

다차원 명암도 증감 기반 효율적인 영상정합

An Efficient Image Registration Based on Multidimensional Intensity Fluctuation

조용현[†]

Yong-Hyun Cho[†]

대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

요 약

본 논문에서는 영상의 다차원 명암도 증감에 기반을 둔 유사도 측정에 의한 효율적인 영상정합 방법을 제안하였다. 여기서 다차원 명암도는 영상의 4방향을 고려한 유사성 판정으로 영상이 가지는 속성을 더욱 더 많이 반영하기 위함이고, 명암도 증감은 인접 픽셀간의 밝기변화를 고려함으로써 좀 더 포괄적으로 유사성을 측정하기 위함이다. 또한 측정된 4방향 각각의 명암도 증감에 대한 정규상호상관계수를 구하고, 그 각각에 바탕을 둔 전체 정규상호상관계수, 각 방향의 상관계수에 대한 산술평균과 단순 곱 및 최대값으로 정규화된 상관계수의 산술평균과 단순 곱으로 정의된 유사도 계수로 각각 정합을 측정하였다. 제안된 방법을 22개의 243*243 픽셀 얼굴영상과 9개의 500*500 픽셀 인물영상을 대상으로 각각 실험한 결과, 영상의 속성을 잘 반영한 우수한 정합성능이 있음을 확인하였다. 특히 각 방향의 상관계수에 대한 산술평균 유사도가 가장 우수한 신뢰성을 가지는 정합척도임을 알 수 있었다.

키워드 : 영상정합, 유사도 측정, 명암도 증감, 정규상호상관

Abstract

This paper presents an efficient image registration method by measuring the similarity, which is based on multi-dimensional intensity fluctuation. Multi-dimensional intensity which considers 4 directions of the image, is applied to reflect more properties in similarity decision. And an intensity fluctuation is also applied to measure comprehensively the similarity by considering a change in brightness between the adjacent pixels of image. The normalized cross-correlation(NCC) is calculated by considering an intensity fluctuation to each of 4 directions. The 5 correlation coefficients based on the NCC have been used to measure the registration, which are total NCC, the arithmetical mean and a simple product on the correlation coefficient of each direction and on the normalized correlation coefficient by the maximum NCC, respectively. The proposed method has been applied to the problem for registering the 22 face images of 243*243 pixels and the 9 person images of 500*500 pixels, respectively. The experimental results show that the proposed method has a superior registration performance that appears the image properties well. Especially, the arithmetical mean on the correlation coefficient of each direction is the best registration measure.

Key Words : Image Registration, Similarity criterion, Intensity Fluctuation, Normalized cross-correlation,

1. 서론

컴퓨터비전 등에서 하나의 장면이나 대상을 다른 시간이나 관점에서 촬영할 경우, 영상은 서로 다른 좌표계에서 얻어지게 된다. 영상정합(registration)은 이와 같은 서로 다른 영상을 변형하여 하나의 좌표계에서 나타내는 처리기법이다. 영상정합을 통해 서로 다른 측정

방식으로 얻어진 영상이 어떻게 대응되는지를 알 수 있으며, 원격탐지(지도갱신), 의료영상(변화감지, 종양관찰), 컴퓨터 비전 등에 응용된다. 하지만 다양한 대상의 다양한 영상에 적용이 가능한 일반화된 정합방식을 개발하는 데는 많은 제약이 있다[1-3].

한편 영상에 가해지는 조명조건의 변화, 상호 겹침에 따른 차단, 지나친 조명에 의한 포화(saturation) 등 환경변화에 의해 정합성능도 매우 달라진다. 특히 서로 다른 환경에서 획득된 영상들을 비교하여 정합하기 위한 처리기법들이 활발하게 연구되고 있다[4-12]. 대부분의 정합기법들은 소프트웨어 만으로나 소규모의 하드웨어로 간단하게 구현될 수 있으며, 실험실 내에서 인위적으로 조정 가능한 환경에 국한하여 적용되고 있다. 그러나 실세계에서는 조명변화, 잡음환경, 배경전이, 포

접수일자: 2012년 2월 8일

심사(수정)일자: 2012년 4월 13일

게재확정일자: 2012년 4월 15일

[†] 교신 저자

이 논문은 2011년도 대구가톨릭대학교 교내연구비 지원에 의한 것임

화나 밝은 부분(highlight), 그리고 그림자나 다른 물체의 삽입에 의한 차단 등과 같은 다양한 비정규적인 상황이 발생되고 있다. 이러한 상황에서도 효과적으로 동작하는 영상정합 기법이 절실히 요구된다.

일반적으로 영상정합에는 한 가지 방식의 영상들을 맞추는 단일방식 정합과 여러 방식의 영상을 서로 맞추는 여러 방식 정합이 있다. 또한 자동화의 단계에 따라서는 수동식, 대화식, 반자동식, 자동식 방법으로 나눌 수도 있다. 또한 정합기법에 따라서는 명암의 세기와 특징을 고려한 기법, 변형모델을 고려한 기법, 영상의 활용 영역을 고려한 기법, 방법의 개수를 고려한 기법 등이 있다[3,4]. 먼저 명암의 세기와 특징을 고려한 기법에는 다시 특징기반 접근(feature-based approach)법과 영상기반 접근(intensity(area)-based approach)법으로 나눌 수 있다[4-11]. 전자는 정합에 명암을 고려하지 않는 방법으로 영상에서 명암도의 특징이 다르기 때문에 공통적 특성을 제공하는 특징을 찾아 정합에 이용하는 방법이다. 특징으로는 영상의 특징점, 외곽선 특징, 에지(edge), 그리고 기울기 등의 정보가 이용되며, 특징에 따라 정합능력이 달라진다. 여기에는 국부적 특징들을 이용하는 Hough 변환 일반화(generalizing Hough transform : GHT)법과 기하학적 특징들을 이용하는 색인접근(indexing approach)법 등이 있다[3-6]. 또한 후자는 영상의 전체 명암을 기반으로 한 방법으로 대상 영상 상호간의 명암 관계가 매우 복잡하거나 상관관계를 잘 알 수가 없으면 정합의 정확성을 보장하지 못하는 제약이 있다. 여기에는 주로 명암도의 통계적 정보를 이용하는 방법들로 상관계수(correlation coefficient : CC) 기법, 자승차의 합(sum of squared difference: SSD) 기법, 모멘트(moment) 기법, 그리고 색이나 히스토그램 색인(color or histogram indexing) 기법 등이 있다[3-6]. 한편 변형모델을 고려한 영상정합 기법은 참조영상과 맞추어 영상 사이의 변환관계에 따라 분류된다[3]. 여기에는 변위, 회전, 확대·축소, 아핀 변환(affine transform) 등을 포함한 선형 변환과 탄성 또는 비강체 변환을 들 수 있다. 선형변환은 영상들 사이의 기하학적 변환은 설명할 수 없으며, 탄성 또는 비강체 변환은 국소적인 변형만을 설명할 수 있는 제약이 있다. 또한 영상의 활용 영역의 고려 기법에는 공간영역과 주파수 영역의 기법이 있다. 여기서 공간영역 방식은 영상의 공간 속에서 픽셀 세기 패턴이나 특징을 맞추는 방식이며, 주파수 영역 방식은 두 영상 간의 변형에 필요한 매개변수를 주파수 영역에서 직접 찾아내는 방식이다. 하지만 어느 방법에서도 조명 등과 같은 환경변화에 강건한 정합은 이루어지지 않고 있다. 따라서 명암변화와 같은 주변 환경변화에도 보다 강건한 영상의 정합이 요구되며, 이를 위한 방법의 제시가 절실하다.

본 논문에서는 영상의 다차원 명암도 증감에 기반을 둔 유사도 측정의 정합기법을 제안하였다. 여기서 다차원 명암도 고려는 영상의 4방향을 고려한 유사성 판정으로 영상이 가지는 통계적 속성을 더욱 더 잘 반영하기 위함이고, 명암도 증감은 인접 픽셀간의 밝기변화를 고려함으로써 좀 더 포괄적으로 유사성을 측정하기 위함이다. 제안된 방법을 22개의 243*243 픽셀 얼굴영상과 9개의 500*500 픽셀 인물영상을 대상으로 각각 실험하여 그 타당성과 성능을 고찰한다.

2. 명암도 증감기반 유사성 측정

명암은 영상의 시각적인 속성을 반영하며, 영상의 정합으로 명암도 특성을 이용한 기법들이 널리 이용되고 있다[3-8]. 제안된 기법들 중에서 CC기법은 잡음이 섞이거나 명암이 변하는 영상에 효과적이거나 부분적인 차단이나 밝은 영역 등으로 인한 영상 내 밝기 변화가 있으면 정합능력이 떨어진다. 이러한 제약을 해결하기 위해 제안된 정규화상호상관계수(normalized cross-correlation coefficient : NCC) 기법[4]은 영상 전체의 명암이 일정하게 변하는 것에는 강건하나 부분적 밝기 변화나 차단 등과 같은 외적변화에는 여전히 제약이 있다. 또한 SSD 기법은 명암도 차의 자승 합을 계산하는 간단하고 빠른 기법이며, 모멘트 기법은 목표영상의 회전 등에 효과적이거나 계산부하가 크고, 색이나 히스토그램 색인 기법 역시 회전불변의 객체검색에 유용하나 3가지 기법 모두 밝기변화와 차단 등에 강건하지 못한 제약은 여전히 존재한다. 따라서 음영이나 차단 및 밝은 영역의 존재 등에서도 강건한 영상정합 기법의 개발이 요구되며, 대안으로 영상의 명암변화의 추이를 이용하여 유사성을 판별하는 새로운 정합기법을 제안한다.

영상의 명암변화 추이는 인접하는 픽셀사이의 명암증감을 고려하는 파라미터를 정의하여 유사성 판별을 위한 평가지수로 이용한다. 즉, 대상이 되는 템플릿 영상 내에서 고려된 픽셀과 이웃 픽셀 간의 명암을 비교하여 증감에 따라 1 또는 0의 이진부호를 부여함으로써 변화 추이를 알 수 있다. 결국 참조영상과 입력영상 각각으로부터 구해진 부호정보의 통계적 속성을 고려한 상관도를 유사성 척도로 이용한다. 이렇게 하면 상대적인 밝기변화가 정합을 위한 두 영상 사이에 그대로 반영되어 명암의 균등변화에 의한 영향이 줄어들게 된다. 또한 명암의 부분적 변화가 있을 때에도 명암변화의 방향만 반대만 아니면 영향을 받지 않는 정합이 가능하게 된다. 특히 픽셀사이의 명암변화 추이만을 고려한 이진부호의 정보를 이용함으로써 전술한 다른 영상기반 정합기법들보다도 계산부하가 줄어들 수 있다.

명암도의 증감을 나타내는 추이를 다음과 같이 정의한다. 여기서 이용되는 영상은 명암을 가지는 회색(gray) 영상으로 1차원 배열된 벡터로 가정한다. 하지만 2차원 배열의 영상에서도 명암도의 증감추이는 그대로 확장될 수 있다. 만약 N+1개 픽셀을 가지는 1차원 참조영상 벡터 $G = \{g_n\}_{n=1,2,\dots,N+1}$ 에서 N개의 증감을 나타내는 추이벡터 $B = \{b_n\}_{n=1,2,\dots,N}$ 로부터 성분 b_n 은 다음의 식 (1)과 같이 정의한다.

$$b_n = \begin{cases} 1 & (g_{n+1} \geq g_n) \\ 0 & (g_{n+1} < g_n) \end{cases} \quad (1)$$

또한 N+1개 픽셀을 가지는 1차원 입력영상 벡터 $G' = \{g'_n\}_{n=1,2,\dots,N+1}$ 와 해당 명암증감을 나타내는 추이벡터 $B' = \{b'_n\}_{n=1,2,\dots,N}$ 의 성분도 식 (1)과 동일하게 정의될 수 있다. 이렇게 정의된 추이벡터에 기반을 둔 유사성 척도를 계산하여 참조영상과 입력영상의 정합척도로 이용한다.

한편 정합을 위한 유사도를 결정짓는 척도에는 통계적 상관관계수에 기반을 둔 유사성 척도와 거리계수에 기반을 둔 비유사성 척도가 있다[4-11]. Pearson이나 Spearman의 상관관계수는 전자에 속하며, city-block이나 Euclidean의 거리계수는 후자에 속한다. 일반적으로 비유사성 척도들은 유사성 척도들에 비해 계산이 간단하고 적용 대상의 제약 없이 사용할 수 있는 장점을 가진다. 하지만 여기에도 특징벡터를 구성하고 있는 성분들에 대한 영상의 유사성 비교가 불가능하고, 특히 대상 영상의 특징벡터들 사이에 평균값의 차이가 심할 경우 정확도가 떨어지는 단점이 있다. 동일한 영상에서 추출된 특징벡터들일지라도 주변 환경의 영향을 받으면 이들의 평균값은 다소의 차이가 발생될 수 있다. 이러한 제약을 해결하기 위한 대안으로 사용되는 유사성 척도는 비교 대상의 특징벡터들 간에 통계적 상관관계를 이용함으로써 영상에 포함된 성분들을 잘 표현한다.

정합에서는 영상별 패턴의 유사성 정도를 측정할 수 있는 척도로 유사성 척도를 이용하고 있다[3,4]. 하지만 특징벡터를 구성하는 성분들이 각 영상별 어떠한 패턴을 갖는지에 대해서는 잘 알려져 있지 않으며, 패턴의 구조가 선형적일 수도 있고 비선형적일 수도 있다. 통계학에서는 선형성과 비선형성 패턴의 자료들에 대해 이론적으로 분석할 수 있는 알고리즘들이 제안되었으며, 제안된 선형과 비선형 분석 알고리즘 간에도 복잡도와 그에 따른 분석시간의 차이가 존재한다. 일반적으로 선형적 분석 알고리즘이 비선형적 분석 알고리즘에 비해 훨씬 간단하고 계산 시간도 적게 소요된다. 따라서 본 논문에서는 특징벡터의 구성요소들이 선형적인 패턴구조를 가진다고 전제하고 이를 분석하는데 적합한 정규화상관계수를 유사성 척도로 사용하는 방안을 제안한다.

따라서 정합을 위해 제안된 유사성 척도는 영상의 명암을 반영한 추이벡터에 기반을 둔 NCC를 유사성 척도로 이용한다. 식 (2)는 식 (1)을 바탕으로 $N \times N$ 개의 픽셀을 가진 참조영상과 입력영상 각각의 추이벡터 B 와 B' 에서 원하는 방향에 대해 1인 값의 빈도수를 합한 1차원 벡터 $F(k)$ 와 $F'(k)$ 간의 NCC인 상관성 계수 $Corr(F, F')$ 을 나타낸 것이다.

$$Corr(F, F') = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} [(F(k) - \bar{F})(F'(k) - \bar{F}')] }{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} (F(k) - \bar{F})^2 \sum_{k=0}^{N-1} (F'(k) - \bar{F}')^2}} \quad (2)$$

여기서 \bar{F} 와 \bar{F}' 는 각각 벡터 $F(k)$ 와 $F'(k)$ 의 산술평균이다.

3. 다차원 상관성 측정 및 조합형 척도

정합을 위한 척도로 알려진 대부분의 기법에서는 영상의 일차원적 단방향 속성만을 이용하고 있다[3-11]. 일반적으로 영상은 방향에 따라 다른 속성을 가지며, 방향의 고려가 정합성능에 영향을 미친다[12]. 영상이 가지고 있는 기하학적 속성이나 통계학적 속성을 더욱 더 잘 반영하기 위해서는 여러 방향의 영상속성을 추출하여 이용함으로써 보다 개선된 정합성능을 얻을 수 있다.

제안된 기법은 영상 상호간의 상관성을 좀 더 정확하게 고려하기 위해서 4개의 방향을 고려한 4차원의 유사성 비교를 제안한다. 이를 위해 2차원 행렬의 영상을 4방향인 x축, y축, 대각선 D축, 그리고 역대각선 ID축의 명암도 증감추이를 각각 1차원 벡터로 표현한다. 각축에 대해 표현된 1차원 추이벡터를 대상으로 서로 일치하는 축 사이의 $Corr(F, F')$ 을 계산한다. 식 (3)은 상호 비교행렬의 유사성을 측정하기 위해 제안한 4차원 추이벡터 기반 전체정규상호상관계수 $Total_ncc(F, F')$ 을 나타낸 것이다.

$$Total_ncc(F, F') = \frac{1}{\sqrt{X_{Corr}(F, F') \times Y_{Corr}(F, F') \times D_{Corr}(F, F') \times ID_{Corr}(F, F')}} \quad (3)$$

여기서 $X_{Corr}(F, F')$ 는 2차원 행렬 영상에서 명암도의 증감을 나타내는 추이벡터 중 x축 상의 각 행에 위치하는 1인 값의 빈도수를 합한 1차원 벡터 $F(i)$ 와 $F'(i)$ 사이의 유사도 상관계수 $Corr(F, F')$ 이며, 여기서 i 는 각 행을 나타내는 것으로 1부터 N 까지의 값을 가진다. $Y_{Corr}(F, F')$ 역시 y축 상의 각 열에 대한 유사도 상관계수이다. 또한 $D_{Corr}(F, F')$ 는 2차원 행렬 영상에서 하단 좌측에서부터 상단 우측방향으로의 각 대각선상에 위치하는 모든 명암값의 변화 추이벡터에서 1인 값의 빈도수를 합한 1차원 벡터 상호간의 유사도 상관계수이며, $ID_{Corr}(F, F')$ 는 하단 우측에서 상단 좌측방향으로의 각 역대각선 상의 유사도 상관계수이다. 특히 $X_{Corr}(F, F')$ 와 $Y_{Corr}(F, F')$ 는 기본적인 순차적 정렬상태에 의한 구조적 속성을 반영하기 위함이고, $D_{Corr}(F, F')$ 와 $ID_{Corr}(F, F')$ 는 각각 기울어진 대각 정렬상태에 의한 구조적 속성을 반영하기 위함이다. 따라서 제안된 4차원의 명암도 기반 유사도 상관계수를 계산하여 유사성을 측정하면 영상 상호간의 작은 구조적 차이도 잘 반영되어 좀 더 효과적인 정합이 가능하다.

한편 식 (4)는 참조영상과 입력영상의 정합을 위한 척도로 각 축의 유사도 상관계수에 대한 산술평균 유사도 $Mean_s_ncc(F, F')$ 와 단순 곱의 유사도 $Prod_s_ncc(F, F')$, 4차원 유사도 상관계수 중에서 최대값으로 정규화된 값의 산술평균 유사도 $Mean_n_ncc(F, F')$ 와 단순 곱의 유사도 $Prod_n_ncc(F, F')$ 을 각각 정의한 것이다.

$$\begin{aligned} Mean_s_ncc(F, F') &= (X_{Corr}(F, F') + Y_{Corr}(F, F') + D_{Corr}(F, F') + ID_{Corr}(F, F'))/4 \\ Prod_s_ncc(F, F') &= X_{Corr}(F, F') \times Y_{Corr}(F, F') \times D_{Corr}(F, F') \times ID_{Corr}(F, F') \\ Mean_n_ncc(F, F') &= (X_{Corr-n}(F, F') + Y_{Corr-n}(F, F') + D_{Corr-n}(F, F') + ID_{Corr-n}(F, F'))/4 \\ Prod_n_ncc(F, F') &= X_{Corr-n}(F, F') \times Y_{Corr-n}(F, F') \times D_{Corr-n}(F, F') \times ID_{Corr-n}(F, F') \\ \text{Where, } X_{Corr-n}(F, F') &= X_{Corr}(F, F') / Max_{Corr}, Y_{Corr-n}(F, F') = Y_{Corr}(F, F') / Max_{Corr}, \\ D_{Corr-n}(F, F') &= D_{Corr}(F, F') / Max_{Corr}, \\ ID_{Corr-n}(F, F') &= ID_{Corr}(F, F') / Max_{Corr}, Max_{Corr} = \end{aligned}$$

$$Max(X_{Corr}(F, F'), Y_{Corr}(F, F'), D_{Corr}(F, F'), ID_{Corr}(F, F')) \quad (4)$$

식 (4)에서 합의 산술평균 유사도와 단순 곱의 유사도는 각각 각 축의 유사도 상관계수 중에서 가장 큰 값과 작은 값의 영향을 고려하기 위함이고, 정규화된 값을 이용한 것은 유사도 척도에서 각 축의 유사도 상관계수를 평균화하기 위함이다.

4. 실험 및 결과분석

제안된 다차원 명암도 증감기반 영상정합의 성능을 평가하기 위해 22개의 얼굴영상과 9개의 인물영상을 대상으로 실험하였다. 실험환경은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다. 또한 정합을 위한 척도로 참조영상과 입력영상 각각의 4방향의 추이벡터를 생성하여 계산된 전체 정규상호상관계수 $Total_ncc(F, F')$, 각 축의 정규상호상관계수에 대한 산술평균 유사도 $Mean_s_ncc(F, F')$ 와 단순 곱의 유사도 $Prod_s_ncc(F, F')$, 4차원 유사도 상관계수 중에서 최대값으로 정규화한 값의 평균유사도 $Mean_n_ncc(F, F')$ 와 단순 곱의 유사도 $Prod_n_ncc(F, F')$ 을 각각 계산하여 유사성을 비교하였다.

그림 1은 243*243 픽셀의 22개 회색색 얼굴영상들을 나타낸 것이다. 여기서 보면 전체 영상의 크기는 동일하나 각 얼굴의 영상은 조명, 표정, 크기, 위치 등에서 약간의 차이가 있음을 알 수 있다. 특히 정면을 비롯한 좌·우측 3방향에서의 조명변화, 보통을 비롯한 행복, 슬픔, 놀람, 씩씩의 6가지 표정변화, 그리고 안경 착용 유무의 얼굴들로 구성되었다. 이들 얼굴영상으로부터 얻어지는 명암증감 추이벡터의 x축과 y축의 차원은 각각 242이고, 대각선과 역대각선 축의 차원은 각각 483이다.



그림 1. 243*243 픽셀의 22개 얼굴영상
Fig. 1. 22 face images of 243*243 pixels

그림 2는 500*500픽셀의 9개 인물영상을 나타낸 것으로 보통의 인물영상을 바탕으로 단순히 명암이나 대비만을 조정한 영상들이다. 또한 여기에는 명암과 대비를 다를 동시에 조정한 영상들과 부분적인 특정영역의 명암을 변화시켰거나 다른 풍경영상들이 겹친 영상들도 있다. 좌명30대30과 중명30대30은 각각 보통영상에서 좌측과 중앙의 특정영역에 국한한 명암변화를 시킨 영상으로 이는 해당영역에 조명이 과도출된 highlight 현상이며, 명90대30겹침과 중앙겹침 영상은 특정영역에 다른 영상이 대치된 것으로 영상 겹침 현상을 보여주는 것이다. 또한 어두움에 대한 영상은 타 피사체에 의한 그림자의 현상이고, 명암100과 명90대90 영상은 과도한 광노출로 포화된 현상을 나타낸 영상들이다. 그림 2의 인물영상에서 x축과 y축의 명암도 추이벡터의 차원은 각각 499이고, 대각선과 역대각선 축의 차원은 각각 997이다. 여기에서도 그림 1의 얼굴영상에서와 같이 4축 각각에 대한 추이벡터를 기반으로 5가지의 유사도 계수를 계산하여 정합척도로 이용하였다.



그림 2. 500*500 픽셀의 9개 인물영상
Fig. 2. 9 person images of 500*500 pixels

그림 3은 얼굴 1의 보통영상 f1을 기준으로 10개의 다른 얼굴영상 각각에 대한 유사성을 나타낸 것이다. 여기서 보면, 우측조명의 f7영상을 제외하고는 5가지 유사도 계수 모두에서 0.7179이상의 높은 유사성이 있음을 알 수 있다. 이는 제안된 다차원 명암도 증감기반 영상정합 기법은 우수한 정합성능을 가짐을 보여준 것이다. 특히 f2, f5, f7의 정면, 좌측, 우측 조명 각각에 대한 유사도 계수는 상대적으로 작은 값을 가져 조명이 정합에 큰 영향을 미침을 알 수 있다. 이는 조명에 의한 그림자가 명암도 증감에 영향을 미치지 때문이다. 하지만 f2와 같은 크기가 변하거나 f4와 f8에서 f11까지의 표정이 변한 영상의 경우는 큰 값의 계수를 가져 f1과의 높은 정합성능이 있음을 알 수 있다. 또한 f3와 f6의 안경 착용 유무가 정합성능 변화에 미치는 영향은 미미하나 f6의 경우 상대적으로 f3보다 더 작은 유사성 계수를 가져 위치이동이 정합에 영향을 미침을 확인할 수 있다. 하지

만 제안된 다차원의 명암도 증감기법은 조명을 제외한 표정변화, 위치변화, 안경착용 등에 강건한 정합성능이 있음을 알 수 있다. 한편 5가지 유사도 계수 중에서 전체정규상호상관계수 $Total_ncc(F, F')$ 은 중간치의 유사도 계수 값을 가지며, 평균유사도 $Mean_s_ncc(F, F')$ 와 $Mean_n_ncc(F, F')$ 이 단순 곱의 유사도 $Prod_s_ncc(F, F')$ 과 $Prod_n_ncc(F, F')$ 보다 좀 더 큰 유사도 계수 값을 가짐을 알 수 있다. 상대적으로 유사성이 높을수록 계수는 큰 값을 가지며, 그렇지 않을 경우는 작은 값을 가져 더 높은 분별력을 제공한다. 따라서 동일 얼굴 내에서의 변화에 대한 유사성 비교에서는 평균유사도를 이용하는 것이 좀 더 효과적임을 알 수 있다. 하지만 정규상호상관계수에 대한 평균유사도 $Mean_s_ncc(F, F')$ 와 최대값으로 정규화된 값의 평균유사도 $Mean_n_ncc(F, F')$ 사이에는 거의 차이가 없으나 후자가 약간 높은 값을 가져 $Mean_n_ncc(F, F')$ 이 가장 우수한 정합성능을 가지는 척도임을 알 수 있다.

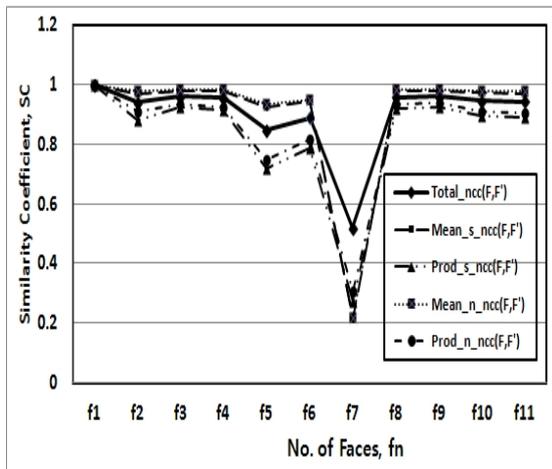


그림 3. 얼굴 1의 보통영상 f1에 대한 영상상호간 유사도

Fig. 3. Similarity of other images to normal image f1 of face 1

그림 4는 얼굴 2의 보통영상 f1을 기준으로 다른 10개의 영상 각각과의 유사도 계수를 나타낸 것이다. 여기서도 f2, f5, f7의 정면, 좌·우측 조명영상들에 대해서는 그림 3에서처럼 상대적으로 작은 유사도 계수를 가져 조명이 정합에 큰 영향을 미침을 확인할 수 있다. 이는 제안된 기법이 명암의 증감속성에 기반을 두기 때문이며, 특히 f5와 f7의 좌측과 우측 조명에 의한 그림자는 4방향의 유사도 계수 계산에 더욱 더 크게 반영되기 때문이다. 또한 여기에서도 제안된 기법은 표정변화, 위치변화, 안경착용 유무 등에 강건한 정합성능이 있다. 한편 5가지 유사도 계수 중에서 정규상호상관계수 $Total_ncc(F, F')$ 이 중간 값을 가지며, 평균의 유사도가 단순 곱의 유사도보다 전체적으로 높은 값을 가짐을 알 수 있다. 이는 유사도 값의 범위가 -1에서 +1사이의 값으로 4방향 각각의 유사도 값을 평균하면 증가하고 곱하면 감소하기 때문이다.

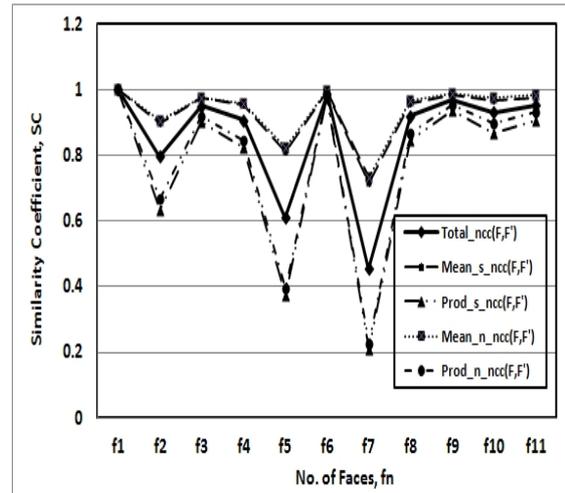


그림 4. 얼굴 2의 보통영상 f1에 대한 영상상호간 유사도

Fig. 4. Similarity of other images on normal image f1 of face 2

한편 표 1은 얼굴 1의 보통표정 f1과 얼굴 2의 11개 영상들 상호간의 유사도 계수 각각을 나타낸 것이다. 얼굴 1과 얼굴 2는 서로 다른 사람이지만 표정을 비롯한 조명 등의 모든 조건은 동일한 영상이다. 표 1에서 보면, 얼굴 1의 f1영상과 얼굴 2의 11개 영상 사이에는 최대 0.8763의 유사도 계수를 가지는 경우도 있으나 전체적으로 보면 낮은 계수치를 가져 이는 제안된 기법에는 얼굴 간의 차이도 잘 반영하는 정합속성이 있음을 알 수 있다. 특히 유사도 계수들 중에서 평균유사도를 이용하는 것보다는 단순 곱의 유사도를 이용하는 것이 좀 더 효과적임을 알 수 있다. 이는 얼굴간의 정합에서는 서로 유사성이 떨어질 때가 높은 분별력을 가지는 것으로 단순 곱이 평균보다 더 작은 값을 가지기 때문이다. 또한 단순 곱의 유사도 중에서도 정규상호상관계수에 대한 $Prod_s_ncc(F, F')$ 가 최대값으로 정규화된 값의 $Prod_n_ncc(F, F')$ 보다 좀 더 작은 값을 가져 상대적으로 우수한 정합척도임을 알 수 있다. 한편 얼굴 2의 f7에서 정규상호상관계수와 단순 곱의 유사도인 경우에는 음수의 값을 가져 4방향 중에 어느 한 방향이 음의 유사도 계수를 가짐을 할 수 있다. 하지만 평균에서는 4방향 모두의 유사도 계수를 합하는 것으로 전체적으로 양의 유사성을 가진다. 따라서 동일 얼굴 내에서의 변화에 대한 유사성 비교에서는 평균유사도, 서로 다른 얼굴 간의 비교에서는 단순 곱의 유사도를 이용하는 것이 효과적임을 알 수 있다.

그림 5는 보통의 인물영상을 기준으로 전체나 부분적으로 명암, 대비, 명암과 대비 동시, 겹침 등에 의해 변화된 인물영상간의 유사도 계수를 나타낸 것이다. 여기서 보면, 그림자와 같은 장애물에 의해 단계적으로 어두워진 영상 p3, 햇빛과 같은 조명에 의해 전체적으로 지나치게 밝아진 영상 p4, 전체적인 밝기뿐만 아니라 인물간의 대비가 지나치게 변화된 영상 p5, 그리고 다른 어두운 물체에 의해 특정영역의 분별이 불가능한 영상 p8간의 유사도 계수는 각각 상대적으로 낮음을 알 수 있다. 이는 보통의 정상적인 환경조건에서 획득된

표 1. 얼굴 1의 보통표정 f1과 얼굴 2의 영상들 상호간의 유사도 계수
 Table 1. Similarity coefficients between normal expression of face 1 and images of face 2

얼굴	유사도 계수	얼굴 2										
		f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10	f11
얼굴 1 f1	$Total_ncc(F, F')$	0.5222	0.1570	0.3842	0.3872	0.7192	0.5176	-0.3881	0.3246	0.5434	0.3662	0.4200
	$Mean_s_ncc(F, F')$	0.7543	0.6674	0.6964	0.7066	0.8602	0.7519	0.5393	0.6751	0.7642	0.6926	0.7100
	$Prod_s_ncc(F, F')$	0.2727	0.0247	0.1476	0.1499	0.5172	0.2680	-0.1507	0.1054	0.2953	0.1341	0.1764
	$Mean_n_ncc(F, F')$	0.7721	0.7227	0.7159	0.7420	0.8763	0.7695	0.5775	0.6971	0.7801	0.7182	0.7278
	$Prod_n_ncc(F, F')$	0.2995	0.0339	0.1649	0.1823	0.5570	0.2940	-0.1982	0.1198	0.3206	0.1550	0.1948

영상이 아닌 비정상 환경조건으로 주변 환경이 영상의 정합에 많은 영향을 미치기 때문이다. 특히 p3과 p4의 경우는 전체적으로 지나치게 명암이 변화된 영상이며, 그 중에서도 p4 영상은 너무 밝아 이웃 픽셀간의 명암증감을 잘 인식하지 못하기 때문에 가장 낮은 유사도 계수 값을 가짐을 알 수 있다. 하지만 단순 대비만 증가시킨 p2, 명암과 대비를 각각 30정도로 하여 동시에 좌측 및 중앙의 부분적인 영역만 변화시킨 p6 및 p7, 그리고 다른 영상으로 중앙부분을 겹치게 한 p9의 영상들에 대해서는 보통영상 p1과 아주 유사한 정합성이 있음을 알 수 있다. 한편 여기에서도 5가지 유사도 계수 중에서 정규상호상관계수 $Total_ncc(F, F')$ 은 중간 값을 가지며, 평균값을 이용한 $Mean_s_ncc(F, F')$ 와 $Mean_n_ncc(F, F')$ 가 단순 곱의 값을 이용한 $Prod_s_ncc(F, F')$ 과 $Prod_n_ncc(F, F')$ 보다 좀 더 큰 값을 가져 평균값 기반의 유사도 계수가 우수한 정합척도임을 알 수 있다. 이는 상대적으로 유사성에 비례하여 계수 값은 증가하며 그에 따라 변별력도 높아지기 때문이다. 따라서 동일영상 내에서의 변화에 대한 유사성 비교에서는 평균유사도를 이용하는 것이 좀 더 효과적임을 다시 한 번 더 확인할 수 있다.

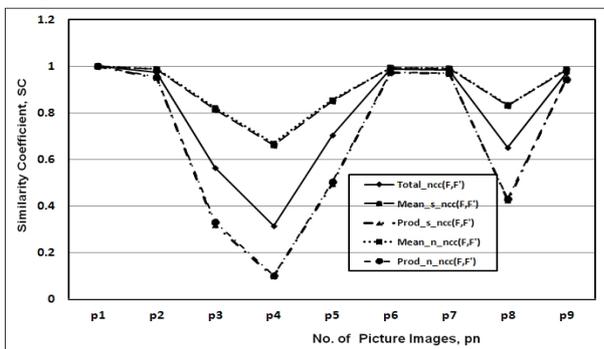


그림 5. 인물영상 p1에 대한 영상상호간 유사도
 Fig. 5. Similarity of other images on person image p1

그림 6은 명암과 대비가 동시에 각각 90정도 변화된 영상을 기준으로 명암, 대비, 명암과 대비 동시, 겹침 등에 의해 변화된 인물영상간의 유사도 계수를 나타낸 것

이다. 여기에서도 명암을 100정도로 하여 영상을 전체적으로 밝게 한 p4와 특정영역이 다른 물체로 가려진 p8의 유사도 계수가 상대적으로 작음을 알 수 있다. 이는 제안된 기법이 이웃하는 픽셀간의 명암증감에 기초를 둔 것으로 그 변화를 충분히 잘 반영하지 못하기 때문이다. 그림 5의 p1을 기준으로 한 결과와 비교하면, p5 영상은 다른 나머지 8개 영상들과 유사도 계수 값에서 상대적으로 큰 차이가 있어 다소의 비정상적인 조건에서 획득된 영상임을 알 수 있다. 여기에서도 5가지 유사도 계수들을 살펴보면, 그림 5에서처럼 $Total_ncc(F, F')$ 는 중간 값을 가지며, $Mean_s_ncc(F, F')$ 와 $Mean_n_ncc(F, F')$ 가 $Prod_s_ncc(F, F')$ 과 $Prod_n_ncc(F, F')$ 보다 좀 더 큰 값을 가지며, 동일영상 내에서의 변화에 대한 정합시에 척도로 평균유사도를 이용하는 것이 좀 더 효과적임을 다시 한 번 더 확인할 수 있다. 하지만 $Mean_s_ncc(F, F')$ 와 $Mean_n_ncc(F, F')$ 사이에는 거의 차이가 없으나 후자가 약간 높은 값을 가져 $Mean_n_ncc(F, F')$ 이 가장 우수한 정합성능을 가지는 척도임을 알 수 있다.

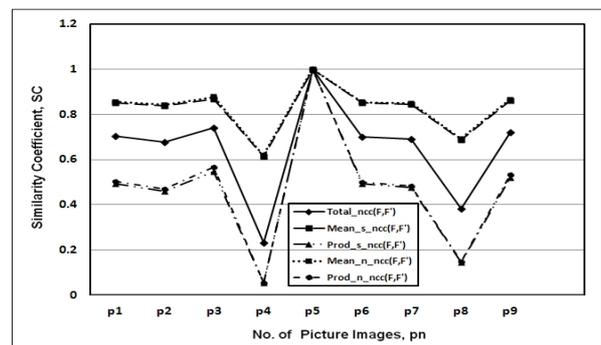


그림 6. 인물영상 p5에 대한 영상상호간 유사도
 Fig. 6. Similarity of other images on person image p5

이상의 얼굴영상과 인물영상 각각의 실험결과들에서 x축, y축, 대각선 D, 역대각선 ID의 4방향 속성을 함께 반영한 제안된 다차원의 명암증감 기반 상관계수는 영상의 정합을 위한 효과적인 척도임을 확인하였다. 또한 인접 픽셀간의 밝기변화를 고려한 명암증감은 크거나

표정 및 겹침 등의 변화에 강건한 정합성능이 있음을 알 수 있었다. 특히 정합척도로 평균유사도를 이용하는 것이 단순 곱의 유사도를 이용하는 것보다 우수한 정합 속성을 가지며, 그 중에서도 각 축의 상관계수에 대한 산술평균을 척도로 이용하면 영상 간에 가장 우수한 신뢰성 있는 정합이 가능함을 확인하였다.

5. 결론

본 논문에서는 영상의 다차원 명암도 증감에 기반을 둔 유사도 측정의 효율적인 영상정합 방법을 제안하였다. 여기서 영상의 4방향을 고려한 다차원 명암도는 유사성 관정에 영상이 가지는 속성을 더욱 더 잘 반영하기 위함이고, 명암도 증감은 인접 픽셀간의 밝기변화를 고려함으로써 좀 더 포괄적으로 유사성을 측정하기 위함이다. 특히 측정된 4방향 각각의 명암도 증감에 대한 정규상호 상관계수를 구하고, 그 각각에 바탕을 둔 전체 정규상호 상관계수, 합과 정규 각각의 정규상호상관계수에 대한 평균 및 단순 곱의 계수로 유사성을 평가하였다. 제안된 방법을 22개의 243*243 픽셀 얼굴영상과 9개의 500*500 픽셀 인물영상을 대상으로 각각 실험한 결과, 제안된 기법은 영상의 속성을 잘 반영한 우수한 정합성능이 있음을 확인하였다. 특히 4방향의 상관계수에 대한 산술평균 기반 유사도가 가장 우수한 신뢰성을 가지는 정합척도임을 알 수 있었다. 향후 영상의 명암이나 대비 및 다른 영상에 의한 겹침의 정도가 어느 정도일 때까지 정합이 가능한 지에 대한 연구가 좀 더 지속되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] 하영호, 남재열, 이웅주, 이철희 공역, *디지털 영상처리*, 도서출판그린, 2003.
 [2] 조용현, *디지털 영상처리 실무*, 도서인터비전, 2005.
 [3] M. V. Wyawahare, P. M. Patil, and H. K. Abhyankar, "Image Registration Techniques: An Overview," *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol. 2, No. 3, pp. 11-28, Sept. 2009.
 [4] F. Zhao, Q. Huang, and W. Gao, "Image Matching by Normalized Cross-Correlation," *ICASSP 2006*, Vol. 2, pp. 729-732, May 2006.
 [5] S. Chamboon and A. Crouzil, "Dense Matching Using Correlation : New Measures That Are Robust Near Occlusions," *BMVC 2003*, Vol. 1, pp. 143-152, Sept. 2003.
 [6] D. Nair, R. Rajagopal, and L. Wenzel, "Pattern Matching Based on a Generalized Transform," *Proceedings of Advanced Signal Processing Algorithms, Architectures, and Implementations X*, Vol. 4116, pp. 472-480, Nov. 2000.

[7] D. M. Tsai and C. T. Lin, "Fast Normalized Cross Correlation for Defect Detection," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, Issue 15, pp. 1-15, Nov. 2003.
 [8] S. Kaneko, I. Murase, and S. Igarashi, "Robust Image Registration by Increment Sign Correlation," *Pattern Recognition*, Vol. 35, Issue 10, pp. 2223-2234, June 2002.
 [9] Y. Saitoh, S. Kaneko, and S. Igarashi, "Robust Image Registration Using Correlation Coefficient," *MVA 2000*, Univ. of Tokyo, Japan, pp. 231-235, Nov. 2000.
 [10] T. Mita, T. Kaneko, and O. Hori, "Probabilistic ISC for Matching Images of Object Having Individual Difference," *Systems and Computers in Japan*, Vol. 38, No. 3, pp. 12-22, March 2007.
 [11] S. Kaneko, Y. Saitoh, and S. Igarashi, "Using Selective Correlation Coefficient for Robust Image Registration," *Pattern Recognition*, Vol. 36, Issue 5, pp. 1165-1173, May 2003.
 [12] T. Ivry, S. Michal, A. Avihoo, G. Sapiro, and D. Barash, "An Image Processing Approach to Computing Distances between RNA Secondary Structures Dot Plots," *Algorithms Mol. Biol.* Vol. 4, pp. 1-19, Feb. 2009.

저 자 소 개



조용현(Yong-Hyun Cho)

1979년 : 경북대학교 전자공학과(공학사)

1981년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)

1993년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)

1983년~1984년 : 삼성전자(주)

1984년~1987년 : 한국전자통신연구원

1987년~1997년 : 영남이공대학 전자과 교수

1997년~현재 : 대구가톨릭대학교 IT공학부 교수

관심분야 : 신경회로망, 영상신호처리 및 인식, 상황인식, 전전자교환기 등

Phone : +82-53-850-2747

Fax : +82-53-850-2740

E-mail : yhcho@cu.ac.kr