

## PCA 변환에 의한 다중패턴 홀로그램의 패턴정합 방법

서혜영\*, 박태형\*\*

충북대 바이오정보기술학과\*, 충북대 제어계측공학과\*\*

### Pattern Matching Method for Multi-Pattern Holograms by PCA Transformation

Hye-Yeong Seo\*, Tae-Hyoung Park\*\*

Dept. of Bio and Information Technology, Chungbuk National University\*,

Dept. of Control and Instrumentation Eng Chungbuk National University\*\*

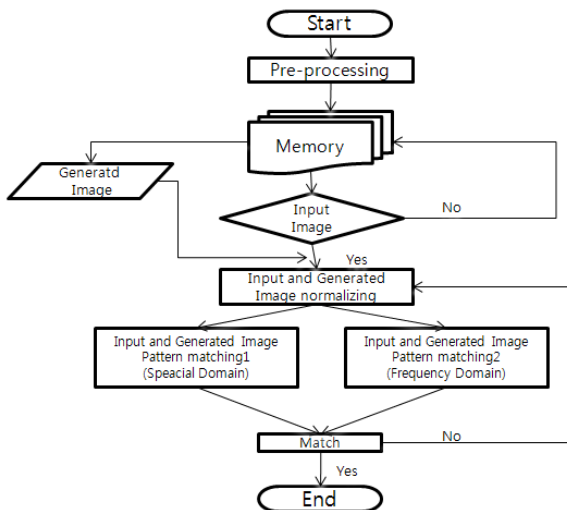
**Abstract** - PCA변환에 의한 다중패턴 홀로그램의 패턴정합 방법을 제안하고자 한다. 본 논문에서는 다중패턴 홀로그램의 패턴정합과정에서 공간영역과 주파수영역에서의 PCA변환과정을 통해 패턴정합을 수행함으로써 두 영역간의 유사도결과를 비교한다. 기존의 CGH방법에 근거하여 주파수 변환을 적용하여 패턴이 생성되고, 이때 주파수영역에서의 패턴매칭시 두 영상간의 유사도관별을 보다 정확하게 하고자 PCA변환에 근거한 정합방법을 수행하고자 한다.

#### 1. 서 론

현존하는 다중패턴 홀로그램을 위한 검사 방법은 다중패턴을 갖는 홀로그램을 CGH(Computer Generated Hologram)방법에 근거하여 패턴을 생성하고 생성한 패턴을 이용하여 입력영상과의 패턴정합을 수행하는 검사방법이다[1][3][4][5]. 대부분의 연구는 광학계를 이용한 광학적 홀로그램을 이용하였다[2]. 기존의 패턴정합방법은 두 영상간의 상관계수 값을 이용하여 영상의 유사도를 판별하게 된다. 두 영상간의 전혀 다른 영상이라도 상관계수 값이 같게 나올 수가 있다. 이는 홀로그램의 특성상 빛과 보는 각도 등에 따라 영상이 달라지기 때문이다. 이러한 문제점을 해결하고자 영상의 유사도를 보다 정확하게 판별하고 차원을 축소하여 계산 시간량을 줄일 수 있는 PCA방법을 패턴정합에 적용하여 이를 확인하고자 한다.

#### 2. 다중패턴 홀로그램 검사

다중패턴 홀로그램 검사과정은 다음의 그림1과 같다. CGH방법에 근거하여 패턴을 생성하는 과정, 입력영상과의 비교를 통해 유사도를 판별하는 패턴정합과정으로 나누어진다.



<그림 1> 다중패턴 홀로그램 검사 전체 블록선도

기존의 CGH방법에 근거하여 영상을 생성하고 전처리과정으로 이 패턴 생성영상과 입력영상과의 패턴매칭전의 정규화과정을 거친다. 여기서 M×N 입력패턴영상과 생성된 표준 패턴영상의 밝기 차이 때문에 전처리과정으로 정규화를 시켜주어야 한다. 정규화 된 두 영상은 다음 식과

같이 상관분석을 이용하여 유사도를 판별한다.

$$\Gamma = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

단,  $\Gamma(-1 \leq \Gamma \leq 1)$ 은 상관계수를 의미하며,  $x_i, y_i$  와  $\bar{x}, \bar{y}$  는 각각 입력 영상과 패턴영상을 의미한다. 단,  $i$ 는 영상의 개수를 의미한다. 상관분석에 의해 유사도를 판별할 때 두 패턴영상의 객관적인 평가를 위해 FFT후의 영상을 가지고 PCA방법을 적용하여 유사도를 판별하고자 한다. 패턴영상에 대해 홀로그램을 보는 각도를 달리하여 영상을 학습한다. 다른 의미로는 영상의 차원을 축소하여 계산 시간량의 향상을 시키고자 한다.

#### 3. PCA변환에 대한 패턴정합

##### 3.1 공간영역에서의 패턴정합

의의 패턴영상에 대해 홀로그램의 보는 각도를 달리하여 영상을 10°부터 20씩 증가시켜 350°까지 각각 10개의 데이터를 획득한다. 여기서는 10°~210°까지의 10개의 데이터를 가지고 수행하였다. 각각 5개씩 학습영상과 검증영상으로 사용하여 PCA변환을 하게 된다.

특징벡터는 10도부터 20씩 증가하는 영상에 대해 10장의 영상을 가지고 각각 5장씩 학습영상과 검증영상으로 구분하였다. 학습영상과 검증영상의 공분산행렬에 대하여 고유치와 고유벡터  $V$ 를 구하여 학습영상에 대한 특징벡터를 구한다.

$$\bar{p}^i = p^i - m \quad (2)$$

$$\tilde{p}^i = V^T p^i \quad (3)$$

단,  $\bar{p}^i$ 은 패턴의 분산값,  $\bar{q}^i$ 은 인식대상영상 혹은 검증영상이며,  $m$ 은 평균영상값,  $\tilde{p}^i$ 는 학습영상에 대한 특징벡터,  $\tilde{q}^i$ 는 인식대상영상의 투영벡터이다.

$$m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p^i \quad (4)$$

$$\bar{q}^i = q^i - m \quad (5)$$

$i$ 는  $n$ 개의 영상벡터를 의미한다.  $\tilde{p}^i$ 에 가까운  $\tilde{q}^i$ 를 구하여 인식값을 얻는다.

$$\tilde{q}^i = V^T \bar{q}^i \quad (6)$$



(a) 110° (b) 130° (c) 150° (d) 190°  
<그림 2> 패턴영상1

그림2는 공간영역에서의 변환을 위한 홀로그래프의 각도별 데이터들이다. 이 데이터들은 비슷하면서도 각도마다 다른영상을 나타내고 있다.



(a) 110° (b) 130° (c) 150° (d) 190°

〈그림 3〉 공간영역에서의 PCA를 적용한 결과

위의 그림3와 같이 공간영역에서의 PCA결과 각각의 홀로그래프의 보는 각도에 따라 유사도를 판별하기 위한 인식결과 데이터이다.

### 3.2 주파수영역에서의 패턴정합

기존의 CGH 방법에 근거하여 주파수영역에서의 패턴영상을 생성하고, 패턴매칭과정에서 패턴영상과 입력영상과의 유사도를 판별하기 위해 상관계수(Correlation Coefficient)값을 이용하여 패턴매칭을 수행하였다.[3] 기존의 방법과는 조금 다르게 FFT후의 영상을 PCA변환을 적용하여 특징벡터를 획득하게 된다. 기본적으로 DFT 과정후의 계산시간량을 줄이기 위해 FFT과정을 거치게 된다. M×N 패턴영상의 Discrete Fourier Transform(DFT)은 다음식과 같다.

$$F(u,v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi(ux/M+vy/N)} \quad (7)$$

단,  $f(x,y)(x=0,1,2,\dots, M-1, y=0,1,2,\dots, N-1)$ 는 공간 영역의 영상을 의미하며,  $f(u,v)(u=0,1,2,\dots, M-1, v=0,1,2,\dots, N-1)$ 는 주파수 영역의 영상을 의미한다.



(a) 10° (b) 30° (c) 50° (d) 90°

〈그림 4〉 패턴영상2

위의 그림4의 영상을 보면 홀로그래프의 특성상 각도보다 다른영상을 가지게 되지만 50°와 90°는 매우 유사함을 할 수 있다. 그리고 10°와 30°는 두 영상의 2개 패턴이 차이를 남을 알 수 있다.



(a) 10° (b) 30° (c) 50° (d) 90°

〈그림 5〉 주파수영역에서의 PCA적용 결과

그림5는 주파수 영역에서의 PCA적용 결과 각각의 영상이 다른 패턴을 가지고 있음을 확인할 수 있었다. 위의 그림4와 같이 유사한 패턴을 가지는 영상에 대해서도 확인할 수 있었다. FFT후의 영상에 대해 PCA를 적용한 결과 영상에 대해 각각이 다르지만 유사한 특성을 보이는 벡터들이 있음을 확인할 수 있었다.

### 4. 실험 결과

공간영역과 주파수영역에서의 PCA 결과를 적용한 결과 표1과 같은 인식을 획득할 수 있었다. 실험을 위한 홀로그래프 패턴은 한국은행에서 발행하는 1만원 지폐를 기준으로 하였다. 공간영역에서는 각도마다 달라지는 영상을 10개씩 1쌍으로 전체 18쌍을 획득하였고 실험은 10쌍을 가

지고 실험을 하였다.

공간영역에서의 PCA결과와 주파수영역에서의 PCA 비교결과 공간영역 대비 주파수 영역은 공간영역이 인식률이 높게 나왔다. PCA의 주요 특징은 차원축소를 통한 패턴정합을 하기 위해 적용하였다. FFT후의 영상에 대해 PCA를 적용하여 특징벡터들과 입력영상과의 매칭결과를 알아보았다. 아래의 표1에서 공간영역과 주파수 영역사이에서 보면 홀로그래프인식이라고 보았을 때 차원을 30\*30으로 하였을 때 인식률을 높게 나타냈다.

〈표 1〉 PCA 적용 결과 - 인식률

차원 \ 영역	공간영역	주파수영역
5*5	56.7%	20%
10*10	66.66%	50%
20*20	72.5%	40%
30*30	73.3%	30%

공간영역과 주파수 영역의 두 경우를 비교해 보면, 패턴매칭이전 과정에서 전체 영상에 대해서 조건없이 선택하였기 때문에 다른 영상인데도 유사도가 높게 나타나 같은 영상으로 인식한 경우가 있었다. 차원의 10\*10인 경우가 비교적 높게 나타나고 있다. 위의 인식률을 보아 홀로그래프를 인식하기 위해서는 유사한 특성을 보이는 벡터들과 그렇지 않은 벡터들 간의 분류가 필요하다. 다른 특징과 구별되는 특징을 특징벡터로 이용하여 패턴매칭을 하는 과정이 필요할 것이다. 현재는 FFT후의 영상을 모두 사용하고 있는데 주파수영역에서의 PCA를 적용하기 위해서는 선별된 학습영상과 검증영상의 획득이 요구된다.

### 5. 결 론

홀로그래프의 특성상 빛과 보는 각도 등의 따라 각각 다른 영상이 나타나게 된다. 그리고 영상획득단계에서 환경이 적절하지 못할 경우 영상의 유사도를 판별하기 어려운 경우가 발생하게 된다. 패턴매칭과정에서 유사도 판별시 좀 더 정확한 비교를 위해 PCA방법을 적용하여 유사도를 판별하고자 한다. 홀로그래프를 공간영역과 주파수영역으로 구별하여 PCA를 적용해 보았다. 일반적인 PCA 인식률과는 차이가 많이 나지만 홀로그래프의 특징패턴을 이용한 PCA 과정을 거치게 되면 인식률은 향상될 것으로 보인다.

공간영역과 주파수 영역에서 PCA방법의 적용은 높은 차원의 영상을 낮은 차원으로 축소하여 특징벡터를 추출하고 이를 이용하여 학습영상과 검증영상에 이용한다. 실험을 위한 영상은 영상의 각도를 10도에서부터 20씩 증가하여 10개의 샘플데이터를 얻고, 이 중 각각 5개씩 학습영상과 검증영상으로 하여 실험을 실시하였다.

또한, 일반적인 경우와 같은 성능을 위한 노력으로 영상간의 유사성을 고려하여 패턴이 올라오는 순서도 고려해 봄으로써 패턴매칭과정을 수행해 보면 영상간의 관계와 유사한 특성을 가지는 특징벡터들만을 가지고 인식에 적용하는 것이기 때문에 더 좋은 인식률을 획득할 수 있을 것이다.

본 논문에서 공간영역과 주파수 영역에서의 패턴정합방법으로 PCA방법을 적용하여 보았다. 실제 공간영역에서의 매칭보다 주파수영역에서의 매칭과정에서 PCA를 적용한 결과 영상의 특징벡터를 얻을 수 있었다. 향후에 특징벡터를 추출하는 과정에서 유사성과 관련된 특성을 고려한 추출이 이루어진다면 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

### 【참 고 문 헌】

- [1] Hyuk-Joong Kwon, Tae-Hyoung Park. "An automatic inspection system for hologram with multiple patterns", SICE Annual Conference 2007, Sept. 17-20, Kagawa University, Japan
- [2] D. Aboukasis, J. Roson, "Computer aided design using CGH of a three-dimensional objects", Proc. of the ICECS 2004, pp.48-55, 1998
- [3] M. A. Golub, V. S. Pavelyev, "Phase coding in iterative synthesis of computer-generated holograms", Optics & Laser Technology, vol.27, no.4, pp.223-228, 1995
- [4] K. Raj, R.J.Pieper and T-C. Poon "Image reconstruction capabilities of binary phase-only filter", Twenty-Second Southeastern System Theory, pp.328-332, 1990
- [5] L.C Jain and R.K.Jain "Optimization of Computer-Generated Holograms by an Artificial Neural Network", Adelaide, Australia, Editors p21-23, April 1998