



# 輝度特徴と色特徴の混合率の変化に対する画像分類の整合性評価



東京工業大学  
Tokyo Institute of Technology



Recognition and Learning  
Algorithm Laboratory

緒方 貴紀<sup>1</sup>, 佐藤 育郎<sup>1,2</sup>, 田中 正行<sup>1</sup>

<sup>1</sup>東京工業大学, <sup>2</sup>デンソーITラボラトリ



## 検証したい仮説

画像分類における輝度特徴と色特徴の重要性は標本毎に異なる。

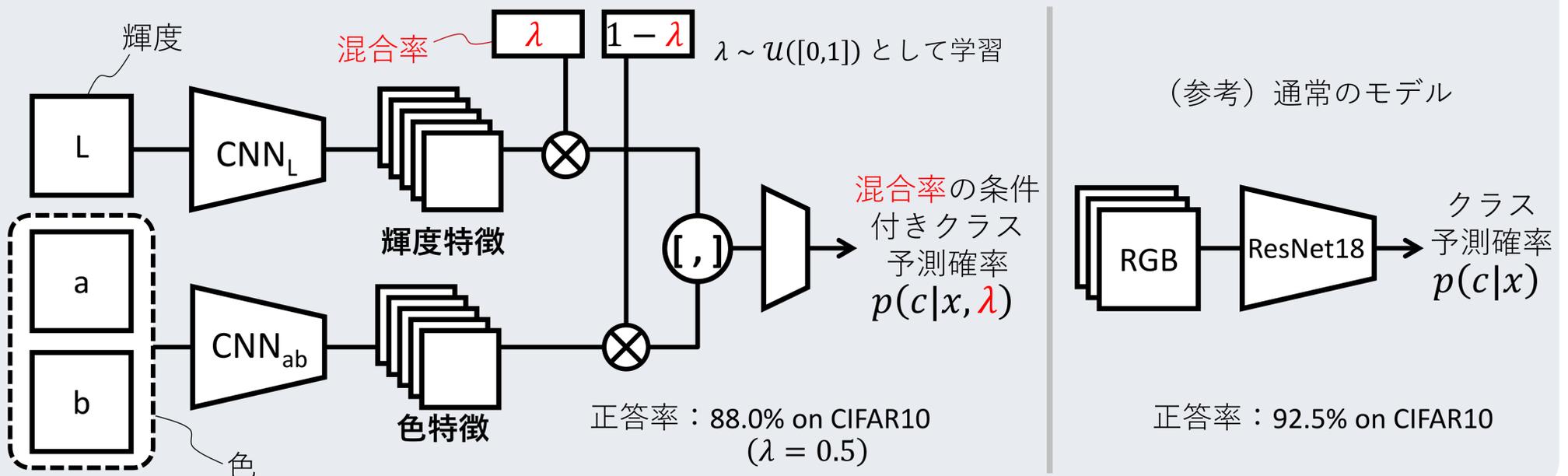
輝度 : 主に物体の輪郭を表現

色 : 主にテクスチャを表現

## 検証方針

1. 輝度特徴と色特徴の混合率を明示的に設定可能な画像分類器を生成する。
2. 混合率の変化に対する分類結果の標本毎の(不)整合性を評価する。

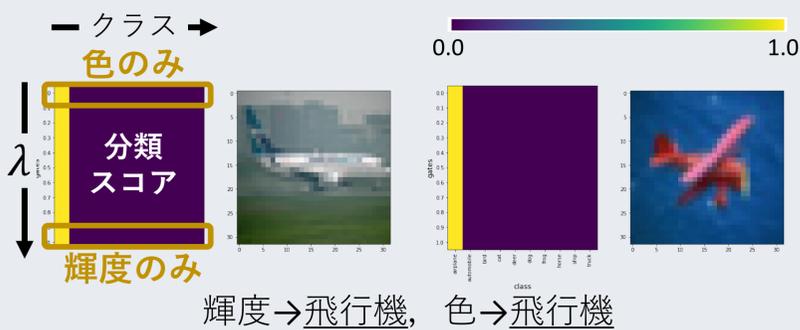
## 1. 輝度／色特徴の混合率を設定可能な画像分類器



## 2. 混合率の変化に対する整合性評価結果

予測クラスが整合する例

$$\arg \max_c p(c|x, \lambda_1) = \arg \max_c p(c|x, \lambda_2), 0 \leq \lambda_1, \lambda_2 \leq 1$$



整合した標本のうち 正答できた標本の割合	<b>96.4%</b>
-------------------------	--------------

予測クラスが整合しない例



目視による分類が比較的容易な標本が多い

目視による分類が比較的困難な(紛らわしい)標本が多い

## 結論

- 輝度(色)特徴が色(輝度)特徴に対して敵対的にふるまう標本が存在する。
- 敵対性のない標本に限定した正答率は、そうでないものに比べて顕著に高い。

## 展望

新たなクラス決定則の提案:

混合率の変化の下での予測クラスの不変性を分類可否の判断根拠に。

輝度特徴, 色特徴, 各種プリミティブ特徴

# 深層モデルの汎化性能改善を目的とした特徴抽出器の事後学習



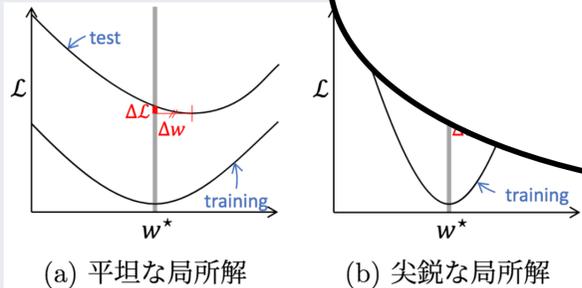
東京工業大学  
Tokyo Institute of Technology

山田 陵太<sup>1</sup>, 佐藤 育郎<sup>1,2</sup>, 甲山 平行<sup>1</sup>, 井上 中順<sup>1</sup>, 川上 玲<sup>1,2</sup>



Recognition and Learning  
Algorithm Laboratory

## 背景と本研究



Delete this page if you use English.

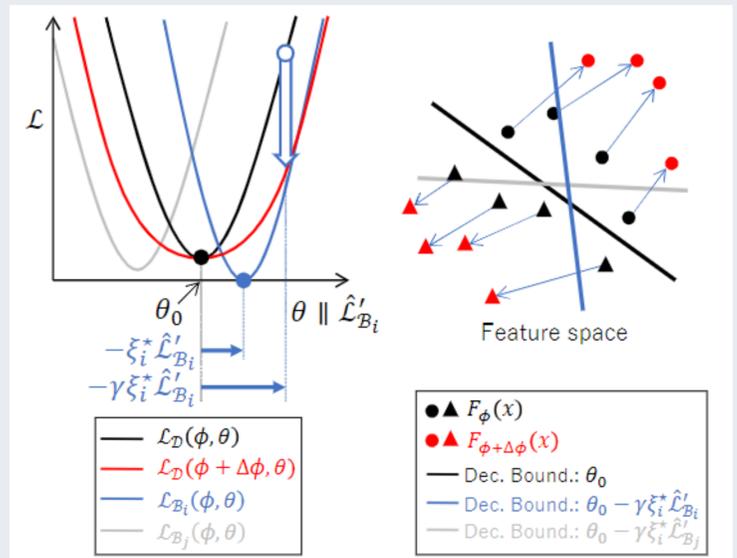
## 案手法

背景 こういうタスクがあって、従来こう解かれてきたがそこにはこういう課題があった。

- 貢献
- △の課題を解決するために、なんとかをフラット化できる手法PoF: Post-training of Feature-extractorを提案。
  - 提案法は従来法SAMよりも高い汎化能力を獲得できることを実験的に示した。

$$\mathcal{L}(\phi, \theta_0 - \xi \mathcal{L}'_B) = \frac{1}{2} (\xi - \xi_B)^2 \mathcal{L}' \mathcal{H} \mathcal{L}'$$

## 従来手法



## 評価実験

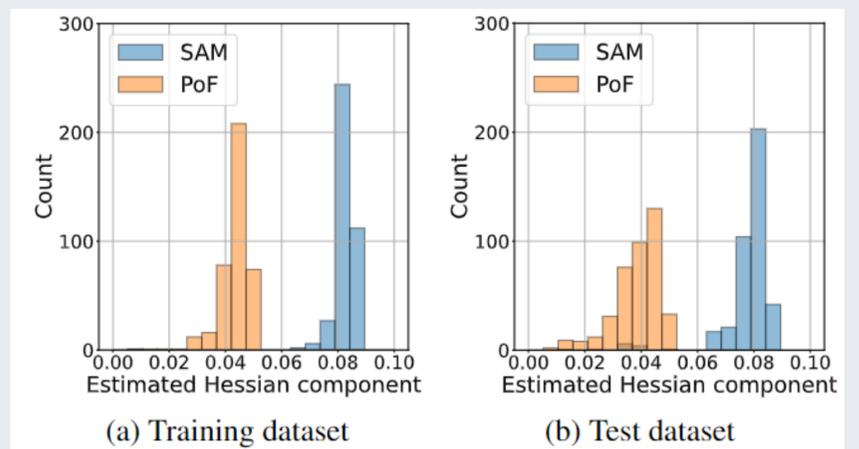
### 実験1. 汎化性能比較

- 条件
- はひふへほ
  - まみむめも
  - らりるれろ
- 結果
- はひふへほ
  - まみむめも
  - らりるれろ

Method	Dataset			
	CIFAR-10	CIFAR-100	SVHN	Fashion
SGD (200 epochs)	3.22±0.14	18.23±0.35	1.67±0.03	4.60±0.11
SGD (250 epochs)	3.14±0.13	18.40±0.35	1.67±0.03	4.63±0.14
SAM (200 epochs)	2.50±0.07	16.27±0.09	1.64±0.04	4.14±0.09
SAM (250 epochs)	2.53±0.08	16.32±0.20	1.63±0.03	<b>4.12±0.05</b>
SAM→PoF (210 epochs)	<b>2.41±0.02</b>	<b>16.07±0.15</b>	1.60±0.04	4.25±0.05
SAM→PoF (250 epochs)	<b>2.41±0.06</b>	16.60±0.05	<b>1.55±0.02</b>	4.35±0.07

### 実験2. フラットネス (ヘシアン) 比較

- 条件
- はひふへほ
  - まみむめも
  - らりるれろ
- 結果
- はひふへほ
  - まみむめも
  - らりるれろ



# PoF: Post-Training of Feature Extractor for Improving Generalization



東京工業大学  
Tokyo Institute of Technology

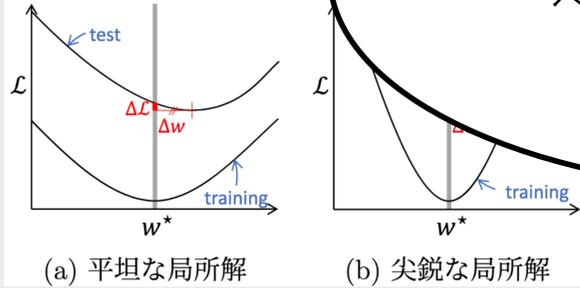
R. Yamada<sup>1</sup>, I. Sato<sup>1,2</sup>, M. Tanaka<sup>1</sup>, N. Inoue<sup>1</sup>, R. Kawakami<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Tokyo Institute of Technology, <sup>2</sup>Denso IT Laboratory, Inc.



Recognition and Learning  
Algorithm Laboratory

## Background & Existing Method



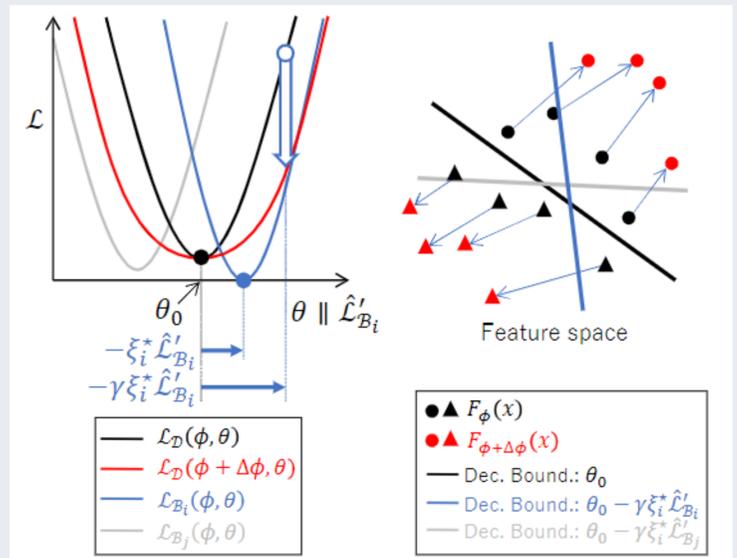
日本語を使用する場合はこのページを削除すること

Back-ground • ABCDE  
• ABCDE

Contribution • ABCDE  
• ABCDE  
• ABCDE

$$\mathcal{L}(\phi, \theta_0 - \xi \mathcal{L}'_B) = \frac{1}{2} (\xi - \xi_B)^2 \mathcal{L}' \mathcal{H} \mathcal{L}'$$

## Existing Method



## Evaluation

### Exp-1: Generalization

Settings • ABCDE  
• ABCDE

Results • ABCDE  
• ABCDE

Method	Dataset			
	CIFAR-10	CIFAR-100	SVHN	Fashion
SGD (200 epochs)	3.22±0.14	18.23±0.35	1.67±0.03	4.60±0.11
SGD (250 epochs)	3.14±0.13	18.40±0.35	1.67±0.03	4.63±0.14
SAM (200 epochs)	2.50±0.07	16.27±0.09	1.64±0.04	4.14±0.09
SAM (250 epochs)	2.53±0.08	16.32±0.20	1.63±0.03	<b>4.12±0.05</b>
SAM→PoF (210 epochs)	<b>2.41±0.02</b>	<b>16.07±0.15</b>	1.60±0.04	4.25±0.05
SAM→PoF (250 epochs)	<b>2.41±0.06</b>	16.60±0.05	<b>1.55±0.02</b>	4.35±0.07

### Exp-2: Loss Curvature

Settings • ABCDE  
• ABCDE

Results • ABCDE  
• ABCDE

