(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0082413
(43) 공개일자 2020년07월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/00 (2017.01) *G06T 7/35* (2017.01)
G06T 7/38 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/0012 (2013.01)
G06T 7/35 (2017.01)
(21) 출원번호 10-2018-0172991
(22) 출원일자 2018년12월28일
심사청구일자 2018년12월28일

(71) 출원인
부경대학교 산학협력단
부산광역시 남구 신선로 365 (용당동, 부경대학교)
(72) 발명자
권기룡
부산광역시 해운대구 좌동순환로 117, 201동 903호 (좌동, 롯데2차아파트)
(74) 대리인
유성원, 전소정, 배경용

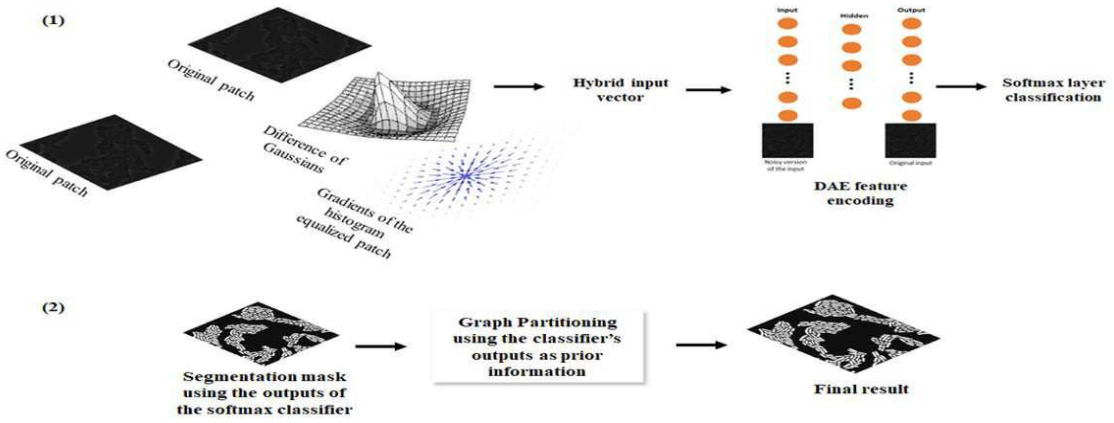
전체 청구항 수 : 총 3 항

(54) 발명의 명칭 **세포 이미지에 대한 세분화 방법**

(57) 요 약

본 발명은 세포 이미지에 대한 세분화 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 입력 벡터를 구성하는 단계; 잡음 제거 자동 인코더가 상기 구성된 입력 벡터를 이용하여 특징을 학습하는 단계; 소프트맥스 분류기가 상기 학습된 특징에 대한 최종 분류를 수행하여 셀 모양과 윤곽을 유지하도록 세그멘테이션 마스크(segmentation mask)를 구성하는 단계; 및 상기 구성된 세그멘테이션 마스크를 사전 큐(cues)에 대한 그래프 분할(graph partitioning)을 통해 세분화하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06T 7/38 (2017.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711068157
부처명 과학기술정보통신부
연구관리전문기관 한국연구재단
연구사업명 이공분야기초연구사업-중견연구자지원사업
연구과제명 안전한 바이오-셀 영상 인포매틱스 분석 및 보호 기술
기 여 율 1/1
주관기관 부경대학교
연구기간 2018.03.01 ~ 2019.02.28
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711070430
부처명 과학기술정보통신부
연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터
연구사업명 Grand ICT연구센터지원사업
연구과제명 IoT 및 지능정보 기반 동남권 제조 IT 기술 혁신 및 인재양성
기 여 율 1/1
주관기관 부산대학교 산학협력단
연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

세포 이미지에 대한 세분화 방법에 있어서,

입력 벡터를 구성하는 단계;

잡음 제거 자동 인코더가 상기 구성된 입력 벡터를 이용하여 특징을 학습하는 단계;

소프트맥스 분류기가 상기 학습된 특징에 대한 최종 분류를 수행하여 셀 모양과 윤곽을 유지하도록 세그멘테이션 마스크(segmentation mask)를 구성하는 단계; 및

상기 구성된 세그멘테이션 마스크를 사전 큐(cues)에 대한 그래프 분할(graph partitioning)을 통해 세분화하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 세포 이미지에 대한 세분화 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 입력 벡터는,

원시 픽셀과 그래디언트를 결합한 벡터인 것을 특징으로 하는 세포 이미지에 대한 세분화 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 학습하는 단계는,

딥러닝을 기반으로 특징을 학습하는 것을 특징으로 하는 세포 이미지에 대한 세분화 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 세포 이미지에 대한 세분화 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 딥러닝 기반으로 세포 이미지에 대한 빠르고 정확한 세분화를 수행할 수 있도록 하는 세포 이미지에 대한 세분화 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 세포 이미지와 같은 생물체 이미지의 세분화는 이러한 이미지의 완벽한 분석을 위한 가장 중요한 요구 사항 중 하나이다.

[0004] 일부 영상 처리 절차에 의해 캡처되는 생물학적 과정에 대한 분석 및 이해는 획득한 영상의 간결한 검사를 필요로 한다. 예를 들어, 상 대비 또는 형광 현미경을 사용하여 일정 기간에 걸쳐 생체 세포가 생체화 되는 생체 영상은 생체 시스템을 포착하는 효과적인 방법 중 하나이다.

[0005] 이러한 이미지를 완벽하게 이해하려면 완전한 분석이 필요하다. 세포를 나타내는 이미지의 경우, 철저한 이해를 위한 가장 중요한 단계 중 하나는 이미지의 모든 단일 픽셀을 생물체의 부분 중 하나에 할당하는 이미지 세분화 과정이다.

[0006] 따라서, 위상 조영 현미경을 통해 얻은 세포 이미지와 같은 생물체 이미지를 세분화하는 기술이 개발될 필요가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 따라서, 본 발명은 상기한 바와 같은 문제점을 해결하기 위하여 제안된 것으로, 특징 학습 연산자로 잡음 제거 자동 인코더(DAE)를 채택하여 딥러닝 기반으로 세포 이미지를 세분화를 빠르고 정확하게 수행할 수 있도록 하는 세포 이미지에 대한 세분화 방법을 제공함에 있다.

[0009] 본 발명의 목적은 이상에서 언급한 것으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자에게 명확히 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0011] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명에 따른 세포 이미지에 대한 세분화 방법은, 입력 벡터를 구성하는 단계; 잡음 제거 자동 인코더가 상기 구성된 입력 벡터를 이용하여 특징을 학습하는 단계; 소프트맥스 분류기가 상기 학습된 특징에 대한 최종 분류를 수행하여 셀 모양과 윤곽을 유지하도록 세그멘테이션 마스크(segmentation mask)를 구성하는 단계; 및 상기 구성된 세그멘테이션 마스크를 사전 큐(cues)에 대한 그래프 분할(graph partitioning)을 통해 세분화하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0013] 본 발명에 의하면, 특징 학습 연산자로 잡음 제거 자동 인코더(DAE)를 채택하여 딥러닝 기반으로 세포 이미지를 세분화를 빠르고 정확하게 수행할 수 있도록 한다.

[0014] 본 발명의 효과는 이상에서 언급한 것으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자에게 명확히 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 세포 이미지에 대한 세분화 프로세스를 개략적으로 나타낸 도면,

도 2는 본 발명에 따른 실시예에 따른 세포 이미지에 대한 세분화 프로세스의 각 절차에 따른 이미지 변화의 일 예를 나타낸 도면,

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 세포 이미지에 대한 세분화 방법을 수행한 결과의 일 예를 나타낸 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0017] 본 발명의 목적 및 효과, 그리고 그것들을 달성하기 위한 기술적 구성들은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 본 발명을 설명함에 있어서 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략할 것이다. 그리고 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다.

[0018] 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있다. 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.

[0019] 한편, 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는

경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 부재를 사이에 두고 "간접적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 구비할 수 있다는 것을 의미한다.

[0020] 종래에는 박테리아 세포의 분할을 위해 필터링, 형태 학적 연산, 단순 임계화 및 유역 변환과 같은 컴퓨터 비전(vison) 기반의 표준 기법을 이용해왔다. 이러한 방법과 관련된 후처리 부담은 일반적으로 수동 절취로 구성되며, 상당한 시간이 소요되는 문제점이 있다.

[0021] 때문에 최근에는 컴퓨터 비전 기반의 방법 대신 기계 학습을 기반으로 하는 방법이 채택되고 있다.

[0022] 이러한 방법은 이미지의 각 픽셀(또는 패치)을 유기체의 특정 부분에 할당해야 하는 데이터로서 분류하는 것이다. 학습 접근법을 사용하여 각 픽셀은 먼저 공간 및/또는 강도 정보의 의미있는 특징으로 표시된다. 이후, 추출된 특징은 출력이 라벨을 할당하거나 픽셀이 특정 유기체에 속할 확률을 지정하는 분류기에 주어진다.

[0023] 이 특징은 픽셀의 밝기, 색상 및 텍스처 정보와 연관될 수 있는데, 이하에서는 본 발명을 설명하기 위해, 지원 벡터 머신에서부터 신경망, 및 여러 분류기의 혼합에 이르기까지 다양한 종류의 분류기가 채택될 수 있으며, 또한 다양한 분류기가 혼합될 수 있다. 기계 학습 방법론의 주요 개념은 분류기를 훈련하는데 필요한 픽셀을 선택하여 데이터 집합을 구축한 다음 분류 단계에 이어 특징 추출 과정을 포함하는 픽셀 단위 분류이다.

[0024] 그러나 컴퓨터 비전 기반의 방법에서 대부분의 기계 학습 방법에는 주로 수동 큐레이션인 후처리 부담도 필요하다. 세분화의 필요성은 분류자가 거의 완전한 할당을 달성하지 못하고, 최종 세분화 중에 픽셀의 일부 또는 많은 부분이 잘못 분류되는 문제점으로부터 발생한다.

[0025] 본 발명은 이러한 문제점들을 개선하기 위해 특징 학습 연산자로 잡음 제거 자동 인코더(DAE)를 채택하여 딥러닝 기반으로 세포 이미지를 세분화를 빠르고 정확하게 수행할 수 있도록 하는 것으로, 이때, DAE를 특징 추출기로서 채택한다. 이 세분화 작업에서는 두 개의 레이블, 배경 및 셀의 몸체가 고려되며 픽셀은 해당 패치 이미지로 표시된다.

[0026] 이로써, 본 발명은 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 방법에 의해 요구되는 바와 같은 큰 패치를 사용하는 것을 방지하여 분류기가 셀의 가장 가까운 인접부에 위치한 픽셀의 특징을 캡쳐할 수 있도록 한다.

[0027] 도 1은 본 발명의 실시예에 따라 세포 이미지에 대한 세분화 프로세스를 개략적으로 나타낸 도면이다.

[0028] 먼저, 특징을 학습하기 위해 입력 벡터를 구성한다.

[0029] 이를 위해 위상차 현미경으로 직접적으로 이미지(original patch)를 생성하고, 그 생성된 이미지에 대한 히스토그램 평준화를 수행하여 셀과 위치를 구별할 수 있도록 한다.

[0030] 이와 같이 데이터 세트를 만드는 모든 프로세스는 원본 이미지의 모든 단일 픽셀에 대해 세분화 체계의 입력 데이터로 사용될 패치를 만드는 것으로 구성된다.

[0031] 이때, 벡터는 셀의 효과적인 파티션을 위해 필요한 모든 단서를 포함하는 방식으로 구성된다. 그레이 강도 및 공간 정보(중심 픽셀 및 그 이웃들)를 포함하는 원래 패치 이미지로부터의 미가공 픽셀 값은 동일한 패치 이미지를 사용하여 계산된 가우시안 차이(DoG)로부터의 픽셀 값과 혼합된다.

[0032] 여기서, 가우시안의 차이는 DAE가 셀의 경계와 관련된 통계적 신호를 인코딩 할 수 있게 한다. 이는 하기와 같은 <수학식 1>로 나타낼 수 있다.

[0033] <수학식 1>

[0034] 특징을 학습하기 위해 입력 벡터를 구성한다.

[0035] 이를 위해 위상차 현미경으로 직접적으로 이미지(original patch)를 생성하고, 그 생성된 이미지에 대한 히스토그램 평준화를 수행하여 셀과 위치를 구별할 수 있도록 한다.

[0036] 이와 같이 데이터 세트를 만드는 모든 프로세스는 원본 이미지의 모든 단일 픽셀에 대해 세분화 체계의 입력 데이터로 사용될 패치를 만드는 것으로 구성된다.

[0037] 이때, 벡터는 셀의 효과적인 파티션을 위해 필요한 모든 단서를 포함하는 방식으로 구성된다. 그레이 강도 및 공간 정보(중심 픽셀 및 그 이웃들)를 포함하는 원래 패치 이미지로부터의 미가공 픽셀 값은 동일한 패치 이미지를 사용하여 계산된 가우시안 차이(DoG)로부터의 픽셀 값과 혼합된다.

[0038] 여기서, 가우시안의 차이는 DAE가 셀의 경계와 관련된 통계적 신호를 인코딩 할 수 있게 한다. 이는 하기와 같은 <수학식 1>로 나타낼 수 있다.

[0039] <수학식 1>

[0040] $$DoG(x) = I * \frac{1}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x^2)}{2\sigma_1{}^2}} - I * \frac{1}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x^2)}{2\sigma_2{}^2}}$$

[0041] 여기서, I는 원본 이미지, x는 픽셀 값, 값 σ_1과 σ_2는 가우시안에 사용된 두 표준 편차 값을 나타낸다.

[0042] 이후, 원본 이미지의 히스토그램 균등화를 통해 그래디언트를 계산한다. 모든 단일 픽셀에서 이미지 f의 그라디언트 $\overrightarrow{\nabla f}$는 회색 변이 (또는 명암 변화)의 속도와 방향을 계산한다. 이미지 내부의 세포 요소의 방향에 따라보다 정확한 단서를 제공한다.

[0043] 그래디언트는 세포의 방향을 학습하고, 가우시안 차이에 의해 제공되는 등고선 신호와 결합하여 세포 요소의 모양과 경계에 관한 전반적인 정보를 제공할 수 있다.

[0044] 이 그래디언트는 두 축을 향해 계산되고, 획득된 그래디언트 행렬은 앞서 언급 한 벡터와 결합됨에 따라 입력 벡터를 구성한다.

[0045] 이후, 그 입력 벡터는 DAE를 통해 특징이 학습되는데, 그 학습된 특징은 원래 패치 이미지의 최종 표현을 제공한다.

[0046] 이때, DAE는 DoG와 그래디언트의 조합이 셀의 모양과 경계를 전체적으로 인코딩한다.

[0047] 그래디언트의 계산을 위해 이미지의 대비 강화된 버전을 사용하는 선택은 셀의 가까운 인접 영역에서의 변화를 강조하기 위해 더 예리한 변화의 필요성에서 비롯된다.

[0048] 도 2는 본 발명에 따른 변화되는 이미지의 일 예를 나타낸 도면으로, 도 2를 참조하면 (a)는 원본 이미지, (b)는 대비 강화된 이미지 및 (c)는 DoG에 따른 이미지를 나타낸 것이다.

[0049] 특히, (b)를 통해 볼 때, 히스토그램 평준화를 통해 셀 경계에 가까운 영역에서 회색 변이를 강화하고, 가장 가까운 이웃에서 셀의 몸체 픽셀로의 전환이 강화된 것을 확인할 수 있다.

[0050] 이러한 학습된 특징은 출력이 각 픽셀이 배경 또는 셀의 몸체에 속할 확률을 나타내는 소프트맥스(softmax) 분류자를 사용하여 감독 학습 과정의 입력으로 사용된다.

[0051] 구체적으로, DAE는 부패 프로세스의 효과를 실행 취소하거나 수정함으로써 입력 간의 통계적 종속성을 캡쳐한다. 위상 콘트라스트 이미지의 픽셀은 위치에 따라 달라질 수 있다. 배경에 속하지만 셀에 충분히 근접한 주어진 픽셀은 배경에 속하지만 셀에서 조금 떨어져있는 다른 픽셀과 다를 수 있다. 노이즈 제거 자동 엔코더는 앞서 구성된 입력 벡터를 통해 이러한 이기종 클래스에 속하는 데이터 간의 기존 종속성을 학습하는 것이다.

[0052] 소프트맥스 레이어의 출력은 픽셀에 할당된 최종 레이블을 나타내는데, 이 단계 후에 이미지의 모든 픽셀에는 분류 레이블이 있다. 배경과 셀 내부에 서로 다른 값을 가진 이진 이미지로 구성된 최종 세그멘테이션 마스크를 만들 수 있다.

[0053] 소프트맥스 분류기의 이러한 직접 출력은 특히 셀 모양과 윤곽을 유지함으로써 매주 정교한 세분화를 제공한다. 전체 이미지에 대한 매우 만족스러운 이해를 제공하기 위해, 학습된 분류기의 출력을 사전 큐로 활용하여 그래프 분할(graph partitioning)을 사용하여 세분화한다.

[0054] 여기서, 그래프 분할은 그래프에 정의된 전역 함수를 최소화하는 것이다. 그래프에는 두 개의 실제 레이블에 의해 표현된 두 가지 소스가 있으며, 노드는 이미지의 픽셀로 표시된다.

[0055] <수학식 2>

[0056] $$E(y_i \backslash x_i, \lambda) = \sum_i \psi(y_i \backslash x_i) + \lambda \sum_{(i,j)\in E} \phi(y_i, y_j \backslash x_i, x_j)$$

[0057] 여기서, E는 노드 들간의 연결 세트를 나타내고, i 및 j는 노드의 수를 나타낸다. ψ는 단항 항 (unary term)이라 불리우며, 그것은 픽셀 i의 실제 레이블 y_i와 예측 x_i 사이의 일치를 강조한다. 여기서, 두 클래스에 따라 y_i

∈ {0,1}이다. 이는 다시 하기 <수학식 3>과 같이 정의될 수 있다.

[0058] <수학식 3>

[0059] $$\psi(y_i \backslash x_i) = \frac{1}{1 + P_i}$$

[0060] 여기서, Pi는 분류 자에 의해 출력 된 확률을 나타낸다.

[0061] 상기 <수학식 2>에서 Ψ는 pairwise term이라 불리며, 이웃 노드 i와 j의 레이블 사이의 일관성을 향상시킨다. 대부분의 접근법에서 pairwise term은 강도의 급격한 변화가있는 곳에서 절단을 촉진하는 방법으로 정의된다.

[0062] 본 발명은 학습자가 예측한 직접 확률을 기반으로 절단 방법을 제안하기 위해 학습된 기능에 통합된 강도 및 모양 큐를 이용합니다. 이는 하기 <수학식 4>와 같이 나타낼 수 있다.

[0063] <수학식 4>

[0064] $$\phi(y_i, y_j \backslash x_i, x_j) = \begin{cases} exp\left(-\frac{\|P_i - P_j\|^2}{2\sigma^2}\right), & if\ y_i \neq y_j \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

[0065] 여기서 P_i 및 P_j는 노드 i 및 j에 대한 분류 자의 출력이고, σ는 두 확률 사이의 차이를 증폭 또는 감가 상수가 되는 상수이다. 마지막으로 λ는 단항과 쌍을 이루는 용어 사이의 상대적인 중요성을 조절하는 데 사용된다.

[0066] 상기와 같은 본 발명에 따라 하기와 같은 실험을 수행하였다.

[0067] 불균형 데이터 세트와 관련된 편향을 피하기 위해 두 클래스 모두에 대해 주어진 수의 픽셀을 무작위로 선택하였다. 또한, DAE 및 softmax 분류자를 교육하기 위해 총 20,000 개의 데이터를 무작위로 추출하여 각 클래스에 대해 총 10,000 개의 패치를 샘플링하였다.

[0068] 주어진 5x5 패치에는 25 차원 벡터가 있다. 원본 패치 이미지의 원시 픽셀 값, 가우스 차이의 원시 픽셀 값 및 두 축을 향해 계산된 그라데이션을 취하는 하이브리드 입력 벡터는 총 4 개의 5x5 행렬을 가지며 100 차원 하이브리드 벡터를 제공한다. 상위 수준 기능 생성을 위해 20,000 개의 100 차원 입력 벡터가 DAE에 제공된다. 인코더 및 디코더에 대한 활성화 함수는 방정식으로 표시되며, 네트워크는 방정식에 묘사된 비용 함수를 사용하여 에러를 역전파함으로써 학습한다. 학습률은 0.001로 설정되었고 숨겨진 표현에 대한 희박성은 피했지만 무게 정규화 용어는 0.004로 설정되었다.

[0069] 이 작업에서 선택된 잡음 버전은 원래의 혼합 벡터의 요소 중 30 % (경험적으로 선택한 숫자)를 무작위로 0으로 설정하는 것으로 구성된다. 100차원 입력 벡터를 가진 DAE의 첫 번째 레이어(입력 레이어)는 100개의 뉴런을 가지고 있다. 한편, 선택된 아키텍처는 100-150-25-150-100 형태로, 즉, 두 개의 적층 인코더 - 디코더가 있음을 의미한다. 첫 번째 네트워크는 150 차원의 표현을 학습하고, 두 번째 네트워크는 첫 번째 네트워크에 의해 인코딩 된 150 차원의 특징을 입력으로 하고, 작고, 간결하며, 최종적인 25 가지 차원을 다시 학습하였다. 특징 생성 후에, 네트워크는 모든 트레이닝 세트에 대한 전송 학습을 위해 소프트맥스 레이어와 함께 스택되며, 비용 함수를 사용하여 오류를 역 전파한다.

[0070] 이 과정에서, 구성된 벡터는 스택 네트워크에 직접 주어지며 처음 두 레이어는 학습된 매개 변수를 사용하여 특징 생성을 수행하고, 소프트맥스 레이어는 최종 분류를 수행한다. 분류자의 직접 출력을 사용하여 세그멘테이션 마스크를 구성할 수 있다.

[0071] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 세포 이미지에 대한 세분화 방법을 수행한 결과의 일 예를 나타낸 도면이다.

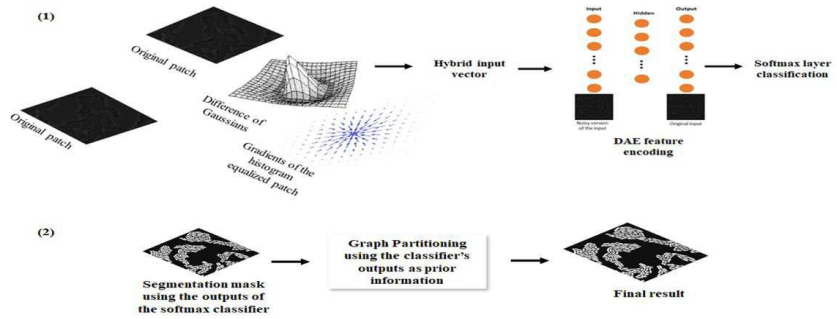
[0072] 도 3를 참조하면, (a), (b) 및 (c)에서 각각 원래의 위상차 이미지, 히스토그램 평형화를 통한 콘트라스트 강화 버전 및 GROUND TRUTH를 보여준다. (d)에서는 분류기의 직접 출력을 사용하여 생성된 이미지를 보여주지만, 특징 학습 과정은 원래 패치만을 포함하는 입력 벡터로 수행되었는데, 이는 가우스와 그라디언트의 차이를 통합하지 않은 것이다. 셀의 몸체가 불분명한 것으로 보이는 영역(그림에 빨간색 표시)에서는 원래 영상 픽셀이 형태에 대한 세부 정보를 캡처하지 못한다는 점에 유의해야 한다. 모든 배경 픽셀이 잘 인식되지만 형상 정보의 손실은 매우 중요하다.

[0073] 본 명세서와 도면에는 본 발명의 바람직한 실시예에 대하여 개시하였으며, 비록 특정 용어들이 사용되었으나, 이는 단지 본 발명의 기술 내용을 쉽게 설명하고 발명의 이해를 돕기 위한 일반적인 의미에서 사용된 것이지,

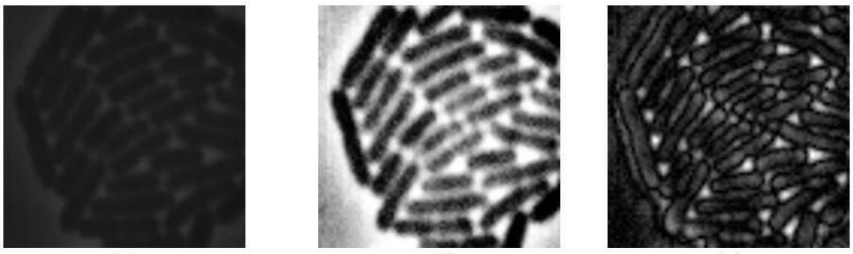
본 발명의 범위를 한정하고자 하는 것은 아니다. 여기에 개시된 실시예 외에도 본 발명의 기술적 사상에 바탕을 둔 다른 변형예들이 실시 가능하다는 것은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 자명한 것이다.

도면

도면1



도면2



(a) Original image (b) the contrast enhanced version (c) the DoG

도면3

