

# 다중 LBP 피처를 이용한 지문 정보 마스킹 알고리즘

## Fingerprint Information Masking Algorithm By Using Multiple LBP Features

김진호

경일대학교 전자공학과

Jin-Ho Kim(ho@kiu.ac.kr)

### 요약

금융위원회는 2019년도까지 금융기관 및 공공기관 등에서 보유하고 있는 문서에서 지문 정보를 폐기 조치하라고 통보했다. 이를 위해 문서 영상에서 지문 정보를 검출하고 마스킹하기 위한 상용 솔루션들이 발표되고 있다. 본 논문에서는 문서 영상에 다양한 형태로 기록된 지문 후보들을 분할한 다음 인공신경망 분류기로 지문인지 여부를 판단할 때 지문의 특징이 잘 반영된 피처를 추출하기 위해 다중 LBP 피처를 설계하고 이를 이용해서 지문 정보를 마스킹하는 알고리즘을 제안하였다. 제안한 지문 정보 마스킹 알고리즘을 이용하여 금융권에서 보유하고 있는 3,497장의 문서 영상을 대상으로 지문 마스킹 실험을 수행한 결과 96.4%의 지문을 마스킹 할 수 있어서 본 알고리즘이 실제 지문 정보 마스킹 작업에 효과적으로 활용될 수 있음을 확인하였다.

■ 중심어 : | 지문 정보 | 지문 마스킹 | 지문 정보 마스킹 | LBP 피처 |

### Abstract

Financial service commission notified that fingerprint information of their documents should be deleted till 2019 to the financial industry and the public institution. Business solutions for fingerprint detection and masking in document images are introduced. In this paper, a fingerprint information masking algorithm is proposed by using the multiple LBP features to extract fingerprint's intrinsic characteristics for artificial neural network decision whether the candidate is a true fingerprint or not after segmentation of versatile fingerprint candidates from a document image. The experimental results of the proposed fingerprint masking algorithm for 3,497 document images that are saved in a financial industry show that 96.4% of fingerprint information is masked, hence this fingerprint masking algorithm can be used efficiently in real fingerprint masking tasks.

■ keyword : | Fingerprint Information | Fingerprint Masking | Fingerprint Information Masking | LBP Feature |

## 1. 서론

금융위원회에서는 국내 금융기관 및 공공기관에 대해 현재 보유하고 있는 고객 신분 정보가 포함된 문서

영상에서 개인 정보를 2019년도까지 폐기하라고 통보했다. 그 결과로 문서 영상에 포함된 지문 정보를 지우기 위해 자동으로 지문 정보를 검출하고 이를 마스킹하는 상용 솔루션들[1][2]이 발표되고 있다. 문서 영상에

접수일자 : 2017년 10월 25일

수정일자 : 2017년 12월 15일

심사완료일 : 2017년 12월 15일

교신저자 : 김진호, e-mail : ho@kiu.ac.kr

포함된 지문 정보를 검출하고 마스킹하는 과정은 정부의 개인 정보 보호 정책에 따라 최근에 그 필요성이 대두되었지만 2019년도까지 한 시적으로 요구되는 과정이기 때문에 몇몇 기업체들의 상용 솔루션 외에는 이 분야의 연구 결과들이 거의 발표되지 않았다.

대용량 문서 영상에 기록된 지문 정보를 지우기 위해서는 주민등록증과 같이 지문이 찍힌 신분증을 스캐닝 한 영상이나 직접 지문을 찍은 문서를 스캐닝 한 영상 등 다양한 형식의 문서 영상들 그리고 흐리거나 잡음이 첨가되어 오염된 문서 영상들에 대해서도 고속으로 지문 정보를 검출하고 마스킹 할 수 있는 알고리즘이 요구된다.

문서 영상에서 지문 정보를 검출하기 위해서는 패턴 매칭 기법이나 패턴 분할 기법 등이 고려될 수 있다. Adaboost[3] 또는 LBP(Local Binary Pattern)[4] 등의 알고리즘을 이용하여 얼굴 검출이나 객체 검출 등에 적용한 방식과 같이 지문 정보를 검출하기 위해 지문 패턴을 학습시킨 다음 문서 영상 전체를 스캐닝하면서 지문 정보를 찾아내는 패턴 매칭 기법이 사용될 수 있다. 이 방식에서는 크기가 큰 문서 영상을 스캐닝 하는데 많은 시간이 소요될 뿐만 아니라 지문 패턴 내부에 문서 배경 정보가 많이 포함될 수 있고 지문을 찍은 형태가 매우 다양하기 때문에 검출 성능을 제고하는데 한계가 있을 수 있다. 문서 영상에서 영역을 분할하는 방식[5]과 같이 지문 패턴 후보들을 분할한 다음 해당 후보 패턴이 지문인지 여부를 패턴 분류기로 판단하는 방식으로 지문 정보를 검출하는 패턴 분할 기법은 고속으로 지문 정보를 추출할 수 있고 지문이 아닌 대부분의 패턴들을 미리 제거한 다음 지문 정보를 추출할 수 있기 때문에 문서 영상의 지문 정보 자동 검출에 효과적으로 이용될 수 있다.

본 논문에서는 문서 영상에서 지문 패턴 후보 영역들을 미리 분할 한 다음에 이들을 대상으로 다중 LBP 피쳐들을 추출하고 신경망 분류기를 이용하여 지문 정보인지 아닌지 최종 판단하는 방식의 지문 정보 검출 알고리즘을 제안하였다. 신분증 또는 문서에 날인된 지문 패턴 후보 영역들을 분할해 내기 위해서 지문 정보의 고유한 특징과 형태 규칙을 정의하고 문서 영상에서 이

들의 특징과 형태 규칙에 벗어나는 영역들을 제거하는 방식으로 지문 패턴 후보 정보들을 추출하였다. 지문 패턴 후보들의 분류를 위해서 텍스처 피쳐 추출에 많이 이용되고 있는 LBP 알고리즘을 확장시켜 지문의 특징을 가급적 많이 반영할 수 있는 다중 LBP 피쳐들을 추출하고 이를 이용하여 인공 신경망을 학습시킨 다음 지문 패턴 분류기로 활용하였다.

제안한 알고리즘을 이용하여 은행에서 보유중인 문서 영상 데이터베이스를 대상으로 지문 정보 마스킹 실험을 수행하고 그 결과를 분석하였다. II절에 지문 영상 마스킹 알고리즘 개요에 대해 설명하고 III절에 제안한 지문 마스킹 알고리즘을 설명하며 IV절에 실험결과 및 고찰 그리고 V절에서 본 논문의 결론을 제시한다.

## II. 문서 영상 지문 정보 마스킹 알고리즘 개요

본 논문에서는 [그림 1]과 같이 문서 영상에 다양하게 날인된 지문 정보를 자동으로 찾아서 마스킹하는 알고리즘을 제안하였다.

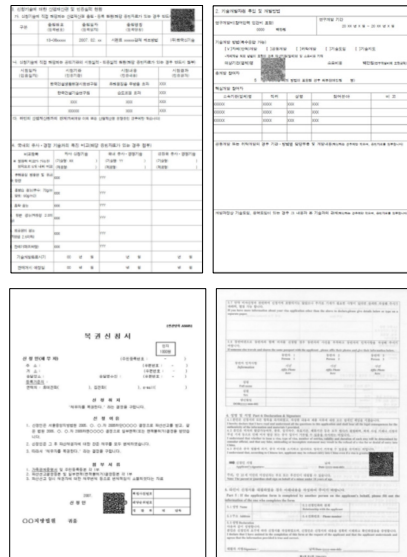


그림 1. 다양한 형태로 지문이 날인된 문서 영상 샘플

문서 영상에서 지문 정보를 검출하고 마스킹하기 위한 알고리즘의 흐름도를 [그림 2]에 도시하였다. 먼저 컬러 또는 명도 문서 영상을 이진화한 다음 문서 배경 직선들을 지운다. 문서 영상을 세그먼테이션하고 지문의 형태학적인 특징 및 규칙들에 위배되어 잡음으로 추정되는 영역들을 제거한 이후 추출한 영역들을 지문 정보 후보 영역들로 간주하고 실제 지문인지 여부를 판단하는 과정을 진행한다.

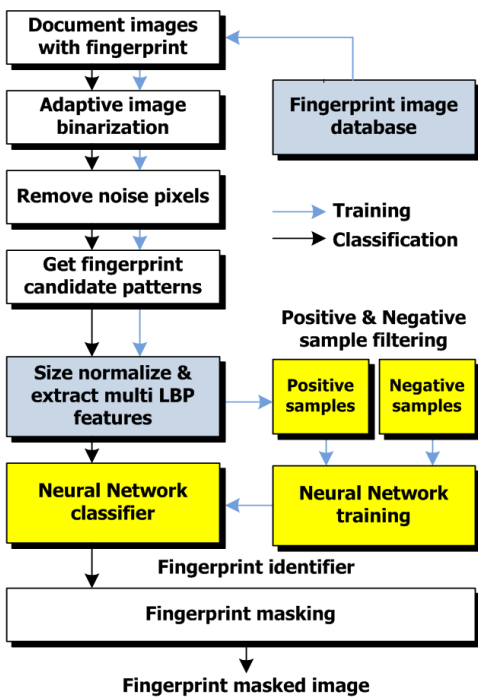


그림 2. 문서 영상에서 지문 정보 마스킹을 위한 알고리즘 흐름도

추출된 지문 정보 후보 영역에서 지문 형태의 내접 정사각형 영역을 찾아서 크기를 정규화 한 다음 네 가지 종류의 다중 LBP 피처[6][7]들을 추출한다. 추출된 LBP 피처들을 신경망 분류기[8]의 입력으로 해서 해당 영역이 지문 정보인지를 최종 판단하고 마스킹 작업을 수행한다.

텍스처 분류에 성공적으로 사용된 것으로 알려진 LBP 피처를 지문 패턴 분류에 활용하기 위해 기존의

LBP 피처를 변형하여 네 종류의 다중 피처 집합을 추출함으로써 신경망의 분류 능력을 높일 수 있도록 하였다. 다중 LBP 피처를 이용하는 신경망 분류기는 사전에 별도의 훈련 과정을 거쳐서 구현한다. 즉, 문서 영상에서 지문 후보 영역들을 추출한 다음 지문에 해당하는 영역들만 별도로 수집하여 이들을 positive 지문 샘플로 저장하고 지문이 아닌 영역들은 negative 지문 샘플로 저장한다. 즉 positive 샘플은 검출 대상인 지문 영상 샘플이고 negative 샘플은 지문 영역들을 분할할 때 같이 검출되는 지문으로 오인될 수 있는 영상 샘플이다. 역전파 알고리즘을 이용하여 positive 샘플과 negative 샘플을 구분할 수 있도록 신경망을 훈련시키고 이를 이용하여 문서 영상의 지문 후보 영역들에 대한 분류 기능을 수행할 수 있도록 한다.

다중 LBP 피처를 사용한 문서 영상의 지문 정보 검출 및 마스킹 알고리즘의 각 단계별 세부 내용을 III절에 상세하게 설명하였다.

### III. 문서 영상 지문 정보 마스킹 알고리즘

진술한 문서 영상에서 지문 정보 마스킹을 위한 알고리즘 흐름도에 따라 각 단계별로 세부 알고리즘을 구현하였다. 본 절에서는 지문 패턴 후보 영역들을 분할하기 위한 문서 영상 이진화 알고리즘, 잡음 영역 제거 알고리즘, 지문 패턴 후보 영역 추출 및 크기 정규화 알고리즘, 다중 LBP 피처 추출 알고리즘 그리고 신경망 분류기를 통한 지문 패턴 분류 알고리즘 등에 대해서 설명하였다.

#### 1. 문서 영상의 적응적 이진화

실제 문서 영상에는 날인된 지문이 여러 번 복사되거나 스캐닝 환경에 따른 요인으로 흐린 상태로 지문이 침부된 경우가 있고 지문 이외에 그림자 형태와 같은 잡음들이 공존하는 경우가 많이 있다. 지문 영역들이 선명하게 강조된 흑백 영상을 생성하기 위해서 먼저 잡음제거 필터링을 한 다음 적응적 이진화 알고리즘을 수행하였다. 잡음제거 필터로 “최소 평균 제곱 오차 필터”

로 알려진 적응적 선형 필터인 Wiener 필터[9]를 사용하였다. Wiener 필터는 잡음을 제거하기 위해 영상의 국소 영역 분산정도에 따라 영상 평활화를 다르게 수행한다. 국소 영역 화소 분포들의 분산이 클 경우 영상 평활화를 작게 수행하고 분산이 적을 경우 영상 평활화를 크게 함으로써 지문과 같이 독립된 영역들은 보존하면서도 잡음 화소들을 제거할 수 있기 때문에 잡음이나 배경의 영향을 최소화 시킬 수 있다. 다음과 같이 문서 영상을 명도 영상  $I_g(x,y)$ 으로 변환하고 국소 영역 Wiener 필터링  $I_w(x,y)$ 을 수행하였다.

$$I_w(x,y) = \mu + (\sigma^2 - v^2)(I_g(x,y) - \mu) / \sigma^2 \quad (1)$$

국소 영역 화소들의 평균은  $\mu$ 이고 분산은  $\sigma^2$ 이며 분산 값들의 전체 평균은  $v^2$ 이다. Souvola 적응적 이진화 알고리즘[5]을 적용하여 잡음이나 배경 영향을 최소화시킨 명도 문서 영상에 대해 지문 정보가 강조된 흑백 영상을 생성하였다. Souvola 알고리즘은 국소 영역 평균과 표준편차 추정에 기반한 국소 적응적 이진화 알고리즘으로서 영상의 특정 화소  $(x,y)$ 에서의 이진화 임계값  $T(x,y)$ 는 다음과 같이 구한다.

$$T(x,y) = m(x,y) \left[ 1 + k \left( 1 - \frac{s(x,y)}{R} \right) \right] \quad (2)$$

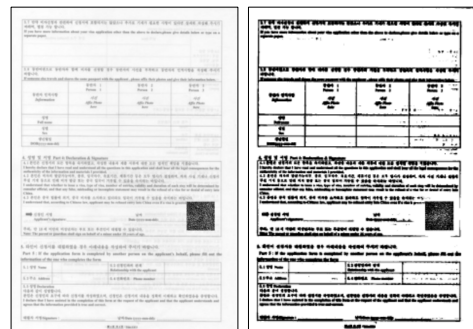
$m(x,y)$ 는 국소 영역 평균이고  $s(x,y)$ 는 국소 영역 표준편차이며 상수들은  $k = 0.23$ ,  $R = 128$ 로 하였다. 전체 문서 영상에서 모든 화소에 대한 국소 영역 평균 및 표준편차 계산량을 줄이기 위해 적분 영상 계산 방식을 사용하여 덧셈과 뺄셈만으로 평균 및 표준편차를 구하였다.

## 2. 지문 패턴 후보 영역 검출 및 정규화

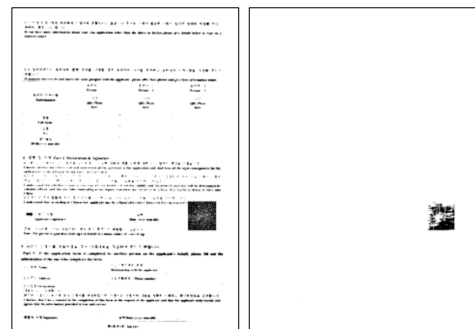
지문으로 추정되는 후보 영역들의 위치는 이진 영상으로부터 검출하고 해당 영역이 실제 지문인지를 판단하기 위한 다중 LBP 피쳐는 해당 위치의 명도 영상으로부터 추출하였다. 먼저 이진화한 문서 영상에서 지문

의 특징 및 패턴 규칙을 활용하여 지문으로 추정되는 영역들을 추출하였다. 지문이 포함된 문서 영상에는 각종 형태의 선이나 무늬 및 글자들로 구성된 양식 서류에 지문을 날인했거나 주민등록증의 지문을 복사한 경우가 대부분이므로 지문을 제외하고 나머지 선이나 무늬 및 글자들을 제거하였다. 이를 위해 날인한 지문 영역의 특징 및 패턴 규칙을 다음과 같이 정의하였다.

- 규칙 1. 지문의 무늬들이 하나의 연결된 영역을 이루면서 서로 연결되어 있다.
- 규칙 2. 하나로 연결된 지문 영역은 문서 영상에서 일정한 범위의 크기로 날인되어 있다.
- 규칙 3. 지문 영역의 내부에는 지문 패턴을 이루는 무늬 사이의 빈 공간으로 구성되는 홀(hole)들이 많이 존재한다.



(a) Document image (b) Binarized image



(c) Isolated segment (d) Fingerprint candidates

그림 3. 이진 문서 영상으로부터 지문 후보 영역들을 추출한 예

[그림 3]에 보인 것과 같이 지문 영역 특징 및 패턴 규칙을 이용하여 이진 영상으로부터 지문 특징에 해당되지 않은 영역들을 제거하고 나면 지문의 형태와 유사한 독립 영역들이 남게 되어 최종적으로 지문 후보 영역들을 추출할 수 있다.

명도 문서 영상에서 추출된 지문 후보 영역의 내접 정사각형에 해당되는 영역을 크로핑(cropping) 한 다음 크로핑한 지문 명도 영상의 크기를 정규화 함으로써 신경망 분류기로 실제 지문인지 판단하기 위해 신경망 입력 신호로 추출하는 다중 LBP 피처의 일관성을 유지할 수 있도록 하였다. 이진 영상에서 지문 후보 영역의 상하 좌우 네 방향으로부터 영역 중심  $c(x,y)$  방향으로 스캔해서 만나는 영역 외곽테두리 중에서 가장 작은 거리  $r$ 를 찾은 다음 명도 영상으로부터 해당 영역 중심에서 변의 길이가  $2 \times r$  인 정사각형 영역을 크로핑하였다. 명도 영상에서 크로핑한 지문 후보 영역을 일정한 크기로 정규화하고 다중 LBP 피처를 추출하는데 사용하였다. 이진 영상으로부터 지문 후보 영역의 위치를 찾은 다음 명도 영상에서 해당 영역을 크로핑하고 크기를 정규화한 예를 [그림 4]에 도시하였다.

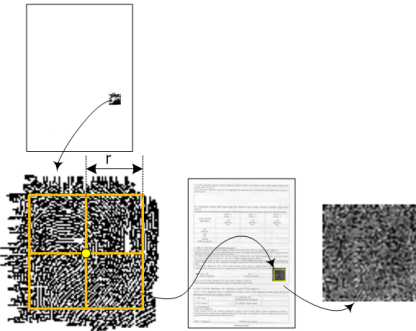


그림 4. 이진 영상에서 지문 후보 영역을 찾은 다음 명도 영상에서 해당 영역을 크로핑하고 크기를 정규화한 예

명도 영상으로부터 추출한 지문 후보 영역의 크기를 정규화한 다음 다중 LBP 피처를 추출하고 신경망을 이용하여 실제 지문인지 여부를 판단하였다.

### 3. 다중 LBP 피처 추출

당초 LBP 연산자는 명도 영상의  $3 \times 3$  영역에서 중

심 화소 값을 문턱치(threshold)로 사용하여 인접 화소들을 이진화 하는 방식으로 주변 8개 화소들의 연산 결과를 2진수로 라벨링하는 텍스처 기술자(texture descriptor)로 소개[6]되었다. 인접 화소들을  $(p,r)$ 로 정의하여 반지름  $r$  위에 있는 샘플링 화소들의 개수를  $p$ 로 표현한다. 따라서 라벨의 개수는  $n = 2^p$ 가 되며 중심 화소  $(x_c, y_c)$ 에서 라벨  $LBP_{p,r}(x_c, y_c)$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$LBP_{p,r}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c)2^p, \quad (3)$$

$$\text{여기서 } s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

라벨의 개수를 줄이기 위해 Uniform 패턴을 정의하여 2진수 비트 패턴,  $x$ 에서 0에서 1 또는 1에서 0으로의 천이(Transition),  $U(x)$ 가 최대 2회 이내로 일어나면 해당 패턴은 Uniform한 것으로 간주하여 각각을 독립된 라벨에 할당하고 나머지 패턴들은 모두 하나의 라벨에 할당한다. Uniform 패턴을 판단하기 위한  $U(x)$ 는 다음과 같이 효율적으로 계산할 수 있다.

$$U(x) = \sum_{p=0}^{P-1} F_1(x \text{ xor } ROR(x, 1), p), \quad (5)$$

$$\text{여기서 } F_b(x, i) = ROR(x, i) \text{ and } (2^b - 1) \quad (6)$$

식(5)에서 ROR은 우측 원형 쉬프트를 의미한다. 계산 결과  $U(x) \leq 2$ 이면 패턴  $x$ 는 Uniform한 것이 된다. LBP 연산자를 표현하기 위해  $LBP_{p,r}^{u2}$ 를 사용한다. 여기서  $u2$ 는 Uniform 패턴들만 사용하고 나머지 패턴들은 하나의 라벨에 할당한다는 것을 의미한다. 따라서  $p = 8$  일 때  $LBP_{p,r}^{u2}$ 를 사용하여 Uniform 패턴 규칙을 적용하면  $2^p = 256$ 개의 라벨이 59개의 라벨로 줄어들게 된다. 입력 영상에 대해 LBP 연산자를 적용하여 라벨링 한 LBP 영상  $f_k(x, y)$ 를 만들고 히스토그램 분포 피처를 추출한다

기본 LPB 연산자를 다양하게 변형[8]시키기 위해 형태 파라미터  $T$ 를 도입하여 원형구조는  $T = 0$ , 십자형

구조는  $T = +$  그리고 곱하기형 구조는  $T = \times$ 로 표현하였다. 다중 LBP 연산자를  $(P, R, T)$ 로 표현 하고 기본 LBP 연산자는 각각  $(8, 1, 0)$  및  $(8, 2, 0)$ 와 같이 두 종류로 구분하였다. 그리고 중심 화소로부터의 거리를 1 및 2로 변화시키면서 + 및  $\times$  형태의 LBP 연산자 구조도 도입하여  $(8, 1-2, +)$  및  $(8, 1-2, \times)$ 의 두 종류로 나타내었다. 다양하게 변형된 LBP 연산자들의 구조를 [그림 5]에 도시하였다.

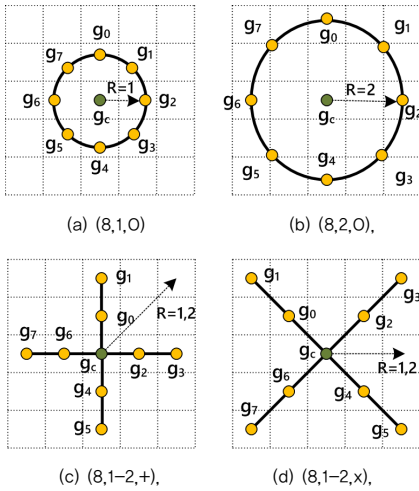


그림 5. 다양하게 변형된 LBP 연산자들의 구조

입력 지문 명도 영상에 대해 위에서 설명한 4 종류의 LBP 연산자를 적용하여 생성한 LBP 영상의 예를 [그림 6]에 도시 하였다.

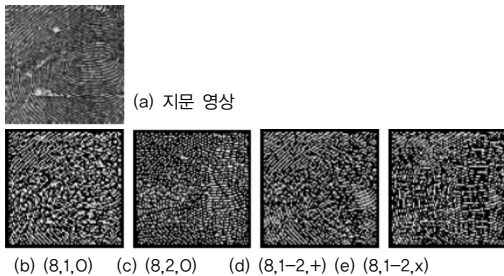


그림 6. 지문 영상으로부터 추출한 네 종류의 LBP 영상 예

각각의 LBP 영상  $k$ 로부터 다음과 같이 LBP 히스토그램을 구한다.

$$H_i^k = \sum_{x,y} I\{f_k(x,y) = i\}, i = 0, 1, \dots, 58, k = 0, 1, 2, 3 \quad (7)$$

하나의 지문 LBP 영상으로부터 식 (7)과 같이 59개 히스토그램 빈(bin)을 구하면 4 종류의 지문 LBP 영상으로부터  $59 \times 4 = 236$  길이의 다중 LBP 히스토그램 빈을 구성할 수 있다. 훈련용 샘플 지문 영상으로부터 LBP 영상을 생성한 다음 다중 LBP 히스토그램 피쳐 벡터를 추출하고 역전파 신경망 훈련 알고리즘 이용해서 훈련시키고 지문 패턴 분류기를 구현하였다.

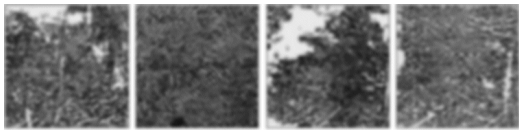
#### 4. 신경망 지문 패턴 분류기 구현

먼저 지문이 기록된 문서 영상을 대상으로 진출한 알고리즘을 이용하여 지문 후보 영역들을 추출했다. 이때 실제 지문 데이터와 지문이 아닌 데이터를 구분하여 Positive 훈련 샘플과 Negative 훈련 샘플 데이터베이스를 구축하였다. 신경망은 3층 구조로서 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구성하고 각각 236, 30 및 2개의 뉴런을 할당하였다. 훈련용 Positive 샘플 영상과 Negative 샘플 영상들을 대상으로 4 종류의 LBP 피쳐 벡터들을 추출하고 크기를 정규화 시켜서 3층 신경망 훈련을 위한 입력으로 사용 하였다. Positive 샘플인 지문 영상의 경우 샘플들 간의 동질성(Homogeneous)이 큰 반면에 Negative 샘플인 지문이 아닌 영상들의 경우 다양한 종류의 형태를 갖고 있어서 동질성이 매우 떨어지는 특징을 가지고 있다. Negative 샘플들 간의 동질성이 약하기 때문에 신경망 훈련을 통한 최적 분류 결정면을 찾기 위한 수렴과정에서 진동(Oscillation)하여 올바르게 수렴되지 않는 경우가 발생할 수 있으므로 신경망의 반복 훈련을 통해 Positive 샘플과 Negative 샘플의 최적 분류 결정면을 찾을 수 있도록 하였다. 훈련된 신경망을 이용하여 실제 문서 마스킹을 수행하는 과정에 지문 후보로 검출된 영역들에 대해 실제 지문인지 여부를 판단하도록 하였다.

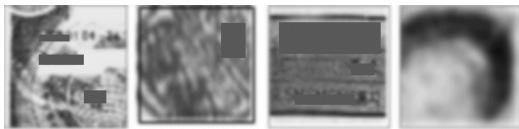
#### IV. 실험 및 결과 고찰

제안한 다중 LBP 피처를 이용한 지문 정보 검출 및 마스킹 알고리즘을 이용하여 실제 금융기관에 보유 중인 문서 영상을 대상으로 지문 정보 마스킹 실험을 수행하고 결과를 검토하였다.

신경망 훈련을 위하여 86,665장의 문서 영상을 대상으로 제안한 지문 후보 영역 검출 알고리즘을 적용하여 Positive 샘플 지문 영상 4,669개 및 Negative 샘플인 지문이 아닌 영상 4,072개를 자동으로 추출하였다. 추출한 신경망 훈련용 샘플 영상 8,741개를 이용해서 다중 LBP 피처 벡터를 추출하고 신경망을 학습시켰다.



(a) Positive 지문 영상 샘플



(b) Negative 지문이 아닌 영상 샘플

그림 7. 신경망 훈련용 Positive 지문 영상 샘플 및 Negative 지문이 아닌 영상 샘플의 예

신경망의 학습 도중에 진동으로 인해 올바르게 수렴되지 못하는 경우를 고려해서 반복 학습을 시키면서 최적의 분류 결과를 얻을 수 있도록 하였다. [표 1]에 신경망 훈련 결과를 요약하였다.

표 1. Positive 및 Negative 샘플에 대한 신경망 학습결과

Items	Value
Training performance	99.0%
Training epochs	574
Training trials	47
Mean square error	$0.8360e^{-2}$

신경망 훈련결과 훈련에 참가한 8,741개의 샘플 영상에 대해 99.0%의 분류성능을 얻었으며 47회의 신경망 훈련을 시도해서 가장 우수한 수렴 결과를 보인 훈련에

대해 574회 반복 학습(epoch)으로 수렴을 하였다. 훈련에 참여한 샘플들의 평균 제곱 오차(Mean square error)는 다음과 같이 계산하였다.

$$MSE = \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{c=1}^C (t_{pc} - o_{pc})^2}{P \times C} \quad (8)$$

식에서  $P$ 는 훈련 샘플 패턴 개수이고  $C$ 는 출력 뉴런 개수 그리고  $t_{pc}$ 는 훈련 패턴  $p$ 에 대한 출력 뉴런  $c$ 의 목적 값이고  $o_{pc}$ 는 훈련 패턴  $p$ 에 대한 출력 뉴런  $c$ 의 실제 출력 값이다. 이상의 다중 LBP 피처 벡터를 이용한 지문 정보 마스킹용 신경망을 구현한 다음 금융기관의 테스트용 문서 영상 3,497장의 대상으로 지문 정보 마스킹을 수행하고 결과를 [표 2]에 도시하였다.

표 2. 문서 영상에 대한 지문 정보 마스킹 실험 결과

Items	Number	Rate
Test documents	3,497	100.0%
Positive masking	3,372	96.4%
Negative masking	18	0.5%

금융기관 문서 영상 3,497장 중 96.4%인 3,372장에 대해 정확하게 지문 마스킹을 수행할 수 있었다. 지문이 아닌 영역에 대해 지문으로 마스킹하는 Negative 마스킹 비율이 0.5%가 되었다. [그림 8]에 본 실험을 통해 문서 영상의 지문 정보를 자동으로 마스킹한 예를 도시하였다. 이상의 결과로 제안한 지문 정보 마스킹 알고리즘이 실제 문서 영상의 지문 정보 마스킹에 효율적으로 사용될 수 있음을 확인하였다.



그림 8. 문서 영상에서 지문 정보를 마스킹 한 예

## V. 결론

본 논문에서는 금융기관 또는 공공기관 등에서 보유하고 있는 문서 영상을 대상으로 지문 정보를 자동으로 찾아서 마스킹하는 알고리즘을 제안하였다. 문서 영상을 이진 영상으로 변환한 다음 지문 패턴 후보 영역들의 위치를 검출하고 명도 영상에서 피쳐 추출용 지문 영상을 크로핑하는 기법을 사용하였다. 명도 지문 영상으로부터 다중 LBP 피쳐 벡터를 추출하고 신경망을 이용하여 최종 지문인지 여부를 판별하는 방식으로 지문 영역을 마스킹 하였다.

은행에서 보관중인 3,497장의 문서 영상을 대상으로 지문 정보 마스킹 실험을 수행한 결과 96.4%의 성공률을 얻을 수 있었고 지문이 아닌 영역을 지문으로 오인해서 마스킹 하는 비율이 0.5% 정도로 나타났다. 자동으로 마스킹 되지 않은 3.6%의 지문에 대해서는 수작업으로 마스킹 해야 하지만 제안한 알고리즘을 이용하면 실제 문서 영상에서 자동으로 지문을 마스킹하는 작업을 효율적으로 수행할 수 있음을 확인하였다.

### 참고 문헌

- [1] <http://www.etnews.com/20170323000102>.
- [2] <https://www.slideshare.net/leeyoushin/privacy-ocr>
- [3] P. Viola and M. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," International Journal of Computer Vision, Vol.57, No.2, pp.137-154, 2004.
- [4] T. Ojala and M. Pietikainen, "Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligent, Vol.24, No.7, pp.971-987, 2002.
- [5] V. Papavassiliou, T. Stafylaskis, V. Katsouros, and G. Carayannis, "Handwritten Document Image Segmentation into Text Lines and Words," Pattern Recognition, Vol.43, pp.369-377, 2010.

- [6] R. Londhe and V. Pawar, "Analysis of Facial Expression Using LBP and Artificial Neural Network," International Journal of Computer Application, Vol.44, No.21, pp.44-49, 2012.
- [7] O. Nikisins and M. Grreitans, "Local Binary Patterns and Neural Network Based Technique for Robust Face Detection and Localization," International Conf. of BIOSIG, pp.1-6, 2012.
- [8] G. Panchal, A. Ganatra, P. Shan, and D. Panchal, "Determination of Over-learning and Over-fitting Problem in Backpropagation Neural Network," International Journal of Soft Computing, Vol.2, No.2, pp.40-51, 2011.
- [9] N. Nikolaos and V. Dimitrios, "A Binarization Algorithm for Historical Manuscripts," 12<sup>th</sup> WSEAS International Conf. on Communication, Heraklion, Greece, pp.41-51, 2008.

### 저자 소개

김진호(Jin-Ho Kim)

정회원



- 1985년 8월 : 경북대학교 전자공학과(공학사)
- 1988년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학석사)
- 1992년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학박사)
- 1992년 3월 ~ 현재 : 경일대학교 전자공학과 교수  
<관심분야> : 패턴인식, 영상처리, 컴퓨터비전