

時間相関イメージセンサで計測した静止画からの TV-正則化による高精度動画再構成

脇田 章裕^{1,a)} 川出 康平^{1,b)} 横田 達也^{1,c)} 本谷 秀堅^{1,d)} 安藤 繁^{2,e)}

概要：本稿では時間相関イメージセンサで計測した一枚の静止画から高精度な動画を再構成する手法を提案する。従来のカメラでは、露光中に各ピクセルにおける光の強度の時間積分によって輝度値が定まるため、露光中の光の強度の時間変化に関する情報を得られない。これに対して時間相関イメージセンサは、露光中の光強度の時間変化のフーリエ係数を直接計測することができ、オプティカルフロー算出問題が良設定となる。提案法では時間相関イメージセンサが有するこれら特徴を活用し、静止画一枚から露光中の光の強度の時間変化を復元し、動画を再構成する。本発表では、再構成の精度を改善するために、復元画像のTV-正則化項も含むコスト関数を設定し、その最小化をADMM (Alternating Direction Method of Multipliers) を用いて実行する手法を提案し、実験結果も併せて報告する。

キーワード：オプティカルフロー、時間相関イメージセンサ、Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM)

Accurate Video Reconstruction from Single Still Image captured by Correlation Image Sensor using TV-regularization

AKIHIRO WAKITA^{1,a)} KOHEI KAWADE^{1,b)} TATSUYA YOKOTA^{1,c)} HIDEKATA HONTANI^{1,d)}
ANDO SHIGERU^{2,e)}

Abstract: In this article, we propose a TV-method reconstruction of method accurate video during exposure time from a single still image captured by a correlation image sensor (CIS) by using TV-regularization. Conventional cameras cannot obtain information about temporal change of the light strength during the exposure time because the pixel values are the integration of the light strength with respect to time. On the contrary a CIS can measure Fourier coefficients of the temporal change of the light strength during the exposure time and can make the optical flow calculation problem well-posed. In the proposed method, we restore temporal change of the light strength during the exposure from a single still image by means of the Fourier expansion of the temporal change of the light strength. In this presentation, in order to improve the accuracy of the reconstruction, we introduce a cost function that includes TV-regularization of the restored image. The proposed method minimizes the cost function by using an ADMM technique. Some experimental results demonstrate our method works well.

Keywords: optical flow, correlation image sensor, Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM)

¹ 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology
² 東京大学
University of Tokyo
a) wakita@iu.nitech.ac.jp
b) kawade@iu.nitech.ac.jp
c) t.yokota@nitech.ac.jp
d) hontani@nitech.ac.jp
e) ando@alab.t.u-tokyo.ac.jp

1. はじめに

従来のカメラでは露光中に各ピクセルにおいて光の強度の時間積分により輝度値を求めている。そのため、露光中の光の強度の時間変化に関する情報を得ることができなかった。ところが近年、単一画像のみに基づき各ピクセル



図 1 時間相関イメージセンサを用いたロックインカメラ

において、光の強度の時間変化のフーリエ係数を得ることができる時間相関イメージセンサと呼ばれる新しいセンサが提案された [1], [2]. 時間相関イメージセンサ [1], [2] は、外部信号と光の強度信号との相関値を計測するセンサである。参照信号に例えば複素正弦波を入力すると、露光中の光の強度の時間変化のフーリエ係数を直接計測することができる。さらに、後に述べる通り、時間相関イメージセンサを利用するとオプティカルフロー拘束式によるオプティカルフロー算出問題が良設定となる。

本研究では、従来のカメラで撮影される一枚の画像のみでは推定の容易でない量であり、なおかつ、時間相関イメージセンサを用いることで初めて比較的容易に取得できるようになる特徴量であるフーリエ係数と算出されるオプティカルフローを積極的に活用し、静止画 1 枚より露光中の光の強度の時間変化を復元することを目的とする。

以下次節から時間相関イメージセンサについて述べ、2 章で本論文のアルゴリズムに関して述べ、3 章で実画像実験の結果を示し、4 章にまとめを述べる。

1.1 時間相関イメージセンサ

通常のイメージセンサで計測される画素値を $I(x, y)$ 、シャッター開放中の時刻を t 、露光時間を T 、時刻 t における光の強度を $f(x, y, t)$ で表すとき次式が成立する。

$$I(x, y) = \int_0^T f(x, y, t) dt. \quad (1)$$

式 (1) に示すように、通常のイメージセンサでは、露光中の光の強度 $f(x, y, t)$ の時間変化に関する情報が失われる。

一方、時間相関イメージセンサ (図 1) は、撮像素子上の各ピクセルにおいて、外部から供給される参照信号と、露光中の光の強度の時間変化との時間相関を算出する半導体集積デバイスである。参照信号として複素正弦波信号を与え、各ピクセルにおいて、露光中の光の強度の平均と複素正弦波との相関を計測することが可能である [1], [2]. 角周波数 $\omega = 2\pi/T$ の三相交流信号を参照信号として入力することにより、各ピクセルにおける光の強度 $f(x, y, t)$ の角周波数 ω の成分を計測できる。

今、露光中の光の強度の時間変化を次式でモデル化する。

$$f(t) = A \cos(\omega t + \phi) + B + \xi(t). \quad (2)$$

$\omega = 2\pi/T$ は参照信号の角周波数であり、 ϕ と A はそれぞれ、信号 $f(t)$ のうち角周波数 ω 成分の位相と振幅を表し、 B はバイアス成分を表す。また、 ξ バイアス項と角周波数 ω 成分以外の全ての交流成分を表す。 $f(t)$ が与えられた時、上記分解は一意である。参照信号として、角周波数 ω で初期位相がそれぞれ $0, 2\pi/3, 4\pi/3$ である三つの正弦波を入力すると、CIS は以下に示す三つの出力を計測値として獲得する。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ R_3 \end{bmatrix} &= \langle f(t) \begin{bmatrix} \cos(\omega t) \\ \cos(\omega t + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\omega t + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \rangle + \frac{1}{3} \begin{bmatrix} f(t) \\ f(t) \\ f(t) \end{bmatrix} \\ &= \frac{AT}{2} \begin{bmatrix} \cos \phi \\ \cos(\phi - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\phi - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} + \frac{BT}{3} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (3) \end{aligned}$$

この出力値を用いて、強度値は、

$$B = \frac{1}{T}(R_1 + R_2 + R_3). \quad (4)$$

と表される。また、振幅 A および位相 ϕ は次のように表される。

$$A = \frac{2\sqrt{2}}{3} \sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (R_2 - R_3)^2 + (R_3 - R_1)^2}, \quad (5)$$

$$\phi = \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{3}(R_2 - R_3)}{2R_1 - R_2 - R_3} \right). \quad (6)$$

$B = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) dt$ であり、通常のセンサで計測される画像は $I(\mathbf{x}) = TB$ により復元できる。一方、 A と ϕ は通常のカメラで撮影する場合推定の困難なパラメータであり $A \cos(\omega t + \phi)$ は露光中の光強度の時間変化のうち角周波数 ω の成分である。CIS を用いることにより光強度の時間変化の特定周波数成分を容易に推定できることが分かる。実際これらの計算は計算機上で実時間で行うことができる。

1.2 オプティカルフロー恒等式

本研究の目的は CIS で撮影した静止画より、露光中の画像変化を表す動画を再構成することである。式 2 の $f(t) = A \cos(\omega t + \phi) + B$ を各ピクセルで復元すれば、光強度変化を動画像として再構成できる。ただし、後に述べるとおり、このままでは復元精度が充分ではないため、撮影対象のオプティカルフローを利用し、復元精度を改善する。オプティカルフローは画像中の対象の運動を表現するベクトル場である。オプティカルフローを求める手法の多くは、次に述べるオプティカルフロー拘束式に基づいたものである [3], [4]. オプティカルフロー拘束式とは、物体の移動前後で輝度変化が無いことを仮定した場合に成り立つ式であり、式 (7) で表される。

$$(v_x \partial_x + v_y \partial_y + \partial_t) f(x, y, t) = 0. \quad (7)$$

なお簡略化のため偏微分を $\partial_x \equiv \partial/\partial x$, $\partial_y \equiv \partial/\partial y$, $\partial_t \equiv \partial/\partial t$ と表記する. オプティカルフロー拘束式を用いる通常の手法は連続する 2 枚以上の画像がフロー推定に必要である. 一方 CIS を用いる場合には, 静止画一枚よりオプティカルフローを推定できる [1], [2]. 以下, CIS で撮影した静止画に基づくオプティカルフロー推定法を簡潔に説明する.

オプティカルフロー拘束式 (7) が区間 $[0, T]$ で一様に満たされていると仮定する. このとき $w(t)$ を区間 $[0, T]$ の任意関数としたときに, 以下の恒等関係が成り立つ.

$$\begin{aligned} (v_x \partial_x + v_y \partial_y + \partial_t) f(x, y, t) &= 0, \forall t \in [0, T] \\ \Leftrightarrow \int_0^T (v_x \partial_x + v_y \partial_y + \partial_t) f(x, y, t) w(t) dt &= 0, \\ \forall w(t). \end{aligned} \quad (8)$$

荷重関数 $w(t)$ を複素正弦波関数 $e^{-jn\omega_0 t}/T$, $\omega_0 = 2\pi/T$, $n \in \mathbb{Z}$ とすると以下のように時間微分項を消去することができる.

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{1}{T} \int_0^T \{(v_x \partial_x + v_y \partial_y + \partial_t) f(x, y, t)\} e^{-jn\omega_0 t} dt \\ &= (v_x \partial_x + v_y \partial_y) g_n(x, y) + jn\omega_0 g_n(x, y) + F_0(x, y). \end{aligned} \quad (9)$$

ただし

$$g_n(x, y) \equiv \frac{1}{T} \int_0^T f(x, y, t) e^{-jn\omega_0 t} dt, \quad (10)$$

$$F_0(x, y) = \frac{1}{T} [f(x, y, t)]_0^T. \quad (11)$$

は 1 フレーム区間でのフーリエ係数と積分境界値である. 式 (9) の $n = 0, 1$ の等式を連立させることにより, オプティカルフロー恒等式 (12) を得ることが可能である.

$$(v_x \partial_x + v_y \partial_y) \{(g_1(x, y) - g_0(x, y))\} + jn\omega_0 g_1(x, y) = 0 \quad (12)$$

g_0 は強度画像であり, g_1 は一次のフーリエ係数に対応する相関画像である. これらの画像が同時に得られると仮定すると, 実部と虚部の二本の方程式より成るため, 二本の実係数方程式が得られることから次の線形方程式を導出することができる.

$$C\mathbf{v} = \mathbf{d}. \quad (13)$$

ただし,

$$C = \begin{bmatrix} \partial_x \{g_{1r} + g_0\} & \partial_y \{g_{1r} + g_0\} \\ \partial_x g_{1i} & \partial_y g_{1i} \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$\mathbf{v} = [v_x, v_y]^T, \quad (15)$$

$$\mathbf{d} = [\omega_0 g_{1i}, -\omega_0 g_{1r}]^T, \quad (16)$$

であり, g_{1r} は g_1 の実部, g_{1i} は g_1 の虚部を表す. 各ピクセルにおいて式 (13) を解くことで, 未知数 (v_x, v_y) を一意に決定することが可能である. つまり時間相関イメージセンサで撮影を行うことで単一画像からオプティカルフローを実時間で求めることが可能である. また, オプティカルフローを求めることにより, $n = 0, 1$ のときの式 (9) を連立することで, 積分境界値 $F_0(x, y)$ も次の式で求めることが可能である.

$$\begin{aligned} F_0(x, y) &= -\frac{1}{2} \left(v_x \frac{\partial}{\partial x} + v_y \frac{\partial}{\partial y} \right) (g_{1r}(x, y) + g_0(x, y)) \\ &\quad + \frac{\omega_0}{2} g_{1i}(x, y). \end{aligned} \quad (17)$$

2. TV 正則化による復元動画の画質改善

時間相関イメージセンサを用いた光の強度の時間変化を目的として提案法の説明をする. 以下では, まず従来法であるフーリエ級数展開を用いる光の強度の時間復元を説明する. 次に, 提案法で最適化するコスト関数について説明したあと, ADMM [7] を用いたコスト関数の最小化について説明する.

2.1 フーリエ級数展開を用いる光の強度の時間復元

光の強度の時間復元の方法としてフーリエ級数展開を用いた方法について考える. 時間相関イメージセンサを用いると式 (4), (5), (6) より, 各ピクセルにおいて強度値 B と振幅 A および位相 ϕ を得ることができ, $f(t) = A \cos(\omega t + \phi) + B$ を各ピクセルで復元することで光の強度の変化を動画像を再構成できる. しかし, このフーリエ級数展開による復元では $f(t)$ が露光時間 T の周期関数となることから, 時刻 $t = 0$ と $t = T$ で値が等しくなる. そのため露光時間の前端と後端で光の強度が変化したピクセルでは矛盾が生じる. そこで, 文献 [8] では光の強度の時間変化の復元にフーリエ級数展開に露光時間の両端の光の強度の差を考慮する補正項を加えた次式を用いている.

$$\begin{aligned} \hat{f}_1(t) &= g_0 + 2\text{Re}[g_1 e^{j\omega_0 t}] \\ &\quad + \frac{F_0}{T} \left((t - T/2) + \frac{2}{\omega_0} \sin(\omega_0 t) \right). \end{aligned} \quad (18)$$

補正項である式 (18) の第 3 項を加えても $\hat{f}$ のフーリエ係数は観測値 g_0, g_1 と整合性が取れており, なおかつ補正項により露光時間の両端の光の強度の差が復元画像において一致する復元方法になっていることから式 (18) は次式を満たす.

$$\hat{f}_1(T) - \hat{f}_1(0) = F_0. \quad (19)$$

文献 [8] では画像復元に際して二乗ノルムの正則化項を導入している. このことにより, 画質は改善されるが対象の輪郭などが保存される確度は大きくない. また, 露光時間の前端と後端 ($t = 0, T$) における画質は低い. そこで本稿では, 正則化項の変更を含め, 画質改善法を提案する.

2.2 復元画像の画質改善

ノイズを含んでいる観測値 g_0 と g_1 により求めたオプティカルフロー $\mathbf{v}$ と積分境界値画像 F_0 には推定誤差が生じている。また、それらから復元した $\hat{f}_1(x, y, t)$ も同様にノイズを含んでいる。そこで、計測ノイズが $\mathbf{v}$ と $\hat{f}_1(x, y, t)$ に与える影響を低減するために、本研究では以下に述べる最適化問題を解く。文献 [8] と異なり、提案法では、 x - y - t の時空間において動画像を再構成する。さらに、画像の変化とオプティカルフローとの時間軸に沿った整合性を陽に評価するとともに、空間方向の正則化項を L2 ノルムから TV ノルムへと修正する。提案法が画像復元に際して最小化するコスト関数は次式で与えられる。

$$E = E_{\text{data}} + E_{\text{temporal}} + E_{\text{spatial}}. \quad (20)$$

式 (20) で、 E_{data} は CIS で計測した画像と復元結果との整合性を評価する項であり、 E_{temporal} はオプティカルフローによる対象の移動に関する時間軸に沿った整合性を評価する項である。 E_{spatial} は出力画像、オプティカルフロー、積分境界値の TV ノルム正則化である。以下、それぞれについて詳細を述べる。

2.2.1 データ項：画像と復元結果の整合性

出力画像が計測値との整合性を満たすためには、 $L(x, y, t)$ を出力画像とすると、 L と計測データ g_0, g_{1r}, g_{1i} の間には次の関係が成り立つ必要がある

$$g_0 \equiv \frac{1}{T} \int_0^T L(x, y, t) dt, \quad (21)$$

$$g_{1r} \equiv \frac{1}{T} \int_0^T L(x, y, t) \cos(-jn\omega_0 t) dt, \quad (22)$$

$$g_{1i} \equiv \frac{1}{T} \int_0^T L(x, y, t) \sin(-jn\omega_0 t) dt. \quad (23)$$

また、オプティカルフロー恒等式 (9) より次の関係が成り立つ必要がある

$$\mathbf{v}^T \nabla g_0 + F_0 = 0, \quad (24)$$

$$\mathbf{v}^T \nabla g_{1r} + F_0 - \omega_0 g_{1i} = 0, \quad (25)$$

$$\mathbf{v}^T \nabla g_{1i} + \omega_0 g_{1r} = 0. \quad (26)$$

ただし、 $\nabla g_* = [\partial_x g_*, \partial_y g_*]^T$ である。これら式 (21), (22), (23), (24), (25), (26) よりデータ項が式 (27) として導出される。

$$E_{\text{data}}(\mathbf{l}, \mathbf{u}, \mathbf{F}_0) = \frac{1}{2} \|\mathbf{Kl} - \mathbf{g}\|^2 + \frac{1}{2} \|\mathbf{Gu} + \mathbf{c}\|^2. \quad (27)$$

ただし、

$$\mathbf{K} = [[\mathbf{k}_0, \mathbf{k}_{1r}, \mathbf{k}_{1i}]^T \otimes E_{IJ}], \quad (28)$$

$$\mathbf{g} = [\mathbf{g}_0^T, \mathbf{g}_{1r}^T, \mathbf{g}_{1i}^T]^T, \quad (29)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \text{diag}(D_x \mathbf{g}_0), & \text{diag}(D_y \mathbf{g}_0) \\ \text{diag}(D_x \mathbf{g}_{1r}), & \text{diag}(D_y \mathbf{g}_{1r}) \\ \text{diag}(D_x \mathbf{g}_{1i}), & \text{diag}(D_y \mathbf{g}_{1i}) \end{bmatrix}, \quad (30)$$

$$\mathbf{c} = [\mathbf{F}_0^T, \mathbf{F}_0^T - \omega_0 \mathbf{g}_{1i}^T, \omega_0 \mathbf{g}_{1r}^T]^T \quad (31)$$

である。ただし、 M を出力画像の枚数とすると、 $\mathbf{k}_0 \in \mathbb{R}^M$, $\mathbf{k}_{1r} \in \mathbb{R}^M$, $\mathbf{k}_{1i} \in \mathbb{R}^M$ は式 (21), (22), (23) に対応する基底ベクトル、 E_{IJ} は $IJ \times IJ$ の単位行列 $D_x, D_y \in \mathbb{R}^{IJ \times IJ}$ はそれぞれ $I \times J$ の行列をベクトル化したものに対する x 微分、 y 微分に相当する行列である。また、画像サイズを $I \times J$ とすると、 $\mathbf{l} \in \mathbb{R}^{IJM}$ は L をベクトル化したものであり、 $\mathbf{u} = [\mathbf{v}_x^T, \mathbf{v}_y^T]^T$, $\mathbf{v}_x \in \mathbb{R}^{IJ}$, $\mathbf{v}_y \in \mathbb{R}^{IJ}$, $\mathbf{g}_0 \in \mathbb{R}^{IJ}$, $\mathbf{g}_{1r} \in \mathbb{R}^{IJ}$, $\mathbf{g}_{1i} \in \mathbb{R}^{IJ}$, $\mathbf{F}_0 \in \mathbb{R}^{IJ}$ である。さらに、 $\otimes$ はクロネッカー積である。

2.2.2 時間項：フローと画像の整合性

オプティカルフロー拘束式には移動物体の輝度値不変の仮定があることから、時間項では移動物体の時間的な連続性を正則化項として導入する。式 (18) による復元は、露光時間の両端では精度が低いのに対し、露光時間の中心時刻においては高い精度を持っていることから、露光時間の中心時刻の画像との連続性を求めることでフレーム両端での精度を改善することを目的とする。露光中に物体が移動した前後に輝度値が不変であるには各時刻の各ピクセルにおいて次の関係が成り立つ必要がある。

$$L\left(x, y, \frac{T}{2}\right) - L(x', y', t) = 0 \quad (32)$$

ただし、

$$x' = x + v_x(x, y) \left(t - \frac{T}{2}\right), \quad (33)$$

$$y' = y + v_y(x, y) \left(t - \frac{T}{2}\right) \quad (34)$$

であり、式 (32) より次の時間項が導出される。

$$E_{\text{temporal}}(\mathbf{l}, \mathbf{u}, \mathbf{F}_0) = \frac{\alpha}{2} \sum_t \left\| L\left(x, y, \frac{T}{2}\right) - L(x', y', t) \right\|^2 \\ = \frac{\alpha}{2} \|\mathbf{Dl}\|^2 \quad (35)$$

ただし、 $\mathbf{D}$ は時刻 $\frac{T}{2}$ と時刻 t における移動先のピクセルとの差分を計算する行列である。

2.2.3 空間項：TV ノルム正則化

観測ノイズが含まれているオプティカルフロー $\mathbf{v}$ と積分境界値画像 F_0 と出力画像 L の滑らかさを仮定した TV 正則化項は次式で表される。

$$E_{\text{spatial}}(\mathbf{l}, \mathbf{u}, \mathbf{F}_0) = \beta \|\mathbf{H}_l \mathbf{l}\|_1 + p_i(x, y) \|\mathbf{H}_u \mathbf{u}\|_1 \\ + \gamma \|\mathbf{H}_F \mathbf{F}_0\|_1 \quad (36)$$

ただし、

$$\mathbf{H}_l = [E_M \otimes [D_x^T, D_y^T]^T], \quad (37)$$

$$\mathbf{H}_y = [E_2 \otimes [D_x^T, D_y^T]^T], \quad (38)$$

$$\mathbf{H}_F = [D_x^T, D_y^T]^T \quad (39)$$

である。また、 $\beta > 0$ と $\gamma > 0$ はそれぞれ出力画像と積分境界値画像の滑らかさを調整するパラメータである。 p_i は

物体が滑らかなところではフローが滑らかであるという制約を強調する係数であり、式 (40) で表される [6].

$$p_i(x, y) = \nu_L \exp \left(- \left(\frac{|\nabla g_0(x, y)|}{\sigma} \right)^2 \right) \quad (40)$$

次節では ADMM を用いるコスト関数の最小化手法について述べる.

2.3 ADMM によるコスト関数の最小化

本論文では観測値から得られる $\mathbf{v}$, F_0 , $L(x, y, t) = \hat{f}_1(x, y, t)$ を初期値として式 (20) を ADMM を用いて最適化する. 提案手法全体のアルゴリズムは次の通りである.

- (1) 時間相関イメージセンサによる g_0 , g_1 の計測
 - (2) 連立方程式による $\mathbf{v}$, F_0 の算出
 - (3) 式 (18) を用いた光の強度の時間復元
 - (4) コスト関数の最小化による $\mathbf{u}$ の更新
 - (5) コスト関数の最小化による $\mathbf{F}_0$ の更新
 - (6) コスト関数の最小化による $\mathbf{l}$ の更新
 - (7) 収束していなければパラメータを更新して (4) へ
- 以下では $\mathbf{u}$ の更新について述べ、 $\mathbf{F}_0$ の更新について述べた後、 $\mathbf{l}$ の更新について述べる.

2.3.1 Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM)

本節では、ADMM を用いた Total Variation(TV) 正則化のアルゴリズムについて説明する. 上に示した $\mathbf{u}$, $\mathbf{F}_0$, $\mathbf{l}$ のそれぞれを更新するためのアルゴリズムはすべて TV 正則化の枠組みから導くことが出来る. TV 正則化問題を次の式で与える.

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2 + \lambda \|\mathbf{H}\mathbf{v}\|_1 \quad (41)$$

ただし、 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^M$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times M}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^N$, $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{L \times M}$ であり、 $\lambda > 0$ は誤差項と正則化項の重みを調整するパラメータである. $\|\cdot\|_1$ は L1 ノルムを表す. この最適化問題には微分不可能な関数が含まれているため、勾配法などの単純な最適化の枠組みで解くことが難しい. しかし、このような問題でも ADMM [7] を用いることによって比較的簡単な部分最適化の反復によって分解することが出来る. まず、最適化問題 (41) を以下のように変換する.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2 + \lambda \|\mathbf{y}\|_1 \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} \end{aligned} \quad (42)$$

ここで、最適化問題 (42) の拡張ラグランジュ関数を以下のように与える.

$$\begin{aligned} F(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}) = \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2 + \lambda \|\mathbf{y}\|_1 \\ & + \langle \mathbf{z}, \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x} \rangle + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 \end{aligned} \quad (43)$$

ただし、 $\mathbf{z}$ はラグランジュ係数、 $\rho > 0$ は拡張項の重みパラメータである. ADMM では以下の繰り返し更新アルゴ

リズムによって目的関数を最小化する

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{v}} F(\mathbf{v}, \mathbf{y}^k, \mathbf{z}^k) \\ = [\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \rho \mathbf{H}^T \mathbf{L}]^{-1} [\mathbf{A}^T \mathbf{b} - \mathbf{H}^T - \rho \mathbf{H}^T \mathbf{y}], \end{cases} \quad (44)$$

$$\begin{cases} \mathbf{y}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{y}} F(\mathbf{x}^{k+1}, \mathbf{y}, \mathbf{z}^k) \\ = S_{\lambda, \rho} \left(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \frac{1}{\rho} \mathbf{z}^k \right), \end{cases} \quad (45)$$

$$\mathbf{z}^{k+1} = \mathbf{z}^k + \rho(\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}). \quad (46)$$

ソフト閾値関数 $S_{\lambda, \rho}$ は式 (47) で定義される

$$S_{\lambda, \rho}(\mathbf{x}) = \text{sign}(\mathbf{x}) \circ \max(\mathbf{x} - \lambda/\rho, 0) \quad (47)$$

ただし、 $\circ$ はアダマール積である.

2.3.2 $\mathbf{u}$ の更新

$\mathbf{u}$ の更新では次の目的関数を最小化する.

$$\min_{\mathbf{u}} \frac{1}{2} \|\mathbf{G}\mathbf{u} - \mathbf{c}\|^2 + p_i(x, y) \|\mathbf{H}_u \mathbf{u}\|_1 \quad (48)$$

ここで、 $\mathbf{A} \leftarrow \mathbf{G}$, $\mathbf{b} \leftarrow -\mathbf{c}$, $\mathbf{H} \leftarrow \mathbf{H}_u$, $\lambda \leftarrow p_i(x, y)$ とおき、ADMM を用いて解く.

2.3.3 $\mathbf{F}_0$ の更新

$\mathbf{F}_0$ の更新では次の目的関数を最小化する.

$$\min_{\mathbf{F}_0} \|\mathbf{K}_F \mathbf{F}_0 - \mathbf{q}\|^2 + \gamma \|\mathbf{H}_F \mathbf{F}_0\|_1 \quad (49)$$

ただし、

$$\mathbf{K}_F = [\mathbf{E}_N, \mathbf{E}_N]^T \quad (50)$$

$$\mathbf{q} = [\mathbf{c}_0^T, \mathbf{c}_{1r}^T]^T \quad (51)$$

$$\mathbf{c}_0 = -[\text{diag}(\mathbf{D}_x \mathbf{g}_0), \text{diag}(\mathbf{D}_y \mathbf{g}_0)] \mathbf{u} \quad (52)$$

$$\mathbf{c}_{1r} = -[\text{diag}(\mathbf{D}_x \mathbf{g}_{1r}), \text{diag}(\mathbf{D}_y \mathbf{g}_{1r})] \mathbf{u} + \omega_0 \mathbf{g}_{1i} \quad (53)$$

ここで、 $\mathbf{A} \leftarrow \mathbf{K}_F$, $\mathbf{b} \leftarrow \mathbf{q}$, $\mathbf{H} \leftarrow \mathbf{H}_F$, $\lambda \leftarrow \gamma$ とおき、ADMM を用いて解く.

2.3.4 $\mathbf{l}$ の最適化

$\mathbf{l}$ の更新では次の目的関数を最小化する.

$$\min_{\mathbf{l}} \frac{1}{2} \|\mathbf{K}\mathbf{l} - \mathbf{g}\|^2 + \frac{\alpha}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{l}\|^2 + \beta \|\mathbf{H}_l \mathbf{l}\|_1 \quad (54)$$

ここで、 $\mathbf{A} \leftarrow [\mathbf{K}^T, \sqrt{\alpha} \mathbf{D}^T]^T$, $\mathbf{b} \leftarrow [\mathbf{g}^T \mathbf{0}^T]^T$, $\mathbf{H} \leftarrow \mathbf{H}_l$, $\lambda \leftarrow \beta$ とおき、ADMM を用いて解く.

次章では実画像実験の結果を述べる.

3. 実験と結果

本節では、時間相関イメージセンサ (図 1) と計算機 (Windows 7, Intel Xeon E5-2609 v3 1.90GHz) を用いた実画像による実験について説明する. 時間相関イメージセンサで撮影して得られた強度画像 g_0 , 相関画像の実部 g_{1r} , 相関画像の虚部 g_{1i} , オプティカルフロー $\mathbf{v}$, 積分境界値画像 F_0 を図 2 に示す. 速度ベクトルの方向は図 3 に示されている色と対応している. また、速度ベクトルの大きさを色の明

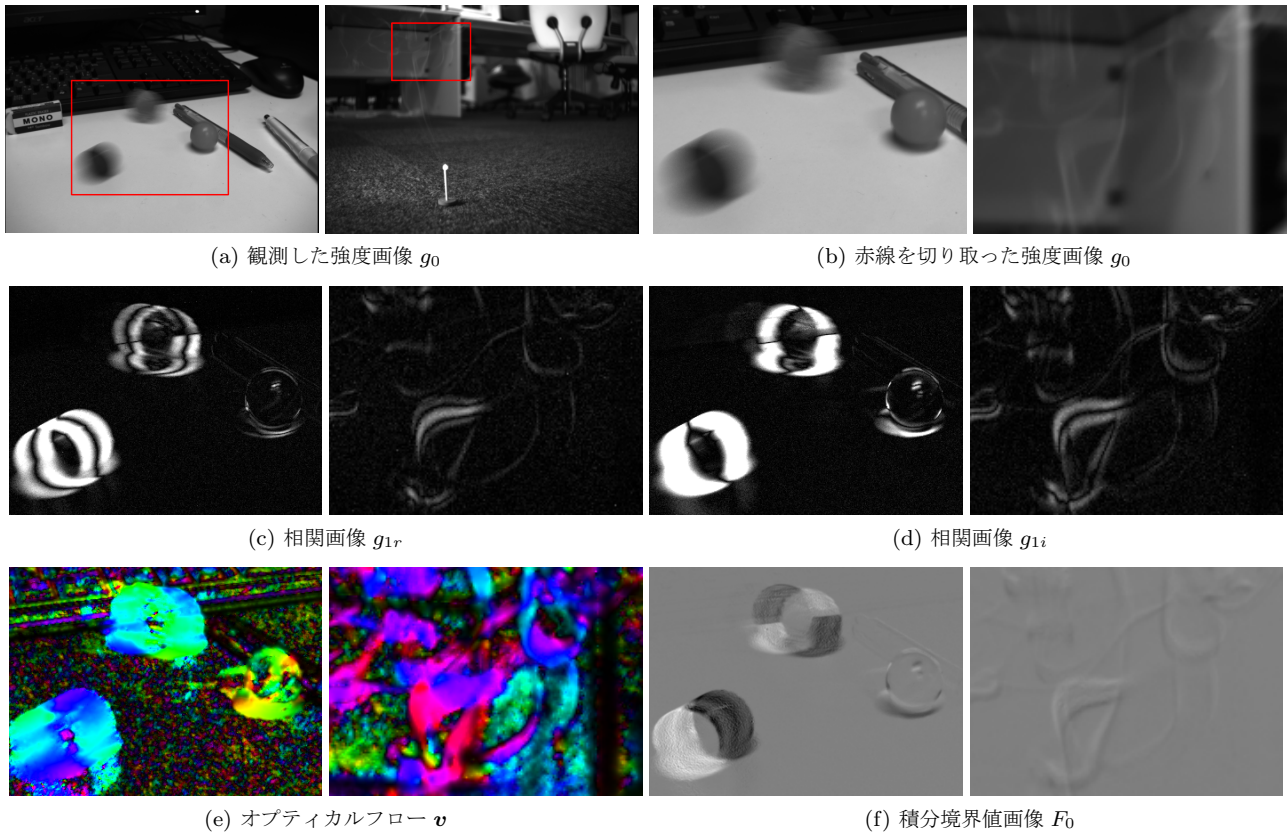


図 2 時間相関イメージセンサで撮影した画像とそのオプティカルフローおよび積分境界値画像. (a): 観測した強度画像 g_0 . (b): 赤線を切り取った強度画像, (c): 位相画像 g_{1r} , (d): 相関画像 g_{1i} , (e): オプティカルフロー v , (f): 積分境界値画像 F_0

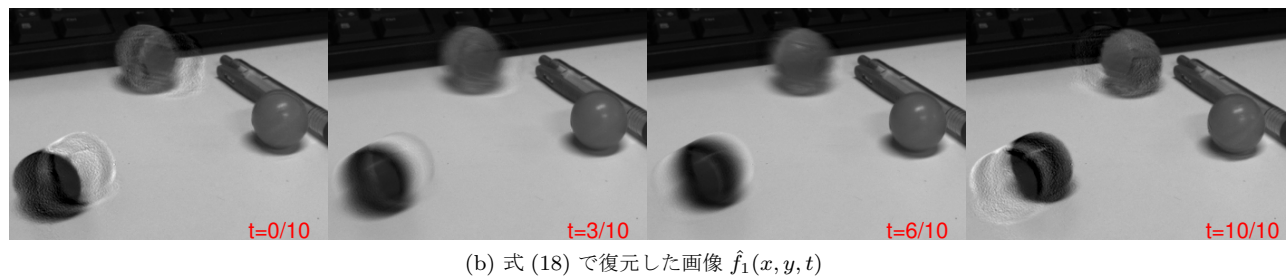
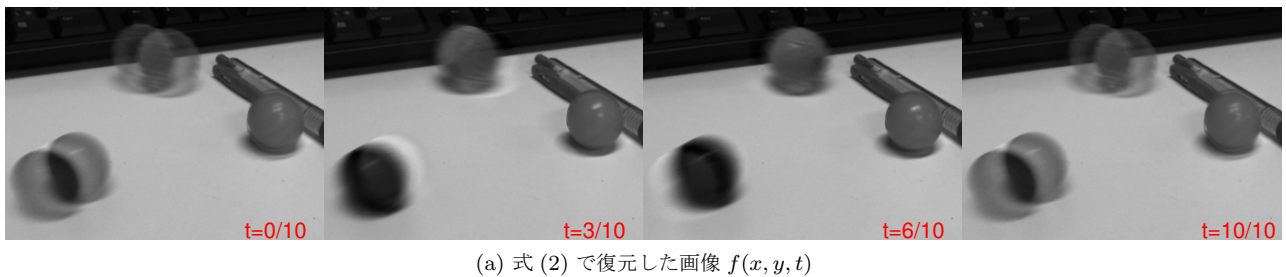


図 4 (a): 式 (2) で復元した画像 $f(x, y, t)$. (b): 式 (18) で復元した画像 $\hat{f}_1(x, y, t)$. 時刻は左から $t=0/10, 3/10, 6/10, 10/10$

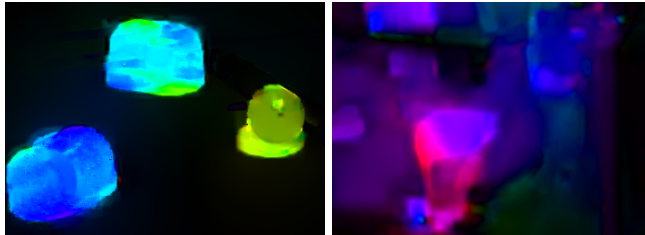
暗で表しており、色の明るいピクセルが速度ベクトルの大きいベクトルである。図 2 のオプティカルフローでは画面全体にノイズが表れている。また、時間相関イメージセンサのフロー推定では輝度勾配を用いていることから物体のエッジではない物体の中心のフローを正しく検出できていない。積分境界値画像 F_0 はフレームの前端から後端にか

けて明るくなったところが白く、暗くなったところが黒く、変化がなかったところは灰色で表示されている。積分境界値画像も明暗の変化のあったピクセルの一部でノイズが表れており、ザラザラとした印象を受ける。

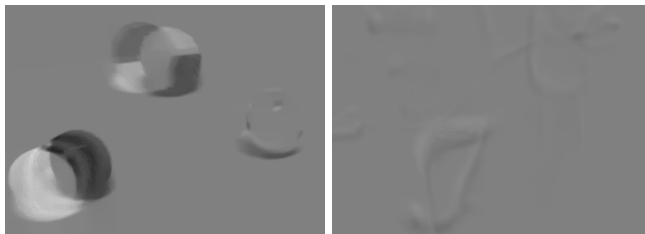
次に、式 (2) により得られる画像を図 4(a) に示す。前章で述べたとおり露光時間 ($T = 1$ に正規化) を周期とする関



図 3 フロー場の方向



(a) 提案法により最適化したオプティカルフロー v



(b) 提案法により最適化した積分境界値画像 F_0

図 5 提案法により最適化したオプティカルフロー v , 積分境界値画像 F_0

数になっているため、時刻 $t = 0/10$ と $t = 10/10$ での画像が等しくなっていることがわかる。次に、式 (18) により得られる画像を図 4(b) に示す。時刻 $t = 0/10$ と $t = 10/10$ での画像は異なり、露光時間の両端における不連続を再現することができている。しかし、露光時間の前端には露光時間の後端にいるピクセル、つまりこれから動く先のピクセルに虚像が表れている。同様に、後端にも露光時間の前端にいたピクセルに虚像が表れている。これは、計測値との整合性を保つために生じるものであると考えられる。また、積分境界値 F_0 のノイズの影響を受けるため露光時間の前端と後端で光の強度の変化があったピクセルはザラザラとした印象を受ける。

次に提案法により最適化したオプティカルフローと積分境界値画像を図 5 に示す。図 5(a) の左の球体が動いている画像では物体のみで滑らかなオプティカルフローが得ることができた。右の煙が画面上に向かって動いている画像では背景の動きを完全に消しきれてはいないが滑らかなオプティカルフローが得られている。また、積分境界値画像も滑らかなものが得ることができた。次に提案法により最適化した出力画像を図 6 に示す。積分境界値によるノイ

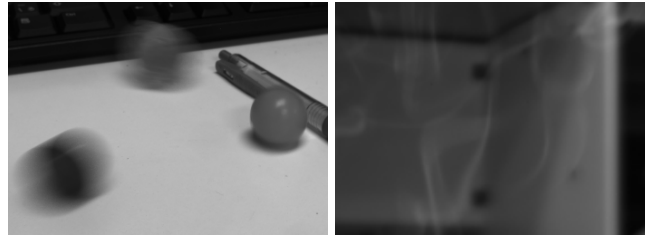
ズの影響が低減されて露光時間の両端でも滑らかな画像を得ることが出来た。しかし、露光時間の両端で虚像のようなものを完全に消すことはできていないことが分かる。これはフレーム両端で、虚像が出て画像として滑らかさを持っていないという事前知識を導入しているモデルでないため、虚像自体を滑らかにしていることが原因であると考えられる。

4. まとめ

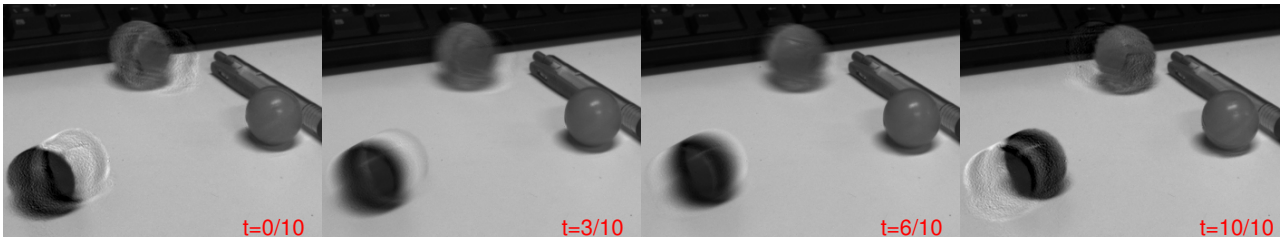
本論文では、時間相関イメージセンサにより得られた強度画像と相関画像を用いて復元した露光中の光の強度の時間変化を最適化することで滑らかなオプティカルフローと光の強度の時間変化を得る手法を提案した。従来法ではノイズが含まれている積分境界値 F_0 を用いて復元していたため、ノイズが含まれフレーム両端でザラザラとした印象を受ける復元結果であったが、提案法では空間方向の正則化項を L_2 ノルムから TV ノルムへと修正することで滑らかな復元結果を得られることを示した。また、滑らかな画像になったことにより、従来法でフレーム両端において発生していた虚像が低減されることを示した。提案法においてオプティカルフローは露光中一定であるというモデルであったことから、今後、露光中にオプティカルフローも変化するモデルを用いることによって更なる改善ができることを期待する。

参考文献

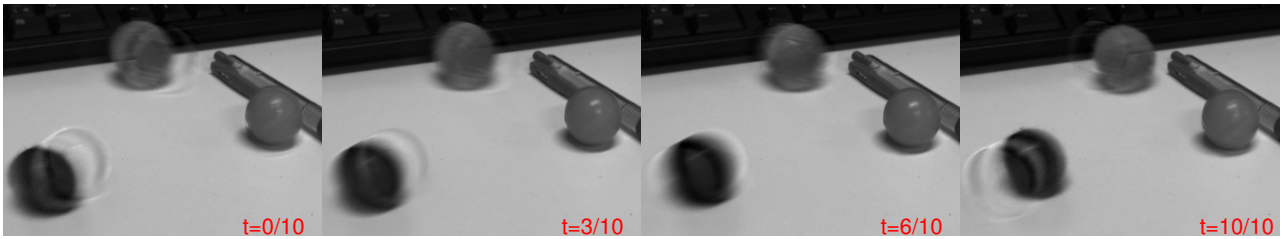
- [1] S. Ando. and D. Wei. Exact algebraic method of optical flow detection via modulated integral imaging theoretical formulation and real-time implementation using correlation image sensor." In *VISAPP 2009*, pp.480- 487
- [2] 安藤 繁, 魏 大比, ボル マズレル. 複素正弦波変調撮像によるオプティカルフロー検出理論および時間相関イメージセンサによる実現. In *CVIM 20*, Vol.49, No.SIG 6, pp. 13-21,2008
- [3] B.K.P.Horn and B.G.Schunk. Determining optical flow. In *Artificial Intell*, vol.17, pp.185-203,1981
- [4] B.D.Lucas and T.Kanade, . An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *Proc. 7th IJCAI*, pp.674-679,1982
- [5] N. Papadakis, T. Corpetti, , and E.Mémin . Dynamically consistent optical flow estimation. In *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on* , pp. 1-7,2007.
- [6] T.H.Kim , and K. M. Lee. Generalized video deblurring for dynamic scenes. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp.5426-5434, 2015.
- [7] S.Boyd, N.Parikh, E.Chu, B.Peleato, and J.Eckstein . Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers. *Foundations and Trends in Machine Learning 3.1*: 1-122,2011.
- [8] 安藤 繁, 奈良高明. 複素正弦波変調撮像による運動検出・運動ぼけ除去・連続時間再現の統合原理とシステム (パターン認識・メディア理解). 電子情報通信学会技術研究報告, 信学技報 115. 98, pp.1-6,2015.



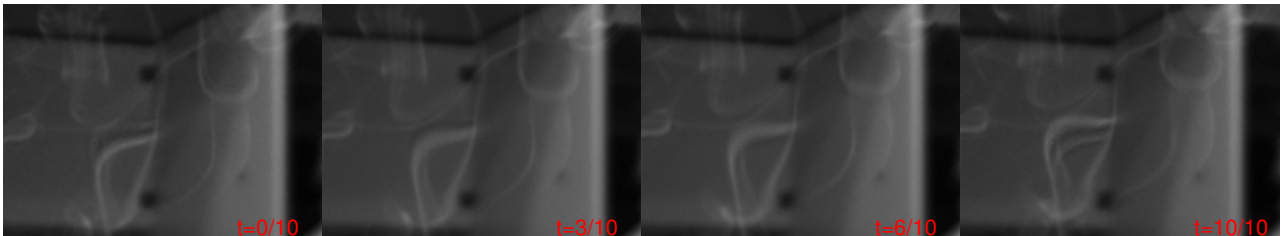
(a) 強度画像 g_0



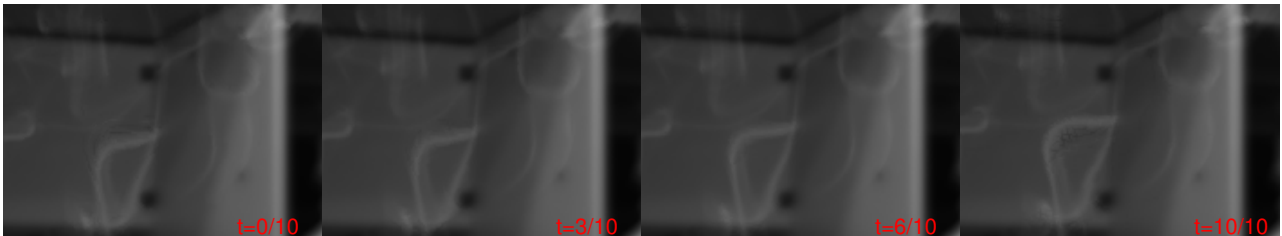
(b) 式 (18) で復元した画像 $\hat{f}_1(x, y, t)$



(c) 提案法により最適化した出力画像 $L(x, y, t)$



(d) 式 (18) で復元した画像 $\hat{f}_1(x, y, t)$



(e) 提案法により最適化した出力画像 $L(x, y, t)$

図 6 (a) : 強度画像. (b)(d) : 式 (18) で復元した画像 $\hat{f}_1(x, y, t)$. (c)(e) : 提案法により最適化した出力画像 $L(x, y, t)$. 時刻は左から $t = 0/10, 3/10, 6/10, 10/10$