

特別研究報告書

露光分割と画素追跡による 動きぶれのない画像撮影

指導教員 美濃 導彦 教授

京都大学工学部情報学科

菌頭 元春

平成25年2月1日

露光分割と画素追跡による動きぶれのない画像撮影

藺頭 元春

内容梗概

画像撮影において露光時間にカメラや被写体が動くと、カメラのセンサ上で光の収束点が変動して動きぶれが発生する。露光時間を短くすると動きぶれは小さくなるが、センサで感知される光の量の揺らぎに起因するショットノイズが増大する。本研究の目標はショットノイズを増やすことなく動きぶれを抑えて画像を撮影することである。レンズやセンサの移動による光学的手ぶれ補正は多くのカメラに搭載されているが、これは特殊な光学系ハードウェアを必要とする。また光学的手ぶれ補正は被写体の動きに対処できないため、手持ちカメラで歩行者を撮影する場合などには有効でない。本研究では露光分割による動きぶれのない画像撮影のための手法を提案する。この手法では露光時間を分割して連続撮影した複数の短露光画像を、画素追跡によって位置合わせしつつ統合する。位置合わせを伴う統合はソフトウェアで行うため、光学系に特殊なハードウェアを加える必要はなく、連続撮影機能のある従来カメラを用いることができる。また画素単位の位置合わせにより、カメラの手ぶれと被写体の動きに同時に対処できる。

特殊なハードウェアを必要としない従来手法としては、動きぶれのある画像を復元する逆畳み込みがある。これは空間的に一様な動きを仮定するため、背景から独立に動く被写体の動きには対処できない。提案手法と同じく露光分割に基づく手法もいくつか提案されている。これらはいずれも位置合わせにおいて空間的あるいは時間的に一様な動きを仮定しており、手ぶれに伴う画像平面上の回転などの動きには対処しきれない。またこれらの研究では露光分割の原理を理論的に明らかにしていない。複数の画像を統合することによる手ぶれ補正機能のある民生用カメラも存在するが、その詳細は公開されていない。

露光分割の原理は露光短縮と画像統合によってそれぞれ動きぶれとショットノイズを抑えることにある。露光時間を短縮して撮影した画像には動きぶれが少ないが、ショットノイズが大きい。しかしその確率的性質により、同じシーンの画像を複数枚統合すればショットノイズは抑えられる。また画像を正確に位置合わせして統合すれば、シーン中の各点からの光を画像平面上の一点に反映することができるため、動きぶれは生じない。従って短露光画像を位置合

せしつつ統合することで、動きぶれとショットノイズの両者を抑えた画像を得ることができる。

提案手法においてはまず、ある総露光時間をいくつか分割して複数の短露光画像を連続撮影する。分割数はカメラのノイズ耐性とシーンの明るさに応じてできるだけ大きくする。次に撮影した画像の間で画素の軌跡を推定する。ここでは最先端の画素追跡手法の一つであり、オクルージョンを検出して追跡を止めることができる LDOFトラッカ (large displacement optical flow tracker) を用いる。そして推定した軌跡を使って撮影された画像を位置合わせし、それらを統合して一枚の画像を得る。ここでは追跡によって対応付けられた一連の画素の輝度値を総和して、統合後の画素値とする。オクルージョンによって全画像からは値を得られなかった画素の値は相対的に小さくなるので、スケールリングすることによって補正を行う。

提案手法の有効性を示すため、露光分割を行わない総露光時間での撮影、総露光時間を短縮して行う撮影、ブラインド逆畳み込み (blind deconvolution) 手法、および提案手法を比較する実験を行った。まず各手法の結果を定性的な見た目と定量的なピーク信号対雑音比について比較するため、統制されたシーンにおいて実験を行った。さらに実際の撮影を想定したシーンにおいても実験を行い、結果を比較した。両実験において提案手法では他手法よりも優れた結果が得られ、その有効性が示された。ただし提案手法では画素追跡にかなりの計算時間が掛かることが分かった。

今後の課題は提案手法の画素追跡における計算時間を短縮することである。それには LDOFトラッカよりも効率的な画素追跡のアルゴリズムを開発する必要がある。

Motion-Blur-Free Image Capturing by Exposure Splitting and Pixel Tracking

Motoharu SONOGASHIRA

Abstract

The motion of a camera or an object in a scene causes motion blur, due to the shift of light convergence on the sensor of the camera during an exposure time. By shortening the exposure time, we can decrease the motion blur but also increase shot noise, due to the fluctuation of light amount detected by the sensor. Our goal is to capture an image without the motion blur and the increased shot noise. Optical stabilization by lens or sensor shift is adopted by many cameras, though this approach requires special optical hardware. In addition, since this approach cannot deal with the motions of the objects in a scene, it is not effective in, for example, capturing an image of a walker with a hand-held camera. We propose a method of motion-blur-free capturing by exposure splitting. In this method, we capture the sequence of short-exposure images by splitting an exposure time, and then integrate the images with image registration by pixel tracking. Since the integration with the registration relies only on software, the method require no special optical hardware, and is applicable to conventional cameras that have multi-shot functions. Moreover, the pixel-wise registration enables the method to deal with camera shake and object motion simultaneously.

As a previous approach that requires no special hardware, deconvolution restores a blurred image. This approach assumes a spatially homogeneous motion and fails if an object moves independently from its background. A few methods of image capturing by the exposure splitting have been proposed. They assume spatially or temporally homogeneous motions and can not fully deal with camera shake involving in-plane rotation. In addition, the studies of these methods have not theoretically presented the principle of the exposure splitting. There are some consumer cameras with stabilization functions by integrating multiple images. However, their details are not published.

The exposure splitting is based on exposure shortening and image integration. An image captured in a short exposure time contains little motion blur and

much shot noise. Owing to the probabilistic property of the shot noise, we can reduce the shot noise by integrating multiple images of the same scene. Meanwhile, by registering the images accurately, we can integrate the images without producing any more motion blur. Therefore, we can suppress both motion blur and shot noise by registering and integrating short-exposure images.

In the proposed method, we split a total exposure time and capture the sequence of short-exposure images. The number of the splits should be possibly large, depending on the noise immunity of a camera and the brightness of a scene. Then, we perform the pixel tracking in the sequence. We utilize the large displacement optical flow tracker, which is one of the state-of-the-art methods of the pixel tracking, and is able to detect occlusions. Finally, we integrate the images in the sequence into a single image. For each pixel, we calculate its resulting value as the sum of the intensity values from where the tracker locates the pixel. If the pixel is occluded in some images, we scale the value of the pixel, as the sum is relatively small.

We conducted experiments to demonstrate the effectiveness of the proposed method. We compared images resulting from four methods of capturing: capturing in an exposure time without splitting, capturing in an shorter exposure time, a blind deconvolution method, and the proposed method. First, we captured images of a controlled scene, and qualitatively and quantitatively compared them, in terms of appearance and peak-signal-to-noise ratio. Second, we captured images of a practical scene, and compared their appearance. The proposed method produced better results than did the other methods in both of the experiments. However, we found that the pixel tracking in the proposed method is computationally heavy.

A remaining task is to improve the computational efficiency of the pixel tracking. We need to develop a more efficient algorithm of the pixel tracking than the LDOF tracker.

露光分割と画素追跡による動きぶれのない画像撮影

目次

第1章	緒論	1
第2章	関連研究	2
第3章	露光分割の原理	4
3.1	露光短縮	4
3.2	画像統合	6
第4章	動きぶれのない画像撮影手法	7
4.1	露光分割	8
4.2	画素追跡	8
4.3	画像統合	9
第5章	実験	10
5.1	単一の動きに対する実験	12
5.1.1	方法	12
5.1.2	結果	12
5.2	複数の動きに対する実験	14
5.2.1	方法	14
5.2.2	結果	15
5.3	実際の撮影を想定した実験	19
5.3.1	方法	19
5.3.2	結果	20
第6章	結論	24
	謝辞	25
	参考文献	25
	付録	

第1章 緒論

画像撮影においては露光時間にカメラや被写体が動くと、カメラのセンサ上で光の収束点が変動することによって、撮影された画像に動きぶれが発生する。露光時間を短くすると動きぶれを抑えることができるが、センサで感知される光の量の揺らぎの影響が大きくなることによって、ショットノイズが増大する。動きぶれとショットノイズのいずれも、シーンを詳細に表現する画像を撮影する上では望ましくない。

本研究の目標はショットノイズを増やすことなく動きぶれを抑えて画像を撮影することである。動きにより撮影シーンは逐次変化するが、本研究では撮影を開始した瞬間のシーンの画像を得ることを目指す。これは一般的にカメラの使用者はシャッターを切った瞬間のシーンの画像を撮影することを意図していると考えられるからである。

動きぶれの問題に対する従来手法として、レンズやセンサの移動による光学的手ぶれ補正が多くカメラに搭載されている [1]。この手法においてはカメラの手ぶれをジャイロスコープで検出し、レンズやセンサを動かして手ぶれを補正する。しかしカメラの光学系に特殊なハードウェアが必要となるため、この手法を採用しているカメラには追加のコストが掛かっている。またこの手法ではカメラの動きしか検出することができず、被写体の動きに対処できない。

本研究では、ある総露光時間をいくつかの短い露光時間に分割して撮影した複数の画像を位置合わせしつつ統合する、露光分割による撮影の手法を提案する。複数の短露光画像を位置合わせしつつ統合することで、動きぶれとショットノイズの両者を抑えた画像を得ることができるのである。以下ではこのような撮影の手法を露光分割撮影と呼び、露光時間を分割せずに総露光時間で一度に行う撮影は総露光撮影と呼んで区別する。総露光撮影と露光分割撮影の比較を図1に示す。提案手法においては、位置合わせは画素追跡によって行う。位置合わせを伴う統合はソフトウェアで行うため、光学系に特殊なハードウェアを加える必要はなく、連続撮影機能のある従来のカメラを用いることができる。また画素単位の位置合わせにより、提案手法はカメラの手ぶれと被写体の動きが同時に起こるシーンにも対処できる。

本研究の貢献は、第一には光学系に特殊なハードウェアを必要とせず、カメラの手ぶれと被写体の動きに同時に対処できるという点で従来手法の問題を解

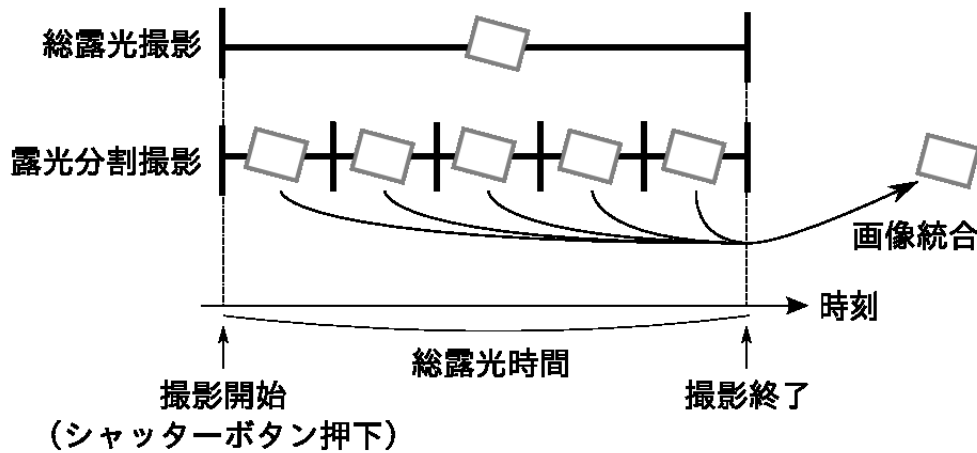


図 1: 総露光撮影と露光分割撮影の比較.

決する手法を提案していることである．第二にはショットノイズについての理論的な議論に基づいて露光分割の原理を明らかにしていることである．第三には提案手法の有効性を定性的および定量的に評価し，他手法に対する優位性を明らかにしていることである．

本報告書の構成としては，まず第 2 章で動きぶれ問題に対する関連研究を紹介し，それらの問題を明らかにする．次に第 3 章で提案手法の基礎となる露光分割の原理を明らかにする．その原理を踏まえて，第 4 章で提案手法による撮影の具体的な手続きを述べる．そして第 5 章で提案手法の定性的および定量的な評価実験の結果を示す．最後に第 6 章で結論と今後の課題を述べる．

第 2 章 関連研究

逆畳み込みは特殊なハードウェアを必要とせずに動きぶれのある画像を復元することができる従来手法である [2]．この手法においては動きに対応するぶれ関数を画像に逆畳み込みすることで動きぶれを除去する．動きが未知の場合は，ぶれ関数を最大事後確率 (maximum a posteriori) 推定によって推定する，ブラインド逆畳み込みが適用される．殆どのブラインド逆畳み込み手法においてはシフト不変な動き，すなわち画像全体で単一のぶれ関数が仮定される [3]．この仮定により，ブラインド逆畳み込みでは背景から独立に動く被写体の動きには対処できない．提案手法では画素追跡により，被写体と背景のそれぞれについ

て動きを推定して位置合わせするので、このような動きにも対処できる。

提案手法と同じく露光分割による撮影の手法がいくつか提案されている。これらの手法においては、露光時間を均等に分割して複数の画像を撮影して、それらを位置合わせしながら統合する。Weiら [4] は画像全体で空間的に一様かつ小さい動きを仮定し、相関に基づく位置合わせを採用している。この手法は全被写体が同じ小さな動きをしている場合にしか有効でない。Tico[1] は局所的に一様な動きを仮定し、ブロックマッチングに基づく位置合わせを採用しており、ブロックごとに異なる動きに対処できる。しかし小さなブロック内でも一様でない、カメラの手ぶれに伴う [3] 画像平面中での回転などの動きには対処しきれない。提案手法では画素単位の位置合わせを導入することで、これらの手法における空間的に一様な動きの仮定に起因する問題を克服する。

均等でない露光分割による、時間的な動きの一様性を仮定した手法も Choiら [5] によって提案されている。この手法においては総露光時間を1つの短い露光時間と2つの長い露光時間に分割して3枚の画像を撮影する。そしてそれらの画像に対して画素単位の位置合わせを行い、その結果に基づいてそれらの画像を統合する。位置合わせにおいては各画素の動きが線形であること、すなわち画素の画像間での変位が時間的に変化しないことが仮定される。この仮定は変位の向きが時間的に変化する、回転などの動きが起こると成り立たない。提案手法でも画素単位の位置合わせを導入するが、隣接画像間で変位の線形性は仮定しないので、時間的に一様でない動きにも対処できる。また Choiらの手法においては短露光画像からの形状情報と、既に動きぶれの生じた長露光画像からの色情報を組み合わせる。そのため、動きぶれの影響を受けていない輝度値と動きぶれによって変化している輝度値を足し合わせることにより、統合後の画像の輝度値には動きぶれによる変化が残る。結果として得られる画像は見た目にはぶれが少ないけれども、色情報については未だにぶれの影響を受けている。提案手法では短露光画像のみを用いることで、そのようなぶれの生じた画像の影響を回避する。

これらの露光分割に関する従来研究 [1, 4, 5] においては、単純に露光時間を短くして撮影するよりも露光分割によって画質が向上するという事実は実験的にしか示されておらず、露光分割の原理が理論的に明らかでなかった。本研究ではショットノイズについての理論的な議論を行うことでこの原理を解明する。

複数の画像を統合することによる手ぶれ補正の機能が搭載された消費者向け

カメラが存在する [6]. この機能は露光分割と同様の原理に基づくと考えられるが, その詳細や性能は公表されていない.

第3章 露光分割の原理

動きぶれはシーンにおける撮影中の動きによって生じる一方, ショットノイズはカメラによって感知される光子の数の確率的な揺らぎによって生じる. 一般に露光時間を短くすることで動きぶれは抑えられるが, ショットノイズが生じる. 一方で連続して撮影した画像を統合することでショットノイズは抑えられるが, 動きぶれが生じる. 露光分割の原理は露光短縮と画像統合を組み合わせることで, 動きぶれとショットノイズを共に抑えることである. 以下ではショットノイズについて定量的な議論を行いながら, この原理を説明する.

ここでは画質について, これらの動きと揺らぎの影響だけを考慮して議論する. 実際には量子化や暗電流などの他の要因も画質に影響するが, 露光分割に関する従来研究 [1, 4, 5] において, 動きや揺らぎに比べると他の要因の影響は小さく無視できることが示されている.

3.1 露光短縮

露光時間においてシーン中の一点からの光はカメラの画像平面上の一点に収束し続けることが期待される. この収束点がシーン中の点やカメラの動きによってずれると, 撮影される画像に動きぶれが生じる. 露光時間を短くすると露光時間における収束点のずれが小さくなるので, 動きぶれは減少する. しかし以下で述べるように, 露光短縮によってショットノイズが増加する.

ショットノイズのみを考えるため, 動きのないシーンを仮定して, 撮影される画像中のある一つの画素に注目する. そして注目画素において露光時間 t の撮影で得られる輝度値を確率変数 X_t とする. これは注目画素で露光時間に感知された光子の数を表し, その確率的な揺らぎがショットノイズである.

ショットノイズを測るために, 画質を注目画素における信号対雑音比 (signal-to-noise ratio, SNR) で定義する.

$$\text{SNR}[X_t] = \frac{E[X_t]}{\text{SD}[X_t]} \quad (1)$$

ここで E, SD はそれぞれ期待値と標準偏差を表す. ショットノイズが増えると標準偏差が大きくなり, SNR は小さくなる. SNR の値が大きいほど画質は良い

とする。

撮影は一般的にポアソン過程としてモデル化される [4]。 e を単位露光時間とし、 λ を X_e が従うポアソン分布のパラメータとする。この λ の値は単位時間に画素が感知する光子の数の期待値である。すると X_t はパラメータ $t\lambda$ のポアソン分布に従う。

まず露光時間 T の撮影を考える。注目画素の値 X_T は次のポアソン分布に従う。

$$X_T \sim \text{Pois}(T\lambda) \quad (2)$$

この値の期待値、標準偏差、SNR はそれぞれ次の通りである。

$$E[X_T] = T\lambda \quad (3)$$

$$\text{SD}[X_T] = \sqrt{T\lambda} \quad (4)$$

$$\text{SNR}[X_T] = \sqrt{T\lambda} \quad (5)$$

次に T を T/n に短縮した撮影を考える。ここで n は正整数である。注目画素の値 $X_{T/n}$ は次のポアソン分布に従う。

$$X_{T/n} \sim \text{Pois}\left(\frac{T\lambda}{n}\right) \quad (6)$$

この値の期待値、標準偏差、SNR はそれぞれ次の通りである。

$$E[X_{T/n}] = \frac{T\lambda}{n} \quad (7)$$

$$\text{SD}[X_{T/n}] = \sqrt{\frac{T\lambda}{n}} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \text{SNR}[X_{T/n}] &= \sqrt{\frac{T\lambda}{n}} \\ &= \frac{\text{SNR}(X_T)}{\sqrt{n}} \\ &< \text{SNR}[X_T] \end{aligned} \quad (9)$$

従って露光短縮によって画質が低下する。

$X_{T/n}$ をスケーリング, すなわち n 倍すると, $X_{T/n}$ の期待値を X_T の期待値と等しくすることができる.

$$\begin{aligned} E[nX_{T/n}] &= nE[X_{T/n}] \\ &= T\lambda \end{aligned} \quad (10)$$

しかしスケーリングによって標準偏差も変化する.

$$\begin{aligned} \text{SD}[nX_{T/n}] &= n\text{SD}[X_{T/n}] \\ &= \sqrt{nT\lambda} \end{aligned} \quad (11)$$

その結果, SNR は次の通り, スケーリング前の SNR と等しくなる.

$$\begin{aligned} \text{SNR}[nX_{T/n}] &= \sqrt{\frac{T\lambda}{n}} \\ &= \text{SNR}[X_{T/n}] \end{aligned} \quad (12)$$

従ってスケーリングでは画質は改善しない.

3.2 画像統合

露光短縮で損なわれた画質を回復するために, 互いに確率変数として独立な n 個の $X_{T/n}$ を統合する. すなわち $X_{T/n}^1, \dots, X_{T/n}^n$ の総和を取る. このような $X_{T/n}^1, \dots, X_{T/n}^n$ は, 互いに重複しない長さ T/n の露光時間 n 回において同じシーンを撮影することで得られる. $i = 1, \dots, n$ のそれぞれについて, $X_{T/n}^i$ は次式を満たす.

$$X_{T/n}^i \sim \text{Pois}\left(\frac{T}{n}\lambda\right) \quad (13)$$

$X_{T/n}^1, \dots, X_{T/n}^n$ は互いに独立なので, 付録の定理 1 より, それらの総和は次式を満たす.

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n X_{T/n}^i &\sim \text{Pois}\left(\sum_{i=1}^n \frac{T}{n}\lambda\right) \\ &\sim \text{Pois}(T\lambda) \end{aligned} \quad (14)$$

すると総和の SNR は次の通りである.

$$\text{SNR}\left[\sum_{i=1}^n X_{T/n}^i\right] = \text{SNR}[X_T] \quad (15)$$

従って画像統合によって露光短縮で損なわれた画質を回復することができる。

動きのあるシーンにおいては、露光時間 T/n の画像 n 枚をこのように位置合わせせずに統合すると、露光時間 T で一度に撮影された画像と同様の動きぶれが生じる。これは統合においてシーン中の異なる複数の点を反映する輝度値が足し合わされるからである。動きぶれを抑えるには統合中に画像の位置合わせを行い、各画素においてシーン中のちょうど一点から光を受けた画素同士の値を足し合わせるようにすればよい。

ここまでの露光短縮と画像統合において、露光時間 T を n 個の露光時間に分割した。 n が十分大きければ、すなわち T/n が十分短ければ、分割された露光時間で撮影される各画像には動きぶれがないと仮定できる。すると、位置合わせが正確であると仮定すれば、統合の結果得られる画像にも動きぶれは生じない。一方、露光短縮によって増大した各画像中のショットノイズは画像統合によって除去される。これが露光分割によって動きぶれとショットノイズの両方を抑えられることの原理である。

第4章 動きぶれのない画像撮影手法

第2章で述べた通り、露光分割撮影の従来手法では動きに関する空間的または時間的な一様性を仮定するため、対処できる動きが限定される。提案手法ではこの問題を克服するため、各画素を追跡することによる画素単位の画像位置合わせを露光分割撮影に導入する。

提案手法による一枚の画像の撮影においては、まず総露光時間を設定し、それを等しく分割した露光時間で撮影した複数枚の短露光画像を統合する。これらの短露光画像の内、最初一枚を基準画像と呼ぶ。これは提案手法で撮影することを目指す、撮影開始時の瞬間的なシーンを反映する画像である。提案手法の手続きは次の通りである。

1. 総露光時間を分割して短露光画像を撮影する。
2. 基準画像中の各画素を追跡してその軌跡を得る。すなわち基準画像中の各画素を他の短露光画像に対して位置合わせする。
3. 画素の軌跡を基に全ての短露光画像を統合して、結果となる1枚の画像を得る。

4.1 露光分割

総露光時間は露光時間を分割しない従来の総露光撮影と同様に設定する。これは理論上、総露光時間が等しければ総露光撮影と露光分割撮影で同じ明るさの画像が得られることが期待されるからである。

露光時間の分割数は、各画像中に十分な信号が保たれているという条件の下で、できるだけ大きい数に設定する。大きい分割数が望ましいのは、動きぶれを抑えるためには十分に短い露光時間で各短露光画像を撮影しなければならないからである。実際のカメラでの撮影においては、露光時間が短すぎると撮影された画像中の信号がカメラからのノイズ(量子化の影響など)に埋もれてしまうので、分割数をいくらでも大きくすることはできない。この分割数の設定はカメラのノイズ耐性やシーンの明るさに依存する。

提案手法では従来手法 [5] と異なり、各短露光画像中の動きぶれをできるだけ小さくするため、露光時間の分割は均等とする。

理論上は総露光時間が一定ならば統合後の画像の画質も一定であるので、短露光画像の撮影が連続している必要はないが、提案手法においては撮影はできるだけ短い間隔で行う。これは間隔が空くと、画像間での各画素の変位が大きくなり、画素追跡の手法に依らず一般に画素追跡は難しくなる [7] からである。実際のカメラにおいては完全な連続撮影はできず、撮影間にセンサのリセット時間があるが、これは総露光時間に比べてごく短い [4] ので無視する。

4.2 画素追跡

提案手法の性能は画素追跡による位置合わせに大きく依存する。これはその後の画像統合において、各画素が正しく位置合わせされていることを仮定しているからである。提案手法では最先端の画素追跡手法の一つである、LDOFトラッカ (large displacement optical flow tracker) [8] を採用する。LDOF [7] 自体は変分法によるオプティカルフロー推定に記述子マッチングを導入した手法である。この手法は記述子マッチングによって大きな変位に対処できるので、速い動きに有効である。また複数の画素からの情報を集約する記述子を使っていることで、単一の画素から局所的に得られる情報が少ない短露光画像にも有効であると考えられる。LDOFトラッカはこのLDOFを使って画素を追跡する手法である。追跡は各画像間での各画素の変位を推定し、それらの変位を繋ぎ合わ

せることで行われる。この画素単位、隣接画像単位の位置合わせによって、提案手法では空間的あるいは時間的に一様でない動きに対処できる。オクルージョンによって見えなくなったり、動きの境界上にあって正しく追跡できなくなった画素については追跡がその時点で停止される。このオクルージョンと動きの境界の検出においては、画像間で時間的に前方から後方および後方から前方へ推定した変位を用いて、2方向の変位が閾値以上に異なっている場合はオクルージョンと判定し、変位が近傍での変位と閾値以上に異なっている場合は動きの境界と判定する、提案手法ではある画素の追跡が停止された場合、それ以降の画像はその画素における統合には用いないこととする。

提案手法では論文 [8] の著者が公開しているバイナリおよびソースコードを利用する¹⁾。使用したのはGPUによる高速化が行われているコードである。このコードは元々全入力画像中の画素のうち一部を選択して追跡する設計となっているが、提案手法に用いるため、基準画像中の全ての画素を追跡するようにコードを修正した。パラメータには既定値を用いた。

4.3 画像統合

各画素の軌跡上の輝度値を総和することによって画像を統合する。すなわち、基準画像中の各画素について、以降の各画像中における追跡先の位置から輝度値を取得して、それらの値を足し合わせたものを結果である画像におけるその画素の値とする。ただしオクルージョンや動きの境界によって画素が追跡できなくなった場合、それ以降の画像ではその画素の位置を特定できないので輝度値を得ることができない。この場合、総和は相対的に小さくなるので、総和をスケールアップすることで得られなかった値を補う。

以下、統合における計算方法を述べる。 I_1, \dots, I_m を m 枚の短露光画像とし、 I を統合の結果となる画像とする。また $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ を画像平面、すなわち画像上の位置の集合とする。 I 中の各画素に注目し、その座標を $x \in \Omega$ とする。画素追跡により、各 I_i において注目画素の位置を特定できたかどうか分かっている。

¹⁾ <http://www.eecs.berkeley.edu/~narayans/Software.html> より、2012年12月1日取得。

る．すなわち次式で定義される δ_i が分かっている．

$$\delta_i \equiv \begin{cases} 1 & (\mathbf{I}_i \text{ で注目画素の位置を特定できた場合}) \\ 0 & (\text{そうでない場合}) \end{cases} \quad (16)$$

注目画素の位置が特定された画像の数 n は次式によって定義される．

$$n \equiv \sum_{i=1}^m \delta_i. \quad (17)$$

また $\delta_i = 1$ の場合，注目画素の \mathbf{I}_i における位置 $\mathbf{x}_i \in \Omega$ も分かっている． $\delta_i = 0$ ならば \mathbf{x}_i は定義できず，以下の計算では無視することとする．提案手法においては基準画像を \mathbf{I}_1 と設定したことにより，次が成り立つ．

$$\delta_1 = 1 \quad (18)$$

$$\mathbf{x}_1 = \mathbf{x} \quad (19)$$

また画素追跡に使用した LDOFトラッカにおいては一度オクルージョンなどで追跡できなくなった画素はそれ以降追跡されないので，次が成り立つ．

$$\delta_i = 0 \Rightarrow \forall j > i, \delta_j = 0 \quad (20)$$

注目画素の \mathbf{I} における値は次の通り計算する．

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}) = \frac{m}{n} \sum_{i=1}^m \delta_i \mathbf{I}_i(\mathbf{x}_i). \quad (21)$$

ここで $\mathbf{I}(\mathbf{x})$ は \mathbf{I} の \mathbf{x} における輝度値であり，各 \mathbf{I}_i ，各 \mathbf{x} についても同様である．実際には各 \mathbf{I}_i には格子上の離散的な画素の位置においてのみ値が存在するが，画素追跡の結果として得られる各 \mathbf{x}_i は連続的な位置であるので， $\mathbf{I}_i(\mathbf{x}_i)$ を求めるために提案手法では共一次補間を用いる．

第5章 実験

提案手法の有効性を示すため，単一および複数の動きのある統制されたシーンにおける実験と，実際の撮影を想定したシーンにおける実験を行った．各実験では次の4つの撮影手法を比較した．

総露光撮影

総露光時間で一度に撮影する。すなわち，総露光時間で撮影された画像をそのまま結果とする。

露光短縮撮影

総露光時間を短縮して一度に撮影した画像を，総露光時間に合わせた明るさにスケールする。すなわち，短露光時間で撮影された画像の各画素の値を (総露光時間/短露光時間) 倍する。

逆畳み込み

逆畳み込みを総露光時間で一度に撮影された画像に適用する。すなわち，総露光時間で撮影された画像にブラインド逆畳み込みを掛けて得られた画像を結果とする。

提案手法(露光分割撮影)

総露光時間を分割して撮影された短露光画像を位置合わせしつつ統合する。すなわち，短露光時間で撮影された (総露光時間/短露光時間) 枚の画像を提案手法で統合して得られた画像を結果とする。

提案手法で扱っている動きぶれとショットノイズ以外の，カメラに由来するノイズも考慮に入れるため，シミュレーションではなく実際のカメラを用いて実験を行った。両実験においては連続撮影ができるカメラとして Point Grey Dragonfly Express を使用した。このカメラを実験に用いたのは，定量的評価に必要な露光時間の細かい制御を行う機能があったからである，提案手法による実際の撮影においては，このような機能がなくても連続撮影ができるカメラならば用いることができる。使用したカメラは単色カメラであったので，本実験で使用した全ての画像のカラーチャンネル数は1であった。また露光分割の原理を踏まえて，各画素において量子化前の輝度値が感知された光量(光子の数)に比例するようにするため，カメラのガンマ補正の機能は無効にした。

逆畳み込みとしては近年提案されたブラインド逆畳み込みの手法[9]を比較対象に選んだ。この手法の論文においては他のブラインド逆畳み込みの手法よりもこの手法によって良好な結果を得られたことが報告されている。実装としては論文[9]の著者が公開しているバイナリコード¹⁾を使用した。手法のパラメータについては，ぶれ関数の窓の幅および高さは実験ごとに設定し，それ以外は

¹⁾ <http://www.cse.cuhk.edu.hk/~leojia/programs/deblurring/deblurring.htm> より，2012年12月1日取得。

既定値とした。

5.1 単一の動きに対する実験

5.1.1 方法

逆畳み込みで対処できる動きに提案手法でも対処できることを示すため、単一の動きのある統制されたシーンにおいて撮影した画像から各手法による撮影を同時に行い、結果を比較して定性的に評価を行った。評価においては画像の見た目を比較した。

画像の撮影には2台のカメラを用いた。これは総露光撮影と逆畳み込みには総露光時間で撮影された画像が必要であるが、露光短縮撮影と提案手法には短露光時間で撮影された画像が必要であり、それらを同時に撮影する必要があったからである。本実験では厳密な定量的評価は行わないため、左右のカメラの視差などによる条件の違いは無視した。

逆畳み込みで対処できることが期待されるシーンとして、カメラが垂直方向に動いているが、被写体は全て静止しているシーンを設定した。ここで被写体は人物などの静止が困難なものではなく人形とした。撮影する画像の大きさは 100×100 画素、ビット深度は16ビットとした。また本実験での総露光時間は $1/20$ 秒、提案手法における露光時間の分割数は10としたことにより、各短露光画像の露光時間は $1/200$ 秒であった。カメラのレンズの絞りは総露光時間において十分な明るさの画像が撮影できるように調節した。さらにカメラの位置やレンズの焦点および拡大の設定は、視差の影響をできるだけ小さくするため、撮影された画像における被写体の位置や大きさがカメラ間でほぼ同じになるように調節した。

逆畳み込みのパラメータについては、ぶれ関数の窓の幅と高さを共に29画素とした。これは撮影された画像における動きぶれの見た目の大きさから、シーン中での動きを捉えるのに十分な窓の大きさと判断して設定したものである。

5.1.2 結果

各手法の結果として得られた画像を図2に示す。

結果の見た目を比較すると、総露光撮影では動きぶれが生じたのに対し、他の3手法は動きぶれの解消に成功した。しかし短露光撮影ではショットノイズによって画像全体が荒れた。また逆畳み込みではカメラの垂直移動による画像全体で単一の動きへの対処には成功しているが、動きぶれが解消される代わり

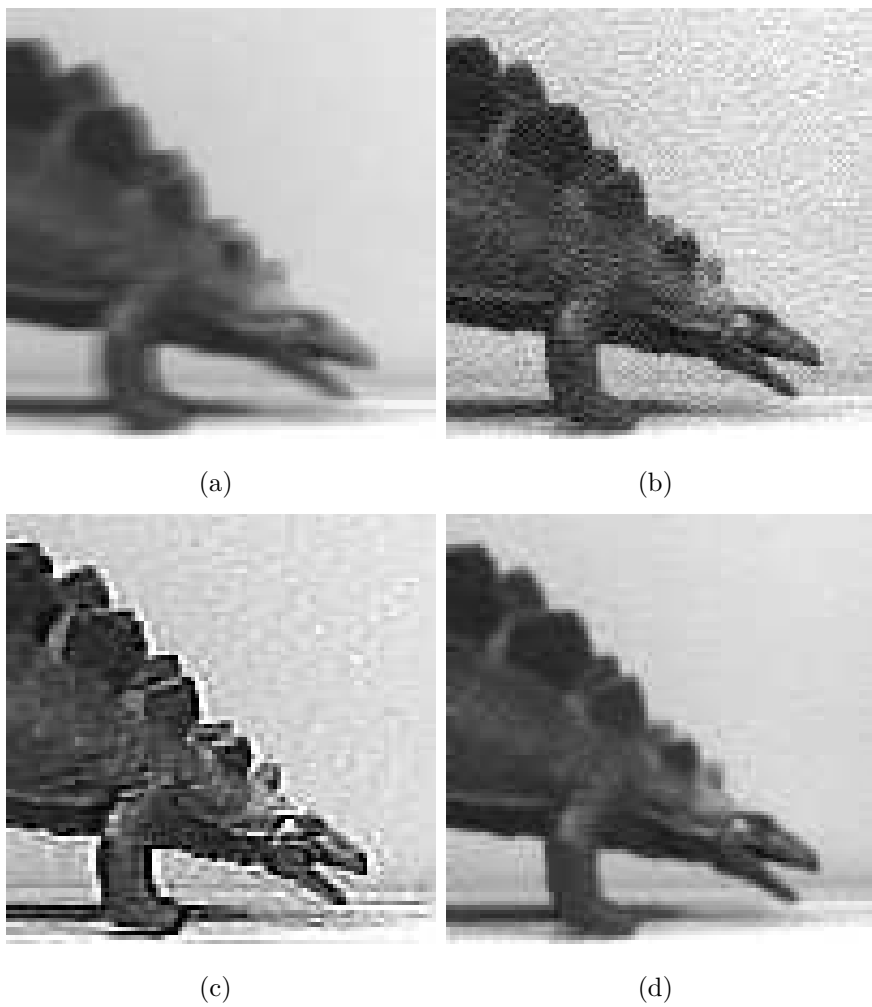


図2: 単一の動きに対する実験の結果として得られた画像. (a) 総露光撮影. (b) 露光短縮撮影. (c) 逆畳み込み [9]. (d) 提案手法.

にアーティファクトが生じた。それらに対して、提案手法ではアーティファクトをほとんど生じることなく、動きぶれとショットノイズの両者を抑えた画像を得ることに成功した。

5.2 複数の動きに対する実験

5.2.1 方法

逆畳み込みでは対処できない動きに提案手法で対処できることを示すため、複数の動きのある統制されたシーンにおいて各手法による撮影を同時に行い、それらを比較して定性的および定量的に評価を行った。評価においては、定性的には画像の見た目を比較した。定量的には一般的な画質の尺度であるピーク信号対雑音比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) [10] を比較した。PSNR の値が大きければ大きいほど画像中のノイズに対して信号が大きい、すなわち画質が高いと判断される。グラウンドトゥルース (ground truth) 画像 f と各手法の結果である画像 \hat{f} について、PSNR は次のように定義される。

$$\text{PSNR} [f, \hat{f}] \equiv 10 \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}^2}{\text{MSE}[f, \hat{f}]} \right) \text{ [db]} \quad (22)$$

ここで $\text{MSE} [f, \hat{f}]$ は f と \hat{f} についての平均二乗誤差 (mean squared error, MSE) であり、次のように定義される。

$$\text{MSE} [f, \hat{f}] \equiv \frac{1}{wh} \sum_{i=0}^w \sum_{j=0}^h (f_{ij} - \hat{f}_{ij})^2 \quad (23)$$

ここで f_{ij}, \hat{f}_{ij} はそれぞれ f, \hat{f} の画像平面上の位置 (i, j) にある画素の値である。また w, h はそれぞれ画像の幅と高さであり、本実験では $w = h = 100$ とした。MAX は輝度値が取り得る最大値であり、次のように定義される。

$$\text{MAX} \equiv 2^d - 1 \quad (24)$$

ここで d は画像のビット深度であり、本実験では全画像を $d = 8$ となるように変換してから PSNR を計算した。これは逆畳み込みのコードの出力が深度 8 ビットに固定されており、それに全ての画像を合わせる必要があったからである。また露光短縮撮影と提案手法については、カメラで設定した露光時間の総露光撮影と短露光撮影の間での誤差を考慮して、手法の結果に対してグラウンドトゥルース画像に合わせた明るさ補正を行ってから PSNR を計算した。明るさ補正にはグ

ラウンドトゥルス画像との間の明るさ変換関数 (brightness transfer function, BTF) [11] を用いた。

グラウンドトゥルス画像の生成には、動きのないシーンにおいて総露光時間で撮影した画像 100 枚を平均した。画像を平均したのは画像統合によってショットノイズを軽減した上で、総露光時間で撮影された画像と同じ明るさの、各手法の結果と比較可能な画像とするためである。また各手法の結果の生成に用いる画像の撮影は動きを加え始めると同時に開始することで、撮影開始の瞬間のシーンとグラウンドトゥルス画像が反映するシーンが同じとなるようにした。

単一の動きに対する実験と同様に、画像の撮影には 2 台のカメラを用いた。2 台のカメラの視差を考慮して、グラウンドトゥルス画像はカメラごとに生成した。

シーンの設定としては、グラウンドトゥルス画像の生成には動きのないシーンでの撮影が必要であるため、2 台のカメラは 1 つの三脚に固定し、被写体は人形とした。シーンに加える動きとしては、カメラを固定している三脚と人形を乗せている台を同時に人手で叩いて衝撃を加えることで、カメラの手ぶれと被写体の動きを発生させた。カメラの設定は単一の動きのあるシーンにおける実験と同様に行った。

本実験においてはシーンの設定および画像の撮影と処理を 1 回の試行とした。そして各手法の結果の生成に用いる総露光画像と短露光画像の撮影をそれぞれどちらのカメラで行うかを入れ替えた 2 回の試行を 1 セットとして行った。これは 2 台のカメラには人手で行った調節やカメラの特性による設定の誤差、および視差があり、一方の撮影条件がもう一方よりも有利になっている可能性があったからである。さらに動きは試行ごとに異なるので、結果を平均的に考えるためにこの 2 回の試行を 3 セット、すなわち合計 6 回の試行を行った。

逆畳み込みのパラメータについては、ぶれ関数の窓の幅と高さを共に 5 画素とした。これは多くの試行において窓がこれより小さいと逆畳み込みの効果がほとんど現れず、またこれより大きいと深刻なアーティファクトが発生したからである。

5.2.2 結果

6 回の試行のそれぞれで 4 枚、合計 24 枚得られた各手法の結果を図 3 に示す。この図には正規化とガンマ補正による補正を掛けて見易くしたものを示している。実験で PSNR の計算に用いたのは補正を行う前の元画像であった。また 1

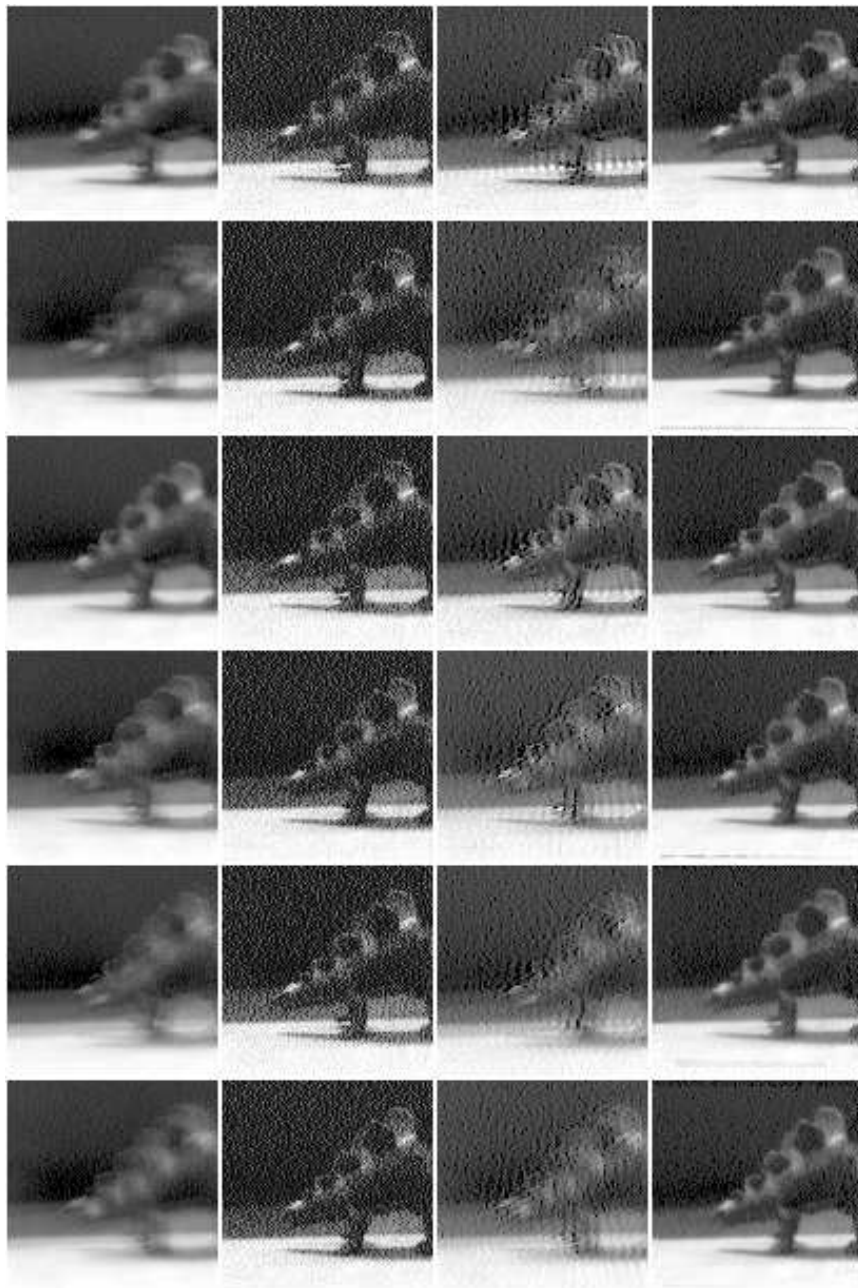


図3: 複数の動きに対する実験の結果として得られた画像. 正規化とガンマ補正を掛けてある. (第 i 行) i 回目の試行 ($i = 1, \dots, 6$). (第1列) 総露光撮影. (第2列) 露光短縮撮影. (第3列) 逆畳み込み [9]. (第4列) 提案手法.

回目の試行については, PSNR の計算に用いた, 結果のグラウンドトゥルースに対する二乗誤差を各画素の値とする画像を図4に示す. さらに結果の PSNR を表1に示す.

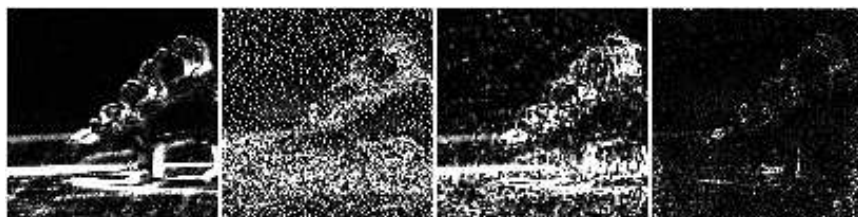


図 4: 複数の動きに対する実験における, 1 回目の試行の結果のグラウンドトゥールースに対する二乗誤差画像. (第 1 列) 総露光撮影. (第 2 列) 露光短縮撮影. (第 3 列) 逆畳み込み [9]. (第 4 列) 提案手法.

表 1: 複数の動きに対する実験の結果の PSNR(単位はデシベル). カメラの列は, 左右に並べたカメラのうちのどちらで短露光画像の撮影を行ったかを示す. すなわち, こちらのカメラで短露光画像, もう一方のカメラで総露光画像を撮影したということを示す.

試行	セット	カメラ	総露光 撮影	露光短縮 撮影	逆畳み込み [9]	提案手法
1	1	左	26.4	27.7	24.0	35.4
2		右	25.0	28.7	24.1	31.5
3	2	左	32.1	27.7	28.7	36.2
4		右	28.8	28.7	26.2	32.1
5	3	左	24.4	27.6	23.6	33.4
6		右	24.9	28.6	24.0	34.6

結果の見た目によると、いずれの試行においても総露光撮影では被写体周辺に動きぶれが生じた。露光短縮撮影では動きぶれは見た目には生じなかったが、画像全体がショットノイズによって荒れた。逆畳み込みでは縞状のアーティファクトが生じており、二乗誤差画像を見る限り、被写体周辺の動きぶれも解消されなかった。提案手法では動きぶれ、ショットノイズ、アーティファクトのいずれもほとんど見られない画像を撮影できた。

試行3, 4を除く各試行においてPSNRは提案手法、露光短縮撮影、総露光撮影、逆畳み込みの順に大きかった。それに対して試行3, 4においては露光短縮撮影と総露光撮影の順位が逆転していた。これは試行3, 4では他の試行に比べてシーン中の動きが小さく、露光短縮による動きぶれの減少よりもショットノイズの増加の影響が大きかったからであると考えられる。実際にこれらの試行では他の試行よりも総露光撮影のPSNRが大きく、シーンにおける動きぶれが小さかったことが分かる。いずれの試行でも逆畳み込みは、総露光撮影された画像に対して適用されたのにも関わらず、総露光撮影された画像よりもPSNRが小さかった。

結論として、本実験のようなシーンにおいては提案手法によって他手法よりも定性的および定量的に良好な画質の画像を撮影できた。一方、逆畳み込みはこのようなシーンでは失敗し、総露光撮影よりも画質は悪くなった。これはシーン中の動きが逆畳み込みにおけるシフト不変性の仮定に当てはまらないものであったからであると考えられる。また露光短縮撮影では動きの大きさによっては動きぶれを抑える以上にショットノイズを生じたが、提案手法では動きの大きさに関わらず良好な画質の画像が得られた。

最後に6回の試行における、撮影した短露光画像に対する提案手法の計算時間を表2に示す。また同じ短露光画像に対し、提案手法の統合において位置合わせを行わなかった場合の計算時間も同じ表に示す。使用したCPUはIntel Core i7-2600 (3.40 GHz)、GPUはNVIDIA GeForce GT 420であった。提案手法の平均計算時間は約14秒であり、短露光画像の撮影後の位置合わせを伴う画像統合にかなりの時間が掛かったことがわかる。本実験では100×100画素の単色画像を用いたが、画素数やカラーチャンネル数の大きい画像の撮影においては、さらに時間が掛かることが予想される。そのため、現在の提案手法では短露光画像の撮影後すぐに結果を得ることはできないと考えられる。また位置合わせを行わなかった場合の計算時間は僅かであり、画像を足し合わせる処理よりも

表 2: 複数の動きに対する実験の各試行における提案手法, および提案手法の統合において位置合わせを行わなかった場合の計算時間(単位は秒).

試行	提案手法	位置合わせなし
1	14.4	0.381
2	13.4	0.365
3	15.0	0.314
4	13.4	0.359
5	14.4	0.343
6	13.8	0.409
平均	14.1	0.362

画素追跡による位置合わせに時間が掛かったことがわかる. 画素追跡で用いた LDOFトラックには GPU による高速化が行われているが, それにも関わらずこれだけの計算時間が掛かったことを考えると, これは LDOFトラックの性能の限界であると考えられる.

5.3 実際の撮影を想定した実験

5.3.1 方法

提案手法の実際的な有効性を示すため, 実際の撮影を想定したシーンにおいて各手法による撮影を同時に行い, それらの見たい目を比較して定性的に評価を行った. 評価においては画像の見たい目を比較した.

本実験ではカメラを 1 台だけ用いて露光短縮撮影と提案手法のための複数枚の短露光画像を撮影し, それらを位置合わせしないで統合することで総露光撮影と逆畳み込みのための総露光画像を合成した. これは第 3 章で述べた理論上は, 短露光画像を位置合わせせずに統合することで, 総露光画像と等しい画像を合成することができることによる. 実際にはカメラに由来するノイズや撮影間の僅かなセンサリセット時間により, この方法で合成した画像は期待される画像と厳密には異なるものとなる. しかし本実験では厳密な定量的評価を行わないので, この差は無視することとした. 短露光画像と総露光画像からの各手法の結果の生成は, 統制されたシーンにおける実験と同様に行った.

シーンは被写体である人物が画面左から右に歩いており, 撮影を行うカメラ



図 5: 実際の撮影を想定した実験で露光分割撮影した 10 枚の画像のうちの 3 枚. (第 1 行) 撮影されたそのままの画像. (第 2 行) 正規化とガンマ補正を掛けた画像. (第 1 列) 1 枚目の画像. (第 2 列) 5 枚目の画像. (第 3 列) 10 枚目の画像.

に手ぶれが加えられているものとした. 各画像のビット深度は 8 ビット, 幅, 高さはそれぞれ 640, 480 画素, チャンネル数は 1 であった. 総露光時間は 1/12 秒, 露光分割数は 10 とし, 1 枚当たり 1/120 秒の露光時間で 10 枚の画像を撮影した. 逆畳み込みのパラメータであるぶれ関数の窓の幅と高さは共に 49 画素としたが, これは提案手法中の画素追跡の推定結果を見る限り, シーン中の動きを捉えるのに十分な大きさであった.

5.3.2 結果

撮影した画像のうち, 1, 5, 10 枚目を図 5 の第 1 行に示す. これらの画像はそのままでは暗いので, 正規化とガンマ補正を掛けた画像も同じ図の第 2 行に示す. 以下の実験で使用したのは第 1 行の, 撮影されたそのままの画像である.

撮影した画像に提案手法における画素追跡を適用した結果と, それを拡大したものを図 6 に示す. 得られたのは全画素の軌跡であるが, この図においては格子点上の画素とその軌跡のみを描いてある. この結果を見ると, 人物と背景の上では動きの軌跡が異なっており, 画像中で複数の動きが起こっていたことがわかる (背景の動きはカメラの手ぶれに対応する). また直線的でない動きの軌跡があり, 向きの一定でない動きも起こっていたことがわかる. このような空間的および時間的に一様でない動きは従来手法では対処できず, 提案手法が有効であると考えられるものである.

撮影した短露光画像および合成した総露光画像を処理することで得た, 各手

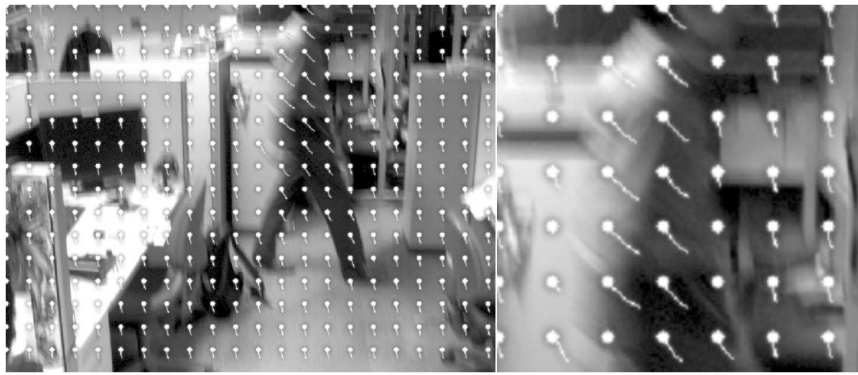


図 6: 実際の撮影を想定した実験での画素追跡の結果と，それを拡大したもの．



図 7: 実際の撮影を想定した実験で結果として得られた画像．正規化とガンマ補正を掛けてある．(a) 総露光撮影．(b) 露光短縮撮影．(c) 逆畳み込み [9]．(d) 提案手法．

法の結果として得られた画像を図 7 に示す．また人物周辺を拡大したものを図 8 に示す．

総露光撮影では動きぶれが生じているのに対し，提案手法では目に見える動きぶれは生じなかった．また短縮露光撮影でも動きぶれを抑えることができた

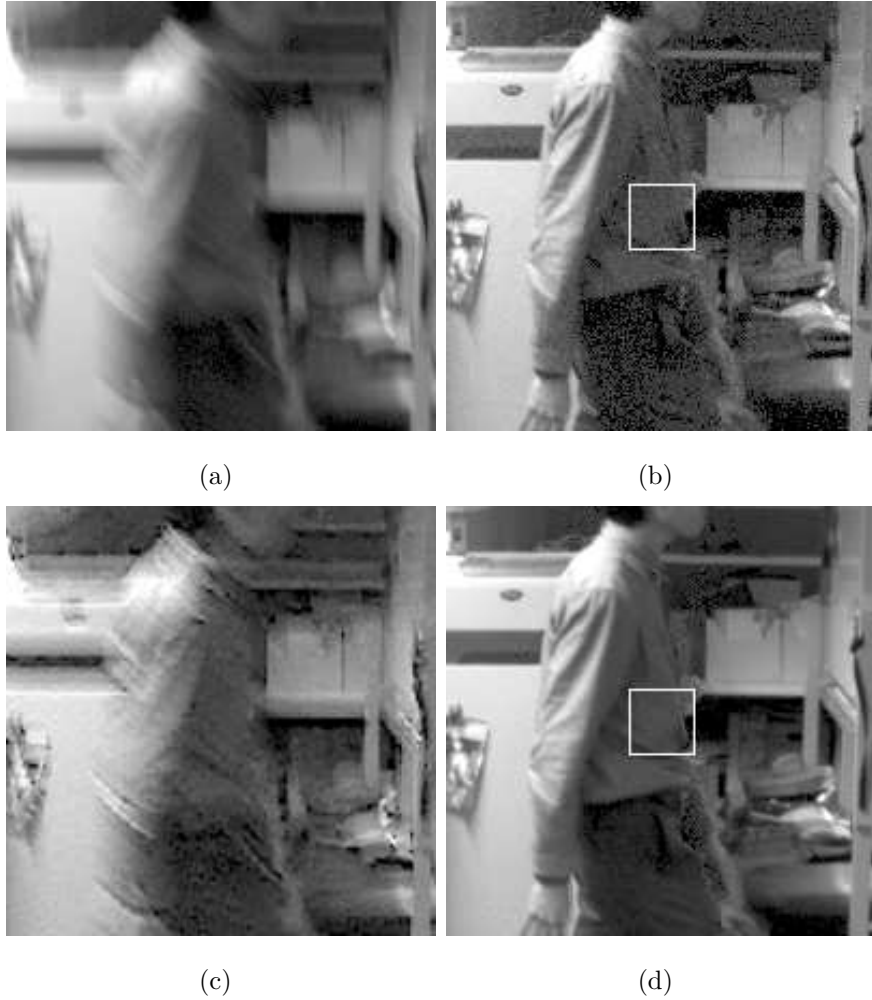
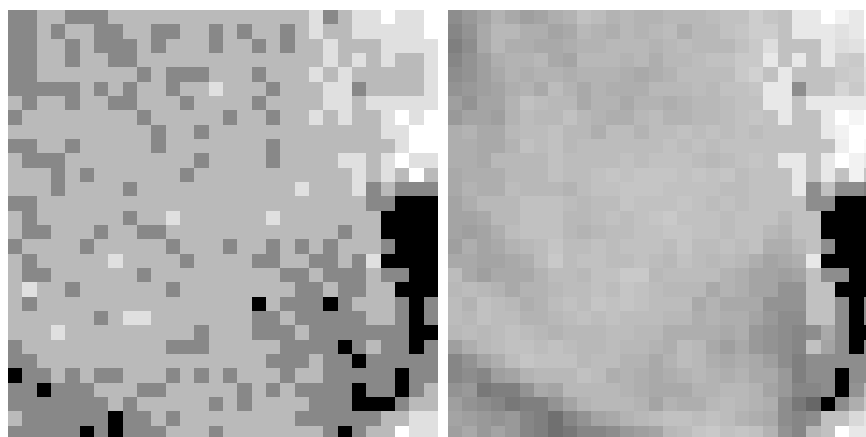


図8: 図7の画像を拡大したもの. 結果として得られたそのままの画像を切り出した後, 正規化とガンマ補正を掛けてある. (a) 総露光撮影. (b) 露光短縮撮影. (c) 逆畳み込み [9]. (d) 提案手法. (b) と (d) の中心に描かれた白い矩形の内部は図9でさらに拡大している.



(a)

(b)

図9: 図8の白い矩形の内部を拡大したもの. 結果として得られたそのままの画像を切り出した後, 正規化とガンマ補正を掛けてある. (a) 露光短縮撮影. (b) 提案手法.

が, 提案手法によって短縮露光撮影よりもシーンを詳細に捉えた画像を得ることができた. これは図8における露光短縮撮影と提案手法についての結果の中心(白い矩形の内部を拡大したものを図9に示す)を見ると明らかである. さらに逆畳み込みは人物と背景のいずれの部分でも復元に失敗した. これはシーン中の動きがシフト不変の仮定を満たしていなかったからであると考えられる. 厳密には逆畳み込みに与えた画像は短露光画像から合成されたものであり, 逆畳み込みにおいて期待される総露光画像とは異なる. しかしこの影響は合成された画像の見た目に現れるほどではなく, 合成画像が期待される画像から大きく劣化しているとは考えられないので, 逆畳み込みの失敗は手法そのものの限界によるものであると考えられる.

さらに提案手法においてオクルージョンに対処していたことを示すため, 基準画像の各画素についてその画素の位置を特定できた短露光画像の枚数を, 画素の明るさによって図10に示す. 歩いている人物の周囲には多くの暗い画素があるが, これは背景が撮影中に動く人物によって隠され, その領域の画素の位置が特定できなくなったことを示している. それに対応して図6のこの領域においては, ほとんど画素が追跡されていない. 提案手法ではこうした画素については, オクルージョンが検出された後は統合を行わなかった. ただし人物の後方(画像中では人物の左側)の背景領域については, LDOFトラックカにお

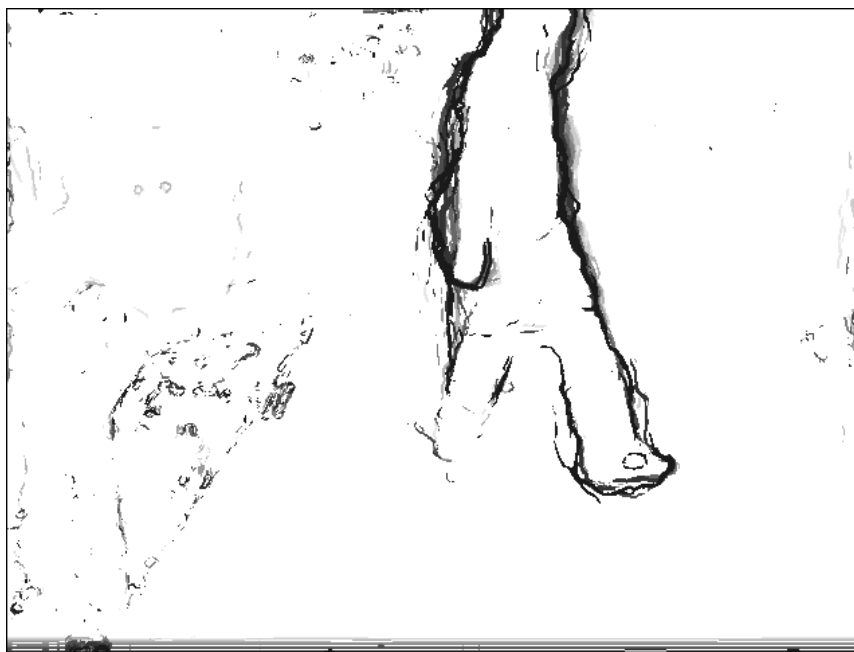


図 10: 各画素の位置が特定できた画像の枚数. 明るい画素ほど多くの画像で位置を特定できたことを示している.

けるオクルージョンや動きの境界の誤検出によって追跡が停止した可能性がある. こう考えられるのは, この領域は一様で特徴的な点が少ないため画素の変位の推定が難しく [7], LDOFトラッカによる追跡が不安定になるからである. 誤検出があるとその領域では画像統合において統合できるはずの輝度値を無視してしまい, ショットノイズの抑制による画質の向上に限られる. この領域で追跡が行われなかったのが人物の腕の動きによるオクルージョンが正しく検出されたためか, それとも領域の一様性による誤検出のためかは, 本実験の結果からは判断できない.

第6章 結論

本研究では露光分割と画素追跡による動きぶれのない画像撮影の手法を提案した. この手法は特殊な光学系ハードウェアを必要とせず, カメラの手ぶれと被写体の動きの両方に同時に対処できるという点で, 従来手法の問題点を克服している. またショットノイズについての定量的な議論に基づいて露光分割の原理を明らかにした. さらに定性的および定量的評価に基づいて提案手法の有効性を示した.

今後の課題の一つは，提案手法の画素追跡における計算時間を短縮することである．それには既にGPUによって高速化されているLDOFトラッカよりも効率的な画素追跡のアルゴリズムを開発する必要がある．また一様な領域における提案手法の挙動をより詳しく分析することも課題である．そのような領域でオクルージョンの誤検出が起きるならば，LDOFトラッカの検出基準を領域の一様性に応じて調節し，画素追跡が停止しないようにすることで提案手法の性能を向上できる可能性がある．そのためには画素追跡が不確かな場合に追跡を続行すべきか停止すべきかを，画質への影響を考慮して判断する必要がある．画素追跡手法としてオクルージョンにさらに頑健なものを開発することも提案手法の性能の向上に繋がる．

謝辞

本研究に当たって熱心に御指導下さった美濃導彦教授に厚く御礼申し上げる．また数々の御助言を下さった棕木雅之准教授，船富卓哉助教，飯山将晃准教授に御礼申し上げる．最後に多くの御意見を下さった美濃研究室の皆様には感謝の意を表す．

参考文献

- [1] Tico, M.: Adaptive block-based approach to image stabilization, *Proc. IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 521–524 (2008).
- [2] Ben-Ezra, M. and Nayar, S. K.: Motion-Based Motion Deblurring, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 26, No. 6, pp. 689–698 (2004).
- [3] Levin, A., Weiss, Y., Durand, F. and Freeman, W. T.: Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms, *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1964–1971 (2009).
- [4] Wei, Z., Cao, Y. and Newton, A. R.: Digital Image Restoration by Exposure-Splitting and Registration, *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, pp. 657–660 (2004).
- [5] Choi, B.-D., Jung, S.-W. and Ko, S.-J.: Motion-blur-free camera system splitting exposure time, *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 54, No. 3, pp. 981–986 (2008).

- [6] Sony Electronics Inc.: Sony a99 Full-Frame DSLR Camera Body, <http://store.sony.com/webapp/wcs/stores/servlet/ProductDisplay?catalogId=10551&storeId=10151&langId=-1&productId=8198552921666485827#features> (2013).
- [7] Brox, T. and Malik, J.: Large Displacement Optical Flow: Descriptor Matching in Variational Motion Estimation, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 33, No. 3, pp. 500–513 (2011).
- [8] Sundaram, N., Brox, T. and Keutzer, K.: Dense point trajectories by GPU-accelerated large displacement optical flow, *Proc. European Conference on Computer Vision*, pp. 438–451 (2010).
- [9] Shan, Q., Jia, J. and Agarwala, A.: High-quality motion deblurring from a single image, *ACM Trans. Graph.*, Vol. 27, No. 3, pp. 73:1–73:10 (2008).
- [10] Horé, A. and Ziou, D.: Image quality metrics: PSNR vs. SSIM, *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, pp. 2366–2369 (2010).
- [11] Prosser, B., Gong, S. and Xiang, T.: Multi-camera Matching using Bi-Directional Cumulative Brightness Transfer Functions, *Proc. British Machine Vision Conference*, pp. 64:1–64:10 (2008).
- [12] Grinstead, C. M. and Snell, J. L.: *Introduction to Probability*, American Mathematical Society, pp. 368–371 (1997).

付録

定理 1. $i = 1, \dots, n$ のそれぞれについて, X_i を次式を満たす確率変数とする.

$$X_i \sim \text{Pois}(\lambda_i) \quad (\text{A.1})$$

また X_1, \dots, X_n を互いに独立とする. さらに X を次式で定義される X_1, \dots, X_n の総和とする.

$$X \equiv \sum_{i=1}^n X_i \quad (\text{A.2})$$

すると次式が成り立つ.

$$X \sim \text{Pois}(\lambda) \quad (\text{A.3})$$

ここで λ は次式で定義される $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ の総和である.

$$\lambda \equiv \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (\text{A.4})$$

証明. X の積率母関数を M_X , $i = 1, \dots, n$ のそれぞれについて X_i の積率母関数を M_{X_i} とする. X_1, \dots, X_n は互いに独立であるので, それらの総和である X の積率母関数は X_1, \dots, X_n の積率母関数の総乗である [12]. よって次式が成り立つ.

$$M_X(t) = \prod_{i=1}^n M_{X_i}(t) \quad (\text{A.5})$$

また $i = 1, \dots, n$ について, X_i はパラメータ λ_i のポアソン分布に従うので, 次式が成り立つ [12].

$$M_{X_i}(t) = e^{(e^t - 1)\lambda_i} \quad (\text{A.6})$$

以上より次式が成り立つ.

$$\begin{aligned} M_X(t) &= e^{(e^t - 1)\sum_{i=1}^n \lambda_i} \\ &= e^{(e^t - 1)\lambda}. \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

これはパラメータ λ のポアソン分布の積率母関数である. 確率分布は積率母関数によって一意に決定される [12] ので, 題意が成り立つ. \square