

深度画像を用いた SplitDepthImage 生成の一手法 A Method of SplitDepthImage Generation Using Depth Image

田中 凌也[†] 村木 祐太[†] 小堀 研一[†]
Ryoya Tanaka Yuta Muraki Kenichi Kobori

1. はじめに

目の錯覚を利用した画像に錯視画像が存在する。錯視画像は見た人の注意を引き付けるため、広告や案内等にも使用されている。また、錯視技法の 1 つに、画像や動画中に幅を持った帯を追加することで物体が飛び出して見える Split Depth GIF が存在する。しかし、錯視画像を作成する際には錯視に関する知識や時間を要する等の問題がある。この問題を改善するため、従来では Liao^[1]らが動画を対象とした Split Depth GIF を自動生成する手法を提案していた。しかし、Liao らの手法はオブジェクトの輪郭に沿ったマスク画像を用意しなければならないといった問題がある。

そこで、本研究では RGB 画像と深度画像、そして対象を含む領域を示した画像(以下、マスク領域とする)を用いて Split Depth GIF を自動生成する手法を提案する。提案手法では、マスク領域を補正し、その後いくつかの仮説に基づいた評価値を用い、Split Depth GIF を生成する。なお、提案手法では幅を持った帯のことを分割線、出力画像を Split Depth Image と呼称する。

2. 提案手法

2.1 提案手法の概要

提案手法の流れを図 1 に示す。

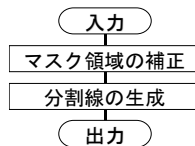


図 1 処理の流れ

提案手法では、入力に図 2 のように RGB 画像、深度画像、マスク領域を用いる。

提案手法では、入力のマスク領域の補正を行い、飛び出させるオブジェクトに沿ったマスク画像を作成する。次に、仮説に基づき作成した評価値を用いて分割線の位置を決定する。最後に RGB 画像に分割線を縦に 2 本描画する。

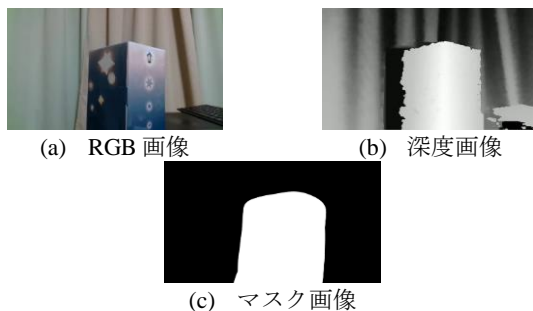


図 2 入力に用いる画像

2.2 マスク領域の補正

入力のマスク領域から飛び出させる領域を抽出するため、深度画像を用いてマスク領域の補正を行う。まず、図 2(b)の深度画像にガンマ補正を行い、深度値の差を広げる。

次に、Canny 法を用いてエッジ画像を作成する。しかし、検出したエッジに欠損が生じることがあるため、検出したエッジに対しクロージング処理を行い欠損補完する。

次に、エッジ画像に対しラベリング処理を行う。エッジ検出に Canny 法を用いた場合、図 3(a)のようにラベリング結果に極小領域が発生してしまう場合がある。そこで、極小領域を周辺の非極小領域の中で最も深度値に近い領域へ統合する。なお、提案手法では極小領域を入力解像度の 0.1% の領域としている。



図 3 極小領域の統合処理

次に、各ラベル領域毎に平均深度値を計算し、最も高い深度値のラベル領域のみを抽出する。

最後に、抽出した画像に対し Guided Filter^[2]による処理と大津の二値化を反復的に行い、ラベル領域の補正を行う。処理後の画像を最終的なマスク画像とする。なお、Guided Filter で用いるガイド画像には、入力の RGB 画像を使用する。抽出したラベル領域を図 4(a)、Guided Filter と大津の二値化による補正後を図 4(b)に示す。



図 4 Guided Filter と大津の二値化による補正

2.3 分割線の生成

Split Depth Image を手動で作成し、観察した結果から Split Depth Image においてオブジェクトが飛び出て見える条件として、次の仮説を立てた。

- 2 本の分割線はオブジェクトの端から等距離である方がよい
- 分割線はオブジェクトと重なっている方がよい
- 分割線同士の距離は狭い方がよい

そして、この仮説を基に作成した式(1)の評価値を用いて、図 5 に示す分割線の x 座標値 L_l , L_r を決定する。同図の青領域はマスク画像で示される領域を示し、赤領域は分割線を示す。なお、同式の w_1 , w_2 , w_3 はそれぞれ重みを示す。

$$\min(w_1 E_d + w_2 E_p + w_3 E_c) \quad (1)$$

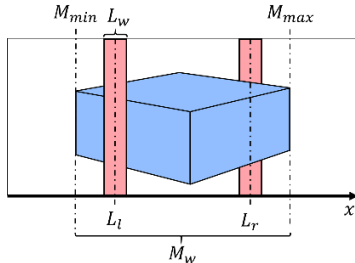


図 5 評価値のイメージ

同式の E_d は式(2)により求められる。

$$E_d = |(L_l - M_{min}) - (M_{max} - L_r)| / M_w \quad (2)$$

また、式(1)の E_p は式(3)により求められる。同式は Liao らの手法から引用した式であり、 p_l , p_r は左右の分割線がオブジェクトと重なっている画素数である。そして、 p_{max} はすべての分割線の組み合わせのうち、重なる画素数の最も多い組み合わせの画素数である。

$$E_p = 1 - \frac{p_l + p_r}{p_{max}} \quad (3)$$

式(1)の E_c は式(4)により求められる。同式は Liao らの手法で用いられていた式を、静止画像で使用するため条件を加えた式である。同式の α は試行した結果から、 $\alpha = 8$ とした。また、分割線の幅 L_w は式(5)により決定する。同式の β は試行した結果から $\beta = 15$ とした。

$$E_c = \begin{cases} \infty & \text{if } D < \alpha L_w \\ D & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

$$D = |L_l - L_r| / M_w$$

$$L_w = M_w / \beta \quad (5)$$

式(1)により分割線の位置を決定後、決定した左右の分割線とオブジェクトが重なる画素の深度値の平均をそれぞれ求め、高い方をオブジェクトの背面を通る分割線とし、一方を前面を通る分割線とする。最後に、図 6 に示すように決定した位置に RGB 画像に分割線を描画する。



図 6 分割線の描画

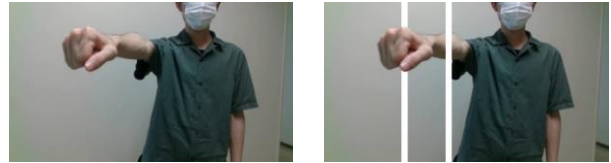
3. 実験と考察

提案手法で作成した Split Depth Image が飛び出して見えるかについての実験を行った。結果を図 7-9 に示す。



(a) RGB 画像 (b) 出力結果

図 7 実験 1



(a) RGB 画像 (b) 出力結果

図 8 実験 2



(a) RGB 画像 (b) 出力結果

図 9 実験 3

図 7, 8 より、提案手法で作成した出力結果においてオブジェクトが飛び出しているように見えることがわかる。一方で図 9 では、分割線がオブジェクトの顔を隠したり、羽を貫通している。これにより、オブジェクトは飛び出して見えず、かつオブジェクトの印象を損なう結果となった。

この原因として、マスク領域を補正する際にオブジェクトの同一パーツ内に深度が大きく変わる部分が存在したため、ラベリング時に含まれるべき領域が含まれなかったことが考えられる。また、評価値の算出においてオブジェクトの特徴を考慮しなかったことも原因として考えられる。

そのため、マスク領域の補正時にオブジェクトの構造を考慮したり、評価値にオブジェクトの注目されやすい領域を考慮する要素を追加する必要があると考えられる。

4. 実験と考察

本研究では、RGB 画像と深度画像、マスク領域を用いて Split Depth Image を自動生成する手法を提案した。今後の課題として、オブジェクトの構造を考慮したマスク領域の補正や、評価値の算出におけるオブジェクトの注目されやすい領域を考慮する要素の追加などが挙げられる。また、提案手法で作成した画像において、アンケートを用いた評価実験も行う必要がある。

参考文献

- [1] Liao Jingtang, Martin Eisemann and Elmar Eisemann. "Split - Depth Image Generation and Optimization.", Computer Graphics Forum, Vol.36, No.7 (2017).
- [2] Kaiming He, Jian Sun, Xiaoou Tang, "Guided Image Filtering", European Conf. Computer Vision, pp. 1-14 (2010)

† 大阪工業大学 情報科学研究科

〒573-0196 大阪府枚方市北山 1-79-1

TEL:072-866-5301 Email: m1m19a21@st.oit.ac.jp