

(19)대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(51) 。 Int. Cl. G06T 7/00 (2006.01)	(45) 공고일자 (11) 등록번호 (24) 등록일자	2006년05월10일 10-0578614 2006년05월03일
--	-------------------------------------	--

(21) 출원번호	10-2004-7017016	(65) 공개번호	10-2005-0009698
(22) 출원일자	2004년10월22일	(43) 공개일자	2005년01월25일
번역문 제출일자	2004년10월22일		
(86) 국제출원번호	PCT/JP2003/008556	(87) 국제공개번호	WO 2004/008391
국제출원일자	2003년07월04일	국제공개일자	2004년01월22일

(30) 우선권주장	JP-P-2002-00207022	2002년07월16일	일본(JP)
	JP-P-2002-00300594	2002년10월15일	일본(JP)
	JP-P-2003-00068916	2003년03월13일	일본(JP)

(73) 특허권자 닛본 덴키 가부시끼가이샤
 일본국 도쿄도 미나토구 시바 5쵸메 7방 1고

(72) 발명자 카메이토시오
 일본국 도쿄도 미나토구 시바 5-7-1 닛본 덴키 가부시끼가이샤 내

(74) 대리인 최달용

심사관 : 마정윤

(54) 패턴 특징 추출 방법 및 그 장치

요약

입력 패턴의 특징량을 그 요소 벡터로 분해하고, 각각의 특징 벡터에 관하여 각각 판별 분석에 의해 얻어지는 판별 행렬을 미리 준비하고, 그 판별 행렬에 의해 규정되는 판별 공간에 각 특징 벡터를 사영하여 차원을 압축한 후에 얻어진 특징 벡터에 합하여 재차 판별 행렬에 의해 재차 사영함에 의해 특징 벡터를 산출함으로써, 판별에 유효한 특징량의 삭감을 억제하고, 효율이 좋은 특징 추출을 행한다.

대표도

도 1

색인어

패턴 특징 추출

명세서

기술분야

종래부터, 패턴 인식 분야에서는 입력된 패턴으로부터 특징 벡터를 추출하고, 그 특징 벡터로부터 식별에 유효한 특징 벡터를 추출하고, 각각의 패턴으로부터 얻어진 특징 벡터를 비교함에 의해 예를 들면, 문자나 인물의 얼굴 등 패턴의 유사도를 판정하는 것이 행하여지고 있다.

배경기술

예를 들면, 얼굴 인식의 경우에는 눈 위치 등에 의해 정규화된 얼굴 화상의 화상치를 래스터 주사함으로써, 1차원 특징 벡터로 변환하고, 이 특징 벡터를 입력 특징 벡터로서 이용하여 주성분 분석(비특허 문헌 1 : Moghaddam 외, "Probabilistic Visual Learning for Object Representation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence VoL.19, No.7, pp.696-710, 1997)이나 특징 벡터의 주성분에 대하여 선형 판별 분석(비특허 문헌 2 : W.Zhao 외, "Discriminant Analysis of Principal Components for Face Recognition, "Proceedings of the IEEE Third International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition pp.336-341, 1998)을 행함으로써 차원을 삭감하고, 얻어진 특징 벡터를 이용하여 얼굴에 의한 개인의 분류하여 결정하는 등을 행한다.

이들의 방법에서는 미리 준비한 학습 샘플에 대하여 공분산 행렬이나 클래스 내 공분산 행렬·클래스 간 공분산 행렬을 계산하고, 그들의 공분산 행렬에 있어서의 고유치 문제의 해로서 얻어지는 기저 벡터를 구하고, 이들의 기저 벡터를 이용하여 입력 특징 벡터의 특징을 변환한다.

여기서, 선형 판별 분석에 관하여 보다 상세히 설명한다.

선형 판별 분석은 N차원 특징 벡터(x)가 있는 때, 이 특징 벡터를 어느 변환 행렬(W)에 의해 변환한 때에 얻어지는 M차원 벡터(y)=(W^Tx)의 클래스 내 공분산 행렬(S_w)에 대한 클래스 간 공분산 행렬(S_B)의 비를 최대화하는 변환 행렬(W)을 구하는 방법이다. 이와 같은 분산비의 평가 함수로서 행렬식을 이용하여 평가식인 식 (1)이 정의된다.

$$J(W) = \frac{|S_B|}{|S_w|} = \frac{|W^T \sum_B W|}{|W^T \sum_w W|} \quad (1)$$

여기서, 클래스 내 공분산 행렬(\sum_w) 및 클래스 간 공분산 행렬(\sum_B)은 학습 샘플에 있어서의 특징 벡터(x)의 집합에 있어서의 C개의 클래스(ω_i)($i=1, 2, \dots, C$; 그들의 데이터 수(n_i))의 각각 내부에 있어서의 공분산 행렬(\sum_i)과 클래스 사이의 공분산 행렬이고, 각각 식 (2) 및 식 (3)에 의해 표시된다.

$$\begin{aligned} \sum_w &= \sum_{i=1}^C P(\omega_i) \sum_i \\ &= \sum_{i=1}^C \left(P(\omega_i) \frac{1}{n_i} \sum_{x \in x_i} (x-m_i)(x-m_i)^T \right) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\sum_B = \sum_{i=1}^C P(\omega_i)(m_i-m)(m_i-m)^T \quad (3)$$

여기서, m_i 는 클래스(ω_i)의 평균 벡터 (식 (4)), m 은 패턴 전체에 있어서의 x의 평균 벡터이다 (식 (5)).

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in x_i} x \quad (4)$$

$$m = \sum_{i=1}^C P(\omega_i) m_i \quad (5)$$

각 클래스(ω_i)의 사전 확률($P(\omega_i)$)이, 미리 샘플 수(n_i)를 반영하고 있다면, $P(\omega_i) = n_i/n$ 을 가정하면 좋다. 그렇지 않고 등확률을 가정할 수 있다면, $P(\omega_i) = 1/C$ 로 하면 좋다.

식 (1)을 최대화 하는 변환 행렬(W)은 열 벡터(w_i)의 고유치 문제인 식 (6)의 M 개의 큰 고유치에 대응하는 일반화된 고유 벡터의 세트로서 구하여진다. 이와 같이 하여 구하여진 변환 행렬(W)을 판별 행렬이라고 부른다.

$$\sum_B w_i = \lambda_i \sum_W w_i \quad (6)$$

또한 종래의 선형 판별 분석법에 관해서는 예를 들면, 비특허 문헌 5 : 「패턴 식별」 (Richard O. Duda 외, 오우에모리오 감역, 신기술 커뮤니케이션즈, 2001년, pp.113-122)에 기재되어 있다.

입력 특징 벡터(x)의 차원 수 특히 큰 경우, 적은 학습 데이터를 이용한 경우에는 Σw 가 정칙이 아니게 되고, 식 (6)의 고유치 문제를 통상의 방법으로는 풀 수 없게 된다.

또한, 특허 문헌 1 : 특개평7-296169호 공보에도 진술되고 있는 바와 같이, 공분산 행렬의 고유치가 작은 고차 성분은 패러미터의 추정 오차가 큰 것이 알려져 있고, 이것이 인식 정밀도에 악영향을 준다.

이 때문에, 전술한 W.Zhao 들의 논문에서는 입력 특징 벡터의 주성분 분석을 행하고, 고유치가 큰 주성분에 대하여 판별 분석을 적용하고 있다. 즉, 도 2에 도시한 바와 같이, 주성분 분석에 의해 얻어지는 기저 행렬을 이용하여 입력 특징 벡터를 사영함으로써 주성분을 추출한 후에, 판별 분석에 의해 얻어지는 판별 행렬을 기저 행렬로 하여 주성분을 사영함으로써, 식별에 유효한 특징 벡터의 추출을 행한다.

또한, 특허 문헌 1 : 특개평7-296169호 공보에 기재되어 있는 특징 변환 행렬의 연산 방식에서는 전(total) 공분산 행렬(Σ_T)의 고차의 고유치 및 대응하는 고유 벡터를 삭제하는 등에 의해 차원 수를 삭감하고, 삭감된 특징 공간에서 판별 분석을 적용하고 있다. 이것도 전 공분산 행렬의 고차의 고유치 및 대응하는 고유 벡터를 삭제하는 것이 주성분 분석에 의해 고유치가 큰 주성분만의 공간에서 판별 분석을 행한다는 의미에서는 W.Zhao의 방법과 마찬가지로 고차 특징을 제거하고 안정된 패러미터 추정을 행하는 효과를 초래한다.

그러나, 전 공분산 행렬(Σ_T)을 이용한 주성분 분석은 특징 공간 내에서의 분산이 큰 축방향으로 순번대로 직교하는 축을 선택하고 있는 데 지나지 않고, 패턴 식별의 성능과는 관계없이 특징축의 선택이 행하여진다. 이 때문에, 패턴 식별에 유효한 특징축을 잃어버린다.

예를 들면, 특징 벡터(x)가 3개의 요소로 이루어져 있고($x = (x_1, x_2, x_3)^T$), x_1 이나 x_2 의 분산은 크지만 패턴 식별에는 무관계한 특징이고, x_3 은 패턴 식별에는 유효하지만, 분산이 작은 경우(클래스 간 분산/클래스 내 분산, 즉 피셔비가 크지만, 각각 분산의 값 자체는 x_1 이나 x_2 에 비교하여 충분히 작은 경우)에 주성분 분석을 행하고, 2차원만을 선택하면 x_1 이나 x_2 에 관한 특징 공간이 선택되어 버리고, 식별에 유효한 x_3 의 기여는 무시되어 버린다.

이 현상을 도면을 이용하여 설명하면, 도 3A가 x_1 과 x_2 가 인장되는 평면으로 대강 수직인 방향에서 본 데이터의 분포에서 검은 원과 흰 원이 클래스가 다른 데이터 점을 나타내고 있다고 한다. x_1 과 x_2 가 인장되는 평면(이 도면에서는 평면)에서 본 경우, 검은 원과 흰 원을 식별할 수 없지만, 도 3B와 같이 이 평면과 직교하는 x_3 의 특징축에서 보면 검은 원과 흰 원은 분리할 수 있다. 그러나, 분산이 큰 축을 선택하여 버리면, x_1 과 x_2 로 인장된 평면이 특징 공간으로서 선택되고 도 3A를 보고 판별을 행하고자 하는 것과 동등하게 판별을 행하는 것이 곤란해진다.

이것은 종래의 기술에서 주성분 분석이나 (전(total) 공분산 행렬의 고유치가 작은 공간을 삭제한다는 기술에서는 피할 수 없는 현상이다.

발명의 상세한 설명

본 발명은 전술한 바와 같은 종래 기술의 문제점을 감안하고, 입력의 패턴 특징 벡터로부터 판별에 유효한 특징 벡터를 추출하고, 특징 차원을 압축할 때 판별에 유효한 특징량의 삭감을 억제하고 보다 효율이 좋은 특징 추출을 행하기 위한 특징 벡터의 변환 기술을 제공하는 데 있다.

본 발명에 관한 패턴 특징 추출 방법은 패턴 특징 및 화상으로부터 추출되는 특징의 한쪽을 복수의 특징 벡터(x_i)에 의해 표현하는 스텝과, 복수의 특징 벡터(x_i)의 각각에 대하여 선형 판별 분석에 의해 각 특징 벡터의 판별 행렬(W_i)을 미리 구하는 스텝과, 판별 행렬(W_i)을 이용하여 벡터(x_i)를 선형 변환한 각 벡터(y_i)를 나열한 특징 벡터(y)에 관하여 선형 판별 분석에 의해 판별 행렬(W_T)을 미리 구하는 스텝과, 판별 행렬(W_i) 및 판별 행렬(W_T)에 의해 특징되는 선형 변환을 행하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

이 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 선형 변환을 행하는 스텝은 패턴의 특징 벡터를 변환함에 의해 특징 차원 수를 압축하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 표현하는 스텝은 패턴 특징을 복수의 특징 벡터(x_i)로 분할하는 스텝을 구비하고, 판별 행렬(W_T)을 미리 구하는 스텝은 특징 벡터(x_i)에 관하여 판별 행렬(W_i)을 이용하여, 선형 변환($y_i=W_i^T x_i$)을 행하고 특징 벡터(y_i)를 산출하는 스텝을 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 산출된 특징 벡터(y_i)를 합친 벡터(y)에 대하여 판별 행렬(W_T)을 이용하여, 선형 변환($z=W_T^T y$)을 계산함에 의해 특징 벡터(z)를 산출하여 패턴 특징의 차원 수를 압축하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 판별 행렬(W_i 및 W_T)에 의해 특징되는 행렬(W)을 미리 계산하는 스텝을 또한 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 행렬(W)을 이용하여 입력 특징 벡터(x_i)를 합친 특징 벡터(x)와 행렬(W)의 선형 변환($z=W_{TX}$)을 계산함에 의해 특징 벡터(z)를 산출하여 패턴 특징의 차원 수를 압축하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 상술한 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 표현하는 스텝은 화상중 미리 정한 복수의 샘플점 집합(S_i)에 관하여 복수의 샘플점으로부터 얻어지는 화상치로 이루어지는 특징 벡터(x_i)를 추출하는 스텝을 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 화상 샘플 집합마다의 특징 벡터를 변환함에 의해 화상으로부터 특징량을 추출하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

이 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 판별 행렬(W_T)을 미리 구하는 스텝은 복수의 샘플점으로 이루어지는 복수의 특징 벡터(x_i)에 관하여 판별 행렬(W_i)을 이용하여 선형 변환($y_i=W_i^T x_i$)을 행하고 특징 벡터(y_i)를 산출하는 스텝을 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 산출된 특징 벡터(y_i)를 합친 벡터(y)에 관하여 판별 행렬(W_T)을 이용하여 선형 변환($z=W_T^T y$) 계산함에 의해 특징 벡터(z)를 산출하여 화상으로부터 특징량을 추출하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 판별 행렬(W_i 및 W_T)에 의해 특징되는 행렬(W)을 미리 계산하는 스텝을 또한 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 행렬(W)을 이용하여 특징 벡터(x_i)를 합친 벡터(x)와 행렬(W)의 선형 변환($z=W_{TX}$)을 계산함에 의해 특징 벡터(z)를 산출하여 화상으로부터 특징량을 추출하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 상술한 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 표현하는 스텝은 화상을 미리 정한 복수의 국소 영역으로 분할하고, 그 복수의 국소 영역마다 추출된 특징량을 특징 벡터(xi)로서 표현하는 스텝을 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 국소 영역의 특징 벡터를 변환함으로써 화상으로부터 특징량을 추출하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

이 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 판별 행렬(W_T)을 미리 구하는 스텝은 특징 벡터(xi)에 관하여 판별 행렬(W_i)을 이용하여 선형 변환($y_i=W_i^T x_i$)을 행하고 특징 벡터(yi)를 산출하는 스텝을 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 산출된 특징 벡터(yi)를 합친 벡터(y)에 관하여 판별 행렬(W_T)을 이용하여 선형 변환($z=W^T T y$)을 계산함에 의해 특징 벡터(z)를 산출하여 화상으로부터 특징량을 추출하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 판별 행렬(W_i 및 W_T)에 의해 특정되는 행렬(W)을 미리 계산하는 스텝을 또한 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 행렬(W)을 이용하여 특징 벡터(xi)를 합친 벡터(x)와 행렬(W)의 선형 변환($z=W_{TX}$)을 계산함에 의해, 특징 벡터(z)를 산출하여 화상으로부터 특징량을 추출하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 상술한 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 화상을 2차원 푸리에 변환하는 스텝을 또한 구비하고, 표현하는 스텝은 2차원 푸리에 변환의 실수 성분과 허수 성분을 특징 벡터(x_1)로서 추출하는 스텝과, 2차원 푸리에 변환의 파워 스펙트럼을 산출하고, 그 파워 스펙트럼을 특징 벡터(x_2)로서 추출하는 스텝을 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 특징 벡터를 변환함으로써 화상으로부터 특징량을 추출하는 것을 특징으로 한다.

이 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 선형 변환을 행하는 스텝은 특징 벡터(xi)의 주성분에 대한 판별 행렬(W_i) 및 판별 행렬(W_T)에 의해 특정되는 선형 변환에 의해 푸리에 성분의 실성분과 허성분에 대한 특징 벡터(xi)와 푸리에 성분의 파워 스펙트럼에 대한 특징 벡터(x_2)를 차원 삭감하도록 변환함으로써 화상으로부터 특징량을 추출하는 것을 특징으로 한다.

또한, 이 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 푸리에 변환에 의한 실수 성분과 허수 성분에 의한 특징 벡터(x_1)를 주성분으로 변환하는 변환 행렬(Ψ_1)과, 그 주성분에 대한 판별 행렬(W_1)에 의해 표시된 기저 행렬($\Phi_1(=(W_1^T \Psi_1^T)^T)$)을 이용하여, 특징 벡터(x_1)의 주성분의 판별 특징을 선형 변환($y_1=\Phi_1^T x_1$)에 의해 산출하는 스텝과, 얻어진 특징 벡터(y_1)의 크기를 미리 정한 크기로 정규화하는 스텝과, 푸리에 변환에 의한 파워 스펙트럼에 의한 특징 벡터(x_2)를 주성분으로 변환하는 변환 행렬(Ψ_2)과, 그 주성분에 대한 판별 행렬(W_2)에 의해 표시되는 기저 행렬($\Phi_2(=(W_2^T \Psi_2^T)^T)$)을 이용하여 특징 벡터(x_2)의 주성분의 판별 특징을 선형 변환($y_2=\Phi_2^T x_2$)에 의해 산출하는 스텝과, 얻어진 특징 벡터(y_2)의 크기를 미리 정한 크기로 정규화하는 스텝과, 2개의 특징 벡터(y_1 와 y_2)를 합친 특징 벡터(y)에 관하여 판별 행렬(W_T)을 이용하여 선형 변환($z=W^T T y$)을 계산함에 의해 특징 벡터(z)를 산출하여 화상으로부터 특징량을 추출하는 스텝을 또한 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 이 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 표현하는 스텝은 화상을 복수의 영역으로 분할하는 스텝을 또한 구비하고, 특징 벡터(x_2)로서 추출하는 스텝은 분할된 각각의 영역에 있어서 2차원 푸리에 파워 스펙트럼을 산출하는 것을 특징으로 한다.

또한, 분할하는 스텝은 복수의 화상 분할의 방법에 의거하여 다른 크기의 영역에 다중으로 영역을 분할하는 것을 특징으로 한다.

또한, 얻어진 2차원 푸리에 파워 스펙트럼에 대하여 커널 판별 분석에 의한 특징 추출을 행함으로써 특징 차원을 삭감하고, 유효한 특징량을 추출하는 스텝을 또한 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 얻어진 2차원 푸리에 파워 스펙트럼에 대하여 미리 선형 판별 분석에 의해 얻어지는 판별 행렬을 이용하여, 선형 변환에 의해 특징 차원을 삭감하는 스텝을 또한 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 판별 행렬(W_i)을 미리 구하는 스텝은 특징 벡터(xi)(i=1, 2)의 주성분에 대하여 선형 판별 분석에 의해 구하여지는 각 특징 벡터의 판별 행렬(W_i)을 구하는 스텝을 구비하고, 선형 변환을 행하는 스텝은 특징 벡터(xi)의 주성분에 대한 판별

행렬(W_i) 및 판별 행렬(W_T)에 의해 특징되는 선형 변환에 의해 푸리에 성분의 실성분과 허성분에 대한 특징 벡터(x_i)와 푸리에 성분의 파워 스펙트럼에 대한 특징 벡터(x_2)를 차원 삭감하도록 변환함으로써 화상으로부터 특징량을 추출하는 것을 특징으로 한다.

이 패턴 특징 추출 방법에 있어서, 표현하는 스텝은 2차원 푸리에 변환의 파워 스펙트럼을 산출하는 스텝과, 화상을 복수로 분할하고 그 각각의 영역에 관하여 2차원 푸리에 변환의 파워 스펙트럼을 산출하는 스텝과, 각각의 파워 스펙트럼을 합성한 벡터를 특징 벡터(x_2)로서 추출하는 스텝을 또한 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 본 발명에 관한 패턴 특징 추출 장치는 패턴 특징을 선형 변환을 이용하여 특징 차원을 압축하는 패턴 특징 추출 장치로서, 패턴 특징을 나타내는 복수의 특징 벡터(x_i)에 대하여 선형 판별 분석에 의해 구해진 각 특징 벡터의 판별 행렬(W_i) 및 판별 행렬을 이용하여 벡터(x_i)를 선형 변환함에 의해 얻어지는 각 벡터(y_i)를 합친 특징 벡터(y)에 관하여 선형 판별 분석에 의해 미리 구하여진 판별 행렬(W_T)에 의해 특징되는 기저 행렬을 기억하는 기저 행렬 기억 수단과, 기저 행렬 기억 수단에 의해 기억되는 기저 행렬을 이용하여 패턴의 특징 벡터를 변환함으로써 특징 차원을 압축하는 선형 변환 수단을 구비하는 것을 특징으로 한다.

또한, 본 발명에 관한 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체는 패턴 특징을 선형 변환을 이용하여 특징 차원을 압축하는 패턴 특징 추출을 컴퓨터에 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체로서, 프로그램은 패턴 특징을 복수의 특징 벡터(x_i)로 표현하고, 각각의 특징 벡터(x_i)에 대하여 선형 판별 분석에 의해 구하여지는 각 특징 벡터의 판별 행렬(W_i)을 미리 구하고, 또한 그들의 판별 행렬을 이용하여 벡터(x_i)를 선형 변환함에 의해 얻어지는 각 벡터(y_i)를 합친 특징 벡터(y)에 관하여 선형 판별 분석에 의해 판별 행렬(W_T)을 미리 구하는 기능과, 판별 행렬(W_i) 및 판별 행렬(W_T)에 의해 특징되는 선형 변환에 의해 패턴의 특징 벡터를 변환함으로써 특징 차원을 압축하는 기능을 실행시키기 위한 프로그램으로 구성되는 것을 특징으로 한다.

또한, 본 발명에 관한 화상 특징 추출 방법은 미리 정해진 계산식을 이용하여 입력 정규화 화상에 대한 푸리에 스펙트럼을 계산함으로써, 푸리에 스펙트럼 벡터를 구하는 스텝과, 정규화 화상의 부분 화상의 푸리에 강도로부터 멀티 블록 푸리에 강도 벡터의 추출을 행하는 스텝과, 푸리에 스펙트럼 벡터와 멀티 블록 강도 벡터를 기저 행렬을 이용한 특징 벡터의 사영을 행하고, 각각의 정규화 벡터를 얻는 스텝과, 정규화 벡터를 결합 푸리에 벡터를 이루도록 연결하고, 이 연결된 값을 제 2의 기저 행렬을 이용하여 사영 벡터를 얻는 스텝과, 사영 벡터를 양자화함으로써 푸리에 특징을 추출하는 스텝을 구비하는 것을 특징으로 한다.

도면의 간단한 설명

도 1은 본 발명의 실시예에 의한 패턴 특징 추출 장치의 구성을 도시한 블록도.

도 2는 종래 기술을 설명하기 위한 도면.

도 3은 패턴 특징의 분포를 설명하기 위한 도면.

도 4는 본 발명에 의한 제 2의 실시예에 의한 패턴 특징 추출 장치의 구성을 도시한 블록도.

도 5는 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 6은 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 7은 본 발명에 의한 제 3의 실시예에 의한 얼굴 화상 매칭 시스템의 구성을 도시한 블록도.

도 8은 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 9는 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 10은 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 11은 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 12는 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 13은 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 14는 본 발명에 의한 실시예를 설명하기 위한 도면.

도 15는 본 발명의 제 5의 실시예에 있어서의 얼굴 기술의 일예를 나타내기 위한 도면.

도 16은 본 발명의 제 5의 실시예에 있어서의 바이너리 표현 문법(Binary Representation Syntax)을 이용한 경우의 규칙의 일예를 도시한 도면.

도 17은 본 발명의 제 5의 실시예에 있어서의 푸리에 특징(Fourier Feature)을 추출하기 위한 설명도.

도 18은 본 발명의 제 5의 실시예에 있어서의 푸리에 스펙트럼의 주사 방법의 일예를 나타내기 위한 도면.

도 19는 본 발명의 제 5의 실시예에 있어서의 푸리에 스펙트럼의 주사 규칙의 일예를 나타내기 위한 테이블.

도 20은 본 발명의 제 5의 실시예에 있어서의 Central Fourier Feature 요소를 위한 푸리에 공간에 있어서의 주사 영역의 일예를 도시한 테이블.

도 21은 본 발명의 제 5의 실시예에 있어서의 블록도의 일예를 도시한 도면.

실시예

(제 1의 실시예)

본 발명의 실시예에 관하여 도면을 참조하여 상세히 설명한다. 도 1은 본 발명의 패턴 특징 추출 장치를 이용한 패턴 특징 추출 장치를 도시한 블록도이다.

이하, 패턴 특징 추출 장치에 관하여 상세히 설명한다.

도 1에 도시한 바와 같이, 본 발명에 의한 패턴 특징 추출 장치는 입력 특징 벡터(x_1)를 선형 변환하는 제 1의 선형 변환 수단(11)과, 입력 특징 벡터(x_2)를 선형 변환하는 제 2의 선형 변환 수단(12)과, 선형 변환 수단(11)과 선형 변환 수단(12)에 의해 변환하고, 차원 삭감된 특징 벡터를 입력으로 하여 선형 변환을 행하는 제 3의 선형 변환 수단(13)을 구비한다. 전술한 각각의 선형 변환 수단은 각각 대응한 판별 행렬 기억 수단(14, 15, 16)에 기억되어 있는 미리 학습에 의해 구하여 둔 판별 행렬을 이용하여 판별 분석에 의한 기저 변환을 행한다.

입력되는 특징 벡터(x_1, x_2)는 문자 인식이나 얼굴 인식 등으로 그들의 목적에 따라 추출되는 특징량으로서, 예를 들면 화상의 구배 특성으로부터 계산되는 방향 특징이나 화상의 화소치 그 자체인 농담 특징 등으로서, 복수의 요소가 있다. 이 때, 예를 들면, N_1 개의 방향 특징을 한쪽의 특징 벡터(x_1)로서, 또 한쪽의 N_2 개의 농담치를 특징 벡터(x_2)로서 입력한다.

판별 행렬 기억 수단(14)이나 판별 행렬 기억 수단(15)은 특징 벡터(x_1) 및 특징 벡터(x_2)에 관하여 선형 판별 분석을 행하고, 이에 의해 얻어지는 판별 행렬(W_1, W_2)을 각각 기억한다.

판별 행렬은 전술한 바와 같이 미리 준비한 학습 샘플에 있어서의 특징 벡터에 관하여 그 클래스에 따라 클래스 내 공분산 행렬(Σ_W)(식 (2)), 클래스 간 공분산 행렬(Σ_B)(식 (3))을 계산하면 좋다. 또한, 각 클래스(ω_i)의 사전 확률($P(\omega_i)$)은 샘플 수(n_i)를 반영시켜 $P(\omega_i)=n_i/n$ 으로 하면 좋다.

이들의 공분산 행렬에 대하여 식 (6)으로 표시되는 고유치 문제의 큰 고유치에 대응하는 고유 벡터(wi)를 선택함으로써 판별 행렬을 미리 구하여 둘 수 있다.

각각의 특징 벡터(x₁, x₂)에 관하여 입력 특징 차원(N₁이나 N₂)보다도 작은 M₁차원, M₂차원의 기저를 선택한다고 하면, 판별 기저로의 사영 변환에 의해 각각 M₁, M₂차원의 특징 벡터(y₁, y₂)를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} y_1 &= W_1^T x_1 \\ y_2 &= W_2^T x_2 \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, W₁, W₂의 행렬의 크기는 각각 M₁×N₁, M₂×N₂로 된다.

사영하는 특징 공간의 차원 수(M₁, M₂)를 대폭적으로 작게 함에 의해 효율 좋게 특징 차원 수를 삭감할 수 있고, 데이터량의 삭감이나 고속화에 효과가 있지만, 특징 차원 수를 대폭적으로 너무 작게 하는 경우에는 판별 성능의 열화를 초래한다. 이것은 특징 차원 수를 삭감함에 의해 판별에 유효한 특징량을 잃어버리기 때문이다.

이 때문에, 특징 벡터의 차원 수(M₁이나 M₂) 등은 학습 샘플 수와의 균형에 영향을 주지기 쉬운 량으로서, 실험에 의거하여 정하는 것이 바람직하다.

제 3의 선형 변환 수단(13)으로는 제 1 및 제 2의 선형 변환 수단에 의해 계산된 y₁, y₂를 입력 특징 벡터(y)로 하여 판별 공간으로의 사영을 행한다. 판별 행렬 기억 수단(16)에 등록하여 두는 판별 행렬(W₃)은 제 1, 제 2의 판별 행렬을 계산한 경우와 마찬가지로 학습 샘플로부터 구한다. 단, 입력 특징 벡터(y)는 다음 식 (8)로 표시되는 바와 같이 요소를 나열한 벡터이다.

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \quad (8)$$

식 (7)과 마찬가지로 기저 행렬(W₃)(행렬의 크기는 L×(M₁+M₂))에 의해 L차원의 특징 벡터(y)를 식 (9)에 의해 사영하고, 출력으로 되는 특징 벡터(z)를 얻는다.

$$Z = W_3^T y \quad (9)$$

이와 같이 특징 벡터를 각각 분할하여 적은 차원 수의 특징 벡터의 학습 샘플에 대하여 선형 판별 분석을 행함에 의해, 높은 차원의 특징 성분에서 생기기 쉬운 추정 오류를 억제하고 또한, 판별에 유효한 특징을 파악할 수 있다.

전술한 예에서는 3개의 선형 변환 수단을 구비하고, 병렬적·단계적으로 처리를 행하는 경우에 관하여 나타냈지만, 선형 판별 수단은 기본적으로 곱합 연산기를 구비하고 있으면 실현할 수 있기 때문에, 선형 변환을 행하는 입력 특징 벡터에 합하여 판독한 판별 행렬을 전환하여 선형 변환 수단을 원활하게 사용하도록 실현하는 것도 가능하다.

이와 같이 하나의 선형 변환 수단을 사용함으로써, 필요한 연산기의 규모를 작게 할 수 있다.

또한, 출력 특징 벡터(z)의 연산은 식 (7), 식 (8), 식 (9)로부터 알 수 있는 바와 같이 식 (10)으로 써서 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Z} &= \mathbf{W}_3^T \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \\
 &= \mathbf{W}_3^T \begin{pmatrix} \mathbf{W}_1^T \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{W}_2^T \mathbf{x}_2 \end{pmatrix} \\
 &= \mathbf{W}_3^T \begin{pmatrix} \mathbf{W}_1^T & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{W}_2^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{pmatrix} \\
 &= \mathbf{W}^T \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{pmatrix}
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

즉, 각 판별 행렬을 이용한 선형 변환은 하나의 행렬에 의한 선형 변환으로 통합할 수 있다. 단계적인 연산을 행하는 경우의 곱합 연산 회수는 $L \times (M_1 + M_2) + M_1 N_1 + M_2 N_2$ 이고, 하나의 행렬로 통합한 경우에는 $L \times (N_1 + N_2)$ 로 되고, 예를 들면, $N_1 = N_2 = 500$, $M_1 = M_2 = 200$, $L = 100$ 으로 한 경우에는 단계적인 연산에서 240,000회의 곱합 연산이 필요하게 되고, 후자의 연산에서는 100,000회의 곱합 연산이 필요하게 되며, 후자와 같은 일괄 연산을 행한 경우의 쪽이 연산량이 적고, 고속의 연산이 가능해진다. 식에서도 알 수 있는 바와 같이 최종적인 차원 수(L)를 작게 하는 경우에는 일괄적인 연산 방법을 이용한 쪽이 연산량을 삭감할 수 있고, 유효하다.

(제 2의 실시예)

그런데, 전술한 예에서는 방향 특징과 농담 특징이라는 것과 같이 특징의 종류가 다른 경우의 특징을 융합할 때, 각각의 특징마다 판별 분석을 시행한 특징 벡터에 대하여 반복 판별 분석을 행하고 있지만, 하나의 특징에 대한 복수 요소를 복수의 특징 벡터로 분할하고, 각각의 요소 집합을 입력 특징으로 하여 판별 분석하고, 그 사영된 벡터를 다시 판별 분석하여도 상관없다.

제 2의 실시예에서는 얼굴 화상의 특징 추출 장치에 관하여 설명한다.

제 2의 발명에 의한 얼굴 화상 특징 추출 장치에서는 도 4에 도시한 바와 같이 입력 얼굴 화상의 농담 특징을 분해하는 화상 특징 분해 수단(41)과, 특징 벡터에 대응하는 판별 행렬에 따라 특징 벡터를 사영하는 선형 변환 수단(42)과, 상기한 각각의 판별 행렬을 기억하는 판별 행렬군 기억 수단(43)을 구비하고 있다.

얼굴 화상의 특징 추출한 기술에 관해서는 전술한 W.Zhao 들의 논문에 나타나 있는 바와 같이, 얼굴 화상을 눈 위치 등으로 위치 맞추한 후에, 그 농담치를 벡터 특징으로 하는 방법이 있다.

제 2의 발명에서도 원 특징으로서의 마찬가지로 화상의 농담치를 입력 특징으로 하여 취급하지만, 화상 사이즈가 예를 들면 좌우 눈의 중심 위치를(14, 23), (29, 23)의 좌표로 정규화한 42×54 화소=2352차원과 큰 화상 특징으로 된다. 이와 같은 큰 특징 차원에서는 한정된 학습 샘플을 이용하여 직접적으로 선형 판별 분석을 행하여도 정밀도 좋은 특징 추출을 행하는 것은 곤란하고, 화상 특징의 요소를 분해하고, 그 분해된 특징에 대하여 판별 분석을 행하고, 판별 행렬을 구함으로써 주성분 분석 등을 적용한 경우에 생기는 특징의 열화를 억제한다.

화상 특징을 분해하기 위한 방법의 하나가 화상을 분할하는 것이고, 예를 들면, 도 5에 도시한 바와 같이 화상을 하나의 크기가 14×18 화소(=252차원)의 크기로 9분할하고, 각각 크기의 국소 화상을 특징 벡터(xi)(i=1, 2, 3, ..., 9)로 하고, 각각의 부분 화상에 대하여 학습 샘플을 이용하여 판별 분석을 행하고, 각각의 특징 벡터에 대응하는 판별 행렬(Wi)을 구하여 둔다.

또한, 화상을 분할할 때에 영역 사이에 오버랩을 갖게 하여 겹으로써, 그 경계 영역의 화상 상의 상관에 의거한 특징량을 특징 벡터에 반영시킬 수 있기 때문에, 오버랩을 시켜서 샘플하도록 하여 두어도 좋다.

특징 차원 수 252차원으로 원화상보다 대폭적으로 적게 됨으로써, 사람 수로 수백명 정도의 각 사람의 화상을 수매, 계수 천장 정도의 얼굴 화상을 샘플로 함으로써, 판별 분석에 의한 기저 행렬을 정밀도를 유지하여 계산할 수 있다. 이것이 원 특징인 채(2352차원) 큰 경우에는 판별 분석에 의한 특징으로 성능을 얻기 위해서는 수천명 이상의 얼굴 화상 샘플을 필요하게 되는 것이 예상되지만, 실제 문제로서 이와 같은 대규모의 화상 데이터를 수집하는 것은 곤란하기 때문에, 실현할 수 없다.

제 1 단계의 판별 특징에 의해, 예를 들면, 각 국소 영역마다 20차원의 특징으로 압축한다고 하면, 그들의 출력 특징 벡터는 9영역 \times 20차원=180차원의 특징 벡터로 된다. 이 특징 벡터에 대하여 다시 판별 분석을 행함으로써, 차원 수를 예를 들면 50차원 정도로 효율적으로 압축할 수 있다. 이 제 2 단계의 판별 행렬도 판별 행렬 기억 수단(43)에 기억하고, 선형 변환 수단(42)에 의해 제 1 단계의 판별 특징의 180차원 벡터를 입력으로 하여, 재차 판별 분석을 행한다. 또한, 미리 제 1 단계의 판별 행렬과 제 2 단계의 판별 행렬을 식 (10)으로 나타낸 바와 같이 미리 계산하여 두어도 좋지만, 252차원 \times 9영역을 20차원 \times 9영역으로 압축하고, 그 180차원을 50차원으로 변환하는 경우에는 2단계로 나누고 계산한 쪽이 사용 메모리도, 연산량도 반분 이하로 되기 때문에 효율적이다.

이와 같이 국소적·단계적으로 판별 분석을 적용함으로써, 식별 능력이 높은 얼굴 특징을 추출할 수 있게 된다. 이것은 문자 인식으로 말하면, 예를 들면 한자 「대(大)」와 「견(犬)」의 식별을 행하려고 할 때, 문자 화상 전체를 주성분 분석하고 고유치가 큰 성분 추출을 하면, 한자 「대」와 「견」을 식별하는 「」의 특징을 잃어버리기 쉽다(이 때문에, 유사 문자 식별에서는 주성분 분석에 의한 고유치가 큰 부분의 특징보다도, 어느 특징의 고차 특징을 이용하는 것이 행하여지는 경우도 있다). 국소 영역으로 분할하여 판별 특징을 추출하는 것의 유효성은 문자 인식에 있어서의 유사 문자 식별에 있어서의 현상과 유사하고 있고, 식별하기 쉬운 특징을 공간적으로 한정함으로써, 전체적으로 주성분의 판별 분석을 행하는 경우보다도, 단위 차원당의 정밀도를 확보할 수 있게 된다고 고려된다.

또한, 화상 특징 분할 수단(41)에서는 국소 영역마다 화상을 분할하여 특징 벡터를 구성하는 것은 아니고, 화상 전체로부터 샘플링하여 분할하여도 좋다. 예를 들면, 1차 특징을 9분의1인 252차원의 9개의 벡터로 분할하는 경우에는 도 6에 도시한 바와 같이 3 \times 3의 영역에서 샘플링한다. 즉, 샘플링된 화상은 약간의 위치 차이가 있는 축소 화상으로 된다. 이 축소 화상을 래스터 주사함으로써 9개의 특징 벡터로 변환한다. 이와 같은 특징 벡터를 1차 벡터로 하여 판별 성분을 계산하고, 그 판별 성분을 통합하여 재차 판별 분석을 행하여도 좋다.

(제 3의 실시예)

본 발명에 의한 다른 실시예에 관하여 도면을 참조하여 상세히 설명한다. 도 7은 본 발명의 얼굴 메타데이터 생성 장치를 이용한 얼굴 화상 매칭 시스템을 도시한 블록도이다.

이하, 얼굴 화상 매칭 시스템에 관하여 상세히 설명한다.

도 7에 도시한 바와 같이, 본 발명에 의한 얼굴 화상 매칭 시스템은 얼굴 화상을 입력하는 얼굴 화상 입력부(71)와, 얼굴 메타데이터를 생성하는 얼굴 메타데이터 생성부(72)와, 추출된 얼굴 메타데이터를 축적하는 얼굴 메타데이터 축적부(73)와, 얼굴 메타데이터로부터 얼굴의 유사도를 산출하는 얼굴 유사도 산출부(74)와, 얼굴 화상을 축적하는 얼굴 화상 데이터베이스(75)와, 화상의 등록 요구·검색 요구에 따라, 화상의 입력·메타데이터의 생성·메타데이터의 축적·얼굴 유사도의 산출 제어를 행하는 제어부(76)와 얼굴 화상이나 다른 정보를 표시하는 디스플레이의 표시부(77)를 구비한다.

또한, 얼굴 메타데이터 생성부(72)는 입력된 얼굴 화상으로부터 얼굴 영역을 잘라내는 영역 잘라냄 수단(721)과, 잘라내어진 영역의 얼굴 특징을 추출하는 얼굴 화상 특징 추출 수단(722)에 의해 구성되고, 얼굴의 특징 벡터를 추출함으로써 얼굴 화상에 관한 메타데이터를 생성한다.

얼굴 화상의 등록시에는 스캐너 또는 비디오 카메라 등의 화상 입력부(71)로 얼굴 사진 등을 얼굴의 크기나 위치를 맞추고 나서 입력한다. 또한, 인물의 얼굴을 직접 비디오 카메라 등으로부터 입력하여도 상관없다. 이 경우에는 전술한 Moghaddam의 문헌에 나타나 있는 바와 같은 얼굴 검출 기술을 이용하여, 입력된 화상의 얼굴 위치를 검출하고, 얼굴 화상의 크기 등을 자동적으로 정규화하는 쪽이 좋을 것이다.

또한, 입력된 얼굴 화상은 필요에 따라 얼굴 화상 데이터베이스(75)에 등록한다. 얼굴 화상 등록과 동시에 얼굴 메타데이터 생성부(72)에 의해 얼굴 메타데이터를 생성하고, 얼굴 메타데이터 축적부(73)에 축적한다.

검색시에는 등록시와 마찬가지로 얼굴 화상 입력부(71)에 의해 얼굴 화상을 입력하고, 얼굴 메타데이터 생성부(72)에서 얼굴 메타데이터를 생성한다. 생성된 얼굴 메타데이터는 일단 얼굴 메타데이터 축적부(73)에 등록하거나 또는 직접 얼굴 유사도 산출부(74)에 보내진다.

검색에서는 미리 입력된 얼굴 화상이 데이터베이스 중에 있는지의 여부를 확인하는 경우(얼굴 동정)에는 얼굴 메타데이터 축적부(73)에 등록된 데이터의 하나 하나와의 유사도를 산출한다. 가장 유사도가 높은 결과에 의거하여 제어부(76)에서는 얼굴 화상 데이터베이스(75)로부터 얼굴 화상을 선택하고, 표시부(77) 등에 얼굴 화상의 표시를 행하고 검색 화상과 등록 화상에 있어서의 얼굴의 동일성을 작업자가 확인한다.

한편, 미리 ID 번호 등으로 특정된 얼굴 화상과 검색한 얼굴 화상이 일치하는지의 여부를 확인하는 경우(얼굴 식별)에는 특정된 ID 번호의 얼굴 화상과 일치하는지의 여부를 얼굴 유사도 산출부(74)에서 계산하고, 미리 결정된 유사도 보다도 유사도가 낮은 경우에는 일치하지 않는다고 판정하고, 유사도가 높은 경우에는 일치한다고 판정하고, 그 결과를 표시부(77)에 표시한다. 이 시스템을 입실 관리용으로 이용한다면, 얼굴 화상을 표시하는 대신에 제어부(76)로부터 자동 도어에 대하여 그 개폐 제어 신호를 보냄으로써, 자동 도어의 제어에 의해 입실 관리를 행할 수 있다.

상기한 바와 같이, 얼굴 화상 매칭 시스템은 동작하지만, 이와 같은 동작은 컴퓨터 시스템상에서 실현할 수도 있다. 예를 들면, 다음에 상세히 기술하는 바와 같은 메타데이터 생성을 실행하는 메타데이터 생성 프로그램 및 유사도 산출 프로그램을 각각 메모리에 격납하여 두고, 이들을 프로그램 제어 프로세서에 의해 각각 실행함으로써 얼굴 화상 매칭을 실현할 수 있다.

또한, 이 프로그램을 컴퓨터 관독 가능한 기록 매체에 기록하여도 좋다.

다음에, 이 얼굴 화상 매칭 시스템의 동작, 특히 얼굴 메타데이터 생성부(72)와 얼굴 유사도 산출부(74)에 관하여 상세히 설명한다.

(1) 얼굴 메타데이터 생성

얼굴 메타데이터 생성부(72)에서는 위치와 크기를 정규화한 화상 $I(x, y)$ 를 이용하여 얼굴 특징량을 추출한다. 위치와 크기의 정규화는 예를 들면,

눈 위치가 (16, 24), (31, 24), 사이즈가 46×56 화소로 되도록 화상을 정규화하여 두면 좋다. 이하에서는 이 사이즈로 화상이 정규화되어 있는 경우에 대하여 설명한다.

다음에, 영역 잘라냄 수단(721)에 의해 얼굴 화상의 미리 설정한 얼굴 화상의 복수의 국소 영역을 잘라낸다. 예를 들면, 상기한 화상을 예를 들면, 하나는 정규화한 화상 전체(이것을 $f(x, y)$ 라고 한다)와 또 하나는 얼굴을 중심으로 한 중심 영역의 32×32 화소의 영역 $g(x, y)$ 이다. 이것은 두 눈의 위치가 (9, 12)와 (24, 12)의 위치가 되도록 잘라내면 좋다.

얼굴의 중심 영역을 전술한 바와 같이 잘라내는 것은 이것은 머리 모양 등에 영향을 받지 않는 범위를 잘라냄으로써, 머리 모양이 변화하는 경우(예를 들면, 가정내 로봇에서 얼굴 대조를 이용할 때에 입욕 전후에서 머리 모양이 변화하여도 대조할 수 있도록 하기 위해)에도 안정된 특징을 추출하기 위한 것이지만, 머리 모양 등이 변화하지 않는 경우(영상 클립 중에 있어서의 신 내의 인물 동정 등의 경우)에는 머리 모양을 포함한 형태로 대조를 행함으로써 대조 성능의 향상을 기대할 수 있기 때문에, 머리 모양을 포함하는 큰 얼굴 화상과 얼굴의 중심 부분의 작은 얼굴 화상에 대하여 얼굴 화상을 잘라낸다.

다음에 얼굴 화상 특징 추출 수단(722)에서는 잘라내어진 2개의 영역 $f(x, y)$ 를 2차원의 이산 푸리에 변환에 의해 푸리에 변환하고, 얼굴 화상의 특징을 추출한다.

도 8에 얼굴 화상 특징 추출 수단(722)의 보다 상세한 구성에 관하여 도시한다. 이 얼굴 화상 특징 추출 수단에서는 정규화하고 잘라내여진 화상을 이산 푸리에 변환하는 푸리에 변환 수단(81)과, 푸리에 변환한 푸리에 주파수 성분의 파워 스펙트럼을 산출하는 푸리에 파워 산출 수단(82)과, 푸리에 변환 수단(81)에 의해 산출된 푸리에 주파수 성분의 실성분과 허성분을 래스터 주사한 특징 벡터에 의해, 1차원 특징 벡터로 간주하고, 그 특징 벡터의 주성분에 대하여 판별 특징을 추출하는 선형 변환 수단(83)과 그 변환을 위한 기저 행렬을 기억하는 기저 행렬 기억 수단(84) 및 파워 스펙트럼을 마찬가지로 주성분의 판별 특징을 추출하는 선형 변환 수단(85)과 그 변환을 위한 기저 행렬을 기억하는 기저 행렬 기억 수단(86)을 구비한다. 또한, 푸리에 특징의 실수 성분과 허수 성분의 판별 특징 및 파워 스펙트럼의 판별 특징을 각각 크기 1의 벡터로 정규화하고, 그 2개의 특징 벡터를 통합한 벡터에 대하여 그 벡터의 판별 특징을 산출하는 선형 변환 수단(88)과 그 판별 특징을 위한 판별 행렬을 기억하는 판별 행렬 기억 수단(89)을 구비한다.

이와 같은 구성에 의해, 푸리에 주파수 특징을 추출한 후에 푸리에 주파수 성분의 실수부와 허수부를 요소로 한 특징 벡터와, 파워 스펙트럼을 요소로 한 특징 벡터에 대하여 각각 주성분의 판별 특징을 계산하고, 각각을 통합한 특징 벡터에 대하여 재차 판별 특징을 계산함으로써 얼굴의 특징량을 계산한다.

이하에서는 각각의 동작에 관하여 보다 상세하게 설명한다.

푸리에 변환 수단(81)에서는 입력된 화상(f(x, y))(x=0, 1, 2, ..., M-1, y=0, 1, 2, ..., N-1)에 대하여 식 (11)에 따라, 2차원의 이산 푸리에 변환하고, 그 푸리에 특징(F(u, v))을 계산한다. 이 방법은 널리 알려져 있고, 예를 들면, 문헌(Rosenfeld 등, "디지털 화상 처리", pp.20-26, 근대과학사)에 기술되어 있기 때문에, 여기서는 설명을 생략한다.

$$F(u,v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \exp \left(-2\pi i \left(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N} \right) \right) \quad (11)$$

푸리에 파워 산출 수단에서는 식 (12)에 따라 푸리에 특징(F(u, v))의 크기를 구하고 푸리에 파워 스펙트럼(|F(u, v)|)을 산출한다.

$$|F(u,v)| = \sqrt{|Re(F(u,v))|^2 + |Im(F(u,v))|^2} \quad (12)$$

이와 같이 하여 얻어지는 2차원의 푸리에 스펙트럼(F(u, v)나 |F(u, v)|)은 2차원의 실성분만의 화상을 변환하고 있기 때문에, 얻어지는 푸리에 주파수 성분은 대칭인 것으로 된다. 이 때문에, 이들의 스펙트럼 화상(F(u, v), |F(u, v)|)은 u=0, 1, ..., M-1; v=0, 1, ..., N-1의 M×N개의 성분을 갖지만, 그 반분의 성분(u=0, 1, ..., M-1; v=0, 1, ..., N-1)의 M×N/2개의 성분과, 나머지 반분의 성분은 실질적으로 동등한 성분으로 된다. 이 때문에, 특징 벡터로서는 반분의 성분을 이용하여 이후의 처리를 행하면 좋다. 당연한 일이지만, 특징 벡터의 요소로서 이용되지 않는 성분을 푸리에 변환 수단(81)이나 푸리에 파워 산출 수단(82)의 연산에서 생략함으로써 연산의 간략화를 도모할 수 있다.

다음에, 선형 변환 수단(83)에서는 주파수 특징으로서 추출된 특징량을 벡터로서 취급한다. 미리 규정하여 두는 부분 공간은 학습용의 얼굴 화상 세트를 준비하고, 대응하는 잘라냄 영역의 주파수 특징 벡터의 주성분의 판별 분석에 의해 얻어지는 기저 벡터(고유 벡터)에 의해 정한다. 이 기저 벡터를 구하는 방법에 관해서는 W.Zhao의 문헌을 비롯하여 다양한 문헌에서 설명되고 있는 일반적으로 널리 알려진 방법이기 때문에, 여기서는 설명을 생략한다. 여기서 판별 분석을 직접 행하지 않는 것은 푸리에 변환에 의해 얻어지는 특징 벡터의 차원 수 판별 분석을 직접 취급하기에는 너무 크기 때문이고, 이미 지적한 바와 같은 주성분 판별 분석에 있어서의 문제점은 남는 것이지만 제 1 단계제의 특징 벡터의 추출로서는 하나의 선택이기는 하다. 또한, 여기에 판별 분석을 반복하는 방법에 의한 기저 행렬을 이용하여도 상관없다.

즉, 기저 행렬 기억 수단(84)에 기억하는 주성분의 판별 행렬(Φ₁)은 주파수 특징의 실성분과 허성분을 래스터 주사에 의해 1차원화한 특징 벡터(x₁)의 주성분의 판별 분석을 행함에 의해 미리 학습 샘플로부터 구할 수 있다. 여기서, 푸리에 특징은 복 소수로서 반드시 취급할 필요는 없고, 허수 성분도 단순한 다른 특징 요소로서 실수로서 취급하여도 상관없다.

주성분에의 기저 행렬을 Ψ_1 , 그 주성분의 벡터를 판별 분석한 판별 행렬을 W_1 이라고 하면, 주성분의 판별 행렬(Φ_1)은 식 (13)에 의해 글로 써서 표시된다.

$$\Phi_1^T = W_1^T \Psi_1^T \quad (13)$$

또한, 주성분 분석에 의해 삭감하는 차원 수는 원래의 특징 푸리에 특징의 1/10 정도(200차원 진후)로 하면 좋고, 그 후, 이 판별 행렬에 의해 70차원 정도로 삭감한다. 이 기저 행렬을 미리 학습 샘플로부터 계산하여 두고, 기저 행렬 기억 수단 (84)에 기억되는 정보로서 이용한다.

푸리에 파워 스펙트럼(|F(u, v)|)에 대해서도 마찬가지로 그 스펙트럼을 래스터 주사에 의해, 1차원 특징 벡터(x_2)로서 나타내고, 그 특징 벡터의 주성분의 판별 분석을 행함에 의해 얻어지는 기저 행렬($\Phi_2^T = \Psi_2^T W_2^T$)을 학습 샘플로부터 미리 구하여 둔다.

이와 같이, 푸리에 특징의 각각 성분에 관하여 주성분 판별 특징을 계산함으로써, 푸리에 성분의 실성분과 허성분의 특징 벡터(x_1)의 주성분의 판별 특징(y_1)과, 파워 스펙트럼의 특징 벡터(x_2)의 주성분의 판별 특징(y_2)을 얻을 수 있다.

정규화 수단(87)에서는 얻어진 특징 벡터의 크기를 각각 예를 들면 길이 1의 단위 벡터로 정규화한다. 여기서, 벡터를 측정하는 원점을 어디로 하는가 로, 벡터 길이는 변하기 때문에, 그 기준 위치도 미리 설정하여 둘 필요가 있지만, 이것은 사영된 특징 벡터(y_i)의 학습 샘플로부터 구한 평균 벡터(m_i)를 이용하여, 기준점으로 하면 좋다. 평균 벡터를 기준점으로 함으로써 기준점의 주위에 특징 벡터가 분포하게 되고, 특히 가우시안 분포라면, 등방적으로 분포하게 되기 때문에 특징 벡터를 최종적으로 양자화하는 경우의 분포영역의 영역을 한정하는 것이 용이하게 할 수 있게 된다.

즉, 특징 벡터(y_i)를 그 평균 벡터(m_i)에 의해 단위 벡터로 정규화한 벡터(y_i^0)는 식 (14)로 표시된다.

$$y_i^0 = \frac{y_i - m_i}{|y_i - m_i|} \quad (14)$$

이와 같이 정규화 수단을 마련하고, 푸리에 파워의 실수와 허수에 관한 특징 벡터(y_1)와, 파워에 관한 특징 벡터(y_2)를 단위 벡터로 정규화하여 둬으로써, 이종의 특징량인 2개의 특징량 사이의 크기의 정규화를 하여 두고, 특징 벡터의 분포 특성을 안정화시킬 수 있다.

또한, 이미 차원 삭감의 과정에서 판별에 필요한 특징 공간 중에서의 크기를 정규화하고 있기 때문에, 삭제된 잡음을 보다 많이 포함하는 특징 공간에서 정규화하는 경우보다도, 잡음에 영향 받기 어려운 정규화가 실현할 수 있기 때문이다. 이 정규화에 의해 단순한 선형 변환으로는 제거가 어려운 전체적인 조명 강도에 비례하는 변동 성분과 같은 변동 요소의 영향을 제거할 수 있다.

이와 같이 정규화한 특징 벡터(y_1 와 y_2)를 (수식 8)과 마찬가지로 하나의 특징 벡터(y)로 통합하고, 통합된 특징 벡터(y)에 대하여 선형 판별 분석을 행하여 얻어지는 기저 행렬(W_3)을 이용하여 판별 공간에 사영함으로써, 출력 특징 벡터(z)를 얻을 수 있다. 이를 위한 판별 행렬(W_3)을 판별 행렬 기억 수단(89)에 기억하여 두고, 선형 변환 수단(88)에서는 이를 위한 사영의 연산을 행하고, 예를 들면, 24차원의 특징 벡터(z)를 산출한다.

또한, 출력 특징 벡터(z)를 1요소당 예를 들면 5비트로 양자화하는 경우에는 각 요소의 크기를 정규화하여 둘 필요가 있는데, 예를 들면, 각 요소의 분산치에 따라 정규화를 시행하여 둔다.

즉, 특징 벡터(z)의 각 요소(z_i)의 학습 샘플에 있어서의 표준 편차의 값(σ_i)을 구하여 두고, $z_0 = 16Z_i / 3\sigma_i$ 라는 바와 같이 정규화를 시행하고, 이것을 예를 들면 5비트라면, -16부터 15의 값으로 양자화하면 좋다.

이 때의 정규화는 각 요소에 표준 편차의 역수를 곱하고 있는 연산으로 되기 때문에 oi 를 대각 요소로 하는 행렬(Σ)을 생각하면, 정규화된 벡터(z^0)는 $z^0=Zz$ 로 된다. 즉, 단순한 선형 변환이기 때문에 미리, 판별 행렬(W_3)에 대해 Σ 를 식 (15)와 같이 시행하여 두어도 좋다.

$$W_3^0 T = \sum W_3 T \quad (15)$$

이와 같이 정규화하여 됨으로써 양자화에 필요한 치역 보정을 행할 수 있는 이점이 있을 뿐만 아니라, 표준 편차치에 의한 정규화이기 때문에, 대조시에 패턴간 거리의 노름을 연산할 때에 단순한 L2 노름(norm)을 계산할 뿐 마하라노비스(Maharanobis) 거리에 의한 연산을 행하는 것이 가능해지고, 대조시에 있어서의 연산량을 삭감하는 것이 가능해진다.

이와 같이 얼굴 화상 특징 추출 수단(722)에서는 정규화된 화상($f(x, y)$)에 대하여 특징 벡터(zf)를 추출할 때의 설명을 행했지만, 얼굴의 중심 부분만을 잘라낸 화상($g(x, y)$)에 대해서도 전술한 바와 마찬가지로 얼굴 화상 특징 추출 수단(722)에 의해 특징 벡터(zg)를 추출한다. 2개의 특징 벡터(zf)와 특징 벡터(zg)를 얼굴 메타데이터 생성부를 얼굴 특징량(z)으로서 추출한다.

또한, 전술한 바와 같이 상기 얼굴 메타데이터 생성 순서를 컴퓨터 프로그램에 의해 컴퓨터에 실행시킬 수도 있다. 또한, 이 프로그램을 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록하여도 좋다.

(2) 얼굴 유사도 산출

다음에 얼굴 유사도 산출부(74)의 동작에 관하여 설명한다.

얼굴 유사도 산출부(74)에서는 2개의 얼굴 메타데이터로부터 얻어지는 각각 K차원 특징 벡터(z_1, z_2)를 이용하여 2개의 얼굴 사이의 유사도 $d(z_1, z_2)$ 를 산출한다. 예를 들면, 식 (16)의 제곱 거리에 의해 유사도를 산출한다.

$$d(z_1, z_2) = \sum_{i=1}^K \alpha_i | z_{1,i} - z_{2,i} |^2 \quad (16)$$

α_i 는 무게 계수로서 예를 들면 각 특징 차원(z_i)의 표준 편차의 역수 등을 이용하면 마하라노비스 거리에 의한 계산이 되고, 미리 식 (15) 등에 의해 특징 벡터를 정규화하고 있는 경우에는 기저 행렬이 미리 분산치에 의해 정규화하여 있기 때문에, 전술한 바와 같이 마하라노비스 거리로 되어 있다. 또한, 식 (3)의 비교하는 각 특징 벡터가 이루는 여현에 의해 유사도를 산출하여도 좋다.

$$d(Z_1, Z_2) = \frac{Z_1 \cdot Z_2}{|Z_1| |Z_2|} \quad (17)$$

또한, 거리를 이용한 경우에는 값이 클수록 유사도는 작은 것(얼굴이 비슷하지 않다)을 의미하고, 여현을 이용한 경우에는 값이 클수록 유사도가 큰 것(얼굴이 비슷하다)을 의미한다.

여기까지의 설명에서는 1장의 얼굴 화상이 등록되고, 1장의 얼굴 화상을 이용하여 검색하는 경우에 관하여 설명하였지만, 1인의 얼굴에 대하여 복수의 화상이 등록되고, 1장의 얼굴 화상을 이용하여 검색하는 경우에는 예를 들면, 등록측의 복수의 얼굴 메타데이터를 각각 유사도의 산출을 하면 좋다.

마찬가지로 하나의 얼굴당 복수장의 화상 등록과 복수 화상에 의한 검색의 경우도, 각 조합의 유사도의 평균이나 최소치를 구함으로써 유사도를 산출함으로써, 하나의 얼굴 데이터에 대한 유사도를 산출할 수 있다. 이것은 동화상을 복수 화상이라고 간주함으로써, 본 발명의 매칭 시스템을 동화상에 있어서의 얼굴 인식에 대해서도 적용할 수 있는 것을 의미한다.

이상, 본 발명을 실시예를 적절히 도면을 참조하여 설명하였지만, 본 발명은 컴퓨터가 실행 가능한 프로그램에 의해서도 실현할 수 있는 것은 말할 필요도 없다.

또한, 이 프로그램을 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록하여도 좋다.

(제 4의 실시예)

본 발명에 의한 다른 실시예에 관하여 도면을 참조하여 상세히 설명한다. 본 발명은 제 3의 발명에 있어서의 얼굴 메타데이터 생성부(72)를 개량하는 것이다. 제 3의 발명에서는 입력 얼굴 화상을 푸리에 변환을 행함으로써 얻어지는 푸리에 주파수 성분의 실수부와 허수부를 요소로 한 특징 벡터와, 파워 스펙트럼을 요소로 한 특징 벡터에 대하여 각각 주성분의 판별 특징을 계산하고, 각각을 통합한 특징 벡터에 대하여 재차 판별 특징을 계산함으로써, 얼굴의 특징량을 계산하고 있다. 이 경우, 푸리에 파워 스펙트럼이 입력 화상 전체의 특징량을 반영하고 있기 때문에, 입력 화상에 노이즈가 많은 성분(예를 들면, 상대적인 위치가 변화하기 쉬운 입 주위의 화상 등)도 파워 스펙트럼 중에 다른 화상과 동등하게 반영되어 버리고, 판별 분석에 의해 유효한 특징량을 선택하여도, 충분한 성능을 얻을 수 없는 경우가 있다. 이와 같은 경우에는 입력 화상을 영역 분할하고, 그 국소 영역마다 푸리에 변환하고, 각 국소 영역마다의 파워 스펙트럼을 특징량으로 하여, 판별 분석함으로써 국소적으로 판별 성능이 나쁜(클래스 내 분산이 크다) 영역의 특징량의 영향을 판별 분석에 의해 저감할 수 있다.

도 9는 실시예를 설명하기 위한 도면으로, 특징 추출 처리의 플로를 도시하고 있다. 이 실시예에서는 예를 들면, 32×32화소의 영역을 16×16화소의 4영역, 8×8화소의 16영역, 4×4화소의 64영역, 2×2화소의 256영역, 1×1화소의 1024영역(실질적으로 입력 화상과 같기 때문에, 입력 화상 그대로 좋다)로 분할하고(스텝 S1001), 그 각각 분할된 영역에서 푸리에 변환을 행한다(스텝 S1002). 다음에, 파워 스펙트럼을 산출한다(스텝 S1003). 산출한 계산을 분할된 모든 영역에 관하여 행한다(스텝 S1004). 또한, 영역의 크기를 변경한다(S1005). 영역 크기의 변경을 전부에 관하여 행한다(S1006). 이 처리 플로를 정리한 도면이 도 10이다. 이와 같이 하여 얻어진 각 영역의 파워 스펙트럼 전부인 1024×5차원=5120차원의 특징량을 추출한다.

상기 차원 수에서는 통상의 학습 데이터가 적은 경우에는 차원 수가 많기 때문에, 미리 주성분 분석을 행하고, 차원 수를 삭감하는 주성분 분석의 기저를 구하여 둔다. 예를 들면, 차원 수로서는 300차원 정도가 적당하다. 이 차원 수의 특징 벡터에 관하여 다시 판별 분석을 행하고, 차원 수를 삭감하고, 판별 성능이 좋은 특징축에 대응하는 기저를 구한다. 주성분 분석과 판별 분석에 대응하는 기저를 미리 계산하여 둔다(이것을 PCLDA 사영 기저(Ψ)라고 한다).

5120차원의 특징을 이 PCLDA 기저를 이용한 사영 기저(Ψ)를 이용하여 선형 연산에 의해 사영함으로써, 판별 특징(z)을 얻을 수 있다. 또한 양자화 등을 시행함으로써 얼굴의 특징량으로 된다.

또한, 5120차원의 특징량은 푸리에 파워 스펙트럼의 대칭성 등을 고려하거나, 고주파 성분을 제거하여 미리 사용하지 않는 것으로 하면, 차원 수를 삭감할 수 있고, 고속의 학습, 필요하게 된 데이터량의 삭감, 고속의 특징 추출을 가능하게 할 수 있기 때문에, 적절히 차원 수를 삭감하는 것이 바람직하다.

이와 같이 영역을 블록화하고, 푸리에 스펙트럼을 다중화함으로써, 화상 특징과 같은 값의 특징량(1024분할의 경우)으로부터, 순서로 평행 이동의 불변성을 갖는 특징량과 국소적인 특징량의 표현을 다중으로 가질 수 있다. 그 다중으로 용장의 특징 표현 중에서도 판별 분석에 의해 식별에 유효한 특징량을 선택함으로써 컴팩트하고 식별 성능이 좋은 특징량을 얻을 수 있다.

푸리에 파워 스펙트럼은 화상에 대하여 비선형의 연산이고, 이것은 화상을 단지 선형 연산에 의해 처리하는 판별 분석을 적용하는 것만으로는 얻어지지 않는 유효한 특징량을 계산할 수 있다.

여기서는 주성분에 대하여 선형 판별 분석을 행하는 경우에 관하여 설명하였지만, 커널 판별 분석(Kernel Fisher Discriminant Analysis, KFDA 또는 Kernel Discriminant Analysis : KDA, Generalized Discriminant Analysis : GDA 등으로 불리는 커널 테크닉을 이용한 판별 분석)을 이용하여, 2단계째의 특징 추출을 행하여도 상관없다.

예를 들면, 커널 판별 분석에 관해서는 Q.Liu들의 문헌(비특허 문헌 3 : "Kernel-based Optimized Feature Vectors Selection and Discriminant Analysis for Face Recognition, "Proceeding of IAPR International Conference on

Pattern Recognition(ICPR), Vol.II, pp.362-365, 2002)이나 G.Baudat의 문헌(비특허 문헌 4 : "Generalized Discriminant Analysis Using a Kernel Approach," Neural Computation Vol.12, pp.2385-2404, 2000)에 상세하게 해결되어 있으므로, 그들을 참조하기 바람.

이와 같이 커널 판별 분석을 이용하여 특징을 추출함으로써, 비선형에 의한 특징 추출 효과를 더욱 발휘할 수 있고, 유효한 특징을 추출할 수 있다.

그러나, 이 경우, 5120차원이라는 큰 특징 벡터를 취급하기 때문에, 주성분 분석을 행하는 경우에도 대량의 메모리, 대량의 학습 데이터가 필요해진다. 도 11은 이와 같은 문제를 피하기 위하여 각 블록마다 주성분 분석·판별 분석을 개별적으로 행하고, 그 후, 2단계에서 판별 분석 (Linear Discriminant Analysis : LDA)을 행함으로써 연산량을 삭감할 수 있다.

이 경우에는 각 영역마다 1024차원(대칭성을 고려하여 반분으로 하면, 512차원)의 특징량을 이용하여, 주성분 분석과 판별 분석을 행하고 기저 행렬(Ψ_1)($i=0, 1, 2, \dots, 5$)을 구하여 둔다. 그리고, 그 후 각각의 평균치를 이용하여 특징 벡터를 정규화하고, 2단계째의 LDA 사영을 행한다.

이와 같이 블록마다 처리를 행함으로써 학습할 때 요구되는 데이터 수나 계산기 자원을 감소시킬 수 있고, 학습의 최적화의 시간 삭감 등을 행할 수 있다.

또한, 고속으로 연산을 행하고 싶은 경우에는 벡터 정규화의 처리를 줄이고, 미리 PCLDA 사영의 기저 행렬과 LDA 사영의 기저 행렬을 계산하여 둬으로써, 연산의 고속화를 도모할 수 있다.

도 12는 또다른 실시예를 설명하기 위한 도면으로, 특징 추출 처리의 플로를 도시하고 있다. 이 실시예에서는 이와 같은 영역 분할을 복수단계(도면에서는 2단계)로 행하고, 국소 영역의 푸리에 파워 스펙트럼이 갖는 병진 보편성과, 국소 영역의 신뢰성을 고려하도록 다중으로 파워 스펙트럼을 다중한 해상도로 추출하고, 판별 분석을 위한 특징량으로서 추출하고, 그 중에서 판별 분석에서 요구된 가장 우수한 특징 공간을 이용하여, 특징 추출을 행한다.

예를 들면, 입력 화상($f(x, y)$)이 32×32 화소인 경우에는 도 10에 도시한 바와 같이 전체 화상의 파워 스펙트럼($|F(u, v)|$)과 그것을 4분할한 16×16 화소의 4개 영역의 각각 파워 스펙트럼($|F^1_1(u, v)|, |F^1_2(u, v)|, |F^1_3(u, v)|, |F^1_4(u, v)|$), 8×8 화소의 16개의 영역으로 분할한 $|F^2_1(u, v)|, |F^2_1(u, v)+, \dots, |F^2_{16}(u, v)|$ 를 특징 벡터를 추출한다.

단, 실 화상의 푸리에 파워 스펙트럼의 대칭성을 고려하여, 그 1/2를 추출하면 좋다. 또한, 판별 분석에 있어서의 특징 벡터의 크기가 커지는 것을 피하기 위하여 판별에 대해 고주파 성분을 샘플링하지 않고, 특징 벡터를 구성하여도 좋다. 예를 들면, 저주파 성분에 대응하는 1/4의 스펙트럼을 샘플링하여 특징 벡터를 구성함으로써 필요하게 되는 학습 샘플 수를 저감하거나, 학습이나 인식에 필요한 처리시간의 경감을 행할 수 있다. 또한, 학습 데이터 수가 적은 경우에는 미리 주성분 분석하여 특징 차원 수를 줄인 후에 판별 분석을 행하여도 좋다.

그런데, 이와 같이 추출한 특징 벡터(x_2^f)를 이용하여, 미리 준비한 학습 세트를 이용하여 판별 분석을 행하고, 그 기저 행렬(Ψ_2^f)을 구하여 둔다. 도 9에서는 주성분에 대한 판별 특징의 추출(Principal Component Linear Discriminant Analysis : PCLDA)의 사영을 행하고 있는 예를 도시하고 있다. 특징 벡터(x_2^f)를 기저 행렬(Ψ_2^f)을 이용하여 사영하고, 그 사영된 특징 벡터의 평균과 크기를 정규화하고, 특징 벡터(y_2^f)를 산출한다.

마찬가지로 푸리에 주파수의 실수 성분과 허수 성분을 통합한 특징 벡터(x_2^f)에 대해서도 기저 행렬(Ψ_1^f)을 이용하여 선형 연산 처리에 의해 특징 벡터를 사영하고, 차원 수를 삭감한 특징 벡터를 구하고, 그 벡터의 평균과 크기를 정규화한 특징 벡터(y_1^f)를 산출한다. 이들을 통합한 특징 벡터를 판별 기저(Ψ_3^f)를 이용하여 재차 사영하고, 특징 벡터(z^f)를 얻는다. 이것을 예를 들면 5bit로 양자화함으로써 얼굴 특징량을 추출한다.

또한, 입력이 44×56 화소의 크기로 정규화된 얼굴 화상인 경우에는 중심 부분의 32×32 화소에 상술한 처리를 시행하고, 얼굴 특징량을 추출함과 함께, 얼굴 전체인 44×56 화소의 영역에 대해서도, 44×56 화소의 전체 영역과, 22×28 화소의 4영역, 11×14 화소의 16화소로 다중으로 분할한 영역에 관하여 각각안 특징량을 추출한다.

도 13은 다른 실시예를 도시하고 있고, 각 국소 영역마다 실수 성분과 허수 성분과 파워 스펙트럼을 합하여 PCLDA를 행하는 경우나, 도 14와 같이 실수 성분과 허수 성분을 합친 특징과 파워 스펙트럼을 개별적으로 PCLDA 사영하고, 최후로 LDA 사영을 행하고 있는 예이다.

(제 5의 실시예)

본 발명에 의한 다른 실시예에 관하여 도면을 이용하여 상세히 설명한다.

본 발명을 이용한 얼굴 특징 기술 방법 및 얼굴 특징의 기술자의 실시예를 나타낸다. 도 15에는 얼굴의 특징 기술의 일례로서, ISO/IEC FDIS 15938-3 "Information technology Multimedia content description interface-Part3 : Visual"에 있어서의 DDL 표현 문법(Description Definition Language Representation Syntax)을 이용하여 얼굴 특징량의 기술에 관하여 나타내고 있다.

여기서는 AdvancedFaceRecognition이라고 이름을 붙인 얼굴 특징의 기술에 관하여 각각 "FourierFeature", "CentralFourierFeature"라고 이름을 붙이는 요소를 가지고 있고, FourierFeature나 CentralFourierFeature는 부호 없이 5비트의 정수로 각각 24차원부터 63차원의 요소를 갖을 수 있는 것을 나타내고 있다.

도 16은 그 데이터 표현에 대하여 바이너리 표현 문법(Binary Representation Syntax)을 이용한 경우의 규칙을 나타내고 있고, FourierFeature, CentralFourierFeature의 배열 요소의 크기를 부호없이 6비트의 정수로 numOfFourierFeature, numOfCentralFourierFeature에 격납하고, FourierFeature, CentralFourierFeature의 각각 요소가 5비트의 부호없는 정수로 격납된 것을 나타내고 있다. 본 발명을 이용한 이와 같은 얼굴 특징의 기술자에 관하여 보다 상세히 설명한다.

●numOfFourierFeature

이 필드는 FourierFeature의 배열 크기를 규정한다. 값의 허용 범위는 24부터 63이다.

●numOfCentralFourierFeature

이 필드는 CentralFourierFeature의 배열 크기를 규정한다. 값의 허용 범위는 24부터 63이다.

●FourierFeature

이 요소는 정규화 얼굴 화상의 푸리에 특성의 계층적 LDA에 의거한 얼굴 특징을 나타내고 있다. 정규화 얼굴 화상은 원화상을 각 행 46개의 휘도치를 갖는 56행의 화상에 크기를 변환함에 의해 얻어진다. 정규화 화상에 있어서 두 눈의 중심 위치는 오른쪽 눈, 왼쪽 눈이 각각, 24행째의 16열째 및 31열째에 위치하고 있어야 한다.

FourierFeature의 요소는 2개의 특징 벡터로부터 추출된다. 하나는 푸리에 스펙트럼 벡터(x_1^f)이고, 또 하나는 멀티 블록 푸리에 강도 벡터(x_2^f)이다. 도 17은 푸리에 특징의 추출 과정을 도시하고 있다.

정규화 화상이 주어지면, 그 요소를 추출하기 위하여 다음 5개의 처리 스텝을 실행하여야 한다.

- (1) 푸리에 스펙트럼 벡터(x_1^f)의 추출
- (2) 멀티 블록 푸리에 강도 벡터(x_2^f)의 추출
- (3) PCLDA 기저 행렬(Ψ_1^f, Ψ_2^f)을 이용한 특징 벡터의 사영과, 단위 벡터(y_{1f}, y_{2f})에의 정규화
- (4) LDA 기저 행렬(Ψ_3^f)을 이용한 단위 벡터의 결합 푸리에 스펙트럼의 사영

(5) 사영 벡터(z^f)의 양자화

스텝 1) 푸리에 스펙트럼 벡터의 추출

주어진 정규화 화상($f(x, y)$)에 대한 푸리에 스펙트럼 $F(u, v)$ 을 식 (18)에 의해 계산한다.

$$F(u,v)=\sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1}f(x,y)\exp\left(-2\pi i\left(\frac{xu}{M}+\frac{yv}{N}\right)\right) \quad (u=0,\dots,M-1;v=0,\dots,N-1) \quad (18)$$

여기서, $M=46, N=56$ 이다. 푸리에 스펙트럼 벡터(x_1^f)는 푸리에 스펙트럼을 주사하고 얻어지는 성분의 집합에 의해 정의된다. 도 18은 푸리에 스펙트럼의 주사 방법을 도시하고 있다. 주사는 푸리에 공간에 있어서의 2개의 영역, 영역(A)과 영역(B)에 대하여 실행된다. 주사 규칙을 도 19에 정리한다. 여기서, $SR(u, v)$ 은 영역(R)의 좌상의 좌표를 나타내고, $ER(u, v)$ 은 영역(R)의 우하 점을 각각 나타낸다. 그러므로, 푸리에 스펙트럼 벡터(x_1^f)는 식 (19)에 의해 표현된다.

$$x_1^f = \begin{pmatrix} \text{Re}[F(0, 0)] \\ \vdots \\ \text{Re}[F(11, 0)] \\ \text{Re}[F(35, 0)] \\ \vdots \\ \text{Re}[F(45, 0)] \\ \vdots \\ \text{Re}[F(45,13)] \\ \text{Im}[F(0, 0)] \\ \vdots \\ \text{Im}[F(11, 0)] \\ \text{Im}[F(35, 0)] \\ \vdots \\ \text{Im}[F(45, 0)] \\ \vdots \\ \text{Im}[F(45,13)] \end{pmatrix} \quad (19)$$

x_1^f 의 차원 수는 644차원이다.

스텝 2) 멀티 블록 푸리에 강도 벡터의 추출

멀티 블록 푸리에 강도 벡터를 정규화 얼굴 화상의 부분 화상의 푸리에 강도로부터 추출한다. 부분 화상으로는 (a) 전체 화상, (b) 4분의1 화상, (c) 16분의1 화상의 3개의 타입의 화상이 사용된다.

(a) 전체 화상

전체 화상($f_1^0(x, y)$)은 정규화 화상($f(x, y)$)의 화상 경계의 양측의 열을 제거하고, 44×56 의 화상 사이즈로 잘라냄으로써 얻을 수 있다. 이것은 식 (20)에 의해 주어진다.

$$f_1^0(x, y) = f(x+1, y) \quad (x=0, 1, \dots, 43; \quad y=0, 1, \dots, 55) \quad (20)$$

(b) 4분의 1 화상

4분의 1 화상은 전체 화상($f_1^0(x, y)$)을 4블록($f_k^1(x, y)$)($k=1, 2, 3, 4$)으로 등분할함에 의해 얻을 수 있다.

$$f_k^1(x, y) = f_1^0(x+22s_k^1, y+28t_k^1) \quad (x=0, 1, \dots, 21; y=0, 1, \dots, 27) \quad (21)$$

여기서, $s_k^1 = (k-1) \% 2$, $t_k^1 = (k-1)/2$ 이다.

(c) 16분의 1 화상

16분의 1 화상은 $f_1^0(x, y)$ 를 16블록($f_k^2(x, y)$)($k=1, 2, 3, \dots, 16$)으로 등분할함에 의해 얻어지고 다음 식에 의해 주어진다.

$$f_k^2(x, y) = f_1^0(x+11s_k^2, y+14t_k^2) \quad (x=0, 1, \dots, 10; y=0, 1, \dots, 13) \quad (22)$$

여기서, $s_k^2 = (k-1) \% 4$, $t_k^2 = (k-1)/4$ 이다.

이들의 화상으로부터, 푸리에 강도($|F_k^j(u, v)|$)를 다음 식 (23)과 같이 계산한다.

$$F_k^j(u, v) = \sum_{x=0}^{M^j-1} \sum_{y=0}^{N^j-1} f_k^j(x, y) \exp(-2\pi i (\frac{xu}{M^j} + \frac{yv}{N^j})), \quad (23)$$

$$|F_k^j(u, v)| = \sqrt{\text{Re}[F_k^j(u, v)]^2 + \text{Im}[F_k^j(u, v)]^2}$$

M^j 는 각각의 부분 화상의 폭을 나타내고, $M^0=44$, $M^1=22$, $M^2=11$ 이다. N^j 는 부분 화상의 높이를 나타내고, $N^0=56$, $N^1=28$, $N^2=14$ 이다.

멀티 블록 푸리에 강도 벡터는 1) 전체 화상($k=1$), 2) 4분의 1 화상($k=1, 2, 3, 4$), 및 3) 16분의 1 화상($k=1, 2, \dots, 16$)의 순서로, 각각의 강도($|F_k^j(u, v)|$)의 저주파수 영역을 주사함에 의해 얻어진다. 주사 영역은 도 19에 정의하고 있다.

그러므로, ajfxf1 qmffhr 푸리에 강도 벡터(x_2^f)는 식 (24)으로 표현된다.

$$x_2^f = \begin{pmatrix} |F_1^0(0, 0)| \\ \vdots \\ |F_1^0(43, 13)| \\ |F_1^1(0, 0)| \\ \vdots \\ |F_1^1(21, 6)| \\ |F_2^1(0, 0)| \\ \vdots \\ |F_2^1(21, 6)| \\ |F_3^1(0, 0)| \\ \vdots \\ |F_4^1(21, 6)| \\ |F_1^2(0, 0)| \\ \vdots \\ |F_{16}^2(10, 2)| \end{pmatrix} \quad (24)$$

x_2^f 의 차원 수는 856차원이다.

스텝 3) PCLDA 사영과 벡터 정규화

푸리에 스펙트럼 벡터(x_1^f)와 멀티 블록 푸리에 강도 벡터(x_2^f)를 각각 PCLDA 기저 행렬(Ψ_1^f 와 Ψ_2^f)을 이용하여 사영하고, 단위 벡터(y_1^f 와 y_2^f)로 정규화한다. 정규화 벡터(y_k^f)($k=1, 2$)는 다음 식에 의해 주어진다.

$$y_k^f = \frac{\Psi_k^{f^T} x_k^f - m_k^f}{|\Psi_k^{f^T} x_k^f - m_k^f|} \quad (25)$$

여기서, PCLDA 기저 행렬(Ψ_k^f)과 평균 벡터(m_k^f)는 x_k^f 의 주성분의 판별 분석에 의해 얻어지는 기저 행렬과 사영하여 얻어지는 평균 벡터이고, 미리 계산하여 있는 테이블을 참조한다. y_1^f 와 y_2^f 의 차원 수는 각각 70차원과 80차원이다.

스텝 4) 결합 푸리에 스펙트럼의 LDA 사영

정규화 벡터(y_1^f 와 y_2^f)를 150차원의 결합 푸리에 스펙트럼(y_3^f)을 이루도록 연결하고, LDA 기저 행렬을 이용하여 사영한다. 사영 벡터(z^f)는 다음 식으로 주어진다.

$$\begin{aligned} Z^f &= \Psi_3^{fT} y_3^f \\ &= \Psi_3^{fT} \begin{pmatrix} y_1^f \\ y_2^f \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (26)$$

스텝 5) 양자화

z^f 의 요소를 다음 식을 이용하여 5비트의 부호없는 정수의 범위에 사사오입한다.

$$w_i^f = \begin{cases} 0, & \text{if } z_i^f < -16 \\ 31, & \text{if } z_i^f > 15 \\ \text{floor}(z_i^f + 16) & \text{그 외} \end{cases} \quad (27)$$

양자화된 요소는 FourierFeature의 배열으로서 보존한다. FourierFeature[0]는 양자화된 제 1 요소(W_0^f)을 나타내고, FourierFeature[numOfFourierFeature-1]는 제 numOfFourierFeature번째의 요소($W^{\text{numOfFourierFeature}}$)에 대응한다.

●CentralFourierFeature

이 요소는 정규화 얼굴 화상의 중심부분의 푸리에 특성의 계층적 LDA에 의거한 얼굴 특징을 나타내고 있다. CentralFourierFeature는 FourierFeature와 같은 방법에 의해 추출한다.

중심부분($g(x, y)$)은 다음 식으로 나타낸 바와 같이 화상($f(x, y)$)의 시작점(7, 12)으로부터 32×32 화소의 크기로 잘라냄에 의해 얻어진다.

$$g(x, y) = f(x+7, y+12) \quad (x=0, 1, \dots, 31; y=0, 1, \dots, 31) \quad (28)$$

스텝 1) 푸리에 스펙트럼 벡터의 추출

$g(x, y)$ 의 푸리에 스펙트럼($G(u, v)$)을 식 (29)에 의해 계산한다.

$$G(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} g(x, y) \exp\left(-2\pi i \left(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N}\right)\right) \quad (u=0, \dots, M-1; v=0, \dots, N-1) \quad (29)$$

여기서, $M=32, N=32$ 이다. 256차원의 푸리에 스펙트럼 벡터(x_1^g)는 푸리에 스펙트럼($G(u, v)$)을 도 20으로 정의한 바와 같이 주사함에 의해 얻을 수 있다.

스텝 2) 멀티 블록 푸리에 강도 벡터의 추출

멀티 블록 푸리에 강도 벡터(x_2^g)를 (a) 중심부분($g_1^0(x, y)$), (b) 4부분의 1 화상($g_k^1(x, y)$)($k=1, 2, 3, 4$), 및 (c) 16분의 1 화상($g_k^2(x, y)$)($k=1, 2, 3, \dots, 16$)의 푸리에 강도로부터 추출한다.

(a) 중심부분

$$g_1^0(x, y) = g(x, y) \quad (x=0, 1, \dots, 31; y=0, 1, \dots, 31) \quad (30)$$

(b) 4분의 1 화상

$$g_k^1(x, y) = g(x + 16s_k^1, y + 16t_k^1) \quad (x=0, 1, \dots, 15; y=0, 1, \dots, 15) \quad (31)$$

여기서, $s_k^1 = (k-1)\%2$, $t_k^1 = (k-1)/2$ 이다.

(c) 16분의 1 화상

$$g_k^2(x, y) = g_1^0(x + 8s_k^2, y + 8t_k^2) \quad (x=0, 1, \dots, 7; y=0, 1, \dots, 7) \quad (32)$$

여기서, $s_k^2 = (k-1)\%4$, $t_k^2 = (k-1)/4$ 이다.

각각의 화상의 푸리에 강도($|G_k^j(u, v)|$)를 식 (33)과 같이 계산한다.

$$G_k^j(u, v) = \sum_{x=0}^{M^j-1} \sum_{y=0}^{N^j-1} g_k^j(x, y) \exp(-2\pi i (\frac{xu}{M^j} + \frac{yv}{N^j})),$$

$$|G_k^j(u, v)| = \sqrt{\text{Re}[G_k^j(u, v)]^2 + \text{Im}[G_k^j(u, v)]^2} \quad (33)$$

여기서, $M^0=32, M^1=16, M^2=8, N^0=32, N^1=16, N^2=8$ 이다. 멀티 블록 푸리에 강도 벡터(x_2^g)는 도 20에 정의하는 바와 같이 각각의 강도($|G_k^j(u, v)|$)를 주사함에 의해 얻어진다.

스텝 3-5)의 처리는 FourierFeature와 같다. CentralFourierFeature를 위한 기저 행렬($\Psi_1^g, \Psi_2^g, \Psi_3^g$) 및 평균 벡터(m_1^g, m_2^g)도 또한 각각 미리 계산하여 테이블로서 준비하여 둔 것을 참조한다.

CentralFourierFeature의 배열의 크기는 numOfCentralFourierFeature에 제한된다.

이와 같이 하여 얻어진 얼굴 특징 기술 데이터는 기술 길이가 컴팩트하면서, 높은 인식 성능을 갖는 얼굴 특징의 기술 데이터로 되고, 데이터의 보존이나 전송에 효율적인 표현으로 된다.

또한, 본 발명을 컴퓨터로 동작 가능한 프로그램으로 실현하여도 상관없다. 이 경우, 제 5의 실시예라면, 도 17 중 스텝 1 내지 스텝 5로 나타낸 기능을 컴퓨터가 판독 가능한 프로그램으로 기술하고, 이 프로그램을 컴퓨터상에서 기능시킴으로써 본 발명을 실현 가능하다.

또한, 이 프로그램을 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록하여도 좋다.

또한 도 17에 기재된 예를 장치로 하여 구성하는 경우는 도 21의 블록도에 기재된 기능의 전부 또는 일부를 실현하면 좋다. 즉, 정규화 얼굴 화상 출력 수단(211), 푸리에 스펙트럼 벡터 추출 수단(212), 멀티 블록 푸리에 강도 벡터 추출 수단(213), PCLDA 사영·벡터 정규화 수단(214), LDA 사영 수단, 양자화 수단의 전부 또는 일부를 실현하면 좋다.

상술한 실시예에 의하면, 입력의 패턴 특징 벡터로부터, 그 요소 벡터마다 판별 분석에 의한 판별에 유효한 특징 벡터를 추출하고, 얻어진 특징 벡터를 재차 판별 분석에 의한 판별 행렬을 이용한 특징 추출을 행함으로써, 특징 차원을 압축할 때, 판별에 유효한 특징량의 삭감을 억제하고, 보다 효율이 좋은 특징 추출을 행하기 위한 특징 벡터의 변환을 행할 수 있다.

특히 패턴의 특징량이 많음에도 불구하고, 판별 분석을 행할 때 필요한 학습 샘플 수가 한정되어 있는 경우에 특히 유효하고, 반드시 주성분 분석을 이용하는 일 없이, 식별에 유효한 특징의 손실을 억제하고 나서 특징 차원 수를 삭감할 수 있다.

산업상 이용 가능성

이상과 같이, 본 발명에 관한 패턴 인식의 분야에 있어서의 화상 특징 추출 방법 및 화상 특징 추출 장치 및 그 프로그램을 기억한 기억 매체는 입력 특징 벡터로부터 인식에 유효한 특징 벡터를 추출하고, 특징 차원을 압축하기 위한 특징 벡터의 변환 기술에 이용하는 데 적합하다.

(57) 청구의 범위

청구항 1.

패턴 특징 추출 방법에 있어서,

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하는 스텝과,

사영 벡터를 얻기 위해 상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬을 사용함에 의해 상기 입력 벡터를 사영하는 스텝과,

결합 벡터에 대응하는 판별 행렬을 사용하여, 복수의 사영 벡터를 결합함에 의해 얻어진 상기 결합 벡터를 사영하고, 그에 따라 상기 입력 패턴의 특징을 추출하는 스텝을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 2.

패턴 특징 추출 방법에 있어서,

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하는 스텝과,

사영 벡터를 얻기 위해 상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬을 사용함에 의해 상기 입력 벡터를 사영하는 스텝과,

정규화 벡터를 얻기 위해 상기 사영 벡터를 정규화하는 스텝과,

결합 벡터에 대응하는 판별 행렬을 사용하여 복수의 정규화 벡터를 결합함에 의해 얻어진 상기 결합 벡터를 사영하고, 그에 따라 상기 입력 패턴의 특징을 추출하는 스텝을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 3.

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하는 스텝과, 사영 벡터를 얻기 위해 상기 입력 벡터를 사영하는 스텝과, 그에 따라 상기 입력 패턴의 특징을 추출하는 스텝을 포함하는 패턴 특징 추출 방법에 있어서,

상기 입력 벡터를 사영하는 스텝에서, 상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬, 및 상기 기저 행렬을 사용하여 상기 입력 벡터를 사영함에 의해 각각 얻어진 사영 벡터를 결합함에 의해 얻어진 결합 벡터에 대응하는 판별 행렬에 의해 규정된 변환 행렬을 사용하여, 상기 입력 벡터가 사영되는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 4.

제 1 내지 3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 입력 벡터에 대응하는 상기 기저 행렬은 상기 입력 벡터에 관한 판별 행렬로서 작용하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 5.

제 1 내지 3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 입력 벡터에 대응하는 상기 기저 행렬은 상기 입력 벡터의 주성분 벡터를 추출하기 위한 변환 행렬, 및 상기 주성분 벡터에 대한 판별 행렬에 의해 규정된 기저 행렬인 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 6.

제 1 내지 3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 입력 벡터를 추출하는 스텝은, 그 요소가 입력 패턴으로 작용하는 화상에서의 복수의 미리 정한 샘플점 집합 각각에 관하여 각각의 샘플점 집합에서 샘플점으로부터 얻어지는 화상치인 벡터를 추출하는 스텝을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 7.

제 6항에 있어서,

상기 샘플점 집합은 상기 화상의 국소 영역으로부터 얻어진 부분 화상에서의 샘플점 화소로서 구비하는 집합을 포함하고, 그에 따라 상기 화상의 특징을 추출하는 집합을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 8.

제 6항에 있어서,

상기 샘플점 집합은 상기 화상으로부터 얻어진 각각의 감소된 화상에서의 샘플점 화소로서 구비하는 집합을 포함하고, 그에 따라 상기 화상의 특징을 추출하는 집합을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 9.

제 1 내지 3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 입력 벡터를 추출하는 스텝은, 상기 입력 패턴으로서 작용하는 상기 화상의 복수의 국소 영역의 각각에 대해 각각의 국소 영역으로부터 계산된 입력 벡터 특징량으로서 추출하는 스텝을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 10.

제 1 내지 3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 입력 벡터를 추출하는 스텝은,

상기 입력 패턴으로서 작용하는 상기 화상을 푸리에 변환하는 스텝과,

상기 화상의 푸리에 스펙트럼으로부터 상기 입력 벡터로서 푸리에 스펙트럼 벡터를 추출하는 스텝과,

상기 화상의 푸리에 강도(amplitude) 스펙트럼으로부터 상기 입력 벡터로서 푸리에 강도 벡터를 추출하고, 그에 따라 상기 화상의 특징을 추출하는 스텝을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 11.

제 10항에 있어서,

복수의 부분 화상 또는 감소된 화상은 상기 화상으로부터 추출되고, 상기 부분 화상 또는 감소된 화상의 푸리에 스펙트럼 벡터 또는 푸리에 강도 벡터는 상기 화상의 특징을 추출하기 위해 추출되는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 12.

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하기 위한 벡터 추출 수단과,

상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬을 기억하기 위한 기저 행렬 기억 수단과,

사영 벡터를 얻기 위해 상기 기저 행렬 기억 수단에 기억된 상기 기저 행렬을 사용하여 상기 입력 벡터를 사영하기 위한 선형 변환 수단과,

상기 선형 변환 수단에 의해 얻어진 복수의 사영 벡터를 결합함에 의해 얻어진 결합 벡터에 대응하는 판별 행렬을 기억하기 위한 판별 행렬 기억 수단과,

상기 판별 행렬 기억 수단에 기억된 상기 판별 행렬을 사용하여 상기 복수의 사영 벡터를 결합함에 의해 얻어진 상기 결합 벡터를 사영하고, 그에 따라 상기 입력 패턴의 특징을 추출하기 위한 제 2의 선형 변환 수단을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 장치.

청구항 13.

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하기 위한 벡터 추출 수단과,

상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬을 기억하기 위한 기저 행렬 기억 수단과,

사영 벡터를 얻기 위해 상기 기저 행렬 기억 수단에 기억된 상기 기저 행렬을 사용하여 상기 입력 벡터를 사영하기 위한 선형 변환 수단과,

정규화 벡터를 얻기 위해 상기 사영 벡터를 정규화하기 위한 정규화 수단과,

상기 정규화 수단에 의해 얻어진 복수의 정규화 벡터를 결합함에 의해 얻어진 결합 벡터에 대응하는 판별 행렬을 기억하기 위한 판별 행렬 기억 수단과,

상기 판별 행렬 기억 수단에 기억된 상기 판별 행렬을 사용하여 상기 복수의 정규화 벡터를 결합함에 의해 얻어진 상기 결합 벡터를 사영하고, 그에 따라 상기 입력 패턴의 특징을 추출하기 위한 제 2의 선형 변환 수단을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 장치.

청구항 14.

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하기 위한 벡터 추출 수단과, 상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬을 기억하기 위한 기저 행렬 기억 수단과, 상기 기저 행렬 기억 수단에 기억된 상기 기저 행렬을 사용하여 상기 입력 벡터를 사영하고, 그에 따라 상기 입력 패턴의 특징을 추출하기 위한 선형 변환 수단을 포함하는 패턴 특징 추출 장치에 있어서,

상기 변환 행렬 기억 수단에 기억된 상기 변환 행렬은 상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬, 및 상기 기저 행렬을 사용하여 상기 입력 벡터를 사영함에 의해 얻어진 상기 복수의 사영 벡터를 결합함에 의해 얻어진 상기 결합 벡터에 대응하는 상기 판별 행렬에 의해 규정된 변환 행렬을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 장치.

청구항 15.

입력 패턴의 특징을 추출하기 위한 패턴 특징 추출을 컴퓨터에 실행시키기 위한 프로그램을 기록하는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 있어서,

상기 프로그램은,

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하는 기능과,

사영 벡터를 얻기 위해 상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬을 사용하여 상기 입력 벡터를 사영하는 기능과,

결합 벡터에 대응하는 판별 행렬을 사용하여 상기 사영 벡터를 결합함에 의해 얻어진 상기 결합 벡터를 사영하는 기능을 실행하는 프로그램을 포함하는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체.

청구항 16.

입력 패턴의 특징을 추출하기 위한 패턴 특징 추출을 컴퓨터에 실행시키기 위한 프로그램을 기록하는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 있어서,

상기 프로그램은,

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하는 기능과,

사영 벡터를 얻기 위해 상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬을 사용하여 상기 입력 벡터를 사영하는 기능과,

정규화 벡터를 얻기 위해 상기 사영 벡터를 정규화하는 기능과,

결합 벡터에 대응하는 판별 행렬을 사용하여 상기 정규화 벡터를 결합함에 의해 얻어진 상기 결합 벡터를 사영하는 기능을 실행하는 프로그램을 포함하는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체.

청구항 17.

입력 패턴으로부터 복수의 입력 벡터를 추출하는 기능, 및 상기 입력 벡터를 사영하는 기능을 실행함에 의해, 입력 패턴의 특징을 추출하기 위한 패턴 특징 추출을 컴퓨터에 실행시키기 위한 프로그램을 기록하는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 있어서,

상기 입력 벡터를 사영하는 기능은,

상기 입력 벡터에 각각 대응하는 기저 행렬, 및 상기 기저 행렬을 사용하여 상기 입력 벡터를 사영함에 의해 각각 얻어진 사영 벡터를 결합함에 의해 얻어진 상기 결합 벡터에 대응하는 판별 행렬에 의해 규정된 변환 행렬을 사용하여, 상기 입력 벡터를 사영하는 기능을 포함하는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체.

청구항 18.

복수의 블록 화상을 얻기 위해 상이한 분할 갯수를 사용하여 입력 화상을 분할하는 스텝과,

상기 블록 화상의 푸리에 강도를 추출하고 그에 따라 상기 입력 화상의 특징량을 추출하는 스텝을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 19.

제 18에 있어서,

멀티 블록 푸리에 강도 벡터를 추출하기 위해 상기 푸리에 강도를 주사하는 스텝과,

사영 벡터를 얻기 위해 기저 행렬을 사용하여 상기 멀티 블록 푸리에 강도 벡터를 사영하는 스텝을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 20.

제 19항에 있어서,

정규화 벡터를 얻기 위해 상기 사영 벡터를 정규화하는 스텝을 더 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 21.

제 19 또는 20항에 있어서,

상기 기저 행렬은 상기 멀티 블록 푸리에 강도 벡터의 주성분 벡터를 추출하기 위한 변환 행렬, 및 상기 주성분 벡터에 대응하는 판별 행렬에 의해 규정된 기저 행렬을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 22.

제 18 내지 20항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 복수의 블록 화상을 얻기 위한 스텝에서, 하나의 블록 화상으로서 전체 입력 화상을 갖는 적어도 하나의 전체 화상과, 상기 전체 입력 화상을 4개의 블록으로 분할함에 의해 얻어진 4개의 블록 화상과, 상기 입력 화상을 16개의 블록으로 분할함에 의해 얻어진 16개의 블록 화상이 얻어지는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

청구항 23.

미리 정해진 계산식을 이용하여 입력 정규화 화상에 대한 푸리에 스펙트럼을 계산함으로써, 푸리에 스펙트럼 벡터를 구하는 스텝과,

상기 정규화 화상의 부분 화상의 푸리에 강도로부터 멀티 블록 푸리에 강도 벡터를 추출하는 스텝과,

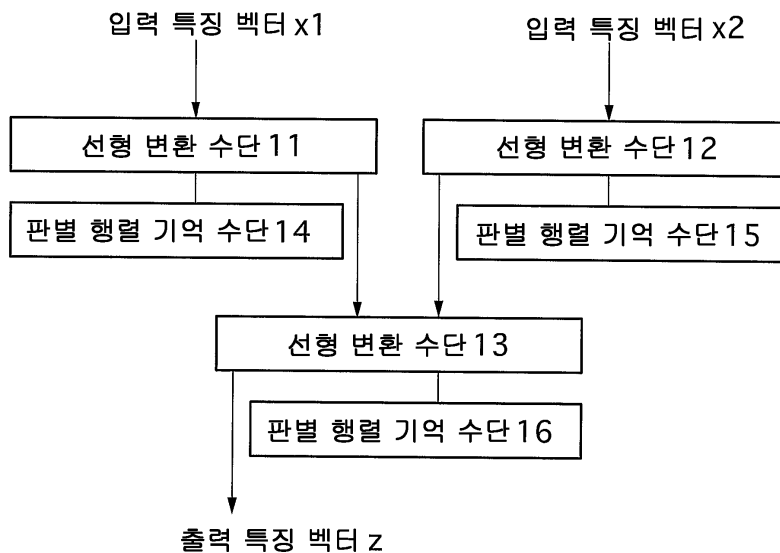
기저 행렬을 이용함에 의해 상기 푸리에 스펙트럼 벡터와 상기 멀티 블록 강도 벡터의 특징 벡터 사영을 실행하고, 그에 따라 각각의 정규화 벡터를 얻는 스텝과,

정규화 벡터를 결합 푸리에 벡터를 이루도록 결합하고, 상기 결합된 값을 제 2의 기저 행렬을 이용하여 사영 벡터로 변환하는 스텝과,

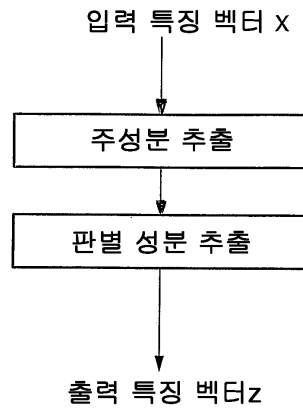
사영 벡터를 양자화함으로써 푸리에 특징을 추출하는 스텝을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 특징 추출 방법.

도면

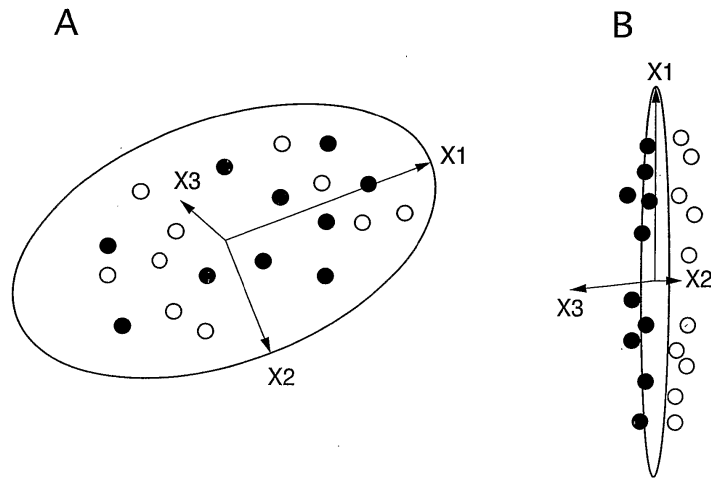
도면1



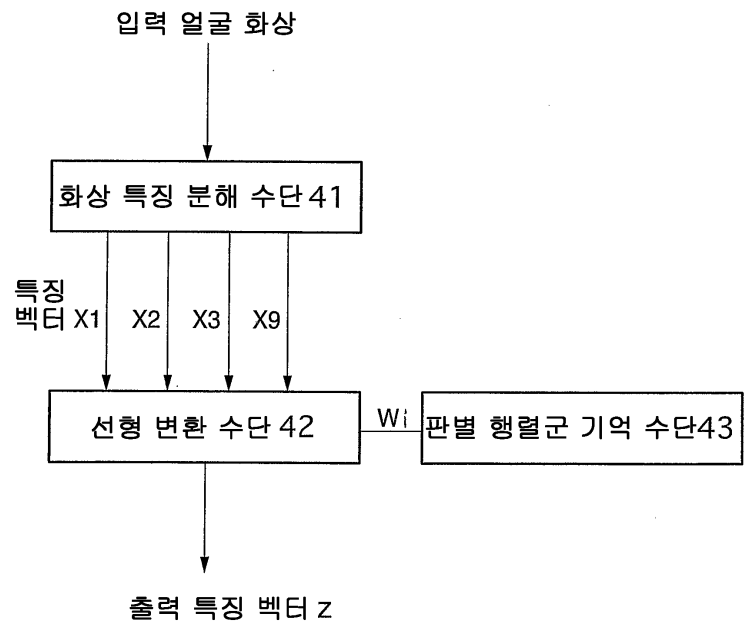
도면2



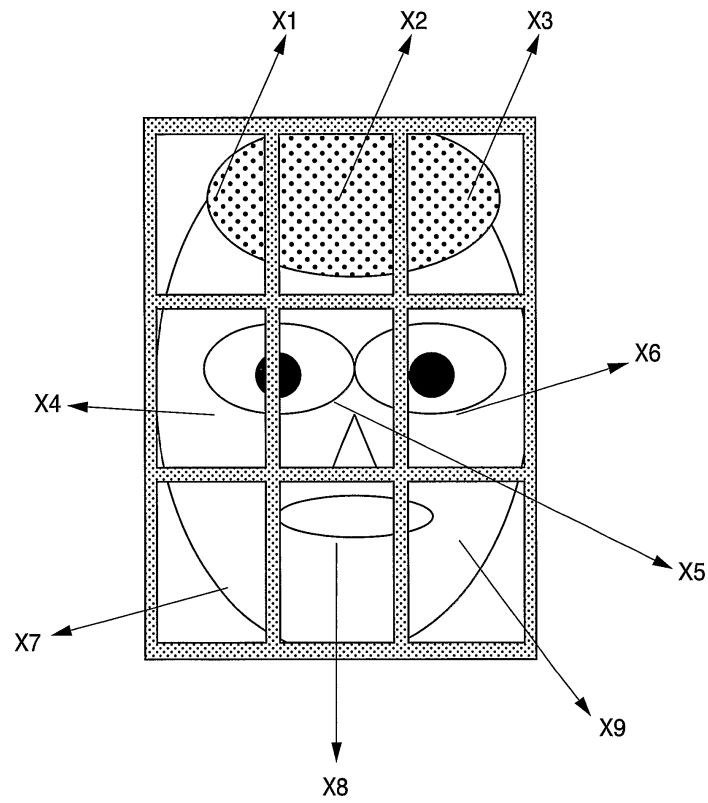
도면3



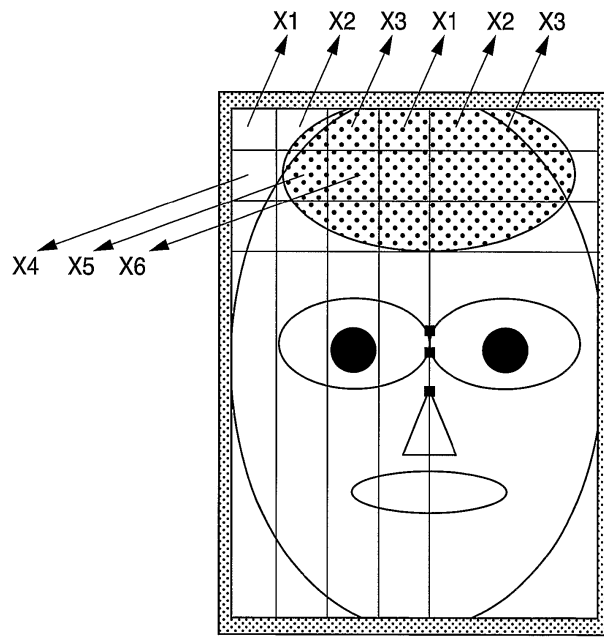
도면4



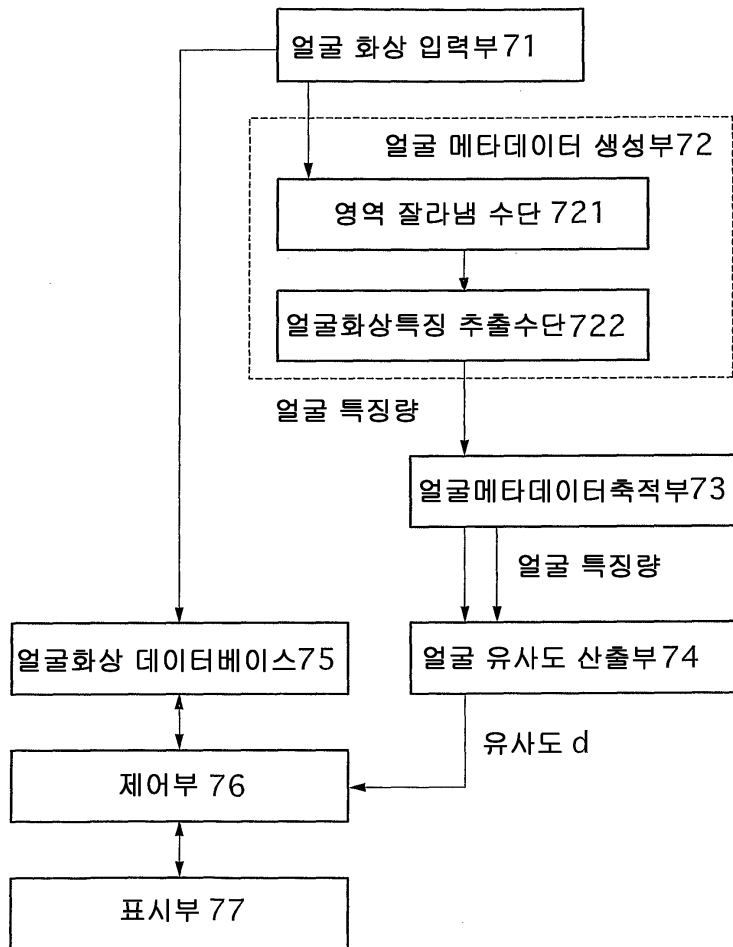
도면5



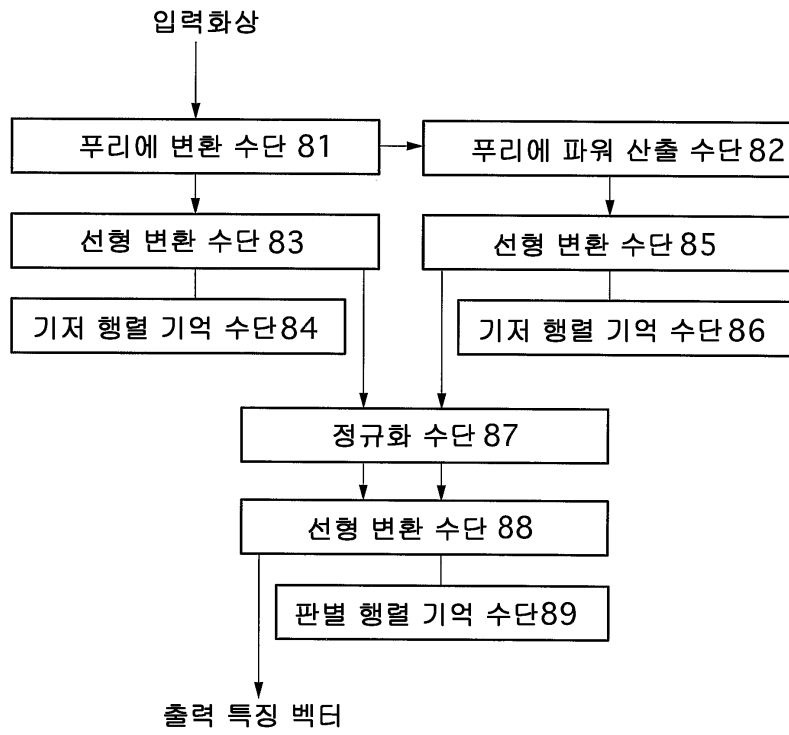
도면6



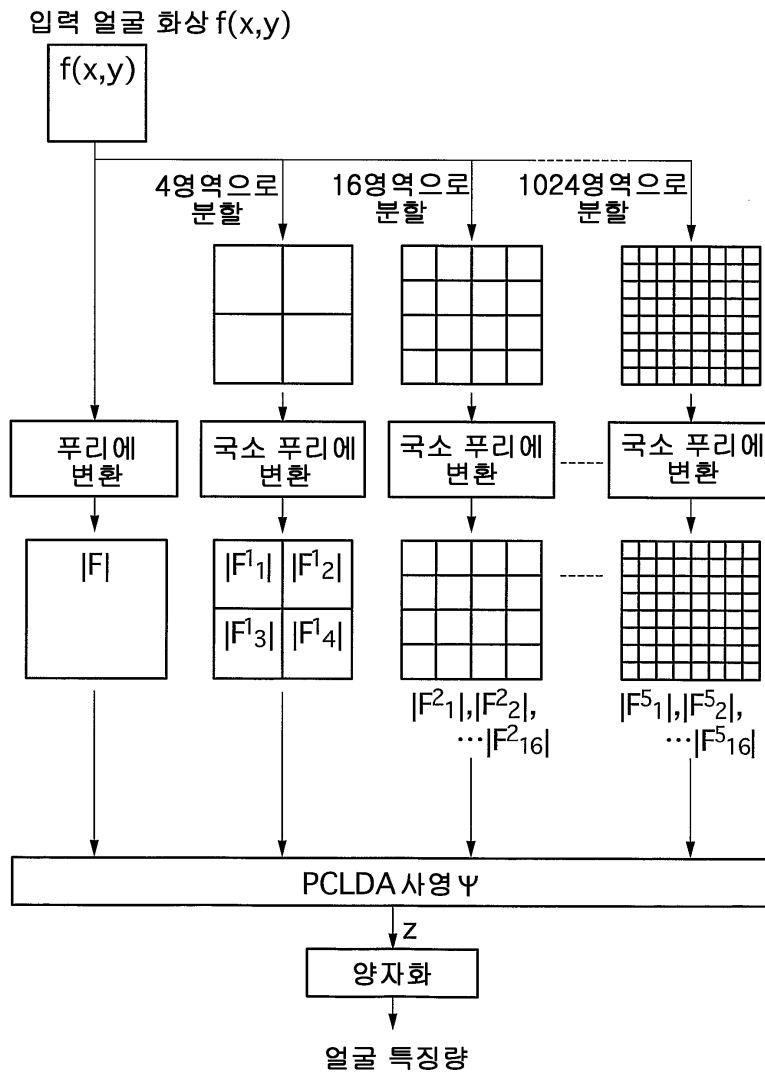
도면7



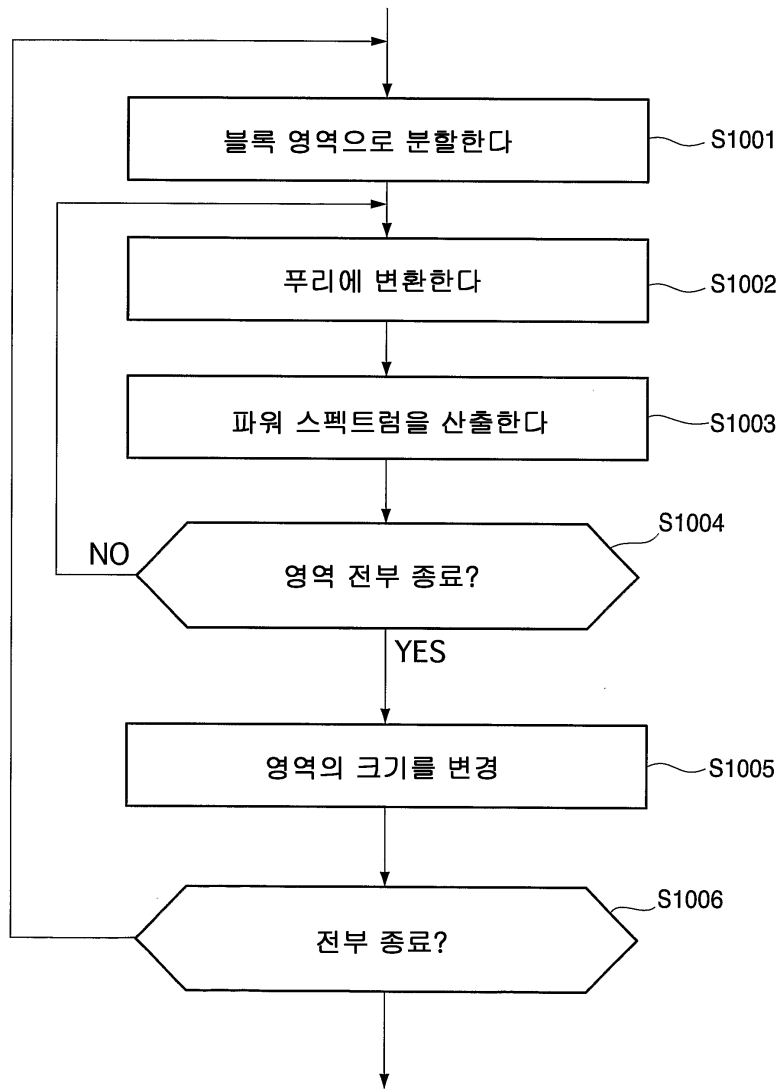
도면8



도면9

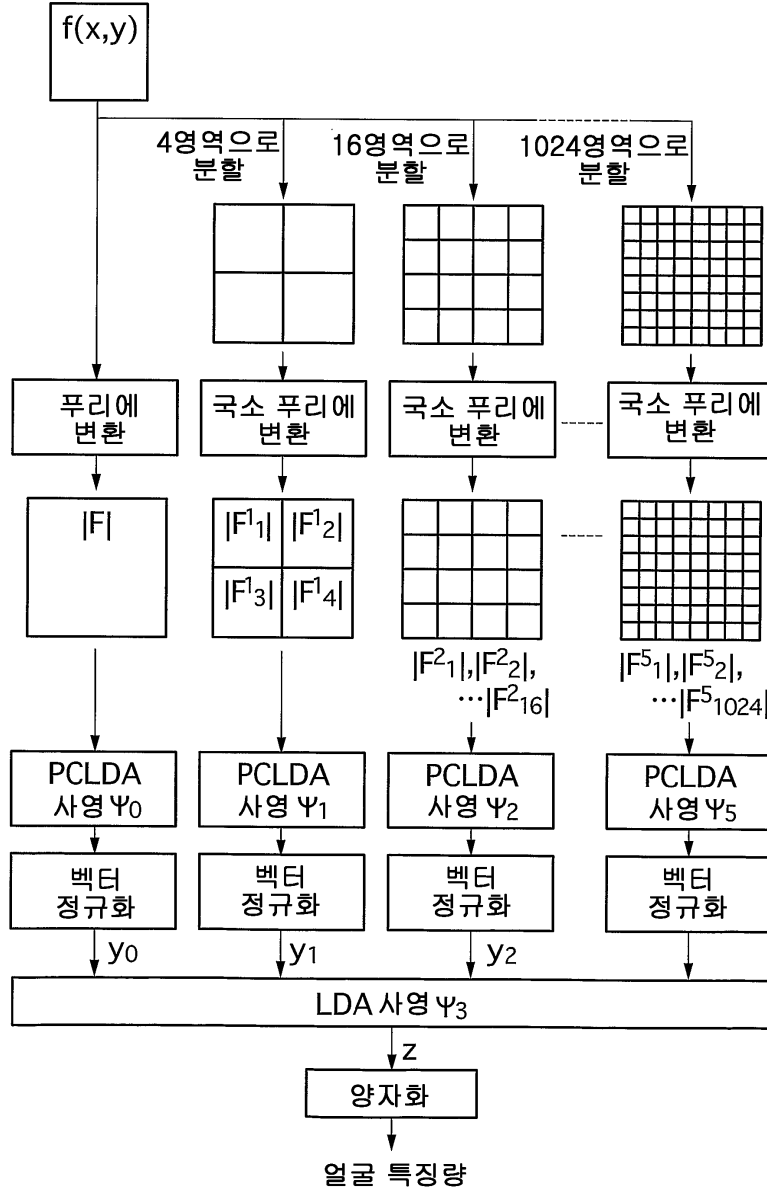


도면10

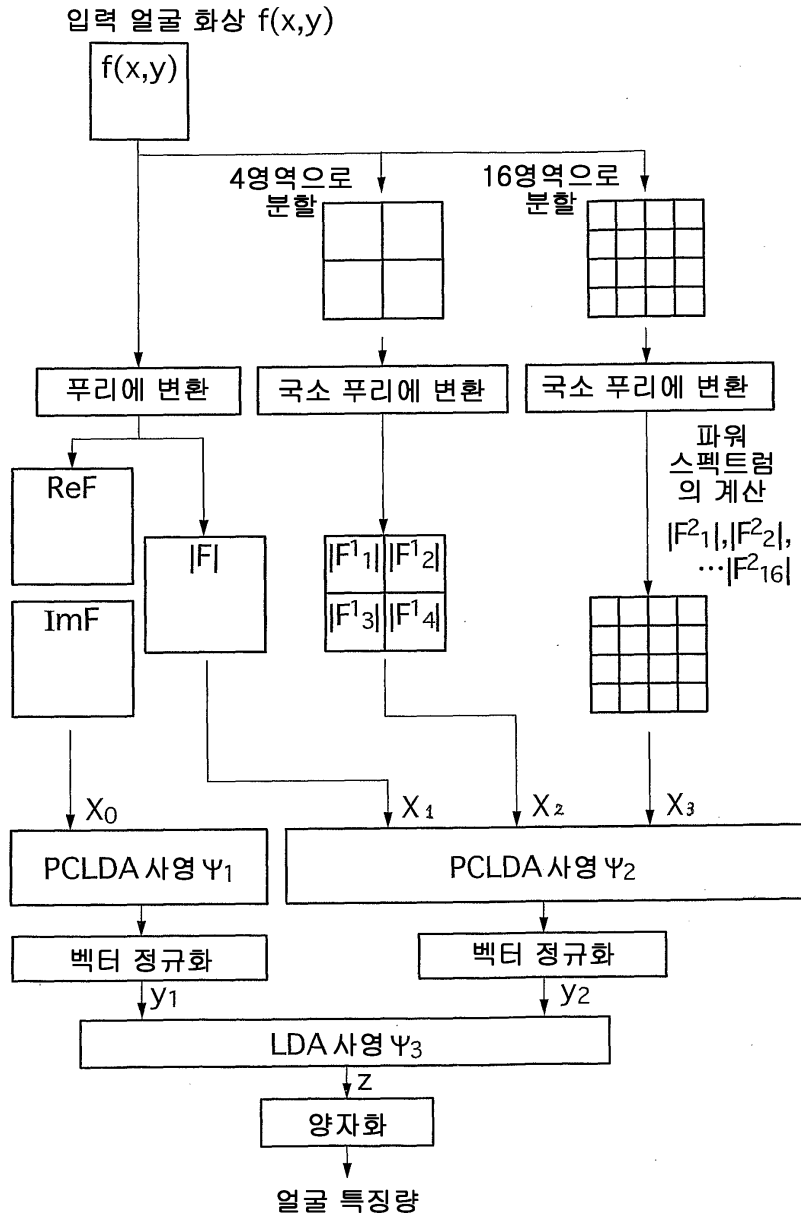


도면11

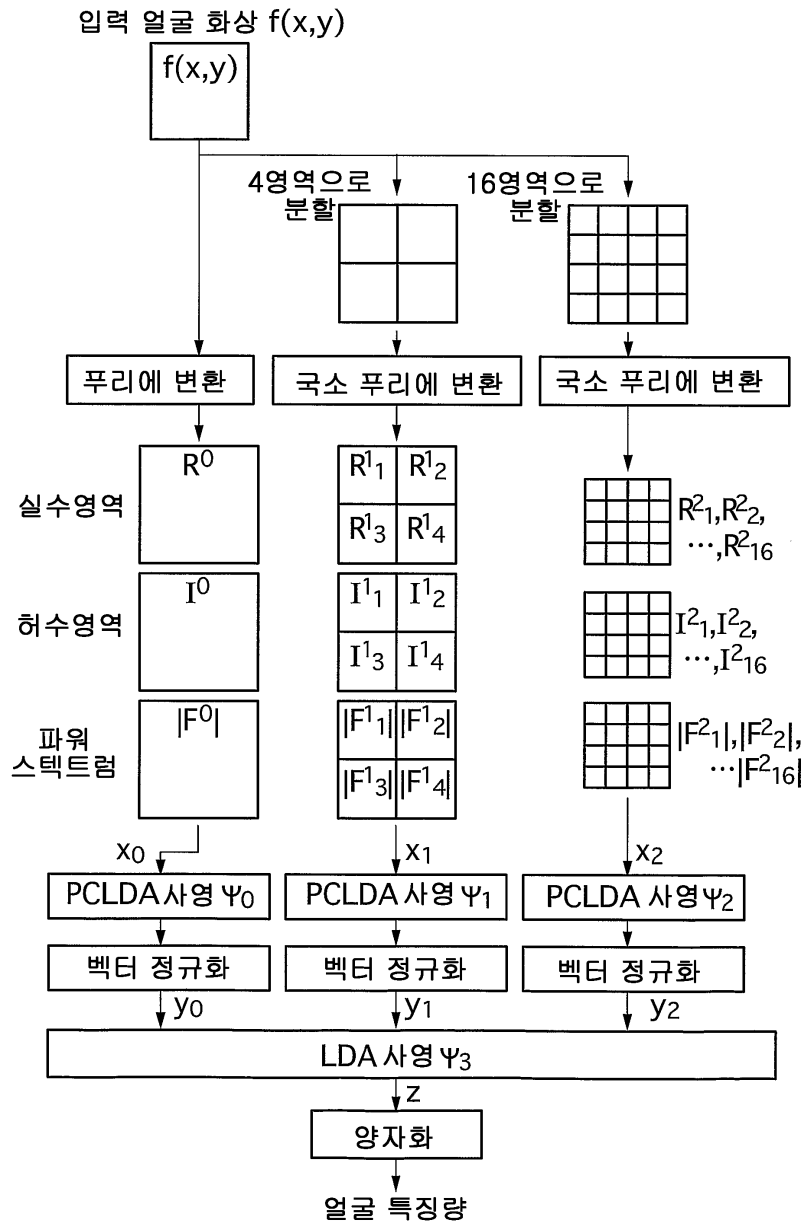
입력 얼굴 화상 $f(x,y)$



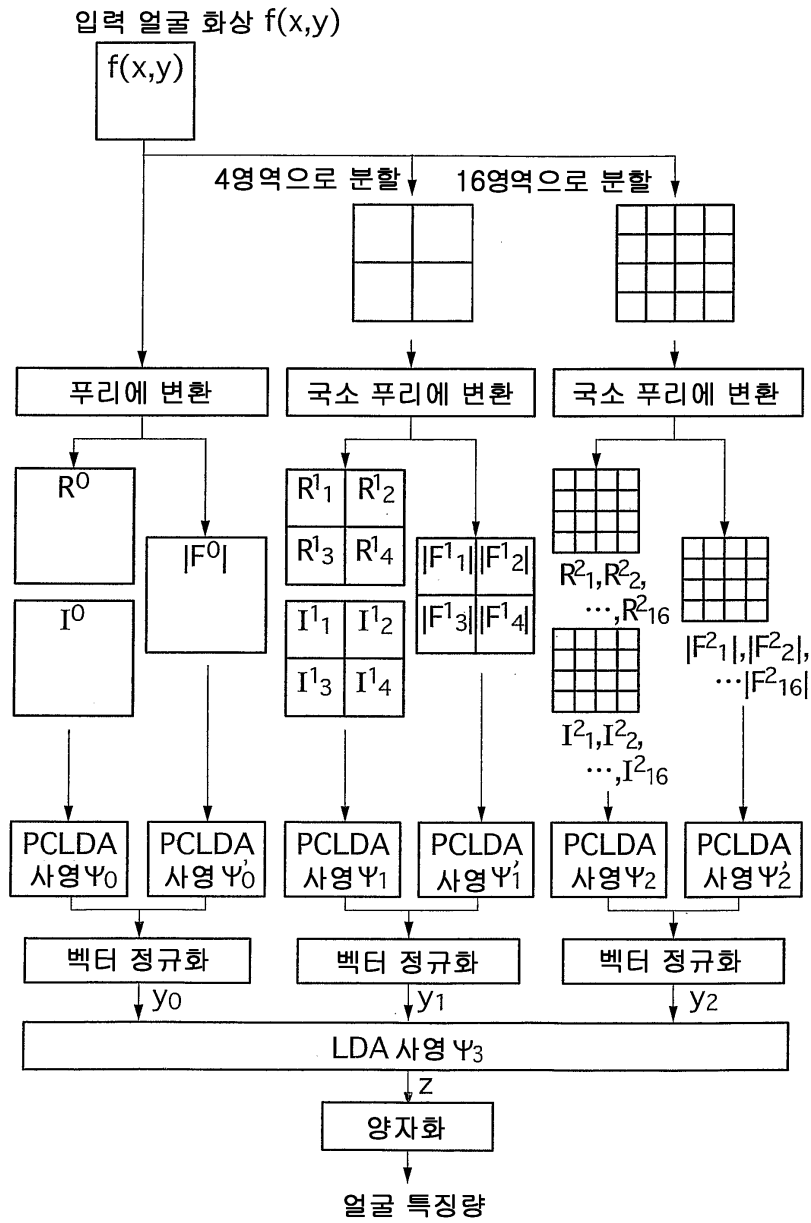
도면12



도면13



도면14



도면15

```

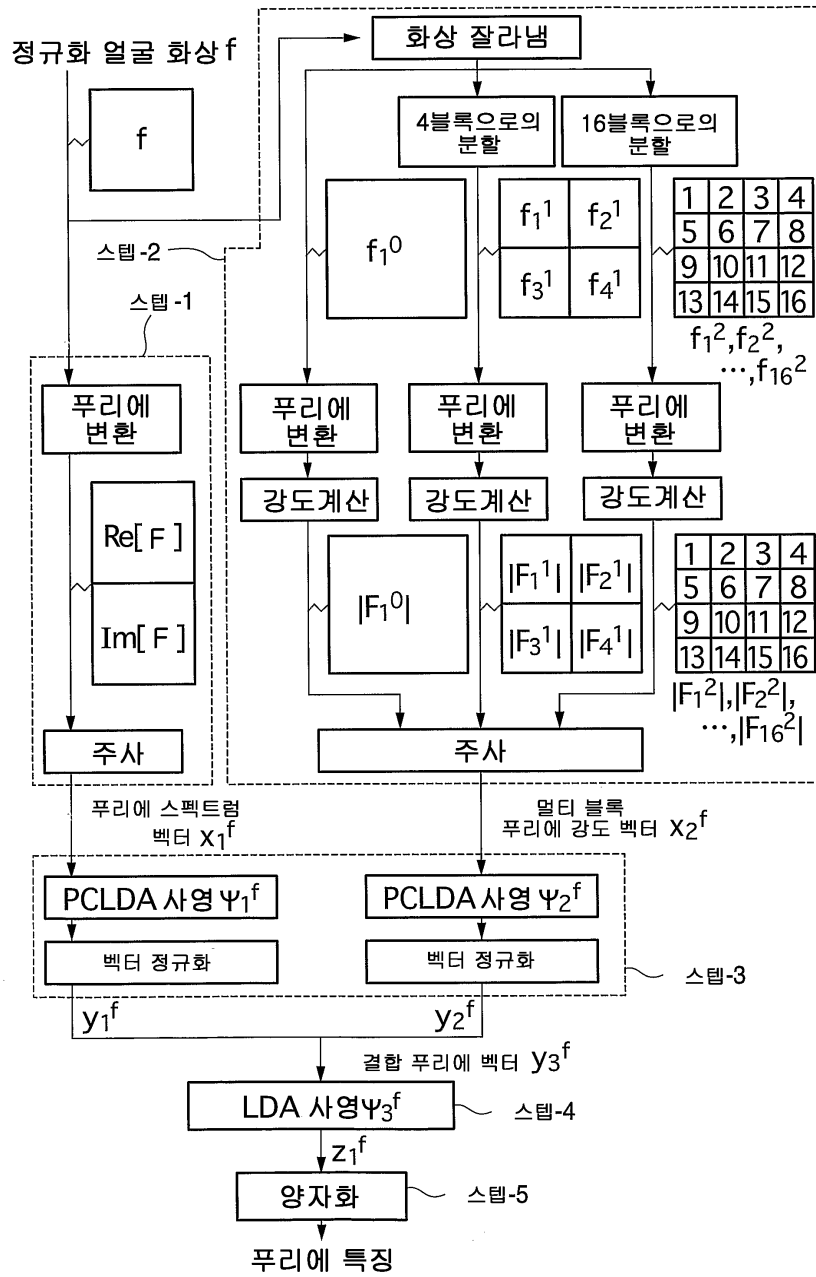
<complexType name="AdvancedFaceRecognitionType" final="#all" >
  <extension base="mpeg7:VisualType" >
    <complexContent>
      <sequence>
        <element name="FourierFeature" >
          <simpleType>
            <restriction>
              <simpleType>
                <list itemType="mpeg7:unsigned5" />
              </simpleType>
            </restriction>
            <minlength value="24" />
            <maxlength value="63" />
          </restriction>
        </simpleType>
      </element>
      <element name="CentralFourierFeature" >
        <simpleType>
          <restriction>
            <simpleType>
              <list itemType="mpeg7:unsigned5" />
            </simpleType>
            <minlength value="24" />
            <maxlength value="63" />
          </restriction>
        </simpleType>
      </element>
    </sequence>
  </extension>
</complexType>

```

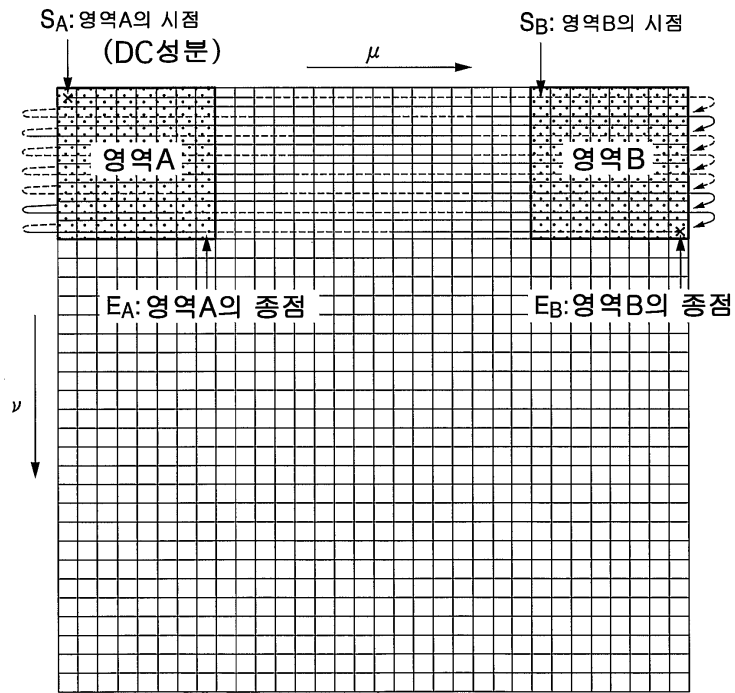
도면16

AdvancedFaceRecognition{	Number of bits	Mnemonic
numOfFourierFeature	6	uimsbf
numOfCentralFourierFeature	6	uimsbf
for(k=0; k<numOfFourierFeature; k++){		
FourierFeature[k]	5	uimsbf
}		
for(k=0; k<numOfCentralFourierFeature; k++){		
CentralFourierFeature[k]	5	uimsbf
}		
}		

도면17



도면18



도면19

특징 벡터	특징 벡터 의 요소	영역 A		영역 B		벡터의 차원수		
		S _A	E _A	S _B	E _B	소계	블록의 수	총계
푸리에 스펙트럼 벡터 x _{1^f}	Re[F(μ, ν)]	(0,0)	(11,13)	(35,0)	(45,13)	322	-	644
	Im[F(μ, ν)]	(0,0)	(11,13)	(35,0)	(45,13)	322	-	
멀티 블록 푸리에 강도 벡터 x _{2^f}	F ⁰ (μ, ν)	(0,0)	(10,13)	(33,0)	(43,13)	308	1	856
	F ₁ ¹ (μ, ν)	(0,0)	(5,6)	(17,0)	(21,6)	77	4	
	F ₁ ² (μ, ν)	(0,0)	(2,2)	(9,0)	(10,2)	15	16	

도면20

특징 벡터	특징 벡터 의 요소	영역 A		영역 B		벡터의 차원수		
		S _A	E _A	S _B	E _B	소계	블록의 수	총계
푸리에 스펙트럼 벡터 x _{1g}	Re[G(μ, ν)]	(0,0)	(7,7)	(24,0)	(31,7)	128	-	256
	Im[G(μ, ν)]	(0,0)	(7,7)	(24,0)	(31,7)	128	-	
멀티 블록 푸리에 강도 벡터 x _{2g}	G ₁ ⁰ (μ, ν)	(0,0)	(7,7)	(24,0)	(31,7)	128	1	
	G ₁ ¹ (μ, ν)	(0,0)	(3,3)	(12,0)	(15,3)	32	4	384
	G ₁ ² (μ, ν)	(0,0)	(1,1)	(6,0)	(7,1)	8	16	

도면21

