(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0023121
(43) 공개일자 2021년03월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H04N 19/587 (2014.01)
(52) CPC특허분류
H04N 19/587 (2015.01)
H04N 19/132 (2015.01)
(21) 출원번호 10-2019-0102856
(22) 출원일자 2019년08월22일
심사청구일자 2019년08월22일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(72) 발명자
신병석
서울특별시 서초구
이연
인천광역시 남구 인하로 100, 인하대학교 하이테크 1410(용현동)
윤욱
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(74) 대리인
양성보

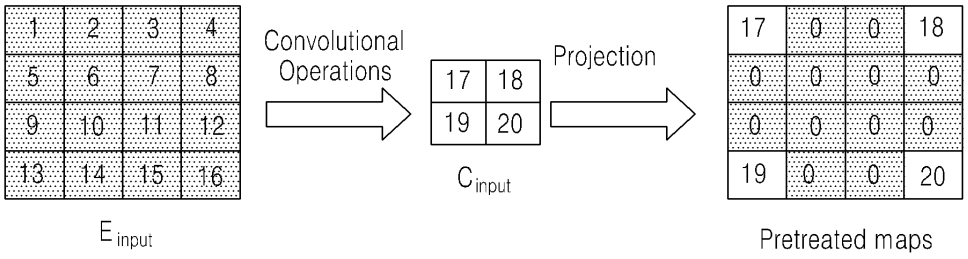
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 **시멘틱 구역화를 위한 상향샘플링 방법 및 시스템**

(57) 요 약

시멘틱 구역화를 위한 상향 샘플링 기법이 개시된다. 일 실시예에 따른 상향 샘플링 방법은, 대칭 구조의 네트워크에서 이미지가 레이어(layer)들을 통과함에 따라 각각의 레이어마다 이미지의 해상도를 다운 샘플링(downsampling)하는 인코딩(Encoding) 단계; 및 상기 레이어들에 대하여 다운 샘플링됨에 따라 결과로 출력된 특징 맵(feature map)을 상향 샘플링하여 이미지의 해상도를 복원하는 디코딩(Decoding) 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
H04N 19/70 (2015.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711093002(세부과제번호: 60411-1)
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기술진흥센터
연구사업명	방송통신산업기술개발사업
연구과제명	[IITP-Ezbaro] (K-AR 1세부) AR기반 수술용 개발툴킷 및 응용개발(3차년도)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	서울대학교 산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

상향 샘플링 시스템에 의해 수행되는 상향 샘플링 방법에 있어서,

대칭 구조의 네트워크에서 이미지가 레이어(layer)들을 통과함에 따라 각각의 레이어마다 이미지의 해상도를 다운 샘플링(downsampling)하는 인코딩(Encoding) 단계; 및

상기 레이어들에 대하여 다운 샘플링됨에 따라 결과로 출력된 특징 맵(feature map)을 상향 샘플링하여 이미지의 해상도를 복원하는 디코딩(Decoding) 단계

를 포함하는 상향 샘플링 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 디코딩 단계는,

특징 맵 복원 정보와 이미지 복원 기법이 적용된 TGV(Total Generalized Variations) 기반의 상향 샘플링을 수행하는 단계

를 포함하는 상향 샘플링 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 디코딩 단계는,

투영(Projection)을 통해 기 설정된 기준 이하의 화질의 맵(map)과 기 설정된 기준 이상의 화질의 맵의 차이를 계산하고, 쌍선형 보간법(bilinear interpolation)을 통해 인코딩 과정에서 가공된 맵과 동일한 크기의 예비 결과를 획득하는 단계

를 포함하고,

상기 가공된 맵은 이미지가 복원될 때 노이즈로 나타나는 영역을 의미하는

상향 샘플링 방법.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 디코딩 단계는,

컨벡스 최적화(convex optimization) 모델을 적용한 수학식 1($\min_{u} \{ \lambda loss(u,x) + TGV_{\alpha}^{K}(u) \}$)을 통하여 상기 상향 샘플링을 수행하는 단계

를 포함하고,

$loss(u,x)$ 는 이미지의 충실도(fidelity)이고, λ 는 전역 최적화(global optimization)를 계산하기 위한 가중치로 사용되고, $TGV_{\alpha}^{K}(u)$ 는 정규화(regularization) 부분을 의미하는

상향 샘플링 방법.

청구항 5

제2항에 있어서,

상기 디코딩 단계는,

상기 수학식 1에 k-order 함수를 도입하고 서로 다른 채널(channel)의 정보를 통합하여 텍스처의 끊김(discontinuities)을 유지하기 위한 k-order TGV를 적용하여 TGV 기반의 상향 샘플링 모델을 구성하는 단계

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 디코딩 단계는,

primal-dual scheme으로 사용된 두 개의 변수를 볼록-오목 안장 점(convex-concave saddle-point)에 적용하여 상향 샘플링을 수행하는 단계

를 포함하는 상향 샘플링 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 아래의 설명은 시멘틱 구역화를 위한 상향샘플링 기술에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 기존의 분류(classification) 작업에 비해, 시멘틱 구역화(semantic segmentation)는 훨씬 어려운 작업이다. 신경망(neural network) 수준에서 분류기(classifier)는 이미지의 픽셀 하나하나를 사용해야 한다. 이로 인하여 기계가 복잡한 이미지뿐만 아니라 간단한 사물 인식(object recognition)에 대한 이해도 가능해졌다. 딥러닝(deep learning) 기법, 특히 CNN(Convolutional Neural Network)은 시각적 인지(visual recognition)에서 엄청난 결과를 보여주고 있다. 이는 합성곱 연산(convolutional operation)이 spatial invariance를 유지하기 위한 global information과 특징(feature)들을 효과적으로 추출한다는 것을 증명한다. 그러나 모델의 구조가 어떻든 합성곱 연산이나 풀링(pooling) 연산은 로스(loss) 손실을 가져올 수밖에 없다. 그러나 레이어(layer)가 증가할수록 출력(Output) 이미지의 화질에 향상을 이룰 수 있다.

[0004] 연산과정에서의 loss를 줄이기 위한 방법으로 atrous convolution이라는 방법이 있다. 픽셀 사이사이에 '빈(blanks)' 픽셀을 넣음으로써 인지 영역을 넓히고 고화질의 특징 맵(feature map)을 생성할 수 있다. 그러나 이 방법은 효과적이고 성공적이지만 하드웨어와 메모리의 한계 때문에 적용하기 어렵다는 단점이 있다.

[0005] 다른 방법으로 손실된 loss를 보충하는 방법이 있다. 최근 연구에서는 계층적 네트워크(hierarchical networks)가 많이 사용되고 있다. 이를 통해 손실된 loss를 나중 단계에서 보충할 수 있다는 점을 알아냈다. High-level feature map은 low-level의 결과로 나온 정보들을 섞었을 때 더 나은 결과를 보였고, 이를 통해 더 정밀한 예측이 가능하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] TGV(Total Generalized Variations)모델을 기반으로 상향 샘플링 기법을 제공할 수 있다.

[0008] 디코딩 과정에서 상향 샘플링을 레이어들로부터 생성된 특징 맵의 복원 작업으로 사용하는 방법 및 시스템을 제공할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 상향 샘플링 방법은, 대칭 구조의 네트워크에서 이미지가 레이어(layer)들을 통과함에 따라 각각의 레이어마다 이미지의 해상도를 다운 샘플링(downsampling)하는 인코딩(Encoding) 단계; 및 상기 레이어들에 대하여 다운 샘플링됨에 따라 결과로 출력된 특징 맵(feature map)을 상향 샘플링(Upsampling)하여 이미지의 해상도를 복원하는 디코딩(Decoding) 단계를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 디코딩 단계는, 특징 맵 복원 정보와 이미지 복원 기법이 적용된 TGV(Total Generalized Variations) 기반의 상향 샘플링을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 상기 디코딩 단계는, 투영(Projection)을 통해 기 설정된 기준 이하의 화질의 맵(map)과 기 설정된 기준 이상의 화질의 맵의 차이를 계산하고, 쌍선형 보간법(bilinear interpolation)을 통해 인코딩 과정에서 가공된 맵과 동일한 크기의 예비 결과를 획득하는 단계를 포함하고, 상기 가공된 맵은 이미지가 복원될 때 노이즈로 나타나는 영역을 의미할 수 있다.

[0013] 상기 디코딩 단계는, 컨벡스 최적화(convex optimization) 모델을 적용한 수학식 1($\min_u \{ \lambda loss(u,x) + TGV_\alpha^K(u) \}$)을 통하여 상기 상향 샘플링을 수행하는 단계를 포함하고, $loss(u,x)$ 는 이미지의 충실도(fidelity)이고, λ 는 전역 최적화(global optimization)를 계산하기 위한 가중치로 사용되고, $TGV_\alpha^K(u)$ 는 정규화(regularization) 부분을 의미할 수 있다.

[0014] 상기 디코딩 단계는, 상기 수학식 1에 k-order 함수를 도입하고 서로 다른 채널(channel)의 정보를 통합하여 텍스처의 끊김(discontinuities)을 유지하기 위한 k-order TGV를 적용하여 TGV 기반의 상향 샘플링 모델을 구성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0015] 상기 디코딩 단계는, primal-dual scheme으로 사용된 두 개의 변수를 볼록-오목 안장 점(convex-concave saddle-point)에 적용하여 상향 샘플링을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0017] 디코딩 과정에서 상향 샘플링을 레이어들로부터 생성된 특징 맵의 복원 작업으로 사용하는 TGV(Total Generalized Variations) 기반의 상향 샘플링을 통하여 정보의 손실을 감소시킬 수 있다.

[0018] 또한, 디코딩 과정에서 상향 샘플링을 레이어들로부터 생성된 특징 맵의 복원 작업으로 사용하는 TGV(Total Generalized Variations) 기반의 상향 샘플링을 통하여 특징들을 모양이나 질감의 손상없이 찾을 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0020] 도 1은 대칭 네트워크 아키텍처를 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 일 실시예에 따른 TGV 기반의 상향 샘플링 동작을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 일 실시예에 따른 샘플링 시스템의 구성을 설명하기 위한 블록도이다.

도 4는 일 실시예에 따른 샘플링 시스템의 TGV 기반의 상향 샘플링 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0021] 이하, 실시예를 첨부한 도면을 참조하여 상세히 설명한다.

[0023] 실시예에서는 레이어들을 그룹화하여 인코딩과 디코딩 과정에 삽입하는 것에 착안하여, 인코딩 과정에서 레이어

들은 각각의 레이어마다 부분적 해상도를 다운 샘플링(downsampling)하고, 디코딩 과정에서 레이어들을 통과한 결과로 획득된 특징 맵을 상향(업) 샘플링(upsampling)하여 원본 이미지의 해상도가 복원되도록 한다. 이와 같이, 이미지가 나눠지고 복원되는 다운-업(Down-up) 샘플링을 통하여 네트워크가 가장 중요한 특징들을 모양이나 질감의 손상없이 찾아낼 수 있다. 로스 손실을 인코딩 과정에서 보충하고 복원을 디코딩 과정의 상향 샘플링에서 선택할 수 있다.

[0024] 도 1은 대칭 네트워크 아키텍처를 설명하기 위한 도면이다.

[0025] CNN의 내부 구조는 간단하다. 대부분의 네트워크는 합성곱 레이어와 맥스-풀링(max-pooling) 레이어의 조합으로 생각할 수 있으며, 이와 관련된 많은 연구들을 통해 CNN에 대한 이해가 가능하다. 종래 기술들에 따르면 "max-pooling은 합성곱 레이어의 stride를 늘림으로써 정확도의 손실 없이 대체될 수 있다."고 말한다. 이에, max pooling과 합성곱 레이어로 이루어진 네트워크를 내부 구조가 어떻든 합성곱 연산의 집합이라고 생각할 수 있다.

[0026] 시멘틱 구역화(semantic segmentation) 분야에서 전체 과정을 인코딩 과정과 상향 샘플링이 발생하는 디코딩 과정으로 분류한다. 이때, 합성곱 연산에 "길(path)"이 있다고 가정하였다. 특징 맵의 관점에서 인코딩 과정과 디코딩 과정은 각각 확장 경로(expansive path)와 수축 경로(contracting path)와 대응되는데 이 두 경로는 대체적으로 대칭적인 구조를 갖는다.

[0027] 도 1을 참고하면, 전체 네트워크는 인코딩 과정과 디코딩 과정으로 구성될 수 있으며, 인코딩 과정과 디코딩 과정에서의 레이어들은 E_i와 C_j로 나타낼 수 있다. 이때, $i=j$일 때, $E_{input}=C_{output}$를 의미하고, C_j의 출력값은 E_{input}에 대한 특징 맵의 복원 결과일 수 있다.

[0028] 도 2는 일 실시예에 따른 TGV 기반의 상향 샘플링 동작을 설명하기 위한 도면이다.

[0029] 합성곱 연산 후에 4×4 크기의 특징 맵이 인코팅 과정을 거쳐 2×2 크기의 행렬로 변환될 수 있다(이 행렬 또한 특정 레이어의 출력이다). 투영(Projection) 연산을 통해, 상기 맵은 인코딩 과정에서 원래의 맵으로 복구될 수 있다(임시 결과를 $\bar{C}_{input}$라 하자). 패딩(padding) 부분(어둡게 처리된 영역)은 흐릿하게 나타나고 남은 일은 복구 작업이다.

[0030] 왼쪽 행렬과 오른쪽 행렬을 비교해보면, 다음의 수학식 1과 같이 손실 함수를 계산할 수 있다.

[0031] 수학식 1:

[0032]
$$loss(u, C_{input}) = \frac{1}{2}\left\| u(C_{input}) - \bar{C}_{input} \right\|_2^2$$

[0033] 이때, u는 상향 샘플링의 결과를 나타내며, $\|\cdot\|_2$는 2-norm을 의미한다.

[0034] 샘플링 시스템은 정보의 손실을 보완하기 위하여 특징 맵(feature map)복원 정보와 이미지 복원 기법을 적용한 TGV 기반의 상향 샘플링을 수행할 수 있다. 실시예에서는 상향 샘플링을 인코딩 과정에서 상응하는 레이어들로부터 생성된 특징 맵의 복원 작업처럼 사용하기로 한다.

[0035] 샘플링 시스템은 투영(Projection)을 통해 저화질의 맵과 고화질의 맵의 차이를 계산할 수 있다. 먼저, bilinear interpolation을 통해 인코딩 과정의 맵과 같은 크기의 예비 결과를 획득할 수 있다. 이와 같이, 인코딩 과정을 통하여 가공된 맵은 TGV 복원 시 노이즈로 보이게 될 영역이다.

[0036] TGV 모델은 이미지 복원 분야에서 널리 사용되고 있으며, 흐릿한(blurred) 데이터나 노이즈(noise), 간접적인 측정 결과(indirect measurement)로부터 이미지를 훌륭하게 복원할 수 있다. 실시예에서는 전체적인 상향 샘플링 문제를 convex optimization 모델로서 계산하기로 한다. 실시에에서 제안하는 모델의 수학식 2는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

[0037] 수학식 2:

[0038] $$\min_{u} \{ \lambda loss(u,x) + TGV_{\alpha}^{K}(u) \}$$

[0039] 이때, $loss(u,x)$ 는 이미지의 충실도(fidelity)이고, λ 는 전역 최적화(global optimization)를 계산하기 위한 가중치로 사용되고, $TGV_{\alpha}^{K}(u)$ 는 정규화(regularization) 부분을 의미한다.

[0040] 합성곱 네트워크의 시각화를 통해 합성곱 연산이 특징들을 효과적으로 추출하고, 일반화(generalize)할 수 있다는 것을 알 수 있다. 합성곱 연산의 결과는 특징들의 집합으로 볼 수 있다. 이미지 시멘틱을 위하여 텍스처(texture)와 가장자리의 부드러움(smoothness)이 특징 맵에서 중요하다.

[0041] TGV 모델은 k-order 함수를 도입하고 서로 다른 채널(channel)의 정보를 통합(incorporate)하여 텍스처의 끊김(discontinuities)을 유지할 수 있다. 실시예에서는 수학식 3과 같이, second-order TGV를 다루기로 한다.

[0042] 수학식 3:

[0043] $$TGV_{\alpha}^{2}(u) = \min_{w}\{a_1 \int_{\Omega} |\nabla u - \omega| + a_0 \int_{\Omega} |\varepsilon(\omega)|\}$$

[0044] 주어진 이미지 u의 경우, TGV 모델의 최소값은 바운디드(bounded) 도메인 내의 모든 복잡한(complex) 벡터 영역 w를 차지할 수 있다. $\varepsilon(w) = \frac{1}{2}(\nabla\omega + \nabla\omega^{t})$ 는 대칭적 결과물(derivative)을 나타낸다. 매개변수 a_1와 a_2는 첫번째 결과물 및 두번째 결과물의 균형을 위하여 적용시킬 수 있다.

[0045] 이에 따라 TGV 기반 상향 샘플링 모델은 손실 함수(수학식 2), TGV 구간(수학식 3)의 조합으로 방정식(수학식 4)이 정의될 수 있다.

[0046] 수학식 4:

[0047] $$\min_{u,w} \left\{ \frac{\lambda}{2} \left\| u(C_{input}) - \bar{C}_{input} \right\|_{2}^{2} + a_1 \int_{\Omega} |\nabla u - \omega| + a_0 \int_{\Omega} |\varepsilon(\omega)| \right\}$$

[0048] 다른 예로서, TGV 기반의 상향 샘플링 방법에서 울통불퉁(convex)하고 매끈하지 않다는 점을 고려하여 primal-dual scheme을 사용할 수 있다. 이때, m과 n 두 변수를 사용하여 convex-concave saddle-point 문제로서 상향 샘플링 모델을 다시 계산할 수 있다. 변형된 TGV 기반의 상향 샘플링 모델은 수학식 5와 같이 나타낼 수 있다.

[0049] 수학식 5:

[0050] $$\min_{u} \max_{v} \frac{\lambda}{2} \sum_{i,j \in \Omega} \left(u(C_{i,j}) - E_{i,j} \right)^{2} + a_1 \langle (\nabla u - \omega), m \rangle + a_2 \langle \nabla \omega, n \rangle$$

[0051] 실현 가능한 ρ 와 φ 는 수학식 6 및 수학식 7과 같이 정의될 수 있다.

[0052] 수학식 6:

[0053] $$M = \{ m : \Omega_u \rightarrow \mathcal{R}^2 | \left\| m_{i,j} \right\| \leq 1, i,j \in \Omega_u \}$$

[0054] 수학식 7:

[0055] $$N = \{n: \Omega_u \to \mathcal{R}^2 | \|n_{i,j}\| \leq 1, i,j \in \Omega_u\}$$

[0056] 최종 결과는 복수 번의 최적화를 통하여 계산될 수 있다. $u^0 = E_{input}$, m^0, $n^0 = 0$와 step size σ_m, σ_n와 τ_u, τ_ω를 선택할 수 있다. 반복 횟수 i≥0에서 업데이트된 변수들은 다음과 같다.

[0057] 수학식 8:

[0058] $$\begin{cases} m^{i+1} = Proj_m\{m^i + \sigma_m a_1(\nabla\tilde{u}^i - \tilde{\omega}^i)\} \\ n^{i+1} = Proj_n\{n^i + \sigma_n a_2 \nabla\tilde{\omega}^i\} \\ u^{i+1} = \left(1 + \frac{\lambda}{2}\tau_u\right)^{-1}\left[u^i + \tau_u\left(a_1 m^{i+1} + \frac{\lambda}{2}\bar{C}_{input}\right)\right]\# \\ \omega^{i+1} = \omega^i + \tau_\omega(a_1 n^{i+1} + a_2 m^{i+1}) \\ \bar{u}^{i+1} = u^{i+1} + \theta(u^{i+1} - \bar{u}^i) \\ \bar{\omega}^{i+1} = \omega^{i+1} + \theta(\omega^{i+1} - \bar{\omega}^i) \end{cases}$$

[0059] $Proj_m(\bar{m})$와 $Proj_n(\bar{n})$는 집합 M과 N에 대한 각각의 Euclidean projector를 나타낸다. $Proj_m(\bar{m})$와 $Proj_n(\bar{n})$는 수학식 9와 같은 pointwise 연산들을 통해 계산될 수 있다.

[0060] 수학식 9:

[0061] $$Proj_m(\bar{m}) = \frac{\bar{m}}{\max\left(1, \frac{|\bar{m}|}{a_1}\right)}$$
$$Proj_n(\bar{n}) = \frac{\bar{n}}{\max\left(1, \frac{|\bar{n}|}{a_1}\right)} \#(13)$$

[0062] θ는 relaxation 매개변수를 나타내며, 반복(iteration)마다 preconditioning을 이용하여 갱신될 수 있다. TGV 기반의 상향 샘플링 모델은 2-order 이미지들을 다룰 때 전역으로 최적의 상향 샘플링 기법이다.

[0063] 도 3은 일 실시예에 따른 샘플링 시스템의 구성을 설명하기 위한 블록도이고, 도 4는 일 실시예에 따른 샘플링 시스템의 TGV 기반의 상향 샘플링 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0064] 샘플링 시스템(300)의 프로세서는 인코딩부(310) 및 디코딩부(320)를 포함할 수 있다. 이러한 프로세서의 구성요소들은 샘플링 시스템(300)에 저장된 프로그램 코드가 제공하는 제어 명령에 따라 프로세서에 의해 수행되는 서로 다른 기능들(different functions)의 표현들일 수 있다. 프로세서 및 프로세서의 구성요소들은 도 4의 TGV 기반의 상향 샘플링 방법이 포함하는 단계들(410 내지 420)을 수행하도록 샘플링 시스템(300)을 제어할 수 있다. 이때, 프로세서 및 프로세서의 구성요소들은 메모리가 포함하는 운영체제의 코드와 적어도 하나의 프로그램의 코드에 따른 명령(instruction)을 실행하도록 구현될 수 있다.

[0065] 프로세서는 TGV 기반의 상향 샘플링 방법을 위한 프로그램의 파일에 저장된 프로그램 코드를 메모리에 로딩할 수 있다. 예를 들면, 샘플링 시스템(300)에서 프로그램이 실행되면, 프로세서는 운영체제의 제어에 따라 프로그램의 파일로부터 프로그램 코드를 메모리에 로딩하도록 샘플링 시스템(300)을 제어할 수 있다. 이때, 프로세

서 및 프로세서가 포함하는 인코딩부(310) 및 디코딩부(320) 각각은 메모리에 로딩된 프로그램 코드 중 대응하는 부분의 명령을 실행하여 이후 단계들(410 내지 420)을 실행하기 위한 프로세서의 서로 다른 기능적 표현들일 수 있다.

[0066] 단계(410)에서 인코딩부(310)는 대칭 구조의 네트워크에서 이미지가 레이어(layer)들을 통과함에 따라 각각의 레이어마다 이미지의 해상도를 다운 샘플링(downsampling)할 수 있다.

[0067] 단계(420)에서 디코딩부(320)는 레이어들에 대하여 다운 샘플링됨에 따라 결과로 출력된 특징 맵(feature map)을 상향 샘플링하여 이미지의 해상도를 복원할 수 있다. 디코딩부(320)는 특징 맵 복원 정보와 이미지 복원 기법이 적용된 TGV(Total Generalized Variations) 기반의 상향 샘플링을 수행할 수 있다. 디코딩부(320)는 투영(Projection)을 통해 기 설정된 기준 이하의 화질의 맵(map)과 기 설정된 기준 이상의 화질의 맵의 차이를 계산하고, 쌍선형 보간법(bilinear interpolation)을 통해 인코딩 과정에서 가공된 맵과 동일한 크기의 예비 결과를 획득할 수 있다. 디코딩부(320)는 컨벡스 최적화(convex optimization) 모델을 적용한 수학식 1($\min_u \{ \lambda loss(u,x) + TGV_\alpha^K(u) \}$)을 통하여 상향 샘플링을 수행할 수 있다. 디코딩부(320)는 수학식 1에 k-order 함수를 도입하고 서로 다른 채널(channel)의 정보를 통합하여 텍스처의 끊김(discontinuities)을 유지하기 위한 k-order TGV를 적용하여 TGV 기반의 상향 샘플링 모델을 구성할 수 있다. 디코딩부(320)는 primal-dual scheme으로 사용된 두 개의 변수를 볼록-오목 안장 점(convex-concave saddle-point)에 적용하여 상향 샘플링을 수행할 수 있다.

[0068] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0069] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0070] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

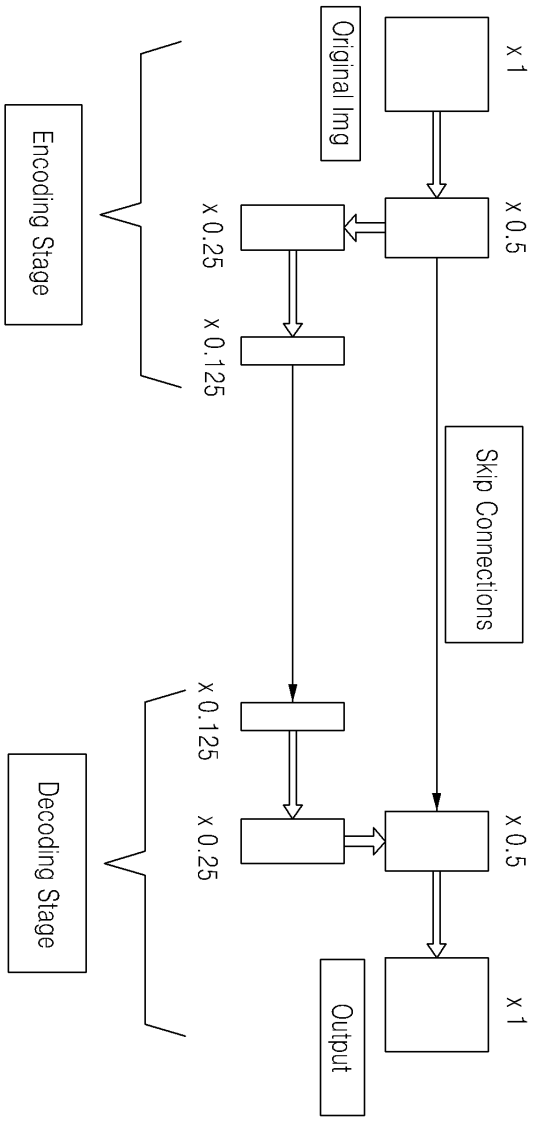
[0071] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다

른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

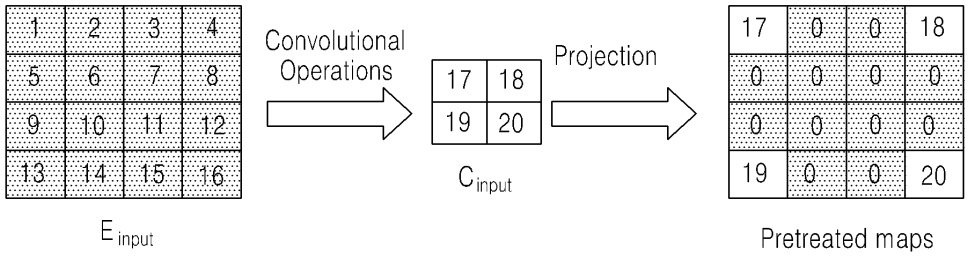
[0072] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

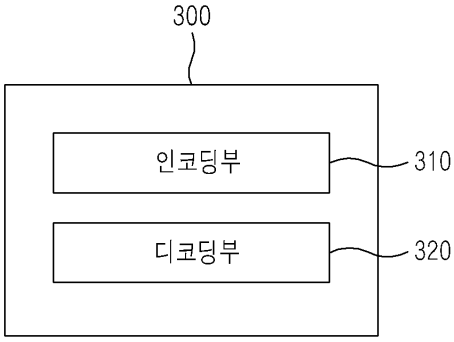
도면1



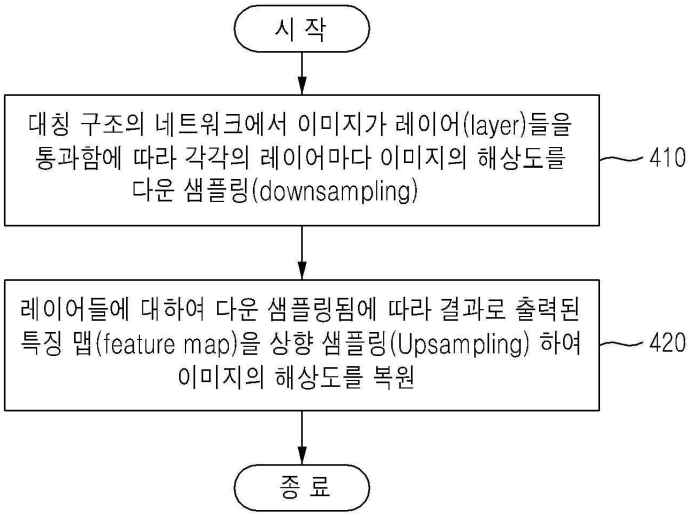
도면2


1 2 3 4
5 6 7 8
9 10 11 12
13 14 15 16
E input
Convolutional Operations
17 18
19 20
C input
Projection
17 0 0 18
0 0 0 0
0 0 0 0
19 0 0 20
Pretreated maps

도면3


300
인코딩부
310
디코딩부
320

도면4


시 작
대칭 구조의 네트워크에서 이미지가 레이어(layer)들을 통과함에 따라 각각의 레이어마다 이미지의 해상도를 다운 샘플링(downsampling)
410
레이어들에 대하여 다운 샘플링됨에 따라 결과로 출력된 특징 맵(feature map)을 상향 샘플링(Upsampling) 하여 이미지의 해상도를 복원
420
종 료