

스테레오비전을 이용한 실물 얼굴과 사진의 구분

신진섭*, 김현정**, 원일용***

Distinction of Real Face and Photo using Stereo Vision

Jin-Seob Shin*, Hyun-Jung Kim**, Il-Yong Won***

요약

영상 기록을 남기는 장치들에서 신원을 파악할 수 있는 이미지를 확보할 때 입력 영상이 실물인지 사진인지를 구분하는 것은 중요한 문제이다. 단일 영상과 센서 등을 이용하여 단순히 대상까지 거리만의 측정으로 구분하는 방법은 많은 약점을 가지고 있다. 따라서 본 논문은 스테레오 영상을 이용하여 관찰대상까지 거리뿐만 아니라, 얼굴 영역의 깊이 지도를 만들어 입체감을 체크함으로써 단순 사진과 실물 얼굴을 구별하는 방법에 관한 것을 제안한다. 사진과 실물 얼굴을 촬영하고 여기에서 측정된 깊이지도 값을 이용하여 학습 알고리즘에 적용한다. 반복적인 학습을 통해 정확하게 실물과 사진을 구분하는 패턴을 찾았다. 제안한 알고리즘의 유용성은 실험으로 검증하였다.

▶ Keywords : 시차지도, 깊이지도, 스테레오 정합, 신경망, C4.5, IBL

Abstract

In the devices that leave video records, it is an important issue to distinguish whether the input image is a real object or a photo when securing an identifying image. Using a single image and sensor, which is a simple way to distinguish the target from distance measurement has many weaknesses. Thus, this paper proposes a way to distinguish a simple photo and a real object by using stereo images. It is not only measures the distance to the target, but also checks a three-dimensional effect by making the depth map of the face area. They take pictures of the photos and the real faces, and the measured value of the depth map is applied to the learning algorithm. Exactly through iterative learning to distinguish between the real faces and the photos looked for patterns. The usefulness of the proposed algorithm was verified experimentally.

▶ Keywords : disparity map, depth map, stereo matching, neural network, C4.5, IBL

•제1저자 : 신진섭 •교신저자 : 원일용

•투고일 : 2014. 5. 31. 심사일 : 2014. 6. 9. 게재확정일 : 2014. 6. 24.

* 대전보건대학교 바이오정보과(Dept. of Bioinformatics, Daejeon Health Sciences College)

** 건국대학교 컴퓨터공학과(Dept. of Computer Science and Engineering, Konkuk University)

*** 서울호서직업전문학교 사이버해킹보안과(Dept. of Cyber Hacking Security, Seoul Hoseo Technical College)

※이 논문은 2013년도 대전보건대학교 교내연구비 지원에 의해서 수행된 것임.

I. 서론

최근 들어 생체인식 중 특히 얼굴인식에 대한 많은 연구들이 진행되고 있으며, 다양한 얼굴인식 방법들이 제시되고 있다. 또한 이를 통해 영상을 기록하고 남기는 장치들에서 신원을 파악할 수 있는 단계에까지 이르렀다(6,7). 그러나 인화하거나 출력된 얼굴 사진을 이용하여 위조하는 경우 얼굴 인식 시스템을 이용해 얼굴로 인식하는 경우는 문제가 있다(7,18). 따라서 입력된 영상이 사진인지 실물인지를 판단 할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다.

이러한 문제를 해결하기 위해 기존에는 단일 카메라와 적외선 센서 등을 조합하여 관찰 대상까지의 거리를 측정하거나, 열을 감지하여 구분하는 방법 등이 사용되었다(1,2). 그러나 적외선 열 감지 카메라나 적외선 센서의 경우 햇빛이나 형광등과 같은 외부 조명이 의해 센서의 값이 변화할 수 있고, 물체의 색상이나 주변 조명의 상태에 따라 센서의 값이 차이가 날 수 있기에 물체와의 정확한 거리를 측정하기에는 문제가 있다(8,9). 또 사진을 실물 크기로 인화하여 거리를 적절하게 조절한다면 거리를 측정하는 방법만으로는 한계가 있다고 할 수 있다.

인간은 스테레오 시각을 이용하여 이러한 문제를 해결한다는 점에 착안하여 우리는 저가의 스테레오 카메라를 이용하여 센서 없이 영상처리만으로 거리를 측정하고, 관찰 대상의 깊이 지도를 사용하여 관찰대상의 입체감을 체크하여 사진과 실물을 구분하는 방법을 제시하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장은 관련 연구를 언급하였다. 3장에서는 제안하는 알고리즘을 설명하였으며, 4장에서는 제안한 알고리즘의 효율성을 검증하기 위해 실험을 하고 그 결과를 분석 하였다. 마지막 5장은 본 논문의 결론 및 향후 과제를 기술하였다.

II. 관련 연구

1. 시차지도를 이용한 거리측정

시차란 인간의 좌측과 우측의 눈에 들어오는 스테레오 영상 내의 각 영상 점 사이의 차이를 말한다. 영상 내의 다른 거리에 위치하는 사물들은 모두 다른 시차 값을 갖게 되며, 이 시차 값의 차이가 우리가 두 눈으로 사물의 깊이감을 느끼는 것이다. 따라서 시차 지도(disparity map)란 실제로 들어오

는 영상이 왼쪽과 오른쪽 영상에 상이 났을 때, 이 두 점의 차이이다(10,11).

$$\begin{aligned} \text{시차}(d) &= (x^l - x^r) \\ T : d &= Z_p : Z_f \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (\text{식 } 1)$$

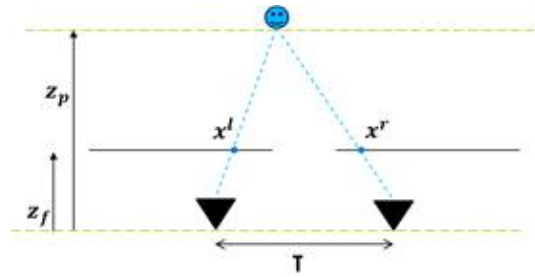


그림 1. 시차지도 및 깊이지도
Fig. 1. disparity map and depth map

여기서 x^l , x^r 는 각각 x 의 좌표 값이다. 이 두 x 좌표 사이의 거리 차이를 시차(disparity)라고 말하고, 표현을 (식 1) 중 첫 번째 식인 $\text{시차}(d) = (x^l - x^r)$ 과 같은 형태로 표현한다. T 는 두 카메라간의 거리를 나타내며, Z_f 는 카메라 초점거리(focal length)를 말하며, Z_p 는 깊이를 나타낸다. (식 1) 중 두 번째 식인 $T : d = Z_p : Z_f$ 와 같은 형태로 표현하고, 이를 이용하여 깊이 값도 구한다.

2. 깊이지도를 이용한 기하학적 구조

깊이지도(depth map)(19, 20, 21, 22)란 영상 내의 사물들 사이에 대한 3차원 거리를 나타내는 지도이다. 이를 각 픽셀마다 0부터 255 사이의 값으로 표현하여 높은 값(흰색, 255)을 갖을수록 가까운 곳을 나타낸다.

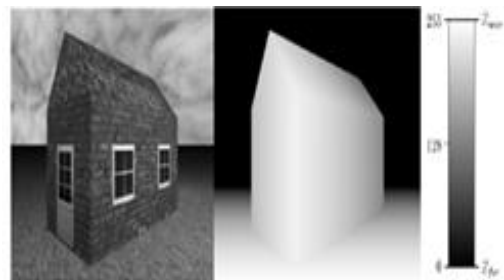


그림2. 깊이지도 값
Fig. 2. depth map value

깊이(depth)와 시차(disparity)는 반비례 관계를 가진다. 그림 1과 (식 1)을 통해 깊이지도 값을 구할 수가 있다.

$$Z_p = \frac{Z_f \cdot T}{d} \dots\dots\dots (식 2)$$

여기서 d 는 카메라에서 획득한 실수 단위의 깊이 값을 나타내고, Z_f 는(식 1)에서 설명한 카메라 초점거리(focal length)를 나타낸다. Z_f 는 (식 1)에서 설명한 카메라의 거리를 나타낸다.

카메라의 가까운 곳에 위치한 객체의 깊이 값을 비교적 구하기가 쉽다.

그림 3은 카메라로 촬영할 경우 촬영하고자하는 사물의 거리와 시차의 반비례관계를 보여주고 있으며, 그림 4는 사물의 깊이와 시차와의 관계를 보여주고 있다.

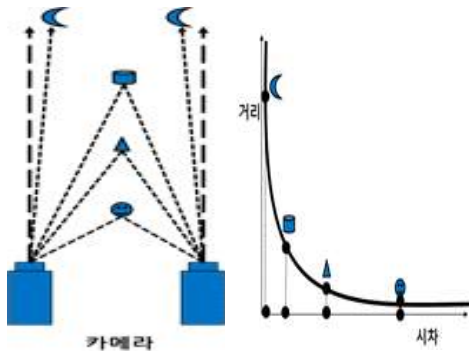


그림 3. 거리와 시차의 반비례 관계
Fig. 3. Inverse proportional relation of depth and disparity

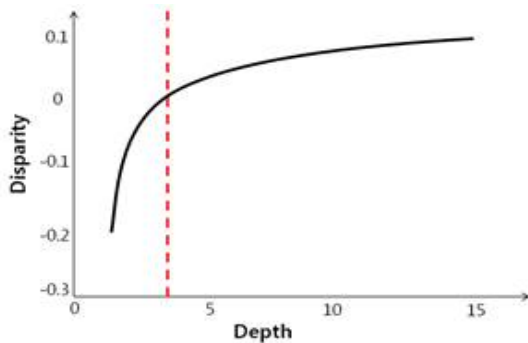


그림 4. 깊이와 시차와의 관계
Fig. 4. relation of depth and disparity

3. 거리 측정을 위한 알고리즘

스테레오 정합은 인간 시각의 거리를 추출하기 위한 방법이다. 스테레오 정합의 궁극적인 목표는 두 영상의 대응점 간 변위를 찾는 것일 수도 있으나, 대부분 깊이정보를 얻기 위함

이다. 거리 측정 즉 스테레오 정합을 계산하기 위한 대표적인 방법[12,13,14]은 다음과 같다.

3.1 SAD (Sum of Absolute Differences)

주변 픽셀의 밝기 차를 제곱이 아닌 절대값을 취한 값의 합을 나타낸다. 이를 이용하여 영상의 유사도를 계산하는 방법이다.

$$SAD(x,y,d) = \sum \omega |R_{xy} - L_{x+d,y}| \dots\dots\dots (식 3)$$

이때, R_{xy}, L_x 는 각각 오른쪽 및 왼쪽 영상(x,y) 위치에서의 화소의 밝기 값을 나타내고, ω 는 오른쪽 영상의 위치(x,y) 와 이에 대응하는 왼쪽 영상의 위치($x+d,y$) 를 중심으로 하는 일정한 크기의 정합을 나타낸다. 여기에서 왼쪽 영상의 위치는 오른쪽 영상의 위치의 화소와 축 방향으로 만큼의 거리에 떨어져 있음을 나타낸다. SAD 방법은 화소들 간의 밝기 차이만 사용하기 때문에 영상의 유사도가 클수록 작은 값을 가지게 된다.



그림 5. 차이 절대 값의 합
Fig. 5. sum of absolute differences

3.2 SSD(Sum of Squared Differences)

SSD도 SAD와 같은 방법으로 영상의 유사도를 계산하는 방법이다. 두 개의 픽셀들의 차를 제곱하여 더한 값으로 차이 정도를 표현한다. 즉, 원 영상과 참조 영상의 차이 값의 제곱의 합을 나타낸다. SSD가 작을수록 두 픽셀의 주변 픽셀이 유사하다는 것을 의미하며, 스테레오 영상에서 매칭점으로 결정할 수 있다.

$$SSD(x,y,d) = \sum \omega [R_{x,y} - L_{x+d,y}]^2 \dots\dots\dots (식 4)$$

SSD 방법 역시 SAD와 같은 방법으로 유사도가 클수록 작은 값을 가지게 된다.

3.3 SA (Simulated Annealing)

큰 검색 공간에서 주어진 함수의 전역 최적으로의 좋은 근사 값을 정한다.

3.4 GC (Graph Cut)

주어진 사전정보와 각 픽셀간의 유사도를 나타내는 데이터 항(data term)과 이웃하는 픽셀간의 유사도를 나타내는 스무드 항(smoothness term)으로 구성된 에너지 함수를 전역적으로 최소화하는 방법으로, 최근 영상 분할에 많이 이용한다.

3.5 DP(Dynamic Programming, 동적 계획)

어떤 알고리즘이 부분 문제 반복과 최적 기본 구조라는 특징을 가지고 있을 때, 이 알고리즘의 실행시간을 줄이는 방법이다

4. 학습 알고리즘

4.1 신경망 (neural network)

신경망은 인간의 기억이 신경망으로 구성되어있고, 기억 내용들이 노드(node)사이의 연결 강도로 저장된다는 이론이다. 대표적인 예로는 다층 퍼셉트론이 있다. 다층 퍼셉트론은 단층 퍼셉트론이 복잡하게 얽혀 있는 형태로써, 초창기 신경망의 XOR문제를 해결하는데 커다란 공헌을 하였다[15,16]

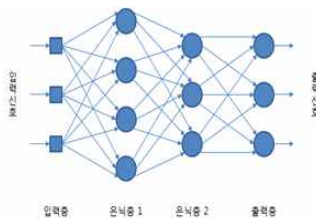


그림 6. 다층 퍼셉트론
Fig. 6. multi-perceptron

다층 퍼셉트론은 입력 층(input layer)과 은닉 층(hidden layer)을 가지고 있으며, 각 층은 다수의 뉴런으로 이루어져 있다. 특정 층을 이루고 있는 각각의 뉴런은 바로 위층의 모든 뉴런과 연결되어있으며, 뉴런들 사이의 연결 링크는 각각의 가중치를 갖는다. 층의 개수가 증가할수록 퍼셉

트론이 형성하는 의사결정구역의 특성은 더욱 고급화된다. 그러나 다층 퍼셉트론은 각 층 내의 뉴런들 사이의 연결과 출력층에서 입력층으로 연결되지 않는다. 따라서 다층 퍼셉트론의 학습은 오류역전파알고리즘(BP, Back Propagation)을 이용하여 수행한다. 오류역전파알고리즘은 주어진 입력에 대해 원하는 출력결과를 학습시키기 위해 사용한다. 출력층의 각 뉴런에서 발생하는 출력의 오차를 각 층에 역으로 전파시켜 연결 링크의 가중치를 수정하여 오차를 줄인다[24].

4.2 C4.5

C4.5 알고리즘[17]은 J. Ross Quinlan에 의해 수정 발전된 의사결정 알고리즘이다. 초기버전인 ID3 (Interactive Dichotomiser 3, 1986) 알고리즘은 기계학습(Machine Learning)분야에 많은 영향을 주었다. 의사 결정 트리 구성 알고리즘 중 대표적으로 CART(Classification and Regression Trees)가 각 마디에 이원분할을 형성하며 이지분리 트리구조를 만드는데 반하여 C4.5는 연속형 예측변수에 관해서는 이지분리를 하지만, 명목형 예측변수에 관해서는 각 범주가 하나의 마디를 가지는 다지 분기 구조를 갖는 트리로 구성된다.

```

Check for base cases
For each attribute a
  Find the normalized information gain from splitting on a
Let a_best be the attribute with the highest normalized information gain
Create a decision node node that splits on a_best
Recur on the sublists obtained by splitting on a_best and
add those nodes as children of node
    
```

그림 7. C4.5 알고리즘 의사코드
Fig. 7. pseudo code of C4.5 algorithm

그림 7은 C4.5 알고리즘의 의사코드를 보여준다. C4.5 알고리즘으로 의사결정트리를 구성하기 위하여 분할 정복(Divide and Conquer) 작업을 수행한다. 입력되는 훈련 집합이 성공적으로 분할되도록 모든 하부 집합에 하나의 클래스가 속하는 경우들로 구성될 때까지 트리를 구성한다[3].

4.3 IBL(Instance-based learning)

IBL은 K-NN[4,5,23]으로도 불린다. K-NN은 유사한 특성을 가지는 데이터들은 서로 근접하여 위치한다는 가정에 근거하여 이들을 k개의 임의의 클래스로 나누는 방법이다. 여기에서 'k'는 k개의 클래스를 의미하며, 사용자나 개발자가 임

의로 지정할 수 있다. k개의 클래스로 나누어지면 새로 들어오는 데이터를 가장 가까운 클래스로 분류할 수 있다.

III. 스테레오비전을 이용한 실물과 사진 구분

일반적으로 카메라에 형성되는 일정 크기의 얼굴을 유지하기 위해서는 실물과 사진은 관찰 카메라로부터 특정한 거리를 가지게 된다. 이러한 방법으로 실물과 사진을 구분하는 것이 가능 하지만, 사진의 크기가 실물과 동일하다면 구분이 불가능하게 된다. 우리가 제안하는 방법은 카메라로부터 관찰 얼굴까지의 거리를 측정하고, 스테레오 카메라를 이용하여 인식된 얼굴 영역에서 얼굴 각 부분의 굴곡에 따른 입체감을 측정하여 실물과 사진을 구분하는 접근법이다.

제안한 시스템의 전체 구성도는 아래 그림 8과 같다. 먼저 입력 영상을 단위시간 동안 관측한다. 입력 이미지로부터 얼굴 부분을 감지하고, 이 영상을 스테레오 카메라의 시차지도를 이용하여 거리를 측정한다. 얼굴 부분과의 거리가 감지되면 눈, 코, 입 순으로 깊이를 측정하게 된다. 그림 8은 본문에서 제안한 전체 흐름도를 나타낸다.

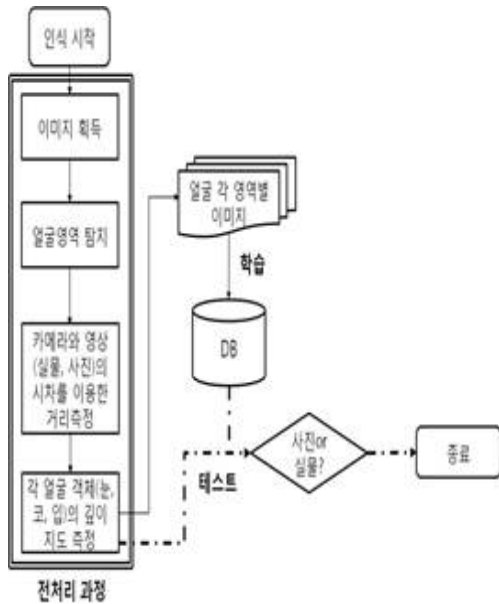


그림 8. 제안된 시스템의 전체 구성도
Fig. 8. block diagram of proposed system

얼굴 각 부분을 인식하기 위해 제안한 시스템이 사용하는 방식은 Haar-like와 Adaboost를 결합한 학습 방법을 사용한다. 시스템의 전체적인 구성은 전처리 단계, 학습 단계와, 학습 완료 후 입력된 영상에서 얻어진 결과를 통해 실물과 단순 사진으로 분류하는 단계로 3개로 구분된다. 표 1에 구별을 위한 흐름을 의사코드로 표시하였다.

표 1. 구별을 위한 의사코드
Table 1. pseudo code for classification

<p><전처리 과정> 입력된 영상의 얼굴 영역 탐지 얼굴영역 깊이 지도 생성 얼굴까지의 거리 측정 얼굴 각 부분의 비례적 깊이 값 측정</p> <p><학습 과정> 전처리 과정을 통하여 학습 데이터 생성 감독학습을 통하여 패턴 분류기 생성</p> <p><분류 과정> 전처리 과정을 통하여 입력 데이터 생성 분류기를 통하여 실물인지 사진인지 구분</p>

IV. 실험 및 성능 분석

1. 실험 데이터 수집 및 전처리

피 실험자로 남자 10명과 여자 10명의 총 20명으로 정하고, 각각 단일 사진 이미지와 실물이미지를 20장씩 확보한다. 동일한 장소에서 실물과 사진으로 영상을 입력하여 전처리 단계를 거친 후 전체 데이터를 생성하였다.

입력된 영상에서 얼굴 영역을 인지하고, 이후 해당 영역의 깊이 지도를 구한다. 깊이 지도를 이용하여 대상 얼굴까지의 거리를 측정한다. 또 얼굴 부분 중 좌, 우 눈 영역, 코 영역, 입 영역을 탐지한 후 깊이 지도에서 해당 영역의 평균값을 구한다.

아래 표에서는 이렇게 수집된 데이터의 일부분을 보여 준다.

표 2. 생성 데이터
Table 2. creating data

(단위: cm)

번호	거리	눈	코	입	차이값	번호	거리	눈	코	입	차이값
1	30	6.8695	0.1401	0.9425	사진	61	100	7.2300	1.2638	0.3315	사진
	30	5.9071	0.0585	0.0993	실물		100	5.1888	0.2183	0.0117	실물
2	30	9.3920	0.1421	0.3315	사진	62	120	6.6305	0.6777	0.1401	사진
	30	0.1575	0.0261	0.1762	실물		120	9.2149	0.2157	0.0585	실물
3	30	5.5815	0.0917	0.3874	사진	63	120	6.5660	0.5939	0.0156	사진
	30	7.9774	0.0741	0.0262	실물		120	10.1423	0.1762	0.0620	실물
4	50	6.0969	0.0156	0.0117	사진	64	150	8.1401	0.9425	0.0917	사진
	50	10.0511	0.0620	0.0315	실물		150	7.0262	0.0993	0.0741	실물
5	50	0.3704	0.0181	0.0048	사진	65	150	9.3920	0.0993	0.0585	사진
	50	6.1239	0.0424	0.0185	실물		150	10.0587	0.3315	0.0261	실물

2. 학습 및 성능 실험

전치리를 통해 생성한 자료 800건을 70:30의 비율로 학습 데이터와 테스트 데이터로 구분하고, 학습 데이터를 이용하여 반복적인 학습을 시행한다. 우리가 학습에 사용한 알고리즘은 기계학습 분야의 대표적인 감독학습 알고리즘인 신경망 알고리즘(BP), C4.5, IBL을 사용하였다. 최종 분석을 위해 앞의 실험 과정을 100회 반복하고 그 평균으로 제안된 시스템의 결과를 평가하고 분석하였다.

실험은 두 가지 과정으로 나누어서 이루어진다. 하나는 사진과 실물을 정확히 구분하여 사진이면 사진 실물이면 실물로 정확히 인식할 확률을 구하는 방법이며 또 하나는 사진을 실물로 판단하는 FP(False Positive)와 실물을 사진으로 판단하는 FN(False Negative)을 구하는 실험이며 첫 번 실험의 패턴과 FP와 FN의 경우에 대한 패턴을 분석하면서 반복된 실험을 거쳐 최적의 알고리즘을 찾아내고자 한다. 아래 표3과 4는 이러한 실험 결과의 일부분을 보여준다.

표 3. 학습을 통한 성능 실험-정확도

Table 3. performance test for learning-degree of accuracy (단위: %)

실험 횟수	신경망	C 4.5	IBL(K-NN)	결과
1	48.0	50.0	63.3	실물
2	63.3	65.0	65.8	실물
3	50.8	51.7	67.0	실물
4	48.7	49.2	66.7	사진
5	40.0	48.3	63.3	사진
6	57.5	59.2	61.7	사진
7	54.5	57.5	65.5	실물
99	46.8	47.0	59.3	사진
100	46.0	51.7	64.5	실물
평균값	59.78	60.06	66.85	

표 4. 학습을 통한 성능 실험-에러율

Table 3. performance test for learning-ratio of error (단위: %)

실험 횟수	신경망		C 4.5		IBL(K-NN)	
	False Positive	False Negative	False Positive	False Negative	False Positive	False Negative
1	0.2	0.3	0.1	0.2	0.1	0.3
2	0.6	0.4	0	0.1	0.5	0.2
3	0.1	0.5	0.2	0	0.2	0.1
4	0.6	0.2	0.2	0.1	0.6	0.3
5	0.7	0.1	0.3	0.3	0.1	0.2
6	0.4	0.5	0.1	0.5	0.7	0.4
7	0.5	0.6	0.4	0.1	0.4	0.1
99	0.5	0.3	0.2	0.3	0.3	0.4
100	0.4	0.2	0.2	0.5	0.1	0.2
평균값	0.35	0.2	0.2	0.1	0.29	0.2

3. 분석

아래 그래프에 따르면 대체적으로 IBL이 다른 학습 알고리즘에 비하여 높은 정확도를 나타내고 있으며, C4.5와 신경망은 유사한 정확도를 보여 준다. 특히 C4.5가 낮은 정확도를 보여 주는 것은 관측되는 자료가 연속형이라서, 이산적 데이터에 강한 C4.5의 특성상 해당 자료를 처리하기에는 적합하지 않기 때문으로 예상된다. 이에 비해 IBL은 대표 값을 기준으로 클러스터링 한 후 거리를 측정하기 때문에 더 좋은 성능을 보여주고 있다.

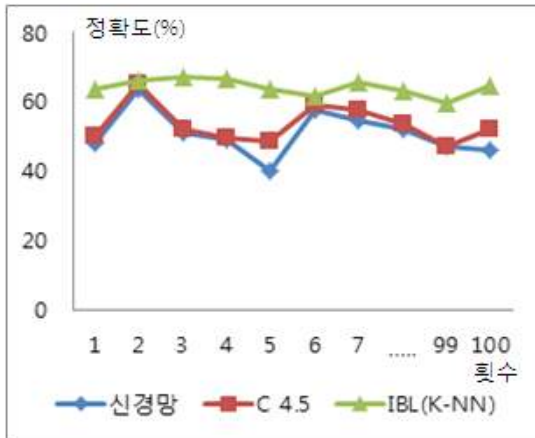


그림 11. 실험 결과-정확도
Fig. 11. test result-degree of accuracy

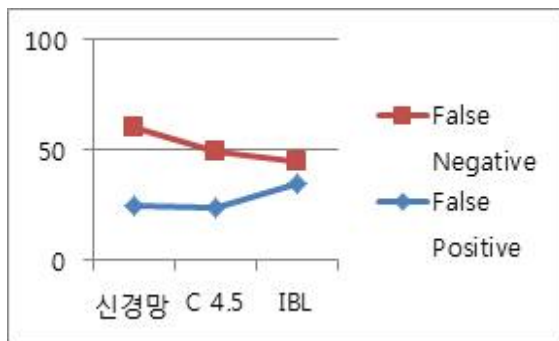


그림 12. 실험 결과-에러율
Fig. 12. test result-ratio of error

그림 12는 FP와 FN을 그래프로 표현한 것으로, IBL의 경우 FP(실물을 사진으로 판단)가 상대적으로 높았고, 신경망(BP)의 경우는 FP가 상대적으로 낮는데, 이는 실제 환경에서 쓰이기에 신경망(BP)이 조금 더 유리한 면이 있음을 의미한다.

V. 결론 및 향후 과제

영상처리에서 사진과 실물을 구분하는 방법에 대한 연구는 필요한데, 본 논문에서 우리는 스테레오 시각을 이용하여 관찰 대상까지의 거리를 측정하고, 얼굴의 깊이 지도를 이용하여 각각의 얼굴 요소에 대한 평균 깊이 변화를 측정하고 기계학습을 통해 패턴을 학습시키고 인식하는 시스템을 제안 하였다.

실험 결과는 제안된 시스템이 상당한 유용성이 있음을 보여 주었는데, 특히 저가의 카메라만으로 거리 및 입체감을 측

정할 수 있어 실물과 사진을 구별할 수 있다는 것을 보여준다.

그러나 얼굴을 가리기위해 입체감이 있는 탈을 착용하고 제안한 시스템에 접근한다면 제안된 시스템은 어려운 문제에 봉착할 것으로 예상된다. 추후 과제는 이러한 문제를 해결하는 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] A.Al-Habaibeh, F. Shi, N.Brown, D.Kerr, M.Jackson, and R.M. Parkin, "A novel approach for quality control system using sensor fusion of infrared and visual image processing for laser sealing of food containers," MEASUREMENT SCIENCE AND TECHNOLOGY, Vol.15, pp.1995~2000, 2004.
- [2] jun-yang Kim, Ki-Sung Lee, Sun-tae Jung, seung-hyun Park, and Seong-won Cho, "Fake face detection using the pupil reflex in the infrared camera image," Proceedings of KIIS Fall Conference, Vol. 21, No.2, 2011.
- [3] Sang-ho, Lee, "Development of Decision Tree building and navigation Component using C4.5 Algorithm", ulsan university master thesis, 2008.2.
- [4] Soucy, P. And Mineau, G. W., "A simple KNN Algorithm for Text Categorization.", In Proceeding of the first IEEE International Control and Automation, Vol. 1, pp.321-325, 2002.
- [5] Han, E.H., Karypis, G. And Kumar, V. "Text categorization using weight adjusted k-nearest neighbor classification,"In Proceeding of the fifth Pacific-Aisa Conference on Advances in Knowledge Discovery and Data Mining(PAKDD), pp.53-65, 1999.
- [6] Seon-Hwa Lee, Eui-Young Cha, "Face Detection and Facial Feature Extraction for Person Identification", KIISE, Vol. 28. No.1, 2001
- [7] Kang Ryoung Park, "The Face Verification System in Automatic Teller Machine", J. Computer Software & Media Tech., Vol. 1, No 2. 2003

- [8] Won-yong Chae, Kyoung-Jun Lee, Hee-Je kim, "Distance Measurement System using the Infrared sensor for Mobile Robots", KISS, Spring Conference, Vol 20, No 1, p376-379, 2010.4
- [9] Incheol Kim, Sooyong Lee, "3D Range Measurement using Infrared Light and a Camera, International Journal of control Automation and Systems", Vol. 14, No. 10, p1005-1013, 2008.10
- [10] Jaeho Lee, Chagick Kim, "Stereoscopic Image Generation with Optimal Disparity using Depth Map Preprocessing and Depth Information Analysis", KOSBE Journal, Vol.14, No. 2, p164-177, 2009.3.
- [11] Dongil Han, Dongjin Shin, Byoungmoo Lee, Minsoo Choi, "An Improvement of Disparity Map and Real-Time Object Segmentation of the Stereo Matching Image", ITC-CSCC : 2006 Proceedings volume 2, p489-492, 2006.7
- [12] <http://vision.middlebury.edu/stereo/>.
- [13] Ja-Myung Koo, Young-Ho Seo, Hyun-Jun Choi, Ji-Sang Yoo, and Dong-Wook Kim, "Intermediate Depth Image Generation using Disparity Increment of Stereo Depth Images", Journal of Broadcast Engineering, Volume 17, Issue,2, pp.363-373, 2012
- [14] D. Scharstein and R. Szeliski, "A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms", IJCV, 2002
- [15] keunWha Yang, ByungJoo Oh, "Face Recognition by Combining Classifiers: Multi-layer Neural Networks vs. Radial Basis Function Networks", KIIT Journal, Vol.5, No.1, p94-101, 2007.3
- [16] hong-Bok Song, Ji-Hwan Seol, "A Study on Face Awareness with Free size using Multi-layer Neural Network", Journal of fuzzy logic and intelligent systems, Vol.15, No.2, 149-162, 2005.4
- [17] Yu-sik Hong, gwang-deok Han, cheon-sik Kim, "Forecasting of Real Time Traffic Situation by C4.5 and Neural Network", KSII Spring Conference, Vol.8, No.1, 525-530, 2007.6
- [18] Young-Si Jun, "Complement authentication based on face recognition using real-time eye tracking", Konkuk university. Master Thesis, 2011.2
- [19] SR4000Data Sheet, <http://www.mesa-imaging.ch/prodview4k.php>, MESA Imaging, Oct. 2010
- [20] J. L. Wilson, "Microsoft kinect for Xbox 360", PC Mag. Com, Nov. 10, 2010.
- [21] E. K. Lee, et al., "High-Resolution Depth Map Generation by Applying Stereo Matching based on Initial Depth Information," IEEE 3DTV-CON, pp. 201-204, 2008.
- [22] S. Y. Kim, et al., "Generation of ROI Enhanced Depth Maps using Stereoscopic Cameras and a Depth Camera," IEEE Trans. on Broadcasting, Vol. 54, No. 4, pp. 732-739, Dec. 2008.
- [23] J. Frieddman, J. Bentley, and R. Finkel, "An algorithm for finding best matches in logarithmic", ACM Trans, on Mathematical Software, Vol3, No.3, pp.209-226, 1997
- [24] J. L. McClelland and D.E. Rumelhart, "Learning Internal Representation by Error Propagation," Parallel Distributed Processing, Vol.1, 1986.

저 자 소 개



신 진 섭
 1986: 충남대학교
 계산통계학과 이학사.
 1989: 건국대학교
 컴퓨터공학과 공학석사.
 2000: 건국대학교
 컴퓨터정보통신공학과 공학박사
 현 재: 대전보건대학교
 바이오정보과 교수
 관심분야: RFID/USN, 패턴 인식
 Email : jsshin@hit.ac.kr



원 일 용
 1997: 경원대학교
 전자계산학과 학사
 1999: 건국대학교
 컴퓨터공학과 석사
 2006: 건국대학교
 컴퓨터공학과 박사
 현재: 서울호서전문대학교
 사이버해킹보안과 교수
 관심분야: 보안, 복잡성의 과학, 인공지능
 Email : clccclcc@shoseo.ac.kr



김 현 정
 2000: 건국대학교 전산과학과 학사
 2002: 건국대학교 컴퓨터공학과 석사
 2009: (주)정보보호기술 및 포스테리어
 현재: 건국대학교
 컴퓨터공학과 박사 수료
 관심분야: 이미지 처리, 인공지능, 보안
 Email : nygirl@konkuk.ac.kr