

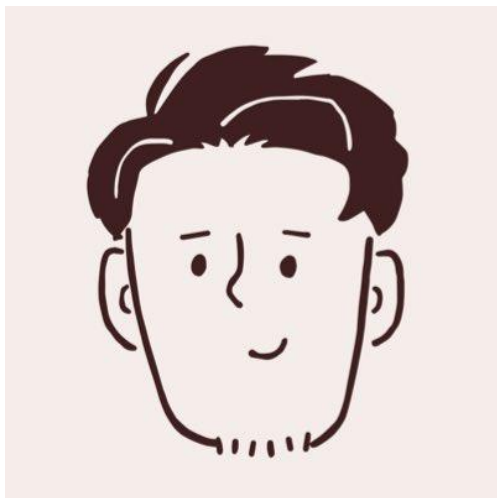



# 機械学習コンペティションで養う トレンド技術の活用スキル - 商標画像検索 事例 -

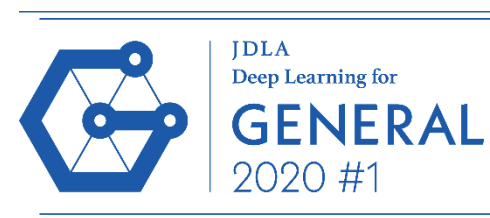
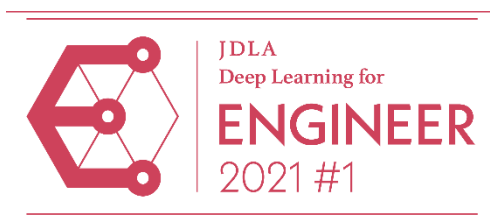
プラットフォーム開発部  
穴井 晃太

- 自己紹介
- 機械学習コンペティションとは
- 類似商標画像検索 事例
- コンペティションと業務の共存

※ 資料中の商標画像は、削除して公開しています



- ・ 名前：穴井 晃太
- ・ 所属：プラットフォーム開発部 AI・データサイエンス技術室
- ・  : あにやい (@rikunchu\_28)
- ・ 機械学習を活用した分析業務に従事
- ・ 一児のパパ



# 機械学習コンペティションとは？

企業などから提供されたデータ・タスクをもとにAIモデルを作成し、予測精度を競争

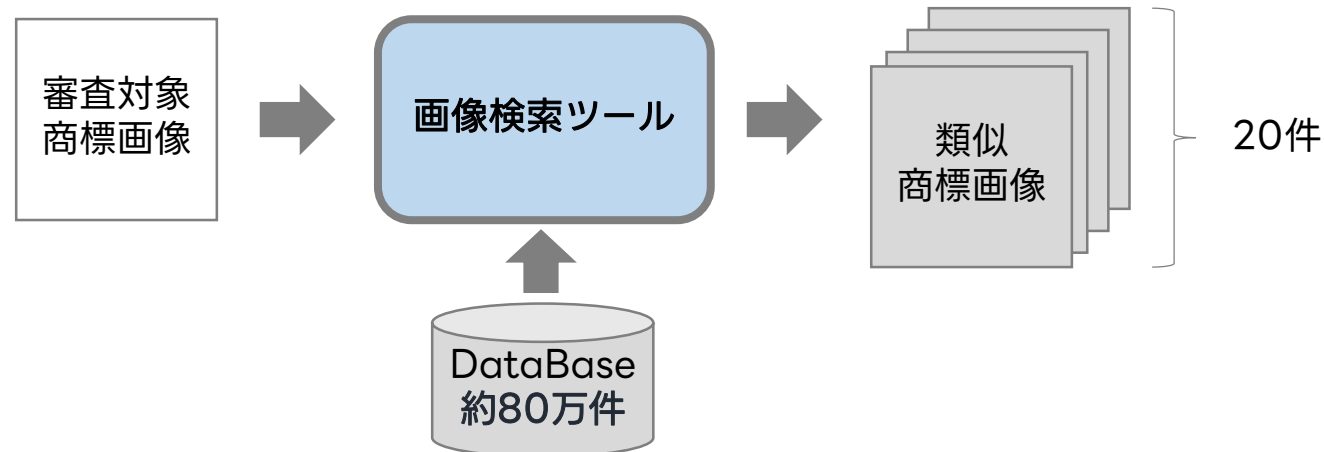


# 類似商標画像検索 事例

## AI×商標：イメージサーチコンペティション

- 開催元：特許庁
- ニーズ：商標画像審査の効率化
- タスク：画像検索ツール作成
  - 約80万件のデータベースから、審査対象と類似する画像20件抽出
- データセット：類似画像ペア 2311件
- 実行環境や処理時間に制約がある、実務目線のコンペ設計（優勝チームのツールは実際に特許庁で使用）

### 画像検索ツール イメージ



## 順位表

	順位	チーム	メンバー	最終スコア
	1	tmsbir		0.734111
	2	anyai		0.684824
	3	TDX		0.666666
	4	team FA		0.630350
	5	astamuse		0.618677

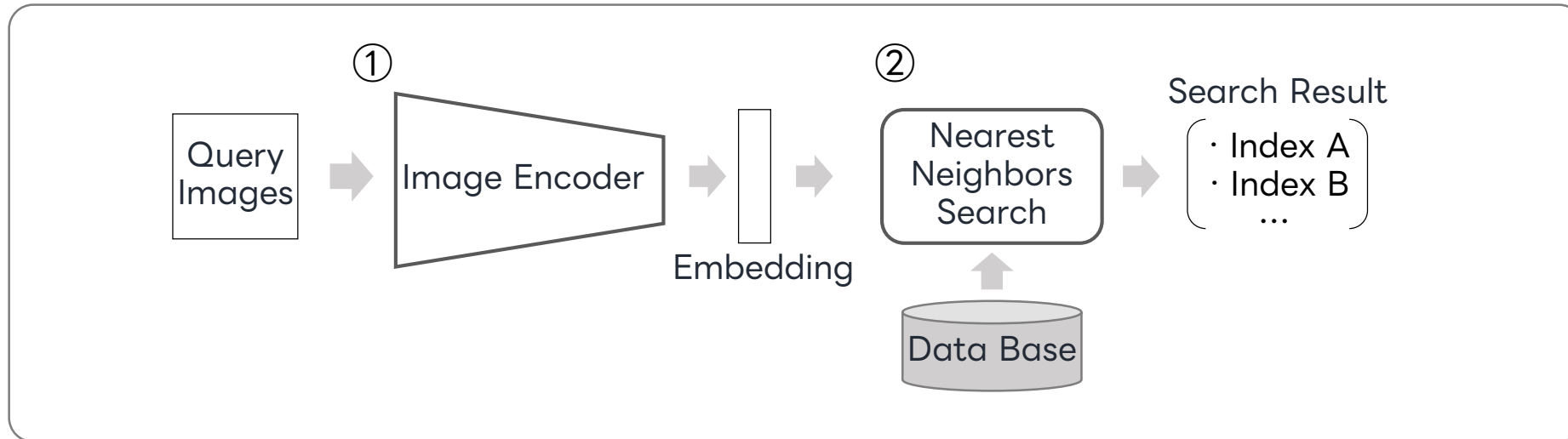


本コンペティションで2位になった経験をもとに、  
次ページ以降で取り組みを紹介

# 類似商標画像検索 事例

## 類似画像検索 基本構成

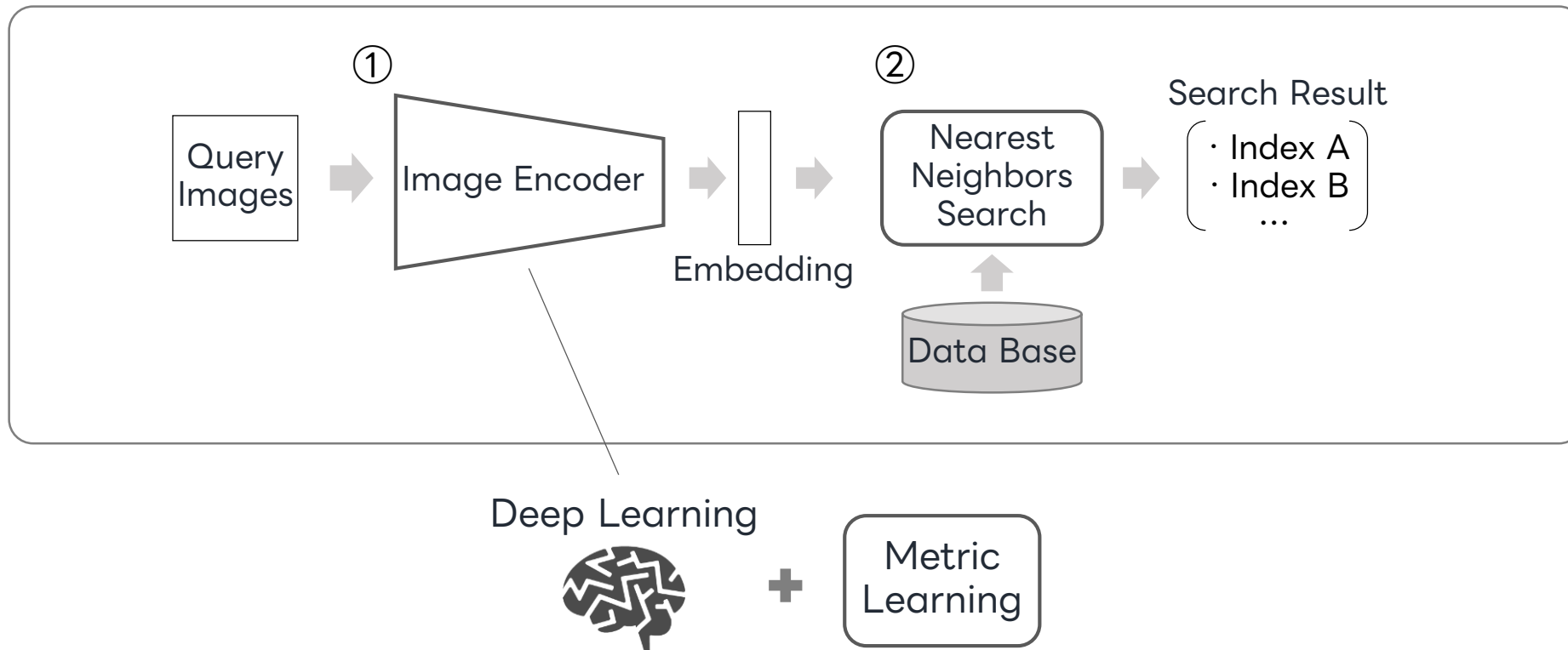
- ① 画像をベクトル化
- ② コサイン類似度などに基づいて、類似したベクトル（画像）を検索



# 類似商標画像検索 事例

## 類似画像検索 基本構成

- ① 画像をベクトル化
- ② コサイン類似度などに基づいて、類似したベクトル（画像）を検索

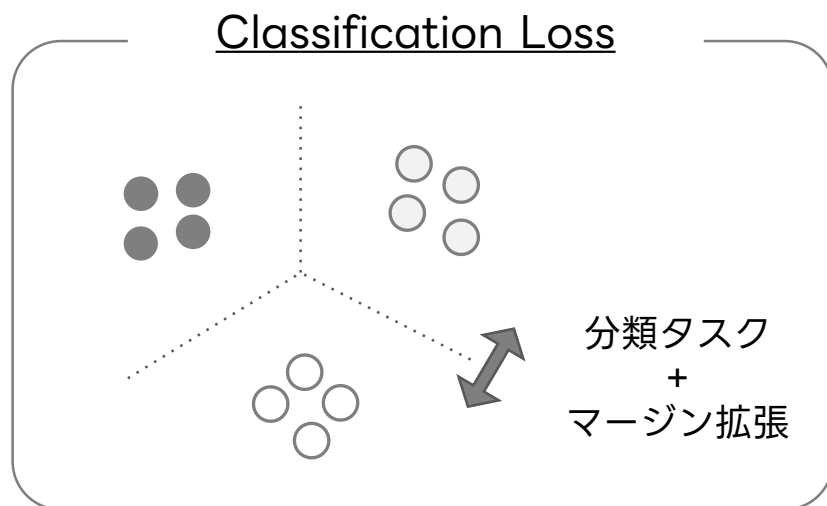




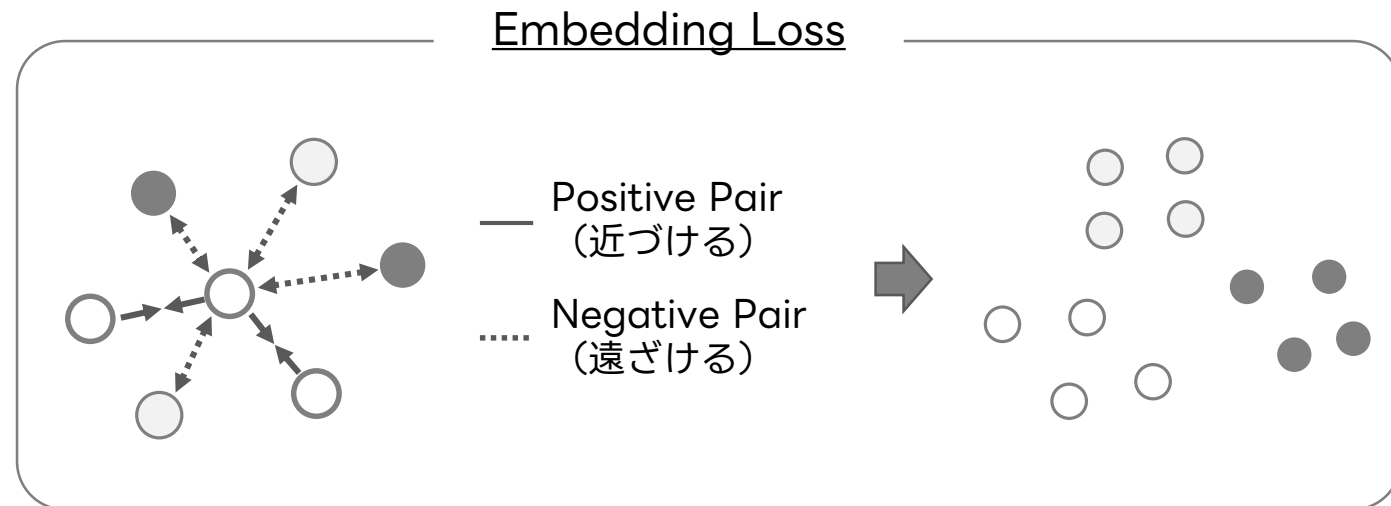
# 類似商標画像検索 事例

## Metric Learning (距離学習)

- ・ 検索に適したベクトルを学習させる手法
  - 類似サンプル同士はベクトルが近く、非類似サンプル同士はベクトルを遠ざけるよう学習
- ・ 学習方式によりClassification Loss、Embedding Lossに大別 [1]
  - 今回はEmbedding Lossを使用



種別に応じた検索結果を求めたい場合に使用  
例：商品検索など



明確な種別の定義が難しい or 種別が多い場合に使用  
⇒ 商標画像に適切

[1] [A Metric Learning Reality Check \[Musgrave+, ECCV 2020\]](#)

## 商標画像検索 特有のポイント

- ・ 文字よりも絵柄の類似性 が重要

- ・ 絵柄はシンプル～複雑まで様々

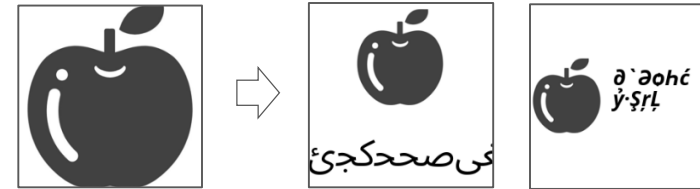
## 商標画像検索 特有のポイント

- ・ 文字よりも絵柄の類似性 が重要



### Data Augmentationの工夫

- 文字をランダムに追加し、絵柄を学ばせる



- ・ 絵柄はシンプル～複雑まで様々



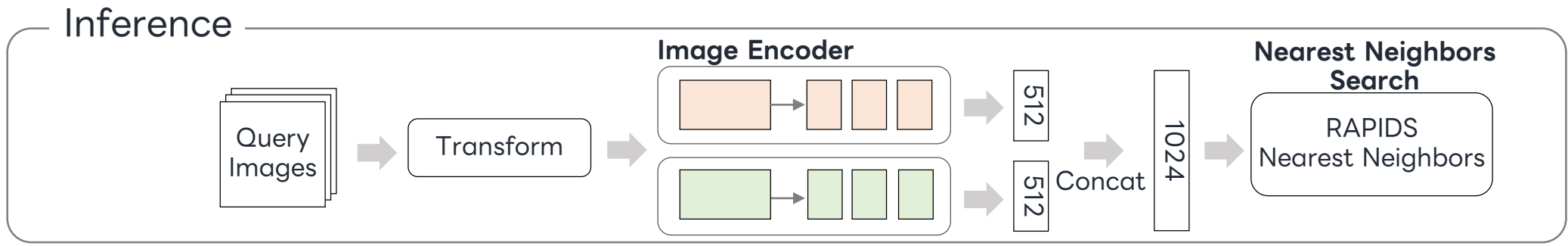
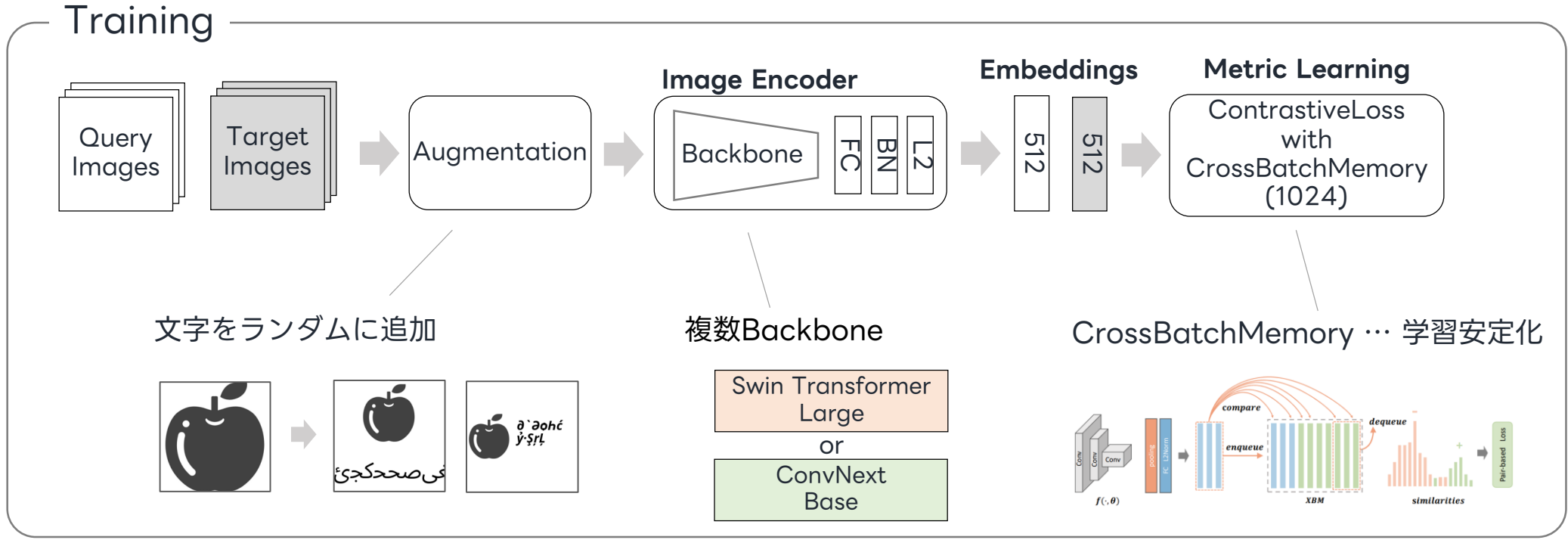
### 画像のベクトル化に複数Backboneを使用

- ベクトルの多様化



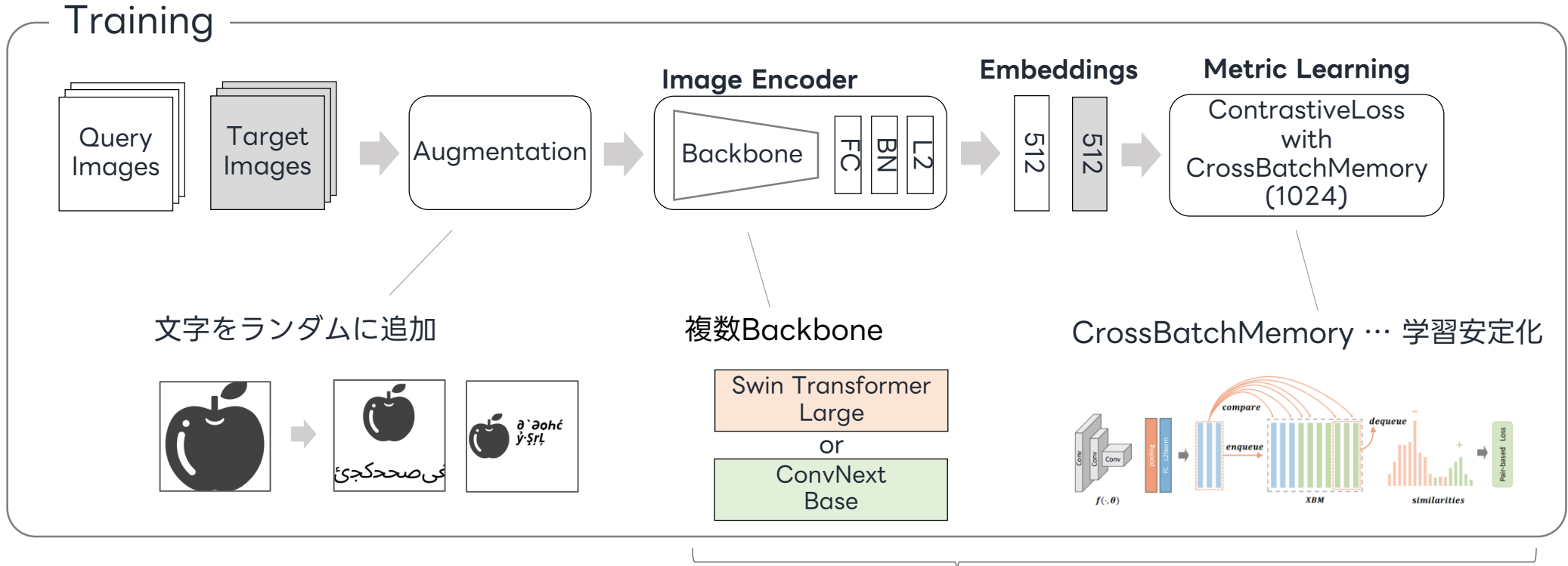
# 類似商標画像検索 事例

## 作成した検索ツール構成



# 類似商標画像検索 事例

## 作成した検索ツール構成

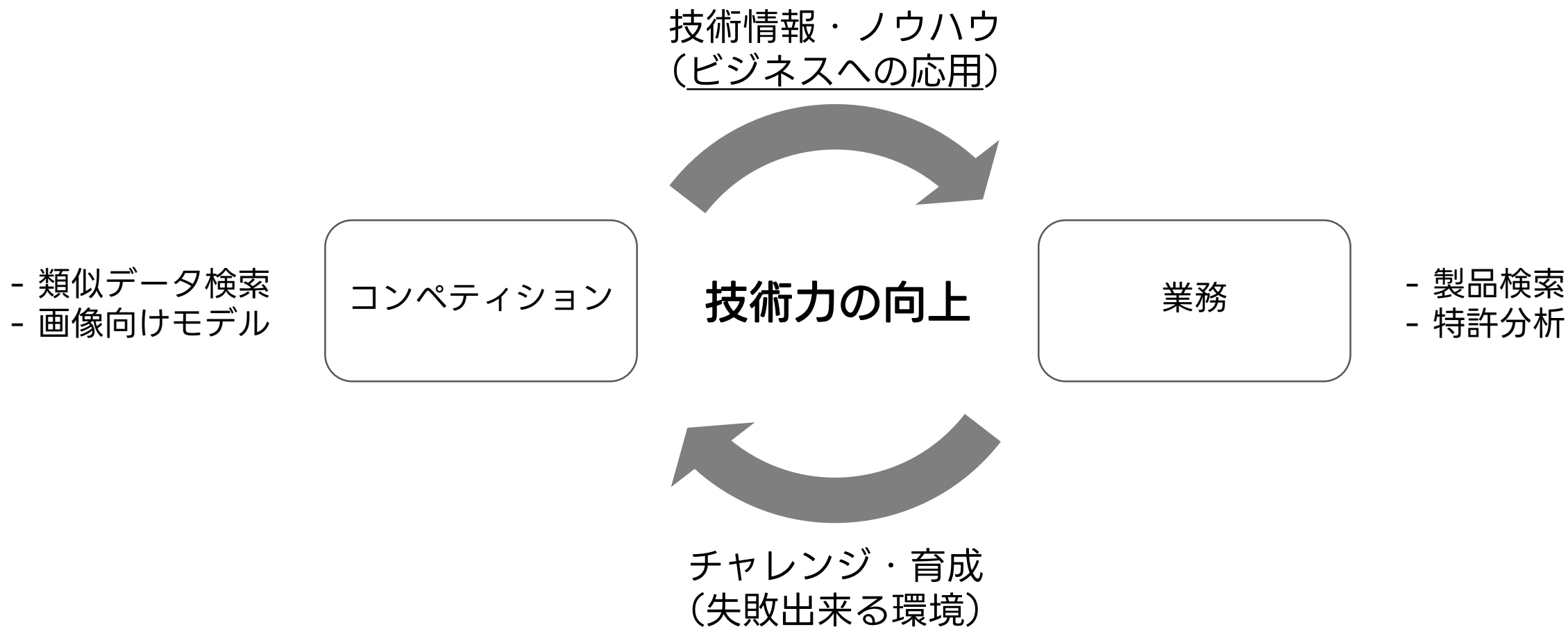


- Swin Transformer [\[Liu+, ICCV 2021\]](#)
- ConvNext [\[Liu+, CVPR 2022\]](#)
- CrossBatchMemory [\[Wang+, CVPR 2020\]](#)

➡ コンペで試行を重ね トレンド技術をキャッチアップ

# コンペティションと業務の共存

コンペティションと業務を共存し、技術力の向上を促進



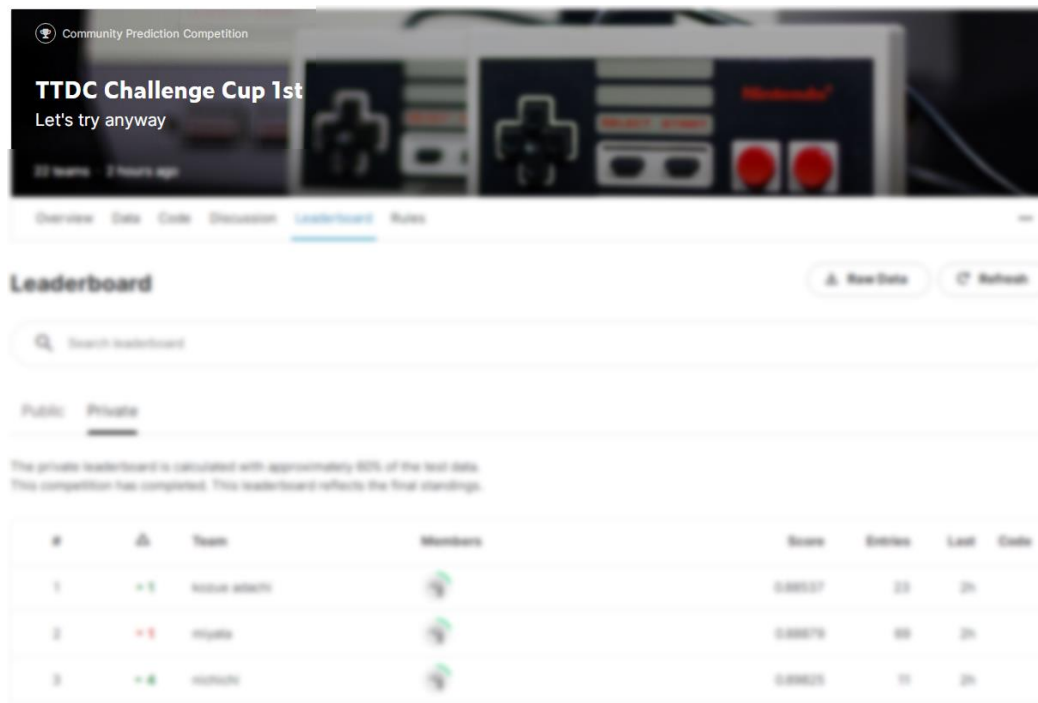
# コンペティションと業務の共存

## 教育の一環で、社内コンペも開催

初学者～中級者まで楽しみながらスキルアップできる仕組みづくり  
会社全体のスキル底上げ

### ・第1回コンペ：ゲームソフト売り上げ予測

2week開催し、22人参加・提出 375回  
最終日まで活発な優勝争い  
→コンペ後は取組み内容を共有しあい、  
ノウハウを成熟



The screenshot shows a Kaggle competition page for 'TTDC Challenge Cup 1st'. The page includes a header with the competition title and a 'Leaderboard' section. The leaderboard table is as follows:

#	Team	Members	Score	Entries	Last	Date
1	Team Alpha	3	0.8817	23	2h	
2	Team Beta	3	0.8815	20	2h	
3	Team Gamma	3	0.8813	11	2h	

## 商標画像検索の参考情報

- ・ 著書(共著)：

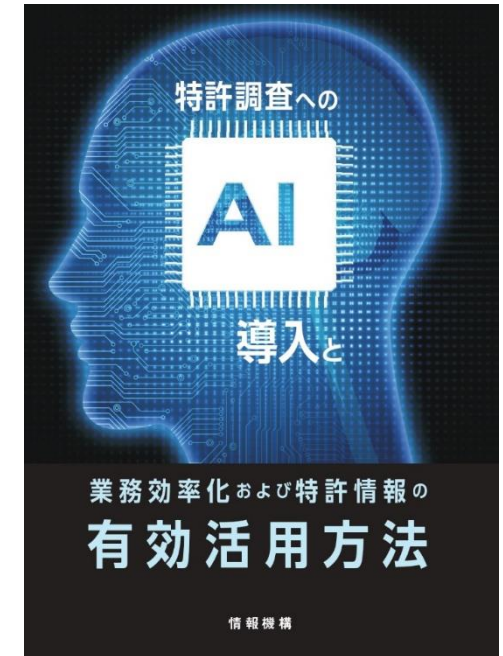
『特許調査へのAI導入と業務効率化 および 特許情報の有効活用方法』 (株)情報機構

- ・ サンプルコード：

 [TTDC-keisoku/trademark-image-retrieval-sample-code](https://github.com/TTDC-keisoku/trademark-image-retrieval-sample-code)

## その他

- ・ Twitter  : [@TTDC\\_keisoku](https://twitter.com/TTDC_keisoku)





## Loss Function

コンペティション1位チームは MultiSimilarityLoss [[Wang+, CVPR 2019](#)]を使用。

追加実験の結果、 ContrastiveLossよりもMultiSimilarityLossが良好。

- ・ ContrastiveLoss : 全サンプルで一様に作用
- ・ MultiSimilarityLoss : Hardサンプルを重視 ⇒ 類似データの多い本コンペに適していたと想定

MultiSimilarityLoss (PyTorch Metric Learning)

```
losses.MultiSimilarityLoss(alpha=2, beta=50, base=0.5, **kwargs)
```

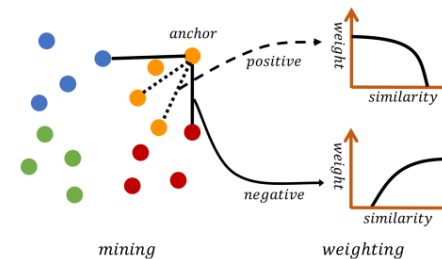
Equation:

$$\mathcal{L}_{MS} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left\{ \frac{1}{\alpha} \log \left[ 1 + \sum_{k \in \mathcal{P}_i} e^{-\alpha(S_{ik} - \lambda)} \right] + \frac{1}{\beta} \log \left[ 1 + \sum_{k \in \mathcal{N}_i} e^{\beta(S_{ik} - \lambda)} \right] \right\}$$

類似度が

- ・  $\max(\text{Negative}) + \epsilon$  よりも小さいPositive
- ・  $\min(\text{Positive}) - \epsilon$  よりも大きいNegative

を重みづけしてLoss計算



$$S_{ij}^+ < \max_{\mathbf{y}_k \neq \mathbf{y}_i} S_{ik} + \epsilon.$$

$$S_{ij}^- > \min_{\mathbf{y}_k = \mathbf{y}_i} S_{ik} - \epsilon,$$