

1. はじめに

屋内外の風景写真などの画像からシーンを理解するには、色だけでなく、意味を捉えて領域を分割する必要がある。これをセマンティックセグメンテーション [1] と呼ぶ。Semantic Texton Forests (STFs) [1] は、局所領域 (パッチ) ごとにテクスチャ解析を行い、各パッチをラベリングすることでセマンティックセグメンテーションを実現している。しかし、STFs は画像全体の構造を考慮していないため、パッチ単位で誤ラベリングが生じることがある。そこで、本研究では、STFs のラベリング結果に対して、色の類似性を利用して画像全体の構造を考慮した再ラベリングを行い、高精度なセマンティックセグメンテーションを実現することを目的とする。

2. 提案手法

提案手法の流れを図 1 に示す。STFs により出力されたラベリング結果に対して、色の類似性 (CSS: Color Self-Similarity) を利用することで、画像全体の構造を考慮した再ラベリングを行う。これによりパッチ単位で発生する突発的な誤ラベリングを抑制することができる。

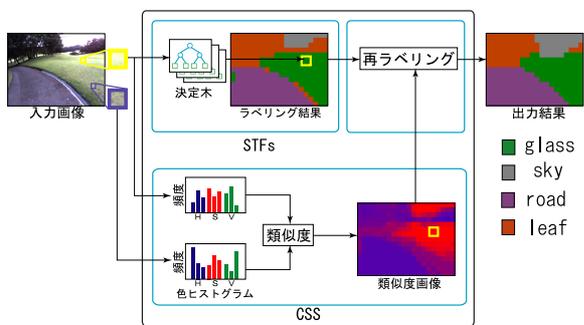


図 1: 提案手法の流れ

2.1. STFs

STFs は Random Forests のアルゴリズムにより決定木構造の識別器として構成され、各パッチのテクスチャを解析してセマンティックセグメンテーションを行う。STFs により構築した決定木は、入力パッチ  $n$  が到達した末端ノードが保有する各ラベル  $y$  の出力である事後確率  $P(y|n)$  により分類する。しかし、異なるクラス間においてパッチ単位ではアピランスが類似することがあるため、誤ラベリングが生じる。

2.2. 色の類似性に着目した再ラベリング

本研究では、STFs の結果を色の類似性から得られる大域的な情報を用いて再ラベリングする。CSS を算出することで画像内の構造情報を抽出することが可能である。再ラベリングの手順を以下に示す。

**Step1: 類似度画像の作成** 画像全体の構造を捉えて再ラベリングするため、CSS を利用して類似度画像を生成する。まず、各パッチより HSV 表色系を用いて色ヒストグラムを作成する。そして、1 つのパッチを観測パッチ  $n = 1, \dots, N$  としたときの画像全体の類似度を色ヒストグラム間の距離により求める。これにより、CSS に基づく類似度画像は観測パッチ  $n$  ごとに生成される。図 2 の類似度画像からわかるように、画像全体の構造を表現することができる。

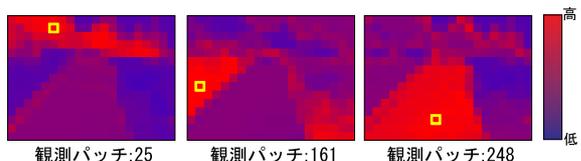


図 2: 類似度画像の例

**Step2: ラベルらしさの算出** CSS を用いて周囲の構造を考慮した再ラベリングを行うため、提案手法では各ラベルらしさを表す出力値を算出する。観測パッチ  $n$  を含むすべてのパッチ (注目パッチ)  $i = 1, \dots, N$  に対して、式

(1) によりラベルらしさ  $h_i(y)$  を求める。図 3 に示すように、 $h_i(y)$  は、観測パッチ  $n$  に対して STFs から出力された  $P(y|n)$  を用いて、注目パッチ  $i$  から算出した CSS  $s(i, n)$  と 2 つのパッチの距離  $r$  を用いて算出する。

$$h_i(y) = \sum_{n=1}^N s(i, n)P(y|n)\omega(r)\delta[y, STFs(n)] \quad (1)$$

ここで  $\omega$  はガウス関数であり、STFs( $n$ ) は観測パッチ  $n$  の STFs による出力ラベルを表している。また、 $\delta[\cdot]$  はクロネッカーのデルタ関数を表しており、2 つの要素が一致する場合は 1、それ以外の場合は 0 を出力する関数である。

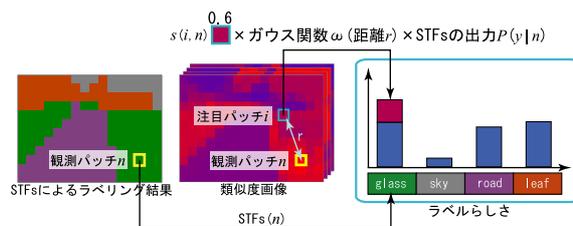


図 3: クラスらしさの算出

**Step3: 再ラベリング** 各ラベルの出力  $h_i(y)$  の中で、最大の出力であるラベル  $y_i$  を注目パッチ  $i$  に対する適切なラベルとして採用する (式 (2))。

$$y_i = \operatorname{argmax}_{y \in Y} (y) \quad (2)$$

これにより、画像全体の色の構造を考慮した再ラベリングが可能となる。

3. 評価実験

提案手法の有効性を示すため、ゴルフカートの走行シーンを対象とする評価実験を行う。ラベルの対象は芝生 (glass)、空 (sky)、道 (road)、葉 (leaf) の 4 種類である。学習画像は 181 枚、評価画像は 99 枚であり、それぞれ夏と冬より撮影した画像を使用する。

表 1: 適合率 [%]

評価	手法	glass	sky	road	leaf	平均
夏	STFs	59.9	55.6	36.5	33.1	46.3
	提案手法	91.3	47.1	85.2	62.1	71.4
冬	STFs	74.6	71.1	26.9	26.9	49.9
	提案手法	94.4	51.5	39.6	43.1	53.2

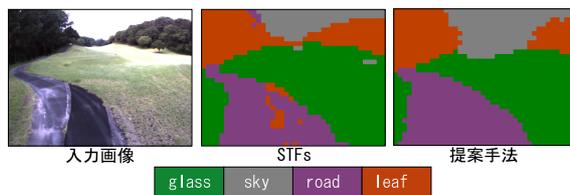


図 4: ラベリング例

実験結果を表 1、ラベリング例を図 4 に示す。実験結果より、提案手法は STFs と比較して多くのラベルの適合率が向上した。季節の違いを比較すると、適合率の平均は夏は 25.1%、冬は 7.3% 向上し、季節の違いによる影響は少ないことがわかる。以上により、提案手法による再ラベリングは、パッチ単位の誤ラベリングを抑制し、高精度なセマンティックセグメンテーションを実現した。

4. おわりに

本研究では、CSS を利用した再ラベリング手法を提案し、パッチ単位での誤ラベリングの抑制とセマンティックセグメンテーションの高精度化を実現した。今後は、別のシーンに対する提案手法の有効性を調査する予定である。

[1] J. Shotton, M. Johnson and R. Cipolla. " Semantic Texton Forests for Image Categorization and Segmentation ". CVPR, pp. 1.8, 2008.