
SVR에 기반한 개선된 네이버 임베딩

엄경배 · 전창우 · 최영희 · 남승태 · 이종찬

군산대학교 컴퓨터정보공학과

Advanced Neighbor Embedding based on Support Vector Regression

Kyoung-Bae Eum · Chang-Woo Jeon · Young-Hee Choi · Seung-Tae Nam · Jong-Chan Lee

Dept. of Computer and Information Eng., Kunsan National University

E-mail : kbeum@kunsan.ac.kr

요 약

표본기반 초해상도(Super Resolution 이하 SR) 기법은 데이터베이스에 저장된 고해상도 영상의 패치와 저해상도 영상의 패치 사이에 대응관계를 이용하여, 저해상도의 입력영상에 가장 유사한 고해상도 패치를 덧붙여서 고해상도를 구성하는 방식이다. 이러한 방식은 한 장의 영상만으로 고해상도 영상을 얻을 수 있고, 위의 과정을 반복하여 2배 이상의 확대된 영상을 얻을 수 있어서 기존의 고전적 SR의 문제점을 해결할 수 있다. 표본기반 SR의 방법들 중 네이버 임베딩(Neighbor Embedding 이하 NE) 기법의 기본 원리는 지역적 선형 임베딩이라는 매니폴드 학습방법의 개념과 같다. 그러나 네이버 임베딩의 빈약한 일반화 능력으로 인하여 알고리즘의 성능을 크게 저하시킨다. 이유는 국부 학습 데이터 집합의 크기가 너무 작아서 NE 알고리즘의 성능을 현저히 저하시킨다. 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 일반화 능력이 뛰어난 Support Vector Regression(이하 SVR)기반 개선된 NE를 제안하였다. 저해상도 입력 패치가 주어지면 SVR 기반 개선된 NE를 이용하여 고해상도의 해당 화소 값을 예측하였다. 실험을 통하여 제안된 기법이 기존의 보간법 및 NE 기법 등에 비해 정량적인 척도 및 시각적으로 향상된 결과를 보여 주었다.

ABSTRACT

Example based Super Resolution(SR) is using the correspondence between the low and high resolution image from a database. This method uses only one image to estimate a high resolution image and can get the larger image than 2 times. Example based SR is proposed to solve the problem of classical SR. Neighbor embedding(NE) has been inspired by manifold learning method, particularly locally linear embedding. However, the poor generalization of NE decreases the performance of such algorithm. The sizes of local training sets are always too small to improve the performance of NE. We propose the advanced NE based on SVR having an excellent generalization ability to solve this problem. Given a low resolution image, we estimate a pixel in its high resolution version by using SVR based NE. Through experimental results, we quantitatively and qualitatively confirm the improved results of the proposed algorithm when comparing with conventional interpolation methods and NE.

키워드

Super Resolution, Neighbor Embedding, Support Vector Regression

1. 서 론

초해상도(Super Resolution 이하 SR) 기법은 관찰되었던 단일 혹은 다수의 저해상도의 영상으로부터 고해상도의 영상을 생성하는 기술이다. 디지털 영상 매체에 의해 획득된 영상은 고해상도의

자연 영상이 저주파 대역필터를 통과한 후, 다운 샘플링 된 영상으로 모델링 될 수 있다. 이 과정을 거치면서 획득된 영상은 에일리어싱(aliasing) 현상에 의해 많은 고주파 성분의 정보가 손실된다. 따라서 손실된 고주파 성분을 효과적으로 복원하고 영상의 해상도를 높이는 것이 SR 기법의

목표이다[1].

SR 복원 알고리즘은 다수의 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 다중 프레임 기반 방법과 훈련 데이터를 기반으로 고해상도 영상을 복원하는 표본 기반 방법(Example based approach)으로 분류된다. 다중프레임 기반 방법은 입력된 저해상도 영상들의 움직임 추정하여 정렬 시킨 후, 정렬된 저해상도 영상들을 융합하여 선명한 고해상도 영상을 얻는다. 저해상도 영상간의 움직임 추정 오차가 작은 경우 안정적인 성능을 보이지만, 물체의 복잡한 움직임이나 사람의 얼굴 같은 연식(Non-rigid)의 물체에 대해서는 영상간의 움직임을 추정하기 어렵게 되어 성능 저하가 발생하게 된다. 또한, 충분한 저해상도 영상이 주어지지 않는다면 복원 결과 영상의 품질이 저하되는 현상을 보인다. 다중 프레임 기반 SR 알고리즘의 문제점을 극복하기 위한 방안으로 표본 기반의 SR 복원 알고리즘이 제안되었다[2].

표본 기반 SR의 방법들 중 네이버 임베딩(Neighbor Embedding 이하 NE) 기법의 기본 원리는 지역적 선형 임베딩이라는 매니폴드 학습방법의 개념과 같다. 그러나 NE의 빈약한 일반화 능력으로 인하여 알고리즘의 성능을 크게 저하시킨다. 그 이유는 국부 학습 데이터 집합의 크기가 너무 작아서 NE 알고리즘의 성능을 현저히 저하시킨다. 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 일반화 능력이 뛰어난 Support Vector Regression(이하 SVR)기반 개선된 NE를 제안하였다. 실험을 통하여 본 논문에서 제안된 방법이 bicubic 및 NE 기법 등에 비해 PSNR결과 및 시각적으로 향상된 결과를 보여 주었다.

II. 본 론

2.1. 개선된 네이버 임베딩

저해상도의 입력 영상으로부터 bicubic 보간법을 이용하여 확대된 고해상도 버전의 영상을 얻는다. 그 후 bicubic 보간법에 의해 얻어진 고해상도 버전의 영상으로부터 5*5 패치를 추출한다. 또한, 각 패치의 가중치 정보를 얻기 위해 본 논문에서는 다음과 같이 개선된 NE 알고리즘을 이용한다. 얻어진 각 영상 패치의 가중치 정보는 SVR의 훈련을 위해 이용되어진다. NE의 기본 원리는 지역적 선형 임베딩이라는 매니폴드 학습방법의 개념과 같다[3]. 본 논문에서는 다음과 같은 개선된 NE 알고리즘을 제안하였다.

보간법에 의해 얻어진 고해상도 버전의 입력 영상 Y_t 의 패치 y_t^q 에 대해

- (1) 학습 데이터베이스의 고해상도 패치들(y_s^q)에서 K개의 근접 이웃 패치들을 찾는다.
- (2) 근접 이웃 패치들로 y_t^q 를 만들 때, 오차를

최소화 하는 가중치를 식(1)에 의해 계산한다.

$$e^q = \left\| y_t^q - \sum_{y_s^q \in N_t} \omega_{qp} y_s^q \right\|^2 \quad (1)$$

여기서, e^q 는 N_t 에 속한 이웃 패치들의 잔존 오차로, 고해상도 버전의 패치 y_t^q 를 이웃하는 패치들로 구성하였을 때, 그 값과의 차이 값을 의미한다. 가중치의 계산 방법은 식(2)를 풀어서 얻는다.

$$G_q W_q = 1 \quad s.t. \sum_{y_s^q \in N_t} \omega_{qp} = 1 \quad (2)$$

여기서, N_t 는 y_t^q 에 이웃하는 패치들의 집합이고, G_q 는

$$G_q = (y_t^q 1^T - L)^T (y_t^q 1^T - L) \quad (3)$$

이며 L은 y_t^q 에 이웃하는 패치들로 구성된 $D \times K$ 차원의 행렬이다. 1은 1로 이루어진 열벡터이다. 결과적으로 획득되어진 가중치 행렬은 $W = [w_{qp}]_{N_t \times N_s}$ 이다. N_t 는 테스트 패치의 개수이며, N_s 는 트레이닝 패치의 개수이다.

2.2. Support vector regression

Support vector regression(이하 SVR)은 Support vector machine(이하 SVM)의 확장이다. 커널 트릭을 이용하여 SVR은 비선형함수를 고차원 공간에서의 선형함수로 변환이 가능하다. SVM과 유사하게 SVR의 강력한 일반화 능력은 미지의 출력 값을 예측하는데 뛰어난 기능을 가지고 있다.[4] 학습에서 SVR은 다음의 문제를 해결한다.

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi, \xi^*} & \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*), \\ s.t. & y_i - (w^T \phi(\alpha_i) + b) \leq \epsilon + \xi_i, \\ & (w^T \phi(\alpha_i) + b) - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, \\ & \xi_i, \xi_i^* \leq 0, i = 1, \dots, n. \end{aligned} \quad (4)$$

식(4)에서 y 는 원래의 고해상도 영상에서 관련된 패치의 중심에 위치한 화소 값이며, n 은 학습 데이터의 개수다. $\phi(\alpha_i)$ 는 변환된 공간에서 영상 패치의 가중치 표현이다. w 는 학습되기 위한 비선형 매핑 함수이며, C 는 일반화와 상, 하한 학습 오차와의 tradeoff 값이다. 본 논문에서는 SVR의 실험을 위한 모든 파라미터는 교차검증을 통하여 선택되어졌다. 저해상도의 시험 입력 영상이 주어지면 bicubic 보간법을 이용하여 확대된 영상을 얻고, 이 확대된 영상으로부터 각 영상 패치의 가중치 값을 얻는다. 얻어진 각 영상 패치의 가중치 값을 이용하여 SVR을 훈련한 뒤, bicubic 보간법을 이용하여 확대된 영상의 화소 값을 훈련된 SVR을 이용하여 update한 뒤 최종 고해상도 영상을 얻는다.

III. 실험 및 결과

본 논문에서는 학습 데이터로 Kodak 웹사이트로부터 얻은 두 개의 영상을 이용하였다. 이 학습 영상으로부터 4화소씩 건너 띄어 학습 패치들의 집합을 얻었다. 원 영상으로부터 블러링과 다운 샘플링을 통해 얻은 저해상도 입력영상을 bicubic 보간법을 이용하여 확대된 영상을 얻고, 이 확대된 영상으로부터 개선된 네이버 임베딩 방법을 이용하여 각 영상 패치의 가중치 값을 얻는다. 각 영상 패치의 가중치 값을 이용하여 SVR을 훈련하였으며, 훈련 영상으로는 lena영상을 이용하였다. SVR 모델은 LIBSVM에 의해 훈련되었다.[5] 3개의 시험 영상의 PSNR값은 표 1과 같다. 본 논문에서 제안된 방법이 bicubic 보간법과 네이버 임베딩 방법 등과 비교 되어졌다. 비교 결과 본 논문에서 제안된 방법이 기존의 네이버 임베딩 방법에 비해 PSNR 관점에서 우수함을 알 수 있다.

표 1. 시험 영상의 PSNR 결과

	Girl	Man	Lena
Bicubic	30.0974	22.7238	25.4902
NE	30.4185	22.9088	25.8742
Our method	30.8890	23.9944	28.6932



그림 1. 실험 결과 영상들

(a) 원 영상 (b) Bicubic (c) NE (d) 제안된 방법

그림1은 저해상도 입력 영상으로부터 2배 확대하여 얻은 고해상도 영상의 실험결과이다. 그림1에서 보는바와 같이 Bicubic과 NE에서는 머리카락 부분 및 기타 에지 부분에서 블러링이 심함을 알 수 있다. 그러나 본 논문에서 제안된 방법의 결과는 머리카락 부분과 기타 윤곽선 부분이 선명함을 알 수 있고, 원영상과 비교하여 볼 때 고

주과성분 및 디테일한 성분들이 잘 복원 되어있음을 확인할 수 있다.

IV. 결론

SR 기법은 관찰되었던 저해상도 영상으로부터 고해상도의 영상을 생성하는 기술이다. SR은 다 영상 기반의 고전적 SR과 표본 기반의 SR이 있다. 고전적 SR은 하나의 장면에 대해 여러 장의 영상이 있고, 각 영상은 다른 영상에 대해 서브화소(subpixel) 만큼의 변화가 있어야 한다. 이러한 접근 방식은 확대 가능한 최대배율이 수치적으로 최대 2배가 한계라는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해 제안된 방법이 표본 기반 SR이다. 표본기반 SR의 방법들 중 네이버 임베딩(NE) 기법은 빈약한 일반화 능력으로 인하여 알고리즘의 성능을 크게 저하시킨다. 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 일반화 능력이 뛰어난 SVR기반 개선된 NE를 제안하였다. 저해상도 입력 영상이 주어지면 bicubic 보간법을 이용하여 확대된 영상을 얻고, 이 확대된 영상으로부터 본 논문에서 제안한 개선된 네이버 임베딩 방법을 이용하여 각 영상 패치의 가중치 값을 얻는다. 다음 각 영상 패치의 가중치 값을 이용하여 SVR을 훈련하였으며 훈련된 SVR을 이용하여 고해상도의 해당 화소 값을 예측하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안된 방법은 bicubic이나 NE에 비해 PSNR 관점 및 시각적으로도 우수한 결과를 얻었다. 추가 연구방향은 본 논문에서 제안된 방법을 멀티 스케일 SR 문제에도 적용해 볼 계획이 다.

참고문헌

- [1] 임종명, 유지상, "이산 웨이블릿 변환을 이용한 영상의 초고해상도 기법", 방송공학회논문지, 제17권, 제2호, 2012.
- [2] 신현학, 정대성, 구분화, 고한석, "번호관 화질 개선을 위한 국부 블록 학습 기반의 초해상도 복원 알고리즘", 한국 컴퓨터정보학회 논문지, 제16권, 제1호, 2011.
- [3] H. Chang, D.-Y. Yeung, and Y. Xiong, "Super-resolution through neighbor embedding," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Classification, vol. 1, 2004.
- [4] V. Vapnik, Statistical Learning Theory, Wiley-Interscience, 1998.
- [5] Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, LIBSVM: a library for support vector machines, 2001.