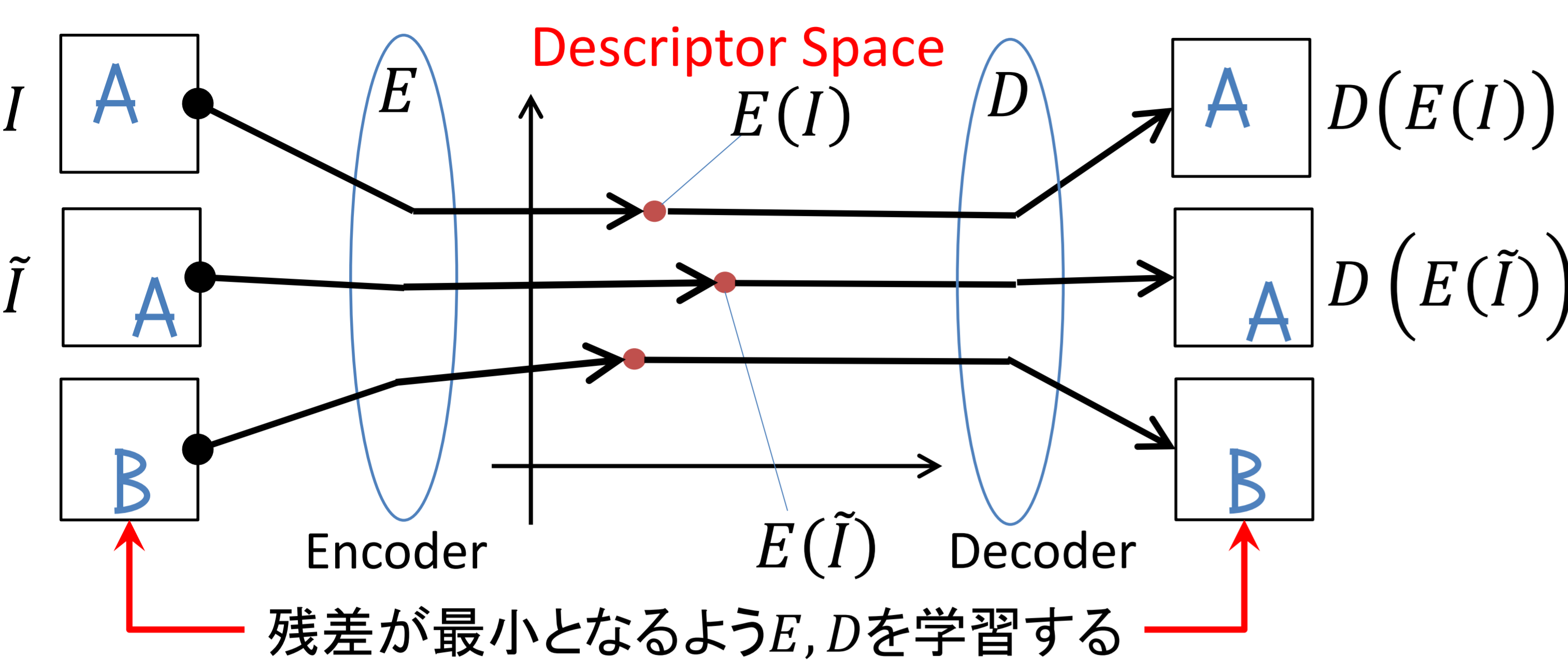


1. Auto-encoder

多くの入力について再生性を担保しつつ次元削減する方法

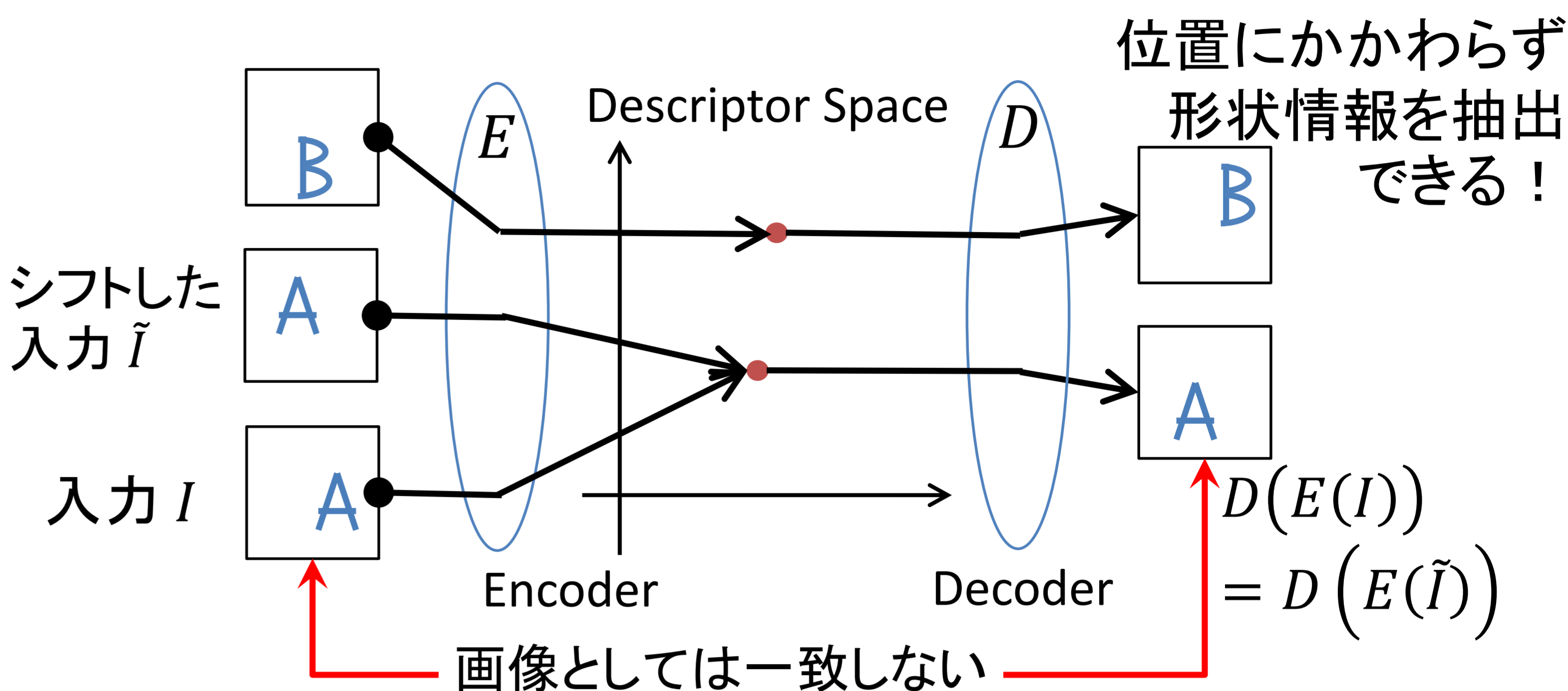


事前に教師ラベルを与えることなく、典型的なサンプルを精度良く表現するdescriptorが得られる

しかし同一形状でも位置が違くとdescriptorが異なる

2. シフト不変 auto-encoder

encoderがシフトに関して不変かつdecoderで形状が再現されるようにすれば、形状自体を表すdescriptorが得られる



通常の目的関数 $\sum_I \|D(E(I)) - I\|_{L2}^2$ では学習できない

不変性と再現性を導く目的関数を提案する

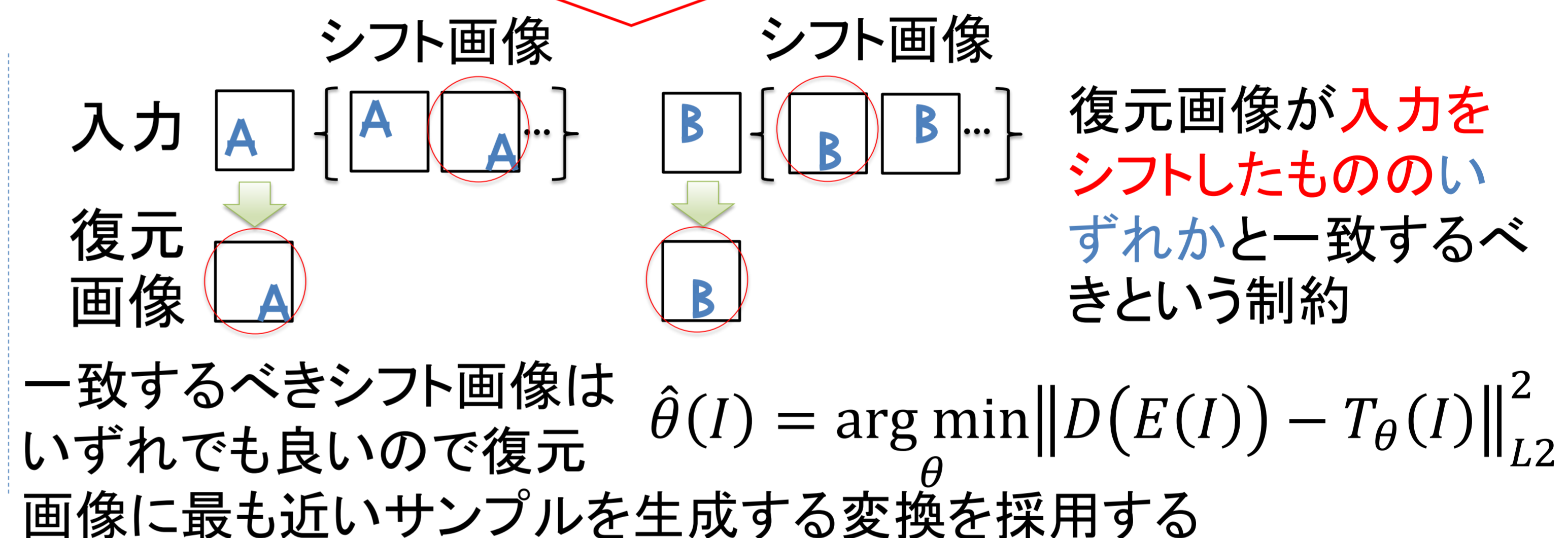
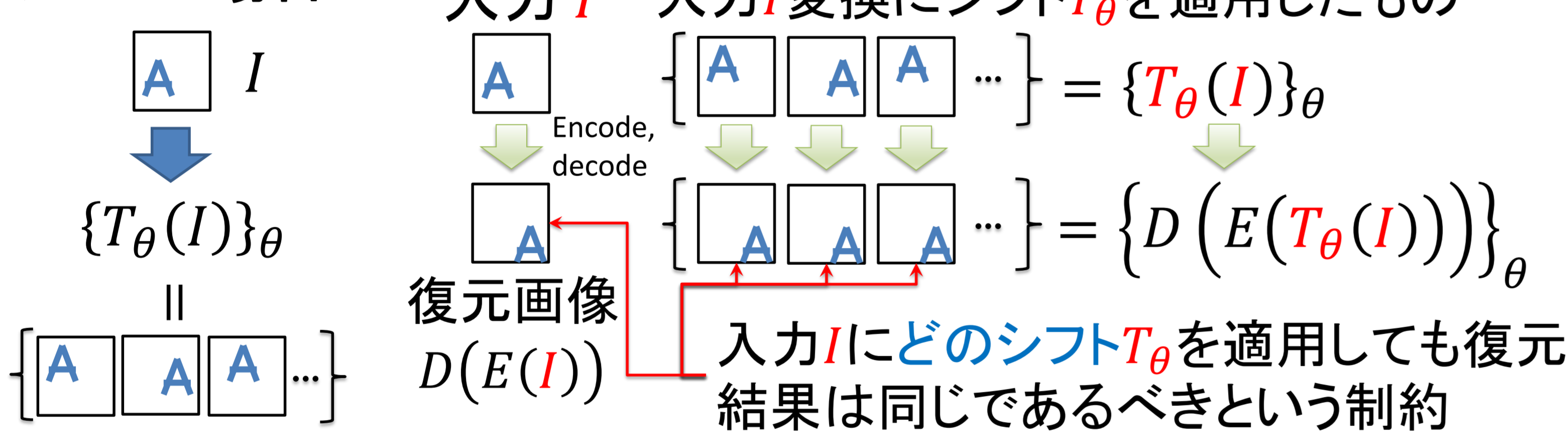
3. 提案目的関数

変換の集合 $\{T_\theta\}_\theta$ に関して不変な変換不変 auto-encoder を学習するための目的関数を提案する

$$\sum_I \lambda_{inv} \left\{ \sum_\theta \|D(E(I)) - D(E(T_\theta(I)))\|_{L2}^2 \right\} + \lambda_{res} \|D(E(I)) - T_{\hat{\theta}(I)}(I)\|_{L2}^2 + \lambda_{spa} \frac{\|E(I)\|_{L1}^2}{\|E(I)\|_{L2}^2}$$

不変性項 再現性項 Sparseness項

シフトの場合



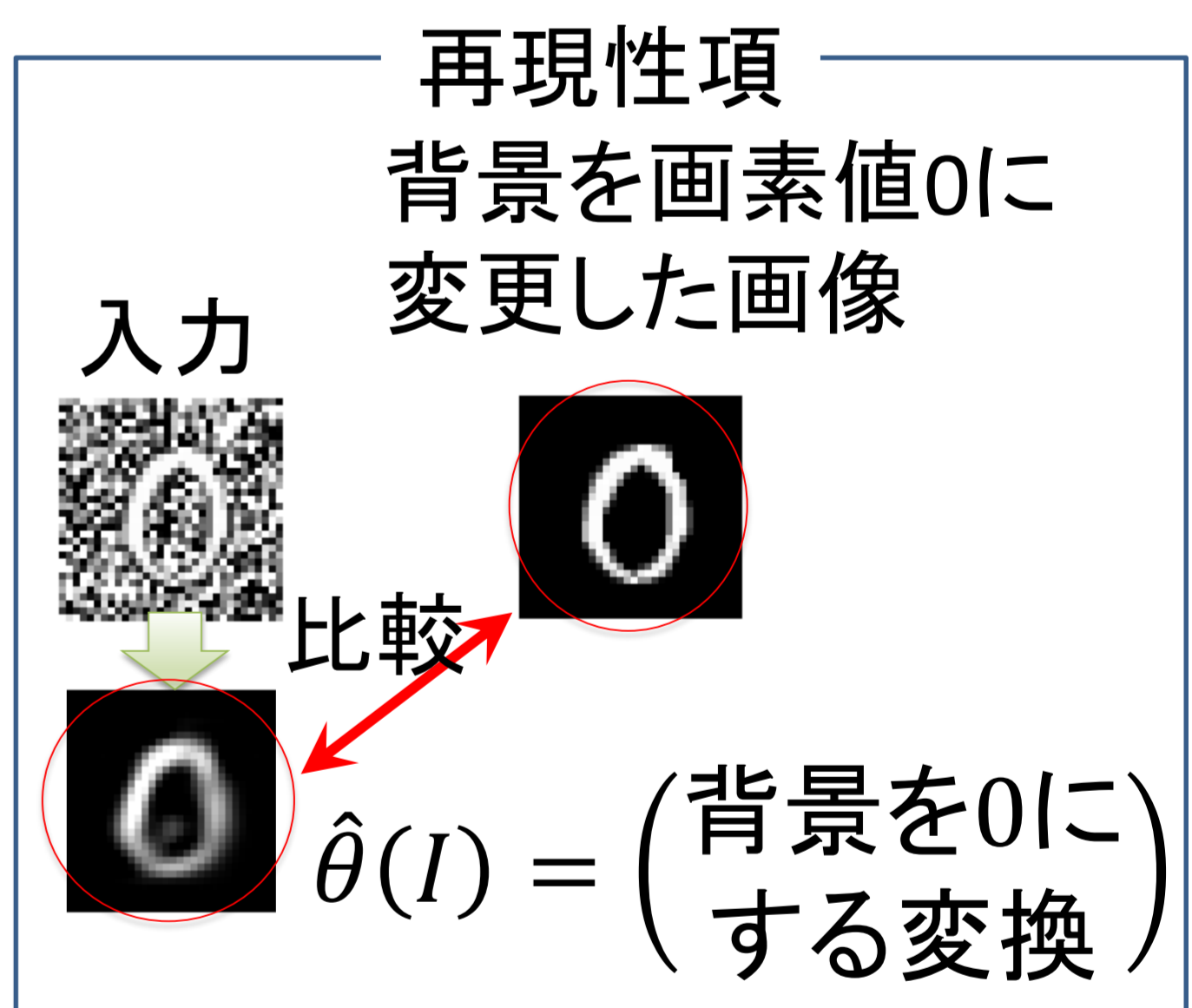
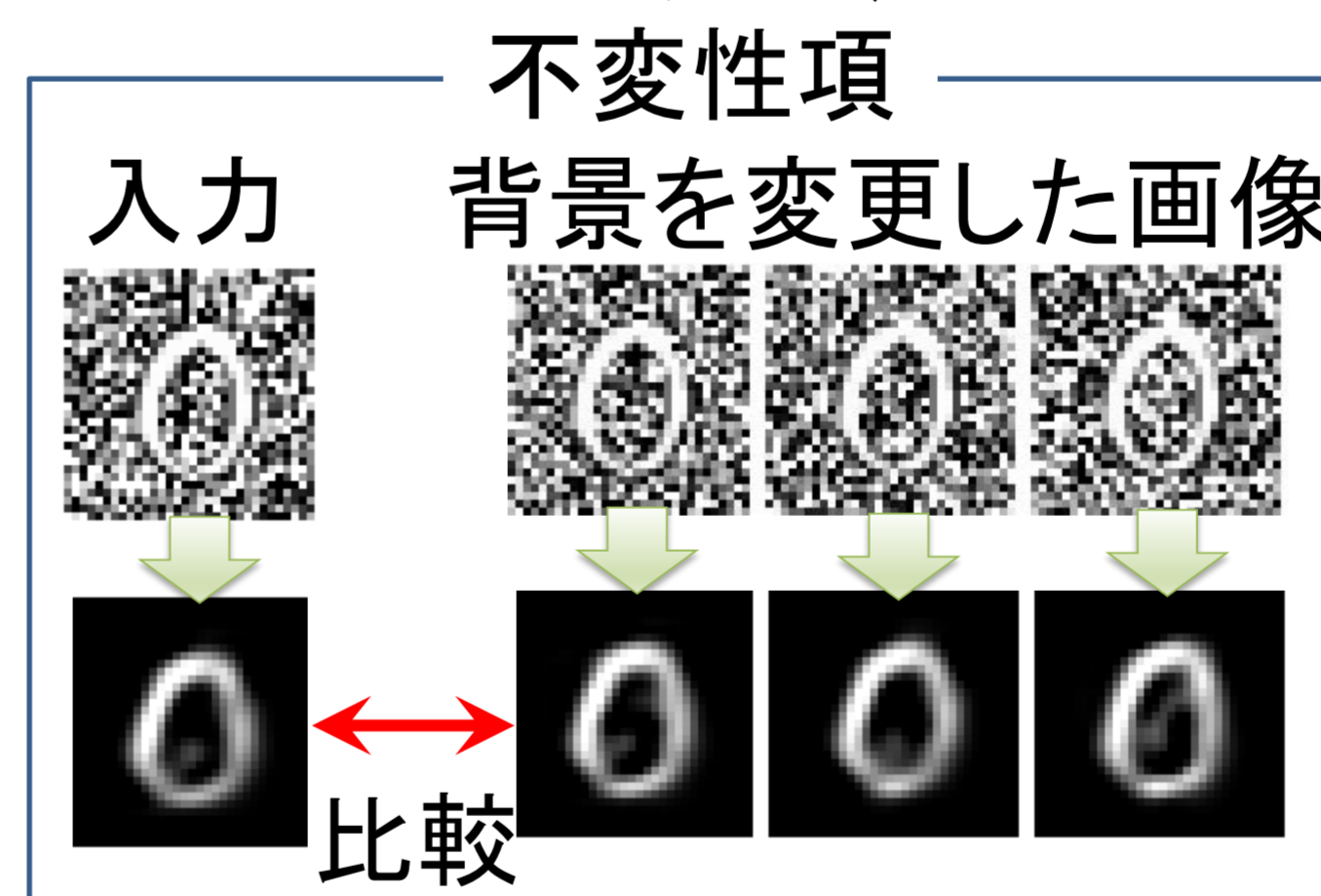
4. 複雑背景を持つ画像からのパターン抽出への適用

複雑な背景を持つ画像から様々な筆跡のあり得る手書き文字を抽出する問題



背景を変更する変換に関して不変な auto-encoder を構成する

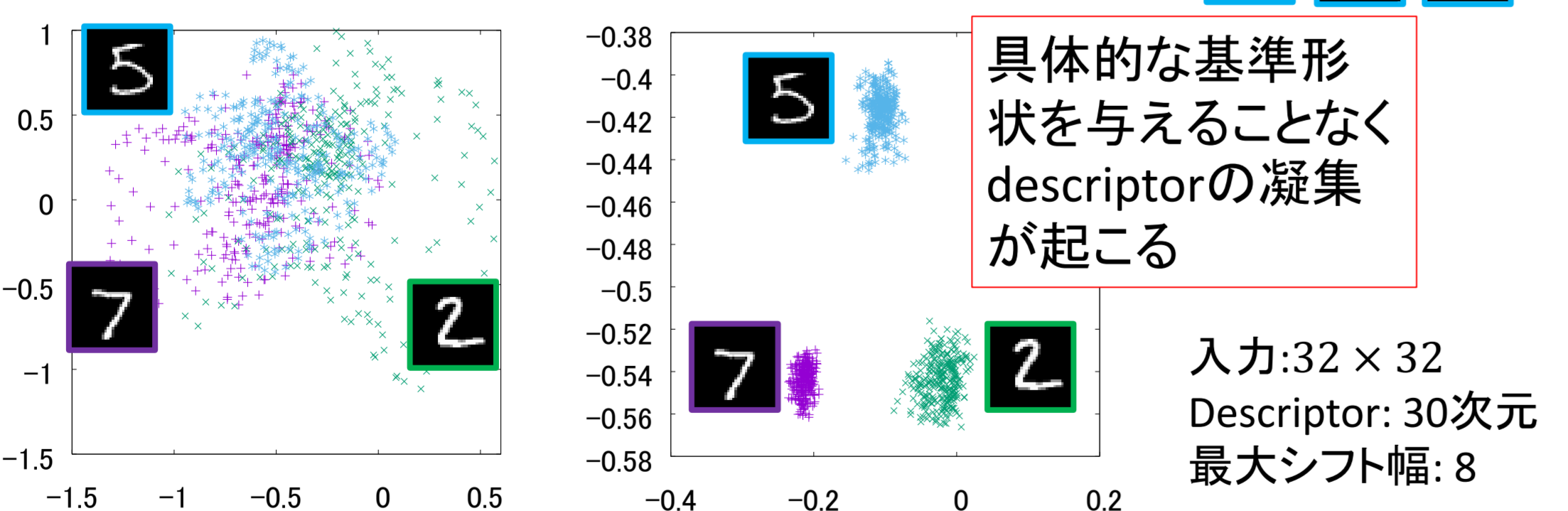
前景の文字部分(背景に依存しない成分)を表現する descriptor が得られる



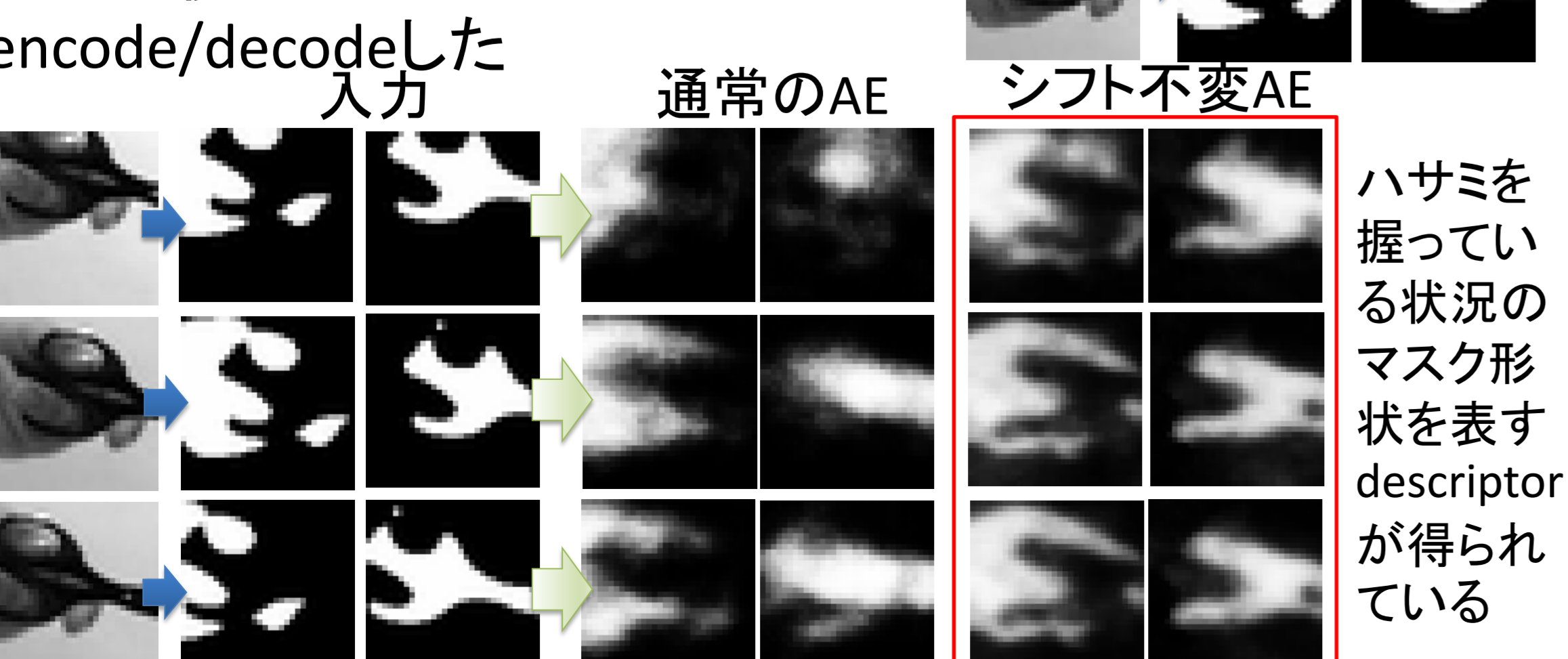
5. 実験結果

MNISTの訓練画像をシフトした画像で auto-encoder を訓練

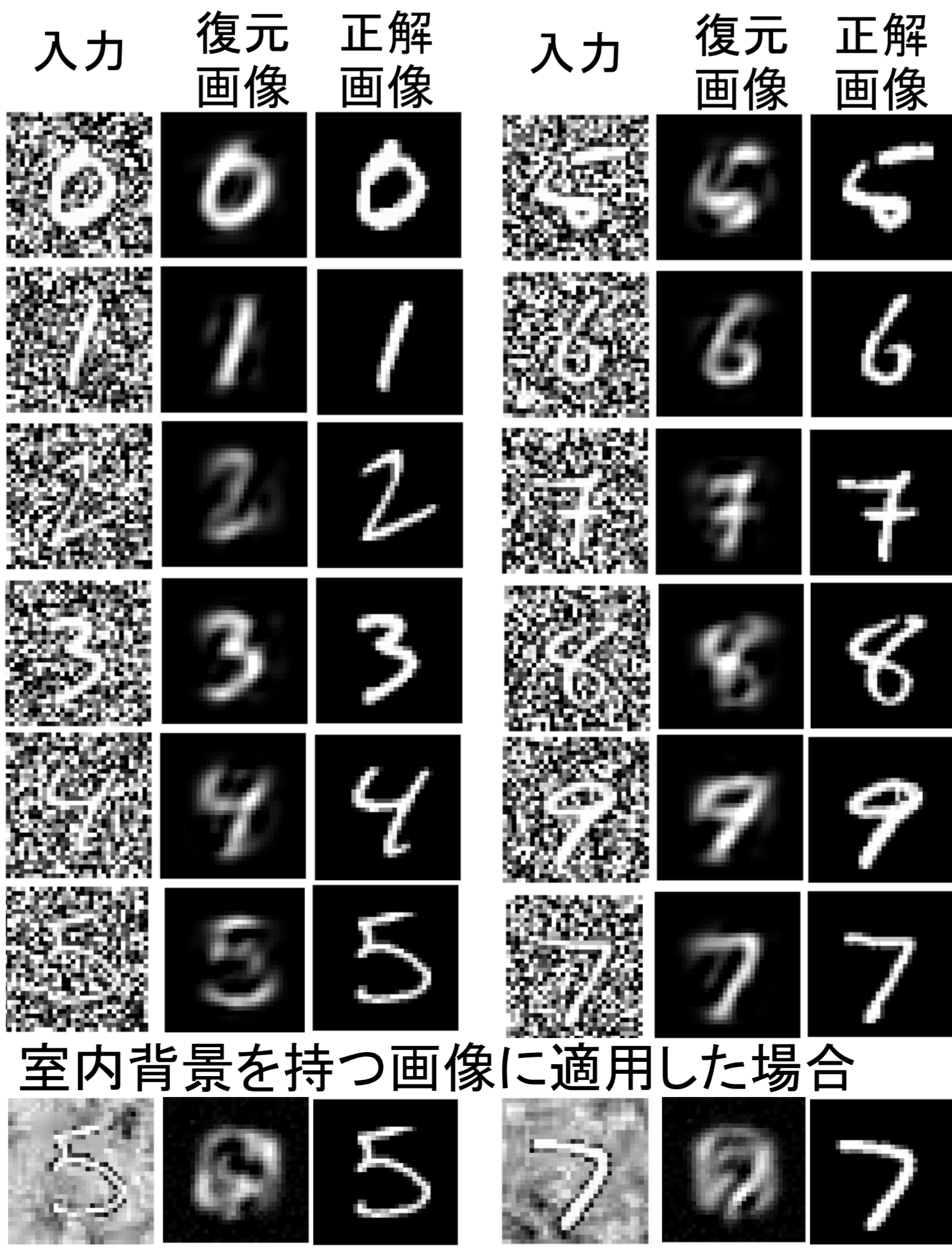
テスト画像をシフトして descriptor を計算



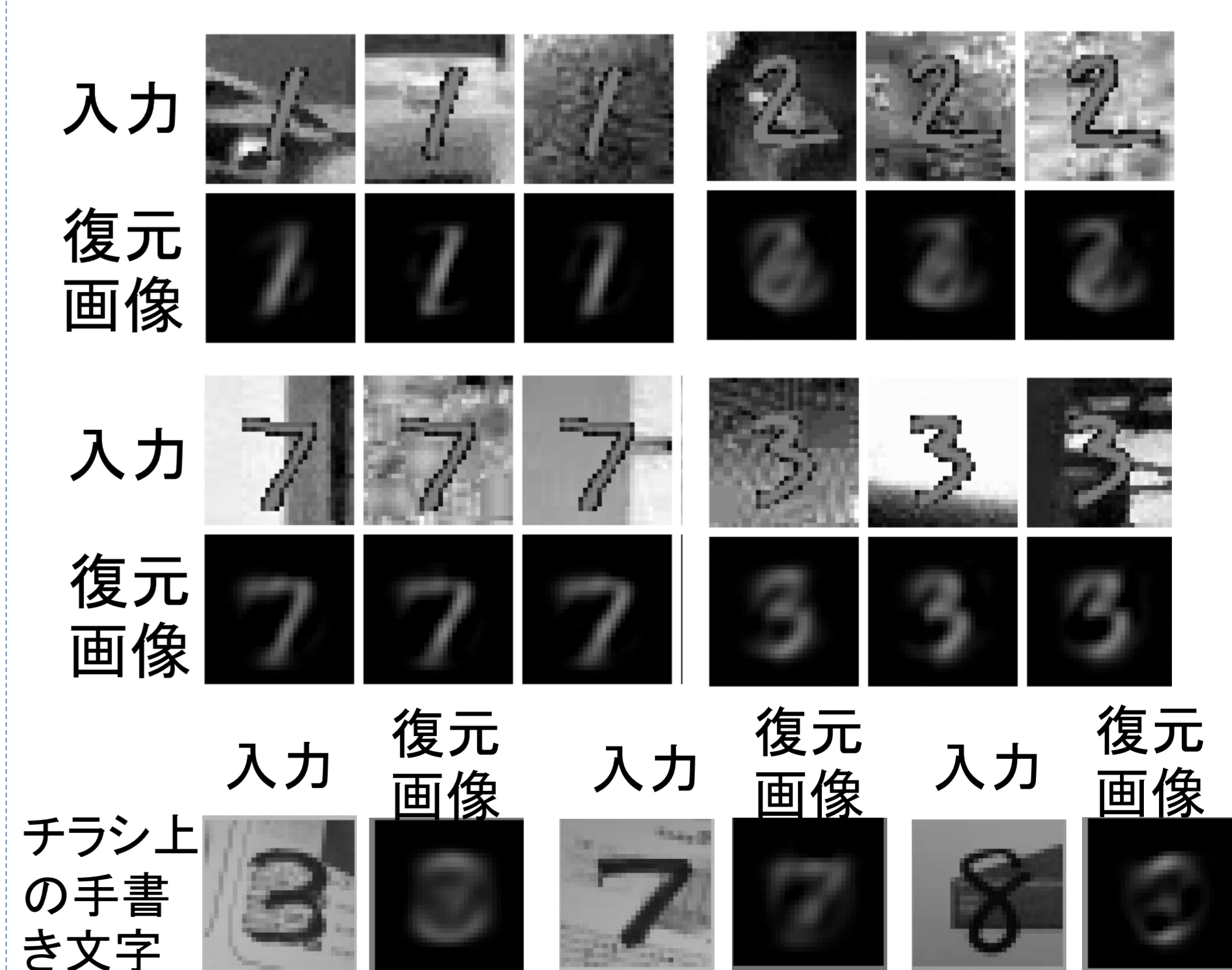
物体把持時の手領域と物体領域のマスクからなる 2ch 画像を学習後、学習に使っていないサンプルを encode/decode した



雑音背景を持つ画像からの手書き文字パターン抽出



室内背景を持つ画像からの手書き文字パターン抽出



課題

- 複数種類の変換を組み合わせた際の計算量増加に対する対処
- 拡大縮小や回転、blurなどの変換への適用