



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0085509
(43) 공개일자 2023년06월14일

- | | |
|---|--|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 $G06T\ 7/00$ (2017.01) $G06N\ 20/00$ (2019.01)
 $G06T\ 5/00$ (2019.01) $G06V\ 10/40$ (2022.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 $G06T\ 7/00$ (2013.01)
 $G06N\ 20/00$ (2021.08)</p> <p>(21) 출원번호 10-2021-0173735
 (22) 출원일자 2021년12월07일
 심사청구일자 2021년12월07일</p> | <p>(71) 출원인
 울산과학기술원
 울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50</p> <p>(72) 발명자
 김광인
 울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술원</p> <p>(74) 대리인
 특허법인지원</p> |
|---|--|

전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 발명의 명칭 **테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템 및 방법**

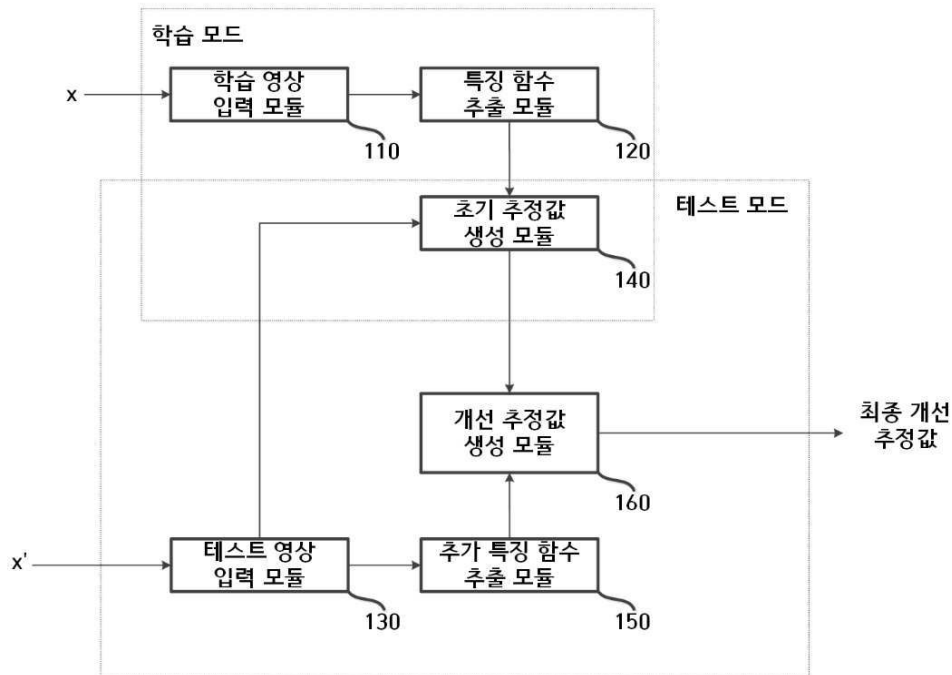
(57) 요약

테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템 및 방법이 개시된다. 학습 영상을 입력받는 학습 영상 입력 모듈; 상기 학습 영상 입력 모듈에서 입력받은 학습 영상으로부터 특징 함수를 추출하는 특징 함수 추출 모듈; 테스트 영상을 입력받는 테스트 영상 입력 모듈; 상기 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 특징 함수를 이용

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1

100



하여 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상의 초기 추정값을 생성하는 초기 추정값 생성 모듈; 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상으로부터 추가 특징 함수를 추출하는 추가 특징 함수 추출 모듈; 상기 초기 추정값 생성 모듈에서 생성된 초기 추정값에 상기 추가 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 추가 특징 함수를 반영하여 개선 추정값을 생성하는 개선 추정값 생성 모듈을 구성한다. 상술한 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템 및 방법에 의하면, 학습 영상을 통해 학습되지 않은 테스트 영상의 새로운 특징들을 테스트 시에도 특징들을 추출하여 분석에 반영하도록 구성됨으로써, 영상 분석의 정확도를 높일 수 있는 효과가 있다.

(52) CPC특허분류

G06T 5/00 (2019.01)

G06V 10/40 (2023.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711134521

과제번호 2021-0-00537

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 차세대인공지능핵심원천기술개발

연구과제명 자기지도 학습에 의한 시각적 상식으로 영상에서 보이지 않는 부분을 복원하는 기술

기 여 율 1/1

과제수행기관명 한국전자기술연구원

연구기간 2021.04.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

학습 영상을 입력받는 학습 영상 입력 모듈;

상기 학습 영상 입력 모듈에서 입력받은 학습 영상으로부터 특징 함수를 추출하는 특징 함수 추출 모듈;

테스트 영상을 입력받는 테스트 영상 입력 모듈;

상기 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 특징 함수를 이용하여 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상의 초기 추정값을 생성하는 초기 추정값 생성 모듈;

상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상으로부터 추가 특징 함수를 추출하는 추가 특징 함수 추출 모듈;

상기 초기 추정값 생성 모듈에서 생성된 초기 추정값에 상기 추가 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 추가 특징 함수를 반영하여 개선 추정값을 생성하는 개선 추정값 생성 모듈을 포함하는 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 개선 추정값 생성 모듈은,

상기 개선 추정값 생성 모듈에서 생성된 개선 추정값을 반복적으로 개선하여 최종적인 개선 추정값 f^0 를 생성하고 출력하도록 구성되는 것을 특징으로 하는 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 개선 추정값 생성 모듈은,

각각의 t 반복 단계에서 하기 수학식에 의해 추정 함수값 $f(t)$ 에 대한 목적값 0를 최대가 되게 하여 최종적인 개선 추정값 f^0 를 산출하고,

<수학식>

$$\mathcal{O}(f) = \langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle + \lambda \sum_{i=1}^m w^i(t) \langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_i \rangle$$

여기서, λ 는 하이퍼 파라미터이고, $w^i(t)$ 는 가중치이고,

상기 $w^i(t)$ 는 하기 수학식에 의해 산출되고,

<수학식>

$$w^i(t) = \frac{\exp\left(\frac{\langle \tilde{\mathbf{K}}_f(t), \tilde{\mathbf{K}}_i \rangle}{\sigma_w^2}\right)}{\sum_{j=1}^m \exp\left(\frac{\langle \tilde{\mathbf{K}}_f(t), \tilde{\mathbf{K}}_j \rangle}{\sigma_w^2}\right)}$$

여기서, σ_w^2 는 하이퍼 파라미터이고, $\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle$ 는 다음 수학식에 의해 산출되고,

<수학식>

$$\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle = \text{trace}[\tilde{\mathbf{K}}_f \tilde{\mathbf{K}}_f(t)]$$

여기서, $\tilde{\mathbf{K}}_f$ 는 다음 수학식에 따라 정의되고, $\text{trace}[\tilde{\mathbf{K}}_f \tilde{\mathbf{K}}_f(t)]$ 는 트레이스(trace)값이고,

<수학식>

$$\tilde{\mathbf{K}}_f = \frac{\mathbf{K}_f \mathbf{C}}{\|\mathbf{K}_f \mathbf{C}\|_F}$$

여기서, $\|\mathbf{K}_f \mathbf{C}\|_F$ 는 매트릭스 $\mathbf{K}_f \mathbf{C}$ 의 프로베니우스 놈(Frobenius norm)값이고,

상기 $\text{trace}[\tilde{\mathbf{K}}_f \tilde{\mathbf{K}}_f(t)]$ 에서 매트릭스 $\mathbf{K}_f$ 의 k번째 행 l번째 열 값인 $[\mathbf{K}_f]_{kl}$ 은 다음 수학식으로 정의되며,

<수학식>

$$[\mathbf{K}_f]_{kl} = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{h}_k^i - \mathbf{f}_l^i\|^2}{\sigma_i^2}\right)$$

여기서, σ_i^2 는 H^i 의 각 원소 쌍들간 평균 거리의 제곱에 2를 곱한 값으로 정의되는 것을 특징으로 하는 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템.

청구항 4

학습 영상 입력 모듈이 학습 영상을 입력받는 단계;

특징 함수 추출 모듈이 상기 학습 영상 입력 모듈에서 입력받은 학습 영상으로부터 특징 함수를 추출하는 단계;

테스트 영상 입력 모듈이 테스트 영상을 입력받는 단계;

초기 추정값 생성 모듈이 상기 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 특징 함수를 이용하여 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상의 초기 추정값을 생성하는 단계;

추가 특징 함수 추출 모듈이 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상으로부터 추가 특징 함수를 추출하는 단계;

개선 추정값 생성 모듈이 상기 초기 추정값 생성 모듈에서 생성된 초기 추정값에 상기 추가 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 추가 특징 함수를 반영하여 개선 추정값을 생성하는 단계를 포함하는 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 방법.

청구항 5

제4항에 있어서, 상기 개선 추정값 생성 모듈이 상기 초기 추정값 생성 모듈에서 생성된 초기 추정값에 상기 추가 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 추가 특징 함수를 반영하여 개선 추정값을 생성하는 단계는,

상기 개선 추정값을 반복적으로 개선하여 최종적인 개선 추정값을 생성하고 출력하도록 구성되는 것을 특징으로 하는 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 방법.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 영상 분석 개선 시스템 및 방법에 관한 것으로서, 구체적으로는 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템 및 방법에 관한 것이다.

[0001]

배경 기술

- [0002] 기존의 학습 기반 영상 분석 기법은 다양한 학습 영상을 이용하여 특징을 추출하여 학습을 한 후 특징 함수를 추출하여 테스트 영상에 적용하도록 구성되어 있다.
- [0003] 즉, 충분한 학습을 통해 특징 함수를 만든 후에 이를 새로운 테스트 영상에 적용하기 때문에 학습량이 많을수록 그 정확도는 높아진다. 예를 들어, 신(shoe)에 관한 영상 분석을 주로 하는 경우, 다양한 신에 관한 학습 영상을 통해 학습하여 특징 함수를 도출한 후, 새로운 신에 관한 영상을 분석한다.
- [0004] 그런데, 신의 종류나 모양, 형상, 무늬 등이 매우 다양하기 때문에 그에 가장 적합한 특징 함수를 학습하지 않으면, 그 분석의 정확도도 떨어질 수밖에 없는 문제점이 있다.
- [0005] 이에, 학습 기반의 영상 분석에 있어서도 새로운 타입의 영상에 대해서도 그 영상 분석의 정확도를 높이고, 지속적으로 학습량을 높일 수 있는 방안이 요구된다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0006] (특허문헌 0001) 공개특허공보 10-2008-0036016
(특허문헌 0002) 공개특허공보 10-2021-0073639

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 본 발명의 목적은 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템을 제공하는 데 있다.
- [0008] 본 발명의 다른 목적은 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 방법을 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

- [0010] 상술한 본 발명의 목적에 따른 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템은, 학습 영상을 입력받는 학습 영상 입력 모듈; 상기 학습 영상 입력 모듈에서 입력받은 학습 영상으로부터 특징 함수를 추출하는 특징 함수 추출 모듈; 테스트 영상을 입력받는 테스트 영상 입력 모듈; 상기 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 특징 함수를 이용하여 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상의 초기 추정값을 생성하는 초기 추정값 생성 모듈; 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상으로부터 추가 특징 함수를 추출하는 추가 특징 함수 추출 모듈; 상기 초기 추정값 생성 모듈에서 생성된 초기 추정값에 상기 추가 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 추가 특징 함수를 반영하여 개선 추정값을 생성하는 개선 추정값 생성 모듈을 포함하도록 구성될 수 있다.

- [0011] 여기서, 상기 개선 추정값 생성 모듈은, 상기 개선 추정값 생성 모듈에서 생성된 개선 추정값을 반복적으로 개선하여 최종적인 개선 추정값 f^0 를 생성하고 출력하도록 구성될 수 있다.

- [0012] 그리고 상기 개선 추정값 생성 모듈은, 각각의 t 반복 단계에서 하기 수학식에 의해 추정 함수값 $f(t)$ 에 대한 목적값 0를 최대가 되게 하여 최종적인 개선 추정값 f^0 를 산출하고, <수학식>

$$\mathcal{O}(f) = \langle \tilde{K}_f, \tilde{K}_f(t) \rangle + \lambda \sum_{i=1}^m w^i(t) \langle \tilde{K}_f, \tilde{K}_i \rangle$$

여기서, λ 는 하이퍼 파라미터이고, $w^i(t)$ 는 가중치이고, 상기 $w^i(t)$ 는

$$w^i(t) = \frac{\exp\left(\frac{\langle \tilde{K}_f(t), \tilde{K}_i \rangle}{\sigma_w^2}\right)}{\sum_{j=1}^m \exp\left(\frac{\langle \tilde{K}_f(t), \tilde{K}_j \rangle}{\sigma_w^2}\right)}$$

하기 수학식에 의해 산출되고, <수학식>

여기서, σ_w^2 는 하이퍼 파라미터이고,

$\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle$ 는 다음 수학식에 의해 산출되고, <수학식> $\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle = \text{trace}[\tilde{\mathbf{K}}_f \tilde{\mathbf{K}}_f(t)]$ 여기서, $\tilde{\mathbf{K}}_f$ 는 다음 수학식에 따라 정의되고, $\text{trace}[\tilde{\mathbf{K}}_f \tilde{\mathbf{K}}_f(t)]$ 는 트레이스(trace)값이고, <수학식> $\tilde{\mathbf{K}}_f = \frac{\mathbf{K}_f \mathbf{C}}{\|\mathbf{K}_f \mathbf{C}\|_F}$ 여기서, $\|\mathbf{K}_f \mathbf{C}\|_F$ 는 매트릭스 $\mathbf{K}_f \mathbf{C}$ 의 프로베니우스 놈(Frobenius norm)값이고, 상기 $\text{trace}[\tilde{\mathbf{K}}_f \tilde{\mathbf{K}}_f(t)]$ 에서 매트릭스 $\mathbf{K}_f$ 의 k번째 행 l번째 열 값인 $[\mathbf{K}_f]_{kl}$ 은 다음 수학식으로 정의되며, <수학식> $[\mathbf{K}_i]_{kl} = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{h}_k^i - \mathbf{f}_l^i\|^2}{\sigma_i^2}\right)$ 여기서, σ_i^2 는 H^i 의 각 원소 쌍들간 평균 거리의 제곱에 2를 곱한 값으로 정의될 수 있다.

[0013] 상술한 본 발명의 다른 목적에 따른 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 방법은, 학습 영상 입력 모듈이 학습 영상을 입력받는 단계; 특징 함수 추출 모듈이 상기 학습 영상 입력 모듈에서 입력받은 학습 영상으로부터 특징 함수를 추출하는 단계; 테스트 영상 입력 모듈이 테스트 영상을 입력받는 단계; 초기 추정값 생성 모듈이 상기 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 특징 함수를 이용하여 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상의 초기 추정값을 생성하는 단계; 추가 특징 함수 추출 모듈이 상기 테스트 영상 입력 모듈에서 입력받은 테스트 영상으로부터 추가 특징 함수를 추출하는 단계; 개선 추정값 생성 모듈이 상기 초기 추정값 생성 모듈에서 생성된 초기 추정값에 상기 추가 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 추가 특징 함수를 반영하여 개선 추정값을 생성하는 단계를 포함하도록 구성될 수 있다.

[0014] 여기서, 상기 개선 추정값 생성 모듈이 상기 초기 추정값 생성 모듈에서 생성된 초기 추정값에 상기 추가 특징 함수 추출 모듈에서 추출된 추가 특징 함수를 반영하여 개선 추정값을 생성하는 단계는, 상기 개선 추정값을 반복적으로 개선하여 최종적인 개선 추정값을 생성하고 출력하도록 구성될 수 있다.

발명의 효과

[0015] 상술한 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템 및 방법에 의하면, 학습 영상을 통해 학습되지 않은 테스트 영상의 새로운 특징들을 테스트 시에도 특징들을 추출하여 분석에 반영하도록 구성됨으로써, 영상 분석의 정확도를 높일 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0017] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템의 블록 구성도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템의 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0018] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시 예들을 도면에 예시하고 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다.

[0019] 제1, 제2, A, B 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

[0020] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있

다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.

- [0021] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0022] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0023] 이하, 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0024] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템의 블록 구성도이다.
- [0025] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템(100)은 학습 영상 입력 모듈(110), 특징 함수 추출 모듈(120), 테스트 영상 입력 모듈(130), 초기 추정값 생성 모듈(140), 추가 특징 함수 추출 모듈(150), 개선 추정값 생성 모듈(160)을 포함하도록 구성될 수 있다.
- [0026] 이하, 세부적인 구성에 대하여 설명한다.
- [0027] 학습 타임(learning time)에서 학습 영상 입력 모듈(110)은 학습 영상 x 를 미리 입력받도록 구성될 수 있다.
- [0028] 학습 영상 입력 모듈(110)은 다양한 학습 영상 x 를 입력받을 수 있으며, 입력받은 학습 영상 x 는 카테고리 별로 분류될 수 있다. 예를 들어, 신(shoe)에 관한 학습 영상들이 하나의 카테고리로서 분류되어 별도로 학습될 수 있다.
- [0029] 특징 함수 추출 모듈(120)은 학습 영상 입력 모듈(110)에서 입력받은 학습 영상 x 로부터 특징 함수 $g(x)$ 를 미리 추출하도록 구성될 수 있다.
- [0030] 특징 함수 $g(x)$ 에 따른 특징값들 G 는 $\{g_1, \dots, g_n\}$ 와 같이 표현될 수 있다.
- [0031] 특징 함수 추출 모듈(120)은 특정 카테고리의 학습 영상 x 에서 특징이 둘 이상인 경우에는 둘 이상의 특징 함수 $g(x)$ 를 추출할 수도 있다. 이러한 특징 함수의 특징값들은 차후 테스트 영상을 분석하여 추정할 때 이용될 수 있다.
- [0032] 한편, 테스트 타임(test time)에서 테스트 영상 입력 모듈(130)은 테스트 영상 x' 을 입력받도록 구성될 수 있다. 테스트 영상 x' 의 특징값들을 $\{x'_1, \dots, x'_n\}$ 와 같이 표현할 수 있다.
- [0033] 그리고 초기 추정값 생성 모듈(140)은 학습 타임에서 특징 함수 추출 모듈(120)에서 미리 추출된 특징 함수 $g(x)$ 를 이용하여 테스트 영상 입력 모듈(130)에서 입력받은 테스트 영상 x' 의 초기 추정값 f^1 를 생성하도록 구성될 수 있다. 즉, 추정 함수 $f(x)$ 의 경우 특징 함수 추출 모듈(120)의 특징 함수 $g(x)$ 를 기반으로 학습이 끝난 추정 함수 $f(x)$ 를 이용하여 영상 분석을 하도록 구성될 수 있다. 이에, 초기 추정값 f^1 는 $\{f(g_1), \dots, f(g_n)\}$ 와 같이 표현할 수 있다.
- [0034] 추가 특징 함수 추출 모듈(150)은 테스트 영상 입력 모듈(130)에서 입력받은 테스트 영상 x' 으로부터 추가 특징 함수 $h(x)$ 를 추출하도록 구성될 수 있다. 즉, 기존의 학습 영상에서는 학습되지 않았던 테스트 영상 x' 의 특징값들을 추가 특징 함수 $h(x)$ 로서 추출할 수 있다.
- [0035] 예를 들어, 특징 함수 추출 모듈 (120)에서 추출한 특징 함수 $g(x)$ 가 픽셀의 RGB 특성에 관한 것인데, 기존의 학습 영상 x 에서는 픽셀의 깊이값에 대해서는 특징 추출이 되지 않을 수 있다. 이러한 경우, 기존 학습 영상 x 를 통해 학습되지 않았지만 테스트 영상 x' 에서 새로이 나타나는 특징값들 즉, 깊이 특징 함수 $h(x)$ 를 새로운 특징 함수로서 추가적으로 추출할 수 있다. 기존의 학습에 기반해서는 픽셀의 깊이값에 대한 분석이 불가능하지만, 본 발명에서는 기존에 학습되지 않은 특징들에 대해서도 테스트 중에도 추가적으로 학습하여 영상 분석에

활용할 수 있다는 장점이 있다.

[0036] 테스트 영상에서 주어지는 복수의 특징 함수 $h(x)$ 에 대한 특징값들을 $\{H^1, \dots, H^m\}$ 라고 하면, $\{H^1, \dots, H^m\}$ 는 다음 수학적 식 1과 같이 표현될 수 있다.

수학적 식 1

$$\begin{aligned} H^1 &= \{h_1^1, \dots, h_n^1\} \\ &\vdots \\ H^m &= \{h_1^m, \dots, h_n^m\} \end{aligned}$$

[0038] 개선 추정값 생성 모듈(160)은 초기 추정값 생성 모듈(140)에서 생성된 초기 추정값 f^1 에 추가 특징 함수 추출 모듈(150)에서 추출된 추가 특징 함수 $h(x)$ 를 반영하여 개선 추정값 f^0 를 생성하도록 구성될 수 있다.

[0039] 즉, 기존의 특징값들을 이용하여 얻은 초기 추정값 f^1 와 테스트 영상에서 새로 주어지는 추가 특징 함수값들 $\{H^1, \dots, H^m\}$ 을 이용하여 추정 함수 $f(x)$ 에 따른 개선 추정값 f^0 를 얻을 수 있다.

[0040] 여기서, 개선 추정값 생성 모듈(160)은 앞서 생성된 개선 추정값 f^0 를 반복적으로 개선하고 최대화하여 최종 추정값 f^0 를 생성하고 출력하도록 구성될 수 있다.

[0041] 구체적으로는 다음과 같다.

[0042] 각각의 반복 단계를 t 라고 할 때, 각 단계에서는 이전 단계의 추정값을 활용하여 목적값 0를 최대화하도록 구성될 수 있다. 즉, $t+1$ 단계의 추정값 $f(t+1)$ 은 그 이전 단계인 t 단계의 추정값 $f(t)$ 를 활용하여 추정하여 목적값 0를 최대화할 수 있다. 각 단계의 반복은 T 회만큼 이루어질 수 있다.

[0043] 추정 함수 $f(t)$ 에 대한 목적값 0는 다음 수학적 식 2와 같이 구해질 수 있다.

수학적 식 2

$$\mathcal{O}(f) = \langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle + \lambda \sum_{i=1}^m w^i(t) \langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_i \rangle$$

[0045] 수학적 식 2에서 λ 는 하이퍼 파라미터이고, 검증을 통해 정확도가 최대가 되게 하는 값으로 정해질 수 있다.

[0046] 그리고 $w^i(t)$ 는 가중치이다. 가중치 $w^i(t)$ 는 다음의 수학적 식 3으로 표현될 수 있다.

수학적 식 3

$$w^i(t) = \frac{\exp\left(\frac{\langle \tilde{\mathbf{K}}_f(t), \tilde{\mathbf{K}}_i \rangle}{\sigma_w^2}\right)}{\sum_{j=1}^m \exp\left(\frac{\langle \tilde{\mathbf{K}}_f(t), \tilde{\mathbf{K}}_j \rangle}{\sigma_w^2}\right)}$$

[0048] 수학적 식 3에서 σ_w^2 는 하이퍼 파라미터이고, 검증을 통해 정확도가 최대가 되게 하는 값으로 정해질 수 있다.

[0049] 그리고 $\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle$ 는 다음 수학적 식 4와 같이 정의될 수 있다.

수학식 4

$$\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle = \text{trace}[\tilde{\mathbf{K}}_f \tilde{\mathbf{K}}_f(t)]$$

$\tilde{\mathbf{K}}_f$ 는 수학식 5와 같이 정의된다.

수학식 5

$$\tilde{\mathbf{K}}_f = \frac{\mathbf{K}_f \mathbf{C}}{\|\mathbf{K}_f \mathbf{C}\|_F}$$

여기서, $\|\mathbf{K}_f \mathbf{C}\|_F$ 는 매트릭스 $\mathbf{K}_f \mathbf{C}$ 의 프로베니우스 놈(Frobenius norm)값이다.

그리고 수학식 4의 $\text{trace}[\tilde{\mathbf{K}}_f \tilde{\mathbf{K}}_f(t)]$ 는 트레이스(trace)값으로서, 매트릭스 $\mathbf{K}_f$ 의 k 번째 행 l 번째 열 값인 $[\mathbf{K}_f]_{kl}$ 은 다음 수학식 6과 같이 정의된다.

수학식 6

$$[\mathbf{K}_f]_{kl} = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{f}_k - \mathbf{f}_l\|^2}{\sigma_f^2}\right)$$

여기서, $\mathbf{f}_k$ 는 $\mathbf{f}$ 의 k 번째 원소이며, σ_f^2 는 $\mathbf{f}$ 의 각 원소쌍들간 평균 거리의 제곱에 2를 곱한 값으로 정의될 수 있다.

수학식 2에서 매트릭스 $\mathbf{K}_i$ 는 다음 수학식 7과 같이 정의될 수 있다. 즉, X' 로부터 얻은 i 번째 추가 특징 H^i 를 통해 얻어질 수 있다.

수학식 7

$$[\mathbf{K}_i]_{kl} = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{h}_k^i - \mathbf{h}_l^i\|^2}{\sigma_i^2}\right)$$

여기서, σ_i^2 는 H^i 의 각 원소 쌍들간 평균 거리의 제곱에 2를 곱한 값으로 정의될 수 있다.

각 단계에서 목적값 0를 최대화함으로써, 추정값 $f(t+1)$ 을 이전의 추정값 $f(t)$ 및 새로운 특징 $\{H^1, \dots, H^m\}$ 과 유사한 값으로 만들 수 있다. 목적값 0의 수학식 2에서 $\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle$ 는 변수 f 와 이전 단계의 추정값 $f(t)$ 간의 유사도를 나타내며, $\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_i \rangle$ 는 변수 f 와 특징 H^i 간의 유사도를 나타낸다.

한편, 수학식 6의 매트릭스 $\mathbf{K}_f$ 는 f 의 각 원소쌍들의 거리 정보를 포함하며, $\mathbf{K}_f(t)$ 역시 $f(t)$ 의 각 원소쌍들의 거리 정보를 포함한다. 이에, $\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle$ 는 f 와 $f(t)$ 의 각 원소쌍별 거리 정보가 서로 얼마나 유사한지를 평가하는 척도가 될 수 있다.

수학식 5의 매트릭스 정규화 과정은 유사도 값인 $\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_f(t) \rangle$ 가 매트릭스의 각 원소값을 임의로 스케일링해서 커지

는 것을 방지하는 역할을 할 수 있다.

[0063] $\mathbf{K}_f(t)$ 와 특징 H^i 간의 유사도인 $\langle \tilde{\mathbf{K}}_f, \tilde{\mathbf{K}}_i \rangle$ 도 이와 유사하게 해석될 수 있다.

[0064] 변수 f 를 최적화하는 과정에서 이전 추정값 $f(t)$ 와의 유사도와 각 특징 H^i 와의 유사도의 기여도는 λ 와 $w^i(t)$ 를 통해 결정될 수 있으며, λ 값이 크면 일반적으로 $f(t)$ 와의 유사도보다 각 특징 H^i 와의 유사도를 더 강조할 수 있다. 또한, $w^i(t)$ 값이 다른 $w^j(t)$ 보다 크면 i 번째 특징인 H^i 를 H^j 에 비해 더 강조하게 된다.

[0065] 바람직하게는 λ 는 사용자가 지정하고, $\{w^i(t)\}_{i=1}^m$ 는 수학적 3을 통해 자동으로 결정되도록 구성될 수 있다.

[0066] 이러한 방식으로 $w^i(t)$ 를 정하고 수학적 2의 목적값 0를 최대화할 경우 반복이 진행되면서 f 와 유사도가 떨어지는 특징들은 무시되는 경향이 생기며, 이를 통해 초기 추정값 f^1 를 개선하는 데 도움이 되지 않는 특징들이 제거될 때에도 자동으로 유의미한 특징을 선택할 수 있게 된다.

[0067] 수학적 2의 목적값 0는 미분 가능하며, 0의 최적화는 f 의 경사 상승(gradient ascent)를 통해 수행할 수 있다.

[0068] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 테스트 영상 특징 반영에 의한 영상 분석 개선 시스템의 흐름도이다.

[0069] 도 2를 참조하면, 먼저 학습 영상 입력 모듈(110)이 학습 영상을 입력받는다(S101).

[0070] 다음으로, 특징 함수 추출 모듈(120)이 학습 영상 입력 모듈(110)에서 입력받은 학습 영상으로부터 특징 함수를 추출한다(S102).

[0071] 다음으로, 테스트 영상 입력 모듈(130)이 테스트 영상을 입력받는다(S103).

[0072] 다음으로, 초기 추정값 생성 모듈(140)이 특징 함수 추출 모듈(120)에서 추출된 특징 함수를 이용하여 테스트 영상 입력 모듈(150)에서 입력받은 테스트 영상의 초기 추정값을 생성한다(S104).

[0073] 다음으로, 추가 특징 함수 추출 모듈(150)이 테스트 영상 입력 모듈(130)에서 입력받은 테스트 영상으로부터 추가 특징 함수를 추출한다(S105).

[0074] 다음으로, 개선 추정값 생성 모듈(160)이 초기 추정값 생성 모듈(140)에서 생성된 초기 추정값에 추가 특징 함수 추출 모듈(150)에서 추출된 추가 특징 함수를 반영하여 개선 추정값을 생성한다(S106).

[0075] 다음으로, 최종 추정값 생성 모듈(170)이 개선 추정값 생성 모듈(160)에서 생성된 개선 추정값을 반복적으로 개선하여 최종 추정값을 생성하고 출력한다(S107).

[0076] 이상 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허청구범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

부호의 설명

[0077] 110: 학습 영상 입력 모듈

120: 특징 함수 추출 모듈

130: 테스트 영상 입력 모듈

140: 초기 추정값 생성 모듈

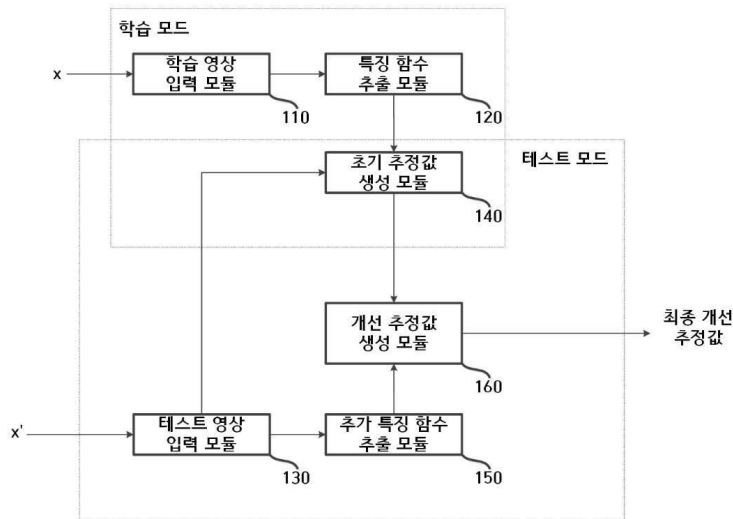
150: 추가 특징 함수 추출 모듈

160: 개선 추정값 생성 모듈

도면

도면1

100



도면2

