

논문 2008-45CI-5-22

지문 인식을 위한 효율적인 1:N 매칭 방법

(Efficient 1:N Matching Scheme for Fingerprint Identification)

정 순 원*

(Soon Won Jung)

요 약

본 논문에서는 지문 인식에 있어서 매칭 시간을 줄일 수 있는 효율적인 매칭 방법을 제안한다. 통상 지문의 특징점을 이용하여 지문 매칭을 수행하는 경우, 특징점간의 기하학적 유사성을 분석하여 두 지문의 매칭 점수를 계산한다. 이러한 기하학적 유사도를 계산하기 위해서는, 하나의 지문 데이터를 기준으로 다른 하나의 지문 데이터를 미리 정렬하는 과정이 필요하며, 정렬 결과에 따라 두 지문의 유사도가 달라지므로 통상의 지문 매칭에 있어서는 양방향 매칭을 통하여 최종 매칭 점수를 구한다. 양방향 매칭의 경우 단방향 매칭에 비하여 매칭 신뢰도는 높아지나 매칭에 걸리는 시간이 단방향 매칭에 비해 두 배로 걸린다. 이 문제를 해결하기 위하여, 본 논문에서는 대규모 지문 데이터 베이스에 대한 양방향 매칭 점수의 분포를 구하고, 이를 기초로 효율적인 1:N 지문 매칭방법을 제안하였다. 실험 결과는 이러한 방법이 유용함을 보여준다.

Abstract

This paper proposes an efficient 1:N matching scheme for fingerprint identification. Usually, in the minutiae-based matching scheme, fingerprint matching score could be calculated by analyzing geometrical similarity between minutiae from two fingerprints. To calculate the geometrical similarity between them, it is necessary to previously align a fingerprint data with the other one. The final matching score is obtained by bidirectional matching in the common fingerprint matching scheme, because the similarity between two fingerprints varies with the result of alignments. The reliability of matching score by the bidirectional matching is better than by the unidirectional matching, but, it takes two times comparing with unidirectional matching. To solve the problem, this paper proposes an efficient 1:N fingerprint matching scheme based on the distribution of bidirectional matching scores for the large fingerprints database. The experimental result shows the usefulness of the proposed scheme.

Keywords: fingerprint, identification, unidirectional matching, bidirectional matching

I. 서 론

지문 인식은 생체인식의 여러 분야 가운데서도 가장 오랫동안 성공적인 생체인식의 수단으로 받아들여져 온 분야이다. 지문은 땀샘이 융기하여 일정한 흐름을 형성한 것으로, 태어날 때의 모습 그대로 평생 동안 변하지 않는다는 것이 일찍부터 증명되어 오래 전부터 범죄 수사용으로 이용되어 왔으며, 최근에는 정확한 개인인증을 필요로 하는 다양한 분야에 적용되고 있다^[1].

지문인식시스템은 일반적으로 지문 입력 장치와 인식 알고리즘으로 구성되며, 지문인식 알고리즘은 크게

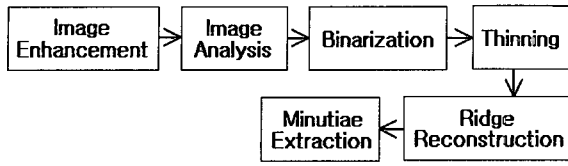
특징 데이터 추출과정과 매칭과정으로 나누어 진다. 통상 많이 사용되는 특징점(Minutiae) 기반의 지문인식 알고리즘의 특징 데이터 추출과정을 좀 더 상세히 살펴 보면, 입력된 지문에 대하여 영상의 전처리, 융선의 방향 검출, 영상의 이진화, 세션화 등의 처리과정을 거치게 되며, 이러한 과정을 통해 지문의 특징 데이터라 불리는 융선의 끝점, 분기점의 위치와 방향성분을 추출할 수 있다^[2~3].

이러한 특징 데이터는, 일반적으로 패턴인식에서 많이 사용되는 벡터 값과는 다른 형태의 데이터로서, 두 지문으로부터 추출된 특징 데이터의 매칭 여부를 판단하기 위해서는 특징점간의 기하학적 유사성을 분석하여 매칭 점수를 계산하며, 계산된 매칭 점수가 미리 정해진 임계값(Threshold Value)을 넘는 경우 두 지문이 매

* 정희원, (주) 닛트젠
(Nitgen Co., Ltd.)

접수일자: 2008년4월18일, 수정완료일: 2008년8월29일

Minutiae Extraction



Matching



그림 1. 지문의 특징점 추출과정과 매칭과정.
Fig. 1. Minutiae extraction and matching process.

칭된다고 판단한다^[4~5]. 동일한 지문 매칭 알고리즘에 대하여 임계값을 변화시키면 오인식률(FAR : False Acceptance Ratio) 및 오거부율(FRR : False Rejection Ratio)이 변화되며, 응용분야에 따라 사용자가 임계값을 설정하여 사용할 수 있도록 되어있다.

그림 1은 영상처리를 통한 특징점 추출과정과 매칭 과정을 간략하게 보여준다.

벡터 기반의 특징 데이터(Features)를 사용하는 통계적 패턴인식에서는 통상 특징 데이터의 분포 특성 및 벡터간의 거리 값을 기초로 유사도를 계산한다. 따라서 미리 저장되어 있는 특징 데이터를 기준으로, 입력된 특징 데이터의 유사도를 구한 값과, 입력된 특징 데이터를 기준으로, 미리 저장되어 있는 특징 데이터의 유사도를 구한 값은 동일하게 구해진다.

그러나 특징점 기반의 지문인식 알고리즘의 경우에는, 앞에서 언급한대로 두 지문으로부터 추출한 특징점간의 기하학적 유사성을 분석하여 두 지문의 유사도를 계산하는데, 이러한 기하학적 유사성을 분석하기 위하여 하나의 지문 데이터를 기준으로 다른 하나의 지문 데이터를 기하학적으로 미리 정렬(Pre-alignment)하는 과정이 필요하며, 정렬 결과에 따라 두 지문의 유사도가 달라진다.^[6] 그림 1에서 특징점 분석(Minutiae Analysis)과정과 국부 유사도(Local Similarity) 분석과정이 유사도 계산을 위한 기하학적 정렬과정이라고 보면 된다. 이러한 기하학적 정렬과정 때문에, 벡터 기반의 유사도 측정 결과와는 다르게, 매칭하고자 하는 두 지문 데이터 중 어떤 것을 기준으로 정하느냐에 따라 정렬 결과가 달라질 수 있으며, 이에 따라 두 지문간에 계산되는 유사도 혹은 매칭 점수도 바뀌게 된다. 그림 2(a)는 등록지문, 그림 2(b)는 입력지문, 그림 2(c)는 등록지문에서 추출한 특징점들을 기준으로 입력지문에서 추출한 특징점들을 기하학적으로 정렬한 결과, 그림

2(d)는 입력지문에서 추출한 특징점들을 기준으로 등록지문에서 추출한 특징점들을 기하학적으로 정렬한 결과를 보여준다. [0, 9999] 범위의 매칭 점수로 계산한 결과를 보면 그림 2(c)의 경우 3623점, 그림 2(d)의 경우 4279점의 값으로 양방향 매칭 간에 약간의 차이를 보인다.

이러한 이유로, 실제 지문인식 시스템에서 두 지문간의 매칭 점수를 구하는 경우, 그림 2(c)의 정렬 결과로부터 구한 값과 그림 2(d)의 정렬 결과로부터 구한 값의 최대치 혹은 평균치를 두 지문간의 최종 매칭 점수로 사용하며, 알고리즘의 FRR, FAR을 결정하는 여러 단계의 임계값도 다양한 지문 데이터 베이스에 대한 양방향 매칭 결과에 따라 설정한다.

식(1) 및 식(2)는 일반적인 1:1 지문 인증(Verification) 단계에서, 두 지문간의 매칭 점수를 구하는 식을 보여준다. 식(1), (2)에서 MS는 매칭 점수(Matching Score), S_{ST} 는 등록되어 있는 지문 특징점(Template)들을 기준으로 입력지문(Sample)에서 추출한 특징점들을 기하학적으로 정렬하여 구한 매칭 점수를 나타내며, S_{TS} 는 그 반대의 경우에 대한 매칭 점수

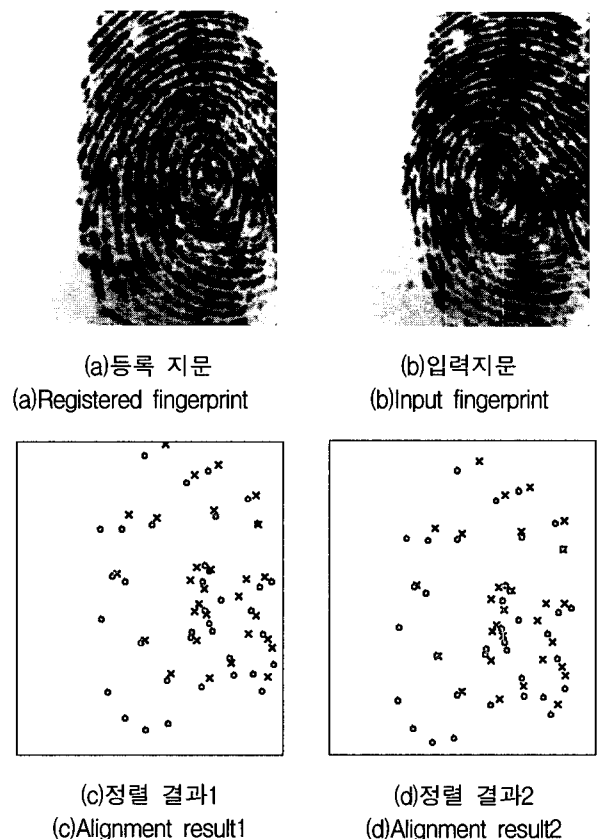


그림 2. 지문 쌍 및 매칭을 위한 정렬 결과
Fig. 2. Fingerprints pair and alignment results.

를 나타낸다. $Max()$ 는 두 입력 변수 중 큰 값을 출력하는 함수이고, $Average()$ 는 두 입력 변수의 산술 평균을 출력하는 함수이다. 이후 본 논문에서는 식(1)의 방법으로 매칭 점수를 구하는 것으로 가정한다.

$$MS = Max(S_{ST}, S_{TS}) \quad (1)$$

$$MS = Average(S_{ST}, S_{TS}) \quad (2)$$

위 방법에 의하면, 지문 인증을 위하여 하나의 입력 지문이미지와 하나의 등록 지문 특징데이터를 매칭하는데 필요한 시간은 식(3)과 같이 입력 지문이미지로부터 특징 데이터 추출을 위해 소요되는 시간과 양방향 매칭에 소요되는 시간의 합으로 표현된다. $T()$ 는 처리에 필요한 시간을 나타낸다. 식(1)의 최대값을 구하는데 걸리는 시간은 무시할 수 있으므로 표시하지 않았다.

$$T(\text{인증}) = T(\text{추출}) + T(\text{매칭}) * 2 \quad (3)$$

사용되는 알고리즘에 따라 소요되는 시간은 당연히 달라지겠지만 일반적으로 상용화되어 있는 알고리즘의 경우, Arm9 계열의 CPU를 사용하고, 200MHz 정도의 클럭 속도를 가지는 임베디드 시스템에서, $T(\text{추출})$ 는 500ms 내외, $T(\text{매칭})$ 는 10ms 내외의 시간이 소요된다. 이 경우 $T(\text{인증})$ 는 대략 520ms가 되며, 사용자는 지문 입력 후 1초 이내에 매칭 결과를 볼 수 있다. 이렇게 1:1 지문인증 시에는, 단방향 매칭에 비해 양방향 매칭에 두 배의 시간이 걸린다 하더라도 전체 인증시간에 큰 영향을 미치지 않는다.

한편, 지문 인식 시스템이 점차 널리 보급됨에 따라 사용자의 요구가 다양해지고 복잡해지고 있는데, 사용자의 중요한 요구 중 하나가 1:N 지문 인식(Identification)에 관련된 요구이다. 잘 알려져 있는 바와 같이, 1:1 지문 인증은 인증 받고자 하는 본인의 ID와 지문을 입력하면, 저장되어 있는 지문 특징 데이터 중 ID에 해당하는 지문 특징 데이터(Template)와 입력된 지문으로부터 추출한 특징 데이터를 매칭시키는 방법이고, 1:N 지문 인식은 지문만을 입력하여 전체 지문 특징 데이터 중 일치하는 지문이 있는지를 판별하는 방법이다. 지문인식 기술 초기에는 1:N 지문 인식을 수행함에 있어, 지문이 등록된 순서대로 매칭을 수행하는 순차적(Sequential) 방법을 사용하였으나 최근에는, 유사성이 높을 것으로 판단되는 지문 특징 데이터와 먼저 매칭하는 비순차적(Non-Sequential) 방법을 사용함으로써, 1:N 지문인식에 소요되는 평균 지문 검색시간을 줄

이는 다양한 기법이 사용되고 있다⁷⁻⁸⁾.

그러나 입력된 지문의 상태에 따라서 매칭 순서가 뒤로 밀릴 수 있고, 최악의 경우에는 전체 지문 특징 데이터와 모두 매칭을 했음에도 불구하고 매칭 실패의 결과를 얻을 수도 있다. 이런 경우, 저장된 지문 특징 데이터의 개수가 작을 경우에는 문제가 되지 않으나 클 경우에는 사용자가 최종 매칭 실패 메시지를 받고 다시 지문을 입력하기까지 많은 시간을 기다려야 한다. 위에서 예를 든 시스템의 경우에, 사용자가 1,000명이라고 가정하면, 사용자는 최악의 경우 20.5초 후에 매칭 실패 메시지를 받게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 상용 지문인식 출입통제기 등의 경우에는 사용자가 'Time Out' 시간을 설정할 수 있도록 하여 정해진 'Time Out' 시간 내에 1:N 매칭이 실패할 경우, 매칭 실패 메시지를 내보낸 후 사용자로 하여금 다시 지문을 입력할 수 있도록 하고 있다. 예를 들어 'Time Out' 시간을 2초로 설정했을 경우, 특징 데이터 추출에 필요한 500ms의 시간을 빼면 1.5초의 최대 매칭 시간이 주어지며, 이 시간 동안 최대 75번의 양방향 매칭을 수행할 수 있다.

만일, 양방향 매칭이 아닌 단방향 매칭을 수행한다면 동일 시간 내에 양방향 매칭의 두배인 약 150회의 매칭을 수행하는 장점이 있으나, 매칭 점수의 신뢰성이 줄어들고, 식(1)로부터 예상할 수 있듯이 매칭 점수가 전체적으로 감소하여 FRR이 커지고 FAR이 줄어드는 결과를 얻는다. 이에 따라, 양방향 매칭을 가정하고 설정한 임계값을 단방향 매칭에 맞추어 재설정해야 하는 문제가 있다.

이에 본 논문에서는 대규모 지문 데이터 베이스에 대한 양방향 매칭 점수의 분포를 구하고, 이를 기초로 단방향, 양방향 매칭의 장점을 모두 가지는 효율적인 1:N 매칭 방법을 제안하였으며, 실험을 통하여 이러한 방법이 유용함을 보이고자 한다.

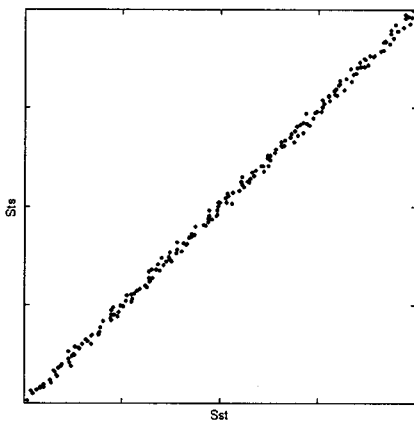
II. 지문 인식을 위한 효율적인 1:N 매칭 방법

식(1)에서, 만일 등록되어 있는 지문 특징점을 기준으로 입력지문에서 추출한 특징점들을 기하학적으로 정렬하여 구한 매칭결과 값인 S_{ST} 와 그 반대의 경우인 S_{TS} 값 사이에 차이가 거의 없다면 양방향 매칭이 큰 의미가 없고 단방향 매칭 결과 값만으로 매칭여부를 판단할 수 있을 것이다. 반대로, 차이가 크다면 단방향 매

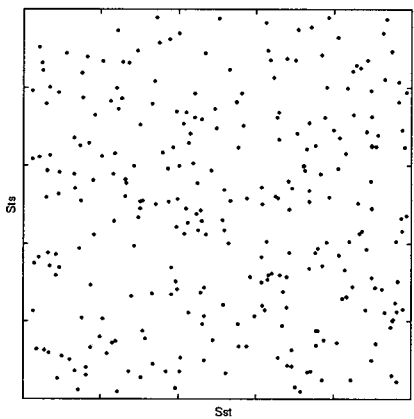
칭 결과 값만 가지고는 매칭여부를 판단할 수 없을 것이다. 그러나 양방향 매칭 값의 차이는 양방향 매칭을 수행해 보아야만 구할 수 있으므로, 이러한 사실만으로는 기존의 양방향 매칭 방법과 차별되는 방법을 찾기 어렵다.

그러나 많은 지문 매칭 쌍에 대하여 양방향 매칭 점수 차이의 분포를 구하고, 이 분포 정보와 더불어 매칭에 사용되는 임계값 정보를 이용하면 아주 효율적인 1:N 매칭 방법을 고안할 수 있고, 이를 통해 단위시간 내에 훨씬 더 많은 매칭을 수행할 수 있다.

여러 개의 지문 매칭 쌍에 대한 양방향 매칭 점수를 2차원 공간상에 표시하는 것을 생각해보자. x 축은 S_{ST} 값을 나타내고 y 축은 S_{TS} 값을 나타낸다고 할 경우, 만일 S_{ST} 값과 S_{TS} 값이 거의 같다면, 그림 3(a)와 같



(a) 분포의 예1
(a) Example1 of distribution



(b) 분포의 예2
(b) Example2 of distribution

그림 3. 양방향 매칭 점수 분포의 예
Fig. 3. Examples of bidirectional matching score distribution.

이 원점을 지나면서 기울기가 '1'인 $y=x$ 인 직선 위에 대부분 분포할 것이다. 반면에 S_{ST} 값과 S_{TS} 값의 차이가 크다면 그림 3(b)와 같이 특정 패턴을 보여주지 못하고 랜덤한 분포를 보일 것이다. 실제 지문 매칭 점수 분포에 대해 생각해 보면, 동일 지문 쌍에 대한 매칭이므로 양방향 매칭에 의한 차이가 있더라도 그 크기가 아주 크지는 않을 것이라는 것을 가정할 수 있으며, 그 분포는 $y=x$ 인 직선을 중심으로 데이터가 분산된 형태를 가질 것이라고 예상할 수 있다.

그림 4는 실제 5247개의 지문 매칭 쌍에 대한 양방향 매칭 점수 분포를 보여주며, 예상한 분포특성을 나타낼 수 있다. 실험에 사용된 지문 데이터는 광학센서로 취득한 것으로, 품질별로 다양한 지문을 취득하여 실제 지문의 특성을 잘 표현할 수 있도록 하였다.

설명의 편의를 위해 실제 분포특성과 유사한 가상의 매칭 점수 분포 그래프를 통하여, 본 논문에서 제안하고자 하는 1:N 매칭 방법을 설명하고자 한다. 그림 5는 실제 분포특성과 유사한 양방향 매칭 점수 분포 그래프를 나타낸다.

매칭 성공을 판단하는 기준이 되는 임계치를 기준으로, 분포 그래프는 4개의 영역으로 분할될 수 있다.

A-영역에 존재하는 매칭쌍은 양방향 매칭 모두 임계치를 넘는 매칭 점수를 가지므로 단방향 매칭만 수행하더라도 인증에 성공하는 매칭쌍이며, B-영역에 존재하는 매칭쌍은 S_{ST} 값은 임계치를 넘으나 S_{TS} 값은 임계치 이하의 값을 가지는 매칭쌍으로서, 만일 S_{TS} 값만으로도 매칭 결과를 판단하면 매칭 에러가 날 것이다. 반

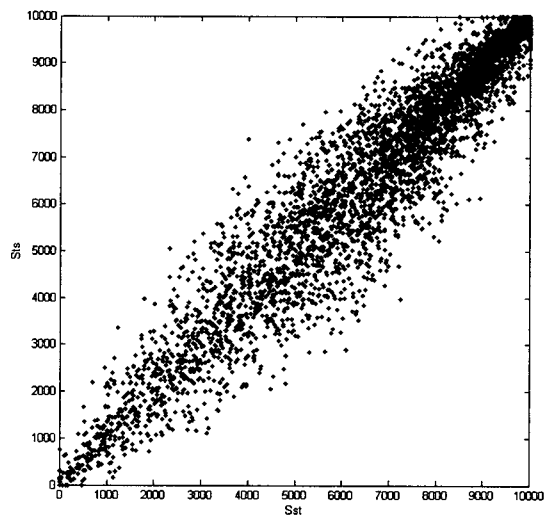


그림 4. 실제 지문에 대한 양방향 매칭 점수 분포의 예
Fig. 4. Bidirectional matching score distribution for real fingerprints.

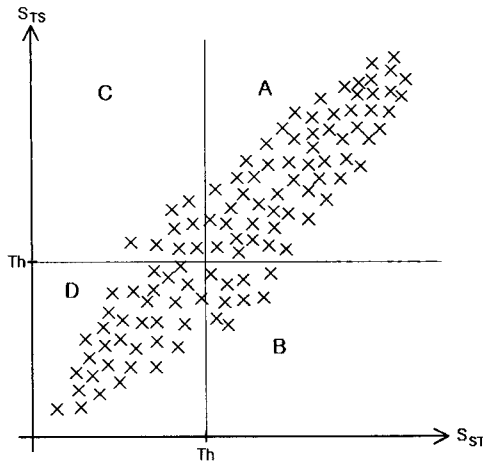


그림 5. 실제 분포 특성과 유사한 양방향 매칭 점수 분포의 예
 Fig. 5. Example of bidirectional matching score distribution similar with real distribution characteristic.

면에 C-영역에 존재하는 매칭쌍은 S_{TS} 값은 임계치를 넘으나 S_{ST} 값은 임계치 이하의 값을 가지는 매칭쌍으로서, 만일 S_{ST} 값만으로 매칭 결과를 판단하면 매칭 에러가 날 것이다. 마지막으로 D-영역은 양방향 매칭을 수행하더라도 매칭 에러가 발생하는 영역이다. 만일 1:N 매칭시간을 줄이기 위해 S_{ST} 값만으로 매칭 결과를 판단하는 것을 가정하면, A-영역과 B-영역에 존재하는 매칭쌍은 매칭 성공이 되나, C-영역에 존재하는 매칭쌍은 매칭 실패로 인해 FRR이 증가하는 현상이 나타날 것이다.

본 논문에서는 위와 같은 단방향 매칭의 문제점을 해결하기 위한 새로운 방법을 제시하고자 한다. 그림 6은 새로운 방법을 설명하기 위한 그래프이다. 새로운 방법에서는 그림 6에서처럼 기존의 임계치 Th 외에 Th' 를 추가로 고려한다. 그림 6을 기준으로 S_{ST} 값만으로 매칭 결과를 판단하는 것을 가정하면, A-영역과 B-영역에 존재하는 매칭쌍은 매칭 성공이 되나, C1, C2-영역에 존재하는 매칭쌍은 매칭 실패가 된다. 이 때 Th' 를 고려하여, S_{ST} 값이 Th 와 Th' 사이에 존재하는 경우에만 양방향 매칭을 한다고 가정하면 C2-영역에 존재하는 매칭쌍은 기존의 매칭 실패에서 매칭 성공으로 바뀌게 된다. 다만 이러한 새로운 임계치 Th' 를 고려할 경우 D2-영역의 매칭쌍도 양방향 매칭 대상에 해당되는데, 그림에서 보는 바와 같이 Th 와 Th' 사이에 있는 C2, D2-영역의 매칭쌍에 대해서만 양방향 매칭을 수행하게 되므로 전체적인 매칭시간 증가는 미미하면서 거

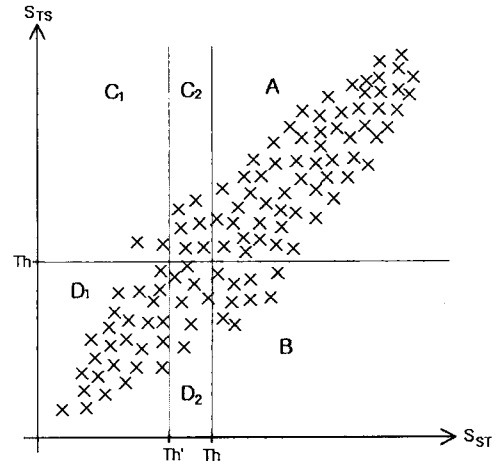


그림 6. 실제 분포 특성과 유사한 양방향 매칭 점수 분포의 예 및 영역 분할
 Fig. 6. Example of bidirectional matching score distribution similar with real distribution characteristic and partitioning of region.

의 양방향 매칭한 효과를 볼 수 있는 잇점이 생긴다. 그림 6에서 보는 바와 같이 Th 가 Th' 에 가까울수록 C2-영역이 감소하면서 매칭시간 증가는 적으나 매칭 실패율이 커지고, 반대로 C1-영역에 매칭쌍이 존재하지 않도록 Th' 를 작게 잡으면 매칭 실패율은 작아지나 매칭시간은 늘어난다. 그러나 Th' 를 최소값인 '0'으로 잡는다 하더라도 C, D-영역에 존재하는 매칭쌍에 대해서만 양방향 매칭을 수행하게 되므로, 기존 방법인 전체 매칭쌍에 대해 양방향 매칭을 수행하는 것보다는 큰 시간적 잇점을 얻을 수 있다.

적절한 Th' 의 결정은 매칭 알고리즘에 따르는 매칭 점수 분포 그래프로부터 정할 수 있다. 각 영역에 존재하는 매칭쌍의 개수를 $n()$ 이라 하고 전체 매칭쌍 개수를 $n(ABCD)$ 라 하면 총 매칭횟수 및 FRR은 다음과 같은 식으로 구할 수 있다. 또한 매칭쌍 하나당 평균 매칭횟수는 총 매칭횟수를 전체 매칭쌍 개수로 나누면 구할 수 있다.

$$\text{총매칭횟수} = n(ABCD) + n(C2) + n(D2) \quad (4)$$

$$\text{평균매칭횟수} = \text{총매칭횟수} / n(ABCD) \quad (5)$$

$$FRR = (n(C) + n(D) - n(C2)) / n(ABCD) \quad (6)$$

III. 실험

그림 7은 앞서 보여준 그림 4의 데이터에 대하여 Th

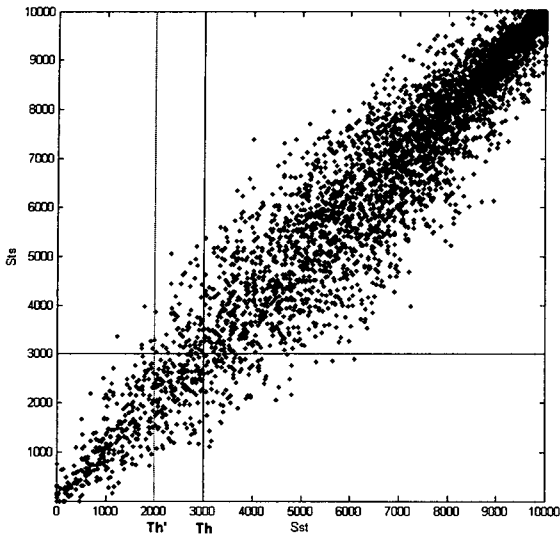


그림 7. 실제 지문에 대한 양방향 매칭 점수 분포 및 영역 분할

Fig. 7. Bidirectional matching score distribution for real fingerprints and partitioning of region.

표 1. 매칭쌍 분포, 평균 매칭 횟수 및 FRR
Table 1. Matching pair distribution.

	$n(A)$	$n(B)$	$n(C)$	$n(D)$
개수	4633	84	76	454

표 2. 평균 매칭 횟수 및 FRR
Table 2. Average number of matching and FRR.

	평균매칭횟수	FRR
양방향	2	8.65%
단방향	1	10.1%

=3,000, $Th'=2,000$ 인 경우의 예를 보여준다. 실제 지문 인식 시스템 사용시, 임계값의 설정은 매칭 알고리즘에 따라 큰 차이를 보일 수 있는데, 본 실험에서 사용한 매칭알고리즘의 경우 통상 임계값은 '1500~3000' 범위에서 응용분야에 따라 적절하게 변경하여 사용한다.

표 1은 그림 7에 대응하는 각 영역별 매칭쌍 분포를 나타낸다. 또한, 표 2는 이 데이터를 근거로 양방향, 단방향 매칭을 수행하였을 경우의 평균 매칭횟수 및 FRR을 보여준다.

표 3은 단방향 매칭에 있어서 Th' 를 가변시켰을 때, 그림 7에 대응하는 각 영역별 매칭쌍 분포, 매칭횟수 및 FRR을 나타낸다. 평균 매칭횟수 및 FRR은 식(4), (6)에 의해 구할 수 있다.

예상되는 바와 같이, Th' 가 Th 에 가까울수록 평균

표 3. Th' 가변에 따른 평균 매칭 횟수 및 FRR 변화

Table 3. Average number of matching and FRR for various Th'

Th'	$n(C1)$	$n(C2)$	$n(D1)$	$n(D2)$	평균 매칭횟수	FRR
2500	27	49	381	73	1.02	9.17%
2000	7	69	300	154	1.04	8.79%
1500	1	75	218	236	1.06	8.67%
0	0	76	0	454	1.10	8.65%

매칭 횟수는 적으나 FRR이 커지고, 반대로 Th' 를 '0'에 가깝게 잡으면 매칭 실패율은 작아지나 평균 매칭시간은 늘어난다. 그러나 Th' 를 최소값인 '0'으로 잡는다고 하더라도 전체 매칭쌍에 대해 양방향 매칭을 수행하는 것보다는 평균 매칭 횟수에서 큰 잇점을 얻을 수 있다. $Th'=1500$ 인 경우를 살펴보면, 평균 매칭 횟수가 '1.06' 회로서 단방향 매칭 시간에 6%의 매칭 시간만 더 소요하면, 거의 양방향 매칭 수준의 FRR을 보여주는 것을 알 수 있다. 이 데이터를 근거로, 앞 장에서 설명한 임베디드 시스템에 적용한 것을 가정해 보면, 1.5초의 시간에 양방향 매칭은 75회를 수행할 수 있는 반면, 제안되는 방법을 사용하고 $Th'=1500$ 인 경우 대략 140회의 매칭을 수행할 수 있다. $Th=2000$ 인 경우를 가정하고, 위의 프로세스를 반복할 경우 Th 의 절반 값인 $Th'=1000$ 으로 설정하여 유사한 결과를 얻을 수 있었다. Th 대비 Th' 의 설정은 상기와 같은 실험을 통하여 매칭 알고리즘에 따라 적절하게 설정할 수 있다.

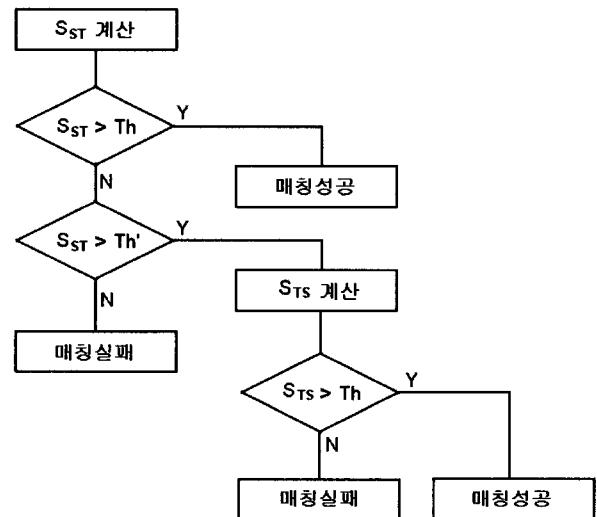


그림 8. 제안 방법의 전체 순서도
Fig. 8. Overall flowchart of proposed scheme.

그림 8은 본 논문에서 제안하는 효율적인 1:N 방법에 대한 전체 순서도를 보여준다.

IV. 결 론

본 논문에서는 지문 인식에 있어서 매칭 시간을 줄일 수 있는 효율적인 매칭 방법을 제안하였다. 기존에 사용되던 양방향 매칭 방법의 단점인 시간이 많이 걸리는 문제를 해결하기 위하여, 단방향 매칭을 기본적으로 사용하되 매칭 성공 판정에 사용되는 임계값(Th) 외에 별도의 임계값(Th') 개념을 도입하여 매칭 점수가 Th 와 Th' 사이에 존재하는 경우에만 양방향 매칭을 하도록 하여 매칭당 평균 매칭시간을 대폭 감소시킬 수 있었다. 또한 양방향 매칭을 가정하고 설정한 임계값을 단방향 매칭에 맞추어 재설정해야 하는 과정도 생략할 수 있어, 새로운 알고리즘의 개발이나 업그레이드 시에도 임계값 설정을 위한 실험 시간을 줄일 수 있는 장점이 있다.

제안한 방법의 유용성을 검증하기 위하여 대규모 지문 특징 데이터 베이스에 대한 양방향 매칭 점수의 분포를 구하고, 이를 기초로 단방향, 양방향 매칭의 장점을 가지는 효율적인 1:N 매칭 방법을 적용해 보았으며, 실험을 통하여 이러한 방법이 유용함을 보였다.

향후 연구 과제로는 양방향 매칭 점수 분포를 좀 더 통계적으로 분석하여, Th 값 변화에 대한 최적의 Th' 값을 정량적으로 찾는 방법을 찾는 것과, 좀 더 다양한 지문 매칭 알고리즘에 대한 양방향 매칭 점수 분포 특성을 파악하고 본 논문에서 제안되는 방법을 적용해보는 것이 필요할 것이다.

참 고 문 헌

[1] Jain A.K., Bolle R., and Pankaniti S. (Eds), *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*, Kluwer Academic, NewYork, 1999.
 [2] Ratha N.K., Chen S.Y., and Jain A.K., "Adaptive Flow Orientation-Based Feature Extraction in Fingerprint Images," *Pattern Recognition*, vol. 28, no. 11, pp. 1657-1672, 1995.
 [3] Arcelli C. and Baja G.S.D., "A Width Independent Fast Thinning Algorithm," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 4, no. 7, pp. 463-474, 1984.
 [4] Maltoni D., Maio D., Jain A.K., Prabhakar S., *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer,

2003.

[5] Ranade A. and Rosenfeld A., "Point Pattern Matching by Relaxation," *Pattern Recognition*, vol. 12, no. 2, pp. 269-275, 1993
 [6] Wegstein J.H., "An Automated Fingerprint Identification System," U.S. Government Publication, Washington, DC: U.S. Dept. of Commerce, National Bureau of Standards, 1982
 [7] Lumini A., Maio D., and Maltoni D., "Continuous vs. Exclusive Classification for Fingerprint Retrieval," *Pattern Recognition Letters*, vol. 18, no. 10, pp. 1027-1034, 1997.
 [8] Cappelli R., Maio D., and Maltoni D., "Indexing Fingerprint Databases for Efficient 1:N Matching," in *Proc. Int. Conf. On Control Automation Robotics and Vision(6th)*, 2000.

— 저 자 소 개 —



정 순 원(정회원)

1990년 고려대 전기공학과
학사 졸업.

1992년 고려대 전기공학과
석사 졸업.

1997년 고려대 전기공학과
박사 졸업.

1997년~1999년 특허청 심사4국 특허심사관.

1999년~현재 (주)니트젠 기술연구소 연구소장.

<주관심분야 : 생체인식, 컴퓨터 비전, 패턴인식>