(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2011-0053605
(43) 공개일자 2011년05월24일

(51) Int. Cl.
H04N 7/01 (2006.01)
(21) 출원번호 10-2009-0110194
(22) 출원일자 2009년11월16일
심사청구일자 2009년11월16일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천 남구 용현동 253 인하대학교
(72) 발명자
송병철
인천시 남구 용현3동 인하대학교 전자공학부
(74) 대리인
특허법인무한

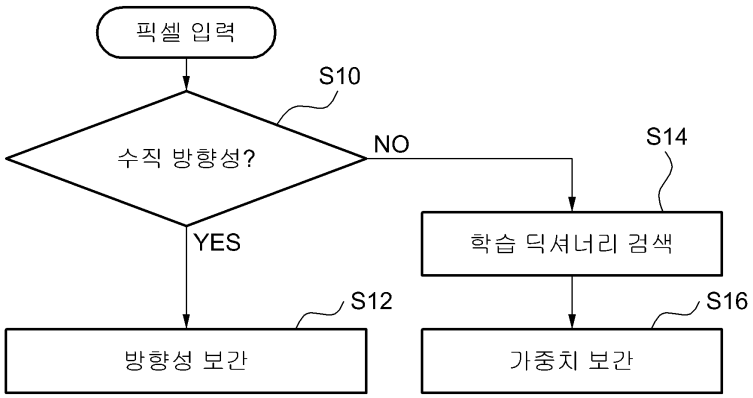
전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 공간 보간 방법 및 장치

(57) 요 약

공간 보간 방법 및 장치가 개시된다. 본 발명의 공간 보간 방법은 입력 픽셀의 방향성을 검출하는 단계; 상기 입력 픽셀이 수직 방향성을 가지면 방향성 보간을 실행하는 단계 및, 상기 입력 픽셀이 수평 방향성을 가지면 학습 딕셔너리를 검색하여 상기 입력 픽셀의 주변 픽셀에 적합한 가중치를 추출하고 상기 가중치를 주변 픽셀에 적용하여 보간을 실행하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도1



이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 2009-0071385
부처명 교육과학기술부 한국연구재단
연구관리전문기관
연구사업명 일반연구자지원사업
연구과제명 고성능 초고해상도 영상복원 시스템 개발
기여율
주관기관 인하대학교 산학협력단
연구기간 2009. 05. 01 ~ 2010. 4. 30

특허청구의 범위

청구항 1

입력 픽셀의 방향성을 검출하는 단계;

상기 입력 픽셀이 수직 방향성을 가지면 방향성 보간을 실행하는 단계; 및

상기 입력 픽셀이 수평 방향성을 가지면 학습 딕셔너리를 검색하여 상기 입력 픽셀의 주변 픽셀에 적합한 가중치를 추출하고 상기 가중치를 주변 픽셀에 적용하여 보간을 실행하는 단계;

를 포함하는 공간 보간 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 학습 딕셔너리를 생성하는 단계를 더 포함하고,

상기 학습 딕셔너리를 생성하는 단계는,

샘플 영상의 짝수 필드 내 원 픽셀과 홀수 필드 내 이웃 픽셀의 쌍에 대한 수직 방향성을 결정하는 단계;

상기 수직 방향성이 큰 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대해 라플라시안과 정규화를 수행하여 정규화된 라플라시안 패치가 유사한 원 픽셀, 이웃픽셀 및 정규화된 라플라시안 패치쌍을 복수의 클래스로 그룹화하는 단계; 및

클래스 별 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대한 학습을 통해 최적의 가중치를 추출하여 상기 학습 딕셔너리를 생성하는 단계;

를 포함하는 공간 보간 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 보간을 실행하는 단계는,

상기 입력 픽셀이 수직 방향성을 가지면, 상기 주변 픽셀에 라플라시안과 정규화를 수행하는 단계;

상기 학습 딕셔너리 중 상기 주변 픽셀의 정규화된 라플라시안 패치와 유사한 패치를 검색하는 단계;

상기 패치간 거리 정합을 통해 최적의 클래스를 도출하고 상기 최적의 클래스의 가중치를 상기 주변 픽셀에 적합한 가중치로 추출하는 단계; 및

상기 가중치를 상기 주변 픽셀에 적용하여 상기 입력 픽셀을 보간하는 단계;

를 포함하는 공간 보간 방법.

청구항 4

입력 픽셀의 방향성을 검출하는 검출부; 및

상기 입력 픽셀이 수직 근접 방향성을 가지면 방향성 보간을 실행하며, 상기 입력 픽셀이 수평 근접 방향성을 가지면 학습 딕셔너리를 검색하여 상기 입력 픽셀의 주변 픽셀에 적합한 가중치를 추출하고 상기 가중치를 주변 픽셀에 적용하여 보간을 실행하는 보간부;

를 포함하는 공간 보간 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 학습 딕셔너리는,

샘플 영상의 짝수 필드 내 원 픽셀과 홀수 필드 내 이웃 픽셀의 쌍 중 수직 방향성이 큰 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대해 라플라시안과 정규화가 수행되어, 정규화된 라플라시안 패치가 유사한 원 픽셀, 이웃픽셀 및 정규화

된 라플라시안 패치쌍이 복수의 클래스로 그룹화되고, 클래스 별 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대한 학습을 통해 최적의 가중치가 추출되어 생성되는 공간 보간 장치.

명 세 서

발명의 상세한 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명의 실시예들은 공간 보간 방법 및 장치에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 디-인터레이싱을 위한 공간 보간 방법 및 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] PDP 나 LCD 같은 고해상도 평판 패널들이 보편화됨에 따라 영상의 화질 개선은 디스플레이의 가장 중요한 문제가 되고 있다. 특히 고해상도의 DTV에서는 아주 다양한 화질 개선 방법이 적용되는데 그 중 인터레이스(interlaced) 포맷을 프로그레시브 포맷으로 변환하는 디-인터레이싱(de-interlacing)이 중요한 기술로 자리잡고 있다. 인터레이스 포맷으로 발생하는 플리커(flicker), 라인 크롤링(line crawling), 필드 알리아싱(field aliasing) 같은 다양한 아티팩트들이 심각한 화질 열화를 초래하기 때문에 DTV에 있어 디인터레이싱의 성능은 매우 중요하다.

[0003] 디인터레이싱 방법은 입력되는 필드 단위의 움직임 유무에 따라 에지 방향성을 이용한 공간 보간(spatial interpolation) 방식과 시간적으로 인접한 두 픽셀의 평균을 이용한 시간 보간(temporal interpolation) 방식이 있다. 통상 전자의 기술을 입력 필드 정보만을 이용한다고 하여 인트라 필드(intra field) 디인터레이싱이라 하고, 후자의 기술을 인접 필드간 정보를 이용한다고 하여 인터 필드(inter field) 디인터레이싱이라 한다.

[0004] 대부분의 후자 방식은 움직임 보상 방식을 채택하여 최대한 시간적으로 인접한 필드의 정보를 사용하여 성능을 개선하고자 한다. 일반적으로 움직임이 적은 경우나 움직임 보상이 잘 되는 경우 인터 필드 방식이 매우 좋은 성능을 보이나, 움직임이 많고 움직임의 추정 및 보상이 잘 되지 않는 경우는 오히려 인트라 필드 방식이 좋은 성능을 보인다. 대부분의 최신 보간 방법들은 상기 두 가지 방법을 적절히 통합하는 소위 하이브리드 방식을 취한다. 즉, 픽셀 단위 또는 블록 단위로 움직임을 추정하여 움직임 오차가 큰 경우 인트라 필드 방식을 적용하고 그렇지 않은 경우 인터 필드 방식을 선택한다.

[0005] 결국 움직임이 많고 복잡한 영상에서는 인트라 필드 방식의 디인터레이싱이 전체 화질에 절대적인 영향을 끼치게 된다. 하지만, 기존의 직접 보상 방식의 디인터레이싱은 화질 개선에 한계가 있으며, 특히 수평에 가까운 에지를 가지는 픽셀에 대해 성능이 좋지 않은 것으로 알려져 있다.

발명의 내용

해결 하고자하는 과제

[0006] 본 발명의 일 실시예는 수평에 근접한 방향성을 가지는 보간 픽셀을 효율적으로 디인터레이싱하는 공간 보간 방법 및 장치를 제공한다.

과제 해결수단

[0007] 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 방법은 입력 픽셀의 방향성을 검출하는 단계; 상기 입력 픽셀이 수직 방향성을 가지면 방향성 보간을 실행하는 단계; 및 상기 입력 픽셀이 수평 방향성을 가지면 학습 딕셔너리를 검색하여 상기 입력 픽셀의 주변 픽셀에 적합한 가중치를 추출하고 상기 가중치를 주변 픽셀에 적용하여 보간을 실행하는 단계;를 포함한다.

[0008] 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 방법은 상기 학습 딕셔너리를 생성하는 단계를 더 포함하고, 상기 학습 딕셔너리를 생성하는 단계는, 샘플 영상의 짝수 필드 내 원 픽셀과 홀수 필드 내 이웃 픽셀의 쌍에 대한 수직 방향성을 결정하는 단계; 상기 수직 방향성이 큰 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대해 라플라시안과 정규화를 수행하여 정규화된 라플라시안 패치가 유사한 원 픽셀, 이웃픽셀 및 정규화된 라플라시안 패치쌍을 복수의 클래스로 그룹화하는 단계; 및

[0009] 클래스 별 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대한 학습을 통해 최적의 가중치를 추출하여 상기 학습 딕셔너리를 생성

하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0010] 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 방법에서 상기 보간을 실행하는 단계는, 상기 입력 픽셀이 수직 방향성을 가지면, 상기 주변 픽셀에 라플라시안과 정규화를 수행하는 단계; 상기 학습 딕셔너리 중 상기 주변 픽셀의 정규화된 라플라시안 패치와 유사한 패치를 검색하는 단계; 상기 패치간 거리 정합을 통해 최적의 클래스를 도출하고 상기 최적의 클래스의 가중치를 상기 주변 픽셀에 적합한 가중치로 추출하는 단계; 및 상기 가중치를 상기 주변 픽셀에 적용하여 상기 입력 픽셀을 보간하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0011] 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 장치는 입력 픽셀의 방향성을 검출하는 검출부; 및 상기 입력 픽셀이 수직 근접 방향성을 가지면 방향성 보간을 실행하며, 상기 입력 픽셀이 수평 근접 방향성을 가지면 학습 딕셔너리를 검색하여 상기 입력 픽셀의 주변 픽셀에 적합한 가중치를 추출하고 상기 가중치를 주변 픽셀에 적용하여 보간을 실행하는 보간부;를 포함한다.

[0012] 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 장치에서 상기 학습 딕셔너리는, 샘플 영상의 짝수 필드 내 원 픽셀과 홀수 필드 내 이웃 픽셀의 쌍 중 수직 방향성이 큰 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대해 라플라시안과 정규화가 수행되어, 정규화된 라플라시안 패치가 유사한 원 픽셀, 이웃픽셀 및 정규화된 라플라시안 패치쌍이 복수의 클래스로 그룹화되고, 클래스 별 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대한 학습을 통해 최적의 가중치가 추출되어 생성될 수 있다.

효 과

[0013] 본 발명의 일실시예에 따르면, 수평에 가까운 방향성을 가지는 보간 픽셀에 대해 학습 딕셔너리를 이용하여 가중치를 추출하고 이로부터 보간 픽셀을 생성하여 디인터레이싱을 실행하므로 화질을 크게 향상시킬 수 있다.

발명의 실시를 위한 구체적인 내용

[0014] 이하에서, 본 발명에 따른 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다. 그러나, 본 발명이 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.

[0015] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 공간 보간 방법을 나타내는 플로우 차트이다.

[0016] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일실시예에 따른 공간 보간 방법은 픽셀이 입력되면 먼저 입력되는 픽셀의 방향성을 검출하여 수직 방향성인지 여부를 판단한다(S10).

[0017] 상기 입력 픽셀이 수직 방향성을 가지면, 세부적인 각도를 찾고 해당 각도에 맞게 방향성 보간(directional interpolation)을 실행한다(S12). 수직 방향성을 가지는 각도는 수직에 가까운 45 내지 135도 이내의 각도를 의미한다. 방향성 보간 방법으로는 ELA(Edge based Line Average) 알고리즘 또는 DOI(Direction Oriented Interpolation) 알고리즘 같은 방법을 이용할 수 있다.

[0018] 도 2는 ELA 알고리즘을 설명하는 개념도이다.

[0019] ELA 알고리즘은 보간 픽셀의 상하에 위치하는 필드 픽셀로부터 방향성(directional correlation or directivity)을 측정하여 해당 방향으로 보간을 수행하는 것이다. 보간 필드를 홀수 필드(odd field)라 하고, 참조를 위한 입력 필드를 짝수 필드(even field)라고 하며, (i,j)위치의 홀수 필드 픽셀을 O(i,j) 라 하고, (i,j)에 위치한 짝수 필드 픽셀을 E(i,j)라고 한다. 그러면 O(i,j)에 대한 임의의 방향성 Di,j(k)를 다음과 같이 정의할 수 있다.

수학식 1

[0020] $$D_{i,j}(k)=|E(i,j+k)-E(i+1,j-k)|, \quad k=-R,\ldots,-1,0,1,\ldots,R$$

[0021] 수학식 1에서 R은 탐색 한계이며, k에 따라 다양한 각도에 대한 방향성이 측정된다. 최적의 에지 방향성 k_{best}은 다음 식에 의해 결정된다.

수학식 2

[0022] $$k_{best}=\arg\min\{D_{i,j}(k)\},\ \ k=R,\ldots,-1,0,1,\ldots R$$

[0023] 여기서, O(i,j)는 다음 식에 의해 보간된다.

수학식 3

[0024] $$O(i,j)=\frac{E(i,j+k_{best})+E(i+1,j-k_{best})}{2}$$

[0025] ELA 알고리즘은 단지 상하 두 필드 픽셀만을 이용하기 때문에 충분한 에지 방향성을 찾는데 문제가 있어, 수직 방향성을 가지는 픽셀을 보간하기 위해 상하 네 필드를 이용하는 DOI 알고리즘을 이용할 수도 있다.

[0026] 도 3은 DOI 알고리즘을 설명하기 위한 개념도이다.

[0027] 도 3을 참조하면, DOI는 두 개의 공간 방향 벡터(Spatial Direction Vector:SDV)가 사용된다. SDV는 수학식 4 내지 수학식 7에 의해 얻을 수 있다.

수학식 4

[0028] $$S_U(k)=\sum_{k=-1}^{1}(|E(i,j+l)-E(i-1,j+l+k)|^2+|E(i+1,j+l)-E(i,j+l+k)|^2)$$

수학식 5

[0029] $$S_L(k)=\sum_{k=-1}^{1}(|E(i,j+l)-E(i+1,j+l+k)|^2+|E(i+1,j+l)-E(i+2,j+l+k)|^2)$$

수학식 6

[0030] $$SDV_U=\arg\min\{S_U(k)\},\ \ -R\le k\le R$$

[0031] $$SDV_L=\arg\min\{S_L(k)\},\ \ -R\le k\le R$$

수학식 7

[0032] $$k_U=SDV_U/2$$

[0033] $$k_L=SDV_L/2$$

[0034] 보간 픽셀 O(i,j)는 다음 식에 의해 보간될 수 있다.

수학식 8

[0035] $$O(i,j)=\frac{E(i,j+k_U)+E(i+1,j+k_L)}{2}$$

[0036] 상기 입력 픽셀이 수평 방향성을 가지면 학습 딕셔너리를 검색하여(S14), 상기 입력 픽셀의 주변 픽셀에 적합한

가중치를 추출하고 상기 가중치를 주변 픽셀에 적용하여 보간을 실행한다(S16).

[0037] 수평 방향성을 가지는 경우 효과적인 디인터레이싱을 실행하기 위해 학습 딕셔너리를 먼저 생성하여야 한다.

[0038] 도 4는 학습 딕셔너리를 생성하는 방법을 설명하는 플로우 차트이다.

[0039] 도 4를 참조하면, 상기 학습 딕셔너리를 생성하기 위해, 먼저 다양한 프로그레시브 영상(progressive image)가 샘플 영상으로 입력된다(s21).

[0040] 도 5는 학습 딕셔너리 생성을 위해 입력되는 샘플 영상을 보이는 도면이다.

[0041] 도 5를 참조하면, 샘플 영상 내 홀수 필드에 위치한 원 픽셀 O(i,j)와 이웃한 짝수 필드 내 픽셀로 이루어진 패치를 샘플링한다. O(i,j)는 X 라고 하고, 패치 내 짝수 필드 픽셀을 Y라고 한다. Y 패치는 4x(2R+1) 의 크기를 가진다고 가정한다. R은 방향성의 범위이다. R이 클수록 수평에 가까운 각도까지 보간이 가능하다. 샘플 영상의 임의의 홀수 필드 픽셀에 대해 (X,Y) 쌍을 추출할 수 있다. 또한 짝수 필드 내 원 픽셀을 X로 하고, 홀수 필드 내 이웃 픽셀로 이루어진 패치를 Y로 하여 (X,Y)쌍을 추출할 수 있다. 이러한 방식으로 다양한 샘플을 추출한다.

[0042] 충분한 수의 샘플이 모이면, 수직 방향성을 검색하여, 샘플 영상의 짝수 필드 내 원 픽셀과 홀수 필드 내 이웃 픽셀의 쌍에 대한 수직 방향성이 큰지 여부를 결정한다(s21). 수학식 9에 의해 X의 수직 방향성을 결정한다.

수학식 9

$$VD_x = \frac{1}{3} \sum_{l=-1=0}^{1} |Y[1][R+l] - Y[2][R+l]|$$

[0043]

[0044] VDx가 특정 문턱값(T1)보다 작으면, 수직 방향성이 큰 것으로 판단하고 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍(X,Y)에 대해 라플라시안과 정규화를 수행하여 정규화된 라플라시안 패치가 유사한 원 픽셀, 이웃픽셀 및 정규화된 라플라시안 패치쌍을 복수의 클래스로 그룹화 (s23).

[0045] 도 6은 일예로 3x3 라플라시안 오퍼레이터를 보인다.

[0046] 도 6을 참조하여, Y 패치에 대해 라플라시안 오퍼레이터를 적용하여 라플라시안을 수행한다. 라플라시안 결과 패치를 Y^L 이라고 한다. Y^L 에 대해 정규화(normalization) 작업을 수행하고, Y^L의 평균을 μ, 표준편차를 σ 라고 할 때, Y^L 의 각 픽셀값에 대해 정규화 결과는 수학식 10과 같이 주어진다.

수학식 10

$$\frac{y-\mu}{\sigma}$$

[0047]

[0048] 정규화된 Y^L 을 $\overline{Y}^L$이라고 하면, (X, Y^L, $\overline{Y}^L$)쌍을 구축할 수 있다. 이들을 $\overline{Y}^L$ 중심으로 클러스터링을 수행한다. 즉, $\overline{Y}^L$ 특성이 유사한 쌍끼리 그룹화한다. 이 때 K-means clustering 등이 사용될 수 있다. N 개의 클러스터로 그룹핑된다고 하면, n번째 클래스의 클러스터 센터를 $\overline{Y}_n^L$ 라고 한다. 여기서, n번째 클래스는 $\overline{Y}_n^L$으로 인덱싱하고 해당 클래스에는 한 개 이상의 특성이 비슷한 (X,Y)쌍이 포함될 수 있다.

[0049] 도 6은 클러스터링 결과를 보이는 도면이다. 상술한 클러스터링의 결과로 특정 클래스 내 (X,Y)쌍에 대해 수학식 11과 같은 관계가 성립될 수 있다.

수학식 11

$$X_{out} = \sum_{i=0}^{3} \sum_{j=0}^{2R} w(i,j) \cdot Y(i,j)$$

[0050]

[0051] 학습을 통해 클래스 별 최적의 가중치(weight)를 구할 수 있다. 즉, 수학식 11에 의해 얻어진 Xout와 X의 차가 최소가 되는 방향으로 학습을 한다. 예를 들어, n 번째 클래스에 속한 (X,Y) 쌍이 M 개 존재한다면, M 개의 쌍들에 대해 수학식 11에 의한 보간 에러가 최소가 되도록 LMS(Least Mean Square) 알고리즘을 적용한다. n번째 클래스에 대응하는 가중치 매트릭스를 w_n 이라고 한다. 즉, 클래스 별 원 픽셀과 이웃 픽셀의 쌍에 대한 학습을 통해 최적의 가중치를 추출하여 상기 학습 딕셔너리를 생성한다(s25).

[0052] 도 7은 최종적으로 형성된 학습 딕셔너리를 보이는 도면이다.

[0053] 다시 도 1을 참조하면, 입력 픽셀의 수직 방향성이 적다면(S10), 즉 수평에 가까운 방향성을 가지는 경우 학습 딕셔너리를 검색하여(S14) 수학식 11에 따라 주변 픽셀의 가중치를 적용하여 보간을 수행한다(S16). 즉, 입력 픽셀의 주변 픽셀 Y'의 라플라시안을 구하고 Y'^{L}을 구한 후 정규화를 통해 $\overline{Y}^{L}$을 구한다. 그런 다음 $\overline{Y}^{L}$'을 도 7의 학습 딕셔너리의 $\{\overline{Y}^{L}, n=0,\ldots,N-1\}$ 내 각 $\overline{Y}^{L}$ 들과 매칭을 수행하여 가장 유사한 패치를 찾는다.

[0054] 정합을 위한 거리 측정으로는 L1-norm 이나 L2-norm 과 같이 널리 알려진 거리 측정법을 이용할 수 있다. 정합을 통해 얻은 최적의 클래스를 n_{best} 번째 클래스라고 하면, 당해 클래스의 가중치 행렬 wn_{best} 를 이용하여 수학식 11에 따라 보간을 수행할 수 있다.

[0055] 도 8은 블록 단위 보간 시 보간 화소(X[4])와 이웃 픽셀 패치를 보인다. 본 발명의 일 실시예에 따른 보간은 픽셀 단위가 아닌 블록 단위로 디인터레이싱이 가능하다. 다만 픽셀 단위 보간과의 차이점은 위치별로 가중치가 존재하는 점이다. 도 8의 경우 클래스 별로 네 개의 가중치가 존재한다.

[0056] 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 방법은 공간 보간 장치로 구체화되어 그 기능을 실행할 수 있다.

[0057] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 장치를 보이는 블록도이다.

[0058] 도 9를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 장치(100)는 입력 픽셀의 방향성을 검출하는 검출부(101) 및, 상기 입력 픽셀이 수직 근접 방향성을 가지면 방향성 보간을 실행하며, 상기 입력 픽셀이 수평 근접 방향성을 가지면 학습 딕셔너리를 검색하여 상기 입력 픽셀의 주변 픽셀에 적합한 가중치를 추출하고 상기 가중치를 주변 픽셀에 적용하여 보간을 실행하는 보간부(103)을 포함한다.

[0059] 검출부(101)와 보간부(103)에서 실행되는 기능은 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 방법에서 상술한 바와 동일하므로 상세한 설명은 생략한다.

[0060] 이와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 공간 보간 방법 및 장치는 입력된 수직 방향성을 가지지 않는 입력 픽셀에 대해서도 효과적으로 디인터레이싱을 실행할 수 있어 고화질의 영상을 얻을 수 있다.

[0061] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다.

[0062] 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다

도면의 간단한 설명

[0063] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 공간 보간 방법을 나타내는 플로우 차트,

[0064] 도 2는 ELA 알고리즘을 설명하는 개념도,

[0065] 도 3은 DOI 알고리즘을 설명하기 위한 개념도,

[0066] 도 4는 학습 딕셔너리를 생성하는 방법을 설명하는 플로우 차트,

[0067] 도 5는 학습 딕셔너리 생성을 위해 입력되는 샘플 영상을 보이는 도면,

[0068] 도 6은 클러스터링 결과를 보이는 도면,

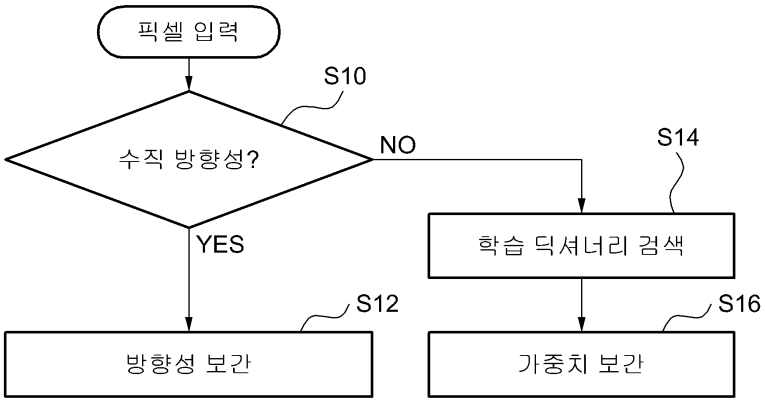
[0069] 도 7은 최종적으로 형성된 학습 딕셔너리를 보이는 도면,

[0070] 도 8은 블록 단위 보간 시 보간 화소(X[4])와 이웃 픽셀 패치를 보이는 도면,

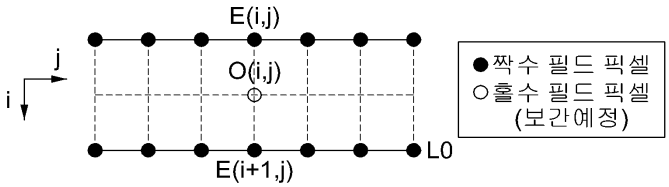
[0071] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 공간 보간 장치를 보이는 블록도.

도면

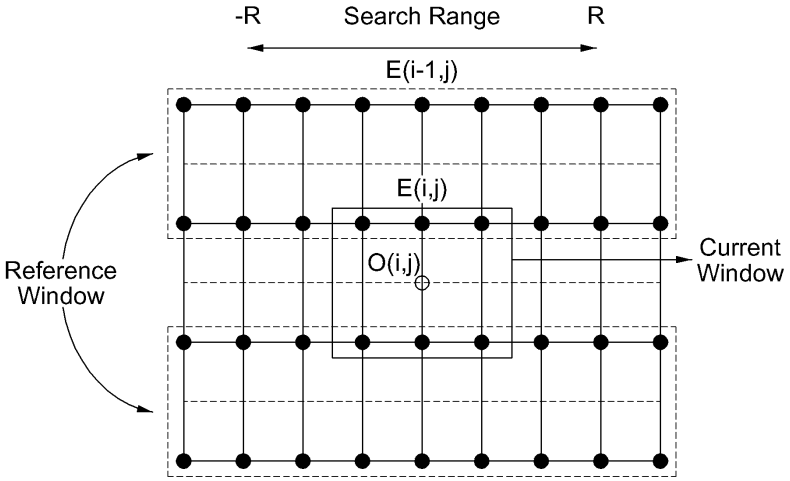
도면1



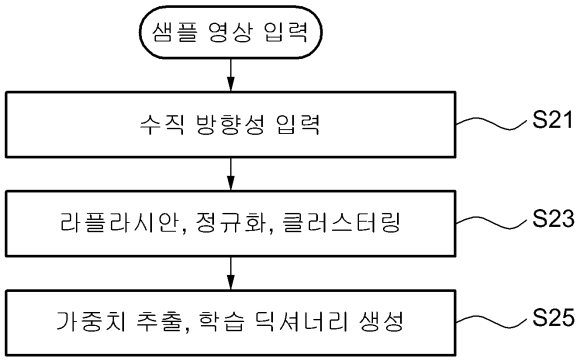
도면2



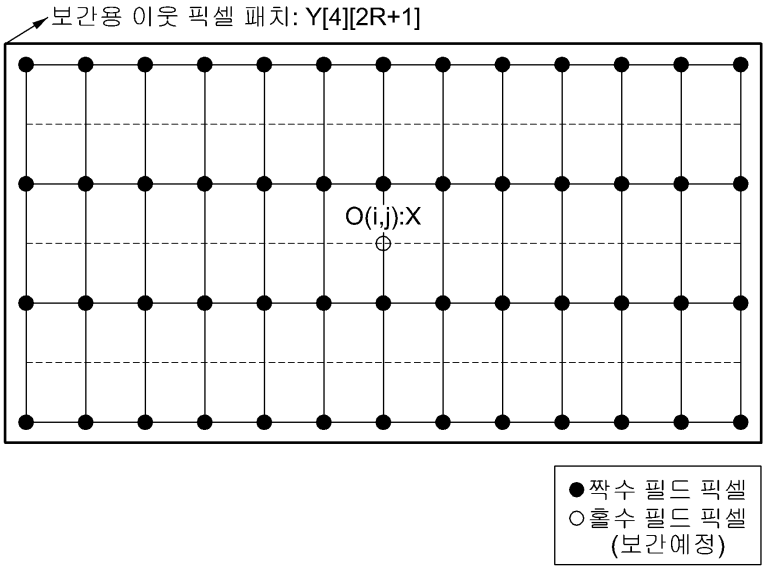
도면3


-R
Search Range
R
E(i-1,j)
E(i,j)
O(i,j)
Reference Window
Current Window

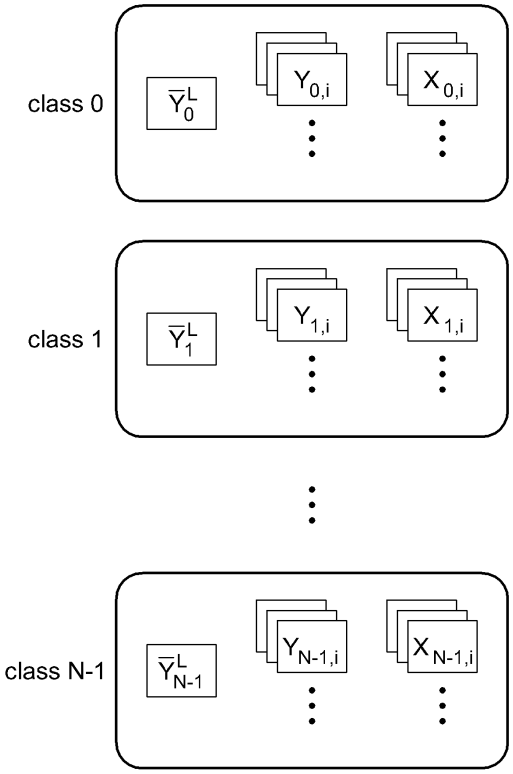
도면4


샘플 영상 입력
수직 방향성 입력
S21
라플라시안, 정규화, 클러스터링
S23
가중치 추출, 학습 딕셔너리 생성
S25

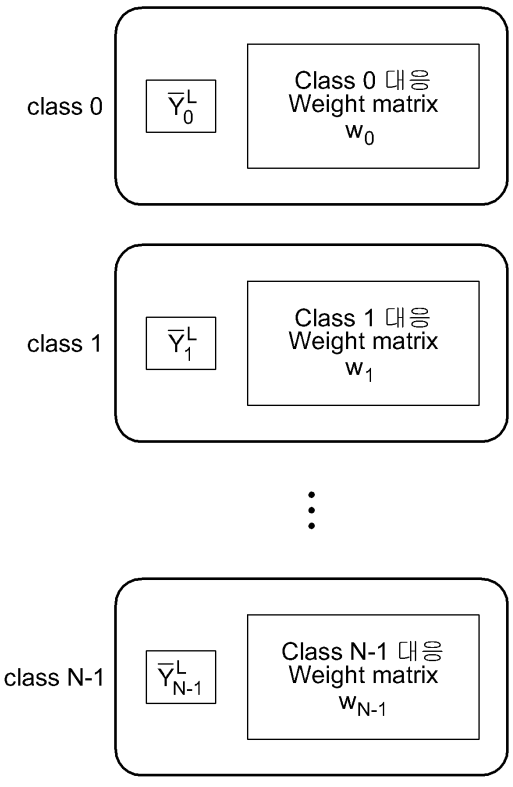
도면5


보간용 이웃 픽셀 패치: Y[4][2R+1]
O(i,j):X
●짝수 필드 픽셀
○홀수 필드 픽셀
(보간예정)

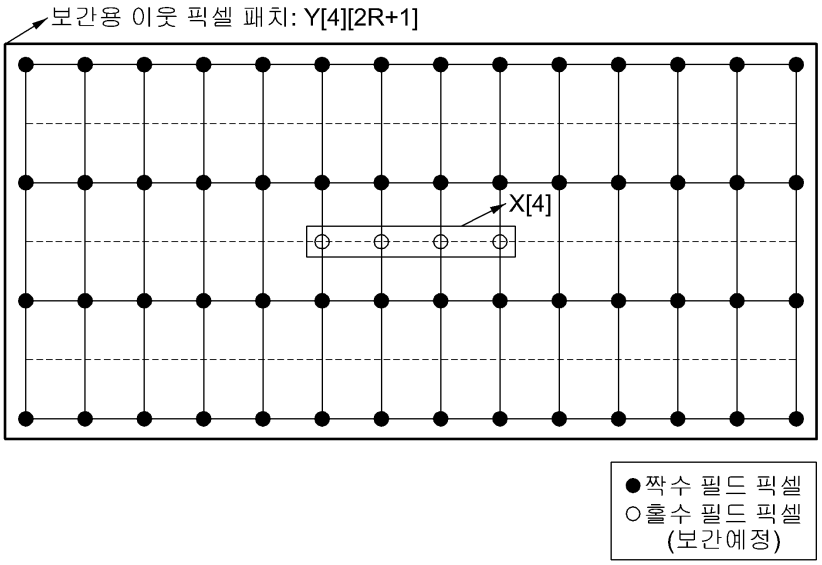
도면6


class 0
$\bar{Y}_0^L$
$Y_{0,i}$
$X_{0,i}$
class 1
$\bar{Y}_1^L$
$Y_{1,i}$
$X_{1,i}$
class N-1
$\bar{Y}_{N-1}^L$
$Y_{N-1,i}$
$X_{N-1,i}$

도면7


class 0
$\bar{Y}_0^L$
Class 0 대응
Weight matrix
w_0
class 1
$\bar{Y}_1^L$
Class 1 대응
Weight matrix
w_1
class N-1
$\bar{Y}_{N-1}^L$
Class N-1 대응
Weight matrix
w_{N-1}

도면8



도면9

