# 局所リースピラミッドを用いた 高速なビデオマグニフィケーション

武田 翔一郎<sup>1,a)</sup> 磯貝 愛<sup>1</sup> 志水 信哉<sup>1</sup> 木全 英明<sup>1</sup>

概要:ビデオマグニフィケーションは映像中に潜んでいるヒトの視覚では知覚できないほど微細な変化を 強調し可視化する映像処理・合成技術である.この技術は,映像フレーム毎にイメージピラミッドを構築 し,ピラミッド階層及びピクセル毎の任意方向の位相変化を計算することで微細変化を検出するのだが, 位相計算のコストが大きく,高速処理は難しいという課題がある.近年では,ピクセル毎に支配的な方向 の位相変化のみを考慮することで方向選択の冗長性を削減し,高速化を実現する手法が提案されているが, 映像の解像度が高くなるとピラミッドの構築も相俟って計算量が増加し,処理速度が著しく低下してしま う.そこで本稿では,ピラミッド階層間の位相変化の相関関係に着目し,階層毎に自動的に処理する領域 を絞り込むことで,高速なビデオマグニフィケーションを可能にする手法を提案する.

キーワード:ビデオマグニフィケーション、リース変換、イメージピラミッド

# Local Riesz Pyramids for Faster Phase-based Video Magnification

**Abstract:** Video magnification method can magnify and reveal subtle changes invisible to the naked eye. In this method, an image pyramid is constructed for each frame, and subtle changes can be detected as phase changes with arbitrary orientation at each pixel and each pyramid layer. One problem of this process is the high computational cost of phase calculation, it makes high-speed processing of video magnification difficult. Recently, a method has been proposed that detects only phase changes in the dominant orientation. This method can reduce the redundancy of orientation selection and achieves high-speed processing. However, as the resolution of input video increases, a large amount of data must be processed and this leads remarkably slow processing speed. In this paper, we focus on the correlation of the phase changes between pyramid layers and present a novel method using Local Riesz pyramid that enables high-speed video magnification by narrowing down the area to be processed automatically for each pyramid layer.

Keywords: Video magnification, Riesz transform, Image pyramid

# 1. はじめに

映像中に存在する微細な変化を強調し可視化する映像処 理・合成技術であるビデオマグニフィケーションは、今ま でヒトの視覚では捉えることが困難であった,肌や筋の微 細な変形や,エンジンなどで生じる異常振動,または,音 を奏でる弦楽器の振動など,様々な現象を容易に捉えるこ とができるようになる新しい技術として,近年注目を浴び ている [1][2][3][4][5][6][7].

 日本電信電話株式会社 メディアインテリジェンス研究所 高臨場映像通信技術グループ Hikarinooka1-1, Kanagawa, 239–0847, Japan

<sup>a)</sup> shoichiro.takeda.us@hco.ntt.co.jp

ビデオマグニフィケーションでは、映像フレーム毎にイ メージピラミッドを構築し、ピラミッド階層及びピクセル 毎に算出された任意方向の位相変化を利用して映像処理・ 合成を進めていく.しかし、ピクセル毎に位相を計算する のはコストがかかるため、映像解像度やフレーム数が大き くなると、計算量が増大し、ビデオマグニフィケーション の処理速度が著しく低下するという課題がある.

先行研究 [3] では,位相を計算する際の方向の任意性に 関して,ピクセル毎に支配的な方向のみを考慮することで, 位相を計算する際の方向選択の冗長性を削減し,高速なビ デオマグニフィケーションを可能にしている.しかし,映 像全体を処理することには変わりがないため,映像解像度 やフレーム数の増加に伴い処理速度は低下していく.

この課題を解決する一つのアプローチとして, Verma ら [8] が提案している,処理領域をユーザーが事前に指定 するアプローチが有用だと考えられる.これはもともと, 処理領域外の背景ノイズを除去するために考案されたもの だが,処理領域を絞ることで映像解像度の増加に頑健にな り,大きな計算量の削減が期待できるアプローチである. しかし,映像中のどの領域に微細な変化が現れるかをユー ザーが前もって知ることは難しいため,領域選択のトライ アンドエラーが必要となり,期待した強調映像が得られる までに多くの時間を要する.

そこで本稿では、ピラミッド階層間の位相変化の相関関 係に着目し、ピラミッド階層毎に処理する領域を自動的に 絞り込み、位相計算のコストを削減することで、高速なビ デオマグニフィケーションを可能にする手法を提案し、そ の効果を検証する.

## 2. 関連研究

ビデオマグニフィケーションは、映像中のピクセル毎の 任意方向の位相変化を捉えることで、被写体の運動を検 出・強調する手法である [1][2][3][4][5][6][7]. 先行研究で一 般的に用いられている手法の流れとしては、まず、映像の 各フレーム画像に対して様々なフィルタサイズと方向選択 性を持つ complex steerable filter bank を適用し, complex steerable pyramid を構築することで、映像のピクセル毎に 任意方向の位相変化を取得する. その後,得られた位相変 化に対して、任意の応答周波数を持つ時系列フィルタ(例 えば、バンドパスフィルタなど)と共に映像中の大きい変 化を選択的に除去する時空間フィルタ [6] [7] を適用するこ とで,任意周波数の微細な位相変化を得る.そして,取得 した微細な位相変化を α 倍して元の位相変化に加算し, 最 後に complex steerable pyramid を再構成することで, 映 像中の微細な運動変化のみが強調された合成映像を得る ことができる.しかし、ここで用いられている complex steerable pyramid は、様々なフィルタサイズと方向選択性 を持つフィルタ群を用いて構築するため、非常に過完備な 表現であり、ピラミッドの構築に大きな時間がかかる.し たがって、この処理はビデオマグニフィケーションの処理 速度を著しく低下させる大きな要因となっている.

この過完備な表現を削減するために,近年 Wadhwa ら [3] によって,任意方向ではなく,映像のピクセル毎に支配的な 方向の位相変化のみを捉えることが可能な Riesz pyramid が提案されている.これにより,位相変化を捉える際の方 向選択性に関する冗長性を削減することに成功し,高速な ビデオマグニフィケーションを可能にしている.しかし, 映像領域全体を処理することには変わりがないために,映 像解像度やフレーム数の増加に伴い,ビデオマグニフィ ケーションの処理速度は低下していく. この課題を解決する一つのアプローチとして, Verma ら [8] が提案した,事前にビデオマグニフィケーションに よる処理領域をユーザーが絞り込むアプローチが有用だと 考えられる.これはもともと,処理領域外の背景ノイズを 除去するために考案されたものだが,処理領域を絞ること で映像解像度の増加に頑健になり,大きな計算量の削減が 期待できるアプローチである.しかしながら,映像中のど の領域に微細な変化が現れるかをユーザーが前もって知る ことは難しいため,領域選択のトライアンドエラーが必要 となり,この手法では期待した強調映像が得られるまでに 多くの時間を要する.

本稿では, Dydyk ら [9] や Meyer ら [10] が述べているように, ピラミッド階層間の位相変化には相関関係があることに着目し, ピラミッド階層毎に処理する領域を自動的に絞り込み, 位相計算のコストを削減することで, 高速なビデオマグニフィケーションを可能にする手法を提案する.

# 3. 提案手法

本稿では、Wadhwa らが提案した高速化手法 [3] におけ る Riesz pyramid の部分を、ピラミッド階層間の位相変化 の相関を考慮した Local Riesz pyramid に置き換えた高速 なビデオマグニフィケーション手法について提案する.ま ず始めに、Wadhwa らが提案した高速化手法 [3] について 説明し、次に、Local Riesz pyramid の提案と、それを用い た高速なビデオマグニフィケーション手法に関して詳細を 述べる.

#### 3.1 Riesz pyramid for Video Magnification[3]

入力映像を I(x, y, t) とする時 ((x, y) は映像位置, t は時間を表す),まず始めに,フレーム毎に Laplacian pyramid や Wadhawa らが提案している Subband pyramid[3] を構築する.映像フレームをサブバンドに分割するため,本稿では Laplacian pyramid を用いて以下のようにサブバンド $L^{l}(x, y, t)$  に分割する:

$$L^{l}(x, y, t) = \begin{cases} I^{l}(x, y, t) - \operatorname{up}\left(I^{l+1}(x, y, t)\right) & (l < N) \\ I^{l}(x, y, t) & (l = N) \end{cases}$$
(1)

なお, *l* はピラミッドの階層, *N* はピラミッド全体の階層 数, up(*X*) は *X* の解像度を *l* 番目の解像度に合わせるよ うに二次元ガウスフィルタを畳み込みながら拡大するアッ プサンプリング処理を表している.

次に、一次元ヒルベルト変換を多次元に一般化したリース変換をサブバンド  $L^{l}(x, y, t)$  に以下のように適用することで、サブバンド  $L^{l}(x, y, t)$  と二つのリース変換結果  $R_{1}^{l}(x, y, t), R_{2}^{l}(x, y, t)$ の三組から成る Riesz pyramid を構築する:

$$\begin{aligned} R_1^l(x, y, t) &= \mathcal{F}^{-1} \left[ \mathcal{F} \left[ L^l(x, y, t) \right] \cdot -i \frac{\omega_x}{|\omega|} \right], \\ R_2^l(x, y, t) &= \mathcal{F}^{-1} \left[ \mathcal{F} \left[ L^l(x, y, t) \right] \cdot -i \frac{\omega_y}{|\omega|} \right], \end{aligned}$$
(2)

なお,  $\mathcal{F}[X]$ は X の二次元フーリエ変換,  $\mathcal{F}^{-1}[X]$ は X の 二次元逆フーリエ変換,  $\omega_x, \omega_y$ はそれぞれフーリエ空間に おける周波数を表している.

ここで Wadhwa ら [3] は,  $R_1^l(x, y, t) \geq R_2^l(x, y, t)$ を計 算する際に使用するフーリエ変換の計算コストが高い ことを指摘し, タップ数 3 の  $D_x = [0.5, 0, -0.5]$  及び  $D_y = [0.5, 0, -0.5]^{\mathrm{T}}$ で表される 2 つのフィルタを用い た空間領域での畳み込み演算によって式 (2)を以下のよう に近似している:

$$R_{1}^{l}(x, y, t) \approx D_{x} \otimes L^{l}(x, y, t),$$

$$R_{2}^{l}(x, y, t) \approx D_{y} \otimes L^{l}(x, y, t),$$

$$(3)$$

$$\therefore \begin{cases} \mathcal{F}[D_{x}] = -i\sin(\omega_{x}) \approx -i\frac{\omega_{x}}{|\omega_{x}|}, \\ \mathcal{F}[D_{y}] = -i\sin(\omega_{y}) \approx -i\frac{\omega_{y}}{|\omega_{y}|}, \end{cases}$$

なお,この近似はリース変換と比較して,リース変換が持つ 階段状のフィルタ応答になっておらず, $|\omega_x| \neq |\boldsymbol{\omega}|, \omega_y| \neq |\boldsymbol{\omega}|$ となっていることから,近似誤差が発生している.

そして,式(1)と式(3)(または式(2))は以下の関係式 で結ばれている:

$$L^{l}(x, y, t) = A^{l}(x, y, t) \cdot \cos\left(\phi^{l}(x, y, t)\right),$$
  

$$R^{l}_{1}(x, y, t) = A^{l}(x, y, t) \cdot \sin\left(\phi^{l}(x, y, t)\right) \cdot \cos\left(\theta^{l}(x, y, t)\right), \quad (4)$$
  

$$R^{l}_{2}(x, y, t) = A^{l}(x, y, t) \cdot \sin\left(\phi^{l}(x, y, t)\right) \cdot \sin\left(\theta^{l}(x, y, t)\right),$$

ここで  $A^l(x, y, t)$  は振幅変化,  $\phi^l(x, y, t) \in (-\pi, \pi)$  は位相 変化を表しており,その方向は  $\theta^l(x, y, t)$  によって表現され ている. この  $\theta$  に関して任意性を持たせ,複数の  $\theta$  を用い て位相変化をそれぞれ計算していたのが complex steerable pyramid [2] であり, Riesz pyramid は支配的な方向  $\theta$  を各 位置 (x, y),時間 t で別々に算出することで,この冗長性 を削減し,高速化を実現している.そして,これらの関係 式から,位相変化  $\phi^l(x, y, t)$  は以下のように表される:

$$\phi^{l}(x, y, t) = tan^{-1} \left( \frac{\sqrt{(R_{1}^{l}(x, y, t))^{2} + (R_{2}^{l}(x, y, t))^{2}}}{L^{l}(x, y, t)} \right).$$
(5)

その後,任意の周波数 fに応答性を持たせた時系列フィ ルタ  $H_f(t)$  を畳み込むことで微細な位相変化  $C_f^l(x, y, t)$  を 以下のように検出する:

$$C_f^l(x, y, t) = H_f(t) \otimes \phi^l(x, y, t), \tag{6}$$

なお,⊗は畳み込み演算を表している.

そして,強調率  $\alpha$  を微細な位相変化  $C_f^l(x, y, t)$  に乗算 し,元の位相変化  $\phi^l(x, y, t)$  に加算することで, 微細変化 のみが強調された位相変化を以下のように得る.



図 1: ピラミッド階層間の位相変化の関係性 [9][10]. ピラミッド階層 間の同じ位置で被写体の運動変化を観察した場合,上層での運動変化 は下層にとってはスケールの分だけ大きい変化であるため,図の左上 に示されているような関係式が近似的に成り立っている.

$$\hat{\phi}^l(x,y,t) = \phi^l(x,y,t) + \alpha \cdot C_f^l(x,y,t). \tag{7}$$

最後に,式(4)を用いて微細変化が強調されたサブバン ド $\hat{L}^{l}(x,y,t)$ を得た後,式(1)の逆手順を踏むことで,微 細変化が強調された映像フレーム $\hat{I}^{l}(x,y,t)$ を以下のよう に得る:

$$\hat{L}^{l}(x,y,t) = A^{l}(x,y,t) \cdot \cos\left(\hat{\phi}^{l}(x,y,t)\right), \qquad (8)$$

$$\hat{I}^{l}(x, y, t) = \hat{L}^{l}(x, y, t) + \operatorname{up}\left(\hat{I}^{l+1}(x, y, t)\right), \qquad (9)$$

この式 (8), (9) を逐次的に行い,オリジナル解像度の映像 フレーム  $\hat{I}^0(x, y, t)$  を得る事で,微細変化のみが強調され た最終合成映像を得ることができる (図 2,黒線フロー). 詳細は,Wadhwa らの論文 [3] を参考にして頂きたい.

#### 3.2 Local Riesz pyramid

Wadhwa の手法 [3] では、方向 θ の冗長性を削減するこ とで高速化に成功しているが、映像領域全体を処理するこ とには変わりがないために、映像解像度やフレーム数の増 加に伴い、ビデオマグニフィケーションの処理速度は低下 していく.また、Verma らが提案している、ユーザーが処 理領域を事前に絞り込むアプローチは、処理領域の絞り込 みによる計算量の削減が期待できるが、ユーザーによる領 域選択のトライアンドエラーが必要となり、強調映像が得 られるまでに多くの時間を要する懸念がある.そこで我々 は、Dydyk ら [9] や Meyer ら [10] が述べているように、ピ ラミッド階層間の位相変化には相関関係があることに着目 し (図 1)、ピラミッド階層毎に処理する領域を自動的に絞 り込み、局所毎に計算過程を省略して、データを故意に欠 落させた Local Riesz pyramid (図 2、黒+赤線フロー)を 提案する.

ピラミッド階層間の位相変化には相関関係があること を述べたが,階層が離れすぎると相関関係に大きな誤差 が生じるので,提案手法ではまず,奇数番目のサブバンド  $L^{2l+1}(x,y,t)$ に対して式 (1)-(9)を適用し,微細変化が強 調されたサブバンド $\hat{L}^{2l+1}(x,y,t)$ を得る.その後,以下の



図 2: Wadhwa の手法 [3] と提案手法の処理フローの違い. Wadhwa の手法 [3] (黒線フロー)は、入力された映像フレームに対してラプラシア ンピラミッドを構築した後、全てのサブバンドに対してリース変換を適用し、その後の処理を進めていく.一方、提案手法(黒+赤線フロー)で は、一度奇数階層のサブバンドのみ処理を進めた後、この階層において強調された局所領域を検出する(ROI detection (式 (10))).上下階層の 位相変化の相関関係によって(図 1)、上層で検出された局所領域と関連する下層の領域は同じように強調されると考えられることから、下層で は検出された局所領域と同じ領域のみを処理することによって、計算の手間を大幅に削減している.

式を用いてサブバンド *L*<sup>2*l*+1</sup>(*x*, *y*, *t*) のどの領域が強調され たのかを検出し,二値化する:

$$\partial L^{2l+1}(x,y) = \sum_{t} \left( \hat{L}^{2l+1}(x,y,t) - L^{2l+1}(x,y,t) \right)^{2},$$

$$B^{2l+1}(x,y) = \begin{cases} 1 & (\partial L^{2l+1}(x,y) > threshold) \\ 0 & (otherwise) \end{cases}$$
(10)

なお,この二値化は大津の二値化法 [11] を用いている.そ の後, $B^{2l+1}(x,y)$ を任意の大きさのタイルに分割し,タ イル中に1の値を持つピクセルが存在したタイルだけを集 め,局所領域  $(x',y') \in (x,y)$ を得る.

ここで得られた局所領域 (x', y') は,式 (1)-(9) によって 強調される主要な領域を示しており,上下階層で位相変化 に相関関係があることから (図 1), 2l + 1 の下層である 2lにおいて式 (1)-(9) を適用したとしても,結果として局所 領域 (x', y') と相関の高い領域のみが強調されると考えら れ,下層 2l においてその他の領域を計算処理から除外し たとしても強調結果に大きな差異はないと期待される.そ こで階層 2l + 1 で得られたこの局所領域 (x', y') を下層 2lの解像度に合うようにアップサンプリングし,階層 2l + 1の局所領域 (x', y') と相関の高い階層 2l における局所領域 (X, Y) を得る.

この処理の後, 階層 2l では局所領域 (X, Y) に関しての み式 (1)-(7) を計算し,最終的に微細変化が強調されたサ ブバンド  $\hat{L}^{2l}(x, y, t)$  を以下のように得る:

$$\hat{L}^{2l}(x, y, t) = \begin{cases} A^{2l}(x, y, t) \cdot \cos\left(\hat{\phi}^{2l}(x, y, t)\right) & ((x, y) \in (X, Y)) \\ L^{2l}(x, y, t) & (otherwise) \end{cases}$$
(11)

上記の式のように,偶数階層 2l ではリース変換や強調処理 を局所領域 (X, Y) のみに適用し(図 2,赤破線領域),そ の他の領域は強調前のサブバンド  $L^{2l}(x, y, t)$  をそのままコ

Video	$\alpha$	$f_{low}$ - $f_{high}$	fs
baby	25	0.5 - 1.5	30
throat	50	100 - 120	2000
car engine	25	0.5 - 1.5	25
balance	20	1.5 - 3.0	30
drum	20	15 - 35	200
simulation	$1 \sim 10$	9 - 11	60

表 1: 強調パラメーター. それぞれ映像に使用した強調率  $\alpha$ , 強調した時間周波数帯域  $f_{low} - f_{high}$ , 映像のサンプリングレイト fs, 式 (6) において使用した時系列フィルタ  $H_f$  を表している.

ピーする(図 2,水色破線領域)ことで,計算量の大幅な 削減を行っている.

最終的には従来手法と同様に式 (9) を逐次的に行い,  $\hat{I}^{0}(x, y, t)$ を得る事で, 微細変化のみが強調された最終合 成映像を得ることができる.

# 4. 結果

提案手法を評価するために,実映像による定性評価と速 度比較,シミュレーションを用いた定量評価と速度比較を おこなった.本実験で使用した条件は,表1にまとめた. 映像は YIQ 色空間に変換し,Y空間に対して,強調処理を 実施し,式(10)の後に用いる各解像度での最大タイル分割 数は縦横それぞれ20分割とした.また,実装は openCV を 用いた C++で行い, Intel Core i7-8559U CPU @ 2.7GHz, 16GB RAM で処理され,出力されたものである.

#### 4.1 実映像による定性評価と速度比較

図3は、呼吸による胸の微細な上下運動を強調・可視化 することを目的としたものである.Wadhwa らの手法 [3] と提案手法を比較すると、どちらも胸の動きを強調できて



図 3: 赤ちゃんの呼吸に伴う胸の微細な上下運動の強調・可視化. 右 図は, 横軸を時間, 縦軸を y 方向にスライスしたときの time-lapse 画像を表しており, Wadhwa らの手法 [3] も提案手法も胸の微細な 上下運動を強調出来ていることが分かる.

おり,ほぼ同等の映像出力を得ることが出来ている.この 傾向は実験に使用した他の動画でも表れており,提案手 法は計算量を削減しているにも関わらず Wadhwa らの手 法 [3] とほぼ同等の映像出力を得ることができている.ま た,表2では,本実験で使用した全動画に対する Wadhwa らの手法 [3] 及び提案手法の処理速度をまとめた.この表 から,全動画において,提案手法は Wadhwa らの手法 [3] と比較して,処理速度が向上していることが分かる.

## 4.2 シミュレーションによる定量評価と速度比較

提案手法の定量的な評価をおこなうために、シミュレー ション映像を用いたコントロール実験をおこなった(図4 左上). 映像内で球体が  $d_{subtle} = 0.5 * sin(2\pi \frac{f}{fs}j)$  に従っ て水平に微細運動している. j はフレーム番号を示してい る. また、ground-truth は、上記の  $d_{subtle}$ の振幅を5倍に 強調した  $d_{subtleMag} = 2.5 * sin(2\pi \frac{f}{fs}j)$  を用いて作成した. 本実験では、シミュレーション映像に Wadhwa らの手法 [3] または提案手法を適用した時の映像出力と ground-truth の 違いを評価した.

図4(右上)は、Wadhwaらの手法[3]と提案手法をそれ ぞれシミュレーション映像に適用した際の、ground-truth との平均二乗誤差(MSE)を示している.結果を見ると、 Wadhwa らの手法[3]と提案手法の MSE の違いはほとん ど見られず、提案手法は強調すべき領域のみをピラミッド 内で選択的に処理し、計算量の削減を行っていることが分 かった.また、どちらの手法でも *alpha* = 5 の時に MSE が最小になっているが、これは用意したシミュレーション 映像と ground-truth の振幅値の関係と一致している.

## **5.** 考察と結論

提案手法では、ピラミッド階層間の位相変化には相関関 係があることに着目し、ピラミッド階層毎に処理する領域 を自動的に絞り込み、位相計算のコストを削減する Local Riesz pyramidを提案した. Local Riesz pyramid を用いる ことで、先行研究と同等の映像出力を保ちつつ高速なビデ オマグニフィケーションを実現することに成功した. これ

Video	Resolution $(h \times w \times t)$	Wadhwa et al. $[3]$	Ours
baby	$544{\times}960{\times}301$	32.18	13.31
throat	$1144{\times}720{\times}300$	47.18	17.72
car engine	$452{\times}888{\times}300$	21.10	14.29
balance	$384{\times}272{\times}300$	5.11	3.27
drum	$360{\times}640{\times}450$	14.85	9.27
simulation	$256{\times}256{\times}240$	1.96	0.98

表 2:	従来手法と提案手法	去の	)速度比較	(秒).	全ての	ビデ	才映像	に関
して打	是案手法が従来手法	[3]	の処理速度	夏を上回	ヨってい	る.		



図 4: シミュレーション実験. 左上図は, シミュレーション映像を 示しており, 黄色い矢印は微細変化の方向を表している. 右上図は, Wadhwa らの手法 [3] 又は提案手法をシミュレーション映像に適用 した際の, ground-truth との MSE をプロットしたものである. こ の図から, Wadhwa らの手法 [3] と提案手法にほとんど差が見られ ないことが分かる. 下図は, 縦軸を時間, 横軸を x 方向にスライスし たときの time-lapse 画像を表しており, Wadhwa らの手法 [3] も提 案手法もボールの微細変化を強調出来ていることが分かる.

はビデオマグニフィケーションの適用分野を拡大する一助 になると期待されるが、多少の制約が存在している.

例えば,提案手法の中で用いた領域決定の処理(式(10)) は,映像フレーム全体で同一の領域を決定するものであり, 被写体が大きく動いていないことが前提となっている.し たがって,映像中で大きく動きながら微細な変化をしてい る物体に対しては,ピラミッド内でフレーム毎に強調する 領域を変えていく必要があり,提案手法とは別の新たな領 域決定アルゴリズムを開発する必要がある.

また,提案手法では強調領域をタイル状に区切るため, タイルの境界で,不自然な強調結果が生じる場合がある. これを防ぐための一つのアイディアとして,現在一律で設 定している強調率を境界面では低くするなど,場所に応じ た関数とすることで,強調した際の不自然さを軽減できる と考えられる.この試みは今後の課題として検討していき たい.

## 参考文献

- Wu, H.-Y., Rubinstein, M., Shih, E., Guttag, J., Durand, F. and Freeman, W.: Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World, *SIGGRAPH* (2012).
- [2] Wadhwa, N., Rubinstein, M., Durand, F. and Freeman, W. T.: Phase-based video motion processing, SIG-GRAPH (2013).
- [3] Wadhwa, N., Rubinstein, M., Durand, F. and Freeman, W. T.: Riesz pyramids for fast phase-based video magnification, *The IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)* (2014).
- [4] Elgharib, M. A., Hefeeda, M., Durand, F. and Freeman, W. T.: Video magnification in presence of large motions, *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2015).
- [5] Kooij, J. F. and van Gemert, J. C.: Depth-aware motion magnification, *The European Conference on Computer Vision (ECCV)* (2016).
- [6] Zhang, Y., Pintea, S. L. and van Gemert, J. C.: Video Acceleration Magnification, *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2017).
- [7] Takeda, S., Okami, K., Mikami, D., Isogai, M. and Kimata, H.: Jerk-Aware Video Acceleration Magnification, *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2018).
- [8] Verma, M. and Raman, S.: Interest Region Based Motion Magnification, *ICIAP* (2017).
- [9] Didyk, P., Sitthi-Amorn, P., Freeman, W. T., Durand, F. and Matusik, W.: Joint View Expansion and Filtering for Automultiscopic 3D Displays, ACM Transactions on Graphics (Proceedings SIGGRAPH Asia 2013, Hong Kong), Vol. 32, No. 6 (2013).
- [10] Meyer, S., Wang, O., Zimmer, H., Grosse, M. and Sorkine-Hornung, A.: Phase-based frame interpolation for video, 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 00, pp. 1410–1418 (online), DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298747 (2015).
- [11] Otsu, N.: A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms, *IEEE Transactions on Systems*, *Man, and Cybernetics*, Vol. 9, No. 1, pp. 62–66 (online), DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076 (1979).