

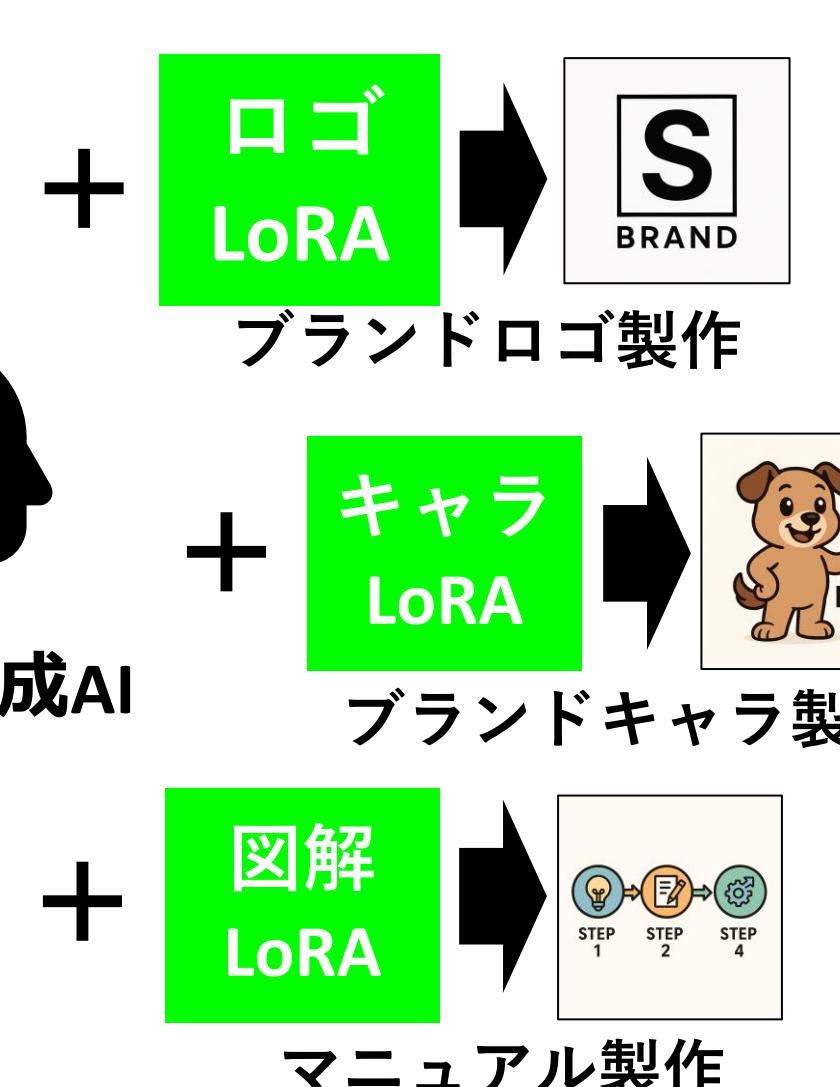
# C-4 画風変換LoRAの内部パラメータによるモデルの埋め込み表現の獲得

金田 悠路 (静岡大学)

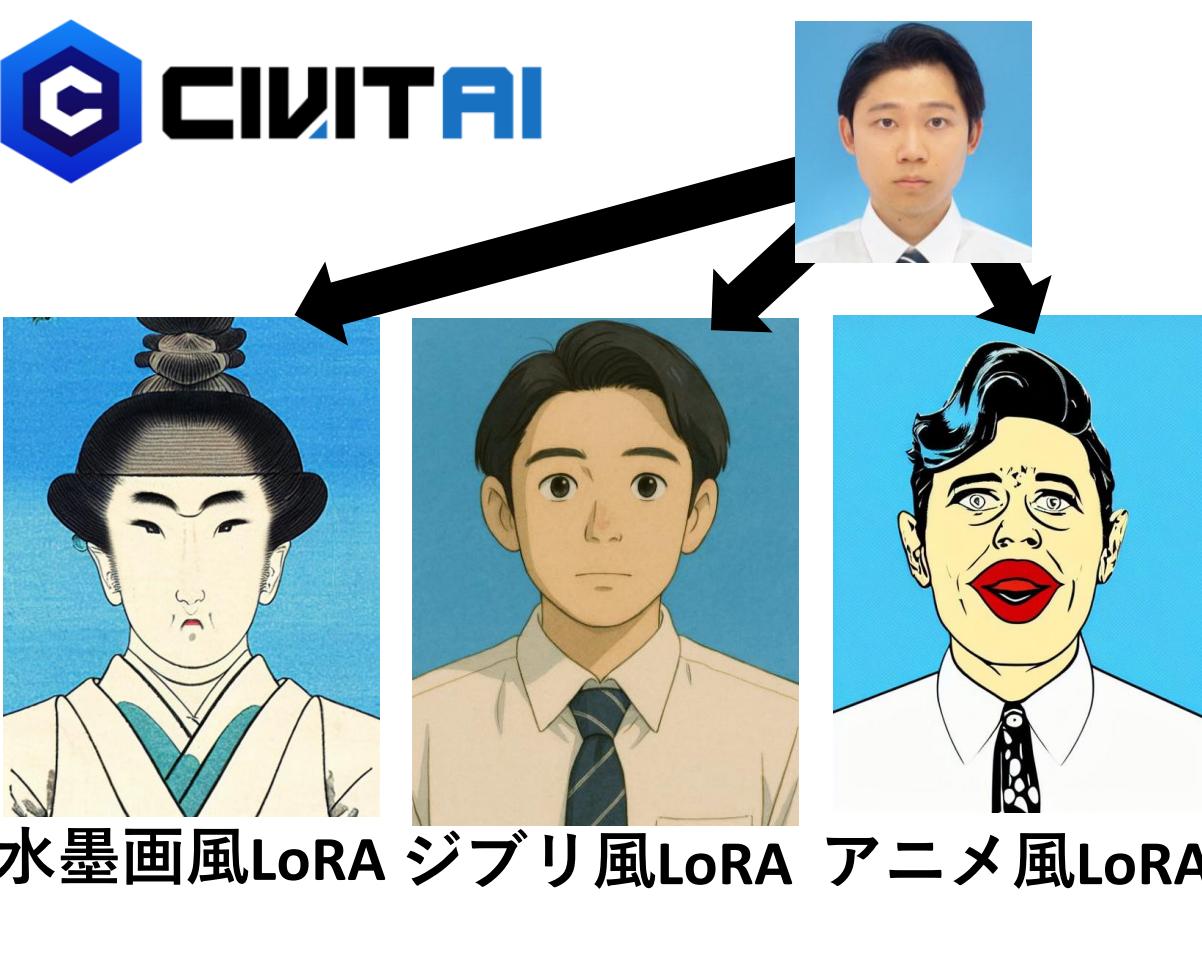
## 背景

### LoRAの共有が当たり前に

様々な業務をLoRAによって管理



LoRAを共有するプラットフォームの存在



数十万件のLoRAが公開中

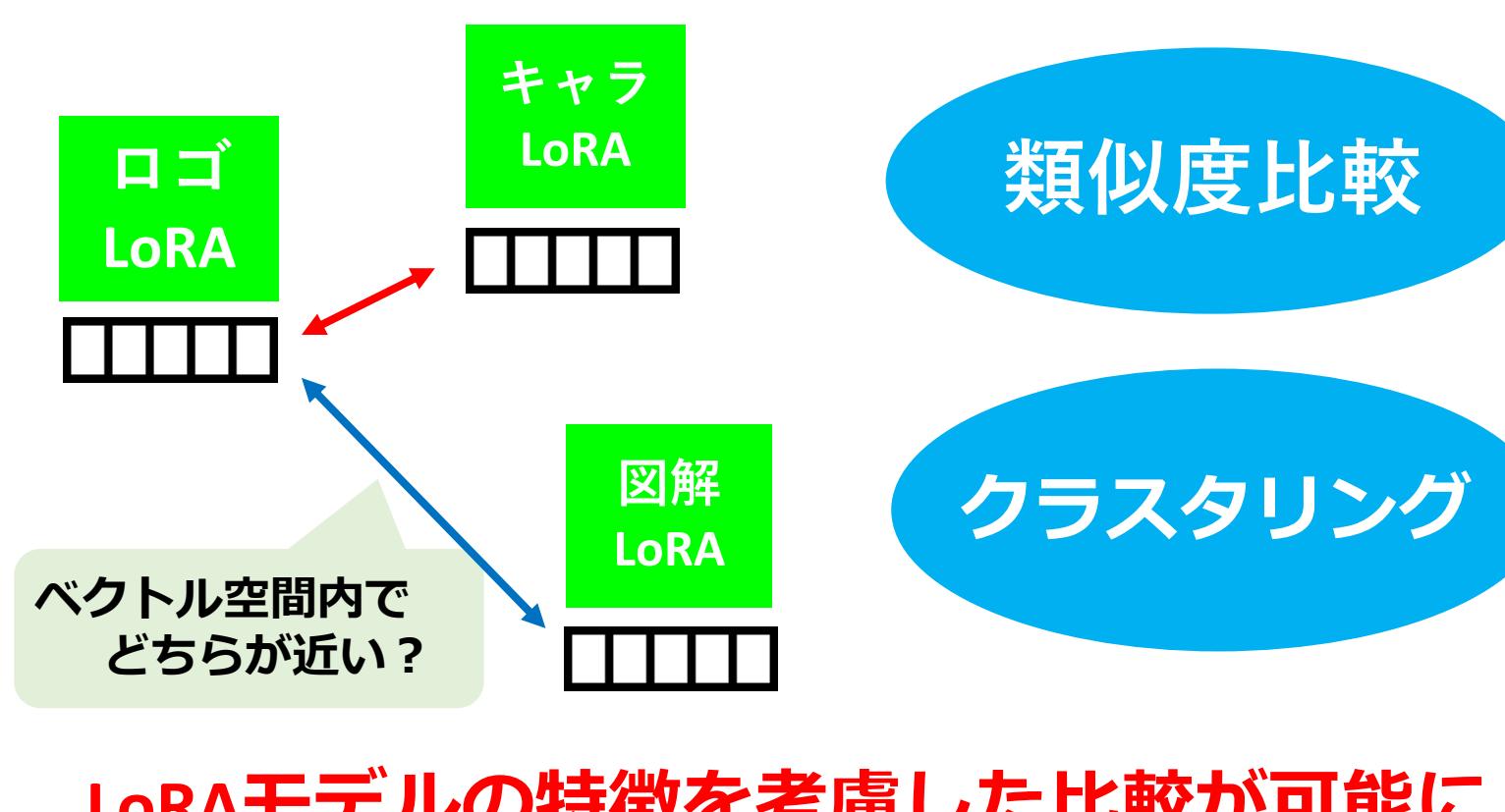
様々なタスクに特化させた

LoRAを大量に保有・運用

## 一 ニ ズ

### LoRAモデルをベクトルとして扱いたい！

メリット① LoRAモデル間の...  
距離計算が可能！

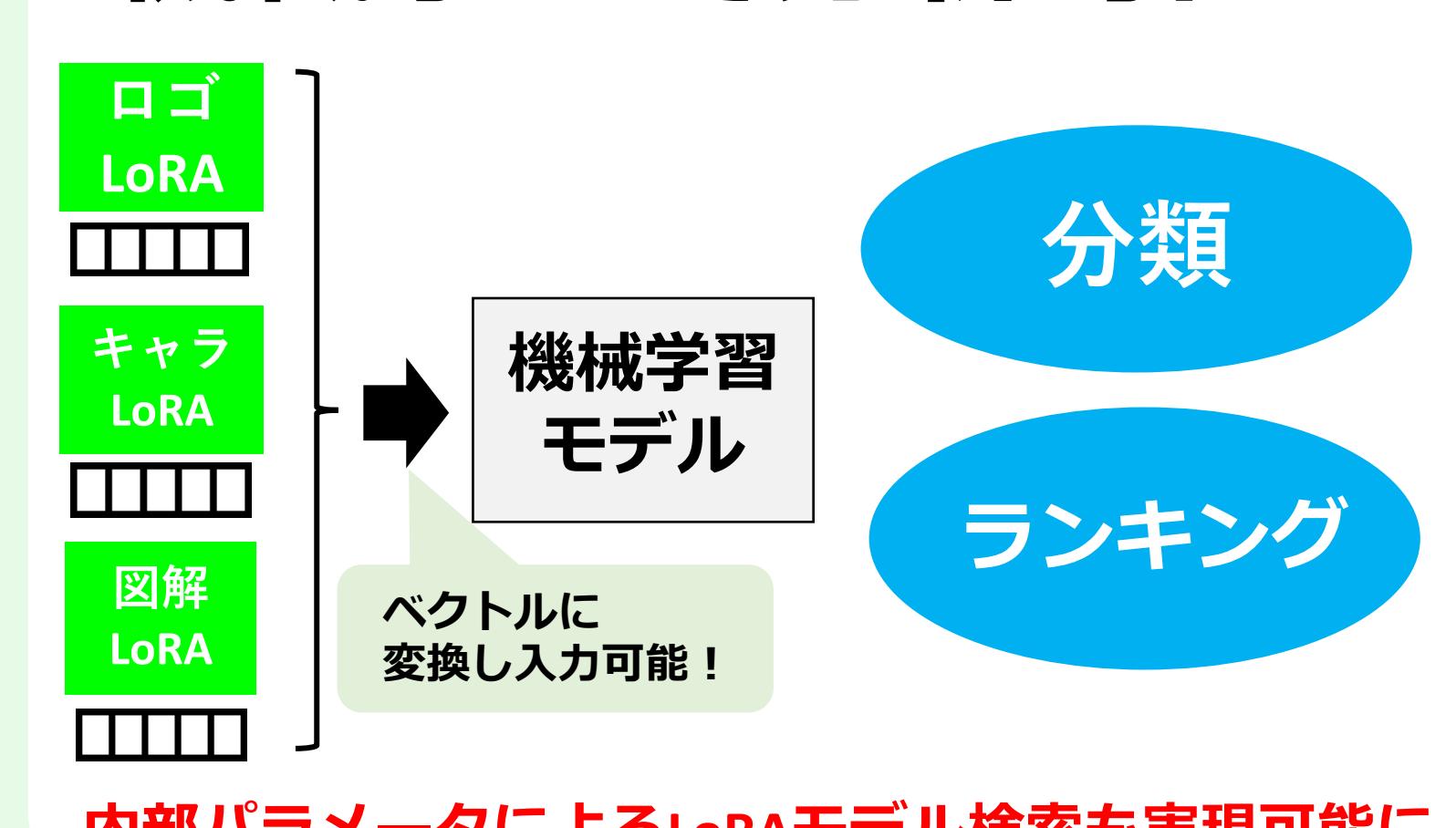


LoRAモデルの特徴を考慮した比較が可能に

メタデータでのベクトル化が一般的だが...  
{・メタデータ} {・出力例} のない未知なLoRAをベクトル化したい！

メリット② LoRAモデルを...

機械学習で分析可能！



内部パラメータによるLoRAモデル検索も実現可能！

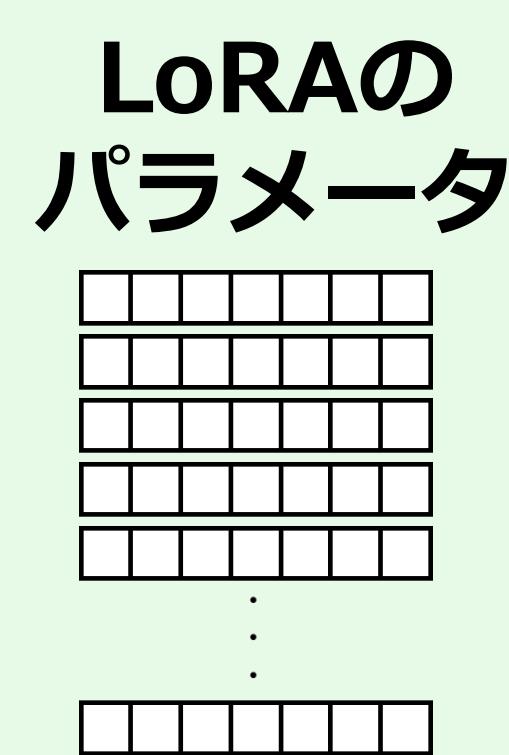
内部の重み

# LoRAモデルの内部パラメータから モデルをたかだか数次元の密ベクトルに！

## 提案 LoRAのパラメータから

### 次元圧縮×距離学習によってベクトル化！

#### 入力



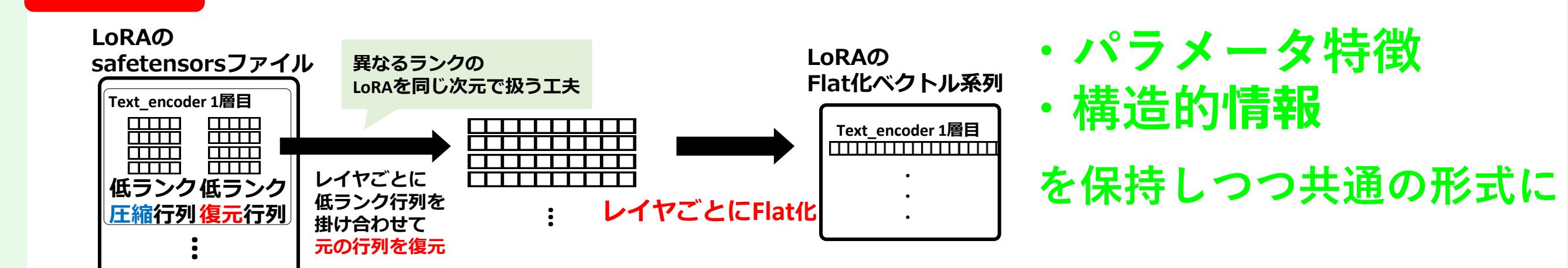
前処理フェーズ  
モデルのパラメータを  
NNで扱いやすい形に変換

NNによる  
距離学習

LoRAの特徴を  
反映したベクトル

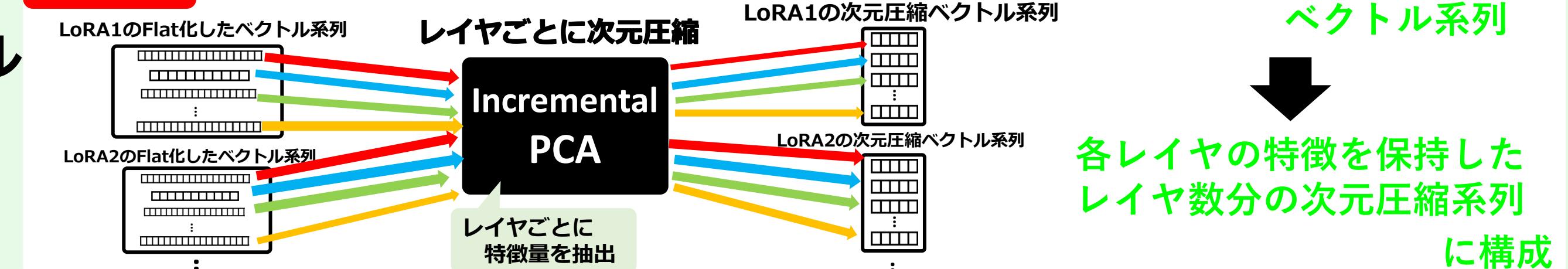
出力

#### 工夫① パラメータのFlat化



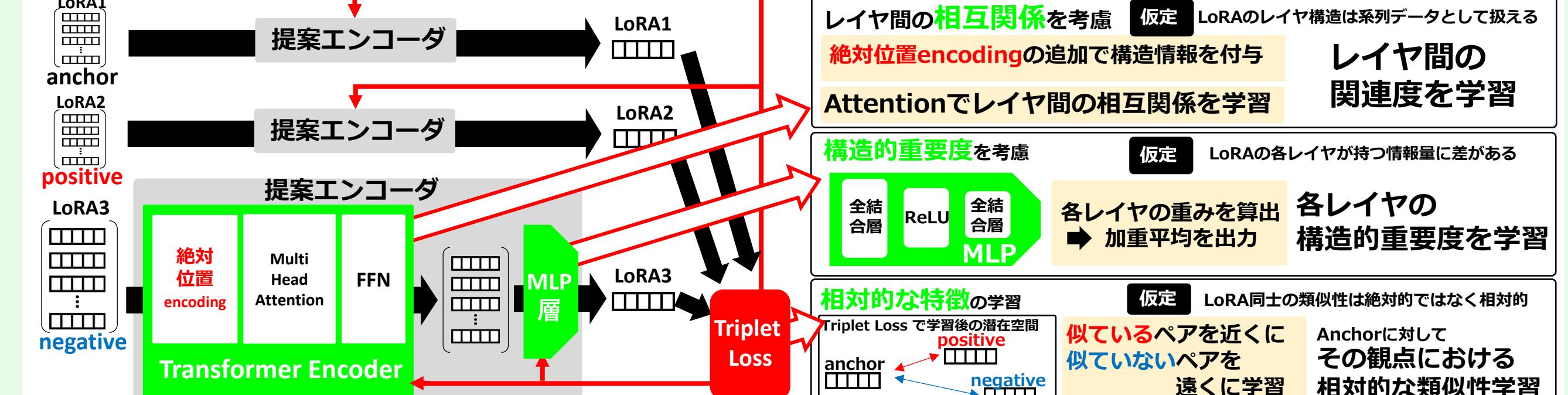
・パラメータ特徴  
・構造的情報  
を保持しつつ共通の形式に

#### 工夫② PCAによる次元圧縮



LoRAのFlat化した  
ベクトル系列  
各レイヤの特徴を保持した  
レイヤ数分の次元圧縮系列  
に構成

#### 工夫③ Triplet Net型のTransformer Encoderによる距離学習



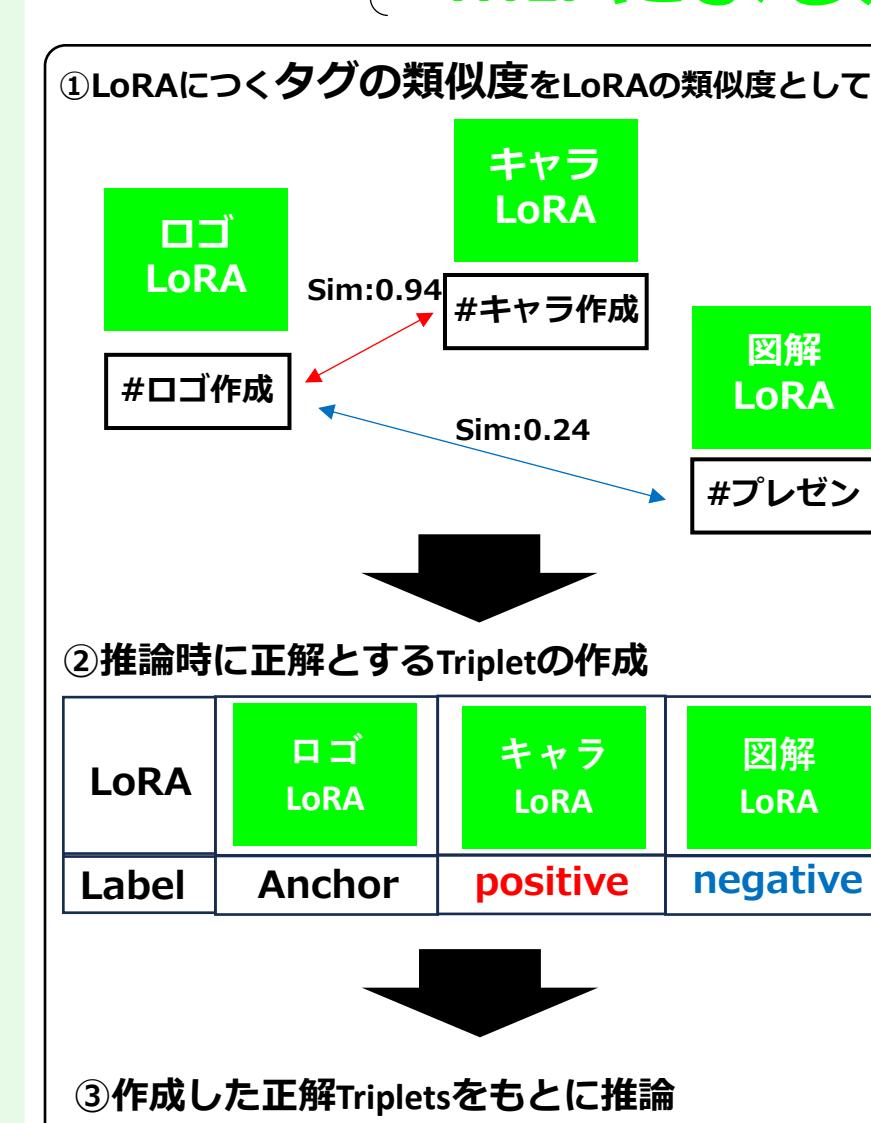
レイヤ間の相互関係を考慮  
絶対位置encodingの追加で構造情報を付与  
Attentionでレイヤ間の相互関係を学習  
構造的重要性を考慮  
LoRAの各レイヤが持つ情報量に差がある  
各レイヤの重みを算出  
各レイヤの構造的重要性を学習  
相対的な特徴の学習  
Triplet Lossで学習者の潜在空間  
Anchorとnegativeとの距離を近づける  
Anchorとpositiveとの距離を遠ざける  
Anchorに対してその観点における  
相対的な類似性学習

これを実現する 3つの工夫

で {・構造的情報} {・パラメータ} を考慮したベクトル化

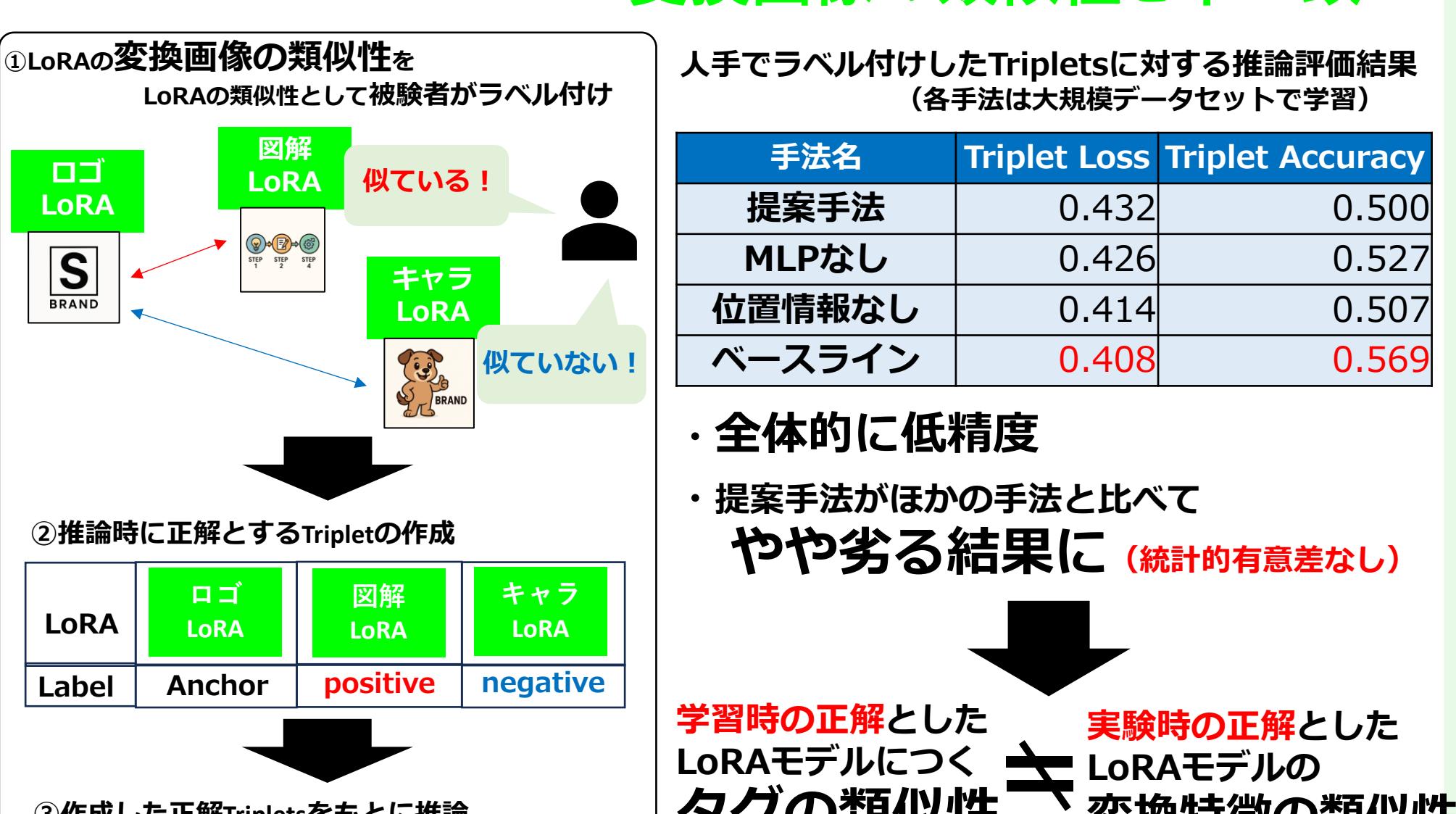
#### 実験①：推論性能に関するアブレーションテスト

知見① {・位置埋め込み  
・MLPによる加重平均} の組み合わせが埋め込み表現の質を向上



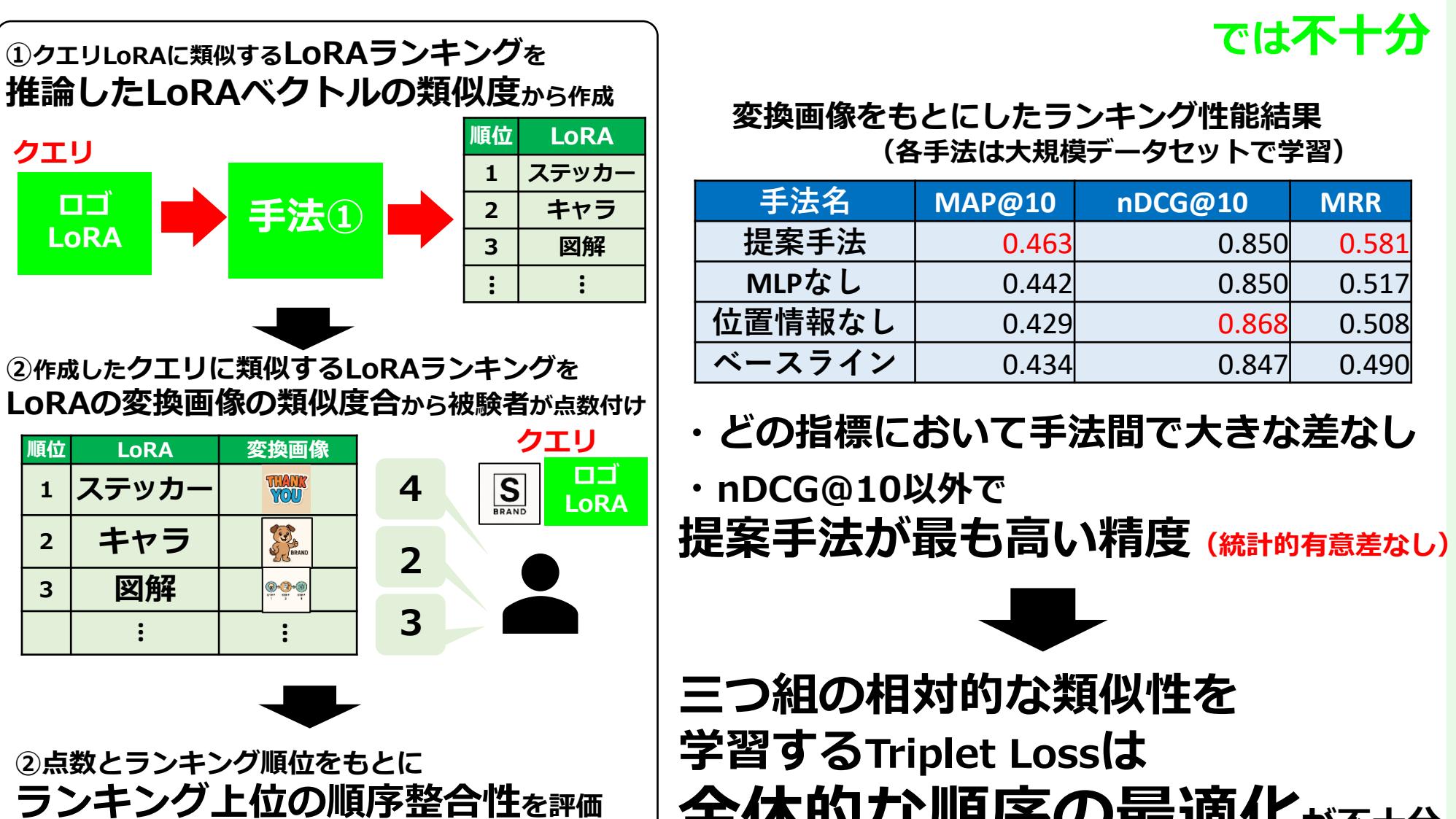
#### 実験②：埋め込み表現と人間の類似性判断との一致度

知見② 学習時の正解としたタグの類似性が変換画像の類似性と不一致



#### 実験③：埋め込み表現を用いたモデル検索性能

知見③ 検索タスクにおいてTriplet Lossによる局所的順序関係の学習では不十分



LoRAの重みのみから特徴を抽出する枠組みが技術的に可能に！！