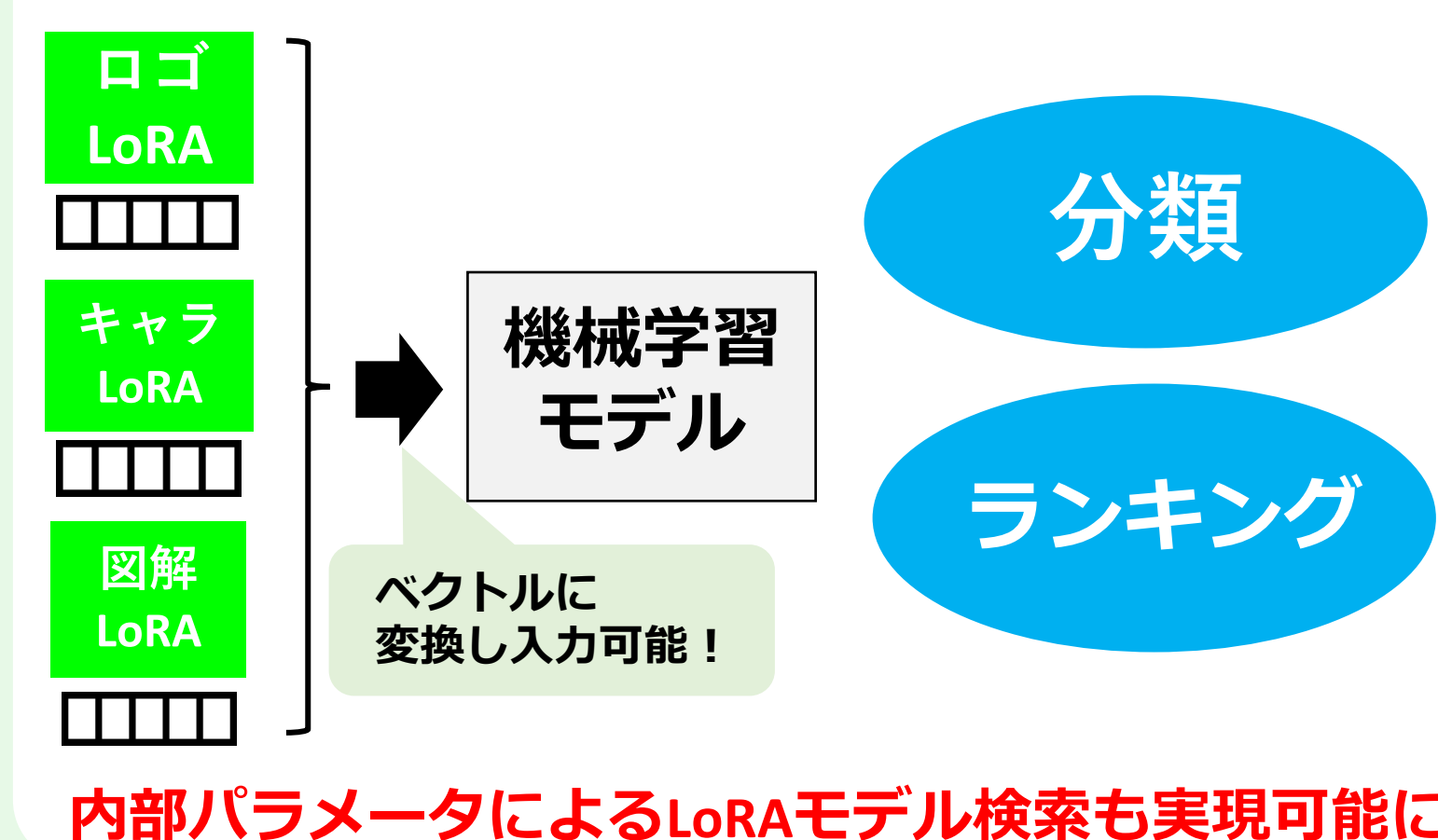


LoRAモデルをベクトルとして扱いたい！

LoRAモデルを...

機械学習で分析可能！



- ・メタデータ
- ・出力例

未知な LoRA をベクトル化したい！

内部の重み

モデルをただか数次元の

提 LoRA のパラメータ から

入力
LoRAのパラメータ

次元圧縮

ベクトル

NNによる距離学習

出力
LoRAの特徴を反映したベクトル

メイン処理フェーズ

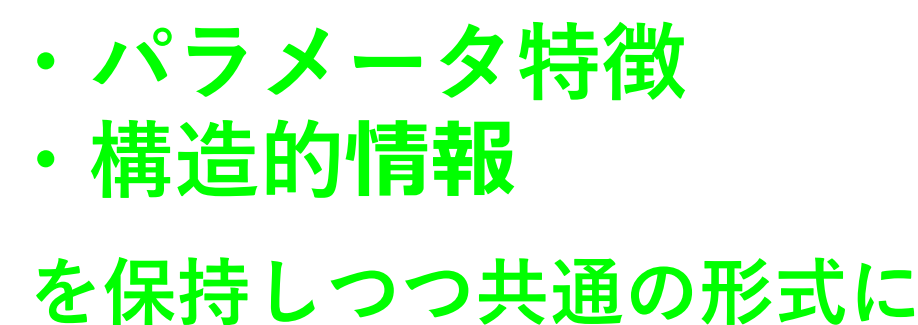
モデルのパラメータが持つ
相対的な距離関係を学習

これを実現する **3つの工夫** で

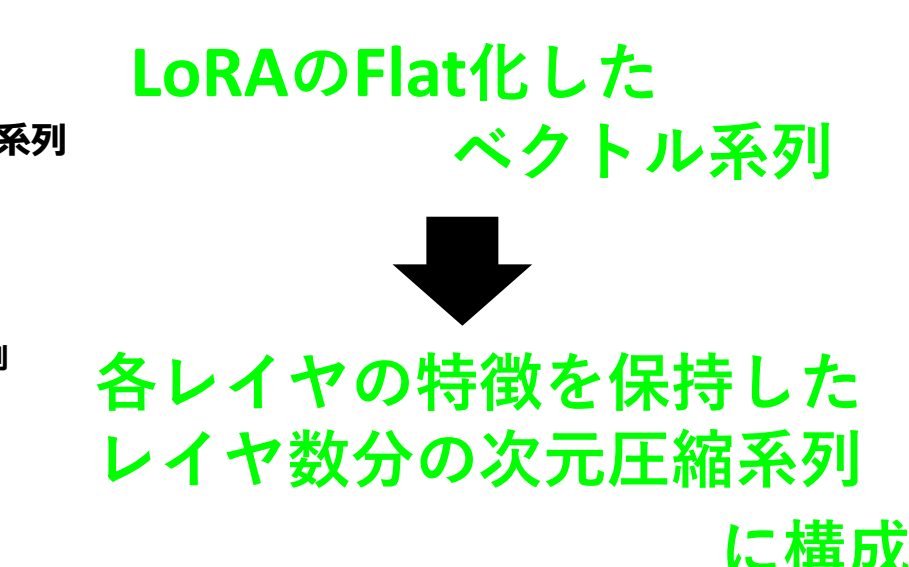
- ・ 構造的情報
- ・ パラメータ

 を考慮したベクトル化

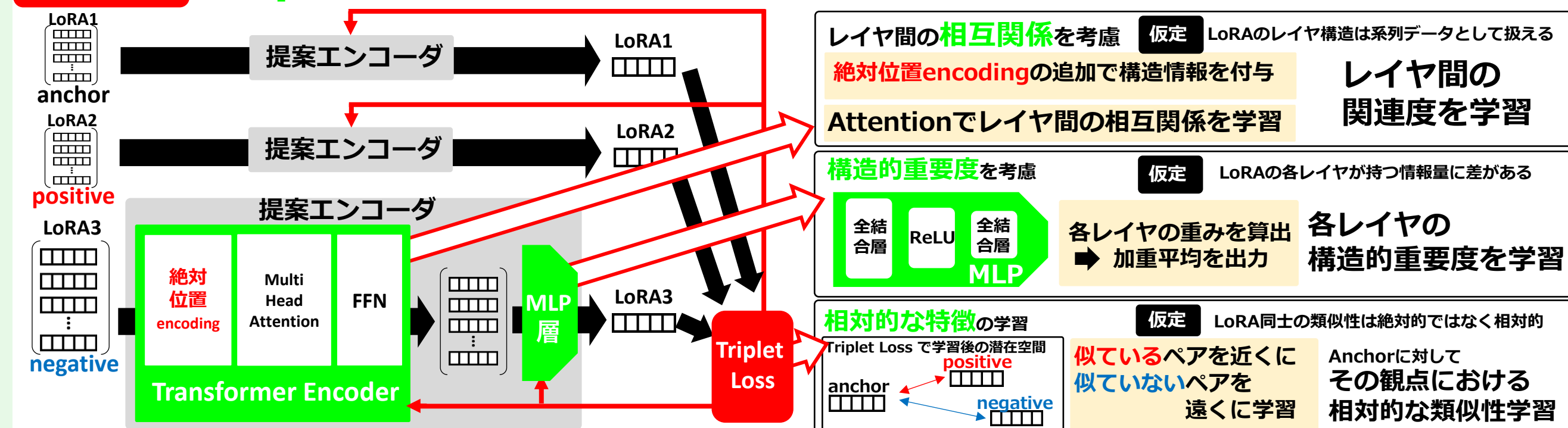
工夫① パラメータのFlat化



工夫②PCAによる次元圧縮



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



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

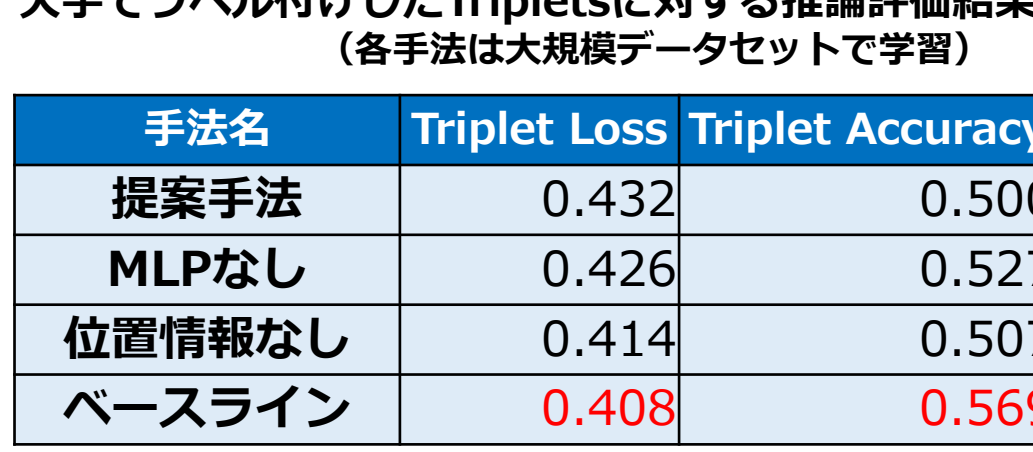


- ・ **提案手法が最も高い**結果に

二つの工夫を併用することで
各レイヤの構造情報に基づく
重要度に応じた集約が可能に

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



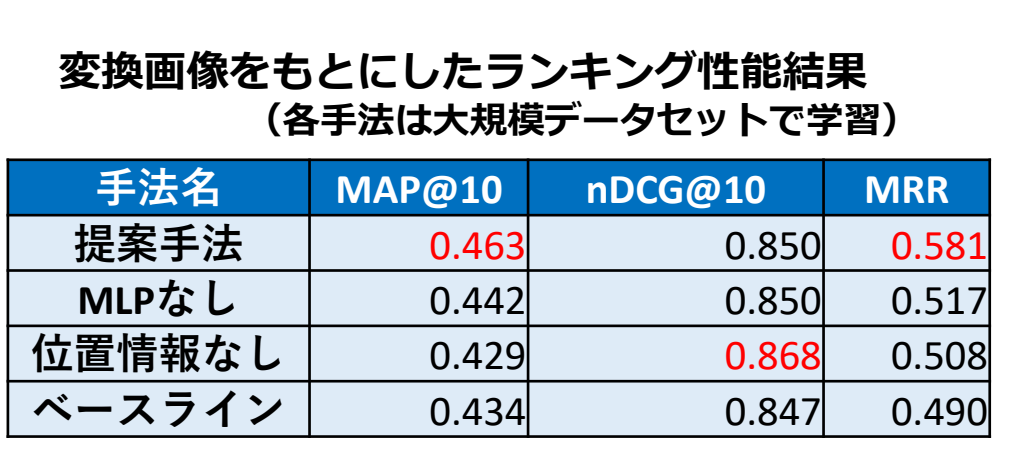
- ・ 全体的に低精度
- ・ 提案手法がほかの手法と比べて
やや劣る結果に (統計的に有意でない)

学習時の正解としたLoRAモデルにつく **≠** 実験時の正解としたLoRAモデルの

タグの類似性 変換特徴の類似性

実験③：埋め込み表現を用いたモデル検索性能

③ 局所的順序関係の学習



- ・どの指標において手法間で大きな差なし
- ・nDCG@10以外で

提案手法が最も高い精度 (統計的有意差なし)

三つ組の相対的な類似性を
学習するTriplet Lossは
全体的な順序の最適化が不十分

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！！