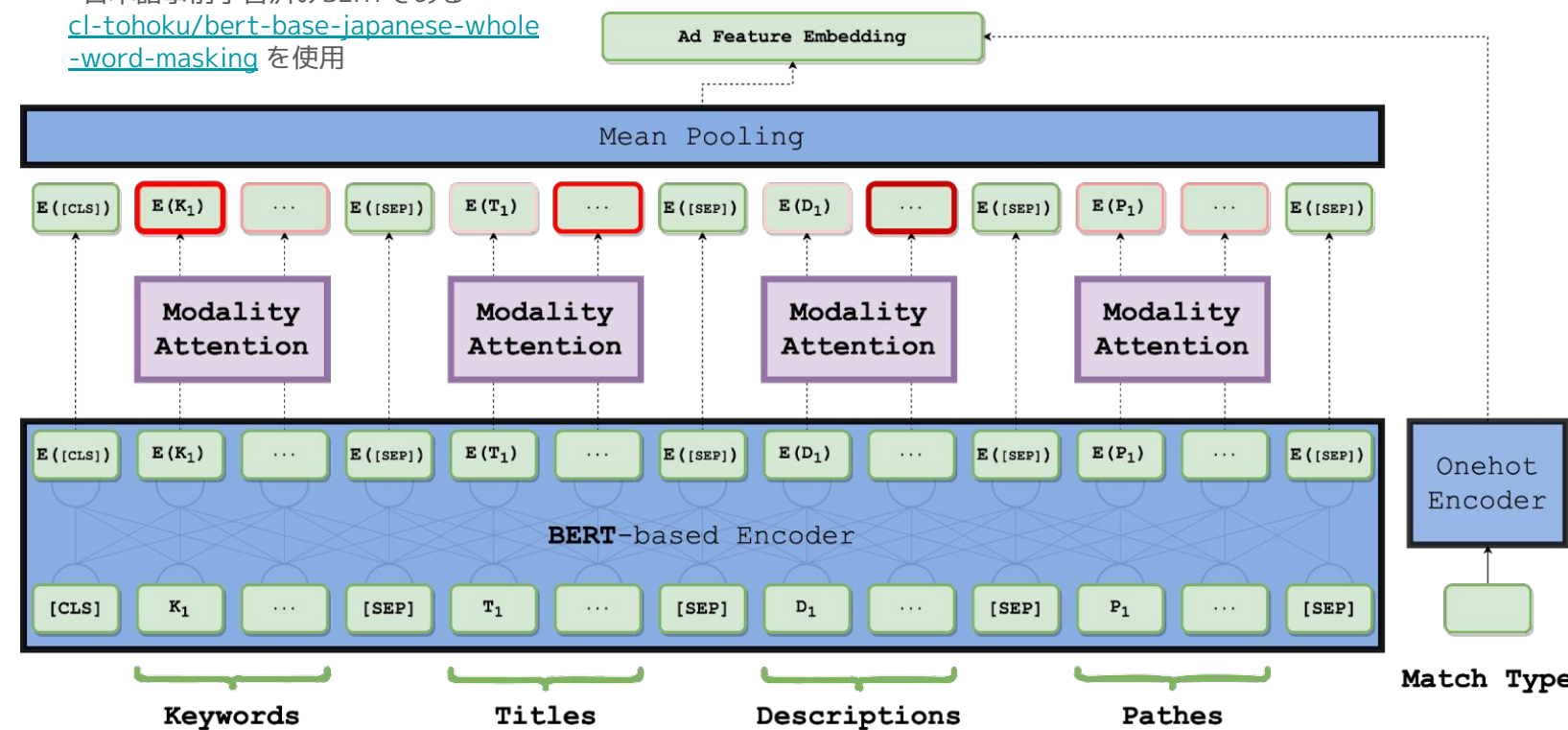
>> Proposed Model – Ad と LP テキストからの効果予測 & 配信効果の高い LP の推薦 <<

■ Ad と LP テキストからの効果予測

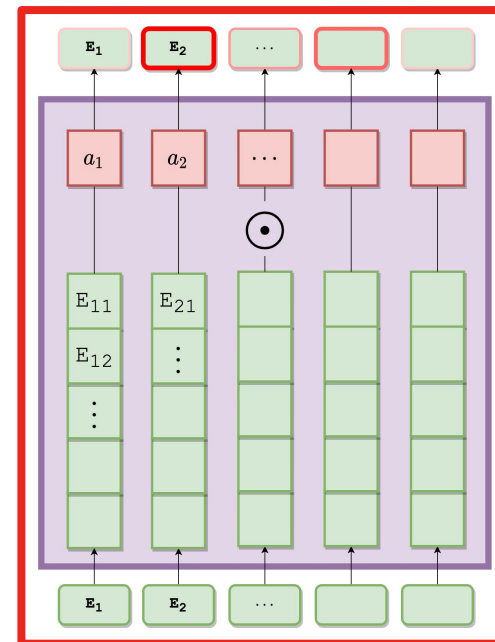
- 入力 は Ad と LP のテキスト
 - Ad**: keyword, title, descriptions, paths, ...
 - LP**: ページのスクリーンショットに OCR を適用して
テキストや物体認識結果をすべてテキストとして取得
- 各モダリティの関係性を捉える
2 段階の **modality attention**
(MA) を提案およびBERT*に適用
 - Low-level MA**: 各モダリティの
トークン単位の attention を計算
 - High-level MA**:
モダリティ単位の attention を計算
- 出力 はCVRとLPの利便性
のマルチタスク予測
 - LP の利便性 (landing page experience; LEX)
AdキーワードとLPの関連性を
示す指標として使用



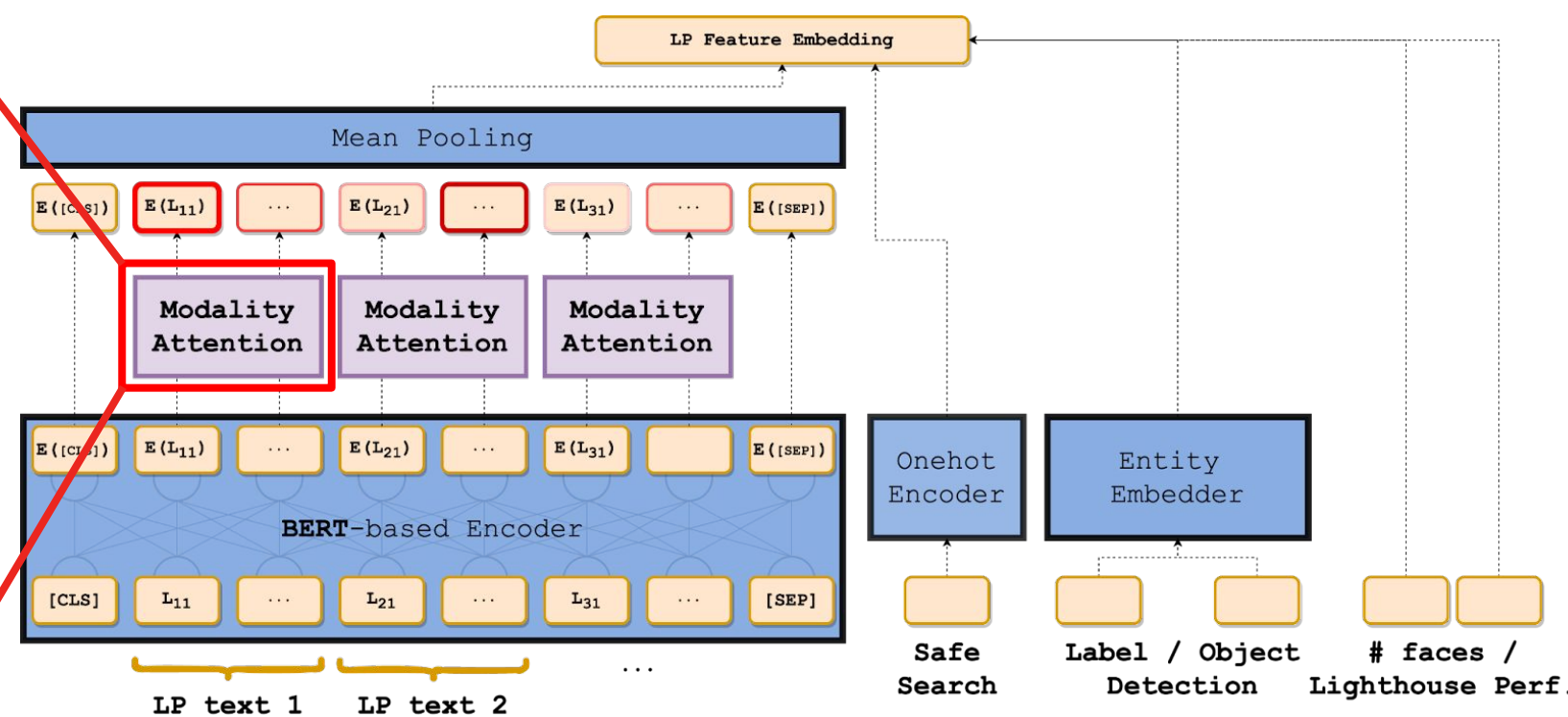
*日本語事前学習済みBERTである
[cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking](#) を使用



人気 住宅 ローン 約 30 社 徹底 比較

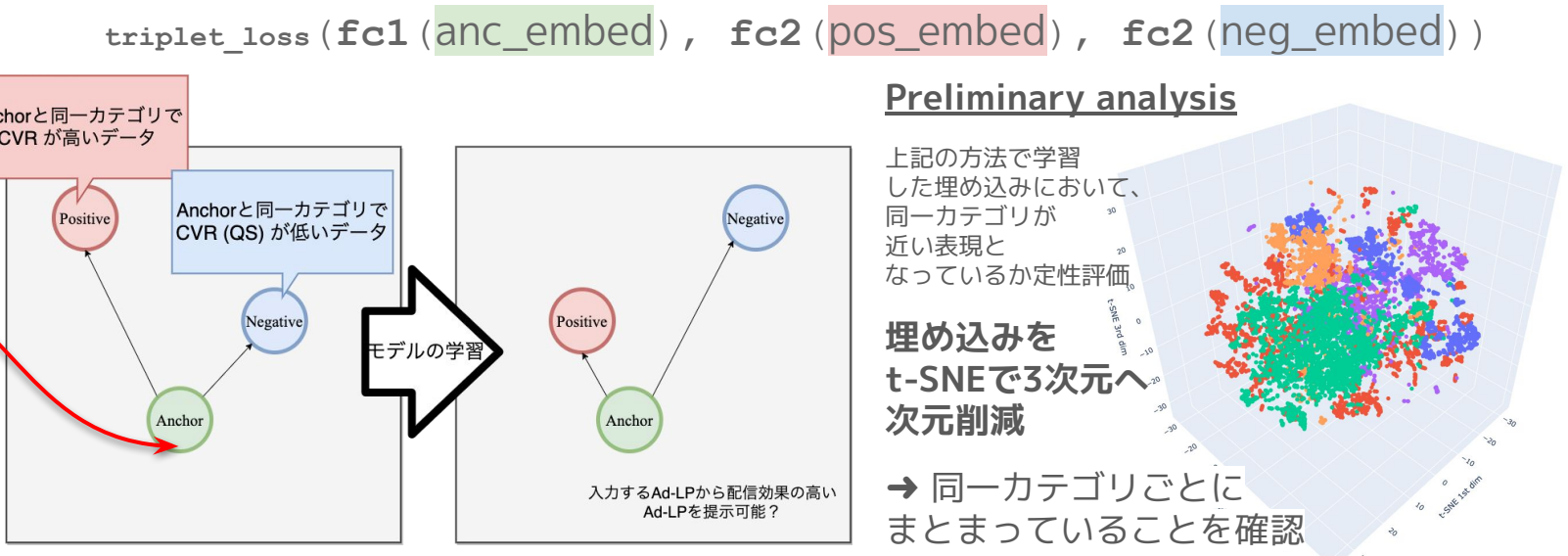


人気 住宅 ローン 約 30 社 徹底 比較



■ 配信効果の高い LP の推薦

- 距離学習を元にした triplet loss で実現
 - anchor** (入力 Ad - LP) に対して同一カテゴリからCVRが高い
LP を **positive**, 低い Ad - LP を **negative** として学習
 - このままだと距離の公理を満たさないため、以下のよう
に別空間に一旦射影してから triplet loss を計算:

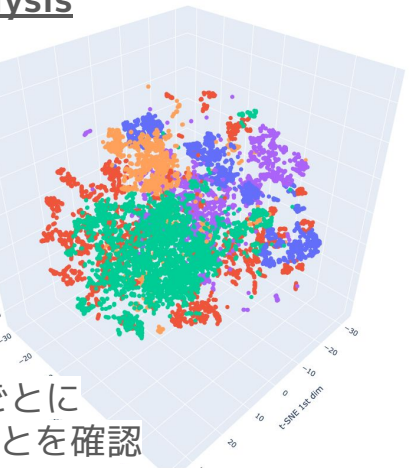


Preliminary analysis

上記の方法で学習
した埋め込みにおいて、
同一カテゴリが
近い表現と
なっているか定性評価。

埋め込みを
t-SNEで3次元へ
次元削減

→ 同一カテゴリごとに
まとまっていることを確認



>> Experiments & Results <<

■ AdとLPテキストからの効果予測結果

- CVR予測データセットとして
株式会社CyberAgentで収集した
248,235 件のAd-LP データを使用
- ベースラインとして LightGBM を使用し、
提案法と同じマルチモーダル特徴を入力
 - Vanilla は単に特徴を BERT へ入力したもの

	Model	RMSE↓	MAPE↓	AUC↑
実用的なアプリケーションで 採用される LightGBM ベースの モデルを上回る性能を更新	LightGBM	0.6563	1.3892	0.6182
LMA vs. HMA では LMA に軍配 → 粒度の細かい単位のモダリティ への注意が予測に寄与している	Vanilla	0.5654	0.9091	0.8015
	+ LMA	0.5627	0.8454	0.8106
	+ HMA	0.5638	0.8471	0.8072
	+ LMA + HMA	0.5619	0.8687	0.8259

■ 配信効果の高い LP の推薦



Pros.

- インテリアっぽい LP に対して
インテリアっぽい LP が推薦させている
 - すべてがインテリアっぽい LP では
なく、雰囲気似ているような
別業種な LP が推薦されている
- 色テーマが似ている LP が推薦されている
 - 色情報自体は入っていない

Cons.

- なぜ推薦されているかが分かりづらいもの
もあり、どの箇所が効いているのか不明
 - 学習された modality attention から
予測に寄与している部分を示す