



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2013-0073852  
(43) 공개일자 2013년07월03일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
*G06F 17/30* (2006.01) *G06F 17/40* (2006.01)  
*G06F 21/60* (2013.01) *G06K 9/78* (2006.01)
- (21) 출원번호 10-2012-0151230  
 (22) 출원일자 2012년12월21일  
 심사청구일자 없음  
 (30) 우선권주장  
 11306771.4 2011년12월23일  
 유럽특허청(EPO)(EP)
- (71) 출원인  
**틈슨 라이센싱**  
 프랑스 92130 이씨레플리노 잔 다르크 뒤편 1-5
- (72) 발명자  
**몽말보, 루이스**  
 프랑스 쉐에스 176 16 에프-35 576 세송 쉐비네  
 자크 데 샹 블랑 아브뉴 데 샹 블랑 975 떼끄니폴  
 로르 에르 에 데 프랑스  
**드프랑스, 세르쥬**  
 프랑스 쉐에스 176 16 에프-35 576 세송 쉐비네  
 자크 데 샹 블랑 아브뉴 데 샹 블랑 975 떼끄니폴  
 로르 에르 에 데 프랑스  
 (뒷면에 계속)
- (74) 대리인  
**백만기, 양영준, 전경석**

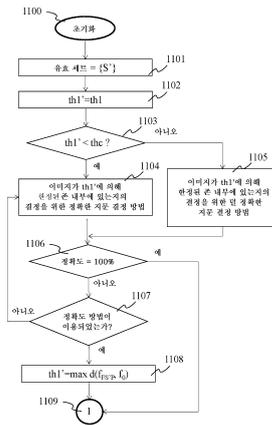
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 **이미지들의 컬렉션 내의 이미지들의 자동 관리의 방법 및 대응하는 장치**

**(57) 요약**

본 발명은 데이터 저장에서 이미지 데이터의 관리 분야에 관한 것이다. 특히, 본 발명은 그가 사본 이미지들이라고 생각하는 것의 사용자 인식을 고려하면서 데이터 저장에서의 사본 이미지들의 자동 검출을 위한 방법 및 장치와 대응하는 장치에 관한 것이고, 이 방법 및 장치는 특히 대량의 이미지 데이터의 개인화된 자동 관리와 관련하여 효율적이다.

**대표도 - 도11**



(72) 발명자

**정드로, 레미**

프랑스 쎬에스 176 16 에프-35 576 쎬송 쎬비네 자  
크 데 샹 블랑 아브뉴 데 샹 블랑 975 떼끄니꼴로  
르 에르 에 데 프랑스

**르페브르, 프레데릭**

프랑스 쎬에스 176 16 에프-35 576 쎬송 쎬비네 자  
크 데 샹 블랑 아브뉴 데 샹 블랑 975 떼끄니꼴로  
르 에르 에 데 프랑스

---

## 특허청구의 범위

### 청구항 1

n개의 이미지를 포함하는 이미지 컬렉션 내의 이미지들의 자동 분류 방법으로서,

초기화 단계 동안, 유사성의 사용자 인식에 따라, 이미지 세트들 내의 변환된 이미지들을 분류하고(401) - 상기 변환된 이미지들은 동일한 기준 이미지(200)에 기초하고, 상기 변환된 이미지들 각각은 상기 기준 이미지에 대하여 별개의 지문 거리(fingerprint distance)를 가짐 - ; 및 지문 거리 존들 내에서 결정된 이미지 세트들을 제한하는(delimit) 적어도 하나의 지문 거리 임계값을 결정하는(402) 단계;

상기 이미지 컬렉션 내의 상기 이미지들의 자동 분류의 단계(403) 동안, 상기 이미지 컬렉션 내의 각각의 이미지 i에 대하여, 상기 이미지 i와 상기 이미지 컬렉션 내의 다른 n-1 이미지들 각각 사이의 지문 거리를 결정하고, 결정된 지문 거리에 따라 상기 지문 거리 존들 중 하나로 상기 다른 n-1 이미지들 각각을 분류하는 단계

를 포함하는 이미지 자동 분류 방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서, 상기 방법은 상기 결정된 지문 거리 존들 각각에 대해 액션을 연관시키고, 상기 지문 거리 존들 중 하나로 분류되는 각각의 이미지에 대해 지문 거리 존에 연관된 액션을 실행하는 단계를 포함하는 이미지 자동 분류 방법.

### 청구항 3

제1항 또는 제2항에 있어서, 상기 적어도 하나의 지문 거리 임계값은 적어도 제1(302) 및 적어도 제2(304) 지문 거리 임계값을 포함하고, 상기 제1 지문 거리 임계값은 제1 지문 거리 존(301)을 제한하고 상기 제1 지문 거리 존(301) 내부에는 사용자가 동일하고 약간 수정된 이미지 세트들로 분류한 변환된 이미지들의 세트가 있고, 상기 제2 지문 거리 임계값은 상기 제1 존 외부에 있는 제2 존(303)을 제한하고, 상기 제2 존(303) 내부에는 사용자가 많이 수정된 이미지 세트들로 분류한 변환된 이미지들이 있고, 상기 제2 존(303)의 외부(305)에는 사용자가 상이한 이미지들의 이미지 세트들로 분류한 변환된 이미지들이 있는 이미지 자동 분류 방법.

### 청구항 4

제3항에 있어서,

이미지가 상기 지문 거리 존들 중 어느 존에 속하는지를 결정하는데 사용하기 위한 지문 거리 결정 방법을, 제3 지문 거리 임계값의 위치에 대한 상기 제1 및 제2 임계값의 위치의 함수로서 결정하는 단계를 더 포함하고, 상기 제3 지문 거리 임계값은, 내부에서는 제1 지문 결정 방법이 사용되고 외부에서는 제2 지문 결정 방법이 사용될 수 있는 지문 거리 존을 결정하는 이미지 자동 분류 방법.

### 청구항 5

제4항에 있어서, 상기 제1 지문 결정 방법은 로컬 접근법(local approach)에 따르고, 상기 제2 지문 방법은 글로벌 접근법(global approach)에 따르는 이미지 자동 분류 방법.

### 청구항 6

제1항 또는 제2항에 있어서, 상기 지문 거리는 지문들 사이의 유클리드 거리(Euclidian distance)에 따라 결정되는 이미지 자동 분류 방법.

### 청구항 7

이미지 관리 장치로서,

유사성의 사용자 인식에 따라, 이미지 세트들 내의 변환된 이미지들을 분류하기 위한 수단(1611) - 상기 변환된 이미지들은 동일한 기준 이미지에 기초하고, 상기 변환된 이미지들 각각은 상기 기준 이미지에 대하여 별개의 지문 거리를 가짐 - ; 및 지문 거리 존들 내에서 결정된 이미지 세트들을 제한하는 적어도 하나의 지문 거리 임

계값을 결정하기 위한 수단(1611);

상기 이미지 컬렉션 내의 각각의 이미지  $i$ 에 대하여, 상기 이미지  $i$ 와 상기 이미지 컬렉션 내의 다른  $n-1$  이미지들 각각 사이의 지문 거리를 결정하기 위한 수단(1611), 및 결정된 지문 거리에 따라 상기 지문 거리 준들 중 하나로 상기 다른  $n-1$  이미지들 각각을 분류하기 위한 수단(1611)

을 포함하는 것을 특징으로 하는 이미지 관리 장치.

### 청구항 8

제7항에 있어서,

상기 결정된 지문 거리 준들 각각에 대해 액션을 연관시키기 위한 수단, 및 상기 지문 거리 준들 중 하나로 분류되는 각각의 이미지에 대해 지문 거리 준에 연관된 액션을 실행하기 위한 수단을 더 포함하는 이미지 관리 장치.

## 명세서

### 기술분야

[0001] 본 발명은 데이터 저장에서의 이미지 데이터의 관리 분야에 관한 것이다. 특히, 본 발명은 사용자가 사본 이미지들이라고 생각하는 것의 사용자 인식을 고려하면서 데이터 저장에서의 사본 이미지들의 자동 검출을 위한 방법 및 장치와 대응하는 장치에 관한 것이고, 이 방법 및 장치는 특히 대량의 이미지 데이터의 개인화된 자동 관리와 관련하여 효율적이다.

### 배경기술

[0002] 포토 카메라를 포함하는 디지털 장치들의 확산은 사용자에게 의해 저장된 이미지 데이터의 양의 폭발적 증가를 촉진하였고, 사용자가 사용자의 이미지 라이브러리 내에 많은 이미지 사본들이 생기게 하는 것은 매우 용이하다.

[0003] 이 상황은 홈 네트워크 환경의 경우에 훨씬 더 나쁠 수 있고, 여기서 몇몇 사용자들은 이미지 라이브러리에 이미지들을 추가할 수 있고, 라이브러리는 가능하게는 몇몇 분산된 저장 장치들에, 예를 들어, 상이한 PC들의 하드 드라이브들에, NAS(Network Attached Storage)에, USB 키들 등에 물리적으로 분산된다.

[0004] 이미지 라이브러리가 많은 사본 이미지들을 포함하게 될 수 있는 이유는 다양하다. 의도하지 않은 사본 이미지들은 카피 동작들을 통해 생성된다. 예를 들어, 상이한 디렉터리들로 사진들을 체계화하는 사용자는 사진들을 이동시키지 않고, 이것은 적절하였지만, 그것들을 의도하지 않게 카피하고; 이메일을 통해 사진들을 전송하기를 희망하는 사용자는 그의 이메일에 그것들을 포함하기 위해 사진 해상도를 적응시키지만, 의도하지 않게 저해상도 카피들을 유지하고; 뷰어 애플리케이션으로 이미지들을 보는 사용자는 이것들을 회전, 또는 컬러 및 콘트라스트의 수정에 의해 수정하고, 수정된 카피에 부가하여 수정되지 않은 카피를 의도하지 않게 유지한다. 다른 카피 액션들은 의도적이고, 사용자가 더 이상 그가 저장한 데이터의 오버뷰(overview)를 갖지 않는다는 사실로 인한 것이고, 상황은 사용자가 복수의 저장 장치들 및 많은 이미지를 가질 때 점점 더 나빠지고, 복수의 사용자들이 저장된 다수의 이미지에 데이터를 부가하고 카피할 때 훨씬 더 나빠진다. 그가 저장된 이미지들의 클리어 오버뷰를 갖지 않음을 알고 있는 사용자는 그것들을 삭제할까봐 염려되어, 이미지들을 이동 또는 교체하기보다는 카피하는 것을 최종적으로 선호함으로써 이 상황을 악화시킨다. 이것은 이미지들이 일회용 카피들인지 그렇지 않은지를 사용자가 더 이상 알고 있지 않은 상황을 만든다.

[0005] 모든 이들 시나리오들에서, 사용자의 이미지 라이브러리의 정리 또는 관리 작업들에 대해 사용자를 돕기 위해 사본 검출 툴이 유용할 수 있다.

[0006] 이미지 사본들의 종래 기술의 검출은 체크섬 데이터, 생성 데이터, 파일명, 파일 사이즈, 및 이미지 포맷과 같은 판단기준에 따라 사본들을 검출할 수 있게 한다. 선택된 판단기준 중 임의의 것에 따라 사본들이 검출되고, 각각의 검출시 사용자가 이미지 라이브러리로부터 검출된 사본들을 삭제하기를 희망하는지 희망하지 않는지를 결정하기 위해 사용자 개입이 필요하다. 사본 이미지들에 대해 어떤 동작들을 실행할지에 관한 최종 결정을 최종 사용자에게 남기는 이유는, 사본 이미지를 구성하는 것의 인식이 주관적인 문제이기 때문이다. 사용자 및 문맥에 의존하여, 사본 이미지는: 이미지의 정확한 (비트-바이-비트(bit-by-bit)) 카피, 시각적으로 동일하지만 상이한 압축 알고리즘으로 인코딩된 이미지의 카피, 시각적으로 동일하지만 기하학적 또는 비색적

(colorimetric) 변환들을 거친 이미지의 카피 동일 수 있다.

- [0007] 따라서, 동작이 자동적이어서 사용자의 사본 이미지 인식에 적응될 수 있도록 이 주관적인 인식을 데이터 중복 제거(de-duplication)에 요구되는 파라미터들로 변환할 수 있는 방법이 필요하다.
- [0008] 2011년 10월 4일자로 출원된 유럽 특허 출원 번호 EP11306284.8호, "Method of automatic management of a collection of images and corresponding device"는 사본의 종류, 즉, 사본 또는 근사 사본(near-duplicate)을 나타내는 라벨을 갖는 이미지의 상이한 카피들을 식별하기 위해 태그들의 세트를 이용하는 이미지 사본들을 검출하는 방법을 제안한다. 근사 사본의 경우에, 태그는 또한 이미지의 카피가 원래의 것과 얼마나 다른지를 표시한다. 일부 특정 경우들에서, 이들 태그들에 의해 공급되는 정보는 어떤 사본 이미지들을 사진 라이브러리에서 제거할지에 관한 결정을 하기 위해 최종 사용자에게 의해 이용된다. 사본 이미지들에 대해 어떤 동작들을 수행할지에 관한 최종 결정을 최종 사용자에게 남기는 이유는 사본 이미지를 구성하는 것의 인식이 주관적인 문제이기 때문이다. 언급된 유럽 특허 출원에 설명된 시스템은 레지덴셜(residential) 사진 라이브러리의 프레임워크에서 이미지가 거칠 수 있는 가장 넓은 범위의 변환들을 식별하도록 구상된다. 체크섬 기법을 이용하여 비트-바이-비트 정확한 사본 이미지들을 검출하고, 지문 기법을 이용하여 근사 사본 이미지들을 검출한다. 지문 기법은 개인 사진 라이브러리 내의 이미지에 적용될 수 있는 가장 심한 변환들을 검출하기 위해 조율되는데, 그 이유는 이 기법이 최악의 경우의 조건들에 대해 구상되어야 하기 때문이다. 이미지의 지문의 계산 시간은 검출될 변환의 복잡도로 증가하여 이미지의 체크섬의 계산 시간보다 훨씬 더 높다(최대 500회)는 것에 주목한다. 이것은 사용자가 오직 이미지의 비트-바이-비트 정확한 카피들 또는 시각적으로 동일하지만 상이한 해상도를 갖는 이미지들을 사본들로서 고려하는 경우들에서 최적이지 않고, 그 이유는 이들 경우들에서 체크섬 계산 틀 또는 더 간단하지만 더 빠른 지문 계산 틀은 원하는 사본 및 근사 사본 이미지들을 식별하는 데 이용될 수 있기 때문이다. 따라서, 자동 관리와 사용자가 갖는 사본 이미지 인식을 고려하는 것이 바람직하다.
- [0009] 이 발명 개시에서는, 최종 사용자로부터 주관적인 사본 이미지 인식을 캡처하고 이 주관적인 인식을 이미지 컬렉션 내의 이미지들의 자동 관리에 요구되는 객관적인 파라미터들로 변환하는 방법이 제안된다.

**발명의 내용**

- [0010] 논의된 이점들 및 이 문서에 언급되지 않은 다른 이점들은 뒤따르는 발명의 상세한 설명을 읽으면 분명해질 것이다.
- [0011] 이미지 컬렉션 내의 이미지들의 관리를 최적화하기 위하여, 본 발명은 이미지들의 컬렉션 내의 이미지들의 자동 관리의 방법을 제안하고, 이 방법은 유사성의 사용자 인식에 따라, 이미지 세트들 내의 변환된 이미지들을 분류하고 - 상기 변환된 이미지들은 동일한 기준 이미지에 기초하고, 상기 변환된 이미지들 각각은 상기 기준 이미지에 대하여 별개의 지문 거리를 가짐 - ; 및 지문 거리 준들 내에서 결정된 이미지 세트들을 제한하는 적어도 하나의 지문 거리 임계값을 결정하는 단계; 및 상기 이미지 컬렉션 내의 상기 이미지들의 자동 분류의 단계 동안, 이미지 컬렉션 내의 각각의 이미지  $i$ 에 대하여, 상기 이미지  $i$ 와 상기 이미지 컬렉션 내의 다른  $n-1$  이미지들 각각 사이의 지문 거리를 결정하고, 결정된 지문 거리에 따라 상기 지문 거리 준들 중 하나로 상기 다른  $n-1$  이미지들 각각을 분류하는 단계를 포함한다.
- [0012] 발명의 변형예에 따르면, 상기 방법은 상기 결정된 지문 거리 준들 각각에 대해 액션을 연관시키고, 상기 지문 거리 준들 중 하나로 분류되는 각각의 이미지에 대해 지문 거리 준에 연관된 액션을 실행하는 단계를 더 포함한다.
- [0013] 이전 실시예들과 유리하게 결합될 수 있는 발명의 변형예에 따르면, 상기 적어도 하나의 지문 거리 임계값은 적어도 제1 및 적어도 제2 지문 거리 임계값을 포함하고, 상기 제1 지문 거리 임계값은 그 내부에서 사용자가 동일하고 약간 수정된 이미지 세트로 분류한 변환된 이미지들의 세트인 제1 지문 거리 준을 제한하고, 상기 제2 지문 거리 임계값은 상기 제1 준 외부이고 그 내부에서 사용자가 많이 수정된 이미지 세트로 분류한 변환된 이미지들이고 그 외부에서 사용자가 상이한 이미지들의 이미지 세트로 분류한 변환된 이미지들인 제2 준을 제한한다.
- [0014] 이전의 변형예와 유리하게 결합될 수 있는 발명의 변형예에 따르면, 상기 방법은, 그 내부에서 제1 지문 결정 방법이 이용되고, 그 외부에서 제2 지문 결정 방법이 이용될 수 있는 지문 거리 준을 결정하는 지문 거리의 제3 임계값의 위치에 대한 상기 제1 및 제2 임계값들의 위치의 함수로서, 상기 지문 거리 준들 중에서 이미지가 속하는 것을 결정하기 위해 이용할 지문 거리 결정 방법을 결정하는 단계를 더 포함한다.

- [0015] 발명의 변형예에 따르면, 상기 제1 지문 결정 방법은 로컬 접근법(local approach)에 따르고, 상기 제2 지문 방법은 글로벌 접근법(global approach)에 따른다.
- [0016] 발명의 변형예에 따르면, 지문 거리 결정은 지문들 사이의 유클리드 거리(Euclidian distance)에 따라 결정된다.
- [0017] 본 발명은 또한 이미지 관리 장치와 관련되고, 이 장치는 유사성의 사용자 인식에 따라, 이미지 세트들 내의 변환된 이미지들을 분류하기 위한 수단 - 상기 변환된 이미지들은 동일한 기준 이미지에 기초하고, 상기 변환된 이미지들 각각은 상기 기준 이미지에 대하여 별개의 지문 거리를 가짐 - ; 및 지문 거리 존들 내에서 결정된 이미지 세트들을 제한하는 적어도 하나의 지문 거리 임계값을 결정하기 위한 수단; 상기 이미지 컬렉션 내의 각각의 이미지  $i$ 에 대하여, 상기 이미지  $i$ 와 상기 이미지 컬렉션 내의 다른  $n-1$  이미지들 각각 사이의 지문 거리를 결정하기 위한 수단, 및 결정된 지문 거리에 따라 상기 지문 거리 존들 중 하나로 상기 다른  $n-1$  이미지들 각각을 분류하기 위한 수단을 포함한다.
- [0018] 발명의 장치의 변형예에 따르면, 상기 장치는 상기 결정된 지문 거리 존들 각각에 대해 액션을 연관시키기 위한 수단, 및 상기 지문 거리 존들 중 하나로 분류되는 각각의 이미지에 대해 지문 거리 존에 연관된 액션을 실행하기 위한 수단을 더 포함한다.

**도면의 간단한 설명**

- [0019] 발명의 더 많은 이점은 발명의 특정한, 비-한정적 실시예들의 설명을 통해 나타날 것이다. 실시예들은 다음의 도면들을 참조하여 설명될 것이다.
  - 도 1은 메타데이터 태그들의 종래 기술의 결정 방법을 도시한다.
  - 도 2는 2개의 이미지 사이의 정규화된 지문 거리(normalized fingerprint distance)(NFD)의 개념 및 NFD와 논의된 임계값들 사이의 관계를 예시한다.
  - 도 3은 다음의 예시들에 의해 이용되는 기준 시스템을 예시한다.
  - 도 4는 발명의 방법의 흐름도를 예시한다.
  - 도 5-7은 상이한 사용자들의 인식에 따라 상이한 지문 거리에서 2개의 임계값 세트를 예시한다.
  - 도 8-10은 지문 거리의 결정을 위한 정확한 방법 및 덜 정확한 방법의 이용 사이의 한계 또는 제3 임계값의 개념을 예시한다.
  - 도 11-13은 발명의 변형예를 예시한다.
  - 도 14는 발명을 구현하는 자동 데이터 중복 제거 에이전트(automatic de-duplication agent)의 클린업 모드(clean-up mode)를 예시한다.
  - 도 15는 발명을 구현하는 자동 데이터 중복 제거 에이전트의 자동 모드를 예시한다.
  - 도 16은 발명을 구현하는 장치의 예를 도시한다.
  - 도 17은 이미지의 일부 상이한 기하학적 왜곡들을 예시한다.
  - 도 18은 지문 거리를 결정하는 데 이용될 수 있는 벡터  $R^b$  (지문)의 통상 정규화들(usual norms)의 일부를 예시한다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0020] Montalvo 등의 유럽 특허 출원 번호 EP 11306284.8호는 메타데이터 '태그들'의 컬렉션 내의 이미지들에의 연관(association) 및 연관된 메타데이터 태그들에 따라 컬렉션 내의 이미지들을 프로세싱하기 위한 미리 결정된 액션들의 세트 중 하나의 자동 결정 및 적용을 통한 이미지들의 컬렉션의 자동 관리의 방법을 설명한다. 특히, EP 11306284.8은 다음의 유형의 카피 이미지들을 인식한다:
  - [0021] 1. 동일한 카피: "카피"는 "오리지널"과 전혀 차이가 없다.
  - [0022] 2. 백업 카피: "카피"는 "오리지널"과 전혀 차이가 없지만, 백업 존으로서 라벨링된 저장 영역(장치)에 저장된

다.

- [0023] 3. 상이한 해상도 카피: "카피"의 해상도만이 "오리지널"과 상이하다. 태그는 또한 카피의 해상도를 표시한다.
- [0024] 4. 상이한 인코딩 및/또는 압축 카피: "카피"는 오리지널과 시각적으로 동일하고, 카피의 해상도는 오리지널의 것과 동일하지만 인코딩 포맷 및/또는 압축 표준이 상이하다.
- [0025] 5. 약간 수정된 카피: "카피"는 "오리지널"과 시각적으로 동일하지만, 명도/대비 개선, 레드 아이 효과 보정 (red-eye effect correction), 및 컬러 필터링과 같은 일부 이미지 프로세싱 알고리즘들이 "오리지널"에 적용되었다.
- [0026] 6. 많이 수정된 카피: "카피"는 "오리지널"과 시각적으로 동일하게 나타나지만, 해상도, 컬러, 인코딩, 크롭핑 (cropping), 주석(annotation), 및 회전들과 같은 일부 편집 수정들이 "오리지널"에 적용되었다.
- [0027] 7. 상이한 카피: 이미지가 오리지널과 상이하다.
- [0028] EP 11306284.8호는 아래에 메타데이터 태그들의 예시적인 타입들, 그의 의미 및 그의 결정 수단을 요약하는 표 1에 따라 메타데이터 태그들을 정의한다.

**표 1**

태그	의미	결정 수단
IDC	이미지 'b'는 이미지 'a'의 동일한 카피이다	체크섬
BC	이미지 'b'는 이미지 'a'의 백업 카피이다	체크섬 및 저장 장소
LMC	이미지 'b'는 이미지 'a'의 많이 수정된 카피이다	정규화된 이미지 지문 거리 (th1 < NFD < th2)
DRC	이미지 'b'는 이미지 'a'의 상이한 해상도 카피이다	이미지 해상도 (NFD < th1)
DEC	이미지 'b'는 이미지 'a'의 상이한 인코딩 카피이다	이미지 인코딩 방법 (NFD < th1)
SMC	이미지 'b'는 이미지 'a'의 약간 수정된 카피이다	정규화된 이미지 지문 거리 (NFD < th1)

[0030] EP 11306284.8호의 이러한 메타데이터 태그들의 결정은 도 1에 의해 예시된다. 테스트 단계(100)에서, 제 1("a") 이미지에 대해 계산된 체크섬이 제2("b") 이미지에 대해 계산된 체크섬과 같은지가 결정된다. 체크섬 계산은 SHA(Secure Hash Algorithm) 또는 MD5(Message Digest 5)와 같은 알려진 방법들을 통해 행해진다. 계산된 체크섬이 동일한 경우, 2개의 이미지는 동일한 것으로서 고려되고, 제2("b") 이미지가 저장된 장소가 백업의 저장을 위한 장소인지가 결정되는 결정 단계(101)가 행해진다. 그렇다면, 제2 이미지가 제1 이미지의 백업 카피임을 표시하는 메타데이터가 단계(103)에서 동일한 제2("b") 이미지에 추가된다. 그렇지 않다면, 제2 이미지가 동일한 카피임을 표시하는 메타데이터가 단계(102)에서 동일한 제2 이미지에 추가된다. 더 다루어 지는 바와 같이, 메타데이터와 연관된 액션들의 실행에 의해 백업 카피들이 아닌 동일한 이미지들을 자동으로 삭제하는 것이 가능하다. 테스트 단계(100)의 결과로서, 반대로 제1 및 제2 이미지들의 체크섬들이 상이하다고 결정되면, 테스트 단계(104)가 실행되고, 여기서는 제1 "a" 이미지의 지문 fp(a)와 제2 "b" 이미지의 지문 fp(b) 사이의 정규화된 거리 d가 제1 임계값 th2  $d(fp(a), fp(b)) < th2$  아래인지가 결정되고; th2는  $d(fp(a), fp(b)) < th2$ 인 경우, 제2 이미지 "b"가 제1 이미지 "a"의 수정된 카피인 것으로서 고려될 수 있도록 선택되는 임계값이다.  $d(fp(a), fp(b))$ 가 th2보다 낮지 않으면, 제1 및 제2 이미지들은 상이한 것으로서 고려되고, 방법은 단계(113)로 계속된다.  $d(fp(a), fp(b))$ 가 th2보다 낮으면, 우리는 수정된 카피로 취급하고 있으며, 2개의 이미지 사이의 차이가 어떻게 특징화될 수 있는지가 다음 단계들에서 결정될 수 있다. 특히, 다음 단계(105)에서, 이전에 계산된 정규화된 지문 거리는 다음 임계값 th1과 비교된다.  $d(fp(a), fp(b))$ 이 th1보다 높으면, 제2 이미지 "b"는 단계(106)에서 제1 이미지 "a"의 많이 수정된 카피인 것으로서 특징화되고, 대응하는 메타데이터는 예를 들어 표 1, 제1 로우에 따라 제2 이미지와 연관된다(LMC, <path>/a). 반대로  $d(fp(a), fp(b))$ 이 th1보다 낮으면, 테스트 단계(107)가 실행되고, 여기서 제1 이미지 ("a")가 제2 이미지("b")와 동일한 해상도를 갖는지가 검증된다. 이미지 해상도는 EXIF(Exchangeable Image File Format)와 같은 파일 시스템들에 존재하는 파일 메타데이터에 기초하여 비교될 수 있다. 이미지 해상도가 상이한 경우, 단계(108)가 실행되고, 여기서 제2 이미지가 제1 이미지의 상이한 해상도 카피임을 표시하는 메타데이터가 제2 이미지에 연관된다; 예를 들어, 태그 'DRC'가 이미지 a의 저장 경로와 함께 이미지 b에 연관된 메타데이터에 추가된다: (DRC, <path>/a). 반대로 제1 이미지의 해상도가 제2 이미지의 해상도와 상이한 경우, 다음 테스트 단계(109)가 실행되고, 여기서 2개의 이미지의 인코딩 방법들이 비교된다. 이 비교는 예를 들어 파일 확장자들(예를 들어, \*.jpg, \*.tiff)을 비교하는

것과 같은 알려진 방법들에 따라 행해진다. 2개의 이미지가 상이한 인코딩 방법으로 인코딩되면, 단계(110)가 실행되고, 여기서 대응하는 메타데이터가 제2 이미지에 연관되고, 예를 들어, 태그 'DEC'가 이미지 a의 저장 경로와 함께 이미지 b에 추가된다: (DEC, <path>/a). 반대로 2개의 이미지가 동일한 인코딩 방법으로 인코딩되면, 단계(111)가 실행되고, 여기서 메타데이터(SMC, <path>/a)가 제2 이미지에 연관된다. 단계들(102, 103, 106, 108, 110 및 111) 후에, 모든 이미지가 프로세싱될 때까지 방법 단계들이 반복된다(블록들 113/99).

[0031] EP 11306284.8호는 태그 타입에 연관되는 액션들을 록업하기 위한 록업 테이블의 이용을 더 설명한다. 다음에 표 2는 태그 타입에 연관되는 액션들을 록업하기 위한 예시적인 록업 테이블을 도시한다. 이용된 태그 타입들은 표 1에 정의된 것들이다. 태그 타입 'IDC'(동일한 카피)에 대하여, 본 발명의 방법에 의해 실행되는 연관된 액션은 제1 이미지("a")에의 링크에 의해 제2 이미지("b")를 대체하는 것이다. 제2 이미지가 메타데이터 태그 BC 또는 LMC를 가질 때, 어떠한 액션도 연관되지 않는데, 그 이유는 제2 이미지를 유지하는 것이 희망되기 때문이다. 제2 이미지가 태그 'DRC'를 가질 때, 연관된 액션은 제2 이미지가 제1 이미지보다 낮은 해상도를 가질 때에만 제2 이미지를 삭제하는 것이다. 제2 이미지가 연관된 메타데이터 태그 'DEC'를 가질 때, 연관된 액션은 제1 이미지가 'png' 인코딩 타입으로 되어 있는 경우에만 제2 이미지를 삭제하는 것이다. 제2 이미지가 연관된 태그 'SMC'를 가질 때, 연관된 액션은 사용자에게 무엇을 해야 할지를 결정하도록 요청하는 것이다. 복수의 메타데이터 태그들이 단일 이미지에 연관될 수 있다. 예를 들어, 동일한 이미지가 DRC 및 DEC 태그들을 둘다 가질 수 있고, 이것은 이미지가 상이한 해상도 카피이지만 또한 상이한 인코딩 카피임을 의미한다. DRC 및 DEC 태그들을 둘다 갖는 이미지의 이전 예를 이용하여 표 2를 참조하면, 연관된 액션은 두 액션 조건들이 적용되는 경우에 오직 이미지를 삭제하는 것, 즉, 제2의 해상도가 제1 이미지의 해상도보다 낮아야 하고 제1 이미지가 PNG(Portable Network Graphics) 인코딩 방법에 따라 인코딩된 경우에 제2 이미지를 삭제하는 것이다. EP 11306284.8호는 액션들이 사용자 구성 가능한 변형을 설명한다.

표 2

태그	액션
IDC	a에의 링크에 의해 b를 대체한다
BC	없음
LMC	없음
DRC	res(b) < res (a)인 경우, b를 삭제한다
DEC	enc(a)=*.png인 경우, b를 삭제한다
SMC	요청한다

[0033] "약간 수정된", "많이 수정된", 및 "상이한" 카피 이미지들(5, 6 및 7)의 자동 관리에 대하여, EP 11306284.8호는 2개의 이미지, 예를 들어, 이미지 컬렉션에 추가할 이미지(예를 들어, 이미지 'b')와 이미지 컬렉션 내의 이미지(예를 들어, 이미지 'a')의 지문들 사이의 정규화된 거리 d를 이용한다.

[0034] 도 2는 2개의 이미지 사이의 정규화된 지문 거리(NFD)의 개념 및 NFD와 논의된 임계값들 사이의 관계를 예시한다. 다른 이미지와의 차이들에 의해 이미지를 분류할 수 있기 위해서, NFD는 EP 11306284.8호의 방법에 의해 이용되는 '틀들' 중 하나이다. 제2('b') 이미지와 제1('a') 이미지의 지문 벡터들 사이의 정규화된 거리들의 특정 값들을 나타내는 2개의 고정된 임계값(th1 및 th2)이 이용된다. 이 정규화된 거리는 다음과 같이 표현될 수 있다:

$$\Delta(a, b) = \frac{\|a - b\|}{\|a + b\|}$$

[0035] 여기서, ||.||는 벡터의 L2 정규화(norm), 즉, 그의 유클리드 거리를 나타낸다. 다른 정규화들이 거리의 측정으로서 이용될 수 있다는 것에 주목한다. 도 15는 일부 대안들을 예시한다. 이미지 지문은 이미지 선별 피쳐들(image discriminating features)로부터 추출하도록 허용하는 기법이다. 2개의 상이한 이미지의 이미지 지문들은 그 다음에 예를 들어, 위에 언급된 정규화된 거리에 따라, 2개의 이미지 지문 사이의 이미지 지문 거리를 계산함으로써 선별 피쳐들의 비교에 기초하여 그의 이미지들 사이의 차이들을 검출하기 위해 비교될 수 있다. 이미지 지문 기법들은 2개의 메인 접근법에 따라 분류될 수 있다: 글로벌 설명 접근법(global description approach) 및 로컬 설명 접근법(local description approach). 글로벌 설명 접근법은 이미지를 전체로서 고려하여 컬러/루미넌스 히스토그램 또는 이미지 텍스처와 같은 글로벌 이미지 특징화 피쳐들을 추출한다. 반대로

로컬 접근법은 이미지를 다수의 공간적으로 로컬화된 특징화 피쳐들로서 고려한다. 글로벌 접근법은 계산 속도 면에서 로컬 접근법보다 빠르다. 그러나, 글로벌 접근법으로 계산된 지문들에 기초한 지문 거리 결정은 크롭핑, 폐색(occlusion) 및 이미지 편집과 같은 강한 왜곡들 및 회전 및 스케일링과 같은 기하학적 왜곡들에 의해 생기는 이미지 변환들의 검출을 위해 매우 적절하지 않다. RASH(RAdon Soft Hash) 글로벌 접근법 알고리즘은 예외이다. RASH는 앞서 언급한 왜곡들의 검출가능성과 계산 속도 사이에 양호한 트레이드오프를 제공한다. 그것은 강한 크롭핑 및 강한 편집에 의해 생기는 변환들의 검출을 위해 적합하지 않지만, 작은 회전들 및 스케일링과 같은 기하학적 변환들과 압축을 검출할 수 있다. 지문 거리 결정을 위한 RASH 방법이 적용될 수 있는 좁은 지문 거리 경계의 고유 제약(intrinsic constraint)에 의해 정의되고, 이것은 도 8-10의 도움으로 더 설명된다. 변환이 너무 강한 경우(=너무 중대한 경우), RASH 방법의 이용은 적합하지 않을 것이고, 로컬 접근법이 오히려 이용될 것이다. 로컬 접근법은 강한 왜곡들에 대해 더 저항력이 있고, 기하학적 왜곡을 식별하기 위해 흥미로운 특성들을 제공한다. 로컬 접근법들은 주로 관심 포인트들에 기초하는 기법들이다. 예시적인 이유로 공간적 왜곡으로 제한되는(루미넌스, 컬러 등과 같은 다른 왜곡들이 가능하다), 변환들의 예로서, 기준 이미지 및 후보 이미지에서 선택된 관심 포인트들을 쌍생성(pairing)하고 강건한 추정 방법(최소 중간치 자승법(least median square))을 이용함으로써, 임의의 시프팅(shifting), 회전, 스케일링 변환들이 고레벨의 정확도로 결정될 수 있는 공간적 왜곡의 8-파라미터 호모그래픽 모델(eight-parameter homographic model)이 구성될 수 있다. 이러한 공간적 왜곡 모델의 8-파라미터 호모그래픽 모델은 다음과 같이 표현될 수 있다:

$$\begin{cases} x' = \frac{h_{00}x + h_{01}y + h_{02}}{h_{20}x + h_{21}y + 1} \\ y' = \frac{h_{10}x + h_{11}y + h_{12}}{h_{20}x + h_{21}y + 1} \end{cases}$$

[0037]

[0038]

여기서, (x', y')는 변환된 이미지(예를 들어, 제2 'b' 이미지) 내의 주어진 관심 포인트의 픽셀 좌표들을 나타내고, (x, y)는 변환된 이미지가 비교되는 기준 이미지(예를 들어, 제1 'a' 이미지) 내의 대응하는 관심 포인트의 픽셀 좌표들을 나타낸다. 파라미터들(h11 및 h00)은 추정된 스케일링 인자, 즉, 변환된 이미지가 비교된 이미지로부터 스케일링되는 인자를 제공한다(도 14c 참조). 파라미터들(h01, h10, h20 및 h21)은 기준 이미지에 대하여 변환된 이미지의 추정된 회전을 계산하기 위한 정보를 제공한다(도 14a 참조). 마지막으로, 파라미터들(h02 및 h12)은 기준 이미지에 대하여 변환된 이미지의 추정된 시프팅을 제공한다(도 14b 참조). 변환된 이미지와 기준 이미지로서 이용되는 이미지 사이의 왜곡의 모델에 대한 평균 에러는 이미지가 약간 또는 많이 수정되었는지를 결정할 수 있다. 평균 에러는 후보 및 기준 이미지들 사이의 모든 매칭 관심 포인트들에 대해 추정된 h<sub>ij</sub> 파라미터들의 함수이다(i, j ∈ {0, 1, 2} | (i = j) ≠ 2). 이 평균 에러는 실제로 2개의 이미지의 지문들 사이의 거리이고, 지문들은 h<sub>ij</sub> 파라미터들의 세트에 의해 표현된다는 것에 주목한다.

[0039]

EP 11306284.8호는 알려진 종래 기술 방법들에 따라 구성되는 이미지 지문이 n-차원 벡터로서 표현될 수 있음을 설명한다. "n"은 수백 또는 심지어 수천의 값을 가질 수 있다. EP 11306284.8호의 예에서, 예시의 간략함을 위해 n=2라고 가정한다. 도 2의 중심(200)은 이미지 'a'의 이미지 지문, 즉, fp(a)을 나타낸다. 축들(210 및 211)은 각각 지문 거리의 X 축 및 기준 포인트로부터의 지문 거리 fp(a)의 Y 축을 나타낸다. fp(a) 둘레의 제1 원 내의 존(201)은 'a' 이미지의 지문에 대한 거리가 제1 임계값 th1(202)보다 낮은 'b' 이미지들의 지문들에 대응하고, 'a' 이미지에 대해 약간 수정된 'b' 이미지들을 나타낸다. fp(a) 둘레의 제2 원 내의 존(203)은 'a' 이미지의 지문에 대한 거리가 제1 임계값 th1(202)보다 높지만 제2 임계값 th2(204)보다 낮은 'b' 이미지들의 지문들에 대응하고, 'a' 이미지에 대해 많이 수정된 'b' 이미지들을 나타낸다. 제2 원 외부의 존(205)은 'a' 이미지의 지문에 대한 거리 d가 제2 임계값 th2(204)보다 높은 'b' 이미지들의 지문들에 대응하고, 'a' 이미지에 대해 상이한 것으로 고려될 수 있는 'b' 이미지들을 나타낸다.

[0040]

따라서 EP 11306284.8호는 2개의 이미지 사이의 지문 거리의 이용을 설명하고, 2개의 이미지의 지문들 사이의 정규화된 거리들의 2개의 고정된 임계값들을 정의한다. 그러나, 임계값들이 고정이라는 사실은 임계값에 의해 정의되는 경계들이 주관적이고 사용자에 따라 상이하게 설정될 수 있다는 것을 인식하지 않는다. 그 다음, 임계값들이 사용자에 의해 설정되도록 허용하는 경우, 사용자의 인식에 따라 이들 임계값들의 값을 결정하는 방법을 정의할 필요가 있다. 이것들이 본 출원의 요지들이다.

[0041]

도 3은 다음의 예시들에 의해 이용되는 기준 시스템을 예시한다.

- [0042] 포인트(300)는 기준 이미지 R의 지문을 나타낸다. 포인트들(301, 303 및 305)은 각각 기준 이미지 R의 지문과 관련하여 측정되는 이미지들 A, B 및 C의 지문들을 나타낸다. 기준 이미지 R로부터의 그것들의 각각의 지문 거리는 각각 화살표들(302, 304 및 306)에 의해 예시된다. 310-315는 상이한 '존들'을 나타낸다. 310은 사용자에게 의해 동일한 것으로서 인지되는(뚜렷한 차이가 없음) 모든 이미지들에 대한 기준 이미지(300)에 대한 지문 거리의 가능한 값들을 나타낸다. 존(311)은 사용자에게 의해 약간 수정된 것으로서 인지되는 모든 이미지들에 대한 기준 이미지(300)에 대한 지문 거리의 가능한 값들을 나타낸다. 존(312)은 사용자에게 의해 많이 수정된 것으로서 인지되는 모든 이미지들에 대한 기준 이미지(300)에 대한 지문 거리의 가능한 값들을 나타낸다. 이 존(315) 외부는 사용자에게 의해 상이한 것으로서 인지되는 모든 이미지들에 대한 기준 이미지(300)에 대한 지문 거리의 모든 가능한 값들이다. 312는 제1 임계값(th1)을 나타낸다. 314는 제2 임계값(th2)을 나타낸다.
- [0043] 도 4는 본 발명의 방법의 흐름도를 예시한다. 제1 단계(400)에서, 변수들은 방법의 기능을 위해 초기화된다. 방법이 도 13의 장치(1300)와 같은 장치에서 구현될 때, 단계는 예를 들어, 불휘발성 메모리로부터 휘발성 메모리로의 데이터의 카피 및 메모리의 초기화를 포함한다. 다음 단계(401)에서, 사용자는 이미지 유사성에 대한 그의 인식에 따라 이미지 세트들 내에서, 그에게 제공되는 변환된 이미지들을 분류한다. 변환들은 동일한 기준 이미지(R)에 기초한다. 예로서, 기준 이미지에 적용되는 변환들은: 해상도 변경들, 크롭핑 및 인코딩 변경들, 회전들, 및 비색적(colorimetric) 수정들이다. 이미지 세트들은 예를 들어, 동일한 이미지들의 세트(사용자는 임의의 차이를 인식하지 않았다), 약간 수정된 이미지들의 세트(사용자는 차이들을 인식하였지만 이 차이들을 사소한 것으로 고려한다), 많이 수정된 이미지들의 세트(사용자는 차이들을 인식하였고 이 차이들을 중대한 것으로 고려한다), 및 상이한 이미지 세트(사용자는 이들 이미지들을 완전히 상이한 것으로서 인식한다)를 포함한다. 변환된 이미지들 각각은 기준 이미지와 관련된 상이한 연관된 지문 거리를 갖는다. 다음으로, 다음 단계(402)에서, 방법은 분류로부터 지문 거리 임계값들을 설정하기 위한 기준 이미지로부터의 거리를 결정하고, 각각의 임계값은 지문 거리 존을 한정한다. 예로서(도 3 참조), 제1 지문 거리 임계값(th1, 312)은 지문 거리의 제1 존(310-311)을 한정하고, 이 제1 존 내부에서 사용자가 동일한 및 약간 수정된 이미지 세트들에서 분류한 모든 변환된 이미지들이 발견되고, 제2 지문 거리 임계값(th2, 314)은 제1 존 외부의 제2 존(313)을 한정하고, 이 제2 존 내부에서 사용자가 많이 수정된 이미지 세트들에서 분류한 모든 변환된 이미지들이 발견되고, 이 제2 존 외부에는(315) 사용자가 상이한 이미지 세트에서 분류한 변환된 이미지들이 있다. 단계들(401 및 402)은 '러닝(learning)' 또는 '캘리브레이션(calibration)' 단계들인 것으로 고려될 수 있다.
- [0044] 앞서 논의된 공간적 왜곡의 8 파라미터 호모그래픽 모델을 참조하여, 변환된 이미지들 각각에 대해, 파라미터들  $h_{ij}$ 이 알려진다. 사용자의 분류에 의해 배치되는 지문 거리 임계값들은 따라서 각각  $h_{ij}$  파라미터들의 값에 대응한다; 예를 들어, 사용자가 최대 15도까지 회전된 이미지들을 약간 수정된 것으로서 분류하지만, 15도 위에는 많이 수정된 것으로서 이미지를 분류하고, 45도 위에는 상이한 것으로 이미지를 분류할 때, 임계값들(th1 및 th2)은 설정될 수 있고, th1에 대해 15도 회전으로 변환된 이미지에 대응하는 파라미터들의 세트( $h_{10}$ ,  $h_{01}$ ,  $h_{20}$ ,  $h_{21}$ )에, 그리고 th2에 대해 90도 회전으로 변환된 이미지의 것에 대응한다. 임계값들에 대응하는  $h_{ij}$  파라미터 값들은 지문 거리들을 나타낸다. 사용자의 분류에 따른 임계값들의 이러한 결정은 단계(402)에서 행해진다. 그 다음, "n" 이미지들을 포함하는 이미지 컬렉션 내의 이미지들의 자동 분류(403) 단계 동안, 이미지 컬렉션 내의 각각의 이미지 "i"와 이미지 컬렉션 내의 다른 "n-1" 이미지들 각각 사이의 지문 거리가 결정된다. 이 결정에 기초하여, "n-1" 이미지들 각각은 결정된 지문 거리에 따라 단계(402)에서 정의된 지문 거리 존들 중 하나로 분류된다. 화살표(404)는 이미지 컬렉션 내의 모든 이미지들에 대해 단계(403)의 반복을 나타낸다. 방법은 단계(405)에서 행해진다.
- [0045] 도 5, 6 및 7은 상이한 사용자들, 각각 사용자들 X, Y 및 Z의 인식에 따라 상이한 지문 거리들에서 설정된 2개의 임계값을 예시한다. 도 5 및 사용자 X를 참조하면, 이 사용자는 이미지들 A(301) 및 B(303)를 약간 수정된 이미지들의 존(311)에 있는 것으로서 인식하는 반면, 이미지 C(305)는 많이 수정된 이미지들의 존(313)에 있다. 사용자 Y 및 도 6을 참조하면, 이 사용자는 이미지 A(301)를 약간 수정된 이미지들의 존(311)에 있는 것으로서 인식하고, 이미지 B(303)를 많이 수정된 이미지들의 존(313)에 있는 것으로서 인식하고, 이미지 C(305)를 상이한 이미지들의 존(315)에 있는 것으로서 인식한다. 도 7 및 사용자 Z를 참조하면, 이 사용자는 이미지 A(301)를 많이 수정된 이미지들의 존(313)에 있는 것으로서 인식하는 반면, 이미지들 B(303) 및 C(305)가 상이한 이미지들의 존(315)에 놓이는 것으로서 인식한다.
- [0046] 이제 제1(th1) 및 제2(th2) 임계값들은 사용자 인식에 따라 설정되고, 따라서 사용자 인식에 따라 이미지가 동일한 이미지들의 세트에 있거나, 약간 수정된 이미지들의 세트에 있거나, 많이 수정된 이미지들의 세트에 있거나

나, 상이한 이미지들의 세트에 있는지를 결정하고, EP 11306284.8에 의해 설명된 바와 같이 그에 따라 메타데이터를 연관시키는 것이 가능하다. 앞서 논의된 존들 중에서 이미지가 속하는 존을 결정하기 위해서, 다시 앞서 논의된 공간적 왜곡의 8 파라미터 호모그래픽 모델을 참조하면, 파라미터들  $h_{ij}$ 은 이미지(예를 들어, 앞서 언급된 'b' 이미지)에 대해 다른 이미지(예를 들어, 앞서 언급된 'a' 이미지)와 비교될 때 결정된다. 이 결정은 종래 기술 방법들(왜곡 추정)을 이용하여 행해진다.  $h_{ij}$  파라미터들이 결정될 때, 파라미터들이 놓이는 존이 결정되고, 존들은 임계값들  $th1$  및  $th2$ 에 의해 제한되고, 각각은  $h_{ij}$  파라미터들에 대한 상이한 최대값들을 나타낸다.

[0047] 발명의 방법을 더 최적화하기 위해서, 상이한 정확도로 결과들을 획득하는 지문 결정 방법들과 같은 몇몇 지문 결정 방법들 사이에 이용함으로써, 지문 거리의 결정을 가속화하는 것이 가능하다. 어느 하나의 방법 사이의 선택은, 우리가 또한 지문 거리의 제3 임계값으로서 지칭할, 각각의 방법에 고유한 제약에 의해 사전 결정된다. 기준 이미지의 지문에 비교적 가까운 존에 있는 지문 거리들을 결정하기 위해서, 관심 포인트 기법(points-of-interest technique)(예를 들어, SIFT(Scale Invariant Feature Transform), SURF(Speeded Up Robust Feature))에 기초한 상당히 정확한 방법이 이용되고, 그 존 외부에 있는 지문 거리들에 대해서, 덜 정확한 방법(예를 들어, 그리드 기반 리브퍼즐(grid-based Libpuzzle))이 이용될 수 있고, 제1 언급된 존 내의 이미지들 사이의 차이들은 제2 언급된 존에 있는 것보다 덜 중요하다. 지문 결정 방법의 정확도를 적용시키는 것은 앞서 언급된 바와 같은 지문의 결정을 위한 계산 시간에 있어서 이점을 제공할 수 있다. 고유 제약의 위치는 선택된 방법들에 의존한다. 도 8-10은 2개의 지문 결정 방법들 중에서 정확한 및 덜 정확한 지문 결정 방법과, 제1 및 제2 임계값들의 앞서 논의된 배치로부터의 선택의 그의 의존성 사이에서 어느 것을 이용할지를 예시한다.

[0048] 도 8-10에 따르면, 원(816)은 정확한 방법과 덜 정확한 방법의 이용 사이에서 한계 또는 제3 임계값을 정의한다.

[0049] 도 8에 따르면, 제3 임계값  $thc(816)$ 은 제1 임계값  $th1(312)$  및 제2 임계값  $th2(314)$ 에 의해 정의되는 존들 내부에 있다. 따라서, 새로운 이미지가 속하는 지문 거리 존을 구별하기 위해서, 덜 정확한 지문 거리 결정 방법을 이용하는 것이 충분하다.

[0050] 도 9에 따르면, 제3 임계값  $thc(816)$ 은 제1 임계값  $th1(312)$ 에 의해 정의되는 존 외부에 있지만 제2 임계값  $th2(314)$ 에 의해 정의되는 존 내부에 있다. 이미지가 속하는 이미지 지문 거리 존을 구별하기 위해서, 이미지가 약간 수정된 이미지들의 제1 존에 있는지 결정을 위해 정확한 이미지 지문 거리 결정 방법이 이용되지만, 이미지가 많이 수정된 이미지들의 존 또는 상이한 이미지들의 존에 있는지를 구별하기 위해서는 덜 정확한 이미지 지문 거리 결정 방법이 충분하다.

[0051] 도 10에 따르면, 제3 임계값  $thc(816)$ 은 제1 임계값  $th1(312)$  및 제2 임계값  $th2(314)$ 에 의해 정의되는 존들 외부에 있다. 제3 임계값은 정확한 또는 덜 정확한 지문 거리 결정 방법을 이용하는 것 사이의 한계를 정의한다(내부: 정확한, 외부: 덜 정확한). 따라서, 새로운 이미지가 속하는 이미지 지문 거리 존을 구별하기 위해서, 정확한 지문 거리 결정 방법이 이용된다.

[0052] 도 11-13의 도움으로 예시된 대안적인 실시예에 따르면, 본 발명의 방법은 검증 또는 미세 조정 단계를 추가함으로써 더욱 향상될 수 있다. 이 부가적인 단계에 따르면, 사용자에게 이미지들의 세트의 체시에 기초하여 임계값들  $th1$  및  $th2$ 을 결정하는 대신에, 본 발명의 방법을 이용하여, 사용자는 예를 들어 그 자신의 이미지들의 컬렉션으로부터 이미지들의 세트를 입력하고, 데이터 중복 제거 시스템(de-duplication system)은 본 발명의 방법으로 결정된 임계값들  $th1$  및  $th2$ 에 따라 상이한 존들(동일한, 약간 수정된, 많이 수정된, 상이한) 내에서 이미지들을 분류한다. 이 검증 단계에서, 사용자는 그가 일부 이미지들이 데이터 중복 제거 시스템에 의해 잘못 분류되었다고 생각할 때, 행해진 분류를 부정할 수 있다. 따라서, 임계값들  $th1$  및  $th2$ 은 그의 개인 컬렉션으로부터 본 발명의 방법에 다수의 이미지를 제출한 사용자의 도움으로 조절된다: 기준 이미지와, 약간 수정된 및 많이 수정된 이미지로부터 상이한 이미지들에 이르는, 변환된 이미지들. 임계값들의 조절이 제3 임계값  $thc$ 에 대하여 이들 임계값들 중 하나 또는 둘다의 치환을 일으킬 때, 앞서 덜 정확한 지문 방법의 이용이 충분했지만 정확한 지문 결정 방법을 이용하는 것이 필요할 수 있다. 예를 들어, 검증 단계는 제3 임계값에 의해 한정된 존 외부(도 8)로부터 제3 임계값에 의해 한정된 존 내부(도 9)로 제1 임계값의 이동을 일으킨다. 도 8에 따르면, 덜 정확한 지문 방법의 이용이 충분했지만,  $th1$  임계값이 도 9에 따른 제3 임계값에 의해 한정된 존 내로 이동될 때 그것은 더 이상 충분하지 않다.

[0053] 도 11-13을 더 참조하면,

- [0054] {S}는 구성 단계 동안 사용자에게 제시되고 사용자에게 의해 약간 수정된 이미지들로서 분류된 이미지들의 세트를 가리키고;
- [0055] {L}은 구성 단계 동안 사용자에게 제시되고 사용자에게 의해 많이 수정된 이미지들로서 분류된 이미지들의 세트를 가리키고;
- [0056] {D}는 구성 단계 동안 사용자에게 제시되고 사용자에게 의해 상이한 이미지들로서 분류된 이미지들의 세트를 가리키고;
- [0057] {S}, {L} 및 {D}는 th1 및 th2 임계값들을 설정하는 방법에 의해 이용된다:
- [0058]  $th1 = \max d(f_s, f_0)$ ,  $th2 = \max d(f_L, f_0)$ .
- [0059] 여기서, f는 지문을 나타낸다.
- [0060] d는 지문 거리를 나타낸다.
- [0061]  $f_0$ 는 기준 이미지의 지문을 나타낸다.
- [0062] thc는 지문 거리의 제3 임계값이다.
- [0063]  $\max d(f_s, f_0)$ 는 세트 {S} 내의 이미지들에 대해 기준 이미지  $f_0$ 로부터 측정된 최대 지문 거리이다.
- [0064]  $\max d(f_L, f_0)$ 는 세트 {L} 내의 이미지들에 대해 기준 이미지  $f_0$ 로부터 측정된 최대 지문 거리이다.
- [0065] {S'}, {L'} 및 {D'}는 그 자신의 컬렉션으로부터 사용자에게 의해 데이터 중복 제거 시스템에 제시된 이미지들의 세트로부터, 임계값들 th1 및 th2을 이용하여, 데이터 중복 제거 시스템에 의해 분류된 이미지들의 세트들이다.
- [0066]  $f_{s'}$ 는 세트 {S'}로부터의 이미지의 지문을 나타낸다.
- [0067]  $f_{FS'P}$ 는 (임계값들 th1 및 th2의 초기 설정에 따라) 세트 {S'}로 잘못 분류했지만, 사용자에게 따라, 제공된 그 자신의 이미지 세트에 기초하여, 오히려 세트 {L'} 또는 심지어 {D'}에 있어야 하는 이미지의 지문을 나타낸다.
- [0068]  $f_{FL'P}$ 는 (임계값들 th1 및 th2의 초기 설정에 따라) 세트 {L'}로 잘못 분류했지만, 사용자에게 따라, 제공된 그 자신의 이미지 세트에 기초하여, 오히려 세트 {S'} 또는 심지어 {D'}에 있어야 하는 이미지의 지문을 나타낸다.
- [0069]  $f_{FS'P}$ ,  $f_{FL'P}$ 는 결국 th1 및 th2를 th1' 및 th2'로 조절하기 위해 데이터 중복 제거 시스템에 의해 이용된다.
- [0070]  $\max d(f_{FS'P}, f_0)$ 는 세트 {S'}로 잘못 분류한 이미지에 대한 기준 이미지  $f_0$ 로부터 측정된 최대 지문 거리이다.
- [0071]  $\max d(f_{FL'P}, f_0)$ 는 세트 {L'}로 잘못 분류한 이미지에 대한 기준 이미지  $f_0$ 로부터 측정된 최대 지문 거리이다.
- [0072] 도 11에서, 임계값 th1이 th1'로 조절되어야 하는지가 결정되고, 이미지들이 임계값 th1' 아래에 있는지를 결정하기 위해 어느 지문 결정이 가장 적합한지가 결정된다.
- [0073] 도 12에서, 임계값 th2이 th2'로 조절되어야 하는지가 결정되고, 이미지들이 임계값 th2' 아래에 있는지를 결정하기 위해 어느 지문 결정이 가장 적합한지가 결정된다.
- [0074] 도 13에서, 이미지들이 th1' 또는 th2'에 의해 한정되는 존들 내부에 있는지를 결정하기 위해 이용될 지문 방법이 무엇인지가 결정된다.
- [0075] 도 11을 참조하면, 제1 단계(1100)에서, 알고리즘의 실행을 위해 필요한 변수들이 초기화된다. 단계(1101)에서, 도 11이 동작하는 이미지들의 세트가 {S'}로 설정된다. 그 다음, 단계(1102)에서, 제1 임계값 th1'은 th1 ( $\max d(f_s, f_0)$ )로 설정된다. 결정 단계(1103)에서, th1'이 제3 임계값 thc보다 낮은지가 검증된다. 그렇다면, 이미지들이 제1 임계값 th1'에 의해 한정되는 존 내부에 있는지의 결정을 위해 정확한 지문 결정 방법이 이용된다(1104). 그렇지 않다면, 그것을 하기 위해 덜 정확한 지문 결정이 충분하다(1105). 결정 단계(1106)에서, 선택된 방법(정확한 또는 덜 정확한)을 이용하여, 이미지가 사실상 약간 수정된 이미지들의 존에 속하는지가 결정된다. 그러한 경우, 지문 결정을 위해 적용된 방법이 충분하고, th1'은 올바르게 설정되어 조절될 필요가 없고, 알고리즘은 도 12의 단계(1200)를 계속하고, 여기서, th2'의 배치는 사용자 제시된 이미지들에 기초하여 검증되고, 여기서, 선택된 지문 결정 방법이 많이 수정된 이미지들과 상이한 이미지들 사이를 분간

할 수 있도록 하기 위해서 올바른 것인지가 검증된다. 그러나, 이미지가 약간 수정된 이미지들의 존에 속하지 않는 경우, 단계(1107)에서 이미지가 속하는 존을 결정하기 위해 어느 방법이 이용되었는지가 결정된다. 정확한 방법이 이용되지 않았다면, 알고리즘은 단계(1104)로 리턴하고, 정확한 방법을 이용하여 이것이 더 나은 결과를 제공하는지를 알아본다. 정확한 방법이 이미 이용되었다면, 이것은  $th1'$ 이 올바르게 설정되어 있지 않고  $\max d(f_{FS'P}, f_0)$ 와 동일한 새로운 값으로 조절되어야 함을 의미한다. 그 다음 알고리즘은 도 12의 단계(1200)를 계속한다.

[0076] 도 12를 참조하면, 이 도면은 도 11과 거의 동일하다. 제1 단계(1200)에서, 도 11이 동작하는 이미지들의 세트가  $\{S\}$  및  $\{L\}$ 의 전부로 설정된다. 그 다음, 단계(1201)에서, 제2 임계값  $th2'$ 가  $th2(\max d(f_L, f_0))$ 로 설정된다. 결정 단계(1202)에서,  $th2'$ 가 제3 임계값  $thc$ 보다 낮은지가 검증된다. 그렇다면, 이미지들이 제2 임계값  $th2'$ 에 의해 한정되는 존 내부에 있는지의 결정을 위해 정확한 지문 결정 방법이 이용된다(1203). 그렇지 않다면, 그것을 하기 위해 덜 정확한 지문 결정이 충분하다(1204). 결정 단계(1205)에서, 선택된 방법(정확한 또는 덜 정확한)을 이용하여, 이미지가 사실상 많이 수정된 이미지들의 존에 속하는지가 결정된다. 그러한 경우, 지문 결정을 위해 적용된 방법이 충분하고,  $th2'$ 은 올바르게 설정되어 조절될 필요가 없고, 알고리즘은 도 13의 단계(1300)를 계속한다. 그러나, 이미지가 많이 수정된 이미지들의 존에 속하지 않는 경우, 단계(1206)에서 이미지가 속하는 존을 결정하기 위해 어느 방법이 이용되었는지가 결정된다. 정확한 방법이 이용되지 않았다면, 알고리즘은 단계(1203)로 리턴하고, 정확한 방법을 이용하여 이것이 더 나은 결과를 제공하는지를 알아본다. 정확한 방법이 이미 이용되었다면, 이것은  $th2'$ 이 올바르게 설정되어 있지 않고  $\max d(f_{FL'P}, f_0)$ 와 동일한 새로운 값으로 조절되어야 함을 의미한다. 그 다음 알고리즘은 도 13의 단계(1300)를 계속한다.

[0077] 도 13을 참조하면, 지문 방법(정확한 또는 덜 정확한)의 최종 선택이 조절된 임계값들에 따라 결정된다.

[0078] 본 발명의 방법은 자동 데이터 중복 제거 에이전트의 부분으로서 구현될 수 있다. 데이터 중복 제거 에이전트는 그 다음에 예를 들어 사용자의 사진 앨범을 클린업하기 위해 독립 툴로서 이용될 수 있다. 이것은 도 14에 예시되고, 사진 데이터베이스 내의 이미지들 전부의 체크섬들 및/또는 지문들이 계산되어 체크섬/지문 데이터베이스(1407)에 저장되고 나서, 데이터 중복 제거 에이전트(1402)는 데이터 중복 제거 폴리시 파일(1408) 및 체크섬/지문 데이터베이스(1407)에 포함된 정보를 이용하여 그리고 EP 11306284.8호에 의해 설명된 태깅 알고리즘(tagging algorithm)을 이용하여(접속(1401)을 통해 데이터 중복 제거 에이전트(1402)에 접속된) 이미지 컬렉션(1400) 내의 사본 이미지들 및 고유 이미지들을 식별한다. 마지막으로, 사본 이미지들은 이미지 컬렉션(1400)으로부터 제거되고(휴지통(1404)에 대한 접속(1403)에 의해 예시됨), 고유 이미지들은 유지되고, 체크섬/지문 데이터베이스(1407)는 접속(1405)에 의해 업데이트된다.

[0079] 도 15는 본 발명을 구현하는 데이터 중복 제거 에이전트(1402)의 자동 모드를 예시하고, 이미지 컬렉션(1400)은 이미지 컬렉션(1400)이 결코(사용자 인식에 따라) 사본들을 갖지 않도록 관리된다. 사용자가 본 발명을 구현하는 데이터 중복 제거 에이전트(1402)에 후보 이미지(1402)를 제출할 때, 이 정보 및 데이터 중복 제거 폴리시 파일(1408) 및 체크섬/지문 데이터베이스(1407)에 포함된 정보를 이용하여 후보 이미지의 지문 및/또는 체크섬이 계산되고, 데이터 중복 제거 에이전트(1402)는 후보 이미지가 이미지 컬렉션(1400)에 추가되는지 또는(휴지통(1404)에) 버려지는지를 결정한다. 체크섬/지문 데이터베이스(1407)는 이에 따라 업데이트된다.

[0080] 대안적으로, 본 발명의 방법은 DAM(Digital Assets Management) 프레임워크에 구현된 데이터 중복 제거 에이전트의 부분이고, 여기서 본 발명을 구현하는 데이터 중복 제거 에이전트는 사용자에게 의해 정의되는 바와 같이 폴리시 및 사용자 인식을 적용함으로써 사본 이미지들이 없는 DAM 프레임워크에 이미지 컬렉션을 유지하는 데 이용된다.

[0081] 도 16은 본 발명을 구현하는 장치의 예를 도시한다. 장치(1600)는 디지털 데이터 및 어드레스 버스(1614)에 의해 상호접속되는 다음의 컴포넌트들을 포함한다:

[0082] - 프로세싱 유닛(1611)(또는 CPU(Central Processing Unit));

[0083] - 불휘발성 메모리 NVM(1610);

[0084] - 휘발성 메모리 VM(1620);

[0085] - 장치(1600)의 컴포넌트들 사이의 동작들의 동기화 및 다른 타이밍 목적들을 위해 기준 클럭 신호를 제공하는 클럭 유닛(1612);

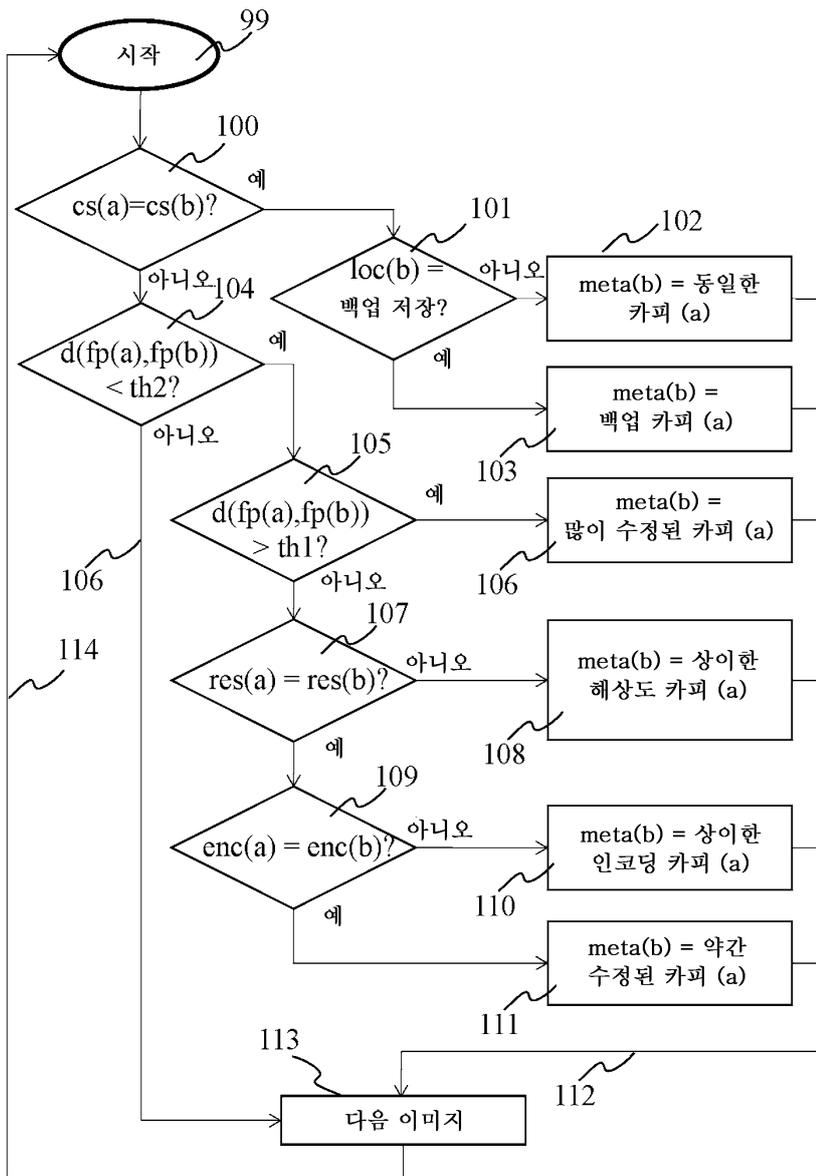
- [0086] - 접속(1615)을 통해 네트워크에 접속되는 다른 장치들에의 장치(1600)의 상호접속을 위한 네트워크 인터페이스(1613);
- [0087] - 예를 들어, 사용자 인식에 따라 변환된 이미지들을 분류하는 단계 동안 이미지들을 제시하기 위해, 접속(1616)에 접속된 렌더링 장치를 통해 사용자에게 이미지들을 제시하기 위한 그래픽 인터페이스(1617).
- [0088] 메모리들(1610 및 1620)의 설명에 이용되는 "레지스터"라는 단어는 언급된 메모리들 각각에서, 실행가능한 프로그램 또는 전체 데이터 세트를 저장할 수 있는 고용량 메모리 존뿐만 아니라, 일부 이전 데이터를 저장할 수 있는 저용량 메모리 존을 지정한다는 것에 주목한다.
- [0089] 프로세싱 유닛(1611)은 마이크로프로세서, 커스텀 칩, 전용(마이크로) 컨트롤러 등으로서 구현될 수 있다. 불휘발성 메모리 NVM(1610)은 하드 디스크, 불휘발성 랜덤 액세스 메모리, EPROM(Erasable Programmable ROM) 등과 같은 불휘발성 메모리의 임의의 형태로 구현될 수 있다. 불휘발성 메모리 NVM(1610)은 특히 본 발명에 따른 방법을 포함하는 실행가능한 프로그램을 나타내는 프로그램을 유지하는 레지스터(16101)를 포함한다. 파워 업(power up)될 때, 프로세싱 유닛(1611)은 NVM 레지스터(16101)에 포함된 명령어들을 로드하고, 그것들을 VM 레지스터(16201)에 카피하고, 그것들을 실행한다.
- [0090] VM 메모리(1620)는 특히:
- [0091] - NVM 레지스터(16101)의 프로그램 'prog'의 카피를 포함하는 레지스터(16201);
- [0092] - 본 발명의 방법의 실행 동안 이용되는 판독/기입 데이터를 포함하는 레지스터(16202).
- [0093] 장치(1600)와 같은 장치는 본 발명의 방법을 구현하는 데 적합한 장치의 예이다.
- [0094] 장치(1600)는 사용자에게 변환된 이미지들의 세트를 제공하기 위한 수단(예를 들어: 그래픽 인터페이스(1617) 및/또는 변환된 이미지들의 미리 계산된 세트를 제공하는 이미지 데이터베이스 및/또는 변환된 이미지들을 계산하는 CPU(1611)와 같은 계산 수단) - 변환된 이미지들은 동일한 기준 이미지에 기초함 -, 기준 이미지에 대한 변환된 이미지들의 유사성의 사용자 인식에 따라 상이한 이미지 세트들로 변환된 이미지들을 분류하기 위한 수단(예를 들어, CPU(1611), 메모리(1620)) - 변환된 이미지들 각각은 기준 이미지와 관련된 상이한 연관된 지문 거리를 가짐 -, 지문 거리 존들 내에서 결정된 이미지 세트들을 한정하는 적어도 하나의 지문 거리를 사용자에게 의한 분류로부터 결정하기 위한 수단(예를 들어, CPU(1611)), 이미지 i와 이미지 컬렉션 내의 다른 n-1 이미지들 각각 사이의 지문 거리를 결정하기 위한 수단(1611), 및 결정된 지문 거리에 따라 상기 지문 거리 존들 중 하나로 다른 n-1 이미지들 각각을 분류하기 위한 수단(1611, 1620)을 포함한다.
- [0095] 장치(1600)의 변형예에 따르면, 장치는 결정된 지문 거리 존들 각각에 액션을 연관시키기 위한 수단(1611, 1620), 및 지문 거리 존들 중 하나로 분류되는 각각의 이미지에 대해 지문 거리에 연관된 액션을 실행하기 위한 수단(1611, 1620)을 더 포함한다.
- [0096] 상이한 변형예들이 특정 유리한 변형예를 형성하기 위해 결합될 수 있다.
- [0097] 도 16에 의해 예시된 것 이외의 다른 장치 아키텍처들이 가능하고 본 발명의 방법과 호환가능하다. 특히, 변형예들에 따르면, 본 발명은 순수 하드웨어 구현으로서, 예를 들어, 전용 컴포넌트의 형태로(예를 들어, ASIC(Application Specific Integrated Circuit), FPGA(Field-Programmable Gate Array) 또는 VLSI(Very Large Scale Integration)로), 또는 장치에 통합된 복수의 전자 컴포넌트들의 형태로 또는 하드웨어 및 소프트웨어 컴포넌트들의 혼합의 형태로, 예를 들어, 컴퓨터 내의 전용 전자 카드로서 구현된다.
- [0098] 도 17은 이미지의 일부 상이한 기하학적 왜곡들을 예시한다. 도 17a는 이미지 회전을 나타내고: 이미지(1700)는 변환된 이미지(1701)를 형성하도록 회전된다. 도 17b는 시프트 왜곡을 나타내고: 이미지(1700)는 변환된 이미지(1702)를 형성하도록 시프트된다. 도 17c는 스케일 왜곡을 나타내고: 이미지(1700)는 변환된 이미지(1703)를 형성하도록 스케일링된다. 앞서 논의된 기하학적 왜곡 모델을 참조하여, 오리진일 이미지 내의 포인트(x,y)는 변환 후에 좌표들(x',y')을 갖는다. 변환된 이미지들 각각에 대하여, 이미지의 포인트의(x,y) 좌표들의 재배치는 따라서 회전된 이미지에 대한 대응하는  $h_{ij}$  파라미터들에 대한 특정 값들(예를 들어,  $h_{10}$ ,  $h_{10}$ ,  $h_{20}$  및  $h_{21}$ 에 대한 특정 값들)에 의해 특징화될 수 있다. 물론, 복수의 타입들의 이미지 왜곡들이 변환된 이미지에서 결합될 수 있다(예를 들어, 스케일링 AND 회전).
- [0099] 도 18은 지문 거리를 결정하는 데 이용될 수 있는 벡터  $R^n$  (지문)의 통상 정규화들(usual norms)의 일부를 예시

한다. 명확함을 위해, 여기서  $n=2$ 이다.

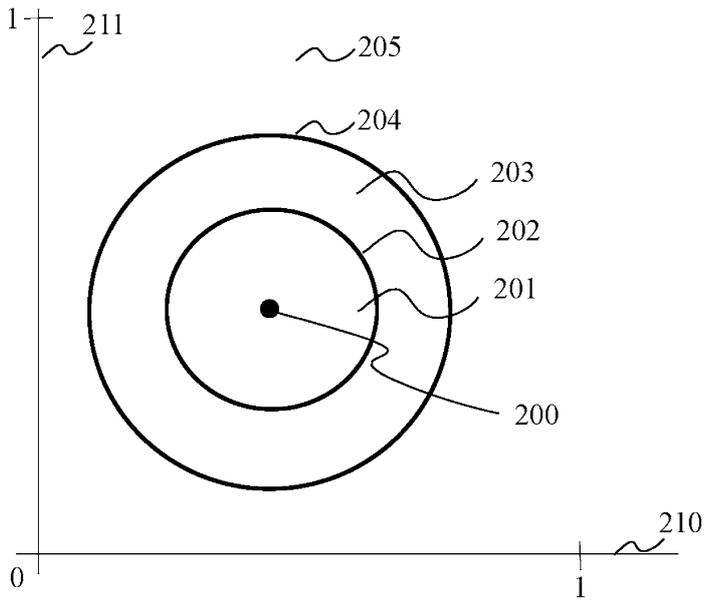
- [0100] 벡터 정규화들의 유용한 클래스는  $\|x\|_p = (|x_1|^p + \dots + |x_n|^p)^{1/p}$ 에 의해 정의된  $p$ -정규화( $p$ -norm)이고, 여기서  $p \geq 1$ 이고,  $X \in R^n$ 이다.
- [0101]  $p = 1$ 인 경우, 정규화는 해밀턴(Hamilton) 거리로서 알려져 있다. 이 거리는 도 18에서  $\|x\|_1 = |h00| + |h11|$  (1805) +  $|h11|$  (1806)로서 계산된다.
- [0102]  $p = 2$ 인 경우, 정규화는 유클리디언(Euclidean) 거리로서 알려져 있다. 이 거리는 도 18에서  $\|x\|_2 = (|h00|^2 + |h11|^2)^{1/2}$ 로서 계산되고, 선(1804)으로 표시된다.
- [0103] 마지막으로,  $p = \infty$ 인 경우, 거리는 도 18에서  $\|x\|_\infty = \max(|h00|, |h11|)$ 로서 계산된다.
- [0104] 본 발명의 방법은 유리하게는 EP 11306284.8호에 의해 설명되는 바와 같은 메타데이터 태그들의 연관을 통해 이미지들의 컬렉션의 자동 관리의 방법에 이용될 수 있고, 본 발명의 방법은 도 1을 참조하여 앞서 설명한 바와 같이, 이미지 컬렉션의 어느 이미지에 어느 메타데이터 태그들을 연관시킬지를 결정하기 위해 EP 11306284.8호에 의해 후속하여 이용될 수 있는 임계값들을 설정할 수 있게 하고, 메타데이터 태그의 타입의 함수로서 액션들을 연관시킨다.

도면

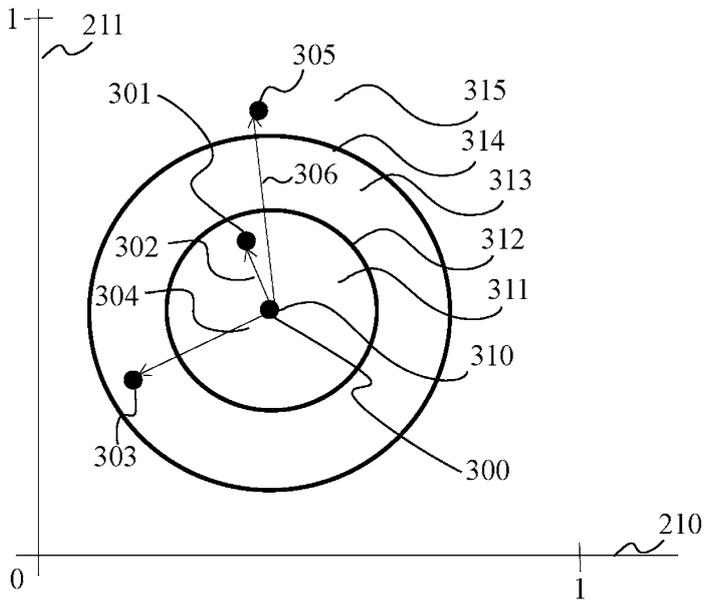
도면1



도면2

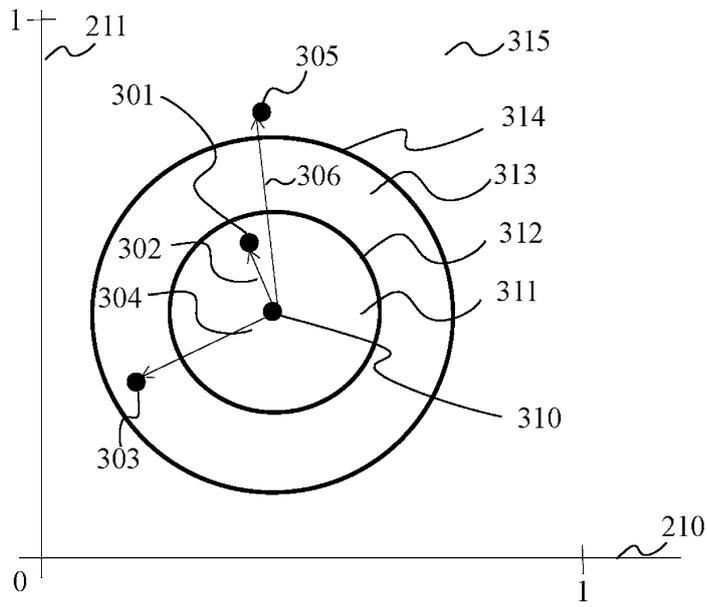


도면3

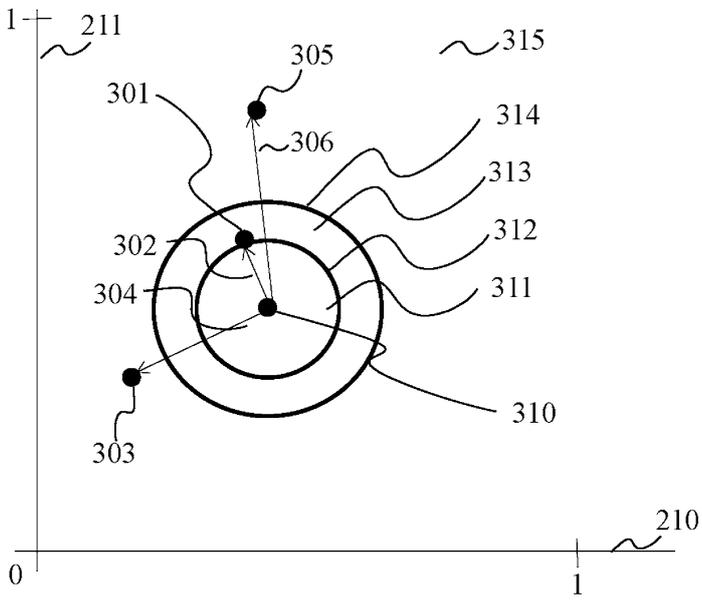




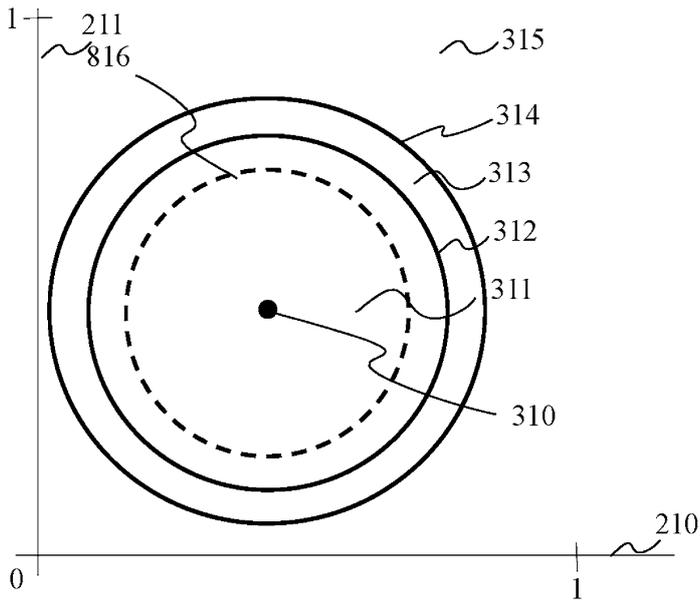
도면6



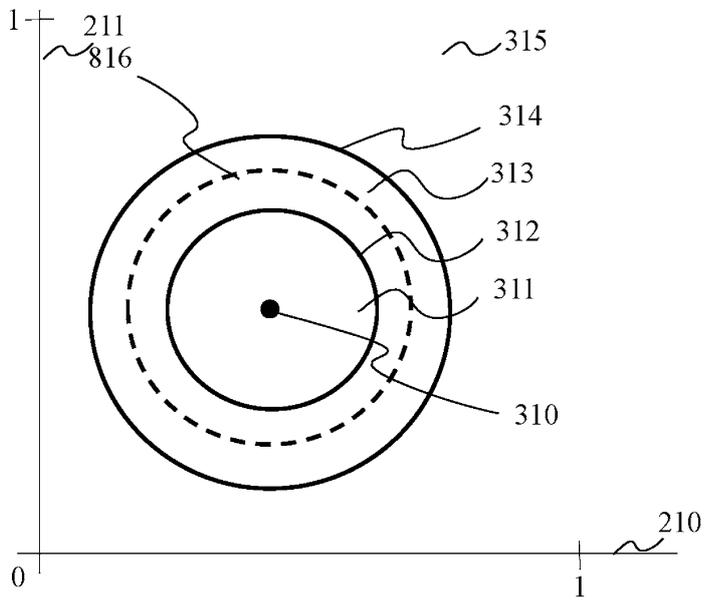
도면7



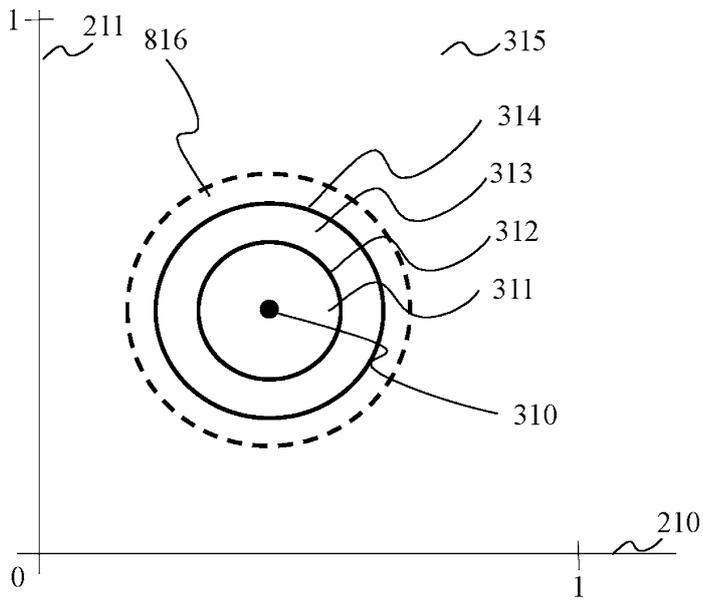
도면8



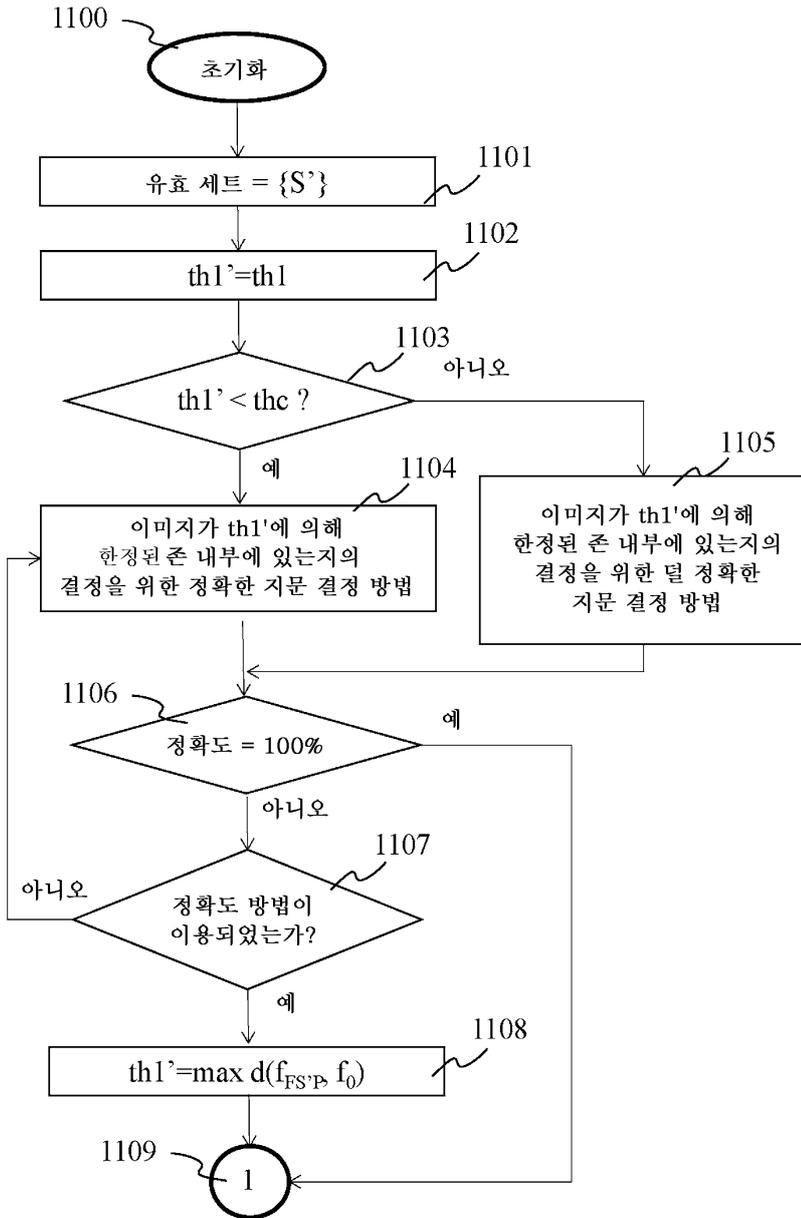
도면9



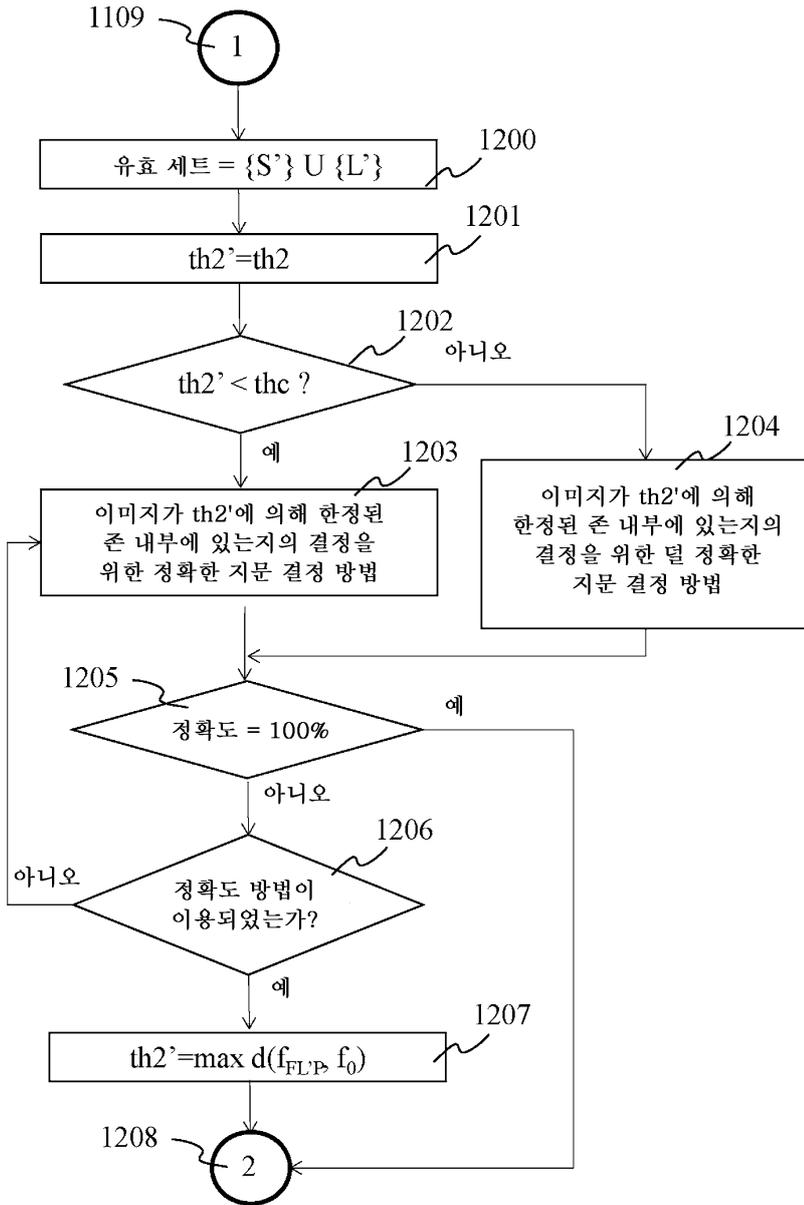
도면10



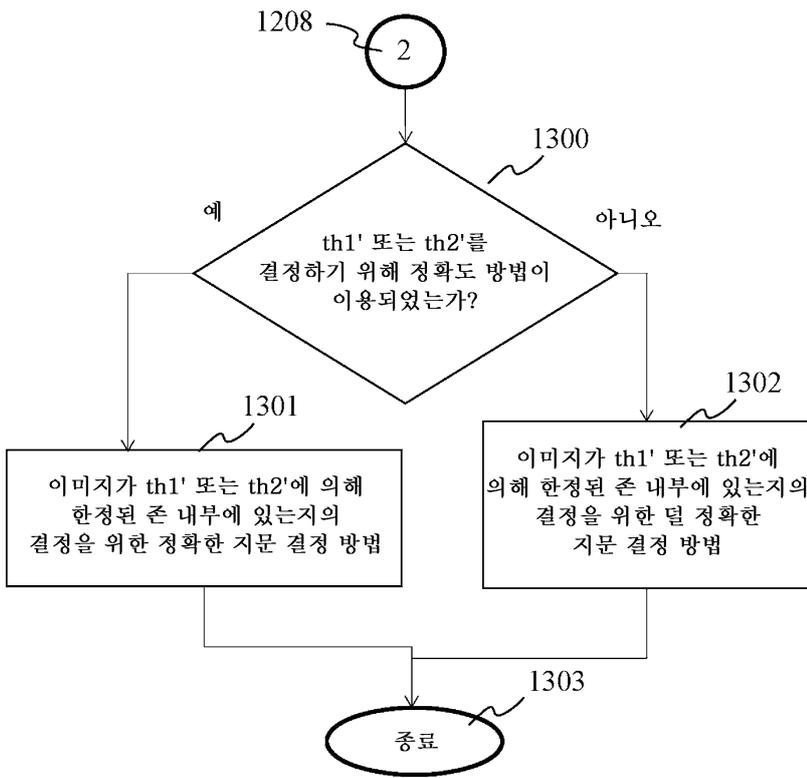
도면11



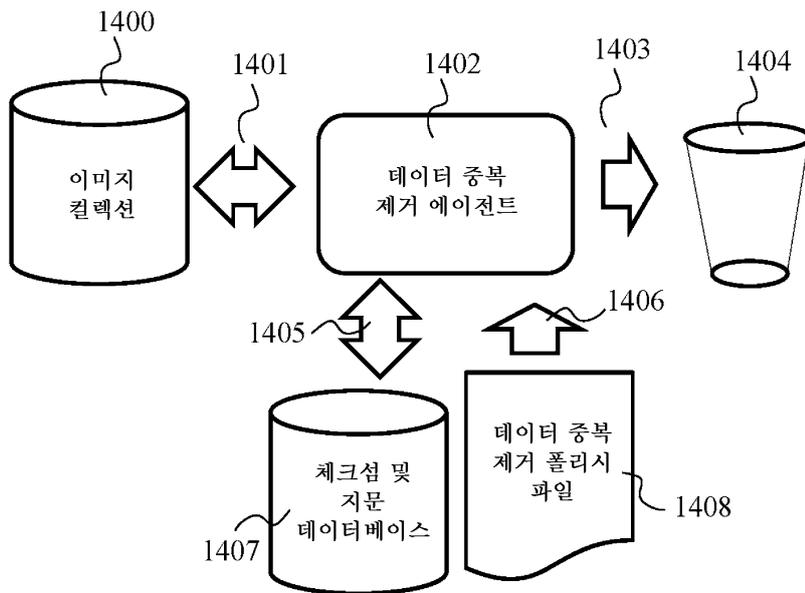
도면12



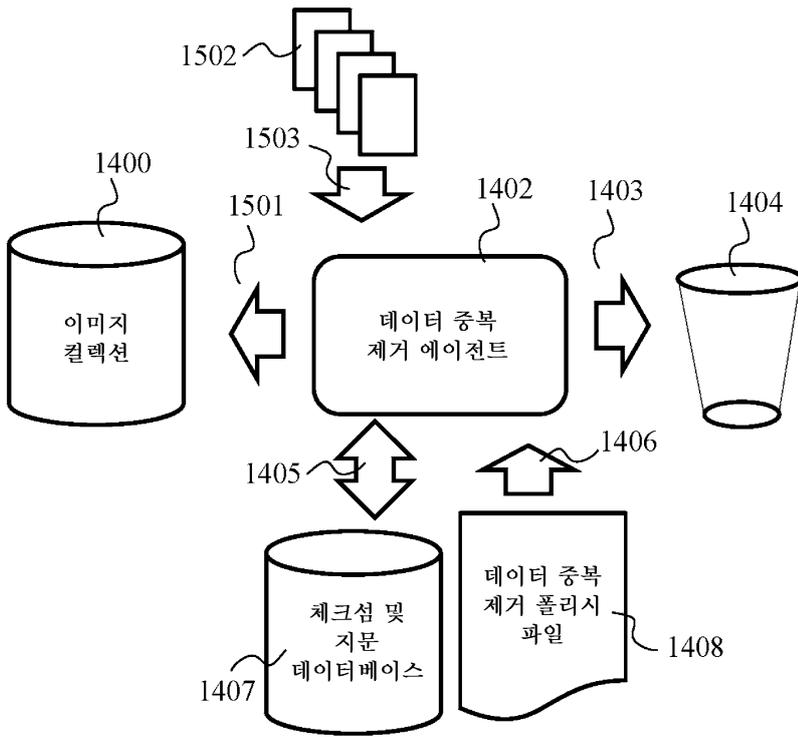
도면13



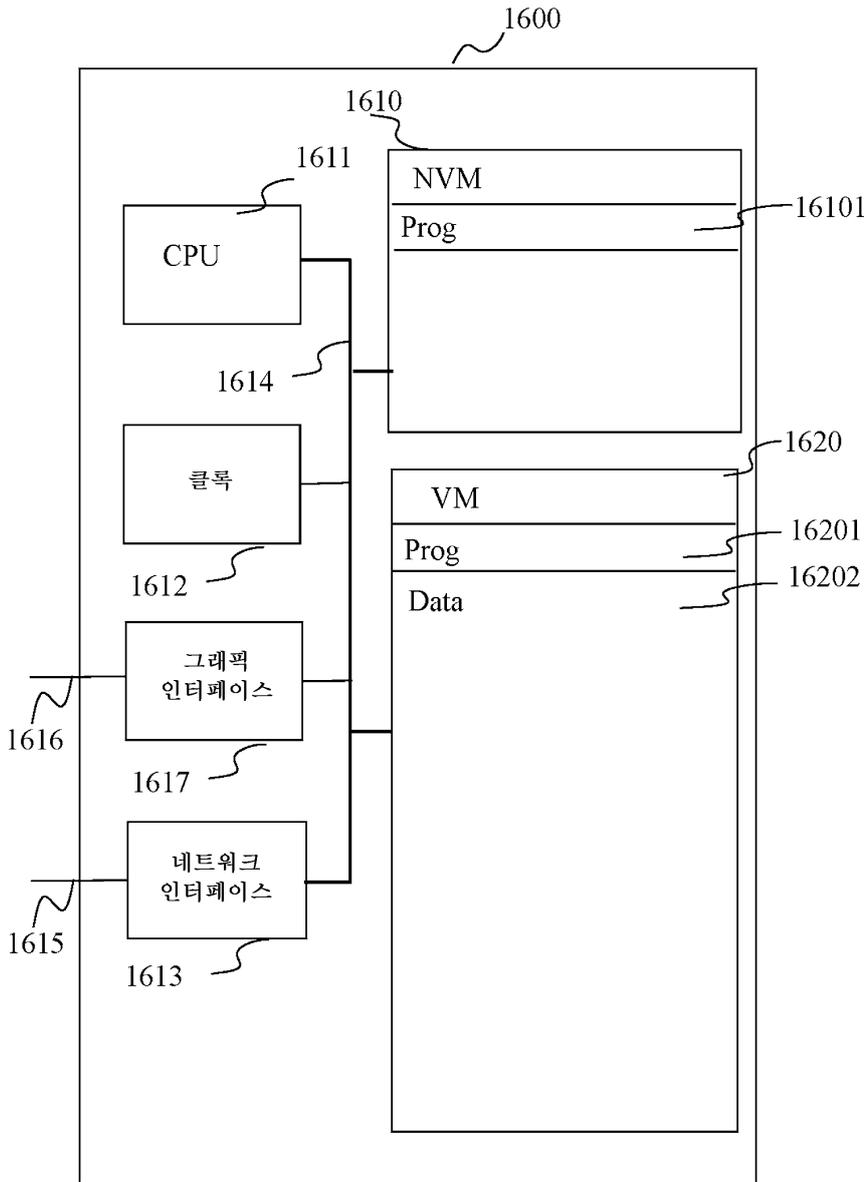
도면14



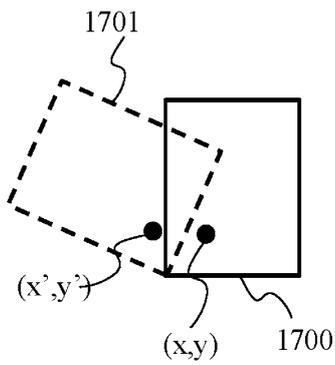
도면15



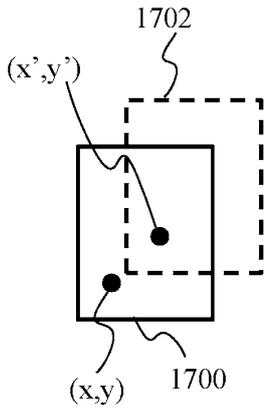
도면16



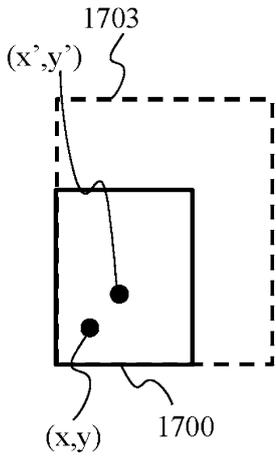
도면17a



도면17b



도면17c



도면18

