

Bayesian rule에 기초한 고속 Paper currency 인식 시스템 개발

조연호, 이상훈, 서일홍  
한양대학교 지능제어 및 로봇틱스 연구실

Development of high-speed paper currency recognition system based on Bayesian rule

Youn Ho Cho, Sanghoon Lee, Il Hong Suh  
Hanyang University

**Abstract** - 지폐 인식 자동화기기가 여러 분야에 보편화되면서 다양한 지폐를 고속으로 처리할 수 있는 고속 지폐 인식 자동화 기기가 요구되고 있다. 하지만 대부분의 지폐 인식 자동화 기기가 고속화에 적합하지 않은 구조로 설계되어 있고 신권 추가가 용이하지 않다.

본 논문은 고속 Paper Currency 인식 시스템에 적합한 범용 하드웨어 시스템과 Bayes Rule 기반의 고속 인식 알고리즘을 제안한다. 제안된 범용 하드웨어 구조는 고속의 CIS(Contact Image Sensor)와 DSP(Digital Signal Processor) 그리고 Dual Memory System으로 구성되었다. Bayes Rule에 기초한 고속 인식 알고리즘은 기존의 Paper Currency 인식 시스템에 사용되었던 기계학습 방법에 비해 신권 추가가 쉽고 적은 연산으로 권종을 판별할 수 있어 고속 지폐 인식 자동화기에 적합하다. 본 논문에서는 제안된 방법들을 실제 자동화기로 구현하여 그 유용성을 검증한다.

1. 서 론

지폐 인식 자동화기기가 갖는 노동력/비용 절감 효과로 인해 유통, 금융 등 이를 도입하는 분야가 늘어나고 있는 추세이다. 이렇게 지폐 인식 자동화 기기가 보편화, 다양화 되면서 많은 양의 지폐를 고속으로 처리할 수 있고 다양한 지폐를 지원할 수 있는 고속 지폐 인식 자동화 기기가 요구되고 있다.

지폐 인식 자동화기기는 각 권종에 특화된 센서를 사용하는 방법과 범용 이미지 센서를 사용하는 방법으로 크게 나눌 수 있다. 지폐에 있는 특별한 표식을 찾아내는 특화된 센서를 사용할 경우 처리속도가 빠르기 때문에 고속 지폐 인식 자동화기에 적합하다. 하지만 센서의 특성상 자동화기기의 가격이 높고 새로운 권종 추가에 드는 시간과 비용이 크다는 단점이 있다[4] 범용 이미지 센서를 사용하는 지폐인식 자동화기기는 취득된 이미지를 학습하여 권종을 판별한다.[1, 2, 3, 4] 이 경우 유지보수가 적게 든다는 장점은 있지만 상대적으로 느린 속도와 Perceptual Aliasing Problem이 발생하는 단점이 있다. 즉 지폐의 이미지만으로 권종을 판별해야 하는 기기의 특성상 특징추출과 전처리 과정에서 많은 시간과 연산량이 필요하고 지폐의 손상, 이미지 획득 과정에서 발생할 수 있는 잡음에 의해 다른 권종으로 판단할 수 있다.[1][2][4]

이에 본 논문은 고속으로 지폐인식 작업을 처리할 수 있는 하드웨어 시스템과 Bayes Rule에 기초한 고속 인식 알고리즘을 제안한다. 제안된 하드웨어 구조는 고속의 CIS(Contact Image Sensor)와 DSP(Digital Signal Processor) 그리고 Dual Memory System으로 구성되었다. 범용 이미지 센서인 CIS를 사용하여 새로운 권종의 추가가 용이하고 유지보수 비용이 적게 든다. Dual Memory System을 도입하여 고속화가 힘든 범용 센서 시스템의 단점을 보완한다. Bayes Rule에 기초한 고속 인식 알고리즘은 신권 추가 시 다시 학습과정을 거쳐야 하는 기계학습 방법과 달리 신권의 특징값을 기기에 추가하기만 하면 되므로 쉽게 다양한 지폐에 대응할 수 있

다. 또한 권종 판별에 드는 연산량이 적어 고속 지폐인식 시스템에 적합하다.

본 논문은 2장에서 고속 Paper Currency 인식 시스템의 구조와 특성에 대해서 기술하고 3장에서 Bayes Rule에 기초한 고속 인식 알고리즘에 대해 설명한다. 4장에서는 제안된 방법으로 구현된 하드웨어를 사용하여 진행된 실험 결과를 기술하고 분석한다. 5장에서는 결론과 후과제에 대해 기술하였다.

2. 고속 Paper Currency 인식 시스템의 구조

그림-1은 CIS와 DSP보드로 구성된 하드웨어의 전체 구성도이다. 시스템은 크게 이미지 취득을 위한 Sensor Part와 Memory Switching Part, Main Processing Part, Offline Part로 나뉘어 진다.

Sensor Part는 CIS센서( A4 Size ) 인터페이스 보드로부터 Encoder Pulse CLK과 동기를 맞춰 항상 같은 Resolution의 이미지를 취득할 수 있도록 설계되어 있다.

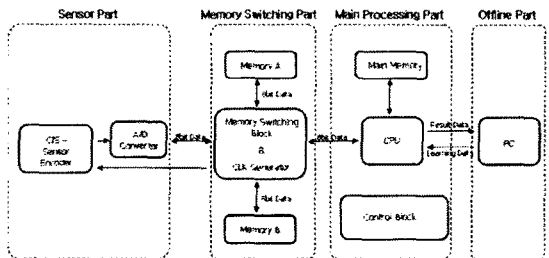


그림 1. 고속 지폐인식 자동화기기의 하드웨어 구성도

Memory Switching Part는 Dual Memory System으로 이루어져 있다. Dual Memory System은 고속(약 1200장/분)으로 동작해야하는 지폐인식 자동화기기를 위해 고안된 방법이다. 고속으로 동작할 경우 지폐 하나를 처리하는데 사용될 수 있는 시간은 약 50ms이다. 하지만 그림-2에서와 같이 1 line 이미지를 읽어오는데 걸리는 시간이 473us 이므로 지폐 전체 이미지(200 x 100 pixel)를 읽어오는데 걸리는 시간만 47.3ms 이기 때문에 사실상 지폐인식에 사용될 시간은 없다.

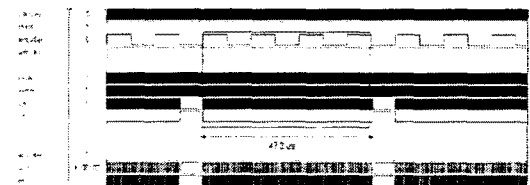


그림 2. CIS Control Signal

Main Processing Part는 Memory Switching Part에서 전달된 데이터로 권중 판별작업을 수행하는 부분이다. 학습 시에는 처리된 이미지 데이터를 Offline Part에 전달한다.

Offline Part는 지폐 인식 자동화 기기로부터 전달된 데이터를 누적하여 학습한다. 학습정보를 메인메모리에 다운로드하여 기기가 권중을 판별할 수 있도록 한다.

그림-3은 제안된 방법으로 구현한 고속 지폐인식 자동화 기기의 메인보드와 하드웨어의 각 구성요소들이다. 사용된 하드웨어들의 사양은 표 1에 기술하였다.

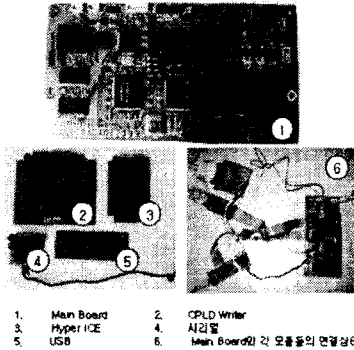


그림 3. 완성된 지폐인식 기기의 구성 모듈들

표 1. 시스템 사양

| 장치               | 사양 및 특성               |
|------------------|-----------------------|
| CPU              | 32bit fixed point DSP |
| Memory           | 32bit SDRAM (128MBit) |
| Sensor           | 4MHz frequency        |
| Light Source     | Red                   |
| PC Communication | USB 1.1, Serial       |
| Memory Switching | CPLD                  |

### 3. 고속 지폐인식 알고리즘

#### 3.1 이미지 전처리 및 특징점 추출

지폐 인식 자동화기에 사용되는 하드웨어의 낮은 성능으로 인한 낮은 해상도의 원본 이미지, 기기에 입력될 당시에 발생하는 지폐의 들림 등으로 생기는 잡음, 유통과정 중에 생기는 지폐의 훼손 등으로 인해 특징점 추출이 어렵다.[1, 2, 4] 따라서 이러한 원본의 훼손 및 잡음에 영향을 받지 않기 위해서는 이미지 전처리 과정이 필요하다.

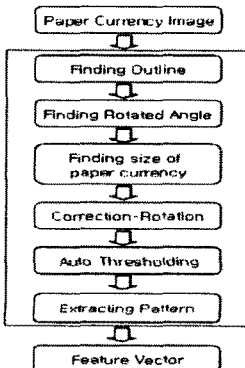


그림 4. 이미지 처리과정

지폐 이미지 전처리 과정에서는 지폐의 크기 정보를 위한 지폐의 각 꼭지점, 외곽선을 이루는 직선 정보, 지폐의 기울기 정보 등을 추출한다. 전처리를 통해 얻어진 이미지는 자동 이진화 등의 특징점 추출 과정을 통해 지폐의 특징점을 생성한다. 그림 4는 앞에서 설명한 이미지 전처리 과정과 특징점 추출과정을 나타낸 것이다.

#### 3.2 고속 지폐인식 알고리즘

권중 판별 시 지폐의 오엽과 훼손, 기구적인 문제로 인해 발생하는 잡음으로 인해 Perceptual Aliasing Problem이 발생한다. 이를 해결하기 위해 기존의 지폐인식 자동화기기는 Neural Network, Support Vector Machine 등 기계학습 기법을 사용해 왔다. [1, 2, 3, 4] 기계학습 기법을 채택할 경우 인식률이 뛰어나다는 장점이 있지만 새로운 권중이 추가 될 경우 다시 학습과정을 거쳐야 하기 때문에 신권 추가가 용이하지 않다는 단점이 있다. 이에 본 논문은 통계적 기법을 통해 Perceptual Aliasing Problem을 해결하고 신권 추가가 용이한 고속 지폐인식 알고리즘을 제안한다.

우선 학습과정에서 같은 권중  $C^k$ 의 특징벡터  $m$ 개를 누적하여 각 블록의 특징값  $P(C^k B_{i,j})$  들을 식(1)과 같이 구해낼 수 있다. (그림-5) 구해진 각 권중의  $P(C^k B_{i,j})$  값들은 자동화기에 저장되며 이를 각 권중별 Local Mask 라고 명명한다.

$$P(C^k B_{i,j}) = \frac{1}{m} \times \sum_{n=1}^m C_n^k B_{i,j} \quad (1 \leq i, j \leq 18, m: \text{누적된 지폐의 수}, k: \text{권중의 수}) \quad \text{식(1)}$$

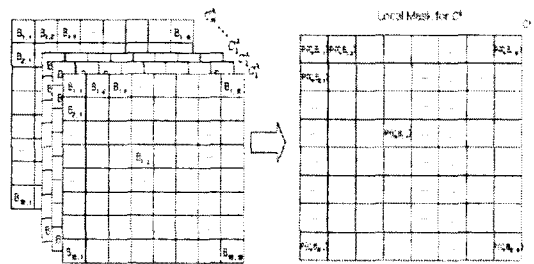


그림 5. Local Mask 생성방법

입력된 지폐가 이미지 전처리와 특징추출 과정을 거치면 입력 데이터의 특징값 IB를 구할 수 있다. ( $IB = \{B_j \mid B_{i,j} : \text{입력 데이터 각 블록의 특징값}, 0 \leq i, j \leq 18\}$ ) 구해진 IB를 이용하여 권중을 판별하기 위해서는 식 (2)를 만족하는 권중  $C^k$ 를 찾아야 한다.

$$\arg \min_k (P(C^k | IB)) \quad \text{식(2)}$$

여기서 각 블록들은 서로 독립적이므로 Bayes Rule에 의해 식(3)과 같이  $P(C^k | IB)$ 의 값을 구할 수 있다.  $P(IB)$ 는 입력된 지폐의 특징값으로 판별 시 일정한 값을 갖기 때문에 우리는 식(4)만으로 권중을 판별할 수 있다.  $P(C^k B_{i,j})$ 는 기기에 저장되어 있는 Local Mask를 이용하여 구할 수 있다.

$$P(C^k | IB) = \frac{P(IB \cap C^k)}{P(C^k)} = \frac{\prod_{B_{i,j} \in IB} P(C^k B_{i,j})}{P(C^k)} \quad \text{식(3)}$$

$$\arg \min_k (\prod_{B_{i,j} \in IB} P(C^k B_{i,j})) \quad \text{식(4)}$$

신권을 추가해야 할 경우 위와 같은 방법으로 신권의 Local Mask를 추가하기만 하면 신권을 판별할 수 있으므로 기계학습 방법에 비해 신권 추가가 용이하다. 또한 기기에 저장된  $P(C^k|B_{ij})$  값들만으로 권종을 판별하므로 빠른 속도로 지폐인식 작업을 처리할 수 있어 고속 지폐인식 기기에 적합한 알고리즘이다.

#### 4. 실험 결과 및 분석

본 논문의 실험에는 US 달러화 구권을 사용하였다. US 달러화 신권이나 유티화, 원화와 같은 지폐들은 권종별 특징들이 두드러져 권종 판별이 쉬운 편이나 US 달러화 구권의 경우 시력이 좋지 않은 사람의 육안으로 판별하기 어려운 만큼 판별이 어렵다. US 달러화 구권으로 실험을 하여 제안된 방법들의 강인한 성능을 확인하고자 하였다.

앞서 기술했던 것과 같이 학습은 CPU파트에서 보내지는 지폐정보를 받아 PC에서 이루어진다. 그림 6은 학습에 사용될 이미지의 정보와 상태를 확인하고 학습이 끝난 후 학습데이터를 자동화기기에 전달하는 Offline Tool 이다.

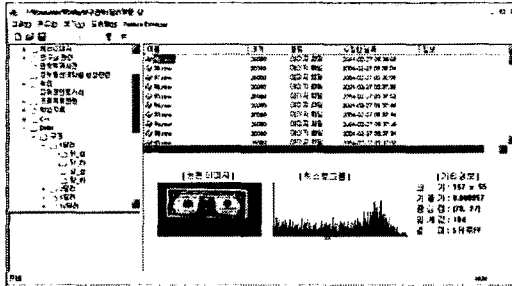


그림 6. 지폐 이미지 뷰어 및 관리기

학습에 사용된 US 달러화는 1, 2, 5, 10, 20, 50, 100 달러로 모두 구권을 사용했다. 사용된 지폐 모두 유통과정과 사용에서 생기는 구김, 오염이 적은 지폐를 사용하였다. 테스트에 사용된 자동화기기는 제안된 방법으로 구현된 기기로 분당 1200장의 분류 속도로 실험을 진행하였다. 데이터의 학습량과 테스트에 사용된 데이터의 수, 인식률은 표-2와 같다.

표 2. 실험결과

| 권종     | 항목 | 학습데이터 | 테스트 데이터 | 인식률  |
|--------|----|-------|---------|------|
| 1 달러   |    | 91    | 100     | 100% |
| 2 달러   |    | 86    | 100     | 100% |
| 5 달러   |    | 89    | 100     | 99%  |
| 10 달러  |    | 89    | 100     | 100% |
| 20 달러  |    | 92    | 100     | 100% |
| 50 달러  |    | 93    | 100     | 100% |
| 100 달러 |    | 96    | 100     | 100% |

실험결과 1200장/분의 고속임에도 불구하고 7개의 권종 모두 100%에 가까운 인식률을 보였다. 이는 제안된 하드웨어 구조와 인식 알고리즘의 강인한 성능을 입증하는 것이다. 제대로 인식하지 못한 경우 지폐 이미지 뷰어 및 관리기(그림 7)로 확인한 결과, 이는 이미지 처리과정에서 생기는 잡음과 에러 또는 고속으로 동작하는 기기의 기계적인 문제점에 의한 것으로 확인되었다.

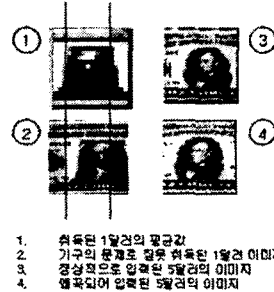


그림 7. 잘못 인식된 지폐의 이미지들

즉 고속으로 동작하는 기기의 특성상 이미지의 크기가 잘못 입력되어 특정 추출이 잘못되는 경우(그림 7의 1과 2)와 지폐와 센서가 밀착되는 기계적인 구조로 이미지가 왜곡되어 입력되는 경우(그림 6의 3과 4)에 인식을 잘못하게 되는 것이다. 이는 기구적인 문제로 차후에 개선되어야 할 것이다.

#### 5. 결론 및 추후과제

본 논문에서는 고속 지폐 인식 시스템에 적합한 고속 인식 알고리즘과 하드웨어 시스템을 제안하고 이를 실제 자동화기기에 적용하여 그 유용성을 검증했다.

Bayes Rule에 기초한 고속 인식 알고리즘은 자동화 기기에서 발생할 수 있는 Perceptual Aliasing Problem을 통계적 기법으로 해결했다. 실제로 제안된 하드웨어 구조로 구현한 자동화 기기에서 테스트해 본 결과 1200장/분의 고속에서도 높은 인식률을 보여 그 강인한 성능을 확인할 수 있었다.

상용 제품화를 위해서는 고속에서도 항상 같은 수준의 이미지가 취득될 수 있는 기구적인 보정이 필요하다.

#### [참고 문헌]

- [1] A. Frosini, M. Gori, and P. Priami, "A Neural Network-based Model for Paper Currency Recognition and Verification," IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 7, pp.1482-1490
- [2] F. Takeda and S. Omatu, "High Speed Paper Currency Recognition by Neural Networks," IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 6, pp. 73-77, January, 1995.
- [3] F. Takeda and S. Omatu, "Bill Money Recognition by a Small Size Neural Network." Technical report No.38, University of Tokushima, 1993.
- [4] 양희준, "Support Vector Machine을 이용한 Banknote의 CIS 이미지 클러스터링," 한양대학교, 2004.
- [5] Morris H. DeGroot, Mark J. Schervish, "Probability and Statistics," Addison-Wesley, 2002.
- [6] Ash, R.B., "Basic Probability Theory", Wiley, 1970.
- [7] Bernado, J., and A. Smith, "Bayesian Theory," Wiley, 1994.
- [8] Casella, G., and Berger, R. L., "Statistical Inference (2nd ed.)," Pacific Grove, 2002.
- [9] Moshe F. Rubinstein, Iris R. Firstenberg, "Patterns of problem solving," Prentice-Hall, 1995.
- [10] Richard E. Neapolitan, "Learning Bayesian Networks," Prentice Hall, 2004.
- [11] R. Jain, R. Kasturi, and B. Schunck, "Machine Vision," MIT Press, 1995.
- [12] R. Gonzalez and R. Woods, "Digital Image Processing," Addison Wesley, 1995.
- [13] Ulrich Nehmzow, "Mobile Robotics: A Practical Introduction," Springer, 2003.