

ペナルティ関数法を用いた奥行マップの疎表現 Sparse representation of depth map using Penalty method

石田 淳一[†] チョン ジーン[‡] 久保田 彰[†] オルテガ アントニオ[§]
Junichi Ishida[†] Gene Cheung[‡] Akira Kubota[†] Antonio Ortega[§]

[†] 中央大学 理工学研究科 電気電子情報通信工学専攻 [‡] 国立情報学研究所 [§] 南カリフォルニア大学

[†] Department of Electrical, Electronic and Communication Engineering, Chuo University

[‡] Digital Content and Media Sciences Research Division, National Institute of Informatics

[§] Department of Electrical Engineering, University of Southern California

Abstract: In this paper, we propose sparse representation of depth map using iterative quadratic programming with Penalty method. The algorithm leads automatically the optimal value of λ that is weight parameter for synthesized view distortion. Experimentation using multiview images showed PSNR gain of up to 1.8dB in synthesized view quality compared to ground truth.

1 はじめに

現在, 自由視点映像の伝送方式として, 映像と奥行マップを複数持つ方式 (MVD: Multiview plus depth) が挙げられ, 奥行マップの圧縮方法について注目されている [1].

現在の研究の主流としては, MVD を H.264 encoder へ適応する際のフレーム間の関係性による圧縮や, 奥行マップと映像のそれぞれの圧縮率の変化が及ぼす影響など, 奥行マップは一意なものとして考えられている。

しかし, 奥行マップは自由視点画像を生成する際にだけ使用するのであって, 奥行きマップ自体を受信者が見るのではない。

そこで本稿では奥行を一意に設定するのではなく自由度を与えることにより, 凸関数最適化を行う。凸関数最適化として反復二次計画法 [2] にペナルティ関数法を組み込み, 最適な歪み具合の重み係数 λ を自動的に決定するアルゴリズムを提案する。

2 提案手法

2.1 問題の形成

本手法はスパース性と合成時の歪みを考慮した信号へ再構成するために次の式を定義する。

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_{\ell_0} + \lambda_j \sum_i g_i(\phi_i \alpha) \quad (1)$$

α を変換係数 (ベクトル形式), この α は $\alpha = \Phi s$ により輝度値 s を変換行列 Φ で変換できる。 λ_j を重み係数, ϕ_i を逆変換行列 Φ^{-1} の i 列, $g_i(\phi_i \alpha)$ を歪みを具合を表す二次関数とし, j を更新回数とする。この (1) 式の第 1 項を 2.2 節, 第 2 項を 2.3 節で述べる。

2.2 重み係数を用いた ℓ_2 ノルムへの置き換え

ℓ_0 ノルムを解くことは一般的に非凸で NP であるため難しい。そこで ℓ_0 ノルムを重み係数を用いた ℓ_2 ノルムへの置き換えを行う [3].

$$\|\alpha\|_{\ell_{2(w)}} = \left(\sum_i w_i \alpha_i^2 \right)^{1/2} \quad (2)$$

w_i は重み係数であり, この w_i が $1/\alpha_i^2$ であるならば ℓ_0 ノルムと等しい。

2.3 ペナルティ関数

ここでは各ピクセルでの合成時の歪みを定量的に評価するために二次関数を形成する方法について述べる。与えられたステレオ画像の輝度値を $I_l(m, n)$, $I_r(m, n)$, これに対応する正解奥行マップの輝度値を $D_l(m, n)$, $D_r(m, n)$ とする。初めに奥行マップ (左) の視差を変化させ, 各々の視差で合成時に生じる歪みを表す関数 $E_l(j; m, n)$ を定義する (奥行マップ (右) の場合も同様の手順である)。 I_l に視差を加えたピクセル位置を $(m + D_l(m, n) + j, n)$, これに対応する I_r を用いて, 関数 $E_l(j; m, n)$ を以下に示す。

$$E_l(j; m, n) = \left| I_l(m + D_l(m, n) + j, n) - I_r(m, n) \right| \quad (3)$$

この (3) 式を元に次に二次関数へフィッティングを行う。フィッティング方法を図 1 に示す。図 1 より, 視差を増加させた場合, 相対的閾値を超える点 d_2 と正解奥行の信号 gt の二点でフィッティングを行う。視差を減少させた場合も手順は同様であり, 次にこの二つのフィッティング結果を比較し鋭度がより大きい方を選択する。

以上より二次関数の式は次式より求まる。

$$g_i(s_i) = (1/2)a_i(s_i)^2 + b_i s_i + c_i \quad (4)$$

a_i , b_i , c_i はそれぞれ二次関数のパラメータを, s_i は奥行マップの i 番目の輝度値を表す。

2.4 反復二次計画法

2.1 節・2.2 節より (1) 式は以下のように書き換えられる。

$$\min_{\alpha} \sum_i w_i \alpha_i^2 + \lambda_j \sum_i g_i(\phi_i \alpha) \quad (5)$$

この (5) 式を反復二次計画法の定義式へ適用する。

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \alpha^T \mathbf{P} \alpha + \mathbf{q}^T \alpha + \gamma \quad (6)$$

\mathbf{P} , \mathbf{q} , γ について以下に示す。

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 2w_1 & 0 & \cdots \\ 0 & 2w_2 & 0 & \cdots \\ 0 & \cdots & \ddots & \end{bmatrix} + \lambda_j \sum_i a_i(\phi_i)^T \phi_i$$

$$\mathbf{q}^T = \lambda_j \sum_i b_i(\phi_i) \quad \gamma = \lambda_j \sum_i c_i \quad (7)$$

Table 1: 反復二次計画法へのペナルティ関数法の適用アルゴリズム

- step 1: 初期重み係数 $w_i = 1/(\alpha_i^2 + \epsilon^2)$ とする.
 $(\alpha_i^2$ は正解奥行信号 s^t の i 番目の変換係数)
- step 2: (5) 式を解き, 最適解 α^o を算出.
- step 3: $\frac{\alpha^o}{Q_i} \geq 0.5$ $w_i = (\alpha_i^2 + \epsilon^2)^{-1}$
 その他 $w_i = \epsilon^{-2}$ をおく.
- step 4: 収束するまで step 2 と step 3 を繰り返す
- step 5: $\lambda_j < \lambda_{j+1}$ に λ を更新.
- step 6: $j \leftarrow j+1$ として step 1 へ.

この (5) 式の最適解は次の線形方程式より算出できる.

$$P\alpha^o = -q \quad (8)$$

このアルゴリズムにペナルティ関数法を適用させる. 最適解 α_j^o を求め, 量子化を行い, 有効係数には $w_i = 1/(\alpha_i^2 + \epsilon^2)$ をおき, 無効係数には $w_i = \epsilon^{-2}$ (ϵ : 微小な値) をおき λ を λ_j から λ_{j+1} を更新する. このアルゴリズムを通してスパース性と合成時の歪み具合を最適化した信号へ再構成する. 詳細を表 1 に示す.

3 実験

3.1 実験条件

本手法と正解奥行マップをただ単に圧縮・復元した場合を比較するために, teddy 画像群の左右の奥行マップの画像圧縮に cjpeg version 8a を使用した. cjpeg は 1~100 の値の 'quality' 値により圧縮率を変化させる. quality の範囲は 60~90 とし, 重み係数 λ は $10^{-3} \sim 10^5$ の範囲で重み係数 λ を反復毎に 10 倍した.

3.2 実験結果

図 2 に RD 曲線を示す. 縦軸に PSNR(:Peak Signal to Noise Ratio), 横軸に奥行マップ (左) のデータサイズとする. また今回, ガウス関数を用いた場合との比較も行った. ガウス関数は σ の値により波形の形状を変化させ, σ の値が大きい程波形は鋭度を増す. これと DCT 係数をかけ合わせることで高周波を削りスパース性を高める. 本手法とガウス関数を比べると, 本手法はガウス関数の用いた場合よりも利得を得ている. この理由として, ガウス関数は AC 成分の最高周波を削る傾向が強いのに対して本手法では AC 成分全体を削る傾向が強く, これにより両者の利得に差が生じたと考えられる.

このグラフより, 11kbytes で本手法は正解奥行マップに比べ 1.8dB の利得を得た.

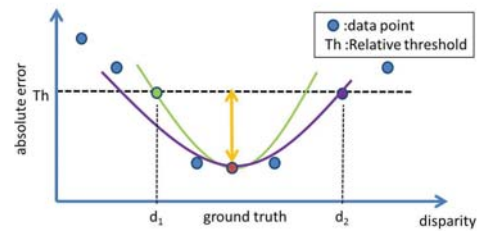


Figure 1: フィッティング方法

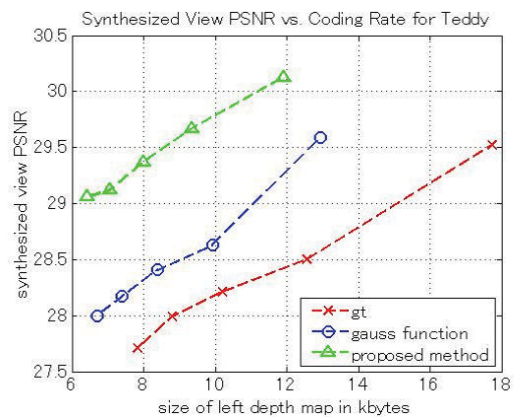


Figure 2: PSNR 対 奥行マップのデータサイズ (teddy)

4 まとめ

本稿では凸関数最適化を用いて奥行マップのスパース信号再構成を行った. 凸関数最適化として反復二次計画法にペナルティ関数法を適用した. これにより合成時の歪みの重み係数の最適値 λ を自動的に算出する. この本手法を通して正解奥行マップを圧縮・復元した場合に比べて 1.8dB の利得を得た.

参考文献

- [1] 藤井 俊彰: “光線空間信号と多視点映像符号化方式の標準化”, 回路とシステム 軽井沢ワークショップ, pp.169-174, 2009
- [2] Gene Cheung, Junichi Ishida, Akira Kubota, and Antonio Ortega “Sparse Transform Domain Representation of Depth Maps Using Iterative Quadratic Programs,” proc. of ICIP 2011, pp.133-136, 2011
- [3] E. J. Candes, M. B. Wakin, and S. P. Boyd, “Enhancing sparsity by reweighted l1 minimization,” in The Journal of Fourier Analysis and Applications, December 2008, vol. 14, no.5, pp. 877-905.