

## 臓器画像認識を用いた超音波検査手技の評価・指導システムの開発

## Development of a Training System for Ultrasonography with Organ Recognition

○武部康隆（早稲田大学） 徳永慎也，椎名恵（早稲田大学大学院）

石井裕之（早稲田大学理工学術院） 渋沢良太，片山保（株式会社京都科学）

高西淳夫（早稲田大学理工学術院，早稲田大学ヒューマノイド研究所）

Yasutaka TAKEBE, Waseda University

Shinya TOKUNAGA, Waseda University

Megumi SHIINA, Waseda University

Hiroyuki ISHII, Faculty of Science and Engineering, Waseda University

Ryota SHIBUSAWA, Kyoto Kagaku Co., Ltd

Tamotsu KATAYAMA, Kyoto Kagaku Co., Ltd

Atsuo TAKANISHI, Faculty of Science and Engineering, Humanoid Robotics Institute, Waseda University

**Abstract:** Ultrasonography is widely used for screening of traumas or disorders of internal organs, while its diagnostic accuracy depends on skills of physicians. Therefore, trainings of inexperienced physicians are important. The purpose of this study is to propose a novel training system for ultrasonography by integrating simulators (ultrasound phantom) and image processing techniques. This system can provide feedback to the trainee based on recognition of target organs in ultrasound images after role-plays of ultrasound examinations on the simulator. The target organs are recognized by A-KAZE algorithm, which is robust for rotations and scale changes of images. An experiment using simulator for FAST (Focused Assessment with Sonography for Trauma) was conducted. The recognition rates were 96-100%. We conclude that proposed method could be useful not only for evaluations after the training but also for real-time feedback during the each training trails.

**Key Words:** Medical Education, Ultrasonography, Image Recognition

## 1. 緒言

### 1.1 背景

超音波検査とは生体内に入射され反射し戻ってきた超音波の波形から内部組織の形状や性状を描出する検査法であり、現在ではBモードと呼ばれる断層像として実時間で生体内の構造を画像化し観察することが一般的となった<sup>(1)</sup>。

超音波検査の特徴としては、非侵襲的かつ被ばくがないこと、装置の移動性に優れ特別な準備が必要ないこと、対象臓器が実質臓器から細い管腔器官まで広範囲であること等が挙げられ、全身のスクリーニングから精密検査、緊急検査まで幅広い目的で用いられている。また、検査者も医師や看護師、臨床検査技師、助産師など多岐に渡る。

しかし、探触子を人が操作する超音波検査は結果が技量に大きく左右され、装置の性能とは別に病変の見落としを引き起こす原因となる。このため超音波画像の描出・判読を習得するには知識、技術、そして経験が必要となる<sup>(2)</sup>。

このうち、超音波の特性や人体解剖学といった知識は文献や座学から習得可能である。一方、超音波画像の描出には患者に応じて検査装置を取り扱う技術が必要であり、この技術を習得するには実践的な経験を積み重ねることが不可欠である。しかし、実際の患者を検査できる段階に至る前の初学者にとって、専門医のように毎日様々な患者を検査するような経験は困難である。よって、患者の代替となって繰り返し訓練できる場を提供する「超音波検査シミュレータ」が求められている。

超音波検査シミュレータは2種類に大別でき、コンピュータシミュレーションによる方式<sup>(3)</sup>と専用の人体模型を用いる方式<sup>(4)</sup>が存在する。コンピュータシミュレーション方式は、模擬探触子の位置・姿勢を計測し、想定される断層像を仮想的に生成して訓練者に提示する。これは臓器の動

きや個人差を再現できる点で優れているが、アーチファクトと呼ばれる存在しない像が映り込む現象などといった検査を妨げる要素の再現は現状ごく一部に限られている<sup>(5)</sup>。一方で、人体模型の方はファントムと呼ばれ、人体に近い超音波特性の素材で解剖学的に体内を再現した模型で、実際に断層像を描出し訓練する。患者の個人差を再現することには不向きだが、探触子を当てる手応えやアーチファクトなどが実際と同様に検査へ影響するため、より患者に近い条件での訓練が可能となる。更に本物の装置で検査が行えるので、訓練者にとっては臨場感の向上が期待できる。

### 1.2 研究目的

このような利点を持つファントムであるが、初学者が訓練から技術を学ぶには手技に対する評価・指導のフィードバックが不可欠である。現状この役目は指導医が担っているが、指導医の数には限りがあるため訓練者一人あたりの訓練量も制限される。よって本研究では、初学者の超音波検査手技を自動で評価・指導するシステムを開発することで指導医に依らない効率的な自己学習の促進を目的とした。

## 2. 臓器画像認識アルゴリズム

自動評価システムを実現するため、訓練する検査において描出すべき臓器（標的臓器）について、訓練者が描出した超音波画像（入力画像）とシステム内で標的臓器ごとに予め登録されている超音波画像（登録画像）とを比較し、入力画像中にどの標的臓器が含まれているか判別するアルゴリズムを構築した。全体の流れを Fig. 1 に示す。

### 2.1 A-KAZE 特徴量

人体には様々な臓器が存在しその形状はそれぞれ異なる特徴を持つ。更に超音波画像においては同じ臓器であっても探触子を当てる角度によってその断層像は大きく変化する

る。超音波画像に限らず，このように多様な画像から標的物を判別する際には，しばしばその認識率と計算コストの兼ね合いが問題となる．例えば画像認識の手法のひとつとしてテンプレートマッチングがある．これは2枚の画像について，一方の画像を他方の画像に重ね合わせ，重なる位置の画素の輝度値をそれぞれ比較することにより画像の類似度を数値化する方法である．これは直線や円といった特定の形状を抽出せずに画像同士を比較できるため汎用的ではあるが，一方の画像が回転や拡大縮小しただけで類似度が大きく低下するという欠点がある．本システムのように複数の標的臓器を判別する場合，標的臓器ひとつひとつについて考える全ての回転・拡大縮小のバリエーションの登録画像を用意する必要がある上に，この登録画像は標的臓器の種類が増えるほど倍増していく．入力画像1枚ごとに無数の登録画像と比較しなければならないとなるとシステムが大掛かりになってしまい，本研究の目的である多くの初学者に訓練の機会を提供する簡便性が損なわれる．よって本アルゴリズムでは回転やスケール変化に頑強な特徴量で画像を比較できる A-KAZE (Accelerated-KAZE) <sup>(6)</sup> と呼ばれる手法を用いた．これは画像中の輪郭をキーポイント（特徴点）として，スケールに応じて正規化したベクトルで検出し，これらベクトル全体の方向を考慮して回転に頑強な形式の特徴量で記述する手法である．この A-KAZE 特徴量を用いて画像を比較することにより，超音波画像の場合，ある標的臓器に対して用意する登録画像が多くなくとも回転やスケール変化による影響が少ないため認識率が低下せず，計算コストを低く抑えられる．また，画像処理のオープンライブラリである OpenCV でも実装が容易なことも選定理由のひとつである．SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) や SURF (Speeded Up Robust Features) も同様の技術であるが，処理速度または回転頑強性で A-KAZE が優れている<sup>(6)</sup>．

2.2 類似度の算出

この A-KAZE によって，入力画像上の登録画像と類似な複数の箇所が特徴点としてそれぞれ検出される．ただし，

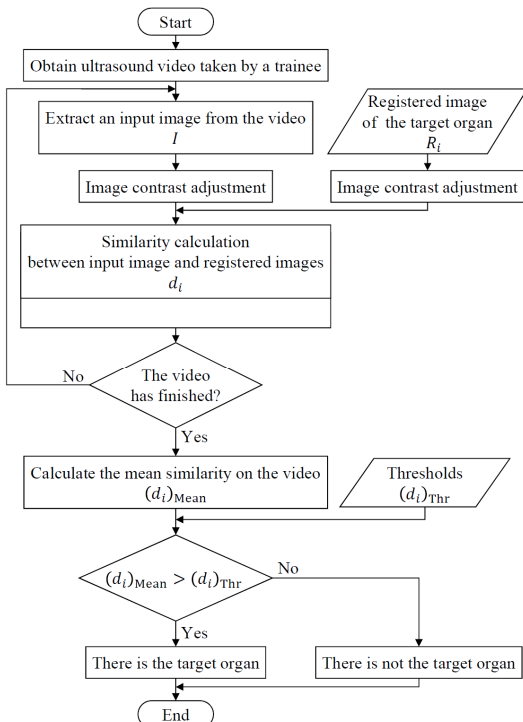


Fig. 1 Organ recognition flow

超音波画像においては同じ臓器であっても探触子の角度によってその断層像が大きく異なるため，単純に入力画像上の特徴点配置を射影変換などで登録画像に当てはめることはできない．また，特徴点の中には実際には関係のない部分が誤って類似と見なされる物も存在する．このように雑多に検出される特徴点を用いて入力画像と登録画像の類似度を算出するために，本アルゴリズムでは特徴点のカーネル密度分布を算出する手法を採った．処理全体の流れを Fig. 1 に，その中の類似度算出の詳細を Fig. 2 に示す．

入力画像  $I$  (幅  $W$ [px], 高さ  $H$ [px]) と,  $n$ 個の登録画像のうちの一つ  $R_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) (幅  $w_i (< W)$ [px], 高さ  $h_i (< H)$ [px]) とで類似度を算出するとする． $I$  と  $R_i$  でそれぞれ特徴点検出と特徴量記述を行った後， $I$  と  $R_i$  を比較し  $I$  から検出された特徴点のうち  $R_i$  と類似だったもの  $m$  個を抽出し，これらを類似特徴点  $p_j$  ( $j = 1, 2, \dots, m$ ) とする (Fig. 3 (Left))．また，入力画像  $I$  上でのそれぞれ座標を  $p_j(x_j, y_j)$  とする．ここで， $I$  と同じ大きさで輝度が全て 0 の内部画像  $D_i$  を用意する． $D_i$  に  $I$  と同様の座標系を取り， $I$  における点  $p_j$  の座標と同じく  $D_i$  に点  $p'_j(x_j, y_j)$  を取る．点  $p'_j$  を中心として  $D_i$  内の一部領域をカーネル  $K_j$  として指定し， $K_j$  の領域内の輝度値を加算する．なお，本研究ではカーネルを登録画像  $R_i$  と同じ大きさ (幅  $w_i$ [px], 高さ  $h_i$ [px]) の長方形に設定し，点  $p'_j$  ひとつにつき  $K_j$  内部の画素すべての輝度を等しく 1 ずつ加算した．この作業を  $m$  個の類似特徴点  $p_j$  すべてについて繰り返し行くと，ちょうど  $I$  で点  $p_j$  が集中する部分に相当する  $D_i$  の部分が高い輝度値となる (Fig. 3 (Right))．よって，その中でも最も輝度の高い点の値  $d_i$  を類似な特徴点の密度として本アルゴリズムにおける類似度の尺度とした．これにより標的臓器それぞれにしきい値  $(d_i)_{Thr}$  を設け  $d_i$  と比較することで入力画像  $I$  に関して標的臓器の有無が認識できる．

上記の類似度算出の前後処理として，事前のコントラ

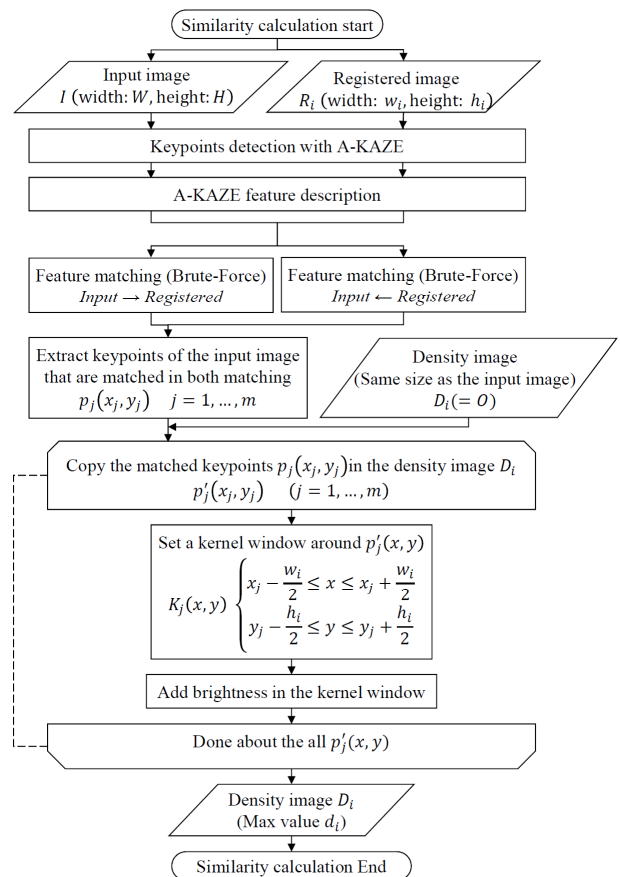


Fig. 2 Similarity calculation flow

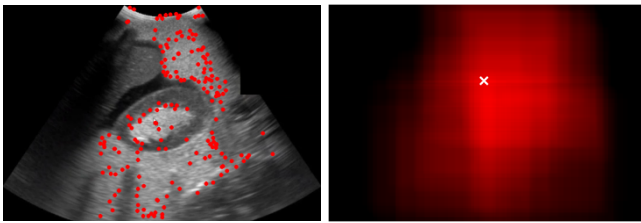


Fig. 3  
(Left) The matched keypoints  $p_i$  in the input image  $I$   
(Right) Density image  $D_i$  and the point of max density  $d_i$

ト調整と類似度 $d_i$ を複数の入力画像で平均化する処理を行っている。本アルゴリズムは静止画1枚を入力画像としてもある程度の認識率で臓器認識を行うことは可能だが、一連の動画フレーム30枚を入力画像として類似度 $d_i$ の平均値 $(d_i)_{Mean}$ としきい値 $(d_i)_{Thr}$ を比較するようにしたこと、ほぼ100%の認識率を実現した。

### 3. 自動評価・指導システム

上記アルゴリズムを用いて超音波検査の自動評価・指導システムを構築した (Fig. 4)。本システムでは次のような訓練の流れを想定した。[1]超音波検査装置に接続されたコンピュータが訓練者に検査する臓器を出題。[2]訓練者が出題された臓器を描出しその断層像を1秒間録画。[3]録画された動画に対してコンピュータが臓器認識を行い手技を評価。目的の臓器が描出できているか訓練者にフィードバック。このとき断層像の見方や正しいプローブ位置といった指導内容を視覚的に提示。[4]上記[1]～[3]を一連の臓器で行い、最後に検査全体の評価をチェックリスト形式で提示。

## 4. 実験

### 4.1 実験装置

外傷・救急用超音波診断トレーニングファントム“FAST/ER FAN” (株式会社京都科学) を対象に認識率の検証実験を行った。標的臓器は次の5ヶ所 (心嚢, 肝臓, 脾臓, 横隔膜, 骨盤腔内) とした。このそれぞれを“FAST/ER FAN”で検査した超音波の動画5本を対象に、5ヶ所の標的臓器についてそれぞれ標的臓器の映る動画 (正解動画) 1本と標的臓器が映らない動画 (誤動画) 4本に分けて、入力画像を取得した動画位置に対する類似度 $(d_i)_{Mean}$ の増減を記録し、正解動画の $(d_i)_{Mean}$ だけがしきい値 $(d_i)_{Thr}$ を超えている時間の割合を認識率として検証した。

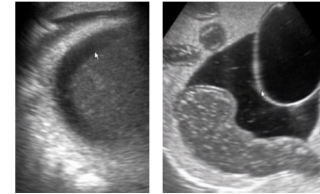
登録画像は、それぞれの正解動画から10枚の静止画を抜き出し、正解動画中の全フレームに対する類似度 $d_i$ の最



Fig. 4 GUI of the training system



(a)Heart sac (b)Liver (c)Spleen



(d)Diaphragm (e)Pelvic cavity

Fig. 5 Resistered images of the target organs

低値が最も高い1枚を選定した。これは最低値が高いほどしきい値も高く設定でき、認識率が向上すると考えられたからである。選定された登録画像を Fig. 5 に示す。

### 4.2 コントラストゲイン最適化

本実験では、類似度を算出する前のコントラスト調整において、式(1)のシグモイド関数を用いて各画素の輝度値 $L (0 \leq L \leq 255)$ を $L' (0 \leq L' \leq 255)$ に割り当てた。

$$L' = \frac{255}{1 + e^{-ax}} \quad \text{ただし } x = \frac{L - 128}{255} \quad (1)$$

コントラストゲイン $a (\geq 0)$ は調整後の画像の濃淡を司り $a$ が大きいほどコントラストは強くなる。そして、臓器によって認識に適したコントラストが異なるため、標的臓器ごとに $a=5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40$ とコントラスト調整なしの9通りを比較し、最も認識率の高いものを選んだ。コントラストゲイン最適化の結果を Table 1 に示す。

### 4.3 平均化と認識率

入力画像が動画の各フレーム1枚での認識率と30枚の類似度を平均化した場合での認識率とを Table 2 に示す。また、平均化を行った場合の正解動画および誤動画の動画位置ごとの類似度 $(d_i)_{Mean}$ を Fig. 6 に示す。なお、標的臓器によって時間の長さが異なるのは標的臓器の映る時間がそれぞれ異なったためである。(a)心嚢, (c)脾臓, (d)横隔膜, (e)骨盤腔については、常に正解動画だけが超えるようなしきい値を設定することができたため、認識率100%となった。(b)肝臓についても動画中の一部で正解動画の $(d_i)_{Mean}$ が誤動画のそれを下回ったが、図中のしきい値に対して認識率96%となった。

Table 1 Best contrast gains  $a$

Heart sac	Liver	Spleen	Diaphragm	Pelvic cavity
30	30	No conversion	30	5

Table 2 Recognition rates with one or 30 frames for inputs

Input(s) frame	Recognition rates %				
	Heart sac	Liver	Spleen	Diaphragm	Pelvic cavity
1	55	44	49	92	100
30	100	96	100	100	100

## 5. 考察

本アルゴリズムではコントラストゲインが大きいほど輪郭が強調されるため同じ画像でも検出する特徴点の数が増



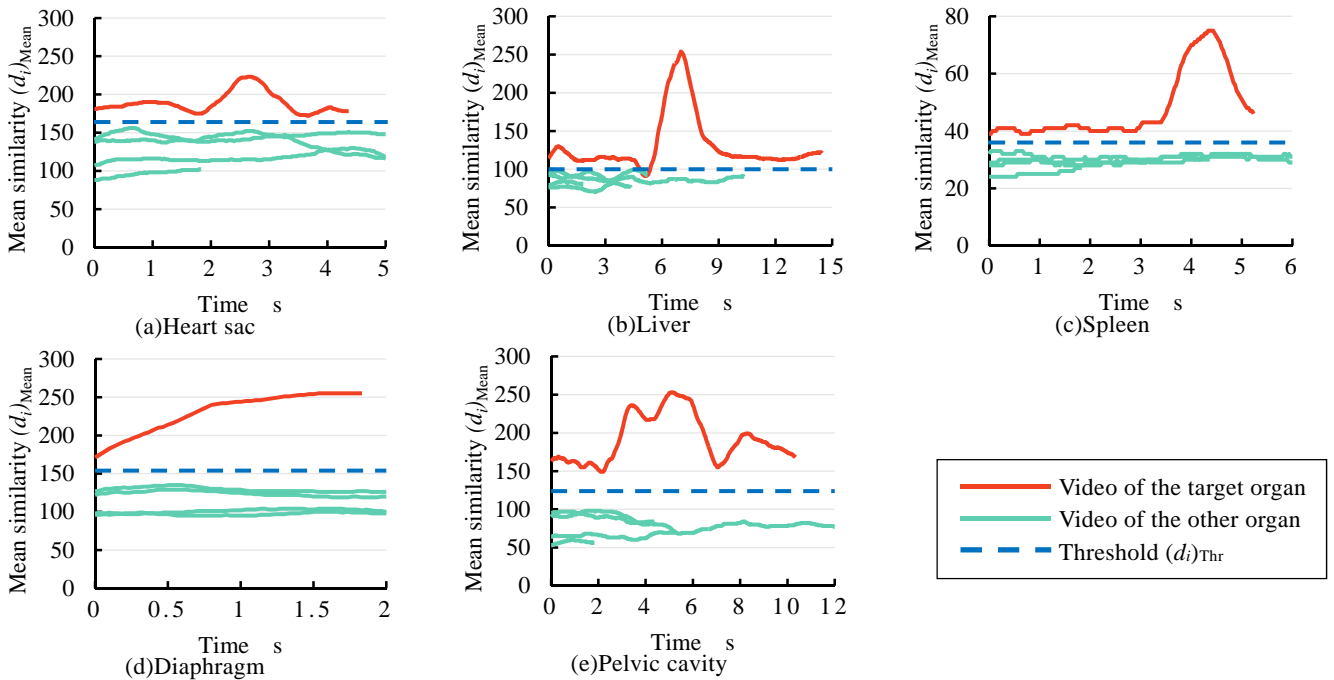


Fig. 6 Moving averages of similarity

加し，類似な特徴点の密度 $d_i$ も増加する．これは正解動画と誤動画のどちらにも共通する傾向であった．ただし，今回対象とした標的臓器のうち(a)心臓，(b)肝臓，(d)横隔膜に関しては正解動画に対する $d_i$ の増加量が誤動画での $d_i$ 増加量を上回ったため，コントラストの強調が認識率向上につながった．すなわち今回使用したシグモイド関数(式(1))が上記3つの臓器の特徴を引き出すことに適していたと考えられる．一方で，(c)脾臓においては逆にコントラスト強調が認識率を低下させた．具体的には，コントラストゲインが高いほど肝臓の映る入力画像を脾臓と誤認する割合が増加していた．改めて Fig. 5 を見ると確かに肝臓と脾臓は他の標的臓器と比べて断層像が似ており，式(1)によるコントラスト調整が脾臓に含まれる肝臓に似た要素を強調してしまったと考えられる．よって，脾臓の特徴を引き出すような前処理を今後検討する必要がある．(e)骨盤腔については，実際は  $a=5, 10$  およびコントラスト調整なしの3つで認識率の差はほとんどなく，他の標的臓器に比べても全体的に認識率が高かった．これは断層像が他の臓器よりも複雑で元々輪郭線が多く含まれていたためと考えられる．ただしこれもコントラストゲインが高すぎると無関係な入力画像に対する誤認識が生じたので，標的臓器ごとに適したコントラストゲインを設定することがやはり重要である．

(b)肝臓の一部で正解動画の類似度が低下した点に関して，題材にした動画の中でこの類似度が低下した時，ちょうど探触子とファントムの密着具合が損なわれ超音波画像の乱れが見受けられた．一時的な乱れであり平均化する時間を延長すれば影響を抑えることも可能であったが，この結果は訓練者の力の強さが類似度に影響する可能性も示唆している．本実験では同一人物による検査動画のみでの比較となったため，今後更なる条件での実験が必要である．

本アルゴリズムは動画に対し平均化を行うことで高い認識率を発揮するため，今回のような検査直後の自動評価以外に，検査中のリアルタイムな助言生成にも応用が期待できる．例えば，特徴点の密度を示す内部画像から標的臓器のおおよその位置が推定できるため，画面に臓器が描出さ

れると臓器周辺を強調表示するといった機能が考えられる．

## 6. 結論

本研究では，超音波画像において類似な A-KAZE 特徴点の密度から臓器認識を行うアルゴリズムを構築し，超音波ファントムでの訓練用に自動評価・指導システムを開発した．FAST 検査を対象に実験を行い，認識率は 96-100%であった．実験結果から，コントラスト調整等の画像の前処理には標的臓器ごとに相性があることが見受けられた．今回のような自動評価システム以外にも，訓練中の注視点誘導システムなど本アルゴリズムの更なる応用が示唆された．

## 謝辞

本研究は早稲田大学理工学研究所および先端生命医科学センターにて実施された．また戦略的基板技術高度化支援事業の支援を得た．

## 参考文献

- (1) 中村みちる，超音波診断装置，医学書院 医学大辞典，p.1860，医学書院，2010
- (2) 日本超音波検査学会，日超研 腹部超音波テキスト，pp. 1-13，医歯薬出版，2009
- (3) CAE Healthcare, Vimedix, <http://www.caehealthcare.com/eng/ultrasound-simulators/vimedix>, 2016年5月20日アクセス
- (4) 京都科学，医療画像用ファントム，<https://www.kyotokagaku.com/jp/educational/products/list03.html>, 2016年5月20日アクセス
- (5) 箕岡武志，池田聖，井村誠孝，安室喜弘，眞鍋佳嗣，千原國宏，超音波診断シミュレータにおけるアーチファクトの再現，生体医工学，Vol. 47, No. 1, pp. 51-56, 2009
- (6) Pablo F. Alcantarilla, Jesús Nuevo, Adrien Bartoli, Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 34, No. 7, p. 1281, 2011