ワイルドカードを用いた Random Ferns によるノイズに頑健な特徴表現

EP08064 竹ノ内 信寛　　指導教授：藤吉弘亘

1. はじめに

Random Ferns[1] は，予め多様な見えの画像を決定木を用いて学習することで，見えの変化に頑健な特定物体認識を実現している．しかし，Random Ferns におけるバイナリを用いた特徴表現は，認識対象の画像ノイズや遮蔽によりビット反転が起こると認識が困難となる場合がある．そこで，本研究では Random Ferns より得られるバイナリコードに対してワイルドカードを適用することで，ノイズに頑健な特徴表現を可能にして高精度な認識を実現する．

2. 提案手法

本研究では，提案手法としてワイルドカードを用いた Random Ferns によるノイズに頑健な特徴表現を行う．

2.1. Random Ferns

Random Ferns における決定木の構築は，テンプレート画像から特徴点検出法によりキーポイントを I 個検出し，アフィン変換を行うことで複数のパッチ画像を生成する．生成したパッチ画像をキーポイントごとに同一のクラス $c_i(i=1,2,\ldots,I)$ とし，Random Ferns を構築する．Random Ferns は，各クラスの特徴を末端ノードまでの各ノードの出力 (“0” と “1” のバイナリ) で表現して決定木を K 本構築する．各ノードは，パッチ画像中でランダムに選択した 2 点のピクセルにおける輝度値の大小関係により “0” または “1” を出力する．決定木の末端ノードには，各クラスの出力パターン b(バイナリコード) の頻度を表すヒストグラム $\boldsymbol{H}_{k,c_i}=\{h_{k,c_i}(1),\ldots,h_{k,c_i}(M)\}$($M$ は出力パターン数，k は決定木番号) が格納されている．

2.2. ワイルドカードの導入

Random Ferns によるバイナリコードを用いた特徴表現は，ノイズ等の影響でパッチ画像の輝度値が変化し，取得されるバイナリコードにビット反転が発生した場合，認識精度が低下する問題がある．そこで，提案手法はパッチ画像から得られるバイナリコードにワイルドカード (“$*$”) を導入し，決定木の各ノードに対するビット反転を抑制する．

提案手法による “$*$” を用いた Random Ferns によるキーポイント分類の流れを図 1 に示す．提案手法は，学習により構築した Random Ferns にパッチ画像を入力し，決定木 k ごとにバイナリコード b を取得する．ここで，取得したバイナリコード b の各バイナリに対して “$*$” を適用したパターン b^* を考える．例えば図 1 の決定木 F_1 の場合，“$*$” パターンは $b^*=(001)_2,(00*)_2,(0*1)_2,(*01)_2$ がある．このとき，式 (1) に示すように，“$*$” をバイナリコード b に導入した際に許容される複数の頻度 h_{k,c_i} は平均値を用いて p_k として統合する．

$$p_k(c_i,b^*)=\frac{1}{2^{f(b^*)}}\sum_{n=(00\ldots0)_2}^{(11\ldots1)_2} h_{k,c_i}(b^*)\,\delta[\,b^*,n\,] \qquad (1)$$

ここで，$f(b^*)$ は b^* に含まれる “$*$” の数を出力する関数である．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，それ以外は 0 を出力する関数である．式 (1) により，ビット反転を考慮したノードのマスキングができる．この処理を全ての “$*$” を適用したパターン b^* から求める．最適な “$*$” によるマスキング位置は，式 (2) に示すように全ての “$*$” パターン b^* の内，クラス c_i ごとに頻度 p_k の値が最大となる “$*$” パターンを採用する．

$$p'_k(c_i)=\max_{b^*} p_k(c_i,b^*) \qquad (2)$$

そして，式 (3) により各要素 p'_k を結合し，算出された頻度が最大となるクラス c_i に分類する．

$$\hat{c}_i=\operatorname*{argmax}_{c_i}\prod_{k=1}^{K} p'_k(c_i) \qquad (3)$$

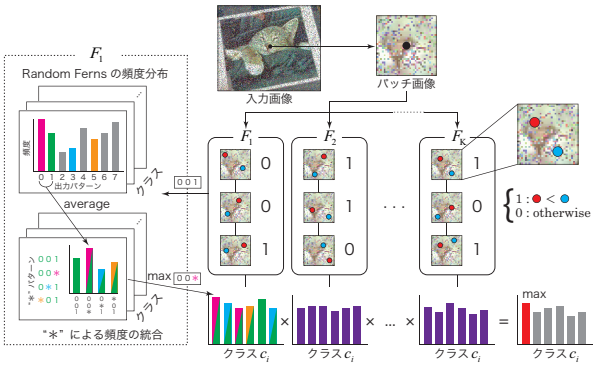

図 1：“$*$” を用いた Random Ferns によるキーポイント分類

3. 評価実験

提案手法の有効性を確認するため，ノイズを付加させた画像を用いて評価実験を行う．評価実験は，テンプレート画像と入力画像のキーポイントを分類し，(A) 画像ノイズの割合による認識精度，(B) 木の深さによる認識精度の比較を行う．各実験ではキーポイントは $I=100$ 個，決定木は $N=80$ 本を使用する．(A) は決定木の深さを 20 で統一し，(B) は画像ノイズの割合を 20% で統一して実験を行う．また，提案手法に導入する “$*$” の数は 1~2 個の 2 つを使用する．

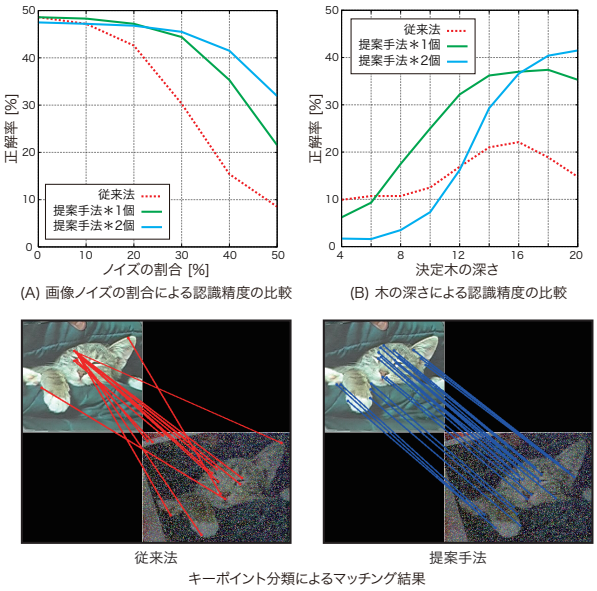

図 2：実験結果

評価実験の結果を図 2 に示す．(A) の実験結果では，提案手法は従来法と比較して画像ノイズの割合が増加した場合でも高い認識精度を維持できていることがわかる．(B) の実験結果では，従来法において最も高い認識精度のとき (深さ 16) を比較すると，提案手法は従来法と比較して高精度な認識を実現している．マッチング結果からもわかるように，提案手法は従来法と比較して画像ノイズの影響による認識精度の低下を抑制できていることが確認できる．このことにより，提案手法によるワイルドカードを利用したバイナリのマスキングは，画像ノイズに対して頑健な特徴表現を可能にし，高精度なキーポイント分類を実現することができたといえる．

4. おわりに

本研究では，ワイルドカードを用いた Random Ferns によるノイズに頑健な特徴表現法を提案し，高精度なキーポイント分類を実現した．今後は，物体検出等の問題に対して，提案手法の汎用性および有効性を確認する予定である．

参考文献

[1] M. Ozuysal, M. Calonder, V. Lepetit, P. Fua, “ Fast Keypoint Recognition using Random Ferns ” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 32, No. 3, pp. 448 - 461, 2010.