

다권종 지폐 계수를 위한 특징 추출 및 인식 알고리즘

Distinctive Point Extraction and Recognition Algorithm for Various Kinds of Banknotes Counting

조 응 원* 안 응 섭* 이 재 강** 김 일 환***
Joe, Yong-Won An, Eung-Seop Lee, Jae-Kang Kim Il-Hwan

Abstract

Counters for various kinds of bank notes require high-speed distinctive point extraction and recognition for notes. In this paper we propose a new point extraction and data extraction method from specific parts of a bank note representing the same color. The recognition algorithm uses a back-propagation neural network that has coordinate data input. The proposed algorithm is designed to minimize recognition time.

키워드 : 다권종 지폐 계수, 특징점 추출, 뉴럴 네트워크

Keywords : Counters for the various kinds of bank notes, distinctive point extraction

1. 서론

일반적인 지폐 계수기는 단 하나의 지폐만을 계수 할 수 있다. 만약 우리가 여러 종류의 지폐를 예금하려한다면, 먼저 종류별로 지폐를 분류하여야 하는 어려움이 있다. 그러나 다권종 지폐 계수기는 지폐의 종류를 인식 구분하며 동시에 계수 할 수 있는 장점으로 인해 이러한 복잡한 작업을 생략할 수 있다. 이 다권종 계수기에는 계수 이전에 지폐의 종류를 알아내는 고속의 인식 작업이 중요하다.

지폐의 고속 인식 작업을 위해서는 지폐를 인식하기 위해 필요한 지폐 특징 데이터의 양이 적어야 한다. 많은 지폐 특징 데이터는 인식과정에서 복잡한 연산이 요구되기 때문이다. 이에 지폐 전체 이미지가 아닌 지폐의 특성이 잘 나타나는 어떤 특별

한 부분(special block)을 선정하여 그 안에서 특징을 찾아내어 인식하는 것이 중요하다.

이 논문에서는 8-bit gray scale의 지폐 이미지를 사용하였다. 지폐 이미지 정보는 0부터 255까지이다. 지폐 이미지를 보면 어두운 색상을 많이 볼 수 있다. 특히, 지폐의 종류를 나타내는 숫자의 경우 거의 검정색상으로 이루어져있다. 이 특징을 이용하여 지폐별 특징을 추출하였다.

지폐별 특징은 special block에서 어두운 색상이 연속으로 나타나는 부분에 초점을 맞추었다. 즉, 어두운 색상은 noise에 영향을 거의 받지 않는다. 특히 검정색상은 밝은 색상으로 덧칠하지 않는 한 noise로부터 안전하다.

그러나 모든 지폐 이미지의 선정된 special block내엔 숫자와 같은 검정색상 부분뿐만 아니라, 어둡지 않은 부분도 같이 존재한다. 후자의 경우 어두운 색상이 연속적으로 나타나는 부분을 찾는 알고리즘은 효과적이지 못하다. 따라서 이 논문에서는 같은 계열의 색상이 연속적으로 나타나는 부분을 먼저 찾은 후에 어두운 부분부터 그 것들을 정렬하는 방식의 알고리즘을 제안한다. 즉, special block내에서 어두운 색상이 연속적으로 나타나는 부분을 찾아내는 것이다.

* 강원대학교 대학원 제어계측공학과 석사과정

** 강원대학교 제어계측공학과 박사 수료

*** 강원대학교 제어계측공학과 부교수, 공학 박사

이 알고리즘은 또한 special block내에서 동일 계열 색이 연속으로 이루어진 곳을 검색하여 위치 정보만을 neural network의 입력으로 사용하였기 때문에 데이터의 양을 최소화할 수 있었다.

이 경우 계수기로 삽입되는 4가지 방향 중 하나의 방향에 대해 지폐 특징 데이터는 11개로 설정되었으며 이 데이터는 특징 지점의 좌표 데이터가 된다. 따라서, 특징 지점의 모든 정보를 입력으로 사용했을 때와 비교하면 데이터의 양이 많이 줄어 든다.

인식을 위해 사용한 알고리즘은 "Back-propagation neural network"이고, "purelin"과 "logsig"의 비선형 활성화함수를 이용하여 학습하였다. 사용한 샘플 지폐는 유로화이다.

유로화 지폐의 종류는 모두 7가지이며, 다권종 지폐 인식을 위해 지폐 종류별로 별도의 neural network을 이용하여 학습하였다. 따라서 유로화 지폐 인식을 위해서는 7가지의 neural network이 이용되었다.

2. 지폐 특징 데이터 추출

다권종 지폐의 특성상 소요시간과 데이터의 양을 고려하여 특징 데이터를 찾아야 한다. 최소 소요 시간과 최소 지폐 특징 데이터를 이용한 인식 및 계수가 관건이다.

소요 시간을 줄이기 위해선 지폐의 전체가 아닌 지폐 특징이 잘 나타나는 어떤 특정 부분을 선택해야 하며, 지폐 특징 데이터의 양을 줄이기 위해선 특징 추출 알고리즘이 중요하다.

지폐가 삽입되는 방향은 모두 4가지가 존재한다. 앞면, 앞면이 180도 회전된 면, 뒷면, 뒷면이 180도 회전된 면 등이다.

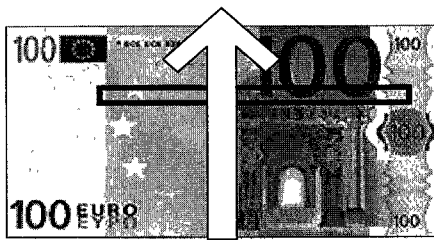


그림 1. 지폐의 삽입 방향과 Special block.

이 논문에서 사용된 지폐 이미지는 "raw" file format이며, 데이터 정보는 0부터 255까지 존재한다. 이 8-bit 정보로 나타난 지폐 이미지가 육안으로는 비슷한 이미지 정보를 담고 있어도 소프트웨어적으로 동일 계열의 색을 찾기 위해 소요되는 시간은 적지 않다.

이 문제의 해결을 위해 이미지 정보를 4bit로 변환하는 전처리 과정을 거쳐 보다 빠르면서 쉽게 동일 계열의 색상이 연속으로 나타나는 특징 점을 찾을 수 있었다.

지폐에는 지폐의 액수를 나타내는 숫자 정보가 존재하는데 이 숫자 정보는 가장 어두운 색상으로 표현되어 있다. 만약 지폐의 앞면이 삽입되면 설정된 special block내 숫자 정보가 포함되어있어 지폐를 인식할 수 있는 지폐 특징 데이터를 얻을 수 있다. 그러나 지폐의 다른 면이 삽입 될 경우 설정된 special block내엔 어떠한 숫자 정보도 포함되지 않는다. 이는 아래 그림 2에 묘사되어져있다. 이 경우엔 숫자 이미지 정보가 아닌 다른 어두운 이미지 정보를 이용하여 지폐 특징 데이터를 얻어야 한다. 이를 위해 동일 계열의 색상이 연속적으로 나타나는 부분을 찾은 후에 어두운 순서로 그것들을 정렬하면 보다 신뢰성을 갖는 특징 데이터를 얻을 수 있게 된다.

따라서, 동일 계열 색상 인식 알고리즘은 어떤 특정한 범위 안에서 같은 계열의 색상이 x축을 따라 연속적으로 몇 pixel이 이어지면 그 시작위치의 좌표를 특징 데이터로 하고 이를 neural network의 입력으로 사용하는 것이다. 여기서 중요한 것은 그 연속으로 나타나는 색상이 어두운 색상이어야 한다는 것이다. 왜냐하면, 서론에서도 밝혔듯이 어두운 계열의 색상은 noise의 영향을 최소화할 수 있는 장점을 가지고 있기 때문이다.

noise는 어두운 부분이나 밝은 부분 어디에서나 발생할 수 있다. 지폐의 noise는 오랜 사용으로 인한 접힌 자국과 사용자들의 낙서들이 많다. 만약 밝은 부분에 사용자가 메직과 같은 굵은 펜으로 지폐를 훼손하지 않는 한 이 알고리즘은 그 noise를 지폐 특징 데이터로 인식하지 않는다. 그 이유는 이 알고리즘에서 수행하고 있는 동일 계열이 연속으로 나타나는 부분은 지폐의 세로 방향이 아닌 가로 방향을 기준으로 하고 있다. 따라서, 오랜 사용으로 인해 세로로 나타나는 접힌 자국과 가는 선들로 이루어진 낙서들은 특징 데이터로 선정될 수 없다.

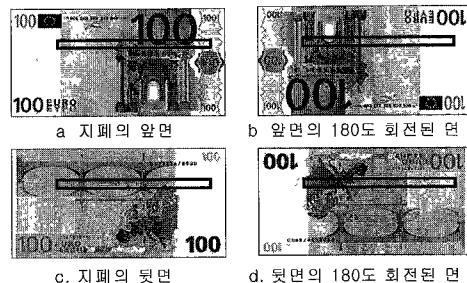


그림 2 삽입 방향에 따른 지폐의 Special Block.

위의 그림 2는 그림의 아래에서 위로 진행하는 지폐의 모든 삽입 방향에 대한 Special block이다.

지폐의 각 모서리 부분에는 각각 "100"이라는 숫자 정보가 나타나 있다. 이 숫자 정보는 가장 어두운 색상이 검정 색상을 띄고 있다.

여기서 사용한 sample 지폐인 유로화는 5,10,20,50,100,200,500euro 등 총 7가지의 종류이며, 이 숫자 정보는 각 화폐의 한 모서리를 동일 원점으로 설정할 경우 숫자 정보의 위치가 서로 달라지게 된다. 이 의미는 일고자 하는 동일계열색상정보의 시작 위치가 다를 수 있다. 따라서, 그림 2의 지폐의 아래와 위 공간에 표시된 "100"이란 숫자 정보의 특성을 파악하여 다른 종류의 숫자 즉, 이권종 지폐와 구분할 수 있다. 이 때 필요한 special block은 다음 그림 3과 같이 된다.

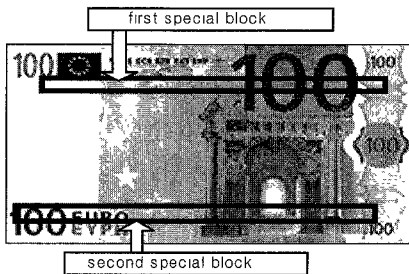
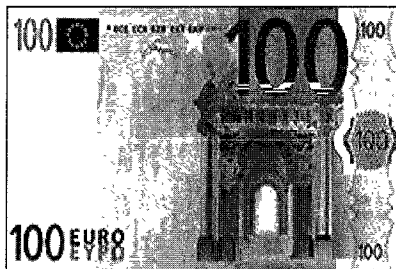


그림 3. 두 개의 Special Block.

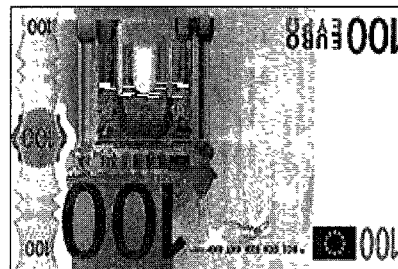
위 그림 3에서 First special block은 지폐의 앞면과 180도 회전된 뒷면이 입력되었을 때를 위한 것으로 확실한 지폐 특징 데이터를 얻을 수 있다. Second special block은 지폐의 앞면이 180도 회전된 면과 뒷면이 입력되었을 때를 위한 것으로 이 또한 지폐의 특징 데이터를 얻을 수 있으나, 이 알고리즘의 경우 뒷면이 입력 될 때 숫자의 크기가 작아 제어 입력 데이터로 사용하기에 충분한 특징 데이터를 얻지 못하게 되고 이는 지폐 인식을 어렵게 만드는 요인으로 작용하였다. 또한 First special block에서 원하는 목표치를 가진 특징 데이터가 존재하게 되면 인식이 끝날 수 있다. 그러나, 만약 목표한 값에 근접하지 못한다면 Second special block에서 원하는 값을 찾아야 되고, 이 부분에서 소요시간의 문제가 발생하게 된다. 즉, 그림2의 "100euro"의 앞면과 뒷면의 인식소요시간이 다르게 됨을 의미한다.

위의 인식소요시간을 줄이기 위해 special block을 하나로 줄이면서 숫자에만 적용하던 동일계열색상 인식 알고리즘을 special block안에 존재하는 모든 이미지 정보에 적용시켰다. 즉, special block에는 꼭 검정색상의 숫자 정보만이 존재하는 것이 아니라 어두운 색상의 또 다른 이미지 정보가 존재하기 때문에 개념을 확장하였다.

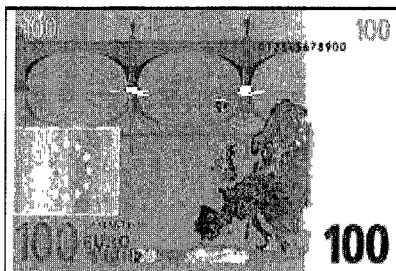
아래 그림 4는 "100euro"의 special block내에서 추출된 특징 부분을 각 삽입 방향에 따라 나타내었다.



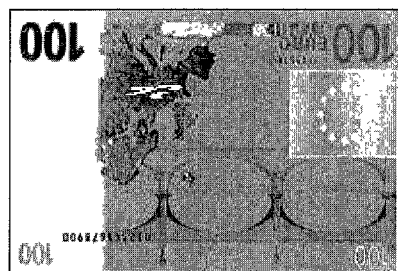
a. 지폐 앞면의 특징 부분



b. 앞면의 180도 회전된 면의 특징 부분



c. 지폐 뒷면의 특징 부분



d. 뒷면의 180도 회전된 면의 특징 부분

그림 4. 각 삽입 방향별 지폐 특징 부분

3. Recognition and Classification

3.1 Neural Network

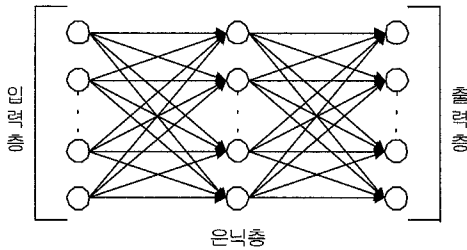


그림 5 Back-propagation Neural Network.

추출한 지폐 특징 데이터를 이용하여 지폐를 인식하기 위해 Back-propagation neural network를 이용하였다.

좌표 데이터(x, y)는 특징 부분의 시작 위치로 neural network 구성에서 설정한 출력 값의 범위에 맞게 40 ~ 260의 범위를 갖는 x좌표를 0.000~1.000의 범위로 normalization하여 입력하였다.

유로화의 지폐 종류는 모두 7가지로 구성되었으며 각 종류별로 별도의 Neural network를 이용하여 학습되었다.

Neural network에서 사용된 비선형 활성화 함수는 "lossig"와 "purelin"이다. 입력층, 은닉층 그리고 출력층들의 각 neuron의 수는 11개로 구성되었다. 하나의 neural network당 학습 회수 5000번, running rate는 0.08 그리고 에러 목표치는 0.000001로 진행하였다. 학습 목표인 결과 값은 정수를 사용하여 표 1과 같이 설정하였다.

표 1. 지폐별로 설정된 출력 목표값

지폐종류	출력	지폐종류	출력
5euro	-0.5	100euro	0.3
10euro	-0.3	200euro	0.5
20euro	-0.1	500euro	0.7
50euro	0.1		

3.2 지폐 인식

특정 부분 동일계열색상 인식 알고리즘에 의해 추출된 지폐 특징 데이터를 neural network의 입력으로 한 학습을 통해 bias와 weight를 얻어 인식을 위한 학습을 완료한다.

인식방법은 인식을 위한 sample 지폐 특징 데이터를 각 지폐별 Neural network에 입력하여 표1과 같이 지폐별로 설정된 출력과 Neural network의 출

력을 비교하는 것이다. 즉, 10euro의 지폐를 인식하기 위해서 10euro의 특징 데이터를 5euro부터 500euro까지의 학습된 모든 Neural network에 입력하였다면, 10euro Neural network의 출력은 에러 목표치 내에서 -0.3에 근접하여야하며 다른 Neural network의 출력은 에러 목표치 밖에서 각 Neural network의 출력에 근접하거나 설정된 출력과 거리가 먼 값이 나타나야한다.

위와 같은 방법으로 sample 지폐 특징 데이터를 이용하여 다음 표 2와 같은 인식률을 얻었다.

표 2 지폐 인식률

지폐 권종	입력수	인식수	인식률	지폐 권종	입력수	인식수	인식률
5euro	20	18	90%	100euro	20	20	100%
10euro	20	20	100%	200euro	20	20	100%
20euro	20	20	100%	500euro	20	19	95%
50euro	20	19	95%				

5. 결론

표 2에서와 같이 인식률이 아주 높게 나왔으나, 이는 sample로 사용한 지폐의 수가 적은 이유이기도 하여 더 많은 sample 지폐를 통하여 보다 신뢰성 있는 결과를 얻기 위해 연구하겠다.

이 논문에서 제안된 동일계열색상 인식 알고리즘은 인식 및 계수에 있어서의 소요시간 최소화에 초점으로 두고 진행하였기에 그에 따른 하드웨어 적용을 통해 제안된 알고리즘의 검증에 노력하겠다.

지폐 자세 보정에 대한 것은 언급되어 있지 않다. 즉, 지폐가 계수기로 삽입되는 과정에서 발생할 수 있는 뒤틀림에 대한 가정은 고려하지 않았다. 지폐를 계수기에 삽입하는 과정에서 뒤틀림 현상이 발생할 수 있는 개연성은 충분하기에 이에 대한 보정 방법에 대해서 더 연구하겠다.

참 고 문 헌

- [1] 유경산, "역전파 신경회로망과 웨이블릿을 이용한 문자 인식", 강원대학교 제어계측공학과 석사학위 논문, 1998
- [2] 김일중, "에지크러스터링에 근거한 지폐인식에 관한 연구", 조선대 대학원, 1997
- [3] 이정원 이종혁, "신경회로망을 이용한 지폐의 학습 및 인식", *경성대생산기술연구지*, vol 2, pp.67-76, 1995
- [4] Wang, D., Yuwono, B., "신경망을 이용한 지폐 인식과 검증". *IEEE Transaction on*

- neural networks (USA)*, 7(6), P1482-1490, 1996
- [5] Masaru, T.; Sigeru, O.; Toshihisa, K., “대역 음향 에너지 패턴을 이용한 지폐의 3퍼로도 식별”, *電氣學會論文誌*, vol.120-C, P1602~1608, 2000
- [6] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, and Mark Beale, *Neural Network Design*, Boston, PWS Publishing Company, 1995.
- [7] S. Lee, *Fuzzy-Nuro Control System*, Seoul, Jihak Publishing Corp., 1999
- [8] F. Takeda, T. Nishikage, “A Proposal of Structure Method for Multi-Currency Simultaneous Recognition using Neural Networks”, *T. IEE japan*, vol. 120-C, pp. 1602-1608, 2000