H-025

スケール不変な曲線特徴に関する検討
A study on Scale-Invariant Curve Feature

河村 圭　石井 大祐　渡辺 裕
Kei Kawamura　Daisuke Ishii　Hiroshi Watanabe

1. はじめに

近年，SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) に代表されるスケール不変な特徴が着目されている [1]．我々は以前より，主観的に決定されている「曲線の頂点」を，客観的に定義する手法を提案している [2]．しかし，この手法はスケールに依存している．本稿では，曲線特徴として曲率を用いて局所的な曲線の基準スケールを自動的に決定する手法を提案する．

2. 従来手法の問題点

SIFT は 2 次元画像のこう配に基づく，拡大や縮小，回転などに対してスケール不変な特徴抽出法である．その原理は，Scale-normalized Laplacian of Gaussian (LoG) の最大値が得られるスケールを，その領域の基準スケールとすることにある．しかし，LoG の計算量は膨大であるため，Difference of Gaussian (DoG) により近似すること，さらに画像をダウンサンプリングすることにより大幅に計算量を削減している．また，SIFT を N 次元（3 次元や 3 次元＋時間）に拡張した N-SIFT が提案されている [3]．

一方，曲率は曲線や曲面の座標軸に対して不変な特徴である．媒介変数表現された曲線の曲率 κ は

$$\kappa = \frac{x'y'' - x''y'}{(x'^2 + y'^2)^{\frac{3}{2}}}. \tag{1}$$

によって求められる．ただし，微分は媒介変数 t について行う．ディジタル曲線の曲率は，その微分の定義によって自由度が存在する．そこで，スケールを導入して微分したガウス関数との畳込みによって，定量的に扱うことができる．さらに，曲率の極値を「曲線の頂点」と定義し，ベクタ変換の評価指標として利用することを提案している [2]．

このように，ディジタル曲線の曲率はスケールに依存する．一方で曲率にはすでに微分計算が含まれているため，スケール探索を実現するための 2 次微分計算には，合成関数の微分という困難がある．

ところで，曲線の構造を解析する手法としてスケールスペースフィルタリングが提案されている [4]．さまざまなスケールにおいて，畳込まれた信号の 1 次微分の極値や 2 次微分のゼロ交差を抽出する．しかし，異なるスケール間において抽出された特徴の追跡は，実際には困難である．

3. 提案手法

曲率からスケールを自動的に決定するために，依然として LoG の概念は重要である．まず，1 次元信号の LoG（$\nabla^2 G$）は

$$\mathrm{LoG} = f(\sigma) = \frac{x^2 - \sigma^2}{\sqrt{2\pi}\sigma^5} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \tag{2}$$

と定義できる．ここで，SIFT と同様に LoG を DoG に置き換える．すなわち，

$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} = \sigma \nabla^2 G \tag{3}$$

の関係を利用する．ここで，G はガウス関数である．これは

$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x, k\sigma) - G(x, \sigma)}{k\sigma - \sigma} \tag{4}$$

と近似できる．さらに

$$(k-1)\sigma^2 \nabla^2 G \approx G(x, k\sigma) - G(x, \sigma) \tag{5}$$

とまとめられる．σ_0 から k 倍ずつ大きくした σ についてこの計算を行うと，連続したスケールで結果が得られる．ただし，媒介変数表現された曲線に直接適用すると，座標軸に依存してしまう．したがって，曲率に対して適用することが重要である．

ディジタル曲線の曲率計算にはスケールに応じた微分が含まれている．そこで，DoG における平滑化曲線の代わりに，スケールの異なる微分から得られる曲率が代用可能であると仮定する．すなわち，σ_0 から k 倍ずつ大きくしたスケールについて曲率を計算する．同じ位置（媒介変数値が一致する点）で異なるスケール間の差分を計算し，この極値が得られるスケールを曲率の基準スケールと定義する．この計算方法を Difference of Curvature（DoC）と名付ける．

DoC のスケール間における極値の性質について述べる．ドライバ画像と 2 倍に拡大したドライバ画像の境界線の一部を図 1，図 2 にそれぞれ示す．図中の曲線はス

†早稲田大学大学院 国際情報通信研究科,
Graduate School of Global Information and Telecommunication Studies, Waseda University.

ケール σ で平滑化した境界線である．また，図中の円はある座標を中心として半径をスケールと一致させてある．さらに，境界線上のこれらの座標におけるスケール変化と DoC 出力値の推移を図 3 に示す．なお，Original scale は左軸，Doubled scale は右軸である．また，図中の σ_1 と σ_2 は 2 次曲線近似により求めた最大値が得られるスケールである．このように，画像サイズが 2 倍になると，DoG の極値探索により検出されたスケール σ も比例して 2 倍になることが確認できる．したがって，平滑化曲線の代わりに曲率を用いるという仮定は妥当である．

特徴を最も含むスケール σ を自動的に決定するため，空間的に同範囲の曲線や，特徴点同士の位置関係を σ で正規化して，特徴量を記述することで，拡大や縮小に不変な特徴量となる．

4. 実験・考察

ドライバ画像の境界線に対して，提案するスケール不変な曲線特徴を抽出した結果を図 4 に示す．ただし，スケール σ_0 は 1 とし，拡大率 k は $2^{1/2}$ とした．＋記号で示される座標において，曲線特徴が存在する．図中の曲線は代表的なスケール σ で平滑化した境界線である．

この図より，単一のスケールでは検出できなかった曲線特徴が検出できていることがわかる．また，主観的には平滑化によって曲線の凸部分が急激に減少するところに数多く見られる．さらにこれらの位置は，以前より我々が提案している曲線の頂点に対応する [2]．このように，提案手法は複数の曲線特徴間においてスケール不変となる．

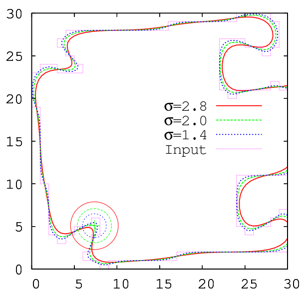

図 1　Original scale.

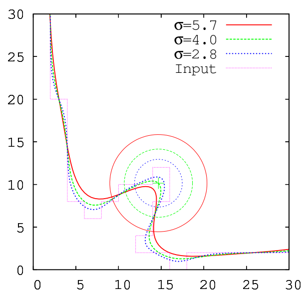

図 2　Doubled scale.

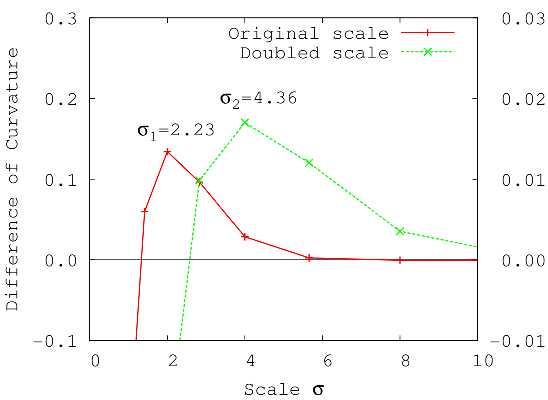

図 3　Standard deviations for two scales.

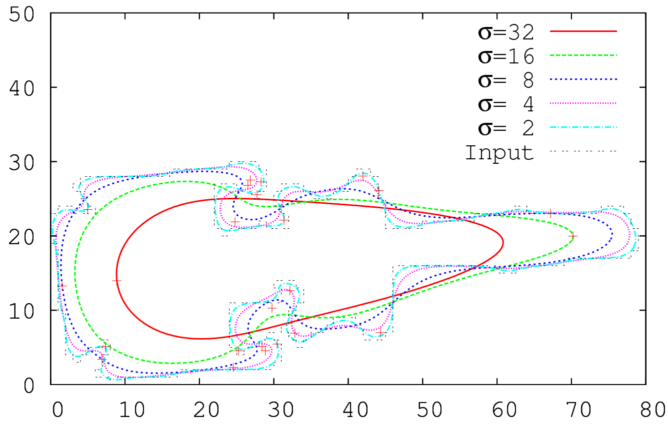

図 4　Scale invariant curvature points.

5. まとめ

本稿では，SIFT における DoG の概念を曲率に適用することで，スケール不変な曲線特徴を抽出する手法を提案した．実験により，探索されたスケールは境界線の拡大率に比例すること，異なるスケールから曲線特徴が抽出されることを示した．今後は，曲線のダウンサンプリングによる計算量削減について検討する．

謝辞

本研究は特別研究員奨励費（19 · 2363）の助成を受けたものである．

参考文献

[1] D. Lowe, “Distinctive image feature from scale-invariant keypoints,” IJCV, 60(2), pp. 91–110, 2004.

[2] 河村ら，“曲率尺度空間によるベクタ変換の評価手法に関する検討，” 情処研報 2008-AVM-60，no.5, Mar. 2008.

[3] W. Cheung, et. al, “N-dimensional scale invariant feature transform for mathcing medical images,” IEEE ISBI2007, Apr. 2007.

[4] A.P. Witkin, “Scale space filtering,” Proceeding of 8th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.1019–1022, 1983.