

인식 영역의 추출과 이미지 개선을 통한 신용카드 전표 이미지 인식

박상은⁰, 강경원⁰, 최영우*, 김진형⁰

⁰한국과학기술원 전자전산학과, * 숙명여자대학교 전산학과

⁰{sebak, kwkang, jkim}@ai.kaist.ac.kr, *ywchoi@sookmyung.ac.kr

Recognition of Cardslip Images Using Extraction of ROI and Image Enhancement

Sang-eun Bak⁰, Kyung-won Kang⁰, Yeong-woo Choi*, Jin-hyung Kim⁰

⁰Dept. of Computer Science, KAIST

*Dept. of Computer Science, Sookmyung Women's University

요약

본 논문은 신용카드 전표 이미지를 효과적으로 인식하기 위한 이미지의 분석 및 처리 방법을 제안한다. Histogram Matching 기법을 통하여 ROI를 추출함으로써 빠른 속도로 고급 처리 방법을 적용할 수 있는 방법과 이미지 개선을 위한 필터의 조합 방법 및 ROI 내부에서 숫자열을 정확하게 추출하고 인식하는 방법을 제안하고 있다. 그리고 실제 전표 영상에 대하여 수행한 실험을 통하여 제안한 방법이 유효함을 보여준다.

1. 서론

인쇄된 형식 문서의 인식에 관한 연구는 실생활에서 광범위한 응용분야를 지니고 있으며 이에 따라 활발하게 진행되고 있다. 대부분의 인쇄 형식 문서의 인식에 관한 연구는 상대적으로 우수한 품질의 이미지를 대상으로 하고 있다. 하지만 신용카드 전표 인식에 관한 연구는 여러 가지 측면에서 낮은 품질의 이미지를 대상으로 한다. 우선 인쇄 품질이 좋지 않으며 용지에 미리 인쇄되어 있는 부분과 카드 사용 시에 인쇄되는 영역의 위치관계가 일정하지 않다. 또한, 전표 용지의 관점에서 보면 배경의 명도의 변이가 심하며 굵힘, 접힘 등으로 인한 매우 다양한 형태의 잡영을 포함하고 있다. 마지막으로, Database의 관점에서 저장 공간의 제약에 따라 전표 이미지는 저해상도로 저장되고 있다.

이러한 문제점 때문에 전표 이미지의 처리는 전처리의 중요성이 크다. 이미지의 전처리는 크게 이진화와 이미지 개선 두 가지로 나눌 수 있다. 이진화 방법론은 전역적 이진화 방법과 지역적 이진화 방법의 두 가지로 나눌 수 있는데, 이 중 전역적 이진화는 속도는 빠르나 이진화 품질은 떨어지며 지역적 이진화는 속도는 크게 떨어지지만 이진 이미지의 품질은 우수하다. 대표적인 전역적 이진화 방법인 Ostu의 방법과 지역적 이진화인 Niblack의 방법을 비교할 때 속도는 Ostu의 방법이 512x512 이미지에서 3배 가량 빠르며 이진화 품질은 Niblack의 방법이 월등하게 좋다[1]. [그림 1]은 실제 전표 이미지의 전역적 방법인 Ostu[2] 방법과 지역적 방법인 개선된 Niblack[3] 방법을 적용한 결과이다. 개선된 Niblack 방법은 Ostu 방법에 비하여 대략 100배정도 느리게 수행되지만 이진화 결과는 보면 Ostu 방법이 전표 이미지의 부분적 명도 차에 의하여 좋지 않은 결과를 도출한다는 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 결과는 시간의 측면에서는 전역적 이진화 방법론, 품질이라는 측면에서는 지역적 이진화를 사용하여 한다는 상반된 결과를 보여준다. 그러므로 관심 영역(ROI)을 추출하여 축소된 전처리 대상에 대해 지역적 이진화를 수행함으로써 시간과 품질을 동시에 보장할 수 있는 방법이 필요하다.

이미지 개선은 잡영 제거를 목적으로 한다. 지역적 이진화를 통하여 커다란 잡영은 제거할 수 있지만 여전히 작은 크기의 잡영이 전표 이미지 전체에 위치하고 있으므로 이진화를 수행한 후 적당한 방법으로 이미지 개선을 수행하여야 한다.

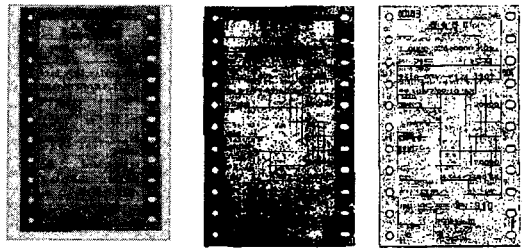


그림 1. 전표 이미지(왼쪽)의 전역적 이진화(가운데)와 지역적 이진화

이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 인식에 필요한 부분적 이진화의 ROI를 추출하기 위하여 히스토그램 매칭 기법을, 이미지 내의 잡영을 제거하기 위한 방법으로 필터의 조합 방법을, 그리고 이렇게 전처리된 ROI에서 인식 대상인 숫자열을 정확하게 추출하는 방법을 제시한다. [그림 2]는 전체 처리과정을 도식화 한 것이다.

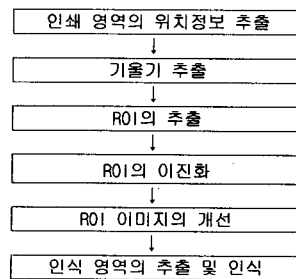


그림 2. 전체 시스템의 수행 순서

2. 히스토그램 매칭을 이용한 ROI의 추출

신용카드 전표 이미지는 인쇄용지가 제작될 때부터 인쇄되어 있는 부분과 신용카드를 사용할 때 인쇄되는 부분으로 나눌 수 있다. 신용카드 전표에 인쇄되는 각 필드의 영역은 용지에 미리 인쇄되어 있는 영역 구분선에 의하여 정해져 있다. 그러나 [그림 3]

1) Pentium III 500 Mhz CPU의 PC에서 전표 이미지를 이진화 할 때 개선된 Niblack 방법은 24.78초, Ostu 방법은 0.25초가 소요되었다.

에서 보듯 구분선과 인쇄 영역이 모든 경우에 일치하지 않기 때문에 구분선만으로 ROI를 추출할 수 없다.



그림 3. 인쇄 영역과 신용카드 전표 품의 불일치

[그림 4]의 (a)는 H사의 전표에 인쇄되는 영역의 상대적인 위치와 크기를 이용하여 제작한 인쇄 영역의 모델이다. 각각의 검은 사각형은 각각의 필드를 의미한다. 이미지에서 인쇄 영역의 위치를 찾아내면 각각의 필드의 위치관계는 정해져 있으므로 ROI를 추출해 낼 수 있다.

인쇄영역의 위치를 추출하기 위하여 히스토그램 매칭 기법을 사용한다. 전표 이미지에서 인쇄영역을 찾아낸다는 것은 전표 이미지에서 인쇄 영역의 모델과 가장 가까운 명도값을 지닌 영역을 찾아낸다는 것을 의미한다. 신용카드 전표는 가로쓰기 방식으로 인쇄되며 이렇게 인쇄된 영역의 수직방향의 구분이 명확하므로 수평 방향의 히스토그램이 수직위치 정보를 대표한다고 할 수 있다. 히스토그램 매칭 기법은 이러한 특징을 이용하여 전표 이미지와 인쇄 영역 모델 두 개의 2차원 이미지를 비교하여 인쇄 영역을 찾는 대신 두 이미지의 히스토그램만을 비교하여 빠른 속도로 위치를 찾는 방법이다. [그림 4]의 (b)는 인쇄 영역 모델의 수평방향 히스토그램이다. 이 히스토그램과 전표 이미지에서 속도 가 빠른 전역적 이진화 방법을 수행하여 만든 이미지의 수평방향 히스토그램을 비교하여 수직위치를 결정한다. 그런데 전표 이미지([그림 4]의 (c))는 명도가 균일하지 않으므로 배경 영역의 잡영이 고려되지 않은 인쇄 영역 모델과 비교할 수 없다. 이런 이유로 전표 이미지에서 명도값 정규화가 필요하다. 수직위치 명도의 정규화를 위하여 각각의 수직위치의 명도를 구하는데, t 번째 행의 명도 b_t 는 수식 (1)과 같이 $t-N$ 번째 줄부터 $t+N$ 번째 줄로 이루어진 직사각형 영역의 평균 명도값으로 정의된다.

$$b_t = \frac{\sum_{i=t-N}^{i=t+N} \text{1행내의 검은 화소의 수}}{\sum_{i=t-N}^{i=t+N} \text{하나의 행 내부의 전체 픽셀의 수} \times 2N} \quad \dots(1)$$

이렇게 구한 평균 명도값을 이용하여 원래 전표 이미지를 다음과 같이 명도값의 정규화를 수행한다.

$$g_m = b_t - g_o \quad \dots(2)$$

여기서 g_o , b_t , g_m 는 각각 원 전표이미지내의 한 점의 명도값, 해당 점이 속한 행의 명도값, 정규화된 해당 픽셀의 명도값이다. [그림 4]의 (d)는 정규화된 명도값 g_m 으로 이루어진 명도값이 정규화된 이미지이다. 이렇게 명도값이 정규화된 이미지를 속도가 빠른 Ostu 방법으로 이진화 한 후, 수평 방향의 히스토그램을 작성한다. ([그림 4] (e)) [그림 4]의 (f)처럼 인쇄 영역 모델의 히스토그램을 명도정규화 이미지의 히스토그램의 상단부터 순차적으로 두 히스토그램을 비교하여 가장 차이가 적게 나는 영역을 인쇄 영역 모델의 영역으로 결정한다.

이렇게 찾은 위치 정보는 각 영역 위치를 추출하는 기준점이 되며 기준점부터의 상대적 위치정보를 이용하여 ROI를 추출해낸다. [그림 5]는 전표 이미지에서 신용카드 번호 영역 후보와 승인 번호 영역 후보를 추출한 예이다.

히스토그램 매칭 기법의 장점은 잡영이 많은 이미지에서 고급 전처리 기법의 사용 없이 신속하게 ROI를 정확하게 추출할 수 있다는 데 있다. 특히 각각의 ROI를 찾아내는 것이 아닌 전체 영역의 히스토그램의 위치를 찾으므로 이미지의 일부 필드가 잡영에 의하여 훼손된 경우에도 해당 영역을 추출할 수 있다.

3. 선택 영역의 이진화 및 이미지 개선

추출된 ROI는 작은 크기이므로 지역적 이진화를 사용해도 비교적 짧은 시간 이내에 이진화 할 수 있다. ROI의 이진화는 수정된 Niblack 방법[3]을 사용한다. 이 방법은 지역적으로 명도값에 가중치를 두어 이진화 결과에서 배경의 잡영을 크게 줄이므로 배경

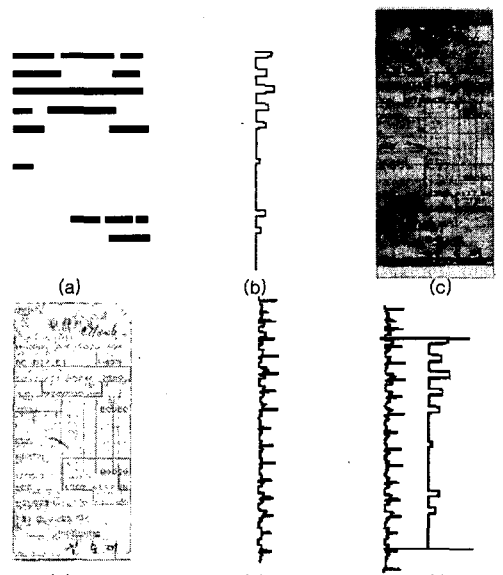


그림 4. 히스토그램 매칭 기법 (a) 인쇄 영역의 모델 (b) 인쇄 영역 모델의 수평 방향 히스토그램 (c) 원 이미지 (d) 명도 정규화한 이미지 (e) 명도 정규화한 전표 이미지의 수평방향 히스토그램 (f) 히스토그램의 비교

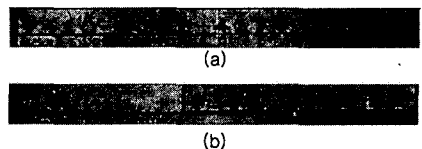


그림 5. 추출된 신용카드 번호 영역(a)과 승인 번호 영역(b)

의 잡영이 많은 전표 이미지에 적합한 방법이다.

이미지 개선은 전표 이미지의 특성에 따라 크게 두 가지 종류의 잡영으로 분류하고 각각을 제거한다. 첫 번째 종류의 잡영은 검은 픽셀의 숫자열에 소음을 뿌린 듯한 흰 잡영이며, 수직, 수평, 대각선 방향의 연속된 세 점 중앙 끝점이 검은 픽셀인 흰 픽셀을 검은 픽셀을 사용하여 제거한다. 두 번째 종류의 잡영은 흰 배경 내의 검은 잡영이며, 특정 크기의 윈도우의 가장자리가 모두 흰 픽셀인 경우 내부를 모두 흰 화소로 치환하여 주는 필터를 사용하여 제거한다. ([그림 6])

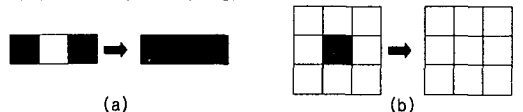


그림 6. (a) 흰 픽셀의 치환 필터 (b) 3x3 배경 잡영 제거 필터

이렇게 설계한 두 가지 종류의 필터를 조합해서 이미지를 개선한다. 두 필터의 조합 순서에 따라 그 결과가 달라지는데 숫자열 내부의 흰 픽셀의 치환 없이 배경 잡영을 제거하는 경우 숫자의 일부가 배경으로 처리되어 제거되는 경우가 발생하므로 숫자열 내부의 흰 잡영을 먼저 치환한다. 큰 크기의 배경 잡영 제거 필터는 숫자열 근처의 작은 잡영을 제거할 수 없으므로 작은 크기의 필터로 숫자열 근처의 작은 크기의 잡영을 제거한 후 큰 잡영을 제거하는 순서로 수행한다. [그림 7]은 먼저 숫자열 내부의 흰 잡영을 제거한 다음 3x3, 5x5, 7x7 크기의 배경 잡영 제거 필터를 순서대로 이용한 결과이다.

4. 숫자열 추출 및 인식



(a)



(b)

그림 7. (a) Modified Niblack 방법으로 이진화 한 이미지 (b) 필터를 이용해서 개선한 이미지

4.1 숫자 낱자의 인식

전표 이미지는 인쇄된 이미지이며, 같은 종류의 형식을 사용하는 전표의 경우 동일한 필드에는 동일한 크기의 동일한 글씨체로 작성되므로, 숫자 낱자의 인식은 0에서 9까지 10개의 template을 이용한 template matching으로 수행되었다. 또 template matching은 이미지 내의 각각의 픽셀의 상대적인 위치 관계는 고려하지 않으므로 구조적인 인식 방법에 비하여 전표 이미지 같이 잡영이 많은 경우에 이점을 지니고 있다.

Template 이미지 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, (t_i 는 template내의 i 번째 화소)와 실제 숫자 이미지 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$, (r_i 는 실제 숫자 이미지 내의 i 번째 화소) 간의 유사도는 다음과 같이 정의한다.

$$score(t_i, r_i) = \begin{cases} \text{blackCorrectPoint} & \text{where } t_i \text{ black, } r_i \text{ black} \\ \text{whiteCorrectPoint} & \text{where } t_i \text{ white, } r_i \text{ white} \\ \text{bwErrorPenalty} & \text{where } t_i \text{ white, } r_i \text{ black} \\ \text{wbErrorPenalty} & \text{where } t_i \text{ black, } r_i \text{ white} \end{cases} \dots(3)$$

$$similarity(R, T) = \sum_{i=1}^n score(t_i, r_i) \dots(4)$$

여기서 blackCorrectPoint와 whiteCorrectPoint는 각각 검은 픽셀과 흰 픽셀에 대하여 서로 일치한 경우 양의 값을 지니는 이득이고 bwErrorPenalty와 wbErrorPenalty는 각각 template은 흰 픽셀인데 실제 이미지는 검은 픽셀인 경우와 그 반대의 경우 음의 값을 지니는 손실로 정의된다. 그리고, 이 때 0에서 9까지 각각의 template을 각각 T_0, \dots, T_9 라고 할 때 인식 결과는 다음과 같이 정의한다.

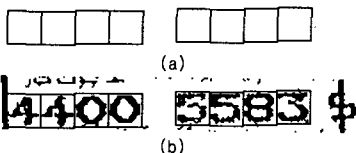
$$digit\ n = \text{argmax}(similarity(R, T_i)) \dots(5)$$

4.2 숫자열의 추출 및 인식

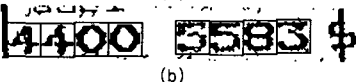
[그림 4]는 ROI에 해당되며 해당 필드의 내용을 인식하기 위하여 ROI 내부에서 숫자열에 해당되는 영역을 추출하여야 한다. ROI 내부에서 숫자 template 크기의 특정 영역 R 이 숫자 낱자의 영역에 해당되는지의 정도는 다음과 같이 정의한다.

$$score = \text{MAX}_{i=0,1,\dots,9} (similarity(R, T_i)) \dots(6)$$

이는 수식 (5)에서 어떤 영역의 template matching을 수행하였을 때 10개의 template과 비교한 score 중 가장 높은 score에 해당된다. 이 값은 해당 영역이 실제 숫자영역에 해당될 때 해당 숫자에 대부분의 픽셀이 매칭 되므로 그렇지 않을 때에 비하여 상대적으로 큰 값을 지니게 된다. 그러므로 인식하려는 필드의 숫자열의 길이와 필드의 기울기를 고려하여 [그림 8]의 (a)와 같은 숫자열 형태를 만들고 이를 ROI 상의 각각의 위치와 비교하여 형태를 내의 각각의 낱자 영역의 인식 score의 합이 가장 큰 위치를 숫자열의 위치로 결정한다. ([그림 8]의 (b)) 이미지의 기울기는 영역 구분선을 추출하여 해당 선의 기울기를 사용한다.



(a)



(b)

그림 8. (a) 기울기를 고려한 숫자열 형태를 (b) 숫자열의 실제 위치 각각의 낱자의 인식은 이 숫자열 template 내부의 각각의 낱자

영역을 4.1절에서 제시한 방법에 의하여 template matching을 통하여 수행한다.

5. 실험 및 실험 결과

총 11장의 H사의 전표 이미지를 대상으로 실험을 수행하였다. 인식 후보 영역 추출은 11장 가운데 한 장의 이미지에 대하여 실패하였다. 해당 이미지는 다른 대부분의 이미지가 $\pm 1.7^\circ$ 이내의 기울기를 지니고 있는데 비하여 2.5° 의 기울기 값을 지니고 있었으며, 큰 기울기에 의해 올바른 수직 위치를 찾는데 실패하였다. 인식 후보 영역 추출에 성공한 10장의 전표 이미지 가운데 다시 한 장의 전표 이미지에서 숫자열 영역의 추출에 실패하였다. 이 이미지는 인쇄 용지의 머리 인쇄된 영역과 인쇄 영역간의 기울기가 일치하지 않는 특수한 경우였으며 이런 경우 ROI에서 정확한 숫자열의 위치를 찾아낼 수 없다.

숫자열 영역이 제대로 추출된 9개 전표 이미지의 216개의 숫자 낱자 중 6개의 오류가 발생하여 97.2%의 인식률을 기록하였으며, 필드 단위로 생각할 경우 총 18개 필드 중 3개의 필드에서 오류가 발생하였다. 오류는 [그림 3]의 경우처럼 숫자열과 영역 구분선이 접촉하는 경우에 발생했다.

각 단계 별 수행속도 및 전체에서의 비율은 [표 1]과 같다. 전체 수행과정에서 선택 영역의 이진화가 34.9%로 가장 많은 시간을 차지하지만, 지역적 이진화 방법으로 전체 이미지를 이진화하고 처리하는 데에 비하여 크게 줄여준 시간이다.

표 1. 각 단계별 수행속도

	수직위치추출	기울기 측정	수평위치추출
시간 (초)	0.64	0.02	0.97
비율	18.3%	0.6%	27.7%
	영역 이진화	이미지 개선	숫자열 추출 및 인식
시간 (초)	1.22	0.03	0.62
비율	34.9%	0.9%	17.7%

6. 결론

본 연구에서는 ROI 추출과 이미지 개선을 통한 향상된 전표 이미지 인식 방법을 제시하였다. 히스토그램 매칭을 통하여 이진화 이전 단계에서 ROI를 성공적으로 추출하며 선택된 ROI에 대하여 지역적 이진화 방법과 잡영 제거를 위한 필터의 적용을 통하여 상대적으로 빠른 시간 안에 좋은 품질의 이진화를 수행할 수 있는 방법을 제안하였다. 또한 전표 이미지의 기울기를 이용하여 ROI에서 인식 대상인 숫자열의 추출 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 방법을 적용하여 수행한 실험 결과를 통하여 품질이 낮은 전표 이미지를 신뢰할 수 있는 수준으로 인식을 수행할 수 있음을 확인하였다. 본 논문에서 제안된 인쇄 형식 문서에서 ROI 추출 방법은 전표인식에 국한되지 않고 인쇄된 형식문서에서 인쇄 영역과 그 외 영역을 구분하는데 적용될 수 있으리라고 기대된다. 향후 연구과제로 대부분의 인식 오류의 이유가 된 형식문서의 영역 구분선과 숫자열이 접촉하거나 겹치는 경우의 오인식을 해결하는 연구가 필요하다.

7. 참고 문헌

[1] Øivind Due Trier and Torfinn Taxt, "Evaluation of Binarization Methods for Document Images", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 3, March 1995.
 [2] P. K. Sahoo, S. Soltani, and A. K. C. Wong, "A Survey of Thresholding Techniques", Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol 41. 1988.
 [3] J. Sauvola, M. Pietikäinen, "Adaptive Document Image Binarization", Pattern Recognition, Vol. 33, No. 2, February 2000.
 [4] 윤준성, 정현철, 이종원, 최영우, 김재희, "잡영이 포함된 저해상도 전표 이미지의 분석", 제 11 회 이미지처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, 1999년 2월.
 [5] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, and Brain G. Schunck, Machine Vision, McGraw-Hill, 1995.