

# 고속 지폐 계수를 위한 패턴 인식 알고리즘 구현

김 선 구\*, 강 병 권<sup>o</sup>

## An Implementation of Pattern Recognition Algorithm for Fast Paper Currency Counting

Seon-Gu Kim\*, Byeong-Gwon Kang<sup>o</sup>

### 요 약

본 논문에서는 권종 인식을 위하여 범용 CIS(contact image sensor)를 사용하여 각 권종별로 취득된 지폐 반사 전체 이미지의 특징 데이터(feature data) 성분을 추출하여 권종 인식의 데이터로 사용함으로써 개별 객체의 특색이나 특징들의 집합인 패턴을 이용한 효과적인 이미지 처리 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 방법을 통하여 각 권종별 추출된 이미지의 특징 데이터는 이미지 변화에 덜 민감하면서 공간적인 분포를 잘 나타내기 때문에 권종 인식을 하는데 있어서 우수한 방법이 될 수 있다. 제안된 알고리즘의 테스트를 위하여 시료 진폐는 각 국가 및 권종 당 100매씩을 테스트 하였으며, 제한적인 시료로 인한 판정 결과의 신뢰도를 확보하고자 방향별 총 10회씩 투입하였다. 시험 결과 한국 원화는 100% 인식하였으며, 유로화는 5유로의 경우 99.9%, 20유로의 경우 99.8%의 인식률을 보였으며, 터키 리라화는 20리라의 경우 99.8%, 50리라의 경우 99.8%의 인식률을 보였고, 나머지 미국 달러화, 중국 위안화, 영국 파운드화 등의 권종은 100% 인식되어 제안된 알고리즘이 상용 제품에 적용 가능함을 보였다.

**Key Words** : Paper currency counting, Pattern recognition, Edge Histogram, NNR, Feature extraction

### ABSTRACT

In this paper, we suggest an efficient image processing method for fast paper currency counting with pattern recognition. The patterns are consisted of feature data in each note object extracted from full reflection image of notes and a general contact image sensor(CIS) is used to aggregate the feature images. The proposed pattern recognition algorithm can endure image variation when the paper currency is scanned because it is not sensitive to changes of image resulting in successful note recognition. We tested 100 notes per denomination and currency of several countries including Korea, U.S., China, EU, Britain and Turkey. To ensure the reliability of the result, we tested a total of 10 times per each direction of notes. We can conclude that this algorithm will be applicable to commercial product because of its successful recognition rates. The 100% recognition rates are obtained in almost cases with exceptional case of 99.9% in Euro and 99.8% in Turkish Lira.

\* 이 논문은 2012학년도 순천대학교 교수 연구년제에 의하여 연구하였음.

♦ First Author : Seetech Co., sungu777@e-seetech.com, 정희원

<sup>o</sup> Corresponding Author : Department of Information & Communication Engineering, Soonchunhyang University, bgkang@sch.ac.kr, 종신희원

논문번호 : KICS2014-05-190, Received May 21, 2014; Revised June 19, 2014; Accepted June 19, 2014

## I. 서론

최근 지폐인식 자동화기기는 그 응용 범위가 더욱 넓어지고 있다. 은행의 ATM 기기에서는 지폐를 입금하거나 출금할 수 있고, 자동 물품 판매기에서는 음료수 자동판매부터 교통카드의 자동 충전까지 우리의 일상생활과 더욱 밀접해 지고 있다. 이와 같이 지폐인식 자동화기기가 확산되고 있는 것은 이를 사용함으로써 인하여 노동력과 비용 절감 효과가 매우 크기 때문이며, 이에 따라 더욱 정확하고 빠른 속도로 동작하는 지폐인식 장비가 요구되고 있다<sup>1)</sup>.

지폐 인식 기술의 발전은 신경망(neural network) 기술을 이용하여 다 권 종의 지폐를 인식하는 방향<sup>2)</sup>과 지폐 특성 벡터를 추출하여 고속으로 인식하는 방향<sup>3)</sup>으로 나뉘어 발전하여 왔다. 즉, 속도보다는 다양한 권 종의 인식을 목표로 하는 것과 권 종을 제한하고 속도를 높이는 방향으로 진행되어 왔으나 최근에는 이 두 가지 목표를 모두 만족할 수 있는 방향으로 발전하고 있다. 한편, 마코프 체인 개념을 적용하여 지폐의 크기, 색깔, 문자 등을 포함하는 지폐의 특징을 추출하는 기술이 제안되기도 하였다<sup>4)</sup>. 본 논문에서는 다양한 권 종의 지폐 특징을 고속으로 추출하여 원화, 유로화, 터키화, 위안화, 파운드화, 달러화 등에 모두 적용 가능한 알고리즘을 구현하여 오류 인식을 실험하였다.

일반적인 지폐 계수기에서 동시에 여러 종류의 다 권 종 지폐를 계수하려면, 각 지폐가 가지는 여러 가지 패턴과 특징들을 구분할 수 있어야 한다. 지폐의 고속 인식 작업을 위해서는 지폐를 인식하기 위해 필요한 지폐 특징 데이터의 양이 적어야 한다. 지폐의 특징 패턴이 많아지면 인식과정에서 복잡한 연산이 요구되기 때문이다. 그러므로 전체 지폐에서 각각의 지폐의 특징이 잘 나타나는 부분을 선정하여 그 부분을 인식하는 것이 중요하다. 특징이란 어떤 객체가 가지고 있는 객체 고유의 분별 가능한 측면(aspect), 양(quantity), 혹은 특성(characteristic) 이라고 정의할 수 있다. 특징이 하나 이상의 수치 값을 가질 경우 특징 벡터(feature vector)라고 하는 d-차원의 열 벡터로 표현된다. 그리고 이러한 특징 벡터가 정의되는 d-차원의 공간을 특징 공간(feature space)이라고 한다. 패턴이란 개별 객체의 특징들을 모아 놓은 집합으로 정의할 수 있으며, 이러한 특징들이 모여서 패턴을 이루게 된다. 패턴을 이루는 특징 벡터를 선택하는 문제는 중요한 결정 사항이다. 각각의 개별 특징의 선택은 패턴 인식 알고리즘의 결과과 더불어 인식율에 결정적인

영향을 미치므로, 특징은 서로 다른 클래스 표본 간에 분별 가능한 성질을 최대로 많이 가지도록 선택되어야 하는 것이 중요하다.

이에 본 논문에서는 고속으로 지폐 인식 작업을 처리할 수 있는 특징 추출 알고리즘을 제안하고 그것을 구현한다. 특징 추출 알고리즘을 사용하여 추출된 이미지의 특징 데이터는 이미지의 변화에 덜 민감하면서 특징 정보로서 에지(edge)의 공간적인 분포를 잘 나타내기 때문에 이미지의 특징으로 사용하기에 적합하다. 추출된 특징 데이터를 신경망의 입력으로 사용하여 인식 결과를 도출한다. 본 논문에서는 특징 데이터를 취득하기 위하여 8 비트 그레이 스케일(gray scale)의 지폐 이미지를 사용 하였으며, 따라서 지폐의 이미지 정보는 0부터 255까지이다.

## II. 지폐 특징 이미지 추출

본 장에서는 권 종 인식 절차, 이미지 전처리 및 지폐 외곽선 방정식 등 패턴 인식 알고리즘을 설명한다.

### 2.1 권 종 인식 절차

권 종 인식은 다음과 같은 순서에 따라 진행된다.

- 1) 지폐 전체 이미지(full image) 취득
- 2) 이미지 전처리
  - ① 지폐 외곽선 포인트 추출
  - ② 지폐 이미지 기울기 추출
  - ③ 지폐 외곽선 방정식 산출
  - ④ 지폐 4개의 꼭지점 산출
  - ⑤ 지폐 X, Y 크기 산출
  - ⑥ 지폐 회전 변환 및 평행 이동
- 3) 특징 패턴 추출
- 4) 신경망에 의한 최종 결과 판정

### 2.2 이미지 전처리

CIS 이미지 센서에 의하여 취득된 지폐 전체 이미지는 그림 1과 같이 배경을 포함하고 있으므로, 이미지 분석을 위하여 배경을 제거하여 지폐 영역만을 추

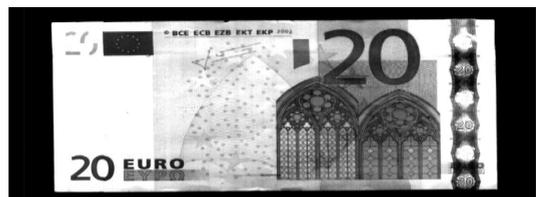


그림 1. 스캔된 전체 이미지  
Fig. 1. Scanned full image

출하는 작업이 선행되어야 한다.

### 2.2.1 지폐 외곽선 포인트 추출

지폐를 인식하기 위해서는 취득된 이미지에서 지폐 이미지만을 정확하게 추출하는 작업이 필요하다. 외곽선 추출의 첫 번째 단계는 지폐의 외곽선 포인트 추출이다. 지폐 외곽선 포인트는 그림 2와 같이 상측 포인트(top point), 하측 포인트(bottom point), 좌측 포인트(left point), 우측 포인트(right point) 등 총 4곳에서 포인트를 찾아야 한다. 배경 이미지는 검은색이기 때문에 색 대비 차를 이용하여 포인트를 추출한다.

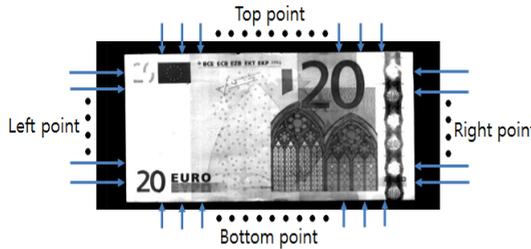


그림 2. 지폐 외곽선 포인트 추출  
Fig. 2. Outline point extraction of a note

### 2.2.2 지폐 이미지 기울기 추출

지폐의 가로인 X 크기와 세로인 Y 크기를 정확하게 찾아내기 위해서는 지폐의 기울기를 추출하는 작업이 필요하다. 지폐 외곽선 포인트 추출에서 포인트 픽셀 값이 이웃한 값과 크게 차이가 나는 경우 정확한 X 크기와 Y 크기를 찾을 수 없다. 그림 3에서와 같이 픽셀이 지폐의 엣지 라인에 있으면, 지폐 크기 추정 데이터로 사용할 수 있으나, 지폐의 엣지 라인에서 10 픽셀 이상 떨어져 있으면 데이터로 사용할 수 없다. 상측 포인트와 하측 포인트는 지폐의 중심으로부터 좌우 10 픽셀씩 위치시키고, 좌측 포인트와 우측 포인트는 지폐의 중심으로부터 좌우 5 픽셀씩 위치시킨다. 그림 2에서와 같이 각각 상측과 하측 포인트는 세로 방향으로, 좌측과 우측 포인트는 가로 방향으로 지폐의 엣지 라인을 찾기 시작한다. 이때 지폐를 둘러싸고 있는 더미 부분은 검은색이므로 밝기에 따른 값은 0이며, 가장 밝은 부분은 255이다. 상하측 검은색 부분에서 지폐의 밝기가 80이상 되면, 지폐가 존재하는 지점으로 인식한다. 다음은 지폐의 기울기를 구하기 위한 3 단계이다.

- 1) 지폐의 윗 부분 엣지 라인에서 취한 20개의 상측 포인트 픽셀과 마찬가지로 지폐의 아래 엣지 부분에서 취한 20개의 하측 포인트 픽셀로부터

각 측의 유효한 포인트들의 중간 값을 취하여 이를 지폐의 상하측 엣지 라인으로 판단한다.

- 2) 지폐의 왼쪽 부분 엣지 라인에서 10개의 픽셀을 취하고, 지폐의 오른쪽 부분에서 10개의 픽셀을 취하여 각 측의 유효한 포인트들로부터 중간 값을 취하여 이를 지폐의 좌우측 엣지 라인으로 판단한다.
- 3) 위와 같은 과정에서 구한 좌표 데이터로부터 아래 식 (1)을 사용하여 기울기를 구한다.<sup>[5]</sup>

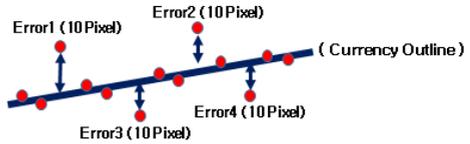


그림 3. 에러가 최소화 되는 엣지 라인의 결정  
Fig. 3. Edge line determination with minimum error

TopSlope(SideSlope)

$$= \frac{(No.of Data) * \sum(x_i * y_i) - \sum x_i * \sum y_i}{(No.of Data) * \sum(x_i)^2 - \sum(y_i)^2} \quad (1)$$

위의 식에서 Top Slope는 가로 방향의 기울기이며, Side Slope는 세로 방향의 기울기이다.

### 2.3 지폐 외곽선 방정식 산출

지폐의 외곽점을 찾은 다음 상하좌우 측 포인트들을 연결하여 각각 하나의 선으로 갖게 되면 지폐의 기울기를 산출 할 수 있다. 지폐 외곽선을 산출 하는 방법은 다음과 같이 구한다.

- 1) 좌표상의 한 점(x<sub>1</sub>, y<sub>1</sub>)을 지나고 기울기가 m인 직선의 방정식을 구한다.

$$(y - y_1) = m(x - x_1) \quad (2)$$

- 2) 상하좌우 측 포인트와 가로 세로 기울기로부터 각 외곽선 방정식을 구한다.<sup>[5]</sup>

$$Lines[TOP]: y = TopSlop*(x - 100) + TopPoint.y \quad (3)$$

$$Lines[BOTTOM]: y = TopSlope*(x - 100) + Bottompoint.y \quad (4)$$

$$|s[LIFT]: y = Side.Slope*(x - Left Point.x) + 50 \quad (5)$$

$$Lines[RIGHT]: y = Side.Slope*(x - RightPoint.x) + 50 \quad (6)$$

2.4 지폐 꼭지점 및 X, Y 크기 산출

지폐의 외곽선을 산출하면 지폐의 4개 꼭지점을 찾을 수 있다. 꼭지점 추출 방법은 다음과 같다.

- 1) 두 직선의 교점 (x0, y0)에서 다음 식이 성립한다.<sup>[5]</sup>

$$x_0 = \frac{(m_1x_1 + y_2) - (m_2x_2 - y_2)}{(m_1 - m_2)} \quad (7)$$

$$y_0 = m_1x_0 + y_1 \quad (8)$$

- 2) 상측 에지와 좌측 에지와의 교점은 TL이라고 하고, 상측 에지와 우측 에지와의 교점은 TR이라고 한다. 또한, 하측 에지와 좌측 에지와의 교점은 BL이라고하고, 하측 에지와 우측 에지와의 교점은 BR이라고 한다. 결과는 그림 4와 같다.



그림 4. TL, TR, BL, BR 꼭지점 산출  
Fig. 4. TL, TR, BL, BR point extraction

다음으로 크기 산출은 다음과 같은 순서로 진행한다.

- 1) 좌표상의 두 점 (x0, y0), (x1, y1) 사이의 길이 : Euclidean Distance

$$l = \sqrt{(|x_1 - x_0|)^2 + (|y_1 - y_0|)^2} \quad (9)$$

- 2) 교점 TL과 교점 TR 사이의 길이가 지폐의 너비이고, 교점 TL과 교점 BL 사이의 길이가 지폐의 높이이다.

2.5 지폐의 회전 변환 및 평행이동

2.4 절에서 얻어진 기술기의 정보를 사용하여 회전 변환 시킨 후 교점 TL의 지폐 이미지 왼쪽 끝이 (0, 0)에 위치하도록 평행 이동 시켜 순차적으로 재 정렬한다. 이는 메모리에 적재되어 있는 이미지의 잦은 호출 시 연산량을 감소시켜 인식의 속도를 증진시키기

위함이다. 회전 변환은 다음과 같은 식으로 구현한다.

$$x' = x \cos\theta - y \sin\theta + CrossPoint[TL].x \quad (10)$$

$$y' = x \sin\theta - y \cos\theta + CrossPoint[TL].y \quad (11)$$

III. 지폐의 특징 데이터 추출

패턴인식에서 패턴을 이루는 특징 데이터를 어떤 것으로 선택할 것인가의 문제는 매우 중요한 결정 사항이다. 어떤 패턴을 이루는 개별 특징의 선택은 패턴 인식 알고리즘의 결정과 더불어 다권종 계수 시 지폐 인식율에 결정적인 영향을 미친다.

그러므로 그림 5와같이 특징은 서로 다른 클래스 즉 표본 간에 분별 가능한 성질을 최대한 많이 가질 수 있도록 선택되어야 한다. 또한 다 권 중 지폐의 특성상 소요 시간과 데이터의 양을 고려하여 특징 데이터를 찾아야 한다. 소요 시간을 줄이기 위해서는 각 지폐의 특징이 잘 나타나는 특징 영역을 찾아서 선택해야 하며, 지폐 특징 데이터의 양을 줄이기 위해서는 특징 추출 알고리즘의 성능이 매우 중요한 결과를 가져온다.

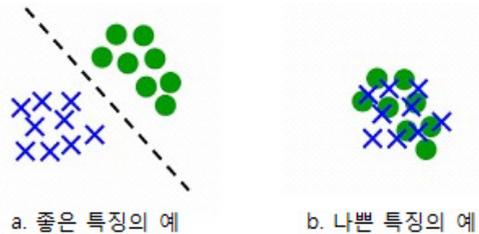


그림 5. 좋은 특징과 나쁜 특징  
Fig. 5. Good and bad feature

3.1 이미지 전처리 및 특징점 추출

현재 유통 중인 유로화 지폐의 종류는 모두 7가지이며, 지폐가 삽입되는 방향은 모두 4가지가 존재한다. 앞면, 앞면이 180도 회전된 면, 뒷면, 뒷면이 180도 회전된 면 등이다. 어떤 방향으로 투입이 되더라도 권 중 정보와 방향 정보를 알아야하기 때문에 한 권 중 당 4개 방향 즉, 28개의 특징 정보를 찾아야 한다.

그림 6에서 보는 바와 같이 7종류의 유로화 지폐 각각의 방향별로 모든 권 중의 이미지가 비슷하므로 1차로 각 방향별로 특징점을 찾기 위하여 특징 이미지를 취득하기 위한 영역을 지정하였다.

그림 7은 그림 6의 이미지 영역을 X영역 90픽셀, Y영역 30픽셀로 특징 이미지( feature image)를 추출

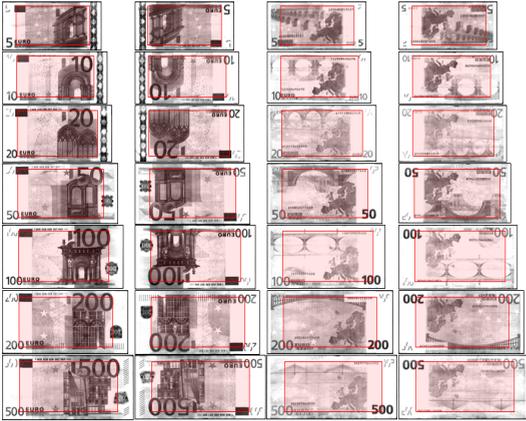


그림 6. 유로화 1차 이미지 영역  
Fig. 6. First image area of Euro

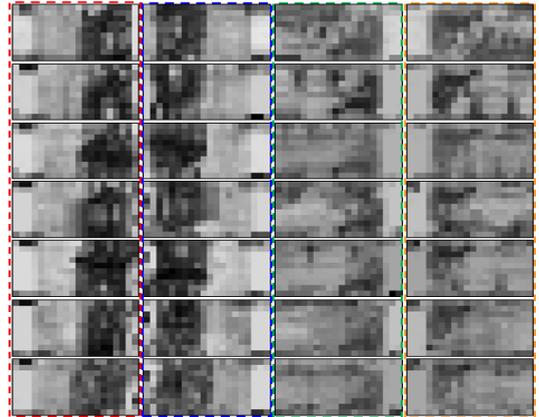


그림 8. 1차 평균 특징 이미지(3x3) : 20x10 픽셀  
Fig. 8. First average(3x3) feature image : 20x10 pixels

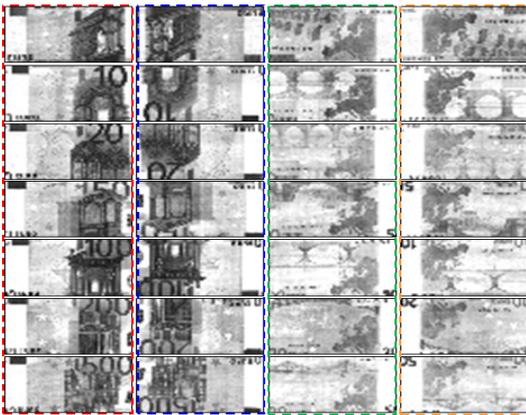


그림 7. 1차 특징 이미지 : 90x30 픽셀  
Fig. 7. First feature image : 90x30 pixels

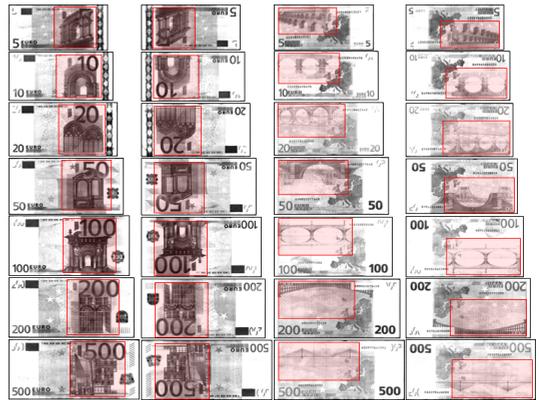


그림 9. 유로화 2차 특징 이미지 영역  
Fig. 9. Second feature image area of Euro

한 결과이며 본 논문에서는 유로화 1차 특징이미지라고 명명한다.

90x30으로 추출된 특징 이미지를 다시 3x3단위로 평균화시키면, 그림 8과 같은 결과가 나오게 된다. 그림 8에서 전체 영역에 대하여 각 방향별로 4개의 특징 영역으로 이미지를 통합 하였다. 이유는 28종류의 이미지 형태가 크게 4개 영역으로 나뉘어 있기 때문이다. 그림 9는 지폐의 특징 부분만을 선택한 이미지로서 여기에서는 유로화 1차 특징이미지로 칭한다.

유로화 1차 특징이미지 영역에서 신경망 접근법을 이용하여 지폐 계수기에 방향에 상관없이 지폐 투입 시 각각의 방향을 이미 찾았으므로 그림 9의 유로화 2차 특징이미지 영역을 찾아서 권중 구분을 한다면 방향 정보와 권중 정보를 모두 확인 할 수 있게 된다. 그림 9에서 보는 바와 같이 2차 특징 이미지 영역은 각 지폐의 특징이 가장 잘 나타나는 곳을 특징 데이터

영역으로 지정한 것이다.

그림 10은 그림 9의 2차 특징 이미지 영역만을 확대한 결과이다. 이와 같이 취득된 추출 특징 이미지를 다시 평균화시키면, 그림 11과 같은 결과를 얻는다.

그림 8에서 각각 유사 특징 영역을 각 방향별로 4개의 특징 영역으로 이미지를 통합하였기 때문에 그림 11에서는 경우의 수가 각각의 지폐 투입 방향별로 7가지이다. 추출한 지폐 특징 데이터를 이용하여 지폐를 인식하기 위하여 신경망 접근법을 이용하였다.

본 논문에서 제안한 알고리즘 과정을 요약 정리하면 다음과 같다.

- ① 저장된 지폐 이미지의 각 면에 대하여 외곽선 및 기울기 추출.
- ② 각 면에 기울기와 외곽선의 대표 픽셀 좌표를 이용하여 지폐의 꼭지점 및 중심점 계산.

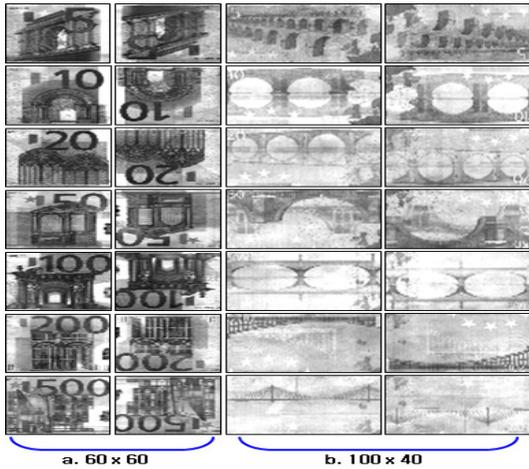


그림 10. 2차 특징 추출 이미지  
Fig. 10. Second feature image extracted

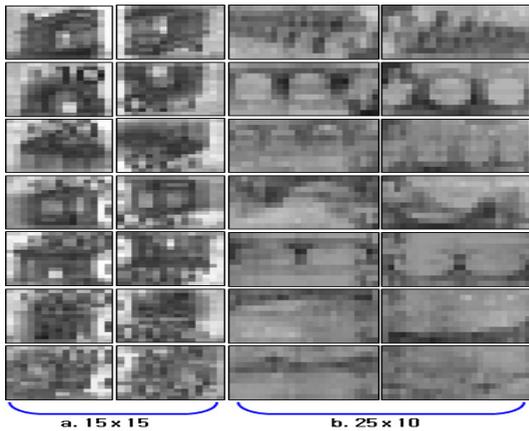


그림 11. 2차 평균 특징 이미지  
Fig. 11. Second average feature image

- ③ 지폐에 대한 특징 이미지 추출.
- ④ 지폐 상태 편차를 줄이기 위하여 일정 범위의 픽셀 값을 평균화.
- ⑤ 평균화된 이미지에 대해 신경망의 입력데이터 생성. (주요 성분만을 분석함으로서 불필요한 데이터를 줄일 수 있다.)
- ⑥ 신경망을 통하여 패턴 인식하여 출력 데이터의 제 1 순위 확률 선택.
- ⑦ 인식된 지폐의 각 면에 대해 특정 위치의 이미지를 비교하여 최종 결과 검증.

#### IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 패턴 인식 알고리즘을 적용하여 지폐의 특징점을 찾아서 평균화된 데이터를 얻고, 신경망을 통하여 평균화된 데이터를 인식시킴으로써 아래와 같은 결과를 얻었다. 제안한 알고리즘의 성능을 실험하기 위하여 지폐 이미지 추출은 분당 900매로 이송되는 지폐 계수기에서 취득하였고, 실험 권종은 유로화, 터키 리라화, 한국 원화, 미국 달러화, 중국 위안화, 영국 파운드화 이렇게 6개 국가 화폐를 실험하였다. 시료 진폐는 각 국가 및 권종 당 100매씩을 테스트 하였으며, 제한적인 시료로 인한 판정 결과의 신뢰도를 확보하고자 방향별 총 10회씩 투입하였다. 하나의 신경망 당 학습 횟수 100,000번, 러닝 레이트 (running rate)는 0.09 그리고 학습 목표치는  $7 \times 10^{-6}$ 로 진행하였다. 위와 같은 방법으로 각 나라별 샘플 지폐 특징 데이터를 이용하여 구한 인식율은 아래 표와 같다.

시험 결과 한국, 미국, 중국, 영국 화폐는 100% 인식하였으며, 유로화는 5유로의 경우 99.9%, 20유로의 경우 99.8%의 인식률을 보였으며, 터키 리라화는 20리라의 경우 99.8%, 50리라의 경우 99.8%의 인식률을 보였고, 나머지 권종은 100% 인식되어 제안된 알고리즘이 상용 제품에 적용 가능함을 보였다. 인식율

표 1. 유로 권 중 테스트 결과  
Table 1. Test results of Euro recognition rates

Euro	number of image taken	number of testing banknotes	ratio (%)	
			success	failure
5	40	100	99.9 %	0.1 %
10	40	100	100 %	
20	40	100	99.8 %	0.2 %
50	40	100	100 %	
100	40	100	100 %	
200	40	100	100 %	
500	40	100	100 %	

표 2. 원화 권 중 테스트 결과  
Table 2. Test results of Korean Won paper currency recognition rates

Korean Won	number of image taken	umber of testing banknotes	ratio (%)	
			success	failure
1,000	40	100	100 %	
5,000	40	100	100 %	
10,000	40	100	100 %	
50,000	40	100	100 %	

표 3. 터키 리라화 권 중 테스트 결과  
Table 3. Test results of Turkish Lira paper currency recognition rates

Turkish Lira	number of image taken	number of testing banknotes	ratio (%)	
			success	failure
5	40	100	100 %	
10	40	100	100 %	
20	40	100	99.8 %	0.2 %
50	40	100	99.8 %	0.2 %
100	40	100	100 %	
200	40	100	100 %	

표 4. 미국 달러화 권 중 테스트 결과  
Table 4. Test results of USD paper currency recognition rates

USD	number of image taken	number of testing banknotes	ratio (%)	
			success	failure
1	40	100	100 %	
2	40	100	100 %	
5	40	100	100 %	
10	40	100	100 %	
20	40	100	100 %	
50	40	100	100 %	
100	40	100	100 %	

표 5. 중국 위안화 권 중 테스트 결과  
Table 5. Test results of China Yuan paper currency recognition rates

Chinese Yuan	number of image taken	number of testing banknotes	ratio (%)	
			success	failure
1	40	100	100 %	
5	40	100	100 %	
10	40	100	100 %	
20	40	100	100 %	
50	40	100	100 %	
100	40	100	100 %	

표 6. 영국 파운드화 권 중 테스트 결과  
Table 6. Test results of British Pound paper currency recognition rates

British Pound	number of image taken	number of testing banknotes	ratio (%)	
			success	failure
5	40	100	100 %	
10	40	100	100 %	
20	40	100	100 %	
50	40	100	100 %	

이 100%가 되지 않는 것은 지폐의 추출 대상인 특징

점에서 지폐가 손상되었거나 얼룩이 묻는 등의 인식에 방해가 되는 요소가 발생했기 때문이다. 이 부분은 추가적으로 이미지를 취득하여 데이터를 인식시키면, 더 나은 결과를 보일 수 있다.

### V. 결론

본 논문에서는 고속 지폐 인식 시스템에 적합한 고속 인식 알고리즘을 제안하고 이를 실제 자동화기기인 지폐 계수기에 적용하여 그 유용성을 검증하였다. 패턴 인식에 기초한 고속 인식 알고리즘은 일반적인 계수기에서 분당 1500매의 고속에서도 높은 인식율을 보여 그 성능이 우수함을 확인할 수 있었다. 제안된 알고리즘의 성능을 시험하기 위하여 시료 진폐는 각 국가 및 권 중 당 100매씩을 테스트 하였으며, 한정된 시료 수로 인한 판정 결과의 신뢰도를 보완하고자 방향별 총 10회씩 투입하였다.

시험 결과 일부 권 중에서 인식률이 100%가 되지 않은 원인은 오물이 묻은 지폐나, 낡은 지폐 등을 대상으로 신경망에서 충분한 학습 횟수가 부족하여 인식이 거부된 것으로 사료된다. 일반적인 패턴 인식 알고리즘에서 보완할 점은 특징 이미지를 취득하는 과정이 시간상 조금 더 걸린다는 것으로서 향후 이 시간을 단축할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다.

### References

- [1] Y. H. Cho, S. H. Lee, and I. H. Seo, "Development of high-speed paper currency recognition system based on Bayesian rule," in *Proc. KIEE Summer Conf.*, pp. 2474-2476, 2004.
- [2] F. Takeda and T. Nishikage, "Multiple kinds of paper currency recognition using neural network and application for euro currency," in *Proc. IEEE-INNS-ENNS Int. Joint Conf. Neural Networks (IJCNN 2000)*, vol. 2, pp. 143-147, Como, Jul. 2000.
- [3] E.-H. Zhang, B. Jiang, J.-H. Duan, and Z.-Z. Bian, "Research on paper currency recognition by neural networks," in *Proc. Int. Conf. Machine Learning and Cybernetics*, vol. 4, pp. 2193-2197, Nov. 2003.
- [4] H. Hassanpour, A. Yaseri, and G. Ardeshiri, "Feature extraction for paper currency

recognition,” in *Proc. Int. Symp. Signal Processing and Its Applications, ISSPA 2007*, pp. 1-4, Sharjah, Feb. 2007.

[5] S. C. Kim, *Banknote recognition and defect detection by edge histogram and mean-variance*, Master Dissertation, Hanyang University, 2012

[6] J. W. Lee and J. H. Lee, “Learning and recognition of banknotes by using neural network,” *J. Research Inst. Production Technol.*, Kyungsoong University, vol. 2, pp. 67-76, Dec. 1995.

[7] Y. C. Park, *A study on learning fuzzy controller based on neural networks*, Master Dissertation, Chungang University, 2000.

[8] R. E. Neapolitan, *Learning Bayesian Networks*, Prentice-Hall, 2004.

[9] F. Takeda and S. Omatu, “High speed paper currency recognition by neural networks,” *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 6, no. 1, pp. 73-77, 1995.

[10] A. Frosini, M. Gori, and P. Priami, “A neural network-based model for paper currency recognition and verification,” *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 7, no. 6, pp. 1482-1490, 1996.

[11] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, and Mark Beale, *Neural Network Design*, Boston, PWS Publishing Company, 1995.

[12] S. H. Chae, Y. T. Seo, and S. B. Ban, “The study to distinguish kinds of banknote using color and size elements,” in *Proc. KIIT Summer Conf.*, pp. 234-237, 2009.

[13] C. J. Lee, B. H. Son, and H. S. Hong, “Improvement of pattern recognition capacity of the fuzzy ART with the variable learning,” *J. KICS*, vol. 38, no. 12, pp. 954-961, Dec. 2013.

[14] Y. S. Kang and C. S. Bae, “License plates detection using a Gaussian window,” *J. KICS*, vol. 37, no. 9, pp. 780-785, Sept. 2012.

[15] B. H. Song, M. S. Choi, J. W. Kwon, and S. R. Lee, “A design and implementation of digital vessel context diagnosis system based on context aware,” *J. KICS*, vol. 35, no. 6,

pp. 859-866, Jun. 2010.

[16] E. W. Cho, E. S. Ahn, J. K. Lee and I. H. Kim, “Feature abstraction and recognition algorithm for various kinds of banknote counting,” *J. Research Inst. Ind. Technol.*, Kangwon National University, vol. 22, no. A, pp. 101-105, 2002.

**김 선 구 (Seon-Gu Kim)**



2004년 2월 : 순천향대학교 전기 전자 공학과(공학사)  
 2006년 2월 : 순천향대학교 정보통신공학과(공학석사)  
 2006년 3월~현재 : 순천향대학교 정보통신공학과 박사과정 수료

2008년 8월~현재 : (주)Seetech 선임 연구원  
 <관심분야> 영상처리, RFID

**강 병 권 (Byeong-Gwon Kang)**



1986년 2월 : 연세대학교 전기 공학과(공학사)  
 1988년 2월 : 연세대학교 전기 공학과(공학석사)  
 1993년 2월 : 연세대학교 전기 공학과(공학박사)  
 1993년 3월~1997년 8월 : 한국

전자통신연구원 이동통신기술연구단 선임연구원  
 2005년 8월~2006년 7월 : 미국 조지아공대 방문 교수  
 1997년 9월~현재 : 순천향대학교 정보통신공학과 교수  
 <관심분야> 근거리 무선통신, 위치추적시스템, 지폐 계수 시스템, 차세대 이동통신, RFID