

고속 퓨리에 변환을 이용한 지문의 분류

Classification of Fingerprints using Fast Fourier Transform

이정문*

Lee, Jung-Moon

박신재**

Park, Sin-Jae

권용호**

Kwon, Yong-Ho

ABSTRACT

Classification of fingerprints is one of the major subjects on which many researchers have been studying for efficient identification. But fingerprints should be preprocessed in various ways prior to being classified. Factors such as the accuracy and the processing time should be considered in classification of fingerprints.

In this paper, we propose a method for classifying fingerprints into several frequent patterns. This method consists of two stages. A fingerprint image is first converted to a skeleton form to find out the center. Then it is identified as a member of one of preclassified patterns by the frequency domain feature. Experiments show that the proposed method is quite useful in classifying fingerprints into typical patterns.

키워드 : 지문, 패턴 분류, 골격, 고속 퓨리에 변환

Keywords : Fingerprint, Pattern Classification, Skeleton, Fast Fourier Transform

1. 서론

사람을 식별하기 위한 방법으로 홍채 인식, 정맥 인식, 지문 인식 등의 여러 가지 방법이 소개되고 있다. 각각의 방법에는 장단점이 있으나 지문 인식은 장치의 가격이 비교적 저렴하고 패턴을 추출하기에 편리한 장점을 가지고 있다.

인구의 증가에 따라 검색해야 할 지문의 양이 많아지며 이에 따른 지문검색에서 검색속도가 문제가 될 수 있다. 또한 지문 데이터베이스가 구축되어 있는 일반 사무실이 아닌 원격으로 데이터 베이스에 접근 및 검색을 필요로 하는 현장에서 지문데이터를 검색할 경우, 빠른 시간 내에 데이터를 검색하는 것이 중요하다. 특히 경찰과 같이 범죄예방에 사용할 때는 on-line으로 접근하여 빠른 지문 데이터의 접근이 업무 효율에 큰 도움을 줄 수 있으며, 그 밖의 관공서나 기업에서도 다른 목적에 의한 지문 데이터베이스를 구축할 경우 위와 같은 분류시스템이 업무시간 단축에 큰 도움이 될 것이다.

지문은 사람의 시각적인 관점에 따라 보통 6가지로 분류되는데[1][7], 지문의 위아래 중심점(upper · lower core)과 삼각주(delta)를 정의하여 이들의 상관관계로부터 지문에 존재하는 삼각주의 존재와 위치에 따라 그림1처럼 패턴을 분류하게 된다.

Arch란 삼각주(delta)가 존재하지 않는 형태이며 Tented Arch는 삼각주가 중심점과 같은 선상에 있는 것을 말한다. Left Loop는 중심점이 삼각주의 왼쪽에 놓이고 Right Loop는 중심점이 삼각주의 오른쪽에 놓인 형태이다. Whorl은 삼각주가 2개인 형태로 중심점의 좌우측에 놓이고 Twin Loop는 중심점이 2개이며 삼각주가 2개인 형태이다.

지문 패턴을 분류하기 위한 방법으로 Hexagonal 고속 퓨리에 변환[2], 구조적인 접근 방법[5], 지문의 방향성에 의한 패턴 분류 방법[7]등 여러 가지가 소개되고 있다. 이러한 방법들에서 공통된 특징은 지문 채취시 양질의 지문 영상을 확보해야 하는데 종이와 잉크 등의 여전에 따라 신뢰도가 바뀌게 된다.

본 논문에서는 잡음이 포함될 수밖에 없는 영상을 패턴 분류하기 위하여 전처리 과정을 수행하고 퓨리에 변환에서 영상 전체를 계산하기보다는 계산량을 줄이기 위하여 부분 블록을 이용한다.

* 강원대학교 제어계측공학과 교수

** 강원대학교 대학원 제어계측공학과 석사과정

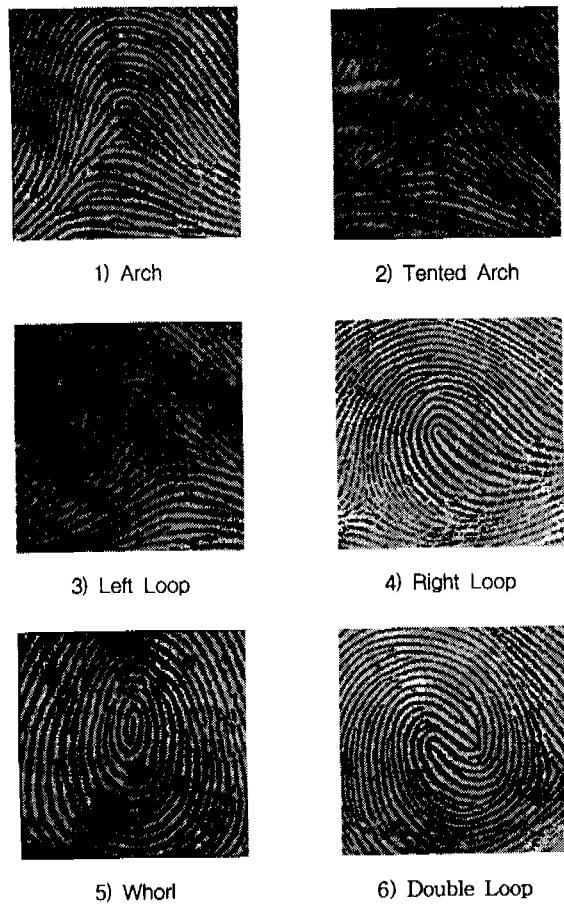


그림1. 지문의 형태에 따른 분류

2. 전처리(Preprocessing) 과정

2.1 전처리의 목적

Hexagonal 고속 퓨리에 변환[2], 구조적인 접근 방법[5], 지문의 방향성에 의한 패턴 분류 방법[7] 등에서는 256레벨의 영상을 패턴 분류에 사용하므로 입력 영상에서 잡음을 제거한 후 적용하게 되지만 본 논문에서는 이진 영상을 사용하므로 이진 영상으로의 변환을 고려해야 한다. 256레벨의 흑백영상을 이진 영상(binary image)으로 변환할 때 가장 좋은 이진 영상을 만들기 위하여 단순히 히스토그램만을 분석하여

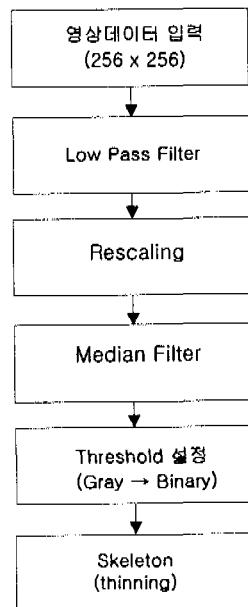


그림3. 전처리 순서도

이진 영상으로 변환한다면 다음과 같은 문제로 원하는 영상을 얻기 힘들다.

첫째, 지문을 채취할 때 발생하기 쉬운 잡음에 의한 영향으로 지문의 선이 겹치게 된다.

둘째, 잉크에 의한 지문 채취는 놀려지는 압력에 의해 256레벨의 분포가 다르게 나타나게 되어 이진 영상으로 변환할 때 부분적으로 선이 사라진다.

셋째, 지문의 세선화 과정에서 한 개의 잡음으로 인한 지문의 정보 손실은 한 개의 라인으로 표현되어야 할 선들이 그림2와 같이 두 개 이상으로 표현되어 문제시된다.

2.2 영상의 잡음제거와 레벨 재조정

저대역 통과 필터(LPF)는 Gaussian 필터를 사용하며 입력된 영상의 모든 부분에 걸쳐 잡음을 제거한다. 그림4에서 저대역 통과 필터는 전체적으로 영상의 급격한 변화를 완화시키는 역할을 한다. 그러므로 검은색 선과 흰색선의 사이에 들어가 있는 잡음을 어느 정도 제거할 수 있다.

지문은 채취시 주변의 환경과 채취하는 사람의 손 가락 특성, 잉크가 놀려지는 압력의 차이에 따라 다르게 나타나게 된다. 채취시 손가락의 힘이 영상 전체적으로 골고루 분포되지 않기 때문에 부분별로 밝기가 달라진다. 이러한 현상으로 지문은 다음에 소개될 threshold를 통해 이진화하는 과정에서 선이 끊기거나 다른 선들과 이어지게 된다. 그러므로 이 문제를 해결하기 위해서는 전체적으로 영상의 레벨을 맞

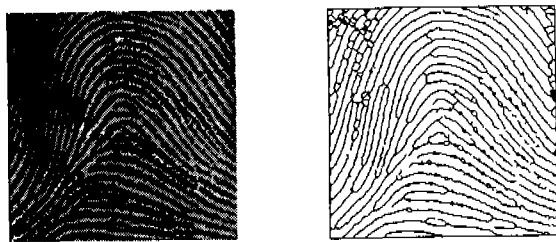


그림2. 전처리 과정이 생략된 변환

추어줘야 한다. 여기에서는 전체의 영상을 8×8 블록씩 나누어서 각각의 블록에 대해 히스토그램을 분석 한다. 얻어진 히스토그램의 최대값과 최소값을 구하고 그 값을 50에서 220사이에서 분포하도록 크기를 변환 한다.

이것을 식으로 표현하면 식(1)과 같다.

$$\frac{170}{(h_{\max} - h_{\min})} \times h_{8 \times 8} + 50 \quad (h : histogram) \quad (413)$$

Median 필터는 3×3 의 블록을 사용하여 이보다 큰 크기를 사용할 경우 지문 선의 범위를 벗어나게 되고 Median 필터의 기능이 떨어지게 된다. 즉 Median 필터는 블록의 9개의 값 중에서 가운데 값을 찾아 이것으로 대치하는 기능을 하는데 필터의 크기가 이보다 크면 지문의 선과 그 외의 값들이 블록 안에 함께 존재하게 되므로 잡음이 어느 것인지 분간하기 어렵다. 결국 이런 변환으로 인하여 그림5의 4)에서처럼 히스토그램은 지문의 두 색을 명확히 구별할 수 있게 된다.

이와 같은 방법으로 얻어진 히스토그램을 바탕으로 이진화된 흑백영상을 만든다. 그림6에 256레벨의 영상을 흑백영상으로 만드는 과정에서 기준레벨의 변화에 따른 영상의 변화를 보여준다.

기준레벨을 설정하기 위해서 히스토그램의 최대값과 최소값의 위치를 파악한다. 다음으로 두개의 위치값에서 중심값을 파악한 다음 그 값으로부터 20%이내에서 빈도수가 최소가 되는 위치를 찾아 이 값을 기준레벨로 삼는다.

3. 세선화(Thinning)

흑백 영상을 세선화하는 과정에는 몇가지 변환을

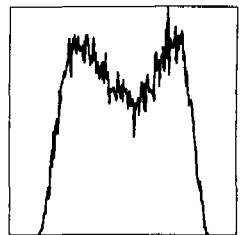
$$Gaussian Filter = \begin{bmatrix} \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \end{bmatrix}$$



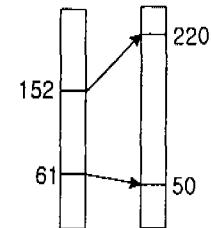
그림4. 필터계수와 필터링과 후의 영상



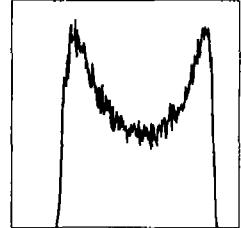
1) 입력영상



2) 1)의 히스토그램



3) 영상의 레벨조정



4) Rescale, Median
필터 후의 히스토그램

그림5. 레벨조정을 수행하기 전후의 영상의 히스토그램 변화

거쳐야한다. dilation이나 erosion등의 방법이 있는데 이것은 그 적용 당시의 영상 상태에 따라 적절히 적용되어야 한다. 특히 이 부분에서 지문의 선이 끊기거나 옆에 있는 선과 이어지는 경향이 나타나므로 선택에 주의를 기울여야 한다.

3.1 Hit-and-Miss 변환

세선화 변환을 하는 과정에서 가장 기본이라고 할 수 있는 것이 dilation과 erosion이다[3][6]. Dilation은 작은 구멍이나 요철등의 제거에 용이하며 전체적으로 외형이 부드러워지는 효과가 있다. 정의는 식(2)처럼 표현된다.

$$A \oplus B = \{t | B_t \cap A \neq \emptyset\} \quad (414)$$

Erosion은 영상의 일부분을 삭제하는데 사용되며 원하는 부분을 제거하는데 사용되기도 한다. 정의는 식(3)에 나타내었다.



1) Threshold = 130



2) Threshold = 150

그림6. Threshold의 변화에 따른 영상의 변화

$$A \ominus B = \{t | B_t \subset A\} \quad (415)$$

그림7과 8은 dilation과 erosion을 실행한 결과이다.

그림에서 검은색이 배경(Background)이고 흰색이 전경(Foreground)이 된다. 여기에서 기대할 수 있는 효과는 크기가 다른 원들이 전부 전경에 해당하므로 Dilation으로 작은 원들을 제거할 수는 없다. 따라서 Erosion을 반복 수행하면 작은 원들은 제거가 가능하다. 그림7과 8에서 왼쪽은 입력영상이고 가운데는 8-연결형의 구성요소이고 오른쪽은 변환된 영상이다.

Hit-and-Miss 방법은 dilation이나 erosion과는 달리 2개의 구성요소를 사용하게 된다. 표현식은 식(4)와 같다.

$$HMT(A, B) = (A \ominus B_{HIT}) \cap (A^c \ominus B_{MISS}) \quad (416)$$

구성요소는 $B = \{B_{HIT}, B_{MISS}\}$ 이고, $\{B_{HIT} \cap B_{MISS}\}$ 는 공집합이다. 또한 연산방법은 구성요소와 같은 모양을 하고 있는 입력영상의 모양을 찾아내는 것이다.

그림9에서 구성요소를 보면 검은색은 MISS에 해당하는 구성요소이고 흰색은 HIT에 해당하는 구성요소가 된다. 나머지 부분은 사용되지 않는다.

3.2 세선화(Thinning)와 지문의 골격(Skeleton)

세선화(Thinning)는 Hit-and-Miss의 구성요소에 의해 변환되며 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$A \otimes B = A - HMT(A, B) \quad (5)$$

세선화 변환의 가장 중요한 의미는 전처리 과정의



그림7. Erosion

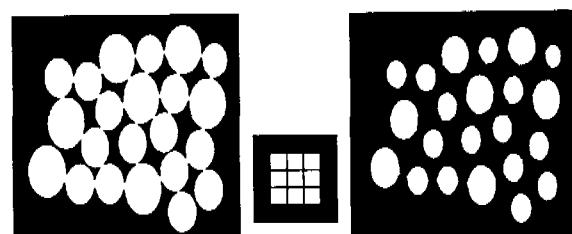


그림8. Erosion

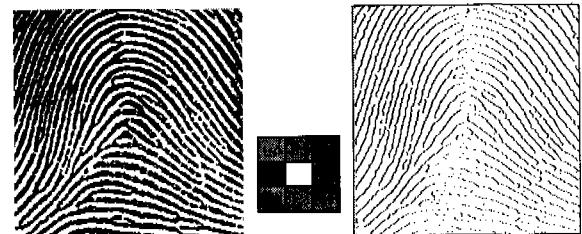


그림9. Hit-and-Miss

결과인 지문의 골격을 찾는데 응용이 된다는 것이다. 식(5)를 살펴보면 원 영상에서 Hit-and-Miss로 얻어진 영상을 제거하게 되는데 Hit-and-Miss의 영상은 지문의 외형을 나타낸다. 그러므로 원 영상에서 지문의 선을 바깥에서 하나씩 제거해 나가므로 결국 지문의 선은 얇아지게 된다. 그림10에서 $B_1 \sim B_{12}$ 의 구성요소를 다르게 하여 반복적으로 여러 번 수행한다면 지문의 모든 선들은 하나의 선으로 표현된다.

식(6)에 이를 표현하였고 그림10에 12개의 구성요소를 나타내었다.

$$A^{i+1} = [\{(A^i \otimes B_1) \otimes B_2\} \otimes \dots \otimes B_{12}] \quad (6)$$

식(6)에서 사용되는 구성요소(B_N)는 8-연결형인 그림10을 사용하게 된다. 그림11 오른쪽에 나타난 지문의 선은 가지형태의 모양이 나타난다. 즉 4-연결형인 경우에는 대각선방향으로 연결성을 고려를 하지 않으므로 선이 전체적으로 매끄럽지 못하다.

4. 패턴 분류 방법

여기에서는 위에서 언급한 영상 전처리 과정을 이용하여 패턴을 분류하기 위한 알고리즘에서 필요한 특징을 추출하도록 한다. 본 논문에서는 퓨리에 변환을 사용하였다. 지문의 중심을 찾기 위해 지금까지의 전처리 과정으로 얻어진 영상이 사용되며, 퓨리에 변환시 사용되는 지문 영상은 이진화된 영상을 적용한다.

4.1 지문의 중심점 찾기

첫 번째로 지문 영상의 중심점을 찾는 방법은 지문의 골격을 나타낸 영상에서 가로, 세로 방향으로 지문 선의 발생 빈도 수를 측정한다. 대부분의 지문을 비교해 보면 중심점에서 빈도수가 제일 높게 나타난다. 설사 빈도수가 제일 높은 위치가 정확한 중심점이 아니더라도 중심에서 크게 벗어나지 않기 때문에 분류의 결과를 바꾸지 못한다.

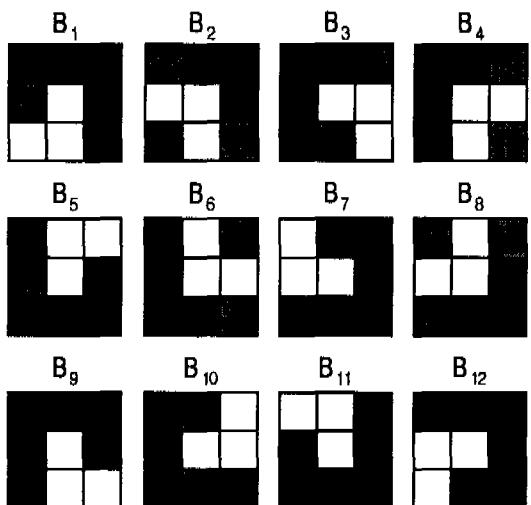


그림 10. 8-연결형 세선화 변환에 사용되는 구성요소

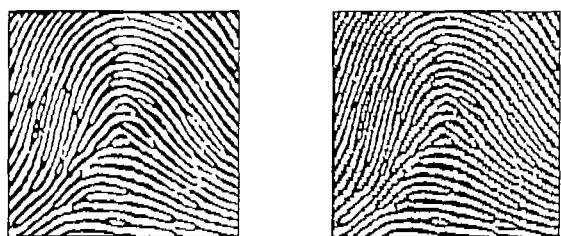


그림 11. 8-연결형과 4-연결형의 세선화 비교

지문의 빈도수를 측정할 때 발생되는 문제는 가로나 세로 방향의 한 방향에서 최대 빈도수가 2개 이상 발생될 수 있다는 것이다. 이런 경우에는 다음과 같은 순서로 중심점을 찾는다. 먼저 한 방향에서만 2개의 최대 빈도수가 발생한 경우에는 나머지 한 방향에서의 위치와 가까운 위치를 설정한다. 두 번째로 양방향에 대하여 2개 이상의 최대 빈도수가 발생한 경우에는 최대 빈도수의 위치가 영상 중심에 가장 가까운 위치를 설정한다. 이렇게 얻어진 위치로 그림12에서와 같이 중심점을 찾게 된다.

4.2 지문 형태에 따른 주파수 특성

지문의 형태에 따라 이차원의 퓨리에 변환시 그 특성이 다르게 나타난다[2]. 그림13은 지문의 형태에 따른 지문 전체 크기에 대한 퓨리에 변환시 주파수 특성을 나타낸다. 또한 Right Loop와 Tented Arch의 주파수 특성은 Whorl형과 Arch형의 주파수 특성과 비슷하게 나타난다. 그러므로 지문 전체의 영상을 퓨리에 변환하는 방법으로 지문의 패턴을 분류하는 것은 어려운 일이다. 그리고 전체 영상에 대해 비교 분석한다면 데이터의 양이 너무 많기 때문에 처리

속도가 저하된다. 또한 double loop형과 whorl형의 주파수 특성이 비슷하게 나타나게 되어 패턴을 분류하기란 난해한 문제가 아닐 수 없다.

4.3 부분 블록(sub block)에 의한 주파수 특성

위에서 설명한 것과 같이 지문 전체에 대한 퓨리에 변환으로 패턴을 분류하기는 어려운 점이 많다. 여기에서는 중심에서부터 40×40 블록과 80×80 블록을 설정한 뒤에 퓨리에 변환에 의한 주파수 특성을 비교 분석한다. 단 80×80 블록의 경우는 퓨리에 변환시 40×40 에서의 주파수 특성이 포함되지 않도록 이 부분을 제외한 상태에서 주파수 특성을 확인한다. 40×40 블록에서도 그 지문 중심의 방향성에 대한 특성을 알 수 있지만 패턴을 분류하기에는 그 정보가 부족하다. 즉 그 블록 안에서 타원형 whorl의 중심형태와 Loop 형의 중심형태가 같게 나타나므로 이 부분만으로는 패턴을 분류할 수 없고 한편으로 이러한 정보가 지문 패턴의 분류에서 잘못 판단되는

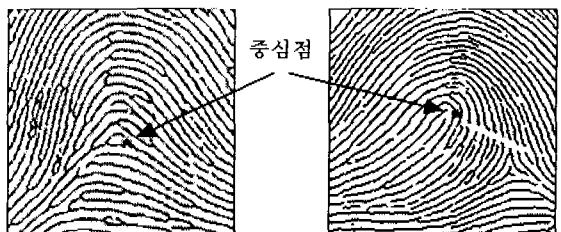


그림 12. 지문의 중심점 표시



1) Arch형의 주파수 특성

2) Left Loop형의 주파수 특성



3) Whorl형의 주파수 특성

4) Double Loop형의 주파수 특성

그림 13. 지문의 형태에 따른 주파수 특성

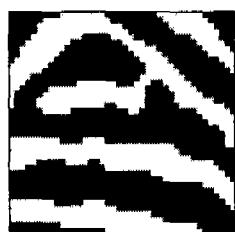
원인이 되기도 한다. 따라서 그림14 2)의 주파수 특성에 의한 분류를 한 후에 같은 패턴에서 다시 한번 재분류를 할 때에 그림14 1)의 주파수 특성을 이용하여 세분류를 하게 된다.

그림15는 그림1의 지문에 대해 부분 블록을 퓨리에 변환을 실행한 것이다. 중심으로부터 두 개의 부분 블록을 취하였을 때 나타나는 특성을 보면 40×40 에서는 지문 중심에서의 방향성을 알 수 있다. 80×80 패턴을 보면 중심에 대한 특성을 제거해 주었으므로 중심을 제외한 외곽의 지문 선에 대한 특성을 찾을 수 있다. 외곽의 형태에 따라 나타나는 특성은 지문의 형태에 따라 다르게 나타나므로 그림15의 80×80 블록을 사용하여 지문 패턴을 분류하게 된다.

5. 실험(Simulation) 및 결과

실험에 사용된 지문은 잉크에 의한 채취 방법을 사용하였고 스캐너를 사용하여 지문의 영상을 565%로 확대하여 256×256 의 영상을 그림16의 1)과 같이 얻었다.

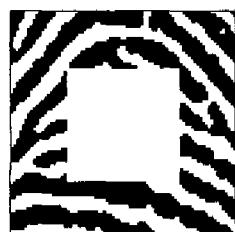
그림16의 2)는 입력영상의 히스토그램이며 3)은 입력영상의 256레벨을 다시 조정한 영상이다. 1)의 영상에서 우측 상단과 같이 지문 채취시 손가락의 눌려지는 압력이 다르게 나타나므로 레벨을 조정하여 질게 나타난 선 등이 사라지게 한다. 그 결과 4)에서와 같이 지문의 선과 배경에 히스토그램의 빈도가 높게 나타난다. 그러므로 이진 흑백영상(그림16 5))으로 변환시 적절한 threshold의 값을 결정할 수 있



1) 지문의 40×40 블록과 주파수 특성



1) 지문의 40×40 블록과 주파수 특성



2) 지문의 80×80 에서 40×40 제거후 주파수 특성

그림14. Arch형의 부분 블록에 의한 주파수 특성

다. 이렇게 얻어진 흑백영상으로 지문의 선들을 6)과 같이 모두 하나의 라인으로 표현할 수 있게 된다.

전처리 과정으로 얻어진 6)의 영상으로 가로, 세로 방향에 대하여 지문 선의 빈도를 측정하여 중심을 찾는다. 흑백영상의 중심에서부터 부분 블록을 40×40 과 80×80 으로 각각 설정하여 부분 블록을 퓨리에 변환을 한다. 이때 그림14와 같이 80×80 크기의 블록에는 중심에 대한 특성이 나타나지 않도록 제거한다.

퓨리에 변환으로 얻어진 주파수 특성을 사용하여 표준 패턴과의 비교로 패턴을 분류하게 된다. 여기서 표준 패턴은 같은 형태의 지문 여러 개에 대해 그림 14의 과정까지 처리한 결과를 평균하여 만든다. 이러한 방법으로 작성된 표준 패턴이 그림17이다. 그러나 그림17에는 Tented Arch형이 생략되었는데 동양인의 지문에는 Tented Arch형의 지문이 거의 존재하지 않는 관계로 채취가 어렵고 또한 Arch형도 거의 존재하지 않지만 본 논문에서는 인터넷에서 수집된 영상으로 표준 패턴을 작성하였다.

입력 영상의 주파수 특성을 표준 패턴의 주파수 특성과 비교할 때 주파수의 최대값 크기를 맞추어 준다. 영상을 퓨리에 변환하면 최대값의 크기가 모두 다르므로 이 부분을 조절하지 않으면 전부 오차로 남게 된다. 그러므로 이 부분을 0~255의 값으로 분포되도록 조절한다. 그림18은 이와 같은 과정을 처리한 후에 MSE를 확인한 결과이다. 그림18 2)에서와 같이 Double Loop형의 경우 표준 패턴의 주파수 특성과 Double Loop형의 부분블록 주파수 특성을 가지고 MSE를 계산한 결과가 표현되었고 Double Loop형에서 MSE가 최소가 되는 것을 발견할 수 있다.

6. 결론

지금까지 부분 블록을 이용한 고속 퓨리에 변환을 적용하였다. 또한 중심점을 찾기 위하여 지문 채취시 발생하는 많은 잡음 요소들의 형태를 파악하여 전처리 과정을 통해 이를 제거하였으며 부분 블록을 이용함으로서 계산에 사용하는 데이터의 양을 줄여 패턴을 분류하는 시간을 줄였다.

현재 표준 패턴을 5가지로만 표현하였으나 동양인의 경우 Whorl의 형태는 많은 비율을 차지한다. 그러므로 이 부분에 대해서 좀 더 세분화하기 위해 부분 블록을 설정할 때 40×40 블록의 주파수 특성으로 Whorl의 패턴을 세분화할 수 있을 것이다. 따라서 저 장되어 있는 지문의 양이 수천, 수만 명일 경우 지문을 인식하기 위해서는 패턴에 따른 분류를 가능한

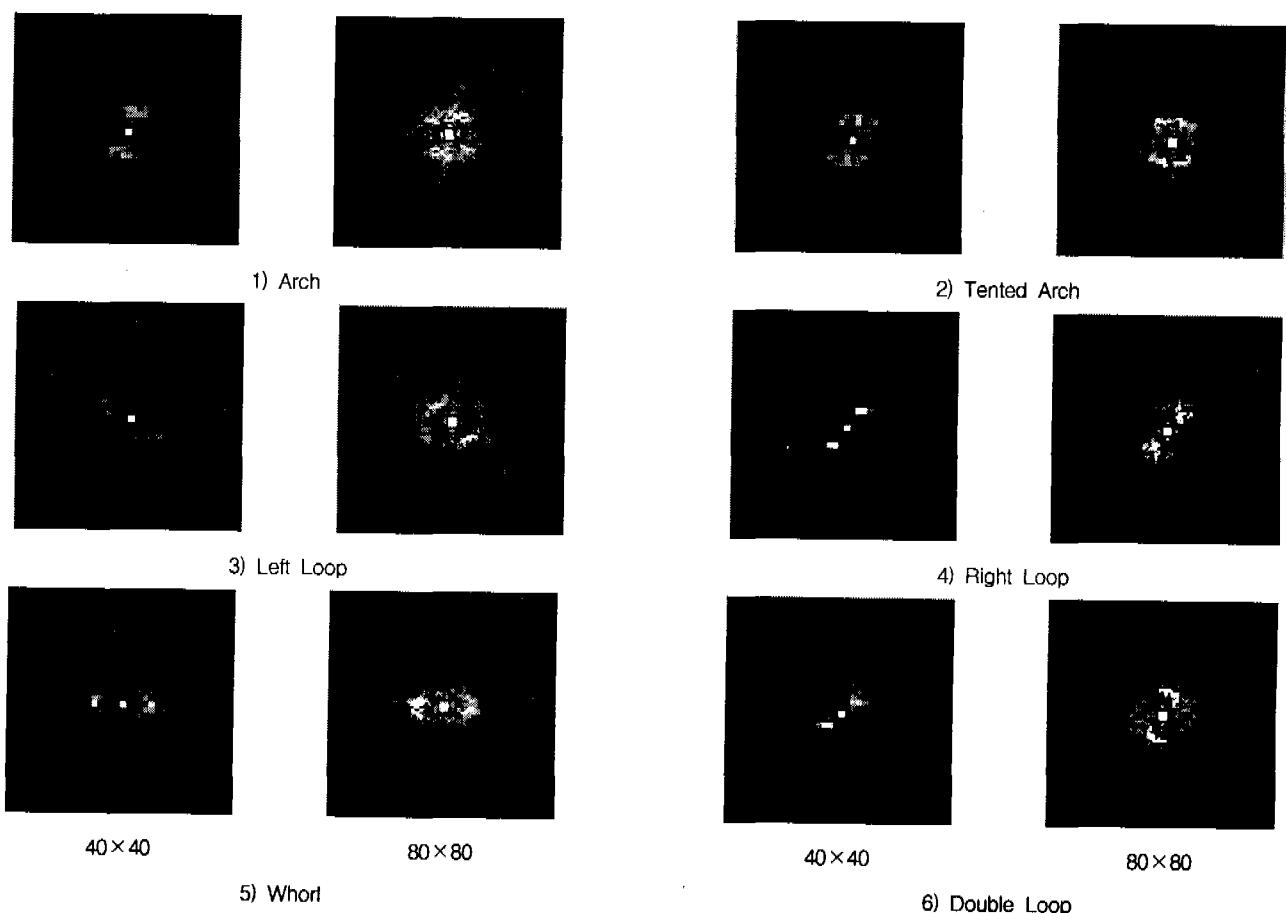


그림15. 지문의 불록 크기에 따른 주파수 특성

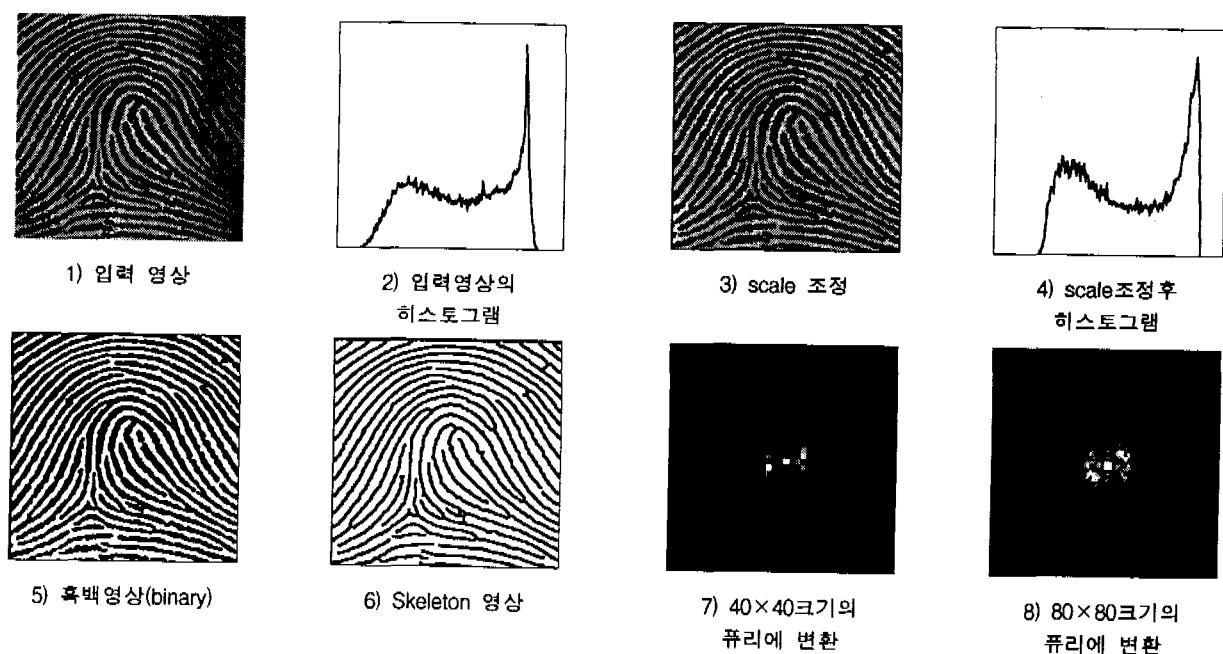


그림16. 실험 결과

한 많이 세분화를 하여야 지문 인식의 시간과 처리되는 데이터의 양을 줄일 수 있다.

실험에 사용된 지문은 총 59개를 사용하였으며 Arch형으로 4개, Double Loop형이 6개, Left Loop형이 16개, Right Loop형이 12개, Whorl형이 21개가 사용되었다. 패턴이 분류되지 못한 지문은 9개로 15.24%의 잘못된 패턴 분류가 나올 수 있는데 이중에서도 패턴을 잘못 분류할 경우는 4개이며 원인은 변형된 패턴들이므로 특성이 다른 패턴들과도 유사성이 많기 때문이며 5개의 지문은 패턴의 MSE 차이가 없는 관계로 분류되지 못하는 지문이었다.

그러나 퓨리에 변환을 사용하였을 경우 지문은 수시로 회전될 수 있다는 점을 고려해야 한다. 퓨리에 변환으로는 회전된 지문이 다른 형태로 잘못 분류될 수 있으므로 회전에 대한 연구가 필요할 것으로 생각된다.

참고 문헌

- [1] A. Lumini, D. Maio, D. Maltoni, "Continuous versus Exclusive Classification for Fingerprint Retrieval", *Pattern Recognition Letters*, Vol 18 No 10, pp 1027-1034, 1997

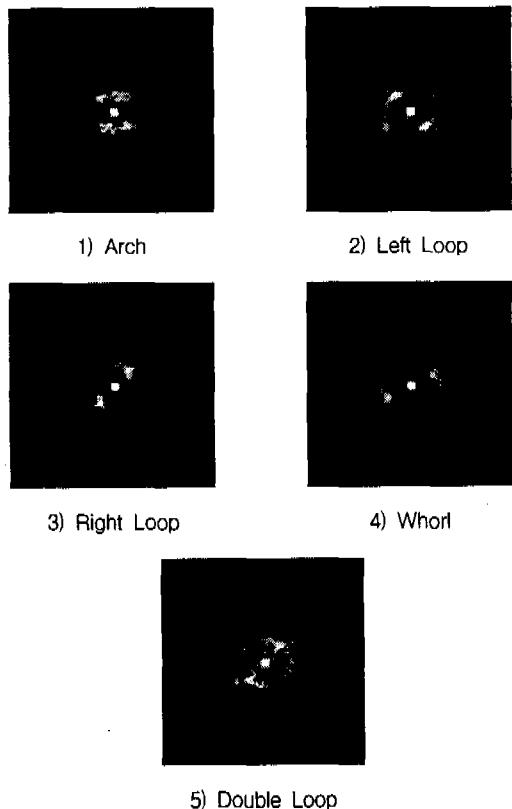
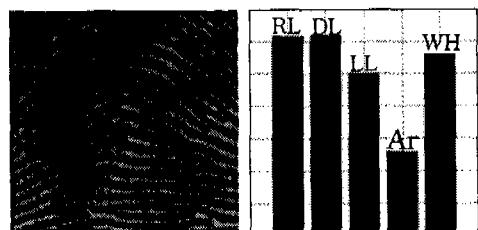
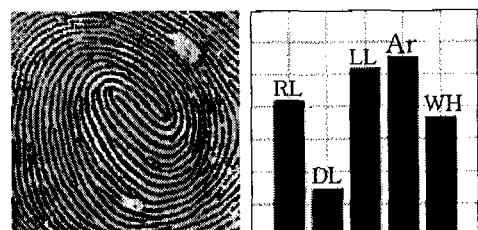


그림17. 표준 패턴의 주파수 특성

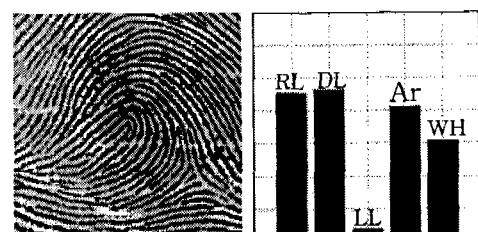
- [2] A. P. Fitz and R. J. Green, "Fingerprint Classification Using a Hexagonal Fast Fourier Transform", *Pattern Recognition*, Vol 29 No 10, pp 1587-1597, 1996
- [3] Anil K. Jain, *Fundamentals Of Digital Image Processing*, Prentice-Hall International, 1989
- [4] Carlotta Domeniconi, Sibel Tari, Ping Liang, "Direct Gray Scale Ridge Reconstruction in Fingerprint Images", *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* Vol 5, pp 2941-2944, 1998
- [5] Dario Maio and Davide Maltoni, "A Structural Approach to Fingerprint Classification", *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition* Vol 3, pp 578-585, 1996
- [6] Ferdinand van der Heijden, *Image Based Measurement Systems*, John Wiley & Sons Ltd, 1994
- [7] Kalle Karu and Anil K. Jain, "Fingerprint Classification", *Pattern Recognition*. Vol 29 No 3, pp 389-404, 1996



1) Arch형과 표준패턴과의 MSE



2) Double Loop형과 표준패턴과의 MSE



3) Left Loop형과 표준패턴과의 MSE

그림18. 입력영상에 따른 MSE 비교