

◦ 김성배, 김동훈, 이진호, 이승현, 김은수
광운대학교 전자공학과

Heteroassociative Memory System using SDF Filter

◦ Sung-Bae Kim, Dong-Hoon Kim, Jin-Ho Lee, Seung-Hyun Lee and Eun-Soo Kim
Dept. of Electronic Eng., Kwangwoon University

Abstract

Optical pattern recognition system based on the holographic heteroassociative memory is described.

In this system, conventional matched spatial filter is replaced by SDF filter for position, rotation, and shift invariant pattern recognition.

Some experimental results using the SDF filter are shown.

I. 서론

광 정보 처리 분야에서 광범위하게 응용되고 있는 Vander-Lugt 광 상관기는 공간 정합 필터를 사용하므로 백색 잡음과 같은 잡음 및 입력의 위치에 관계없는 뛰어난 상관 특성을 나타낸다.⁽¹⁾

그러나, 이 공간 정합 필터는 인식되어질 패턴의 복소 푸리에 변환으로 구성되기 때문에 입력 패턴이 기존 패턴에 대하여 회전되거나, 크기가 변하는 등의 경우에 있어서 상관 특성이 상당히 감소되는 단점을 지닌다.⁽²⁾

따라서, 공간 정합 필터의 단점을 극복하기 위한 연구가 최근 많이 진행 중이며, 이러한 필터를 Generalized matched spatial filter라 한다. 또한, GMSE 필터를 구성하는 방법으로 log-polar coordinate transform 방법⁽³⁾, multi-channel correlation 방법⁽⁴⁾, 입력의 왜곡된 영상의 선형 조합으로 만들어진 synthetic discriminant function (SDF) filter⁽⁵⁾⁽⁶⁾를 사용하는 방법 등이 제시된 바 있다.

본 논문에서는 Vander Lugt 광 상관기를 이용한 이종 연상 메모리 시스템의 공간 정합 필터를 입력될 왜곡 정보들의 조합으로 구성된 SDF 필터로 대체 사용함으로써, 여러가지 왜곡된 입력 패턴에 대한 판별이 가능하도록 시스템을 구성하여 실시간 문자 인식이나 분류와 같은 광 패턴인식 분야에 응용이 가능하도록 하였다.

II. 홀로그래픽 이종 연상 메모리

일반적으로, 홀로그래픽 광 연상메모리를 2차원 신경회로망 모델 개념으로 분석 하면 다음과 같은 수식으로 주어 진다.

$$\hat{h}(x, y) = \int T(x, y, \xi, \eta) \hat{f}(\xi, \eta) d\xi d\eta \quad (1)$$

$$T(x, y, \xi, \eta) = \sum_{m=1}^M h_m(x, y) f_m(\xi, \eta) \quad (2)$$

여기서, $T(x, y, \xi, \eta)$ 는 외적(outer-product) 개념을 사용한 4차원 메모리 행렬이며, $f_m(\xi, \eta)$ 는 m 번째 입력 패턴이고, $h_m(x, y)$ 는 m 번째 입력에 따른 연상된 출력 연상으로 $h_m(x, y)$ 와 $f_m(x, y)$ 이 같은 경우는 자기연상 (autoassociative) 메모리, 다른 경우는 이종연상 (heteroassociative) 메모리로 분류된다.

또한, $\hat{f}(\xi, \eta)$ 는 메모리에 입력 되는 입력함수이며 $\hat{h}(x, y)$ 는 그에 따른 출력을 나타낸다. 그러나, 2차원 신경회로망 모델에서는 식(1)과 같이 4차원적 외적 메모리 행렬이 나타나므로 이를 직접 광학적으로 실현 할 수는 없지만 식(2)를 식(1)에 대입하여 식(3)과 같은 내적(inner-product)식을 구성하므로 광학적 구현이 가능하게 된다.

$$\hat{h}(x, y) = \sum_{m=1}^M [\int f_m(\xi, \eta) \hat{f}(\xi, \eta) d\xi d\eta] h_m(x, y) \quad (3)$$

입력의 입력으로 홀로그래픽 메모리에 기록된 영상 정보를 읽어내는 과정은 그림 1 과 같은 2개의 Vander Lugt 상관기와 pinhole array의 구성으로 실현될 수 있다.

즉, 입력 패턴과 첫번째 메모리 H_1 간의 내적은 Vander-Lugt 상관기와 pinhole array 구성으로 상관 값을 저장된 각 메모리의 원점에서 sampling 하여 광학적으로 구할 수 있으며, 각 내적 값은 다시 두번째 연상메모리 H_2 에 곱해 지게 한 다음, 곱해진 항들을 모두 합하므로써 시스템 출력에서 원하는 최종적인 결과를 얻을 수 있게 된다.⁽¹²⁾

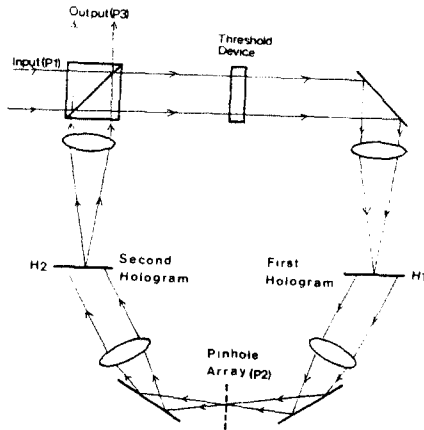


그림 1. 홀로그래픽 광 영상메모리 시스템

III. SDF 필터

보편적인 패턴인식에서는 물체를 인식하기 위해서 feature vector를 사용한다. 이러한 방법은 물체의 인식능력은 뛰어나나, feature vector를 선택하기 어려운 문제에 있어서는 커다란 장벽에 부딪힌다. 따라서, feature vector를 쉽게 구할 수 있는 알고리즘만 존재한다면, 이 방법은 탁월한 성능을 발휘할 것이다.

SDF 필터는 패턴인식의 개념을 2차원적으로 확대한 것으로서, 이 필터가 discriminant feature vector로의 역할을 수행한다. 또한, SDF 필터가 input training image로부터 구해지기 때문에 패턴인식의 한계를 극복할 수 있다.

일반적으로 필터 함수를 $h(x,y)$, training image 집합을 $\{f_n(x,y)\}$ 라 하면

$$f_n(x,y) \otimes h(x,y) = 1 \quad (3-1)$$

인 일정한 상관 출력을 얻어야 한다.

여기서, \otimes 는 상관(correlation)을 나타낸다. 식(3-1)을 만족하는 필터함수 $h(x,y)$ 를 합성하기 위하여 기본 함수집합(basic function set) $\phi_m(x,y)$ 의 선형 조합으로 필터 함수와 각 학습 이미지를 나타내면 다음과 같다.

$$f_n(x,y) = \sum_{m=1}^N a_{nm} \phi_m(x,y) \quad (3-2)$$

$$h(x,y) = \sum_{m=1}^N b_m \phi_m(x,y) \quad (3-3)$$

(3-2)와 (3-3)을 식 (3-1)에 대입하면

$$f_n(x,y) \otimes h(x,y) = f_n \cdot \mathbb{H} = \sum_{m=1}^N a_{nm} b_m = 1 \quad (3-4)$$

이고, 기본함수 집합 $\phi_m(x,y)$ 는 학습 이미지 $f_n(x,y)$ 의 선형 조합의 합으로 나타낼 수 있으므로

$$\phi_m(x,y) = \sum_{n=1}^N d_{nm} f_n(x,y) \quad (3-5)$$

이 되며 식 (3-5)을 식(3-3)에 대입하면 필터 함수 $h(x,y)$ 는

$$\begin{aligned} h(x,y) &= b_1 \sum_{n=1}^N d_{1n} f_n(x,y) + b_2 \sum_{n=1}^N d_{2n} f_n(x,y) + \dots \\ &= e_1 f_1(x,y) + e_2 f_2(x,y) + \dots \\ &= \sum_{m=1}^N e_m f_m(x,y) \end{aligned} \quad (3-6)$$

이 된다. 식(3-6)으로부터 SDF 필터는 학습 이미지의 선형 조합으로 표현됨을 알 수 있다.

SDF필터를 구현하기 위해 가중치 벡터를 구하면 식(3-4)에서처럼 벡터 내적에 의해

$$\begin{aligned} f_n \cdot \mathbb{H} &= f_n \cdot \left[\sum_{m=1}^N e_m f_m(x,y) \right] = \sum_{m=1}^N e_m [f_n \cdot f_m] \\ &= \sum_{m=1}^N e_m r_{nm}(x,y) = \mathbb{H} \end{aligned} \quad (3-7)$$

이 되며, (3-7) 식을 행렬-벡터 형태로 나타내면

$$F \cdot \mathbb{E} = \mathbb{H} \quad (3-8)$$

이 된다. 여기서, r_{nm} 는 training image의 상관 행렬 \mathbb{R} 의 원소, \mathbb{H} 는 단위벡터이며 \mathbb{E} 는 가중치 벡터로서

$$\mathbb{E} = [e_1, \dots, e_N]^T \quad (3-9)$$

로 나타내어진다.

\mathbb{E} vector는 위와같은 방법으로 구한 filter가 분류하고자 하는 형태에 따라 적당히 선택하면 된다.

만약,

$$\mathbb{H} = [1, 0, 1, \dots, 1]^T \quad (3-10)$$

식 (3-10)과 같이 \mathbb{H} 벡터가 주어진 경우 '1'에 대응하는 class에 대해선 상관값이 존재하나, '0'에 대응하는 class에 대해선 상관값이 존재하지 않게 된다.

따라서, 이와같은 방법으로 입력의 분류가 가능하게 된다.

IV. 이종 영상 메모리 시스템 구성 및 실험 결과

일반적으로 영상메모리의 구성에서 입력과의 상관 패턴을 얻기 위한 첫번째 홀로그래프는 홀로그래픽 정합 필터로 구성된다.

이러한 정합 필터는 변형 입력에 민감하고 유사 입력에 대한 판별 능력이 떨어지는데, 이를 ECP SDF 필터로 대체함으로써 판별 능력을 증가시켜 변형 정도가 심한 문자 및 패턴 인식에서 실질적인 응용이 가능하다.

V. 결 론

따라서, 본 논문에서는 ECP SDF를 이용한 이중 영상 메모리를 구성하는데 있어서 첫번째 홀로그램을 ECP SDF 필터로 대체하여 왜곡된 입력에도 같은 상관 값을 갖도록 하였다.

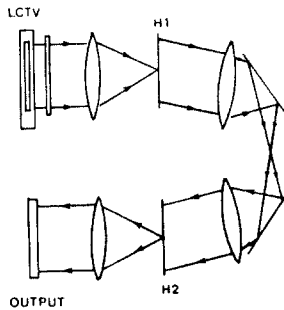


그림 4. ECP SDF를 이용한 이중 영상 메모리 시스템

그림 4는 ECP SDF를 이용한 이중 영상 메모리 시스템을 나타낸 것이다.

즉, training 패턴중이 하나가 LCTV에 입력 되었을 경우 입력과 ECP SDF 필터에 저장된 각 영상들 사이의 내적 값이 상관 평면에 나타난다. 이 상관값이 font가 기록된 두번째 홀로그램에 조사되어 output plane상에 training set을 나타내는 font가 출력된다.

만약, training set에 속하지 않는 image가 LCTV로 입력 되는 경우 상관 평면상에 상관값이 나타나지 않기 때문에 output plane에서는 display되는 값이 없다. 따라서, 이와 같은 방법으로 training set image의 identification이 가능하다.

본 논문에서는 SDF필터를 이용한 이중영상메모리 시스템을 구성하여 입력 왜곡에 민감한 공간정합필터의 단점을 개선하여 변형 정도가 심한 입력패턴에 대한 응용이 가능하도록 하였다.

SDF 필터 구성시 필요한 가중치 계수에 학습개념을 도입한 다면 메모리 용량을 증가시킬 수 있기 때문에 실제적인 광 패턴인식 시스템의 구현이 가능할 것이다.

참 고 문 헌

- 1] A. Vander Lugt, "Single Detection by Complex Spatial Filtering," IEEE Trans. Inf. Theory, Vol. IT-10, pp 139, 1964.
- 2] D. Casasent, "New Optical Transforms for Pattern Recognition," Proc. IEEE, Vol.65, pp.77, 1977.
- 3] D. Casasent and D. Psaltis, "Position, Rotation, and Scale Invariant Optical Correlation," Appl. Opt., Vol.15, pp.1795, 1976.
- 4] K.G. Leib, R.A. Bondurant, S. Hsiao, R. Wohlens, and R. Herold, "Aerial Reconnaissance Film Screening Using Optical Matched-Filter Image-Correlator Technology," Appl. Opt., Vol.17, pp.2892, 1978.
- 5] C.F. Hester and D. Casasent, "Multivariate technique for multi-class pattern recognition," Appl. Opt. Vol.19, pp.1758, 1980.
- 6] D. Casasent, "Unified synthetic discriminant function computational formulation," Appl. Opt., Vol.23, no.10, 1984.