



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2016-0081660
(43) 공개일자 2016년07월08일

- | | |
|---|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H04N 7/01 (2006.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2014-0195875</p> <p>(22) 출원일자 2014년12월31일
심사청구일자 2014년12월31일
기술이전 희망 : 기술양도, 실시권허여, 기술지도</p> | <p>(71) 출원인
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)</p> <p>(72) 발명자
전광길
인천광역시 연수구 경원대로119번길 21, 113동 804호 (동춘동, 풍림2차아파트)</p> <p>(74) 대리인
특허법인충정</p> |
|---|---|

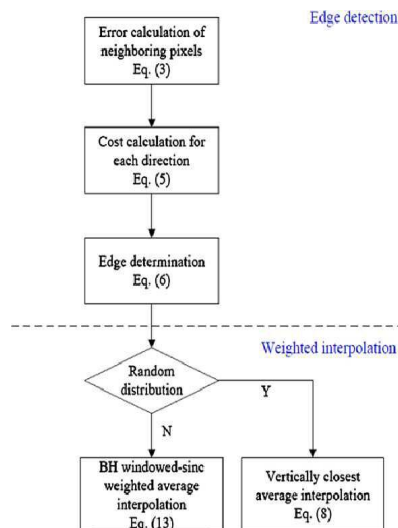
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 자기상관 기반 인터레이스 대 프로그레시브 포맷 변환

(57) 요약

본 발명의 실시 예에 따른 보간방법은 저해상도 이미지에서 결여 픽셀의 이웃 픽셀들의 보간 오차를 계산하는 단계와, 상기 보간 오차를 이용하여 각각의 엣지에 대해 자기상관을 계산하는 단계와, 상기 계산결과, 가장 작은 코스트를 가진 방향을 엣지 방향으로 결정하는 단계 및 가중치 평균 필터를 이용하여 상기 픽셀을 보간하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도5



명세서

청구범위

청구항 1

저해상도 이미지에서 결여 픽셀의 이웃 픽셀들의 보간 오차를 계산하는 단계;
 상기 보간 오차를 이용하여 각각의 엣지에 대해 자기상관을 계산하는 단계;
 상기 계산결과, 가장 작은 코스트를 가진 방향을 엣지 방향으로 결정하는 단계; 및
 가중치 평균 필터를 이용하여 상기 픽셀을 보간하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는, 보간방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 이웃 픽셀들의 보간 오차를 계산하는 단계는,

$$e_{dirk,i,j} = |f(i,j) - \hat{f}(i,j)|$$

$$= \left| f(i,j) - \frac{f(i-2,j+d) + f(i+2,j-d)}{2} \right|$$

식으로 계산하고, 여기서, i, j는 이웃 픽셀의 위치이고, f(i, j)는 이웃 픽셀의 원본 강도이고, $\hat{f}_{dirk}(i, j)$ 는 dirk 방향에 따라 예측된 픽셀인 것을 특징으로 하는, 보간방법.

청구항 3

제1항에 있어서, 상기 자기상관을 계산하는 단계는,

$$R_{XX}(\tau) = E[X(t)X(t+\tau)]$$

$$= E[X^2(\tau)]$$

$$= \mu^2 + \sigma^2$$

식으로 계산하는 것을 특징으로 하는, 보간방법.

청구항 4

제1항에 있어서,
 상기 엣지 방향을 결정하는 단계는,

U_{dirk} 가, 모든 이웃 픽셀들로부터 얻은 k방향을 위한 보간 오차의 평균이라는 의미를 갖는 식인

$C_{dirk} = \mu_{dirk}^2 + \sigma_{dirk}^2$ 을 이용하고, 여기서 C_{dirk} 는 k 방향의 코스트(cost)이고, μ 와 σ^2 는 평균과 분산이며, 가장 작은 C_{dirk} 를 가지는 방향을 엣지로 설정하는 것을 특징으로 하는, 보간방법.

청구항 5

제1항에 있어서, 상기 보간 단계는, BH Window-sinc 가중치 평균 필터를 보간에 이용하고, BH-window는

$$W(n) = a_0 + a_1 \cos\left(\frac{2\pi}{N}(n)\right) + a_2 \cos\left(\frac{2\pi}{N}(2n)\right)$$

여기서 a_0 , a_1 , a_2 는 계수이고 N 은 필터 길이인 것을 특징으로 하는, 보간방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

$$W(n) = a_0 + a_1 \cos\left(\frac{2\pi}{N}(n)\right) + a_2 \cos\left(\frac{2\pi}{N}(2n)\right)$$

는 것을 특징으로 하는, 보간방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 f 를 위해 6개의 픽셀

$$f = [f(m-5, n + \Phi(\frac{5d}{2})), f(m-3, n + \Phi(\frac{3d}{2})), \\ f(m-1, n + \Phi(\frac{d}{2})), f(m+1, n + \Phi(\frac{-d}{2})), \\ f(m+3, n + \Phi(\frac{-3d}{2})), f(m+5, n + \Phi(\frac{-5d}{2}))]$$

을 사용하고, 여기서 $\Phi(\cdot)$ 는 값들을 0으로 향하게 하는 fix 함수이고, hBH에 대한 추정값은

$$hBH = \frac{[2, -11, 73, 73, -11, 2]}{128}$$

인 것을 특징으로 하는, 보간방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

p_ε 와 p_v 가 각각, 결정된 엣지 방향과 수직 방향에 따른 BH windowed-sinc 필터를 사용하여 예측된 값들이

고, 추정된 값은 $\hat{f}(m, n) = \mu \cdot p_v + (1 - \mu)p_\varepsilon$ 및 $\mu = \frac{C_\varepsilon}{C_\varepsilon + C_v}$ 로 얻어지며, 여기서 C_v 는 수직 방향의 값인 것을 특징으로 하는, 보간방법.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 자기상관 기반 인터레이스 대 프로그레시브 포맷 변환에 관한 것으로, 특히 새로운 엣지 기반 보간

방식에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 최근에, 비디오 콘텐츠의 해상도와 뷰어들의 고해상도에 대한 요구가 증가해 왔기 때문에, 비디오의 데이터 양이 상당히 증가해 왔다. HDTV의 해상도는 1280X720p이거나 1920X1080i이다. UHDTV는 4배나 16배의 저장 공간(2K UHDTV는 3840X2160, 4K UHDTV는 7680X4320)을 더 요구한다. 3DTV는 2D보다 약 두 배의 데이터 용량만큼의 더 많은 데이터 용량을 요구한다. 데이터 공간이나 전송의 대역폭을 줄이기 위해서, DVD, SDTV, HDTV를 포함하는 대부분의 비디오 전송 포맷들은 인터레이스된 스캐닝 포맷을 지원한다.
- [0003] 인터레이스된 비디오가, 성공적으로 캡처된 하나의 프레임의 두 필드들로 구성되기 때문에, 깜빡이는 현상의 단점을 가진 프로그레시브 비디오보다 더 높은 임시 해상도를 가진다. 하지만, 인터레이스 된 포맷은 개개의 필드들을 보여줄 수 있는 디스플레이 기기를 요구한다. 많은 디스플레이 기기들은 직접적으로 인터레이스 된 비디오를 디스플레이하지 못한다. 따라서 인터레이스 된 비디오를 프로그레시브 스캔 디스플레이 기기에 보여주기 위해, 디인터레이싱이 요구된다.
- [0004] 수십년 동안, 디인터레이싱에 대한 많은 연구들이 수행되어 왔다. 기존의 디인터레이싱 방식들은, 동작 정보가 고려되는지 아닌지에 따라, 두 부류로 분류된다. 이들 부류들은 인터 필드(inter-field) 임시 보간과 인트라 필드(intra-field) 부분 보간이다. 인터 필드 방식들이 인트라 필드 방식들보다 더 나은 성능을 보여주는 반면, 그들은 실행 시간에 수행 불가능한, 동작 정보를 얻기 위한, 상당한 연산 복잡도를 요구한다. 더욱이, 동작 정보가 신뢰하지 못할 수준이라면, 인터 필드 방식들에 의해 보간된 프레임들은 상당한 인공적인 결점들 및 잠재적인 오차 확산 위험성을 가질 지도 모른다.
- [0005] 반면, 인트라 필드 방식들은 단순함의 장점들을 가지고 있고, 구현하기가 쉽다. 인트라 필드 방식들은 객체들의 동작이 복잡하거나 빠를 때 더 나은 성능을 보여준다. 게다가, 인트라 필드 방식들은 오차 확산의 위험성을 줄여주기 때문에 필요하고, 따라서 언제든지 디스플레이 할 수 있도록 비디오 순차열에 주기적으로 삽입되어야 한다.
- [0006] 선 평균(LA) 방식은 가장 단순한 인트라 필드 방식이다. 그것은 구현하기 쉬운 반면, 에일리아싱(aliasing)이나, 경련함과 같은 다양한 인공적인 결점으로 인해 해를 입을 수 있다. 왜냐하면 그것은 결여(결여) 픽셀들을 두 개의 수직 이웃 픽셀들의 평균으로만 보간하기 때문이다. 엡지(엡지) 정보를 고려하고, 주관적인 품질을 개선하기 위해, 다양한 방식들이 제안되었다. 그들 사이에서, 엡지 기반 LA (ELA)와 수정된 ELA (MELA)가[24, 25] 가장 인기있는 방식들이다. ELA는 45도, 90도, 135도의 세 가지 방향들을 고려한다. 그것은 먼저 세 방향들에 따라 두 이웃 픽셀들의 절대차를 계산하고, 최소 차이를 가지는 방향을 최종 엡지 방향으로 선택한다. 최종 엡지 방향에서 두 픽셀들의 평균은 결여 픽셀을 보간하기 위해 사용된다. MELA는 엡지 방향들의 값을 계산하기 위해, 각각의 방향에서 두 개의 픽셀들 대신, 네 개의 픽셀 이상을 활용한다. 이들 값들로, 그들은 최소 값에서 계산된 방향에 따라 결여 픽셀들을 보간한다. MELA는, 두 개나 4개의 픽셀들의 평균을 사용하기 때문에, 로우 패스(low pass) 필터의 역할을 한다. 하지만, 그것의 엡지 방향들의 숫자는 세 개로 제한된다.
- [0007] 종래의 기술에서 엡지 방향을 고려하기 위해, 방향 지향 보간(DOI)을 제안했다. 그들은 엡지 방향을 결정하기 위해 블록 매칭 오차를 사용했다. 그들은 현재 블록과, 위와 아래 줄에서 k만큼 쉬프트된 2 X 3 블록들 사이의 왜곡을 계산함에 의해 최고의 매칭 블록을 찾는다. 만약 위와 아래 줄을 위한 결정된 방향들이 거의 직선이라면, 그들은 결정된 방향들을 최종 엡지 방향으로 설정한다. 그렇지 않다면, 그들은 단지 LA를 사용한다. DOI는, 결정된 두 엡지 방향들이 거의 직선(제안된 검색 범위가 +-16인, 아주 엄격한 제약사항)에 있을 때에만 제안된 방식을 적용한다.
- [0008] 또 다른 종래기술에서, 엡지 방향을 얻기 위해서, ELA와 수정된 Sobel 필터를 활용하는, fine directional deinterlacing (FDD)를 소개했다. 엡지가 ELA에 의해 좌우로 기울어지는지 아닌지 결정한 후, 그들은 방향에 따라서 결정된 5개의 픽셀들에 Sobel 필터를 적용했다. 가장 큰 규모를 가진 두 방향들의 가중치가 부여된 합이 최종 방향으로 사용되었다. 하지만 Sobel 필터로부터의 엡지 방향은 정확하지 못할 지도 모른다. 왜냐하면 자연적인 이미지들은 노이즈와, 평평한 영역에서의 강도에 있어서의 다양성을 가질 지도 모르기 때문이다. DOI와 FDD 둘 다, 두 수직 이웃 픽셀들 사이의 절대차가 미리 정의된 임계치보다 작다면, 대신 LA 방식을 사용하기 위해, 엡지 방향을 결정하기 전의 조기 종료 방식을 채택했다. 임계치가 상대적으로 크기 때문에, 이 조기 종료 방식은 향상된 PSNR 결과뿐만 아니라 개선 경계에도 도움을 줄 지도 모른다. 달리 말하면, 많은 픽셀들은 LA를 사용

하여 보간된다. 따라서, 성능은 LA의 성능에 수렴된다.

[0009] 다른 종래 기술에서, 저자들은 엣지 기반 연관성 적응 (ECA) 방식을 제안했다. 그들은 수평으로 평탄한 영역 감지를 첫 째로 수행한다. 만약 픽셀이 그러한 영역에 있다면, 4개의 대각선 픽셀들의 평균이 추정으로 이용된다. 그렇지 않다면, 그들이 5개의 방향들을 위한 절대차를 사용할 때, 연관성 가중치 함수가 가중치로서 활용된다. 엣지 방향의 잘못된 결정의 줄이기 위해, 방향 오차 보정을 위한 voting 기반 디인터레이싱 방법 (VDD)이 제안되었다. VDD는 단계적인 엣지 검사를 수행하고, 4개의 다른 보간 방식들(수정된 MELA, 다수의 voting 기반 보간 (MVI), 다수의 voting 기반 방향 평균(MVD), DOI)은 다른 단계에서 활용된다. VDD는 이미지 품질에 있어서, 상대적으로 더 나은 결과를 제공한다. 그러나 그것은, 몇몇의 이미지들에 있어서는 품질의 저하를 가져오는, 6개의 임계값들을 사용한다.

[0010] fixed directional interpolation filter (FDIF)는 최근에 제안되었고, 그것은 MELA의 엣지 방향 감지 방식을 사용하여 엣지 방향을 결정했고, high efficiency video codec(HEVC)에 수용된 DCT 보간 필터를 사용하여 보간했다. 이 방법은 빠르지만, 단지 세 후보 방향들만 가지기 때문에, MELA와 같은 문제를 가지고 있다.

[0011] 또 다른 종래 기술에서 covariance-based adaptive deinterlacing (CAD) 디인터레이싱 시스템을 위해, 지리적 이중성과 Wiener 필터를 사용했다. 그들은 대응하는 저해상도 이미지로부터의 필터 계수를 얻었고, 8-tap Wiener 필터를 이용하여 결여 픽셀들을 보간했다. 그들은 필터 계수를 얻기 위해 역연산을 이용했지만, 평평한 영역에서는 어쩔 수 없이 역행렬을 얻지 않았다. 게다가, 그들의 접근은 너무 시간 소비가 컸고, 큰 데이터 행렬(16 X 19 LR 이미지)을 사용하기 때문에, 이중성은 파괴될 수 있다.

[0012] 또 다른 종래 기술에서, Sobel 필터를 사용하여 엣지 방향을 결정하는 filter switching interpolation method (FSID)를 소개했다. 양자 또는 삼자 간 필터가 결여 픽셀들을 보간하기 위해 사용된다. Sobel 필터를 적용하기 위해 선보간이 필요하고, 양자 간, 삼자 간 필터들이 지수 연산을 포함하기 때문에, 이 접근은 시간 소비가 크다. 테이블1은 기존 방법들과 제안된 방식의 요약을 보여준다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0013] 본 발명은 상기한 문제점을 해결하기 위해 발명된 것으로, 그 목적은 제한된 엣지 방향, 비효율적인 조기 종료, 부정확한 엣지 검출과 같은 기존 방법들의 결점을 극복하기 위해, 후보 방향들을 위한 이웃 픽셀들의 보간 오차에 자기상관(autocorrelation)을 이용하는, 새로운 엣지 기반 보간 방식을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0014] 상기한 기술적 과제를 달성하기 위한 본 발명의 실시 예에 따른 보간방법은 저해상도 이미지에서 결여 픽셀의 이웃 픽셀들의 보간 오차를 계산하는 단계와, 상기 보간 오차를 이용하여 각각의 엣지에 대해 자기상관을 계산하는 단계와, 상기 계산결과, 가장 작은 코스트를 가진 방향을 엣지 방향으로 결정하는 단계 및 가중치 평균 필터를 이용하여 상기 픽셀을 보간하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0015] 본 발명의 실시 예에 따른 엣지 기반 보간 방식은 어떤 수로도 확장 가능한 엣지 방향들의 다양성을 제공하고, 후보 방향들을 위한 이웃 픽셀들의 자기상관을 기반으로 하는 신뢰성 있는 엣지 검출 방식을 표현한다. 본 발명은 결정된 엣지 방향에 따라, Blackman-Harris (BH) windowed-sinc 가중치 평균 필터를 사용하여 결여 픽셀을 보간하기 때문에, 보간된 이미지는 엣지를 유지하는 동시에 매끈하다.

도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 후보 엣지 방향을 도시한 도면.
 도 2는 서로 다른 방법 간의 상대성을 도시한 도면.
 도 3은 dir5 방향의 예를 나타낸 도면.
 도 4는 랜덤 분배된 영역을 도시한 도면.
 도 5는 본 발명의 제안된 방법을 도시하는 순서도.

도 6은 테스트 이미지.

도 7은 종래 방법에 의한 요약을 나타낸 표.

도 8은 후보 엿지 방향 및 그들의 등급을 나타낸 표.

도 9는 PSNR에 의해 측정된 성능을 비교한 표.

도 10은 CPU 성능에 의해 측정된 컴퓨터의 복잡성을 비교한 표.

도 11은 산술 수행을 비교한 표.

도 12는 MSSIM에 의해 측정된 성능을 비교한 표.

도 13은 제안된 방식과 기존 방식들의 SSIM 맵.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0017] 본 문서에서 사용된 표현 "~하도록 구성된(또는 설정된)(configured to)"은 상황에 따라, 예를 들면, "~에 적합한(suitable for)," "~하는 능력을 가지는(having the capacity to)," "~하도록 설계된(designed to)," "~하도록 변경된(adapted to)," "~하도록 만들어진(made to)," 또는 "~를 할 수 있는(capable of)"과 바꾸어 사용될 수 있다. 용어 "~하도록 구성된(또는 설정된)"은 하드웨어적으로 "특별히 설계된(specifically designed to)" 것만을 반드시 의미하지 않을 수 있다. 대신, 어떤 상황에서는, "~하도록 구성된 장치"라는 표현은, 그 장치가 다른 장치 또는 부품들과 함께 "~할 수 있는" 것을 의미할 수 있다. 예를 들면, 문구 "A, B, 및 C를 수행하도록 구성된(또는 설정된) 프로세서"는 해당 동작을 수행하기 위한 전용 프로세서(예: 임베디드 프로세서), 또는 메모리 장치에 저장된 하나 이상의 소프트웨어 프로그램들을 실행함으로써, 해당 동작들을 수행할 수 있는 범용 프로세서(generic-purpose processor)(예: CPU 또는 application processor)를 의미할 수 있다.
- [0018] 본 문서에서 사용된 용어들은 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 다른 실시예의 범위를 한정하려는 의도가 아닐 수 있다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다. 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 용어들은 본 문서에 기재된 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가질 수 있다. 본 문서에 사용된 용어들 중 일반적인 사전에 정의된 용어들은, 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 동일 또는 유사한 의미로 해석될 수 있으며, 본 문서에서 명백하게 정의되지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다. 경우에 따라서, 본 문서에서 정의된 용어일지라도 본 문서의 실시예들을 배제하도록 해석될 수 없다.
- [0019] 제한된 엿지 방향, 비효율적인 조기 종료, 부정확한 엿지 감지와 같은 기존 방법들의 결점을 극복하기 위해, 우리는, 후보 방향들을 위한 이웃 픽셀들의 보간 오차에 autocorrelation(자기상관)을 이용하는, 새로운 엿지 기반 보간 방식을 제안한다. 제안된 방식은 어떤 수로도 확장 가능한 엿지 방향들의 다양성을 제공하고, 후보 방향들을 위한 이웃 픽셀들의 자기상관을 기반으로 하는 신뢰성 있는 엿지 감지 방식을 표현한다. 우리가 결정된 엿지 방향에 따라, Blackman-Harris (BH) windowed-sinc 가중치 평균 필터를 사용하여 결여 픽셀을 보간하기 때문에, 보간된 이미지는 엿지를 유지하는 동시에 매끈하다.
- [0020] 본 발명의 나머지는 다음과 같이 구성된다. 제안된 방식은 섹션2에서 설명된다. 실험 결과가 섹션3에서 묘사되고, 마지막으로 섹션4에서 결론을 내린다.
- [0021] 2. 제안된 방식
- [0022] 제안된 방식은 세 가지 주요 공헌을 가진다.
- [0023] 첫째, 본 발명은 확장 가능한 엿지 방향들을 사용했다. 제안된 방식은 테이블2에서와 같이 엿지 방향들의 다양성을 사용할 수 있다.
- [0024] 두 번째 공헌은 신뢰성 있는 엿지 검출이다. 엿지 방향을 정확하게 결정하기 위해, 고해상도 이미지와, 대응하는 저해상도 이미지 사이의 이중성의 추정 하에서, 이웃하는 픽셀들의 자기상관(autocorrelation)을 활용한다. 달리 말하면, 본 발명은 저해상도 이미지에서 이웃하는 픽셀들의 엿지 방향을 이용하여 결여 픽셀의 엿지 방향을 결정한다. 엿지 방향 검출의 상세 내용은 다음 섹션에 묘사된다.
- [0025] 세 번째 공헌은, 결정된 엿지 방향에 따른 보간 구조이다. 엿지 방향의 결정 이후, 우리는 Blackman-Harris

windowed-sinc 가중치 평균을 사용하여 결여 픽셀을 보간한다.

[0026] 2.1 후보 엣지 방향들

[0027] 도 1은 본 발명이 고려하는 후보 엣지 방향들을 보여준다. 여기서 빨간 점을 가지는 원은 보간될 픽셀이고, $m-3$, $m-1$, $m+1$ 열들에 있는 것과 같은 나머지 원들은 원본 픽셀들로 알려진다. 현재 픽셀 $f(m, n)$ 을 통해 지나가는 선들은 엣지 방향 ($d = \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots$)을 보여준다. 여기서 d 는 정수이다. 예를 들면, 도 1(a)에서 $dir2$ 는 현재 픽셀과 윗 줄에서 왼쪽으로 0.5만큼 쉬프트된 픽셀인, $f(m-1, n-0.5)$ 를 연결하는 선이다. 도 1(b)에서 보여지는 것처럼, 방향들이, $f(m-1, n)$ 과 같이, 저해상도 이미지에서 이웃하는 원본 픽셀에 적용될 때, 선들은 단지 원본 픽셀들을 통해 지나간다. 저해상도 이미지에 포함되는 이들 보간 오차들은 자기상관을 계산할 때 활용된다.

[0028] 후보 엣지 방향들은 다음과 같이 표현된다.

수학식 1

$$\Theta = \tan^{-1}\left(-\frac{2}{d}\right)$$

[0029]

[0030] 테이블 2는 후보 엣지 방향들과, 식 (1)에 의해 생성되는 그들의 대응 정도를 보여준다. 여기서, dir_k 에서 d 와 k 사이의 관계는 다음 수학식 2와 같이 표현된다.

수학식 2

$$d = (-1)^{k+1} \lfloor \frac{k}{2} \rfloor$$

[0031]

[0032] 2.2 엣지 감지

[0033] 제안된 엣지 검출은 두 단계로 구성된다. 그것은 (1) 저해상도 이미지에서 각각의 후보 방향을 위한 이웃 픽셀들의 보간 오차의 계산, (2) 오차에 대한 자기상관의 계산이다.

[0034] 도 2는 저해상도 이미지가 부샘플링에 의해 생성되었을 때의 이중성의 예를 보여준다. 이 도표에 있는 엣지 이미지들은, 가우시안 필터의 표준편차를 1로, 높은 임계점을 0.5로, 낮은 임계점을 0.4 X 높은 임계점으로 설정하여, Canny 필터를 사용하여 생성되었다. Canny 필터는 그래디언트(gradient)를 사용하여 엣지를 찾는다. Canny 필터는, 가는 엣지와 두꺼운 엣지 사이의 관계를 고려하여, 픽셀이 엣지에 있는 지 아닌지를 감지한다.

[0035] 따라서, Canny 필터는 다른 엣지 필터들에 비해, 노이즈에 덜 취약하다. 도 2에서, 저해상도 이미지는, 상세 영역에서 다소 높은 빈도의 구성요소들의 손실과 함께, 고해상도 이미지의 훌륭한 추정이다. 이러한 관찰에 근거하여, 우리는 엣지 감지 방식을 개발했다.

[0036] 이중성으로, 우리는 먼저, 저해상도 이미지에서 후보 엣지들에 따른 원본 이웃 픽셀들의 예측 값들을 생성한다. 그리고 우리는 예측 값들과 원본 값들의 오차를 계산한다. 이웃 픽셀들은 원본 강도 값을 가지기 때문에, 우리는 식(3)으로 정확한 오차를 계산할 수 있다.

수학식 3

$$e_{dirk,i,j} = |f(i,j) - \hat{f}(i,j)|$$

$$= \left| f(i,j) - \frac{f(i-2,j+d) + f(i+2,j-d)}{2} \right|$$

[0037]

[0038]

여기서 i, j 는 이웃 픽셀의 위치이고, $f(i, j)$ 는 이웃 픽셀의 원본 강도이고, $f_{dirk}(i, j)$ 는 dirk 방향에 따라 예측된 픽셀이다. 우리는 방향에 따른 두 개의 가장 가까운 픽셀들의 평균을 예측 값으로 이용한다. 모든 후보 엣지들을 위한 오차를 얻은 후, 우리는 각각의 엣지에 대해 다음과 같이 자기상관을 계산한다.

수학식 4

$$R_{XX}(\tau) = E[X(t)X(t+\tau)]$$

$$= E[X^2(\tau)]$$

$$= \mu^2 + \sigma^2$$

[0039]

[0040]

식(4)에서, 첫째 항 $E[X(t)X(t+\tau)]$ 는, 신호가 wide-sense stationary (WSS) 일 때, $E[X^2(\tau)]$ 로 줄일 수 있다. 우리가 사용하는 데이터가 원본 값과 원본 값의 예측 값 사이의 오차이기 때문에, 평균은 거의 0이고 분산은 매우 유사하다. 따라서, WSS의 추정은 적절하다. 우리는 τ 를 0으로 대체하여, 세 번째 항, $\mu^2 + \sigma^2$ 를 얻을 수 있다. 식(4)에서, 우리는 평균과 분산을 사용하여 별다른 노력 없이 자기상관을 얻을 수 있다. 우리는 이 자기상관을, 다음의 보간될 픽셀의 엣지를 찾기 위한 값으로서 활용한다.

수학식 5

$$C_{dirk} = \mu_{dirk}^2 + \sigma_{dirk}^2$$

[0041]

[0042]

여기서 C_{dirk} 는 k 방향의 코스트(cost)이고, μ 와 σ^2 는 평균과 분산이다. 우리는 가장 작은 C_{dirk} 를 가지는 방향을 엣지로 설정한다. 식(5)의 의미는 U_{dirk} 가, 모든 이웃 픽셀들로부터 얻은 k 방향을 위한 보간 오차의 평균이라는 것이다. 한 방향의 오차들이 다른 방향들의 오차들보다 적다면, 방향에 따른 보간은 더 정확하다. 즉, U_{dirk} 는 방향에 따른 보간을 위한 적합성을 제공한다. 오차의 평균이 값에 비례하기 때문에, 적은 값은 더 정확한 엣지를 암시한다. σ_{dirk}^2 가 오차들의 확산에 대한 추정이다. 작은 분산은, 모든 이웃들의 k 방향을 위한 보간 오차가 유사하고 오차들이 평균값에 근접하다는 것을 의미한다. 따라서, σ_{dirk}^2 는 통계적인 관점에서 방향의 신뢰성을 제공한다. 이것은 우리가 최소 값을 가지는, 식(6)에서의 δ 방향을 엣지로 결정해야 하는 이유이다.

수학식 6

$$\delta = \arg \min_{dirk} C_{dirk}$$

[0043]

[0044]

도 3은 dirk에서 값을 어떻게 계산하는지의 예를 보여준다. 이웃하는 픽셀들의 수는 6으로 설정된다. 이 숫자는 사용자 파라미터에 의해 변경될 수 있다. 하지만, 2개나 6개의 픽셀들이, 높은 성능 조건을 가진 낮은 복잡도를 제공하기 위해 추천된다. 우리는 우선, 식(7)을 사용하여 dir5를 위한 6개의 이웃 픽셀들의 오차를 계산한다.

수학식 7

$$\begin{aligned} e_{dir5,1} &= f(m-1, n-1) - \frac{f(m-3, n+1) + f(m+1, n-3)}{2} \\ e_{dir5,2} &= f(m-1, n) - \frac{f(m-3, n+2) + f(m+1, n-2)}{2} \\ e_{dir5,3} &= f(m-1, n+1) - \frac{f(m-3, n+3) + f(m+1, n-1)}{2} \\ e_{dir5,4} &= f(m+1, n-1) - \frac{f(m-1, n+1) + f(m+3, n-3)}{2} \\ e_{dir5,5} &= f(m+1, n) - \frac{f(m-1, n+2) + f(m+3, n-2)}{2} \\ e_{dir5,6} &= f(m+1, n+1) - \frac{f(m-1, n+3) + f(m+3, n-1)}{2} \end{aligned}$$

[0045]

[0046]

엣지 감지를 위해, 우리는 우선, 식(7)을 사용하여 dir5를 위한 6개의 이웃 픽셀들의 보간 오차를 계산한다. 예제에서, dirk를 위한 오차들은 각각의 이웃하는 픽셀과 그것의 예측 값($edir5,1 = 1$, $edir5,2 = 1.5$, $edir5,3 = 0$, $edir5,4 = 2$, $edir5,5 = 0$, $edir5,6 = 1.5$) 사이의 차이값들이다. 오차들의 평균은 1이고 분산은 0.58이다. 따라서, dir5의 값은 1.58이다. 다른 방향들의 값은 비슷하게 얻어진다. 모든 방향들을 위한 값들을 계산한 후, 우리는 가장 작은 값을 가진 방향을 엣지의 방향으로 결정한다.

[0047]

2.3 Blackman-Harris windowed-sinc 가중치 평균 필터

[0048]

보간 단계를 위해, 우리는 Blackman-Harris (BH) windowed-sinc 가중치 평균 필터를 이용한다. C_{min1} 과 C_{min2} 가 각각, 엣지 감지 단계에서 얻은, 최소 값과 두 번째로 작은 값이라고 하자. 만약 그림4에서와 같이, 둘 중의 하나가, 우상 방향이고, 나머지가 좌상 방향이면 우리는 픽셀은 무작위로 분배된 것이라 여기고, 이 픽셀을 공간적으로 가장 밀접한 픽셀들의 평균으로 보간한다.

수학식 8

$$\hat{f}(m, n) = \frac{f(m-1, n) + f(m+1, n)}{2}$$

[0049]

[0050]

반면, 우리는 BH windowed-sinc 가중치 평균 필터를 보간에 이용한다. BH window는, 구현이 쉽고 stop band(저

지 대역)에서 적은 리플(ripple)을 가지기 때문에, 널리 이용된다. BH window는 다음과 같이 표현된다.

수학식 9

$$W(n) = a_0 + a_1 \cos\left(\frac{2\pi}{N}(n)\right) + a_2 \cos\left(\frac{2\pi}{N}(2n)\right)$$

[0051]

여기서 a_0 , a_1 , a_2 는 계수이고 N 은 필터 길이이다. 필터 길이가 6일 때, $a_0 = 0.42323$, $a_1 = 0.49755$, $a_2 = 0.07922$ 로 알려진다. 주파수 영역에서 BH window를 sinc 함수로 감싸서, 우리는 BH windowed-sinc 필터를 얻을 수 있다. 6-tap BH windowed-sinc 필터를 3부터 3까지의 샘플 픽셀 값들로 수행해서 얻는 주파수 곡선은, 다음 식의 (m, n) 위치에서의 예측 값을 생성한다.

수학식 10

$$p_{dirk} = f * h_{BH}$$

[0053]

여기서 h_{BH} 와 f 는 각각, BH windowed-sinc 필터 계수와 결정된 엣지에서의 픽셀들을 나타낸다. 우리는 다음과 같이, f 를 위해 6개의 픽셀들을 사용한다.

수학식 11

$$f = [f(m-5, n + \Phi(\frac{5d}{2})), f(m-3, n + \Phi(\frac{3d}{2})), \\ f(m-1, n + \Phi(\frac{d}{2})), f(m+1, n + \Phi(\frac{-d}{2})), \\ f(m+3, n + \Phi(\frac{-3d}{2})), f(m+5, n + \Phi(\frac{-5d}{2}))]$$

[0055]

여기서 $\Phi(\cdot)$ 는 값들을 0으로 향하게 하는 fix 함수이다. 빠른 구현을 위해, 우리는 h_{BH} 에 대한 추정된 값을 사용한다.

수학식 12

$$h_{BH} = \frac{[2, -11, 73, 73, -11, 2]}{128}$$

[0057]

우리는 $\hat{p}_x$ 와 $\hat{p}_y$ 가 각각, 결정된 엣지 방향과 수직 방향에 따른 BH windowed-sinc 필터를 사용하여 예측된 값들로 나타낸다. 그러면, 추정된 값은 다음의 식 (13)과 (14)로부터 얻어진다.

[0058]

수학식 13

$$\hat{f}(m, n) = \mu \cdot p_v + (1 - \mu)p_\delta$$

[0059]

수학식 14

$$\mu = \frac{C_\delta}{C_\delta + C_v}$$

[0060]

[0061] 여기서 C_v 는 수직 방향의 값이다. 위의 BH windowed-sinc 가중치 평균 필터는 이미지를 매끈하게 하는 동시에, 적응적 가중치로 시각적으로 그리고 공간적으로 밀접한 픽셀들을 사용함으로써 엣지를 유지한다.

[0062] 그림 5는 제안된 방식의 플로우차트를 보여주며, 여기서 오차 계산은 식 (3)에 의해 전체 프레임이 미리 연산된다. 각각의 후보 방향을 위한 6개의 이웃 픽셀들의 평균과 분산이 계산된 후, 방향들의 값들은 식(5)에 의해 구해진다. 최소 값을 가진 방향은 식(6)에 의해 엣지 방향으로 선택된다. 값이 최소인 방향과, 두 번째로 값이 적은 방향이 무작위로 분배된다면, 우리는 식 (8)에서 나타난 것과 같이, 수직으로 가장 가까운 두 개의 픽셀들의 평균을 사용하여 픽셀을 보간한다. 그렇지 않다면, 식 (8)에 있는 BH windowed-sinc 가중치 평균은 픽셀의 추정으로 이용된다.

[0063] 3. 실험 결과

[0064] 제안된 방식의 성능을 평가하기 위해, 우리는 그것을 모의실험하고 소개 섹션에서 설명한 7개의 기존 방식들(ELA, MELA, DOI, FDD, FDIF, CAD, FSID)과 비교했다. 모의실험에서, 우리는 후보 방향들의 숫자를 7로 설정한다. 이것은 사용자 파라미터이기에 변경 가능하다는 것을 주지하라. 우리는 객관적인 품질의 추정으로, peak signal-to-noise ratio (PSNR)와 mean structural similarity (MSSIM)의 결과를 생성하고, 주관적인 비교를 위해 디인터레이스 된 이미지를 생성한다. 게다가, 우리는 연산 복잡성을 비교했다. 우리는 9개의 이미지(Strawberries, building, barbara, boat, lena, blonde, cameraman, pirate, thumb print)를 사용한다. 그림 6은 모의실험에서 사용된 테스트 이미지들을 보여준다.

[0065] 테이블3은 객관적인 품질의 성능을 평가하기 위한, PSNR 결과를 보여준다. 제안된 방식은 최고의 평균 PSNR 결과를 보여주었고, PSNR의 차이는 0.1 dB(FDIF와 비교하여)로부터 2.87 dB(ELA와 비교하여)까지의 범위를 보여주었다. 제안된 방식은 Building 이미지에서는 6위를 기록했다. Building 이미지는 일부 영역에서, 매우 작은 영역에서 많은 엣지들을 가지는, 지붕 벽돌을 포함한다. 이 경우, 각각의 픽셀에서 감지되는 최고의 엣지들은 통계적으로 최고가 아니다. 왜냐하면 현재 픽셀에서 엣지는 인접 픽셀들에서의 엣지들이 되지 않을지도 모르기 때문이다. 따라서, MELA, DOI, FDD와 같은 LA기반 방식들은, 비록 그들이 흐릿해 지는 효과를 야기시키기는 하지만, 높은 PSNR 결과를 보여준다. 유사한 이유로, 제안된 방식은 Blonde 이미지에서는, 선택된 얼굴로부터 야기되는 품질 저하로, 4위를 기록한다.

[0066] Thumb print는 생체의학과 법의학에서 사용되는 이미지이다. 이 이미지가 0도부터 360도까지의 거의 모든 각도를 포괄하는 엣지 방향들의 다양성을 가지고 있기 때문에, 이 이미지의 결과는 엣지 감지의 성능을 보여준다. 이 이미지에서, 제안된 방식은 최고의 결과를 보여준다.

[0067] 테이블4는 연산 복잡도의 비교 결과를 보여준다. 이 테이블에서 볼 수 있듯이, 제안된 방식은 FDD, CAD, FSID보다 더 빠르다. MELA는 더 빠른 결과를 보여주었지만, 그것은 대부분의 픽셀들이 LA에 의해 보간되는 조기 종료 때문이었다는 것을 주지하라.

[0068] 다른 방식들에 대해, 하나의 픽셀을 보간하기 위해 필요한 산술 연산의 수는 테이블5에서 볼 수 있으며, 여기에서 ET는 조기 종료를 나타낸다. 이전에 언급했듯이, VDD는 4개의 다른 보간 방식들을 활용하며, 그래서 우리는 각각의 경우에 요구되는 연산의 수를 나열한다. 빠른 구현을 위해, 수정된 변화량이 제안된 알고리즘에서 사용된다.

수학식 15

$$\sigma_{dirk}^2 = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\bar{e} - e_i| \right)^2$$

[0069]

[0070] 누구나 관찰할 수 있듯이, DOI와 CAD는 많은 수의 곱셈 연산을 요구한다. FSID는 33개나 55개의 곱셈 연산뿐만 아니라, 6개의 지수와 1개의 루트를 요구한다. 제안된 알고리즘에 요구되는 연산들의 수는 후보 방향들의 수에 따라 각각 다르다. N을 후보 방향 수라고 하면, 제안된 알고리즘의 연산 수는 $18N + 1$ 이나 $18N + 13$ 의 덧셈과, $3N$ 이나 $3N + 11$ 의 곱셈과, $N + 1$ 이나 $N + 6$ 의 쉬프트 연산과, N번의 비교 연산으로 구성된다. structural similarity (SSIM) 인덱스는, 두 이미지들 사이의 유사성을 계산하기 위한, 잘 알려진 이미지 품질 평가 틀이며, 이는 인지된 오차를 추정한다[37]. 이는, 인지된 이미지 품질의 좋은 추정을 제공하므로, 이미지 항상 영역에서 일반적으로 사용된다. 달리 말하면, 우리는 SSIM을 사용하여 두 이미지들 사이의 유사성을 측정할 수 있다. 예를 들면, mean SSIM index (MSSIM)은 전체 이미지의 품질을 평가하기 위해 사용되며, SSIM index의 일반화에 의해 계산된다. 테이블6은 MSSIM 결과를 보여주며, 여기서 높은 값은 재생성된 이미지가 원본 이미지에 더 유사하다는 것을 나타낸다. MELA와 FSID 방식은 비슷한 결과를 보여준다. 하지만, 제안된 방식은, 평균 MSSIM 결과의 관점에서, 최고의 결과를 보여준다. 이것은 제안된 방식으로 생성된 디인터레이스 된 이미지가 가시적으로 다른 방식들보다 더 낫다는 것을 의미한다.

[0071] 제안된 알고리즘이 MSSIM의 관점에서 Blonde 이미지에서 2위를 차지했다는 것을 주목하라. 하지만 PSNR에서는 4위를 차지했다. 왜냐하면 제안된 방식은 머리카라 부분과 같은 상세함을 잘 유지하기 때문이다. Building 이미지에 대한 성능 감소는 작은 영역에서의 다양한 엷지들을 가진 영역에 기인한다.

[0072] 도 13은 제안된 방식과 기존 방식들의 SSIM 맵을 보여준다. 밝은 SSIM 맵은 이미지가 원본 이미지에 더욱 유사하다는 것을 나타낸다. 제안된 방식은 가장 밝은 SSIM 맵을 보여주었으며, 이는 제안된 방식의 주관적인 뛰어난을 입증한다. 특히, 테이블, 좌측 다리, 스카프에서의 검은 영역은 상당히 밝아진다.

[0073] 그림8은 다른 방식으로 생성된 디인터레이스 된 이미지들을 보여준다. 디인터레이스 된 이미지를 얻기 위해, 우리는 우선 하나의 프레임에서의 홀수 필드들을 제거하여 보간했다. ELA와 MELA는 사선 엷지들을 매끈하게 했으며, 우리는 특히 좌측 특성에서 약간의 단절을 발견할 수 있었다. DOI와 FDD는 엷지가 번지는 인공 효과를 생성했다. FDIF는 또한 계단처럼 층이 지는 효과를 가졌으며, FSID는 또한 엷지가 번지는 인공 효과를 보여주었다. 제안된 방식은 가장 깨끗했고, 계단 효과가 줄어들었다.

[0074] 4. 결론

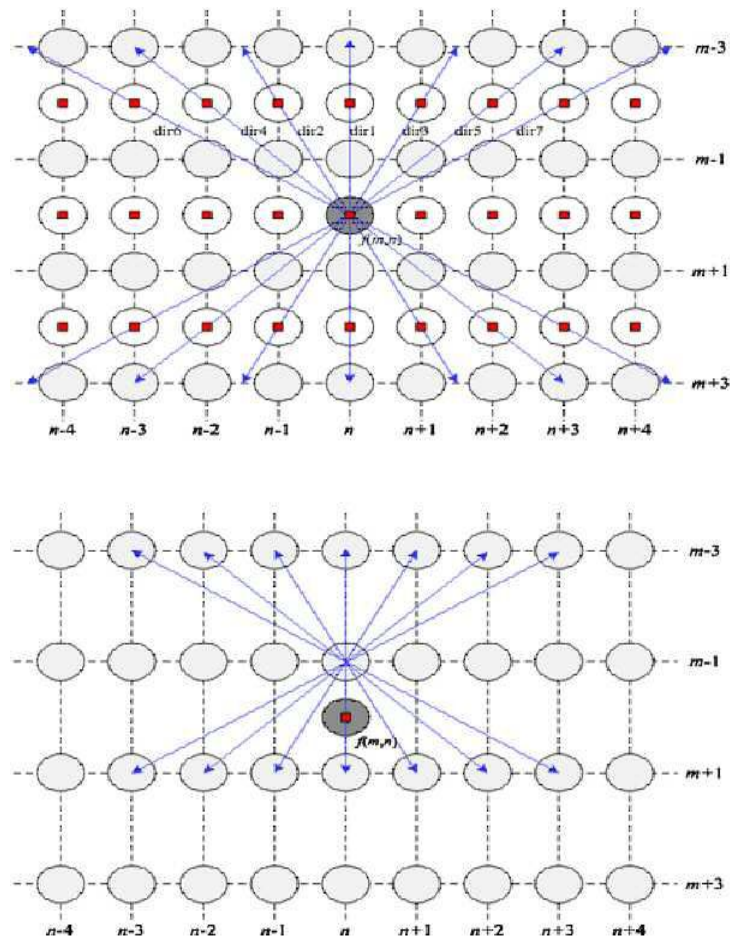
[0075] 이 논문에서 우리는 새로운 엷지 감지 방식과 보간 방식을 제안했다. 우리는 다양한 엷지의 고려, 신뢰성 있는 엷지 감지, 뛰어난 보간의 세 개의 목적을 가진다. 후보 엷지 방향들의 수가 유동적이기 때문에, 우리는 고해상도 이미지에 포함된 각기 다른 엷지들을 고려할 수 있다. 엷지 감지를 위해, 고해상도 이미지와 저해상도 이미지 사이의 이중성을 기반으로 하는 후보 엷지 방향들에 따라 이웃 픽셀들의 자기상관이 활용된다. 엷지 감지 단계에서 얻어지는 자기상관 값들은 보간 단계에서의 가중치로서 재사용된다. 결정된 엷지 방향에 따라, 우리는 BH windowed-sinc 가중치 평균 필터를 사용하여 결여 픽셀을 보간한다. 모의실험 결과는 제안된 방식이 복잡성, 객관적인 결과, 주관적인 결과의 관점에서 좋은 성능을 보여준다고 나타냈다.

[0076] 이상에서 설명된 본 발명의 업샘플링 방법의 실시 예는 예시적인 것에 불과하며, 본 발명이 속한 기술분야의 통

상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 잘 알 수 있을 것이다. 그러므로 본 발명은 상기의 상세한 설명에서 언급되는 형태로만 한정되는 것은 아님을 잘 이해할 수 있을 것이다. 따라서 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 특허청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다. 또한, 본 발명은 첨부된 청구범위에 의해 정의되는 본 발명의 정신과 그 범위 내에 있는 모든 변형물과 균등물 및 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

도면

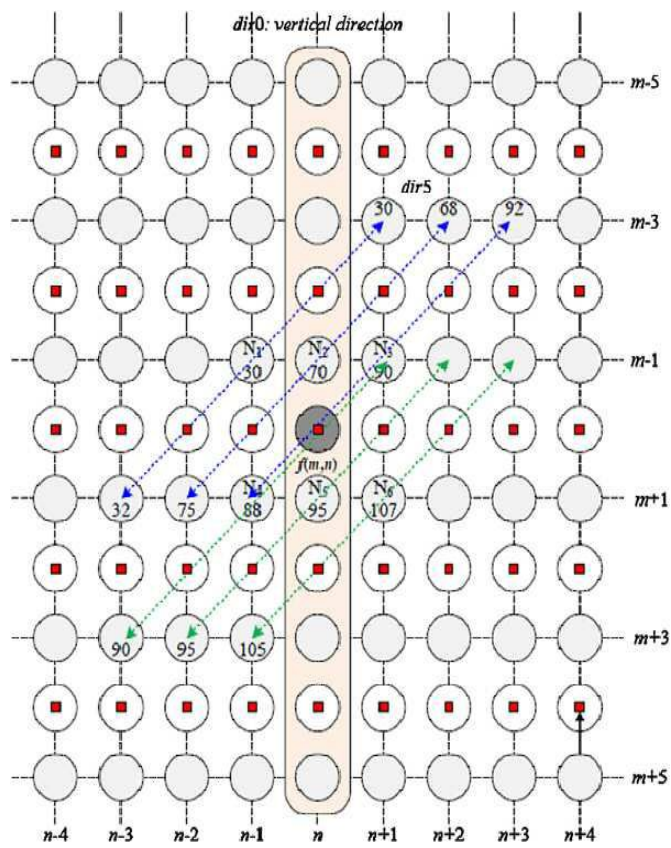
도면1



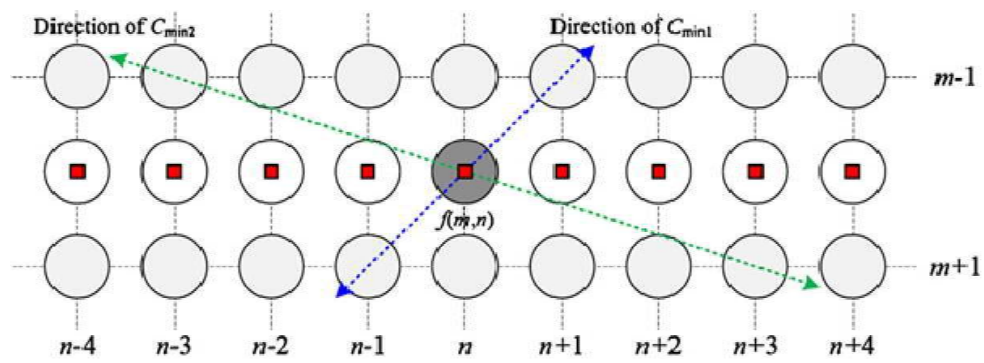
도면2



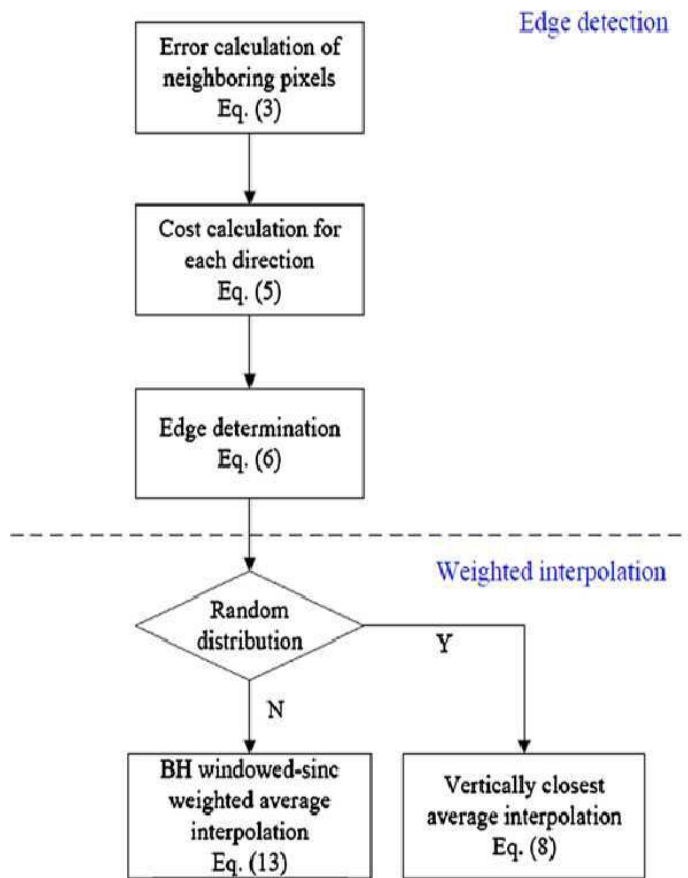
도면3



도면4



도면5



도면6



도면7

Table 1
Summary of conventional methods.

Algorithm	Number of candidate edge directions	Edge detection method	Interpolation method
LA	1	Only vertical	2-tap line average
EIA	3	SAD (2 pixels)	2-tap line average
MEA	3	SAD (4 or 6 pixels)	4-tap average
DOI	33	SAD (2 × 3 pixels)	2-tap line average
ETA	5	Correlation weight function	Weighted average
VDD	3-33	Separable edge detection	MEA, MI, MDA, DOI
FDO	9	Modified sobel	Weighted average
FDF	3	SAD	Weighted average
CAD	N/A	N/A	Wiener filter
ESD	N/A	Sobel	Bilateral/bilateral filter
Prop.	2k + 1	Amcorrelation	BEI windowed six weighted average

도면8

Table 2
Candidate edge directions and their degrees

<i>dir</i>	<i>dir</i> 8	<i>dir</i> 6	<i>dir</i> 4	<i>dir</i> 2	<i>dir</i> 1	<i>dir</i> 3	<i>dir</i> 5	<i>dir</i> 7	<i>dir</i> 9
<i>d</i>	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
Degree	153.43°	146.31°	135°	116.57°	90°	63.43°	45°	33.69°	26.57°

도면9

Table 3
Comparison of performance measured by PSNR (in dB).

PSNR	EA	MEA	DCI	FDO	ECA	VDO	FUE	CAU	FSID	Prop.	Rank
Barbara	25.09	32.21	28.67	31.28	28.27	31.46	33.79	26.21	33.02	33.74	2
Boat	32.13	35.30	33.85	33.65	32.57	34.78	36.07	35.47	36.03	36.26	1
Lea	35.85	37.96	36.52	36.91	35.84	37.26	38.06	38.20	38.32	38.32	1
Blonde	31.59	33.08	32.60	32.62	31.92	32.74	32.54	33.78	33.00	32.88	4
Building	32.37	33.15	33.24	33.13	32.57	32.96	33.04	32.73	33.07	32.97	6
Cameraman	35.53	37.03	36.02	36.25	35.47	36.66	39.07	37.51	38.50	39.71	2
Pease	32.36	33.82	33.15	33.16	32.54	33.27	33.57	33.84	33.80	33.89	3
Seawater	32.62	34.01	33.7	33.38	33.23	33.22	33.83	33.63	33.90	33.99	2
Thumb print	27.55	28.85	26.98	28.00	27.78	28.22	29.33	28.75	28.82	29.46	1
Average	31.70	33.93	32.75	33.19	32.24	33.40	34.47	33.35	34.27	34.57	1

도면10

Table 4
Comparison of computational complexity measured by CPU time (s).

Time	EIA	MEA	DOI	FID	ECA	VDD	FDIF	CAO	ESD	Prop.	Rank
Barbara	0.164	0.188	1.187	1.994	0.127	2.243	0.759	26.561	1.488	0.791	5
Boat	0.164	0.188	1.041	1.624	0.120	2.162	0.768	24.948	1.321	0.787	5
Lena	0.167	0.191	0.602	0.962	0.114	2.311	0.768	29.559	1.166	0.804	6
Blonde	0.174	0.192	0.864	1.364	0.121	2.454	0.782	28.570	1.204	0.804	5
Birding	0.216	0.250	0.813	1.319	0.133	2.937	1.059	54.511	1.472	1.114	6
Cameraman	0.157	0.187	0.550	0.954	0.100	2.112	0.756	28.775	1.115	0.813	6
Pease	0.164	0.182	0.927	1.626	0.124	2.261	0.755	31.115	1.311	0.817	5
Scrubbers	0.268	0.315	0.888	1.718	0.165	3.888	1.285	46.865	1.830	1.341	6
Thumb print	0.152	0.166	1.925	3.369	0.130	2.246	0.707	30.604	1.927	0.762	5
Average	0.181	0.207	0.978	1.659	0.126	2.512	0.849	24.612	1.424	0.802	5

도면11

Table 5
Comparison of arithmetic operations.

Algorithm		ADD	SHT	MUL	CMP	Remarks
ELA		4	1	0	2	
MELA		11	3	1	5	
DOI	1st ET	2	1	0	1	
	2nd ET	25	1	396	66	
	O.W	27	3	396	66	
FDD	1st ET	7	1	0	1	
	2nd ET	13	1	0	3	
	O.W	70	11	23	15	$\tan^{-1}$: 2, sqrt: 5
ECA	ET	8	1	0	1	
	O.W	37	6	15	1	
VDD	FMELA	21	4	1	8	
	MVI	17	3	1	15	
	MDA	34	3	5	38	
	DOI	57	3	401	103	
FDIF	V direction	19	3	7	6	
	O.W	27	4	17	6	
CAD		15 111	0	15 192	0	inverse of mnx
FSID	Smooth region	30	5	33	1	exp: 6, sqrt: 1
	O.W	36	5	55	1	exp: 12, sqrt: 1
Prop.	R.D	126	8	21	7	
	O.W	129	13	32	7	

도면12

Table 6
Comparison of performance measured by MSNM.

MSNM	ELA	MEA	ICI	FID	ECA	VIO	FDF	CAD	PSD	Pop.	Rank
Barbara	0.866	0.949	0.923	0.942	0.907	0.914	0.956	0.896	0.953	0.960	1
Boat	0.907	0.938	0.931	0.932	0.919	0.933	0.939	0.938	0.945	0.944	2
lena	0.940	0.955	0.952	0.952	0.946	0.950	0.951	0.956	0.958	0.953	4
Blonde	0.901	0.925	0.922	0.922	0.911	0.918	0.916	0.934	0.927	0.930	2
Building	0.880	0.906	0.908	0.906	0.899	0.901	0.904	0.894	0.908	0.903	6
Cameraman	0.964	0.974	0.973	0.973	0.965	0.972	0.965	0.976	0.976	0.985	1
Pease	0.919	0.943	0.938	0.938	0.925	0.934	0.940	0.941	0.943	0.942	3
Seabirds	0.940	0.956	0.953	0.951	0.946	0.949	0.953	0.952	0.956	0.960	1
Thumb print	0.925	0.954	0.925	0.940	0.936	0.942	0.964	0.951	0.960	0.965	1
Average	0.917	0.944	0.936	0.940	0.928	0.937	0.945	0.938	0.947	0.949	1

도면13

