

공학박사 학위논문

*SVM*을 이용한 다중 생체 인식  
시스템의 설계 및 구현에 관한 연구

*A Study on Design and Implementation of Multi-Modal  
Biometrics Recognition System using SVM*

지도교수 이 상 배

2007년 8월

한국해양대학교 대학원

전자통신공학과

김 정 훈

공학박사 학위논문

*SVM*을 이용한 다중 생체 인식  
시스템의 설계 및 구현에 관한 연구

*A Study on Design and Implementation of Multi-Modal  
Biometrics Recognition System using SVM*

지도교수 이 상 배

2007년 8월

한국해양대학교 대학원

전자통신공학과

김 정 훈

本 論 文 을 金 正 勳 의  
工 學 博 士 學 位 論 文 으 로 認 准 함

委 員 長      林 宰 弘              印

委      員      沈 俊 煥              印

委      員      韓 龍 燮              印

委      員      卓 漢 浩              印

委      員      李 尙 培              印

2007年 8月

韓 國 海 洋 大 學 校 大 學 院

電 子 通 信 工 學 科 金 正 勳

# 목 차

목 차 .....	i
그림 목록 .....	iii
표 목록 .....	v
Abstract .....	vi
제 1 장 서 론 .....	1
제 2 장 배경 이론 .....	5
2.1 단일 생체 인식 기술의 개요 .....	5
2.2 다중 생체 인식 기술의 개요 .....	6
2.3 일반적인 다중 생체 인식 융합 기법 .....	12
2.4 유비쿼터스 기술 분야의 RFID 기술 .....	18
제 3 장 SVM 모형 .....	23
3.1 개요 .....	23
3.2 통계 학습 이론 .....	25
3.3 선형 SVM 설계 .....	30
3.4 비선형 SVM 설계 .....	35
제 4 장 제안된 다중 생체 인식 시스템의 하드웨어 구성 .....	43
4.1 전체 하드웨어 구성도 .....	43
4.2 지문 인식 시스템의 하드웨어 구성 .....	44
4.3 화자 인식 시스템의 하드웨어 구성 .....	46
4.4 RFID 시스템의 하드웨어 구성 .....	48
제 5 장 제안된 다중 생체 인식 시스템 소프트웨어 구성 .....	51
5.1 전체 소프트웨어 구성도 .....	51

5.2 지문 인식 시스템의 알고리즘 .....	53
5.3 화자 인식 시스템의 알고리즘 .....	61
5.4 RFID 시스템의 통신 방식 .....	67
제 6 장 실험 및 결과 분석 .....	69
6.1 RFID 인식 테스트 실험 .....	69
6.2 음성 특징 추출 .....	70
6.3 지문 특징 추출 .....	72
6.4 지문 및 화자 인증률 테스트 .....	73
6.5 SVM의 커널 함수 선택 실험 .....	83
6.6 다중 생체 인식기의 SVM 알고리즘 성능 실험 .....	87
제 7 장 결 론 .....	91
참 고 문 헌 .....	93
부 록 .....	100

## 그림 목록

그림 2.1	생체 인식을 위한 인간의 구성 요소 .....	5
그림 2.2	얼굴/음성의 다중 생체 인식 시스템의 예 .....	8
그림 2.3	얼굴/음성/입술움직임의 다중 생체 인식 시스템의 예 ...	8
그림 2.4	얼굴/지문의 다중 생체 인식 시스템의 예 .....	9
그림 2.5	얼굴인식의 다중 획득의 예 .....	10
그림 2.6	다중 매칭의 예 .....	11
그림 2.7	가중치 합을 이용한 다중 생체 인식 .....	13
그림 2.8	퍼지 적분을 이용한 다중 생체 인식 .....	15
그림 2.9	결정 트리를 이용한 침입자 및 등록자 영역 구별 .....	17
그림 2.10	RFID 시스템 구성도 .....	19
그림 3.1	리스크의 경계범위 .....	29
그림 3.2	최적 결정 평면의 기하학적 구조 .....	31
그림 3.3	최적 결정 평면에 대한 파라미터 검색 .....	33
그림 4.1	제어 보드 전체적인 구성도 .....	44
그림 4.2	지문 인식 보드의 구성도 .....	45
그림 4.3	구현된 제어부와 지문 인식 보드 .....	45
그림 4.4	화자인식보드의 구성도 .....	46
그림 4.5	구현된 제어부와 화자 인식 보드 .....	47
그림 4.6	RFID 인증 보드의 구성도 .....	50
그림 4.7	구현된 RFID 인증기 시스템의 전체 모습 .....	50
그림 5.1	SVM을 이용한 제안된 다중 생체 인식 시스템의 소프트웨어 구성도 .....	52

그림 5.2	지문 인식 알고리즘의 전체 구성도 .....	54
그림 5.3	화자 인식 알고리즘의 전체 구성도 .....	61
그림 5.4	멜 캡스트럼 삼각대역 필터 .....	63
그림 6.1	화자 인식에 사용된 음성 데이터베이스 .....	71
그림 6.2	추출된 음성 특징 데이터베이스 .....	71
그림 6.3	지문 인식에 사용된 지문 데이터베이스 .....	72
그림 6.4	실제 화자 인식 테스트 과정 .....	74
그림 6.5	지문 전처리 단계 중 cropped point 처리 .....	76
그림 6.6	지문 전처리 단계 중 sectorized point 처리 .....	77
그림 6.7	지문 전처리 단계 중 normalized point 처리 .....	78
그림 6.8	지문 전처리 단계 중 gabor filter 처리 결과 .....	78
그림 6.9	지문 전처리 단계 중 convolution 처리 .....	79
그림 6.10	지문 전처리 단계 중 핑거코드 추출 .....	80
그림 6.11	지문 인식 결과 .....	80
그림 6.12	SVM에서 학습할 데이터 .....	83
그림 6.13	Linear 커널 함수에서 학습된 데이터 .....	84
그림 6.14	Polynomial 커널 함수에서 학습된 데이터 .....	84
그림 6.15	Gaussian RBF 커널 함수에서 학습된 데이터 .....	85
그림 6.16	Linear spline 커널 함수에서 학습된 데이터 .....	85
그림 6.17	Bspline 커널 함수에서 학습된 데이터 .....	86
그림 6.18	Exponential RBF 커널 함수에서 학습된 데이터 .....	86
그림 6.19	본 논문에서의 SVM 구조 .....	89

## 표 목 록

표 4.1 리더기의 특성 .....	48
표 4.2 적용 RFID(S6700)의 주요 기능 및 성능 .....	49
표 6.1 RFID 인식률 실험 .....	70
표 6.2 화자 인식 FRR 실험 .....	74
표 6.3 화자 인식 FAR 실험 .....	75
표 6.4 지문 인식 FRR 실험 .....	81
표 6.5 지문 인식 FAR 실험 .....	82
표 6.6 각 알고리즘별 설정값 .....	88
표 6.7 단일 생체 인식과 다중 생체 인식과의 비교 실험 .....	89



## *Abstract*

This study intends to design and implement the multi-modal biometric system by applying the RFID recognition system presently has been greatly issued in the ubiquitous society to the multi-modal biometric system using the fingerprint and the speech widely used in the biometrics, in order to improve FAR and FRR of the existing single biometric system.

The recognition system is designed with TI's DSP TMS-320C32, TMS320VC5509 and AVR so that it can be implemented as embedded subsystems and is connected to the RFID system in serial while the fingerprint recognition system and the speech recognition system are connected in parallel.

The hardware is built with the algorithms excellent in real-time for efficient real-time implementation. Among them, SVM algorithm, which is the most essential in this study, distinguishes the registered from the impostors by using the distance value obtained two recognition systems. This integrate system improves FAR and FRR. In this study, we performed the SVM performance test the number of vectors within the support vector is the least, which is 27(10.3%), with the Bspline kernel function among 7 kernel functions; therefore, it is verified that the kernel function of this study gives the best efficiency. We compared with other algorithms(weight sum, fuzzy integral,

decision tree) in order to evaluate the performance of the multi-modal biometric system using the linear Bspline function, and the result shows that it is much more efficient with maximum 12% difference.

## 제 1 장 서 론

급변하는 정보화 사회에서 개인의 재산권 보호, 정보 유출 방지, 출입 통제에 이르기까지 개인의 신원 확인의 중요성이 증대되고 있다. 개인 신원 확인의 기술은 크게 토큰 기반(token-based) 방식과 지식 기반(knowledge-based) 방식이 있다.

토큰 기반 방식은 물리적 수단을 이용하는 방법으로 주민등록증, 여권, ID 카드, 키 등이 그 대표적인 예로 볼 수 있으며, RFID(Radio Frequency Identification), 스마트카드, 메모리 카드, 마이크로프로세서 카드 등 여러 가지 기술들이 있는데, 이 중 RFID 기술이 근래에 각광을 받고 있다. 지식 기반 방식은 지적인 수단을 이용하는 방법으로 패스워드, PIN(Personal Identification Number) 등이 있다. 이 2가지 방식에서는 여러 가지 문제점이 있는데, 쉽게 모조가 가능하고 항상 소지해야 하며, 분실의 위험, 유출, 항상 기억해야 한다는 단점들이 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 보다 안전하고 신뢰성 있는 방법에 대한 연구가 활발히 진행되어져 왔고, 최근에는 생체 인식(biometric identification) 기술이 차세대 개인 식별 수단으로 실생활에 적용되고 있는 실정이다.

생체 인식 기술이란 살아있는 사람의 신원을 생리학적 또는 행동 특징을 기반으로 인증하거나 인식하는 자동 방법으로 개인의 고유한 특징을 이용하는 것이기 때문에 모조나 도용이 거의 불가능하다는 특징이 있어 매우 신뢰성이 높은 신원 확인 방법이다. 생체 인식 기술의 기본적인 기술 영역은 패턴 인식 분야로써, 영상 신호 처리 및 음성 신호 처리에 해당이 되고, 이 2가지 기술과 더불어 다음과

같은 이상적인 생체 특징을 가져야 한다.

첫 번째로 모든 사람이 갖고 있는 특징(universality)이어야 하고, 두 번째로 개인마다 유일해야 하며(uniqueness), 세 번째로 시간에 대한 변화가 없어야 하고(permanence), 네 번째로 정량적으로 계산될 수 있는 특징(collectability)이어야 한다. 아울러 이러한 특징을 이용한 생체 인식 시스템의 특징으로는 정확하고 견고한 식별력을 가져야 하고(performance), 특징 획득을 위하여 사용자 거부감 없이 쉽게 받아들일 수 있어야 하며(acceptability), 부정확한 접근 방법에 대해 견고(circumvention)해야 한다.

그 대표적인 단일 생체 인식 기술로는 지문, 정맥, 홍채, 음성, 얼굴, 서명 인식 등의 기술이 보편화 되었으며, 현재 생체 인식 시장 점유율의 50% 이상은 지문 인식이 점유하고 있고, 그 뒤를 이어 홍채, 얼굴, 음성, 정맥 순으로 판매되고 있다. 이러한 단일 생체 인식 제품들은 현재 산업 전반에 걸쳐 적용되고 있으며, 가정에까지 확대 및 판매되고 있다.

생체 인식 시스템의 하드웨어 구조는 1990년대 말에 상용화 되었던 여러 생체 제품군들이 PC 기반 환경에서 동작하였지만, 2000년대 들어오면서 점차 모듈화되고 있다. 현재 개발되고 있는 제품들은 고성능의 프로세서(DSP[1][2], ARM 등)를 탑재한 휴대용 모듈이 90% 이상 차지할 정도로 임베디드화 되고 있다. 하지만 단일 생체 인식 분야의 시장은 포화상태에 이르렀으며, 차세대 생체 인식 분야로는 다음과 같은 이유로 다중 생체 기술이 제기되고 있는 실정이다. 첫 번째로 모든 특성이 우월한 생체 특징이 없고, 두 번째로 금융이나 고도 보안 산업에서는 매우 낮은 에러율을 요구하며, 세 번째로 여러 생체 인식 기술 통합으로 성능 및 신뢰도를 향상해야 하

며, 마지막으로 주변 환경이나 사용자에 따라 적합한 생체 특징을 조합, 선택 사용 가능해야 한다.

이에 최근에는 둘 이상의 생체 정보나 생체 인식 기술을 적절히 조합한 다중 생체 인식 기술[3]-[14]이 연구되고 있으며 단일 생체 인식 기술에 비해 여러 가지 면에서 우수성이 입증되고 있다. 여기서 다중 생체 인식 시스템은 각각의 인식 대상에 대한 특징을 추출한 이후에 각 특징들을 어떤 방식으로 융합 및 분할할 것인가가 다중 생체 인식 시스템의 성능에 결정적인 영향을 미치게 된다.

이 중요성에 의해 기존에 연구 성과로써, 가중치 합, 퍼지 적분 방식, 결정 트리 방식 등이 있지만 최근에는 SVM(Support Vector Machines) 방법을 이용해서 데이터 융합에 사용되고 있으며, 본 논문에서도 SVM를 적용하였다.

이에 본 논문에서는 요즘 활발히 연구가 진행되고 있는 다중 생체 인식 시스템의 한 모델을 제시하였는데, 이에 여러 가지 생체 인식 기술 중 지문, 음성, RFID 시스템을 결합하여 새로운 다중 생체 인식 시스템 모델을 제안한다. 또한 2가지 생체 기술 및 RFID 기술을 모듈화 시키기 위해 신호처리 전용 프로세서인 TI(32Bit) 및 AVR(8bit) 제품군을 이용하여 각 시스템을 구현하였으며, 최종 인식 결과는 SVM 알고리즘[15]-[29]을 이용하여 최종 인식 처리를 하게끔 설계하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장 서론에 이어, 2장에서는 본 논문에서 제안된 여러 가지 기술적 배경인 단일 및 다중 생체 인식의 정의와 유비쿼터스 기술인 RFID[30]-[39]의 정의를 다루었고, 3장에서는 다중 생체 인식 시스템의 최종 인식 알고리즘인 SVM의 내용을 자세히 살펴보겠다. 4장 및 5장에서는 본 논문에서 제안한

다중 생체 인식 시스템의 설계와 구현에 대한 내용을 묘사하였고, 특히 4장에서는 하드웨어 구성을 살펴보며, 5장에서는 소프트웨어 구성을 중심으로 설계된 내용을 서술하였다. 그리고 6장에서는 본 논문에서 제안된 다중 생체 인식시스템에 대한 성능 테스트를 평가하기 위해 각종 실험을 수행하였는데, 특히 각종 알고리즘 부분은 Matlab[40][41]을 이용하여 시뮬레이션(simulation)한 결과를 보여주며, 실제 인식률 테스트는 임베디드 시스템을 사용하여 인식률 테스트를 수행하였다. 마지막으로 7장에서 결론으로 이 논문의 끝을 맺겠다.

## 제 2 장 배경 이론

### 2.1 단일 생체 인식 기술의 개요

생체 인식 기술이란 인간의 생체적 특성상 개개인만의 독특한 특징을 본인확인을 위한 측정단위로 활용하며, 생체적 특징을 자동화된 장치를 거쳐 분석하여 본인을 확인하는 기술이다.

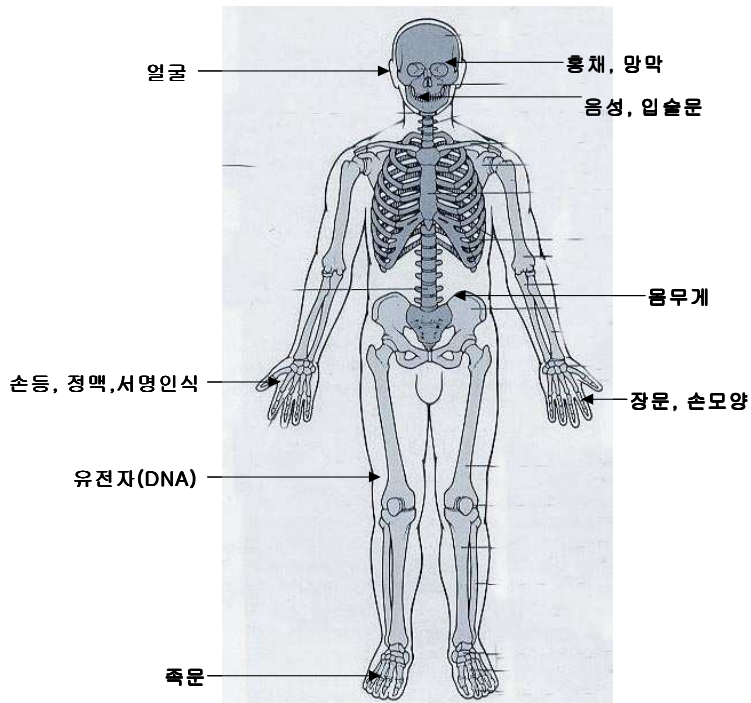


그림 2.1 생체 인식을 위한 인간의 구성 요소

Fig. 2.1 Component of human for biometric recognition

생체 인식 기술에 활용되는 생체 부분은 지문, 망막, 홍채, 얼굴, 손, 정맥, 목소리, 필체, 몸 냄새, DNA 등이 있는데, 생체 인식 기술은 남이 나를 대신 할 수 없는 가장 완벽한 본인확인 수단이다. 신분증이나 열쇠, 카드, 비밀번호 등과 같은 인식 수단은 복제, 분실, 망각, 노출, 도용, 변형 등이 될 수 있지만 생체 인식은 한 차원 높은 인식 수단으로 그 어떤 것도 대신할 수 없는 완벽한 방법을 제공한다. 그림 2.1은 생체 인식을 위한 인간의 구성 요소들을 보여주며, 생체 인식 기술에서 연구되고 있는 대상들이다.

이에 본 논문에서는 생체 인식 기술 중 신뢰도와 안정도가 가장 높은 지문 인식 기술을 연구하였으며, 또한 신뢰도 및 안정성 면에서는 약간 떨어지지만, 접근성에서 매우 편한 화자 인식 기술을 연구하여 지문 인식 및 화자 인식의 병렬 형태로 구성하였으며, 지문 및 화자 인식 알고리즘은 5장에서 자세히 다루도록 하겠다.

## 2.2 다중 생체 인식 기술의 개요

다중 생체 인식 기술이란 단일 생체 인식 기술의 문제점들을 보완하기 위한 방법으로 기존에 개발되었던 여러 기술들을 혼합해서 새로운 형태의 인식 시스템을 말하는 것이다. 다중 생체 인식의 종류를 보면 다중 센서(multiple sensors), 다중 생체 특징(multiple biometrics), 다중 유닛(multiple units of the same biometric), 다중 획득(multiple instances of the same biometric), 다중 매칭(multiple matchers)으로 나눌 수 있는데, 이 5가지 인식 중 다중 생체 특징을 이용한 방법이 가장 많이 적용되고 있다.



### 2.2.1 다중 센서

한 생체 특징을 여러 센서로 획득하는 방법으로 대표적인 예로 지문 인식 센서를 들 수 있다. 지문 인식 시스템의 지문 취득 부분인 센서의 종류는 크게 3가지로 볼 수 있는데, 광학적, 초음파, 반도체 방식의 센서가 있다. 이 3가지 방식을 모두 한 지문 인식 시스템에 연결해서 3개의 지문을 취득하여 인식하는 방식으로 고도의 인식 기술 방법이다.

### 2.2.2 다중 생체 특징

다수의 생체 특징 기술을 이용해서 인식 기술을 매우 높이는 방법으로 다중 생체 인식 시스템의 대부분은 다중 생체 특징에 해당이 된다. 이 기술의 대표적인 예를 보면, 얼굴/음성, 얼굴/음성/입술 움직임, 음성/입술움직임, 얼굴/지문, 얼굴/지문/손모양의 예를 들 수 있다. 본 논문에서 제안된 다중 생체 인식도 다중 생체 특징을 이용한 방법이라 할 수 있다.

#### (1) 얼굴 + 음성

그림 2.2에서는 스위스의 ACTS-M2VTS European project에 의해서 처음으로 소개되었으며, 이 방식은 얼굴에 위치한 얼굴 이미지 및 음성(목소리)을 이용한 방법으로 다양한 방법들이 제공되고 있다.

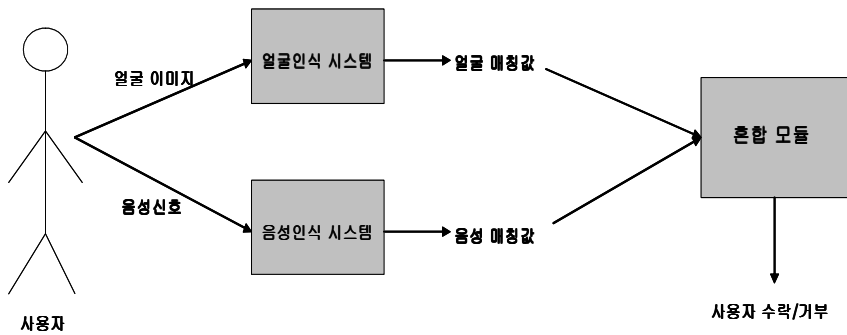


그림 2.2 얼굴/음성의 다중 생체 인식 시스템의 예

Fig. 2.2 Example of multi-modal biometric recognition system using face/speech

(2) 얼굴 + 음성 + 입술움직임

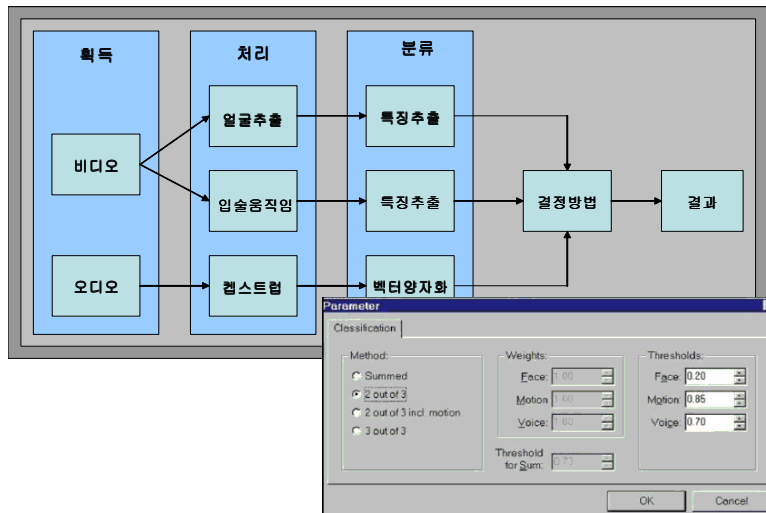


그림 2.3 얼굴/음성/입술움직임의 다중 생체 인식 시스템의 예

Fig. 2.3 Example of multi-modal biometric recognition system using face/speech/lip-reading

그림 2.3은 얼굴/음성/입술움직임의 다중 생체 인식 시스템의 예이며, 스위스의 바이오아이디사의 기획 제품으로 기존의 얼굴/음성에 입술 움직임(lip-reading)을 이용한 방법으로 이 제품의 특징은 얼굴에 위치한 입술, 음성, 얼굴의 각 요소를 이용하여 인식하도록 하였다.

### (3) 얼굴 + 지문

그림 2.4는 얼굴과 지문의 다중 생체 인식 시스템의 예이다.

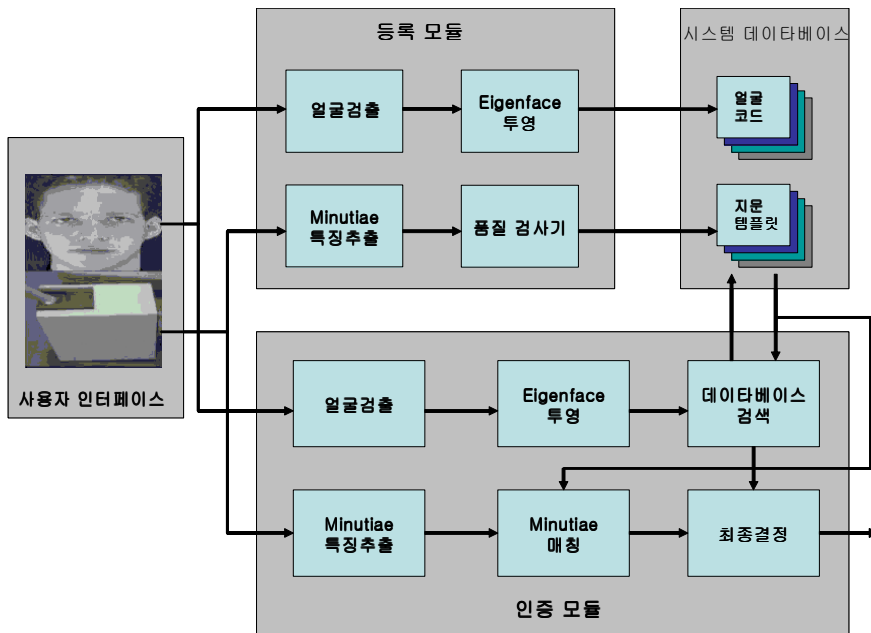


그림 2.4 얼굴/지문의 다중 생체 인식 시스템의 예

Fig. 2.4 Example of multi-modal biometric recognition system using face/fingerprint

이 시스템은 얼굴 이미지와 지문 이미지를 각각 입력하여 각 시스템의 데이터베이스에 이미 저장된 정보들과 비교하여 최종 결정하는 구조로, 매우 간단한 방식의 다중 생체 시스템의 예이다.

### 2.2.3 다중 유닛

한 개의 생체 특징에 대해 여러 특징을 이용하여 인식하는 방법으로 홍채 인식에서는 한쪽 눈만 이용하지 않고, 양쪽 눈의 홍채를 모두 이용해서 인식하는 것이다. 다른 예를 들면, 손 모양 인식에서는 양쪽 손 모양을 이용한다는 것이며, 지문 인식에서는 10개의 전체 지문을 사용한다는 뜻이다.

### 2.2.4 다중 획득

한 생체 특징을 여러 번 획득하는 것으로 예를 들어 같은 지문을 여러 번 획득하는 방법, 얼굴 영상을 연속으로 획득하는 방법, 음성을 연속으로 샘플링하는 방법이 여기에 해당된다.



그림 2.5 얼굴인식의 다중 획득의 예

Fig. 2.5 Example of multiple instances of the same biometric of face recognition

그림 2.5는 얼굴인식의 다중 획득의 한 예로써, 한 사람의 얼굴을 다른 형태로 각각 취득한 것이다.

### 2.2.5 다중 매칭

다중 매칭의 대표적인 예는 지문 인식에서 찾아 볼 수 있는데, 한 지문 영상에 대해 여러 특징 추출과 매칭 방법을 사용하는 것으로 그림 2.6과 같다.

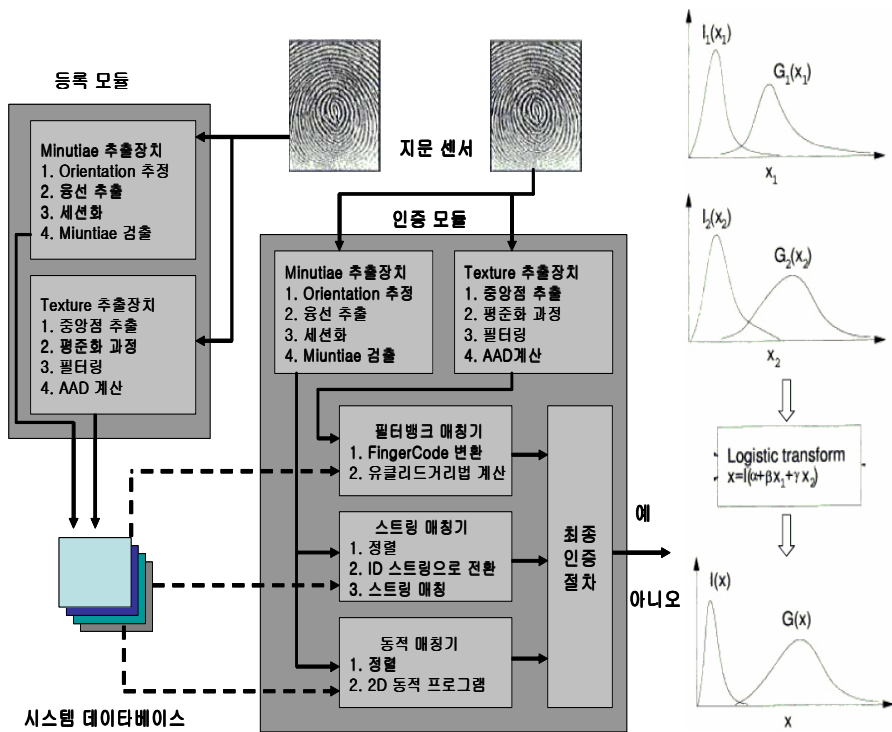


그림 2.6 다중 매칭의 예

Fig. 2.6 Example of multiple matchers

미국의 미시간 대학에서 제안된 이 방법은 같은 지문 영상에 2가지 특징 추출 알고리즘을 사용하였으며, 인식 방법도 2가지 방법으로 각각 인식하는 것으로 이는 고도의 인식 기법이라 할 수 있다.

## 2.3 일반적인 다중 생체 인식 융합 기법

기존의 데이터 정보 융합에 있어 가장 일반적인 가중치 합(weight sum rule)[42]과 각 특징점의 출력이 퍼지 소속도인 경우의 데이터 정보 융합 방식인 퍼지 적분(fuzzy integral)[43]이 있으며, 데이터의 분할에 있어서는 경험적인 전문가 방식으로 가장 일반적인 결정 트리(decision tree) 방식[44]이 있다. 또한 본 논문에서 사용된 SVM도 다중 생체 인식 융합 기법으로 적용이 가능한데, 자세한 내용은 3장에서 다루도록 하겠다.

### 2.3.1 가중치 합

본 방식은 2개 이상의 데이터 값의 융합에 일반적으로 쓰이는 방식으로 2가지의 데이터 중 신뢰성이 높은 데이터에 높은 가중치를 두고, 신뢰성이 낮은 경우에는 낮은 가중치를 줌으로써 신뢰도만큼의 역할을 할 수 있도록 하는 방식이다. 그림 2.7과 같이 각각의 인식 대상으로부터 매칭도를 계산한 후, 각기 다른 범위의 유사도들을 정규화 과정을 거쳐 동일한 결정 공간상에 특징벡터의 형태로 위치시킨 후 각각에 가중치를 부여하여 합치게 된다.

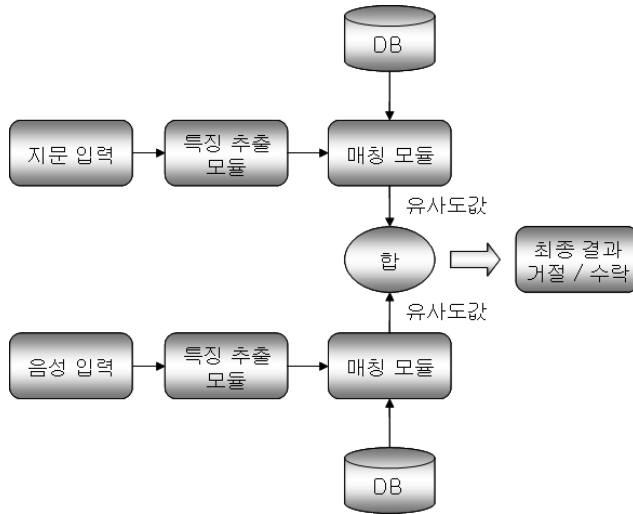


그림 2.7 가중치 합을 이용한 다중 생체 인식

Fig. 2.7 Multi-modal biometric recognition using weight sum rule

이러한 가중치 합은 식 (2.1)과 같은 식으로 나타낼 수 있는데, 여기서  $o_i$ 는 각 데이터의 출력값이고,  $w_i$ 는 각 데이터의 가중치를 의미하며,  $N_e$ 는 융합 개수를 나타낸다.

$$f = \sum_{i=1}^{N_e} w_i o_i \quad (2.1)$$

식 (2.2)에서 융합된 결과값과 임계값(threshold)  $t$ 를 기준으로 거절/수락을 판단하게 된다. 여기서  $f(o_i)$ 가 0보다 크면 허용이며, 작으며 거부로 결정된다.

$$f(o_i) = \sum_{i=1}^{N_e} w_i o_i - t \quad (2.2)$$

### 2.3.2 퍼지 적분 방법

퍼지 적분법은 중요도가 높은 항목의 평가 가치를 우선 반영하고, 그 후 중요도가 낮은 항목의 영향을 반영하여 이전의 평가 가치를 보정하는 방식이다. 가중치를 이용한 퍼지 적분법은 수게노(sugeno) 적분법과 쇼케(choquet) 적분법이 주로 사용된다. 그 중 수게노 적분법은 min-max 연산을 수행하므로 각 구간마다 임계 위치에 있는 특정 평가항목이 전체 평가결과에 지배적으로 영향을 미치는 문제점이 발생되게 되나, 쇼케 적분법은 연속적인 과정을 통하여 이웃한 평가 항목들의 영향을 동시에 반영하므로 급격한 평가 결과의 변동을 막을 수 있다.

이러한 개념의 퍼지 적분을 다중 생체 인식에 적용되면 그림 2.8과 같이 적용되는데, 이를 식으로 표현하면 식 (2.3)과 같이 되며, 여기서  $g(A_i)$ 는 퍼지 척도 값이다. 즉, 각 인식 대상으로부터 추출된 특징 벡터와 그 특성으로부터  $g^i$ 값을 정의하고 두 값을 퍼지 적분한 후, 이를 임계점 이상인 경우, 허용하고 이하인 경우 거절하는 방식이다.

이때 초기의 퍼지척도(밀도)  $g^i$ 값을 지정해 주면  $\lambda$ 값이 정의되면서 각 융합에 대한 퍼지척도(밀도) 값이 도출되어 연산하게 된다.

$$\int_A h(y) \circ g(\cdot) = \sum_{i=1}^n [h(y_i) - h(y_{i+1})] g(A_i), \quad h(y_{n+1}) = 0 \quad (2.3)$$



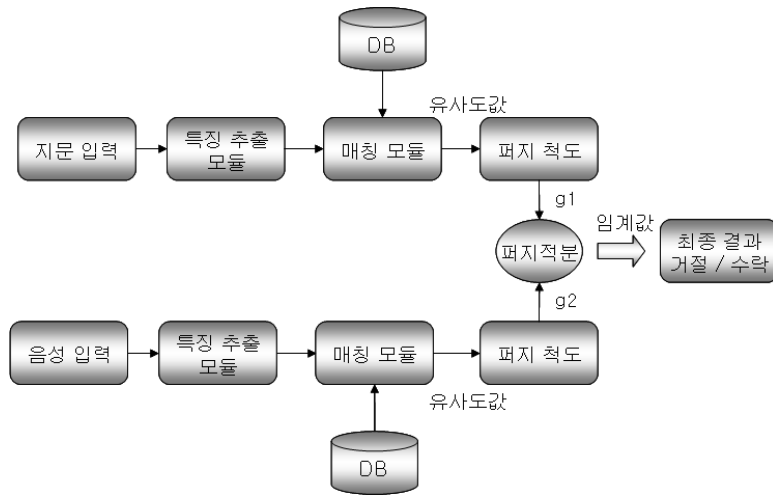


그림 2.8 퍼지 적분을 이용한 다중 생체 인식

Fig. 2.8 Multi-modal biometric recognition using fuzzy integral

### 2.3.3 결정 트리 알고리즘

결정 트리 알고리즘은 데이터마이닝의 분류 작업에 주로 사용되는 기법으로 과거에 수집된 데이터의 레코드들을 분석하여 이들 사이에 존재하는 패턴으로 분류하여 분류 모형을 트리의 형태로 만드는 것이다. 이렇게 만들어진 분류모형은 새로운 패턴을 분류하고 해당 분류의 값을 예측하는데 사용된다. 결정 트리 분석은 수행하기 위한 다양한 방법들과 분리기준, 정지규칙, 가지치기 방법들이 제시되고, 이들을 어떻게 결합하는냐에 따라서 서로 다른 결정 트리 형성 방법이 만들어진다. 또한 정확하고 빠르게 결정 트리를 형성하기 위한 다양한 알고리즘이 연구되고 있고, 보다 개선된 알고리즘들이 계속 발표되고 있다.

하지만 결정 트리는 연속적인 데이터를 처리하는 능력이 신경망이나 통계기법에 비해 떨어지고 그 결과 예측력도 감소하는 단점이 있다. 따라서 연속형 변수의 형태를 취하는 부류의 경우 이것을 예측하는 모형을 구축하는 목적일 경우에는 적합하지 않으며, 모형을 구축하는데 사용되는 패턴의 크기에 지나치게 민감한 단점이 있다.

그러나 결정 트리 알고리즘은 분류나 예측의 근거를 알려주기 때문에 생성된 패턴을 이해하기가 쉽고 데이터를 구성하는 속성의 수가 불필요하게 많은 경우에도 모형 구축 시 분류에 영향을 미치지 않는 속성들을 자동으로 제외시키기 때문에 데이터 선정이 용이하다. 또한 연속형이나 불연속적인 패턴 값들을 기록된 그대로 처리할 수 있기 때문에 데이터를 분석하는 프로세스가 데이터를 변환하는 단계에서 소요되는 시간과 부하를 단축시킨다.

이러한 결정 트리는 다중 생체 인식 기법 및 데이터 분류 결정 문제에 있어 매우 일반적으로 쓰이는 방법으로 데이터의 분포상황에 따라 각각의 경우의 수에 대한 if-then-else 문제이다. 즉, 본 논문에서 적용한다면 그림 2.9와 같이 설계가 가능하다.

이와 같은 결정 관계의 설계는 학습단계에서 결정 공간에 분포된 벡터들의 상태로부터 추정하여 이루어진다. 학습단계에서의 벡터의 분포가 그림 2.9와 같이 9등분하는 형태로 나뉘며, 이를 if-then-else 문으로 표현하면 다음과 같다.

① if (지문유사도 < min, 화자유사도 > max)

then 최종 결정 = 침입자

② else if (min < 지문유사도 < max, 화자유사도 > max)

then 최종 결정 = 침입자

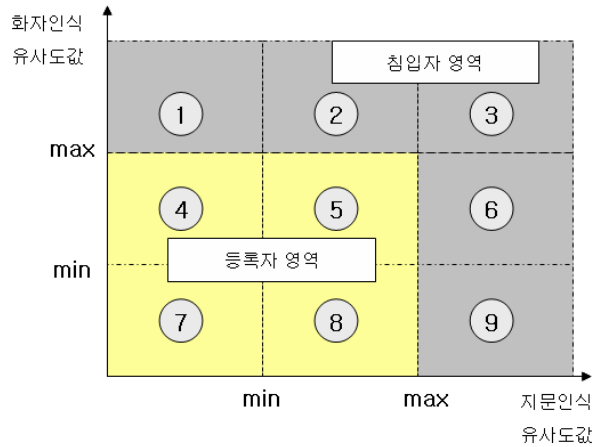


그림 2.9 결정 트리를 이용한 침입자 및 등록자 영역 구별

Fig. 2.9 Classification of the impostor/registered using decision tree

- ③ else if (지문유사도 > max, 화자유사도 > max)  
then 최종 결정 = 침입자
- ④ else if (지문유사도 < min, min < 화자유사도 < max)  
then 최종 결정 = 등록자
- ⑤ else if (min < 지문유사도 < max, min < 화자유사도 < max)  
then 최종 결정 = 등록자
- ⑥ else if (지문유사도 > max, min < 화자유사도 < max)  
then 최종 결정 = 침입자
- ⑦ else if (지문유사도 < min, 화자유사도 < min)  
then 최종 결정 = 등록자
- ⑧ else if (min < 지문유사도 < max, 화자유사도 < min)  
then 최종 결정 = 등록자

⑨ else if (지문유사도 > max, 화자유사도 < min)  
then 최종 결정 = 등록자

## 2.4 유비쿼터스 기술 분야의 *RFID* 기술

### 2.4.1 일반적인 *RFID* 시스템 구성

RFID 시스템은 그림 2.10과 같이 5가지 부분으로 구성되는데, 태그(tag)는 고유 정보를 저장하는 역할을 담당하며, 리더기(reader)는 판독 및 해독기능을 하는 송수신기 기능을 수행한다. 또한 호스트 컴퓨터(서버), 네트워크, 응용프로그램을 이용하여 다양한 응용 분야에 적용이 가능하다. 태그는 IC 칩과 안테나로 구성되어 있고 다양한 모양과 크기가 있다. IC 칩의 주요기능은 데이터의 저장으로 메모리 크기(25 비트에 512KB 이상), 메모리 형태(읽기 전용, 읽고 쓰기가 가능한 형, 한번만 쓰며 여러 번 읽기가 가능한 형태), 메모리 종류(EEPROM, 강유전체 RAM(FRAM))에 따라 가격이 다르다.

RFID 시스템은 무선접속 방식에 따라 상호유도방식과 전자기파방식으로 나눌 수 있다. 상호유도 방식은 근거리(1m 이내), 전자기파 방식은 중장거리용 RFID로 사용되며, 상호유도 방식은 코일 안테나를 이용하며 전자기파 방식은 고주파 안테나를 이용해서 서로 무선접속을 한다. 상호유도 방식의 태그는 거의 수동으로 작동되며, 태그의 IC칩이 동작하는데 필요한 모든 에너지는 리더기에 의해 공급되어진다. 따라서 리더기의 안테나 코일은 주변지역에 강한 자기장을 발생한다.

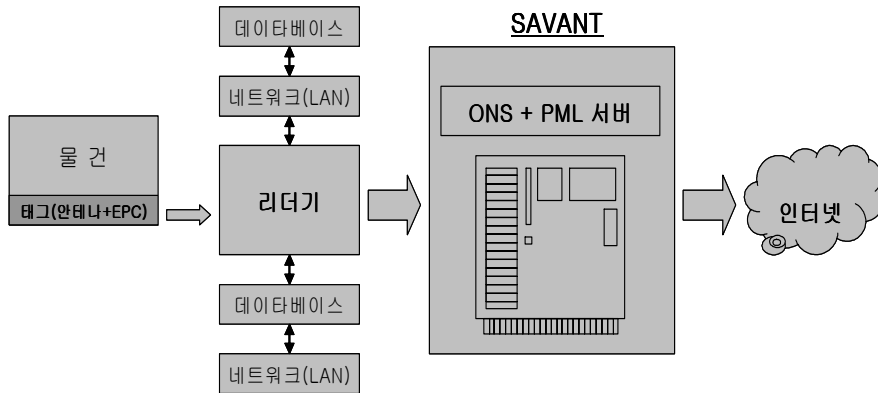


그림 2.10 RFID 시스템 구성도

Fig. 2.10 Component diagram of RFID system

방출된 자기장의 일부분이 리더기와 떨어져 있는 태그의 코일 안테나에 유도성 전압을 발생, 정류된 후 IC를 위한 에너지로 공급된다. 전자기와 방식의 태그는 IC칩을 구동하기 위한 충분한 전력을 리더기로부터 공급 받지 못하므로 장거리 인식을 위한 추가적인 전지를 포함하는 경우(능동형)도 있다.

리더기와 태그는 여러 가지 디지털 방식의 부호화를 이용하여 기저대역의 데이터를 처리한다. 무선신호는 주로 기본적인 세 개의 디지털 변조방식인 ASK, FSK, PSK를 이용하며, 기저신호를 고주파 신호로 변환하여 전송된다. 그러나 특정 주파수 대역(미국의 UHF 대역)에서는 전자파의 인체영향이나 다른 통신시스템과의 간섭을 줄이기 위하여 특정 변조방식만을 쓰도록 요구되는데 가장 많이 쓰이는 것이 주파수 확산방식으로 SS(Spread Spectrum) 중 CDMA 모

바일 폰이나 무선랜에 이용되는 직접 시퀀스와 블루투스에 이용되는 주파수 호핑이 주로 사용된다. 그러나 이러한 변조방식을 태그에 적용하면 그만큼 복잡한 회로가 필요하여 가격이 상승하므로 실제적으로는 리더기만이 이러한 변조방식을 사용하고 태그는 SS의 전체 주파수를 커버하도록 광대역으로 만들어지며, ASK 등을 이용하여 신호를 전송한다.

기타 데이터 정보의 신뢰성을 높이기 위한 여러 신호처리가 수행되는데, CRC 등의 방법을 사용하는 에러율 감소 방법, 여러 개의 태그를 구별하기 위하여 무선랜 등에서 사용되는 Aloha나 CSMA와 비슷한 방식에 사용하는 충돌방지 방법, 데이터 보호를 위하여 대칭 또는 비대칭 암호 알고리즘을 사용하는 데이터 보안방법 등이 적용된다. 특히 이러한 신호처리는 태그의 메모리의 기능성에 의존한다.

RFID 네트워크는 사물의 고유한 식별을 제공하는 EPC(Electronic Product Code)와 RFID 판독기와 연결되어 RFID 태그의 데이터를 읽고 처리하는 미들웨어인 Savant, 제품의 정보를 요청하고 제공하는 PML(Physical Mark-up Language) 서버, PML 서버의 위치를 알려주는 ONS(Object Name Service) 등으로 구성되어 있다.

#### **2.4.2 RFID을 이용한 출입 통제 시스템의 개요**

데이터 캐리어를 이용하는 전자 출입통제 시스템은 빌딩, 부지, 개인 방의 출입 권한을 확인한다. 이러한 시스템을 설계할 때에는 통제하고자 하는 곳과의 통신 방법이 기본적으로 온라인 및 오프라인 시스템을 고려해야 한다. 이에 본 논문에서는 오프라인 개념의 RFID 인증 시스템으로 적용하여 구현하였다.

## (1) 온라인 시스템

온라인 시스템은 몇 개의 출입구에서 많은 사람의 출입통제를 하는데 주로 사용된다. 예를 들면, 사무실 및 상업매장의 경우 정문에 설치하는데, 이 시스템의 모든 단말기는 중앙 컴퓨터와 네트워크로 연결되어 있다. 중앙 컴퓨터는 데이터베이스를 구동하여 각각의 터미널에 승인된 데이터 캐리어를 지정한다. 승인된 데이터는 데이터베이스에서 등록되어 네트워크를 통해 터미널에 테이블 형식으로 저장된다. 개인별 승인 내용을 수정하기 위해서 출입통제 시스템의 중앙 컴퓨터에 한번 등록하면 된다. 데이터 캐리어는 중앙 데이터베이스에서 출입 내용을 수정하기 때문에 데이터 캐리어는 판독시킬 필요가 없다. 이러한 점은 보안이 민감한 지역에서 분실된 데이터 캐리어로 허가받지 않은 출입을 시도하는 것을 막을 수 있기 때문에 이 시스템의 장점이라고 할 수 있다. 온라인 시스템에서의 데이터 캐리어는 고유한 패스번호와 같이 작은 데이터만을 저장하고, 또한 읽기 전용 리더기도 사용이 가능하다.

## (2) 오프라인 시스템

오프라인 시스템은 소수의 사람만이 출입하는 개인 사무실에 널리 사용되고 있으며, 전자 출입 통제 시스템으로 설치되어 있다. 각 단말기는 확인 할 수 있는 사용자의 리스트를 저장하고 있어, 리스트에 등록된 사용자만이 터미널에 판독되면 출입이 가능하고, 중앙 컴퓨터 또는 다른 단말기와 연결되어 있지 않는 형태이다.

그리고 사용자 확인이 테이블의 형식으로 데이터 캐리어 안에 정

보가 저장되어 있어 출입하려는 방의 출입이 가능하다. 단말기는 데이터 캐리어 안에 있는 사용자를 저장하고 있는 리스트와 비교하여 내용이 일치하면 출입을 허가한다. 리더기는 손님이 호텔에 도착하여 리셉션에 있는 중앙 프로그래밍 장치에서 프로그램이 된다. 이 경우 허가된 방 뿐 만 아니라, 리더기는 퇴실 후에 자동으로 유효하지 않도록 유효 기간도 함께 프로그램 한다. 데이터 캐리어가 분실되었을 경우에는 의문시 되는 터미널의 사용자를 해당 프로그래밍 장치를 이용하여 삭제할 수 있다.



## 제 3 장 SVM 모형

다중 생체 인식 시스템은 한 사람에 대한 서로 다른 인식 대상의 정보를 기초한 것으로 단일 생체 인식 시스템 보다 더 높은 신뢰성을 갖도록 하는데 그 목적이 있다. 이를 위해서는 각각의 인식 대상에 대한 특징을 추출한 이후에 각 특징들을 어떤 방식으로 융합(fusion) 또는 분할(classification)할 것인가가 다중 생체 인식 시스템의 성능에 결정적인 영향을 미치게 된다.

이 중요성에 의해 기존에 연구 성과로써, 데이터 정보융합 분야에 서는 가중치 합(weight sum rule), 퍼지 적분(fuzzy integral) 방식이 있으며, 데이터 분할에서는 결정 트리(decision tree) 방식이 있다. 하지만 최근에는 인공지능 기법[45]-[47]에서 유래된 SVM 방법을 이용해서 데이터 융합에 사용하는데, 본 논문에서도 SVM를 적용하였으며, 이에 본 장에서는 SVM의 이론에 대해서 자세히 설명하겠다.

### 3.1 개요

경험적인 데이터 모델링 문제는 수많은 공학적 응용 분야에 적용되고 있다. 이런 경험적인 데이터 모델링의 귀납적 과정은 아직 탐색하지 못한 시스템의 응답을 추론할 때 사용되어 왔다. 때문에 미리 탐지되는 데이터의 양(quantity)과 질(quality)은 경험적인 모델링의 성능에 중요한 변수가 된다. 이렇게 탐색되어진 데이터들은 유한(finite) 개수로 존재하며, 표본(sample)이 되기 때문에 입력 공간에

있어서 매우 희박한 분포로 보일 수 있으며, 비정형적인 분포를 보일 수도 있다.

이러한 문제로 인해 기존의 신경망과 같은 방법들은 항상 데이터를 과다적합(overfitting)하는 모델로 만들기 때문에 일반화에 있어 어려움이 많았다. 이는 최적의 모델을 선택하기 위해 사용하는 통계적인 방법과 계수의 선택을 위한 최적화된 알고리즘이 부딪치는 공통적인 단점이기도 하다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 나온 SVM 이론은 AT&T Bell 연구소의 Vapnik에 의해서 제안된 이진 분류(classification) 및 근사(regression)를 위한 알고리즘으로 경험적인 성능을 보장하였으며, 패턴 인식 및 분류 문제에 자주 적용되고 있다. 이 알고리즘에 사용되는 이론은 SRM(Structural Risk Minimisation) 원리에 기반으로 구현되어 있으며, 기존의 신경망과 같은 방식들이 ERM(Empirical Risk Minimisation) 원리를 적용한 것에 비해 훨씬 더 나은 성능을 보여주고 있다. SRM은 ERM이 학습 데이터의 오차값을 최소화 하는 것과는 대조적으로 예측되는 위험범위(risk)에 상위 경계(bound)를 최소화가 되는데, 이러한 장점이 통계적인 학습 방법보다 더 나은 성능을 갖게 하는 개념이 된다. SVM은 원래 분류 문제를 해결하기 위해 고안되었고, 최근에 와서는 근사 문제에도 적용되고 있다.

이에 SVM의 주요 특징을 살펴보면 다음과 같다. 첫 번째로 좋은 일반화 성능을 가지고 있는데, 일단 학습 패턴 집합으로부터 학습이 완료되면, 어떠한 새로운 데이터에 대해서도 정확히 분류할 수 있는 규칙을 가질 수 있다. 두 번째로 효율적인 알고리즘으로 다른 ERM 알고리즘에 비해 속도와 복잡도 면에서 매우 효율적이고, 지역적인

최소화 문제도 없다. 세 번째로 고차원에서 강한 특성으로 매우 높은 차원의 데이터의 경우, 학습의 어려움이 많이 나타났지만 이러한 고차원 학습 패턴을 분류하는데 성능이 매우 높으며, 과다적합의 문제를 피할 수 있다.

### 3.2 통계 학습 이론 (*statistical learning theory*)

본 학습 이론은 학습데이터  $x_i$ 와 분류 정보  $y_i$ 의 학습 집단을 대상으로 학습과정에서 얻어진 확률분포  $P(x, y)$ 를 이용하여 함수  $f$ 를 추정한다. 이 함수에 따라 새로운 데이터  $x$ 를  $\{+1, -1\}$  중의 하나로 분류하는 것이며, 식으로 표현하면 식 (3.1)과 같이 된다. 즉, 학습 패턴  $R^N$ 을  $+1$  이나  $-1$  집합군에 분류하는 것을 의미한다.

$$f: R^N \rightarrow \pm 1 \quad [(x_1, y_1), \dots, (x_p, y_p)] \in R^N \times \pm 1 \quad (3.1)$$

만약 함수  $f$ 에 아무런 제약 조건이 주어지지 않는다면, 학습 집단에서만 분류되고, 새로운 집단에서는 분류가 잘 되지 않아 일반화 성능이 매우 떨어지게 된다. 그러므로 학습기계의 분류 성능을 측정하기 위해서  $R[f]$ 를 최소의 값으로 만드는 함수  $f$ 를 찾는 것으로 식 (3.2)와 같이 표현할 수 있다.

$$R[f] = \int \frac{1}{2} |f(x) - y| dP(x, y) \quad (3.2)$$

여기서  $P(x, y)$ 는  $x$ 와  $y$ 의 확률,  $R[f]$ 는 검증집단상에서 나타날 수 있는 오류를 나타낸다. 그러므로 통계적 학습이론의 목적은 확률 분포  $P(x, y)$ 와 학습 집단에 포함된 정보를 이용하여 예상 리스크를 최소화하는 함수  $f(x)$ 를 찾아내는 것이다.

### 3.2.1 경험적 리스크 최소화 원칙

일반적으로 예상 리스크  $R[f]$ 를 추정하기 위해 필요한 확률분포  $P(x, y)$ 는 미지의 분포이기 때문에  $R[f]$ 를 계산하는 것은 어려운 일이다. ERM에서는  $R[f]$ 를 계산하기 위해서 1개의 학습 집단에서 나타난 경험적 리스크의  $R_{emp}[f]$ 를 사용하여 이 문제를 해결하게 된다. 또한 경험적 리스크  $R_{emp}[f]$ 에는 확률분포가 포함되어 있지 않기 때문에 학습 집단에 대한 에러값은 식 (3.3)의 우변 항에서  $1/2 * |f(x_i) - y_i|$ 으로 계산할 수 있으며, 예상 리스크를 최소화시킬 수 있다.

$$R_{emp}[f] = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{1}{2} |f(x_i) - y_i| \quad (3.3)$$

만약  $R_{emp}[f]$ 가  $R[f]$ 로 수렴하면,  $R_{emp}[f]$ 의 최소값도  $R[f]$ 의 최소값으로 수렴한다는 것을 주요 내용으로 한다.

$$\lim_{l \rightarrow \infty} R_{emp}[f] = R[f] \quad (3.4)$$

$$\lim_{l \rightarrow \infty} \min R_{emp}[f] = \min R[f] \quad (3.5)$$

아울러 본 이론은 학습 집단을 대상으로 경험적 리스크를 최소화 시킴으로써 미지의 확률분포를 추정하기 때문에 학습 집단의 크기와 정확도에 영향을 받게 된다. VC가 제안한 통계적 학습이론에서는 경험적 리스크 최소화 원칙에서의 수렴 일치성과 수렴 속도를 고려하여 식 (3.6)의 필요충분조건을 유도하였으며, 수렴의 경계범위를 나타내기 위해 VC 차원을 도입하였다.

$$\lim_{l \rightarrow \infty} \text{Prob}(|R[f] - R_{emp}[f]| > \varepsilon) = 0 \quad (3.6)$$

### 3.2.2 VC 차원

통계적 학습이론에서는 학습 집단을 적합한 용량으로 학습할 수 있는 함수의 클래스에 대한 제한이 필수적이다. 이를 위해 경험적 리스크와 함수 클래스의 용량을 모두 고려한 검증오류에 대한 경계범위를 도입하였으며, 함수  $f$ 의 다양한 클래스를 측정하기 위하여 VC 차원을 이용하여 경계범위를 나타내게 된다. 이 때 VC 차원은 함수  $f$ 에 의해서 분리될 수 있는 최대 지점 수  $h$ 로 정의되며, 경계범위는 식 (3.7)에 따라 산출되며, 여기서  $\eta$ 는 신뢰도(confidence)를 의미하며, 그 범위는  $0 \leq \eta \leq 1$ 와 같다.

$$R[f] \leq R_{emp}[f] + \sqrt{\frac{h \left( \log \frac{2l}{h} + 1 \right) - \log \left( \frac{\eta}{4} \right)}{l}} \quad (3.7)$$

이때 학습 집단이 고정된 값이라고 하면 VC 차원이 증가함에 따라 리스크의 경계범위를 나타내는 식 (3.7)의 우변항에서 경험적 리스크  $R_{emf}[f]$ 는 감소되지만 VC 신뢰도 값은 증가하게 된다. 그러나 VC 차원과 학습 모형의 우수성이 반드시 일치하지는 않기 때문에 예상 리스크  $R[f]$ 를 최소화하기 위해서는 경험적 리스크  $R_{emf}[f]$ 와  $h/l$ 를 동시에 줄임으로써 두 항의 합을 동시에 최저로 만드는 최적의 VC 차원의 학습모형을 얻어야 한다.

### 3.2.3 구조적 리스크 최소화 원칙

기존의 학습알고리즘은 학습 집단을 이용하여 학습오류를 최소화하는 ERM 원리를 구현하는 것을 목적으로 한다. 그러나 이러한 학습알고리즘은 학습 집단의 크기와 정확도에 많은 영향을 받게 되어 수집 할 수 있는 데이터의 범위가 제한적인 상황에는 적합하지 않다. 이에 Vapnik 와 Cherbondenkis는 1974년도에 경험적 리스크 최소화 원칙의 단점을 보완하면서 최적의 VC 차원을 선택하기 위해 특정 데이터의 근사치에 대한 정확도와 경험적 리스크 함수의 복잡도 사이의 타협점을 찾아주는 SRM 원리를 제안하였다. 즉, 학습 오류를 줄이는 것과 모델의 복잡도를 줄이는 것은 상호 절충 관계로 볼 수 있다.

SRM은 전체 집단을 하위 집단  $S_k$ 으로 세분화한 뒤 이 집단들에 대한 경험적 리스크를 계산하여 이를 최소화하는 함수를 선정하는 것을 원칙으로 하며, 그 기본개념은 다음과 같다.

함수  $O(z, \alpha)$ ,  $\alpha \in \Lambda$ 의 집합 S는 하위집단  $S_k = [O(z, \alpha), \alpha \in \Lambda_k]$ 으

로 이루어지며, 이를 다음의 포함 구조로 표현했을 때,

$$S_1 \subset S_2 \subset \dots \subset S_n$$

이며, VC 차원은

$$h_1 \leq h_2 \leq \dots \leq h_n$$

과 같다. 각 모형에 대한 경험적 리스크를 계산한 후 식 (3.7)의 상한 값을 최소로 하는 모형을 선택하게 된다. 그림 3.1은 리스크에 대한 경계범위를 보여주고 있으며, 이때 경계범위는 경험적 리스크와 신뢰도의 합으로 나타낸다.

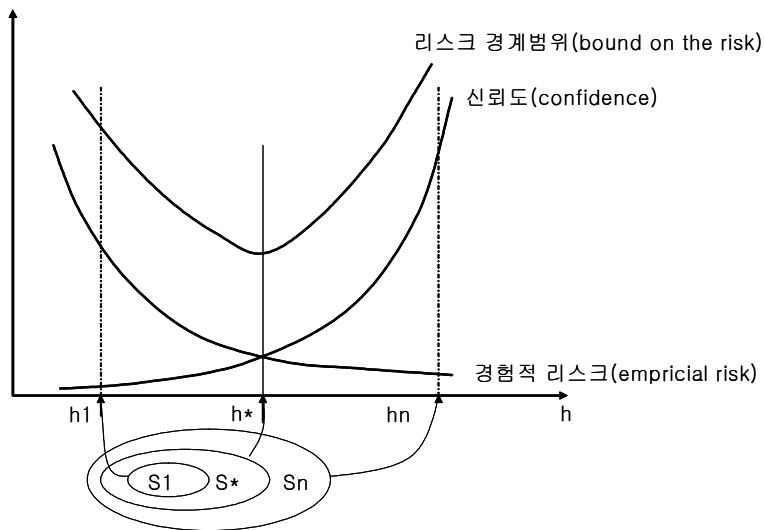


그림 3.1 리스크의 경계범위

Fig. 3.1 Bound on the risk

즉, VC 차원이 증가함에 따라 경험적 리스크는 계속 감소하고 반

대로 신뢰도는 증가하게 된다. 그러나 실제 오류는 최적의 VC 차원 지점까지 감소하다가 다시 증가하게 되는데, 이 최소 지점이 최적의 모형에 해당하는 VC 차원이 되며, 그림 3.1에서는  $h^*$ 가 된다.

이후 3.3절과 3.4절에서는 선형 및 비선형 SVM 설계[48]의 방법에 대한 내용을 자세히 서술하도록 하겠다.

### 3.3 선형 SVM 설계

선형 SVM에서는 훈련 샘플  $\{x_i, d_i\}_{i=1}^N$  ( $x_i$ 는  $i$ 번째 입력 패턴이고,  $d_i$ 는 원하는 출력)을 고려하자.  $d_i=+1$ 로 표현되는 패턴(클래스)과  $d_i=-1$ 로 표현되는 패턴은 선형적으로 분리 가능하다고 가정한다. 분리하는 결정 평면의 형태로 결정 평면의 등식은 식 (3.8)과 같다.

$$w^T x + b = 0 \quad (3.8)$$

여기서  $x$ 는 입력 벡터,  $w$ 는 조절 가능한 가중치 벡터이며,  $b$ 는 bias이다.

선형적으로 분리 가능한 패턴들의 가정이 SVM의 기본 아이디어를 설명하기 위해 다소 간단한 수식으로 만들면 식 (3.9)와 같다.

$$w^T x + b \geq 0 \quad \text{for } d_i = +1 \quad (3.9)$$

$$w^T x + b < 0 \quad \text{for } d_i = -1$$

$w$ 와  $b$ 가 주어졌을 때, 식 (3.8)에서 정의된 결정 평면(hyperplane)



과 가장 가까이 있는 데이터 점간의 분리를 분리 마진( $\rho$ )이라 한다.

SVM의 목적은 이 분리 마진  $\rho$ 를 최대화하는 특별한 결정 평면을 찾는 것이며, 이러한 조건에서의 결정 평면을 최적화된 결정 평면이라 한다. 그림 3.2는 2차 입력 공간에서 최적 결정 평면의 기하학적 구조를 보여준다.

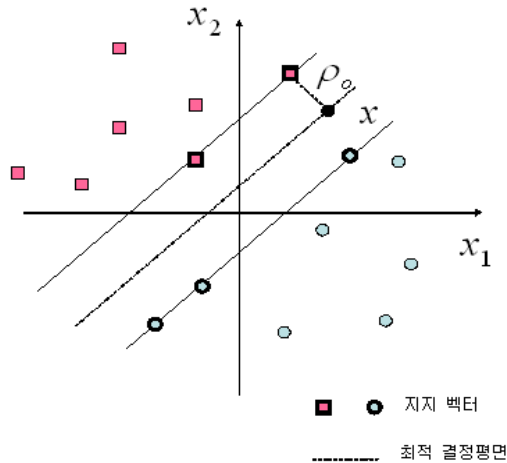


그림 3.2 최적 결정 평면의 기하학적 구조

Fig. 3.2 Geometrical structure of optimum hyperplane

이에 최적의 결정 평면을 구하는 절차는 다음과 같다.  $x_0$ 과  $b_0$ 을 가중치(weight) 벡터와 bias의 최적값이라 놓고, 입력 공간에서 다차원 선형 결정 평면을 표현하는 최적 결정 평면을 식 (3.10)과 같이 정의된다.

$$w_0^T x + b_0 = 0 \quad (3.10)$$

식 (3.10)을 판별함수(discriminant function)라 두면, 식 (3.11)과 같이 정의된다.

$$g(x) = w_0^T x + b_0 \quad (3.11)$$

여기서  $x$ 에서 최적 결정 평면까지의 거리의 대수적 측정값을 알려주며,  $x$ 를 나타내는 가장 쉬운 방법은 식 (3.12)와 같다.

$$x = x_p + r \frac{w_0}{\|w_0\|} \quad (3.12)$$

여기서  $x_p$ 는 최적 결정 평면으로의  $x$ 의 정사영 점이고,  $r$ 은 우리가 바라는 대수적 거리이다. 만약  $x$ 가 최적 결정 평면의 양의방향 (positive) 쪽에 있을 경우  $r$ 은 양수이고,  $x$ 가 최적 결정 평면의 음의방향(negative) 쪽에 있을 경우  $r$ 은 음수가 된다. 정의에 의해  $g(x_p) = 0$ 이므로 식 (3.13)과 같은 식이 성립된다.

$$\begin{aligned} g(x) &= w_0^T x + b = w_0^T \left( x_p + r \frac{w_0}{\|w_0\|} \right) + b_0 \\ &= w_0^T x_p + r \frac{w_0^T w_0}{\|w_0\|} + b_0 = r \|w_0\| \end{aligned}$$

또는 
$$r = \frac{g(x)}{\|w_0\|} \quad (3.13)$$

특히, 원점에 최적 결정 평면까지의 거리는  $b_0 / \|w_0\|$ 로 주어지며, 만약  $b_0 > 0$  이면 원점은 최적 결정 평면의 양의방향 쪽에 있고,  $b_0 < 0$  이면 음의방향 쪽에 있게 된다.

만약  $b_0 = 0$  이면 최적 결정 평면은 원점을 통과한다. 이러한 대수

적 결과들은 그림 3.3에서 보여준다. 여기에서 훈련 집합  $\mathcal{J} = (x_i, d_i)$  이 주어졌을 때, 최적 결정 평면에 대한 파라미터  $w_0$ 와  $b_0$ 을 찾는 것이다. 그림 3.3에 나타난 결과에 비추어  $(w_0, b_0)$ 는 식 (3.14)와 같은 제한 식을 만족해야 함을 알 수 있다.

식 (3.9)에서 패턴들이 선형적으로 분리 가능하다면, 식 (3.14)이 만족하도록  $w_0$ 와  $b_0$ 을 재정의 할 수 있으며, 이를 우리는 정규 (canonical) 결정 평면이라 정의한다.

$$w_0^T x_i + b_0 \geq +1 \quad \text{for } d_i = +1 \quad (3.14)$$

$$w_0^T x_i + b_0 \leq -1 \quad \text{for } d_i = -1$$

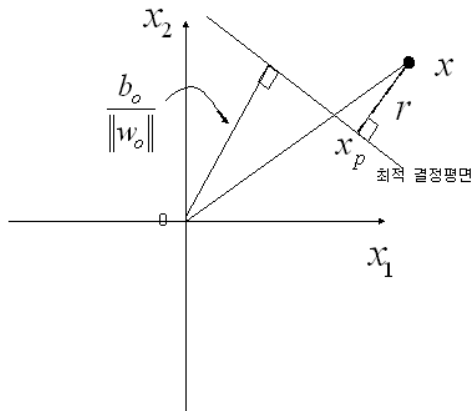


그림 3.3 최적 결정 평면에 대한 파라미터 검색

Fig. 3.3 Finding parameter for optimum hyperplane

등호를 만족하는 두 식 (3.14)에 대한 특정 데이터 점  $\{x_i, d_i\}$ 를 지지벡터(support vector)들이라 하며, 이러한 벡터들은 학습 기계

(machine)에 중요한 역할을 담당한다. 개념적인 면에서 지지벡터들은 결정 평면에서 가장 가까이 있는 점들이며, 분류하기 가장 어려운 점들이라 할 수 있다.

이와 같이 지지벡터들은 결정 평면의 최적 위치와 직접적인 관련을 갖으며,  $d^{(s)}=+1$ 인 지지벡터  $x^{(s)}$ 는 정의에 의해, 식 (3.15)와 같다.

$$g(x^{(s)}) = w_o^T x^{(s)} + b_o = +1 \quad (3.15)$$

식 (3.13)에서 지지벡터  $x^{(s)}$ 에서 최적 결정 평면까지의 거리는 식 (3.16)과 같다.

$$r = \frac{g(x^{(s)})}{\|w_o\|} = \begin{cases} \frac{1}{\|w_o\|} & \text{if } d^{(s)} = +1 \\ -\frac{1}{\|w_o\|} & \text{if } d^{(s)} = -1 \end{cases} \quad (3.16)$$

여기에서 (+)기호는  $x^{(s)}$ 가 최적 결정 평면의 양의방향 쪽에, (-)기호는  $x^{(s)}$ 가 최적 결정 평면의 음의방향 쪽에 놓여 있음을 알려준다. 그리고 훈련 집합  $\mathcal{Z}$ 을 구성하는 두 클래스간의 분리 마진의 적 값을  $\rho$ 라 놓으면, 식 (3.16)으로부터 식 (3.17)이 유도된다.

$$\rho = 2r = \frac{2}{\|w_o\|} \quad (3.17)$$

식 (3.17)은 클래스간 분리 마진을 최대화하는 것이 가중치 벡터  $w$ 의 Euclidean norm을 최소화하는 것과 동일함을 말해준다.

### 3.4 비선형 SVM 설계

SVM은 기본적으로 선형 분리가 가능한 문제에서 출발하지만 모든 문제가 선형적으로 분리될 수 없으며, 입력 데이터의 선형 분리가 불가능할 경우 입력 공간을 분리하는 비선형 결정면(nonlinear decision surface)을 이용하게 되는데, 비선형 결정면의 식을 분석적으로 계산해 낸다는 것은 매우 어려운 일이다. 이런 경우 SVM에서는 고차원의 자질공간을 효율적으로 처리하기 위해서 커널 함수를 이용하여 입력 벡터  $x$ 를 고차원 자질공간의 벡터로 변형한 후, 선형의 경계선을 찾는 문제로 전환하게 된다. 이처럼 커널 함수를 이용하면 입력 벡터를 자질공간으로 투영시킴으로써 내적에 대한 계산만을 필요로 하여 계산의 복잡함을 줄이게 된다. 즉, 낮은 차원의 비선형 함수는 높은 차원에서 선형 함수로 근사화 시킬 수 있기 때문에 자질공간에서 최적의 평면을 구축하는 것은 결국 입력 공간에서 비선형 결정 함수를 이용하여 최적의 선형 함수를 결정하는 것과 동일하게 된다. 이러한 비선형 SVM 설계는 내적 커널의 평가에 달려 있다.

#### 3.4.1 내적 커널

만약  $x$ 는  $m_0$ 차원을 가정한 입력 공간에서 뽑아낸 벡터라 하고,  $\{\phi_j(x)\}_{j=1}^{m_1}$ 은 입력 공간에서 특징 공간으로 비선형 변환의 집합이라 하자. 이때  $m_1$ 은 특징 공간의 차원이다. 이러한 비선형 변환의 집합이 주어졌을 때, 식 (3.18)과 같은 결정 평면으로 정의할 수 있다.

$$\sum_{j=1}^{m_1} w_j \Phi_j(x) + b = 0 \quad (3.18)$$

$\{w_j(\mathbf{x})\}_{j=1}^{m_1}$ 는 특징 공간과 출력공간을 연결하는 선형 가중치들의 집합이고,  $b$ 는 bias이며, 식 (3.19) 같이 표현함으로써 문제들을 간단히 할 수 있다.

$$\sum_{j=0}^{m_1} w_j \Phi_j(x) = 0 \quad (3.19)$$

$w_0$ 이 bias  $b$ 를 표시하기 위해 모든  $x$ 에 대해  $\phi_0(x) = 1$ 이 가정된다. 식 (3.19)은 기계의 선형 가중치에 대해 특징 공간에서 계산된 결정 평면을 정의하며,  $\phi_j(x)$ 은 특징 공간에 의해 가중치  $w_j$ 로 공급되는 입력을 나타내며, 식 (3.20)과 같이 전치행렬로 표현도 가능하다.

$$\Phi_j(x) = [\Phi_0(x), \Phi_1(x), \dots, \Phi_{m_1}(x)]^T \quad (3.20)$$

정의에 의해 식 (3.21)를 갖는다.

$$\Phi_0(x) = 1 \quad \text{for all } x \quad (3.21)$$

실제로  $\phi_j(x)$ 은 입력 벡터  $x$ 에 대해 특징 공간으로 유도되는 “상”을 나타내며, 이러한 상의 관점에서 간결한 형태로 결정 평면을 식 (3.22)로 정의한다.

$$w^T \Phi(x) = 0 \quad (3.22)$$

식 (3.22)에서 특징들의 선형분리를 찾은 특징 공간을 포함한 현 상황에 [부록 A]의 식 (A.4)을 적용하면, 식 (3.23)과 같이 나타낼 수 있다.

$$w = \sum_{i=1}^N a_i d_i \Phi(x_i) \quad (3.23)$$

특징 벡터  $\phi(x_i)$ 은  $i$ 번째 예에서 입력 패턴  $x_i$ 에 대응하므로 식 (3.18)에 식 (3.19)를 대입하여 식 (3.24)와 같이 특징 공간에서 계산되는 결정 평면을 정의할 수 있다.

$$\sum_{i=1}^N a_i d_i \Phi(x_i)^T \Phi(x) = 0 \quad (3.24)$$

식 (3.24)에서  $\phi(x_i)^T \phi(x)$ 는 입력 벡터  $x$ 와  $i$ 번째 예와 관련한 입력 패턴  $x_i$ 에 의해 특징 공간에서 유도된 두 벡터들의 내적이다. 그러므로 내적 커널은  $K(x, x_i)$ 로 표시하고, Mercer 정리[부록 B]에 의해서 식 (3.25)와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} K(x, x_i) &= \Phi^T(x) \Phi(x_i) \\ &= \sum_{j=0}^{m1} \Phi_j(x) \Phi_j(x_i) \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (3.25)$$

식 (3.25)의 정의로부터 내적 커널은 대칭 함수이며, 간략하게 식 (3.26)과 같이 표현할 수 있다.

$$K(x, x_i) = K(x_i, x) \quad \text{for all } i \quad (3.26)$$

가장 중요한 것은, 특징 공간에서 최적의 결정 평면을 설계하기 위해 명확한 형태의 특징 공간을 고려하지 않은 대신에 내적 커널  $K(x, x_i)$ 을 사용하는 것이다. 이는 식 (3.25)를 식 (3.24)에 사용함으로써 쉽게 보여지며, 결과적으로 최적의 결정 평면은 다음의 식 (3.27)과 같이 정의된다.

$$\sum_{i=1}^N a_i d_i K(x, x_i) = 0 \quad (3.27)$$

### 3.4.2 SVM의 최적 설계

식 (3.25)에서 내적 커널  $K(x, x_i)$ 의 전개는 입력 공간에서 비선형인 결정 평면을 설계하도록 한다. 그러나 특징 공간에서 그것의 상은 선형이며, 이러한 전개에서 다음과 같은 SVM의 제한된 최적화에 대한 쌍대 형태를 진술할 수 있다.

제한식 (1)은  $\phi_0(x) = 1$ 에 bias  $b = w_0$ 인 관점에서 라그랑지  $Q(a)$ 의 최적화를 통해 생긴다. 진술된 쌍대성 문제는 내적  $x_i^T x_j$ 이 내적 커널  $K(x, x_i)$ 로 바뀐다는 사실을 제외하고는 앞서 설명한 분리될 수 없는 패턴 경우에서와 같은 형태이다.



<SVM의 제한된 최적화에 대한 쌍대 형태>

훈련 샘플  $(x_i, d_i)_{i=1}^N$ 이 주어졌을 때, 목적함수를 최대화하는 라그랑지(Lagrange) 승수  $[a_i]_{i=1}^N$ 을 찾는다.

$$Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j d_i d_j x^T x$$

두 가지의 제한식이 주어진다.

$$(1) \sum_{i=1}^N a_i d_i = 0, \quad (2) 0 \leq a_i \leq C \text{ for } (i=1, 2, \dots, N)$$

식 (3.28)과 같이 표현되는  $N \times N$  행렬인 대칭행렬  $K$ 의  $ij$  번째 원소를  $K(x_i, x_j)$ 라 한다.

$$K = k(x_i, x_j)_{(i,j)=1}^N \quad (3.28)$$

찾아진 라그랑지 승수의 최적값,  $a_{o,i}$ 로 식 (3.23)을 적용함으로써 특징 공간을 출력공간으로 연결하는 선형 가중치벡터  $w_o$ 의 해당 최적 값을 결정한다. 특히, 상  $\phi(x_i)$ 은 가중치 벡터  $w$ 로 입력의 역할을 하며,  $w_o$ 는 식 (3.29)와 같이 정의한다. 여기서  $\phi(x_i)$ 는  $x_i$ 가 특징 공간에서 얻어진 상이며,  $w_o$ 의 첫 성분은 최적 bias  $b_o$ 을 나타낸다.

$$w_o = \sum_{i=1}^N a_{o,i} d_i \Phi(x_i) \quad (3.29)$$

### 3.4.3 내적 커널 함수의 종류

일반적으로 사용되는 커널 함수는 다항식(polynomial) 커널 함수, RBF(Radial Basis Function) 커널 함수, 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron) 커널 함수 등 보통 9가지 종류를 많이 사용한다. 그 중 비선형 데이터들에서 매우 성능이 좋은 커널 함수인 가우션(Gaussian) RBF 커널 함수, 지수(exponential) RBF 커널 함수, B-splines 커널 함수, 다차원의(multidimensional) 다항식 커널 함수를 선정[29]하였다. 또한 앞서 말한 4가지와 성능을 비교하기 위해 선형 데이터들에 매우 성능이 좋은 커널 함수인 다항식 커널 함수, 선형(Linear) Splines 커널 함수를 추가로 선정[29]하였으며, 이에 본 절에서는 위 6가지 커널 함수를 소개하기로 하겠다.

#### (1) 다항식 커널 함수

다항식 커널 함수는 점승적(dot product)으로 처리되기 때문에 두 벡터간의 방향에 의존적이며, 결국 동일한 방향을 갖는 벡터들은 다항식 커널 함수를 이용했을 때 높은 결과값을 갖게 된다.

$$K(x, x') = [(x \cdot x') + 1]^d \quad (3.30)$$

#### (2) 가우션 RBF 커널 함수

일반적으로 가우션 RBF 커널 함수는 지지벡터와 검증데이터간의 유클리드 거리와 연관되며, 여기서 지지벡터는 RBF의 중심점이 된

다.  $\sigma$  값이 커질수록 완만한 결정면을 갖게 된다.

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.31)$$

(3) 지수 RBF 커널 함수

RBF 커널 함수에서 제곱부분을 절대값으로 변경된 수식이다.

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|}{2\sigma^2}\right) \quad (3.32)$$

(4) 선형 Splines 커널 함수

선형 Splines는 유연성 때문에 이 커널 함수를 많이 사용되어지고 있다.  $k$  차수의 유한 Splines( $\tau_s$  시간동안  $N$ 개의 점으로 구성)는 식 (3.33)과 같다.

$$K(x, x') = \sum_{\Upsilon=0}^k x^\Upsilon x'^\Upsilon + \sum_{s=1+k}^N (x - \Upsilon_s)_+^k (x' - \Upsilon_s)_+^k \quad (3.33)$$

무한 Splines( $[0,1]$ 구간에서)는 식 (3.34)와 같다.

$$K(x, x') = \sum_{\Upsilon=0}^k x^\Upsilon x'^\Upsilon + \int_0^1 (x - \Upsilon_s)_+^k (x' - \Upsilon_s)_+^k d\Upsilon \quad (3.34)$$

$k=1$ 일 때, 커널은 식 (3.35)와 같이 된다.

$$K(x, x') = 1 + xx' + \frac{1}{2}xx' \min(x \cdot x') - \frac{1}{6} \min(x \cdot x')^3 \quad (3.35)$$

(5) Bsplines 커널 함수

선형 Splines과 구조가 비슷한 형태로써, 커널의 정의(구간  $[-1,1]$ )는 식 (3.36)과 같다.

$$K(x, x') = B_{2N+1}(x - x') \quad (3.36)$$

(6) 다차원의 다항식 커널 함수

다차원의 커널 구조이며, 텐서곱(tensor product)의 공식으로 얻어진 형태로 식 (3.37)과 같다.

$$K(x, x') = \prod_i k_i(x_i, x'_i) \quad (3.37)$$

## 제 4 장 제안된 다중 생체 인식 시스템의 하드웨어 구성

본 장에서는 본 논문에서 제안된 다중 생체 인식 시스템의 설계 및 구현 내용을 설명한다. 본 논문에서 사용된 생체 인식 기술은 지문 인식, 화자 인식, RFID 인식 시스템을 각각 사용하여 다중 생체 인식 시스템으로 구성하였고, 구현된 다중 생체 인식 시스템을 살펴보기 위해 본 장에서는 전체 하드웨어 구성을 먼저 살펴본 뒤, 다음 5장에서는 각 시스템의 소프트웨어 구성을 살펴보겠다.

### 4.1 전체 하드웨어 구성도

그림 4.1은 다중 생체 인식 시스템의 전체 제어부를 나타낸 것으로 SVM 알고리즘의 성능 평가를 위해 PC를 사용하였는데, 제어부에서는 지문 인식부와 PC와의 통신은 RS-232 직렬(serial) 통신을 사용하였고, 화자 인식부와는 병렬(parallel)통신으로 연결되게 설계하였으며, 마지막으로 RFID 시스템과는 RS-232 직렬 통신으로 연결하였다. 이 통신선을 통해 인식여부에 관한 정보 패킷을 수신하고, 수신된 패킷들을 최종 중앙 제어부에서 최종 인식 여부(SVM 알고리즘)를 계산하여 최종 인식을 판단하고, 아울러 시각적으로 인식 여부를 확인하기 위해 데드볼트(DeadBolt)를 연결하여 인식이 결정될 때 도어락을 열게끔 설계하였다.

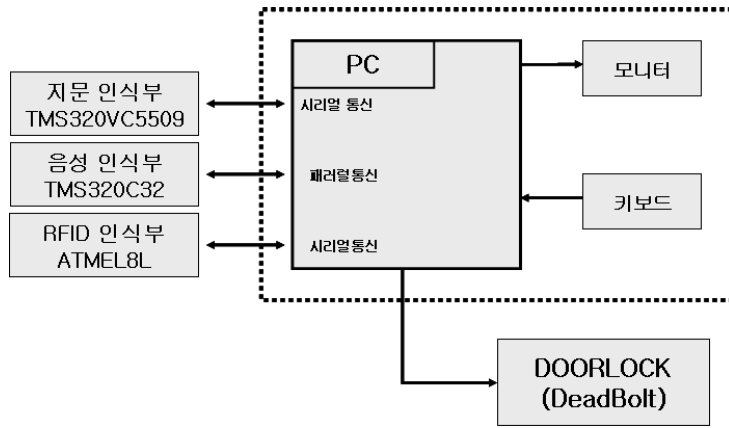


그림 4.1 제어보드 전체적인 구성도

Fig. 4.1 Overall component diagram of control board

## 4.2 지문 인식 시스템의 하드웨어 구성

그림 4.2[부록 C]에서와 같이 지문 인식 보드는 지문 영상의 실시간 처리를 위해 CPU를 크기와 기능을 고려해 TI사의 TMS320VC5509를 사용하였고, 이 DSP에 지문 영상을 입력받는 지문 센서부와 지문 영상의 저장과 처리를 위한 플래쉬 메모리 및 SDRAM을 각각 연결하여 설계하였다. 총 256개의 지문 템플릿을 저장할 수 있도록 플래쉬 메모리의 용량은 1MB로 구성하였고, 지문 영상을 처리하기 위해 많은 메모리공간이 필요로 하는데 2MB의 SDRAM을 연결하여 충분한 메모리 공간을 확보하였다. 지문 영상을 입력 받기 위해서 사용된 센서는 최근 많이 쓰이고 있는 반도체 방식의 센서로서 AuthenTec사의 AFS-8500 모델을 사용하였다. 이 센서는 DSP와 병렬 통신방식으로 96×96 지문 영상 데이터를 전송한다. 실제 구현된 지문 인식 보드와 제어부의 사진은 그림 4.3과 같다.

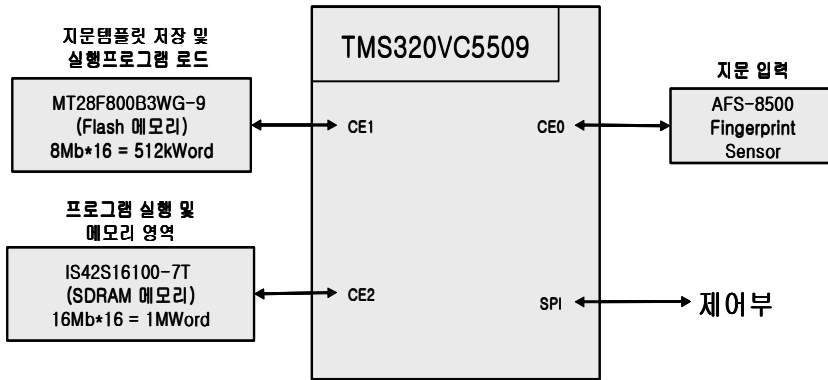


그림 4.2 지문 인식 보드의 구성도

Fig. 4.2 Component diagram of fingerprint recognition board



그림 4.3 구현된 제어부와 지문 인식 보드

Fig. 4.3 Implemental control and fingerprint recognition board

### 4.3 화자 인식 시스템의 하드웨어 구성

음성은 그 특성상 많은 데이터를 가지고 있기 때문에 특징 정보를 추출하기 위해서는 빠른 산술연산이 필요하다. 본 논문에서는 [부록 D]와 같이 이런 점을 감안해서 TI사의 플로팅 포인트 DSP인 TMS 320C32(30MIPS)와 SRAM 61C256 \* 4(128Kbyte)를 연결하여 많은 음성 데이터를 연산하는데 충분한 메모리 용량을 설계하였으며, 용량이 큰 음성 프로그램과 음성 패턴을 저장하기 위해 64Kbyte ROM인 27C512를 사용하고 있다.

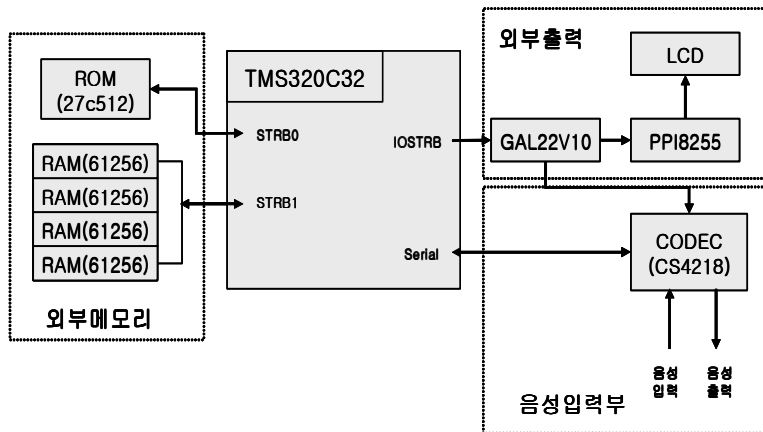


그림 4.4 화자 인식 보드의 구성도

Fig. 4.4 Component diagram of speech recognition board

또한 프로그램의 다운로드에는 MPSD-PP용 에뮬레이터(emulator)를 통해 JTAG 통신 방식을 사용하고 있고, 직렬 포트를 통해서 16 bit 분해능을 가지고 있는 코덱(CS4218)과 연결하여 음성 데이터의



입/출력을 담당하고 있으며, XF0와 XF1의 I/O포트를 통해서 CPU의 동작 상태를 확인하고 있다. 그리고 DSP의 외부인터럽트 단자 INT2와 INT3를 통해서 저장모드와 인식모드를 설정할 수 있게 했다. 그림 4.4는 화자 인식 보드의 전체적인 구성도를 나타내며, 이 음성 보드의 동작 원리를 보면 다음과 같다.

마이크로부터 입력된 음성 데이터는 코덱을 거쳐 시리얼 통신으로 TMS320C32 코어인 DSP에 전달한다. 전달된 음성 데이터는 특징 정보 추출을 위해 DSP내부에서 MFCC를 처리한 후 미리 저장된 음성 패턴과 DTW 인식 알고리즘으로 유사도를 계산하여 화자 인식과정을 수행한다. 인식결과는 LCD에 표시되며, 다중 생체 인식 시스템의 제어부에 그 결과를 전송한다. 그림 4.5는 실제 구현된 화자 인식 보드의 사진이다.

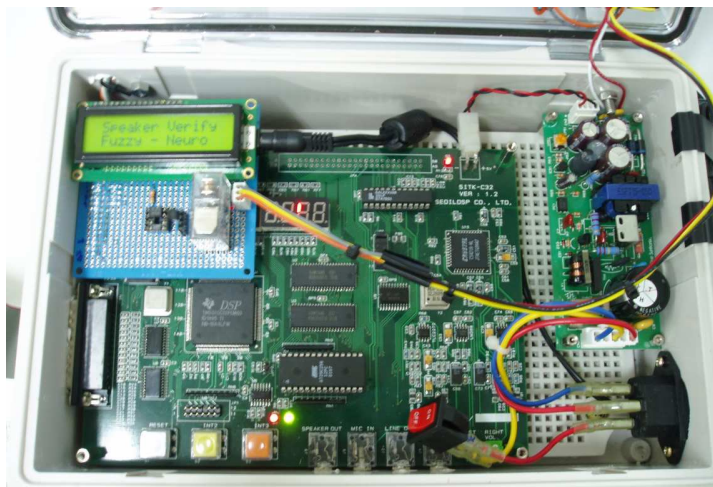


그림 4.5 구현된 제어부와 화자 인식 보드

Fig. 4.5 Implemental control and speech recognition board

#### 4.4 RFID 시스템의 하드웨어 구성

RFID 시스템의 리더기는 안테나, RF 회로부, 변복조 회로부, 마이크로프로세서부로 구성된다. 표 4.1은 본 논문에서 사용된 리더기의 특성을 나타냈었다.

표 4.1 리더기의 특성

Table 4.1 Specification of reader

기능	특성
RF 주파수	13.56MHz, FCC 및 CE Compliant
전원 공급	4.5 ~ 5.0 DC 동작, 5V DC 레귤레이터 (6 ~ 9V 어댑터 입력)
공급 전류	70mA @5V
보드크기	178*88*11mm
RF데이터율	26kbps ISO15693-3, 106kbps ISO14443-A
호스트연결	UART, RS-232
호스트데이터율	직렬 통신 9600 - 115200 baud rate
안테나	50Ω 내부 안테나 & 외부 안테나 연결
RF 세기	100mW @ 5V
Read 범위	100mm 내부 안테나
Flash MCU	펌웨어 업데이트 기능
메모리	256byte 사용자 데이터 및 8k 프로그램 메모리
외부 표시 장치	LED 2개(red/green), 부저
충돌 알고리즘	15개까지 가능

표 4.1의 특성을 가진 리더기는 13.56MHz대의 주파수를 이용하여 RFID 통신을 수행하며, 데이터 프로토콜은 ISO15693-3 및 ISO 14443-A이며, 호스트(AVR 및 PC)와의 통신은 UART 및 RS-232 통신이며, 데이터율은 9600~1152000 baud rate 이다.

위의 특성을 가진 리더기의 전체 블록도는 그림 4.6과 같으며, 아래의 블록도에서 ATMEL8L은 전체 리더기 제어를 담당하며, RFID 인식 제어부인 ATMEL16L과 통신을 담당한다. 그리고 리더기내에서 RFID 주요 기능을 수행하는 S6700(RI-R6C-001A)의 역할은 표 4.2와 같다.

그림 4.7은 본 논문에서 실제 제작된 RFID 인증기 시스템으로 실제 리더기와 제어부의 모습을 나타내고 있으며, 제어부에는 Atmel 16L 및 LCD, 키패드로 구성되어 있다[부록 E]. 리더기와 태그의 통신 방식은 ISO 14443-A 및 ISO 15693으로 구성되어 있으며, 태그의 모양은 휴대가 간편한 카드 형태로 적용하였다.

표 4.2 적용 RFID(S6700)의 주요 기능 및 성능

Table 4.2 Major function and performance of RFID(S6700)

칩의 기능	칩의 성능
Tag와의 통신	근거리 및 중거리 응용 분야 적용
ISO 15693-2 프로토콜 내장	추가적인 외부 회로의 간소화
ISO 14443-2 프로토콜 내장	저 전력 소비
	50Ω내에서의 200mW RF 전력
Transparent Mode 지원	직렬 통신 기능

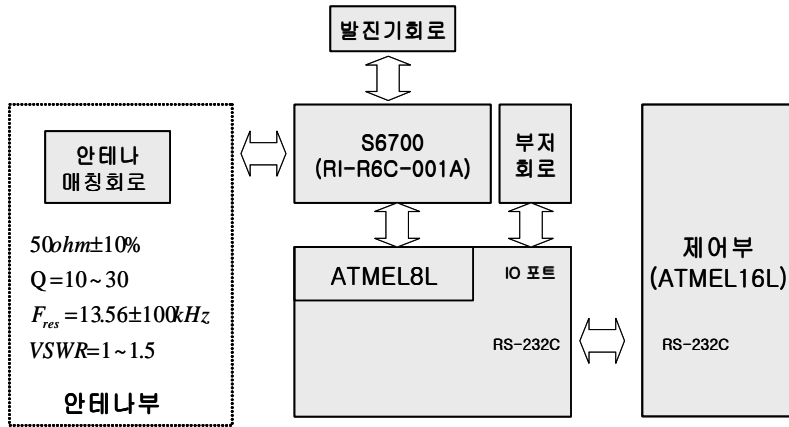


그림 4.6 RFID 인증 보드의 구성도

Fig. 4.6 Component diagram of RFID recognition board

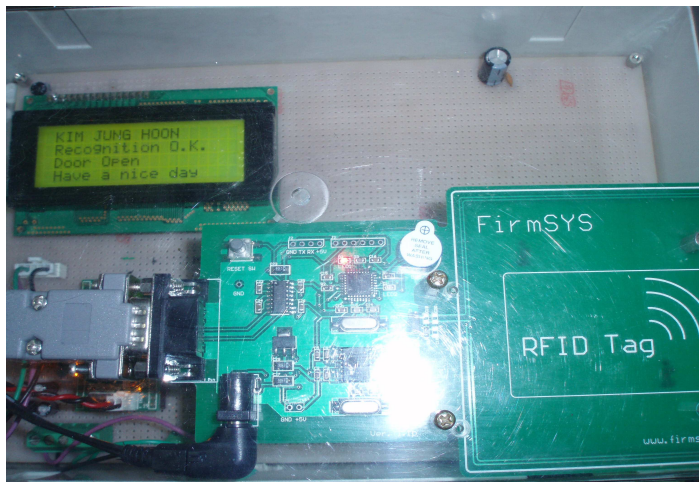


그림 4.7 구현된 RFID 인증기 시스템의 전체 모습

Fig. 4.7 Overall figure of implemental RFID recognition system

## 제 5 장 제안된 다중 생체 인식 시스템의 소프트웨어 구성

본 장에서는 본 논문에서 제안된 다중 생체 인식 시스템의 소프트웨어 구성을 설명한다. 앞서 4장에서 언급된 하드웨어 구성을 토대로 지문 인식, 화자 인식 알고리즘 및 RFID 통신 규약을 각각 살펴 보겠다.

### 5.1 전체 소프트웨어 구성도

본 논문에서 구현된 다중 생체 인식 시스템은 총 3개의 인식 시스템을 이용하여 직렬 및 병렬 형태로 연결해서 최종 인식하는 시스템으로 구성하였다. 먼저 RFID 인식 시스템에서 인식이 완료되면 병렬로 화자 인식 및 지문 인식을 동시에 실행하게 된다. 이후 화자 인식과 지문 인식에서 도출된 매칭값을 기반으로 구성된 각  $[0, 1]$ 의 범위를 갖는 이차원의 결정 공간의 소속벡터(opinion vector)들은 다중 생체 인식 시스템의 최종 단계인 등록자와 침입자로 분류하는 과정만을 남겨 두고 있다. 등록자와 침입자로 분류할 때의 최적의 상태는 학습과정에서의 분류된 경계면에서 최소의 FAR과 FRR을 갖도록 하는 것 뿐 아니라 실제의 적용 단계에서도 최적의 결과를 얻을 수 있는 타당한 결정 경계면을 형성할 수 있어야 한다. 이에 본 논문에서는 SVM을 사용하여 가장 최적의 결과를 얻을 수 있는 결정 평면을 도출하였으며, 분류된 SVM 함수를 사용하여 최종 인식 알고리즘으로 사용하였다.

제안된 SVM을 이용한 다중 생체 인식 시스템의 전체 소프트웨어 구조는 그림 5.1과 같다.

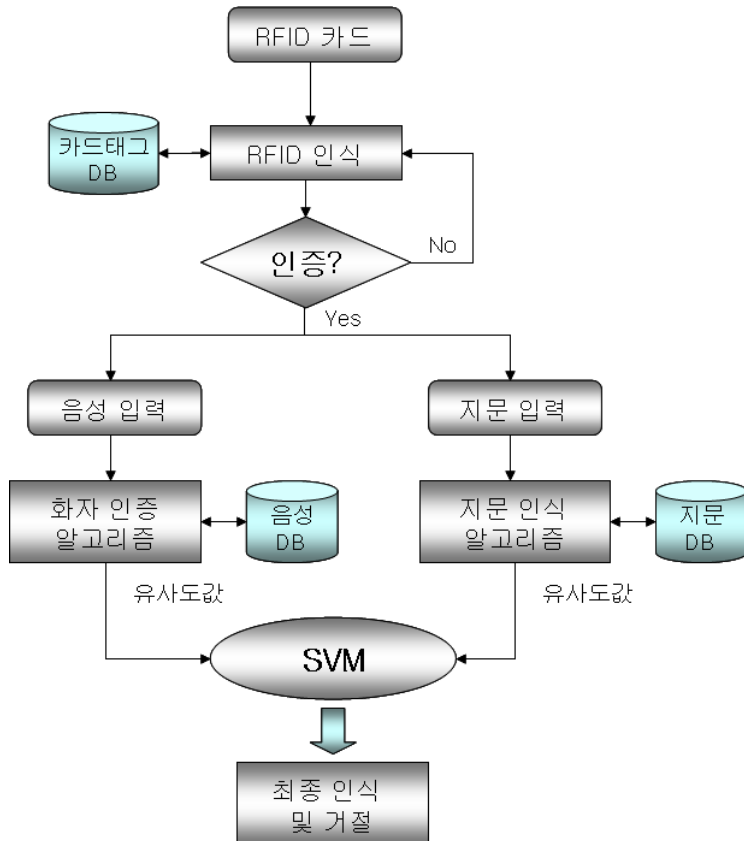


그림 5.1 SVM을 이용한 제안된 다중 생체 인식 시스템의 소프트웨어 구성도

Fig. 5.1 Software block diagram of proposed multi-modal biometric system using SVM

본 논문에서는 총 3개의 데이터베이스가 필요한데, RFID 태그 정

보를 가지고 있는 데이터베이스와 화자 인식에 필요한 음성 패턴 데이터베이스, 지문 인식에 필요한 지문 패턴 데이터베이스가 필요하다. 먼저 출입자가 들어오면 출입자 카드에 내장되어 있는 RFID 태그 고유번호와 이미 데이터베이스에 입력되어 있는 태그와 일치하는지 먼저 체크하여 맞으면 병렬 인식 알고리즘(SVM)으로 가지만, 틀리면 인식을 계속 거부한다. 이후 RFID 인식에서 통과하면 다음은 병렬 형태의 알고리즘이 실행되는데, 4장에서 언급하였듯이 화자 인식 및 지문 인식이 사용되었다. 화자 인식과 지문 인식은 이미 학습된 화자 및 지문 데이터베이스와 비교(matching)하여, 각각의 경우에 있어 유사도 값을 부여하고, 침입자와 등록자의 결정 공간(decision space)을 형성하며, 최종적인 침입자 및 등록자의 결정을 위해 3장에서 언급되었던 SVM을 적용한다.

## 5.2 지문 인식 시스템의 알고리즘

본 논문에서 구현된 지문 인식 알고리즘[49]-[56]은 핑거코드(finger code)를 응용한 검색 방법을 이용하여 구현하였다. 그림 5.2에서는 지문 인식 알고리즘의 전체 구성을 나타낸 것이다.

지문 인식 시스템의 전체 알고리즘의 구성은 크게 2단계로 사용자 등록 및 인식으로 되어 있다. 전원이 들어오면 초기화 과정을 수행한 뒤, 메뉴에서 지문 등록 및 인식 모드가 나오게 된다.

지문 등록 과정은 지문 영상이 시스템에 입력되면 기준점으로 중심점을 선정하고, 각도에 따라 16개, 거리에 따라 5개의 섹터로 나눈다. 그 영역을 웨지링(wedge-ring)이라고 한다. 그리고 난 뒤, 각 섹터마다 평활화(normalization)를 하고, 웨지링에 0도부터 180도가

지 22.5도 간격으로 8개 방향에 대해 가보(gabor) 필터를 컨벌루션(convolution) 수행한다. 이렇게 만들어진 영상 신호에 대해 각 섹터마다 영상 신호의 평균값과 표준편차를 구한다. 이러한 표준 편차는 코드 값으로 쓰이고, 시스템에서 실제 지문 영상을 대신해 저장되어지는 핑거코드가 된다. 이 핑거코드를 가지고 입력 지문과 저장된 지문간의 유사도를 계산하여 최종 인증하게 된다.

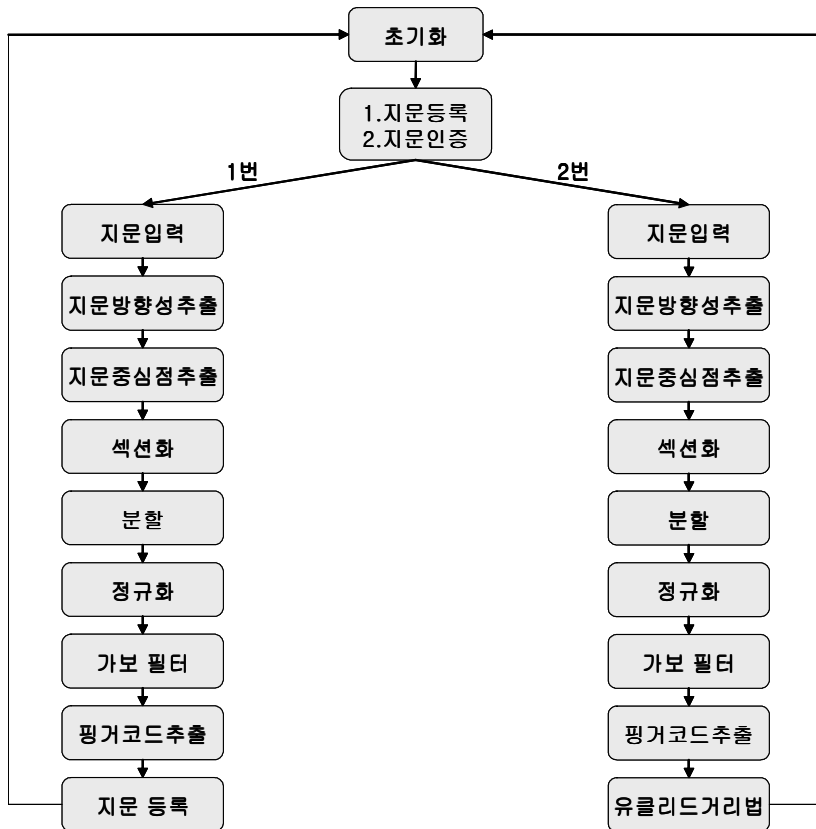


그림 5.2 지문 인식 알고리즘의 전체 구성도

Fig. 5.2 Overall component diagram of fingerprint recognition algorithm



### 5.2.1 지문의 방향 정보를 구하는 과정

지문 영상에 가보필터를 적용하기 위해서는 용선들의 방향성을 알아야 하는데, 본 논문에서는 용선의 방향 정보를 구하기 위해 영상 신호의 경사(gradient)를 이용하는 방법을 사용하였고, 용선의 방향 정보를 구하는 방법은 아래와 같다.

<용선의 방향 정보 구하는 알고리즘>

- (1)  $W \times W(8, 8)$  크기의 블록들로 지문 영상을 나눈다.
- (2) 블록내의 각 화소에 대해 소벨(sobel) 연산자를 사용하여 경도(gradient)  $G_x, G_y$ 를 계산한다.
- (3) 계산된 경도들을 이용하여 아래 수식에 따라 블록들의 방향(orientation)을 평가한다.

$$v_x(i, j) = \sum_{w=i-\frac{w}{2}}^{u=i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{u=j+\frac{w}{2}} 2G_x(u, v)G_y(u, v) \quad (5.1)$$

$$v_y(i, j) = \sum_{w=i-\frac{w}{2}}^{u=i+\frac{w}{2}} \sum_{v=j-\frac{w}{2}}^{u=j+\frac{w}{2}} G_x^2(u, v)G_y^2(u, v) \quad (5.2)$$

$$O(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{v_x(i, j)}{v_y(i, j)} \right) \quad (5.3)$$

## 5.2.2 지문의 중심점을 찾는 방법

지문의 중심점을 구하는 방법에는 포앙카(poincare) 방법과 최대 굴곡(max-curvature) 방법, 사인컴포넌트(sine-component)를 이용하는 방법 등 3가지가 있다. 본 논문에서는 지문의 방향성 정보를 이용하여 중심점을 구하는 사인 컴포넌트를 이용하는 방법을 이용하였으며, 중심점을 구하는 알고리즘은 다음과 같다.

### <지문의 중심점을 찾는 알고리즘>

- (1) 5.2.1절과 같이  $O(i, j)$ 를 구한다.
- (2) 지문 이미지를 부드럽게 만들기 위해 LPF필터 처리를 한다. 필터 처리된 결과는  $O'(i, j)$ 로 정의한다.  $O'(i, j)$ 의 수식은 다음과 같다. 여기서  $W$ 는 2차원 low pass filter이다.

$$\Phi_x(i, j) = \cos 2O(i, j) \quad (5.4)$$

$$\Phi_y(i, j) = \sin 2O(i, j) \quad (5.5)$$

$$\Phi'_x(i, j) = \sum_{u=-\frac{w_\phi}{2}}^{\frac{w_\phi}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\phi}{2}}^{\frac{w_\phi}{2}} W(u, v) \times \Phi_x(i-uw, j-vw) \quad (5.6)$$

$$\Phi'_y(i, j) = \sum_{u=-\frac{w_\phi}{2}}^{\frac{w_\phi}{2}} \sum_{v=-\frac{w_\phi}{2}}^{\frac{w_\phi}{2}} W(u, v) \times \Phi_y(i-uw, j-vw) \quad (5.7)$$

$$O'(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{\Phi'_y(i, j)}{\Phi'_x(i, j)} \right) \quad (5.8)$$

(3)  $O'$ 의 사인 컴포넌트가 처리된  $\varepsilon$ 를 계산한다.

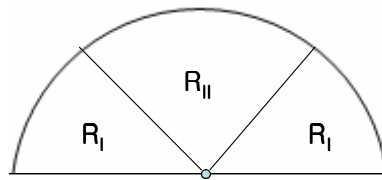
$$\varepsilon(i, j) = \sin(O'(i, j)) \quad (5.9)$$

(4) 중심점인 A값을 초기화한다.

(5) 전체 영상영역에 대해서 아래의 그림과 같이 마스크를 씌워서  $A(i, j)$ 를 계산한다.  $A(i, j)$ 가 최대 굴곡율인 곳을 중심점으로 정한다.

$$A(i, j) = \sum_{R_I} \varepsilon(i, j) - \sum_{R_{II}} \varepsilon(i, j) \quad (5.10)$$

$\varepsilon(i, j)$  = 픽셀당 사인 컴포넌트 ( $i, j$ )



<  $A(i, j)$ 의 계산을 위한 마스크 >

(6) 블록의 크기를  $w'$ ,  $w''$  ( $w'' < w' < w$ )로 줄여가면서 반복하되 중심점 탐색 영역은 전 단계에서는 점의 주변 영역으로 제한한다.

### 5.2.3 가보 필터 (gabor filter)

지문 이미지 영상에는 융선(ridges)과 골(valleys)에는 지역(local) 주파수들이 포함되어 있어, 전체적으로 보았을 때, 이미지가 깨끗하지 않음을 나타낸다. 가보 필터는 이러한 잡음을 제거하고, 원이미지의 융선과 골을 보전하는데, 가장 효과적인 필터이다. 기존의 논문에서는 가보 필터를 사용하였는데, 본 논문에서는 하프(half) 가보 필터를 사용하였다. 하프 가보 필터는 가보 필터보다 4배정도 속도가 빨라 실시간적 시스템에는 적당한 알고리즘이다. 이에 대한 상세한 알고리즘은 다음과 같이 표현된다.

<가보 필터를 이용하여 이미지를 개선시키는 알고리즘>

- (1) 중심점을 기준으로 16개의 섹터(Sectorize)로 나눈다.
- (2) 섹터로 나누어진 각 영역을 다음 식을 이용하여 정규화(Normalization)를 시킨다.

$$N_i(x, y) = \begin{cases} I(x, y) > M_i \text{ 일 때, } M_o + \sqrt{\frac{V_o \times (I(x, y) - M_i)^2}{V_i}} \\ I(x, y) \leq M_i \text{ 일 때, } M_o - \sqrt{\frac{V_o \times (I(x, y) - M_i)^2}{V_i}} \end{cases} \quad (5.11)$$

- (3) 하프 가보 필터를 통과시킨다.

$$g(x, y, \theta, f) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\delta_x^2} + \frac{y^2}{\delta_y^2}\right)\right) \times \cos(2\pi f x \times \cos\theta) \quad (5.12)$$

여기서  $\theta$ 는 가보 필터의 방향,  $f$ 는 용선의 주파수,  $\delta_x$ 를  $x$ 축 표준편차,  $\delta_y$ 를  $y$ 축 표준편차를 의미한다.

#### 5.2.4 핑거코드

가보는 방향성과 주파수 특성을 가진 필터이므로 지문이 가보 필터와 동일한 방향과 주파수를 가진다면 더욱 증폭되고, 그렇지 않은 경우, 지문이 일그러지는 현상을 가져온다. 이렇게 만들어진 영상 신호에 대해 각 섹터마다 평균값과 표준 편차를 구한다. 여기서 표준 편차의 의미는 클수록 지문이 가보 필터와 동일한 방향과 주파수를 갖는다는 의미를 갖고, 표준 편차가 작을수록 지문의 방향성이나 주파수가 가보와 다르다는 걸 의미한다. 이러한 표준 편차는 코드 값으로 쓰이고, 이에 시스템에서 실제 지문영상을 대신해서 압축되어진 핑거코드가 사용되게 된다. 이러한 핑거코드는 8방향의 가보 필터를 이용해서 만들어지므로, 각 각도에 따른 핑거코드가 만든 값은 지문 영상이 어떻게 구조적으로 형성되어져 있는지를 표현하게 되며, 식 (5.13)은 핑거코드의 수식이다.

$$V_{i\theta} = \frac{1}{n_i} \left( \sum |F_{i\theta}(x, y) - P_{i\theta}| \right) \quad (5.13)$$

여기서  $n_i$ 은 섹터  $S_i$ 에서의 픽셀 수,  $P_{i\theta}$ 는 섹터  $S_i$ 에서의 가보 필터링의 영상 신호 평균값,  $F_{i\theta}(x,y)$ 은 섹터  $S_i$ 에서  $\theta$ 방향의 가보 필터링 후 영상신호,  $S_i$ 은 웨지링 마스크의  $i$ 번째 섹터를 의미한다.

### 5.2.5 인식단계 : 유클리드 거리법 (euclidean distance)

지문 인식에서 사용되는 알고리즘은 유클리드 거리법을 사용하였는데, 이는 인식 속도가 간단하면서 효율적인 장점 때문에 적용하였다. 지문 데이터베이스에는 각 지문별로 핑거코드 값들이 저장되어 있으며, 인식 시 입력된 핑거코드값과 기존 데이터베이스의 핑거코드값들과 각각 유클리드 거리를 계산하여 가장 적은 것을 인식하게 된다. 지문 데이터베이스에 저장되어 있는 지문 템플릿은 0도, 22.5도, 45도, 67.5도, 90도 방향으로 회전시켜 한 지문당 총 5개의 템플릿을 저장시켰다. 이는 다음의 식 (5.14)로 표현되며, 지문의 방향성을 보완하기 위해서이다.

$$\begin{aligned}
 V_{i\theta}^R &= V_{i'\theta'} & (5.14) \\
 i' &= (i + k + R) \bmod k + \left(\frac{i}{k}\right) \times k \\
 \theta' &= (\theta + 180^\circ + 22.5^\circ \times R) \bmod 180^\circ
 \end{aligned}$$

식 (5.15)는 유클리드 거리법에 관련된 수식이며, 데이터베이스에 저장되어 있는 지문 특징 값들과 새로 입력되어진 지문 특징 값과 거리의 절대값을 구해서 가장 적은 값이 최종 인식으로 출력된다.

여기서  $R$ 은 데이터베이스 지문 템플릿들,  $X$ 는 입력 지문을 의미한다.

$$D(j) = \sum_i (R_{ij} - X_i)^2 \quad (5.15)$$

### 5.3 화자 인식 시스템의 알고리즘

본 논문에서 실제 설계된 전체 화자 인식 알고리즘은 그림 5.3과 같다.

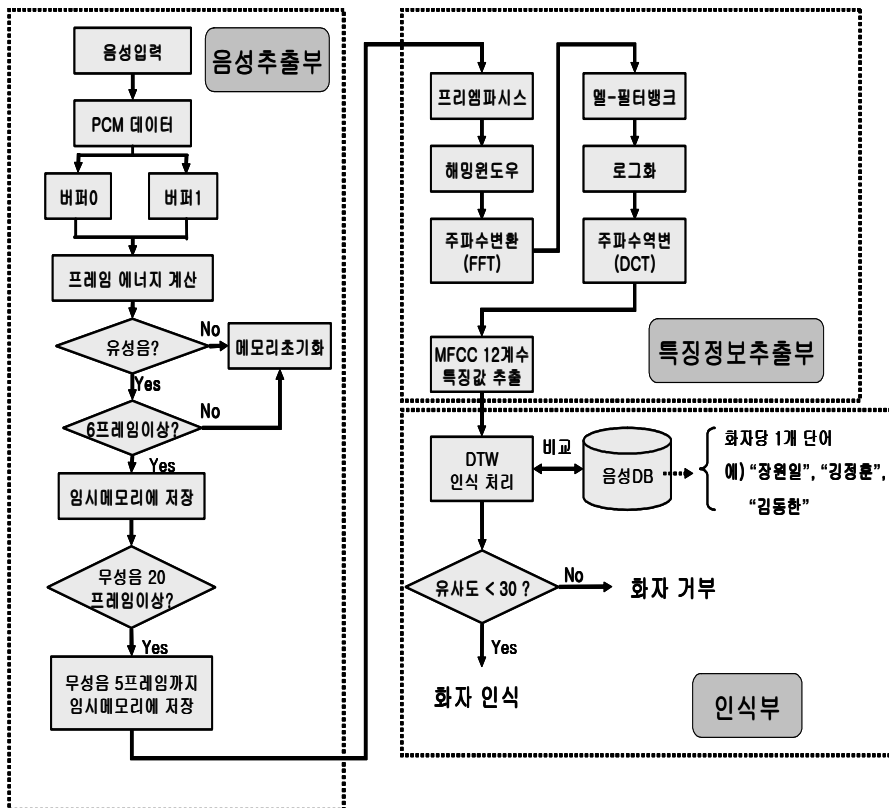


그림 5.3 화자 인식 알고리즘의 전체 구성도  
 Fig. 5.3 Overall component diagram of speech recognition algorithm

기존의 화자 인식 알고리즘은 HMM(Hidden Markov Models), DTW(Dynamic Time Wrapping), VQ(Vector Quantization), GMM(Gaussian Mixture Model) 등 여러 가지 알고리즘을 이용하여 개발되었으며, 성능면에서는 GMM이 가장 좋은 방법으로 검증되었다. 그러나 GMM은 훈련과정을 통해서만 인식함으로써 실제 시스템에 적용하기 위해서는 많은 문제점이 있다. 본 논문에서 제안하는 화자 인식 알고리즘[57]–[61]은 실시간 화자 인식을 위해 간단하면서도 성능이 뛰어난 DTW 알고리즘을 적용하였다.

### 5.3.1 음성 추출

음성의 검출은 화자 인식 성능에 큰 영향을 미친다. 이것은 마이크를 통해서 들어온 음성 데이터로부터 실제 음성 영역만 검출하는 것이다. 여기에는 검출점으로부터 영교차율을 측정해서 교차율이 높으면 유성음으로, 교차율이 낮으면 무성음으로 판별하는 방식인 영교차율(ZCR : Zero Crossing Rate) 방식과 음성 신호의 구간 당 에너지를 계산해서 일차적으로 유성음 부분만 검출하는 절대 에너지 방식(short time energy)이 있다.

본 논문은 실시간으로 음성을 처리하기 때문에 실시간에서 비교적 성능이 떨어지는 영교차율은 적용하지 않았으며, 절대에너지 방식만을 사용했다. 절대 에너지는 무성음보다 유성음부분이 크다는 이론을 바탕으로 하고 있으며, 한 프레임의 절대에너지는 식 (5.16)과 같이 정의된다.

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} [x(n)]^2 \quad (5.16)$$



식 (5.16)의  $x(n)$ 은 마이크에서 입력받은 음성 데이터,  $N$ 은 프레임의 길이,  $E$ 는 절대에너지를 나타낸다. 각 프레임의 절대 에너지가 설정된 값보다 크면 이 구간을 실제 음성으로 간주한다.

본 논문에서는 음성 프레임의 길이를 100으로 설정하고, 데이터의 손실을 방지하기 위해서 프레임을 중복시키는 방식인 프레임 블록킹을 30으로 적용하고 있다. 음성 구간 추출은 절대 에너지가 설정된 값보다 큰 프레임이 6개 이상이 되면 그 부분은 유성음 구간으로 간주하여 메모리에 저장되고, 이후 절대 에너지가 설정된 값보다 작은 프레임이 20개 이상이 되는 무성음 구간까지 음성의 끝점을 검출하여 저장하였다. 아울러 끝점이 검출되면 20프레임의 무성음 구간 중 15프레임은 버리고, 나머지 5프레임만을 음성 영역으로 사용하였다.

### 5.3.2 음성 특징 정보 추출

음성 데이터양은 인식 알고리즘을 실시간으로 처리하기에는 상당히 크므로 이 데이터를 효율적으로 줄여야 한다. 이러한 처리를 위해 특징 정보 추출 과정이 필요하다. 본 논문에서는 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficient) 방식을 사용하여 음성의 특징 정보를 추출하였다. MFCC의 처리 절차는 그림 5.2의 특징 정보 추출부에 나타난 것과 같다. 프리엠파시스(pre-emphasis) 처리 후, 해밍 윈도우(hamming window)를 씌우고, FFT(Fast Fourier Transform)를 수행하여 주파수영역으로 변환한다. 변환된 값들을 그림 5.6과 같이 미리 설정되어진 MFCC 대역필터뱅크를 통과시키고, 로그화, DCT (Distance Cosine Transform)을 거치면 프레임당 12개의 계수

값들을 구할 수 있으며, 이 값들이 음성의 특징 정보가 된다.

### 5.3.2.1 프리엠퍼시스

프리엠퍼시스 방식은 검출된 음성 영역의 저주파 성분을 약화시키고 고주파 성분만을 강조시켜 마이크에서 많이 발생된 음성 신호의 DC성분을 제거하는 방식이며, 프리엠퍼시스는 식 (5.17)과 같이 나타낸다. 여기서  $S(n)$ 은 검출된 음성 데이터이고, 프리엠퍼시스 계수  $a$ 는 0.95를 사용했을 때 최적의 결과가 나왔다.

$$\bar{S}(n) = S(n) - aS(n-1) \quad (0.9 < a < 1.0) \quad (5.17)$$

### 5.3.2.2 해밍 윈도우

프리엠퍼시스 처리를 한 음성 데이터는 각 프레임의 시작과 끝에서 신호의 불연속이 발생하는데 이것을 최소화시키기 위해 해밍윈도우를 사용한다.  $x(n)$ 은 프리엠퍼시스 처리된 음성 신호이고, 해밍윈도우  $w(n)$ 은 식 (5.19)와 같이 표현된다. 여기서  $N$ 은 프레임의 길이이다. 이러한 해밍 윈도우와 입력  $x$ 의 곱은 식 (5.18)과 같이 된다.

$$\bar{x}(n) = x(n) \cdot w(n) \quad (5.18)$$

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (0 < n < N-1) \quad (5.19)$$

### 5.2.2.3 MFCC

캡스트럼 분석 방법 중 인간의 청각 특성을 이용한 것으로 멜 캡스트럼이 있다. 멜(Mel)은 톤 신호의 인지된 피치 또는 주파수 측정치를 나타내는 단위로서, 인간의 청각 시스템이 피치를 선형적으로 인지하지 않는 것처럼 톤 신호의 물리적인 주파수에 선형적으로 대응하지 않는다. Stevens와 Volkman은 임의로 1000Hz를 1000mel로 선정하고, 사람들에게 인지된 피치가 기준 주파수의 두 배가 되도록 변화시켜 이를 2000mel로 표기하였다. 이러한 방법으로 실제 물리적인 주파수와 인지된 주파수사이의 대응 관계를 구하였다. 이 대응관계를 보면 1kHz 이하에서는 선형적으로 1kHz 이상에서는 대수적(log scale)으로 대응됨을 볼 수 있다. 멜과 주파수사이의 대응 관계를 근사적으로 식 (5.20)과 같이 나타낼 수 있다. 여기서  $F_{mel}$ 는 각각 근사식에 의해 구해진 인지된 주파수이고,  $F_{Hz}$ 는 실제주파수를 나타낸다.

$$F_{mel} = 2595 \log_{10} \left( 1 + \frac{F_{Hz}}{700} \right) \quad (5.20)$$

해밍 윈도우 처리가 된 음성 데이터를 FFT 처리하여 주파수영역으로 변환 한 뒤, 그림 5.4의 멜 캡스트럼 삼각대역 필터를 통과한다. 통과한 신호는 로그화를 거친 후, 식 (5.21)을 통해 프레임당  $n$ 개의 멜 캡스트럼 계수값이 나오게 된다. 여기서  $X_k$ 는 로그화를 거친 음성 신호이고  $k$ 는 필터의 계수이며,  $n$ 는 멜 캡스트럼 계수의 차수이다. 본 논문에서는 12차의 멜 캡스트럼 계수  $C_n$ 을 구하였다.

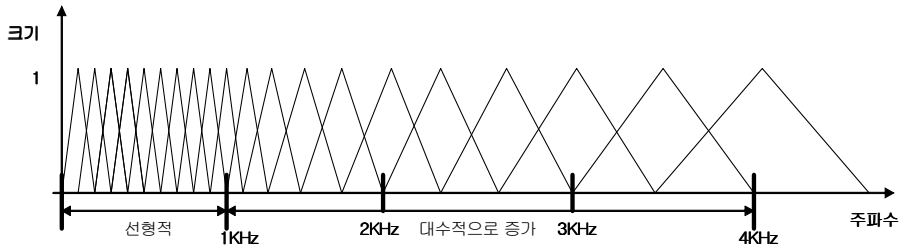


그림 5.4 멜 캡스트럼 삼각대역 필터

Fig. 5.4 Triangle bandwidth filter bank of mel-cepstrum

$$C_n = \frac{1}{20} \sum_{k=1}^{20} X_k \cos \left( n \left( k - \frac{1}{2} \right) \cdot \frac{\pi}{20} \right) \quad (5.21)$$

### 5.2.3 화자 인식 매칭 알고리즘

본 논문에서 사용된 화자 인식 알고리즘인 DTW는 입력 패턴과 참조 패턴 사이의 거리를 측정해서 그 유사도를 측정하는 방법이다. 다시 말하면, 제한된 경로 내에서 단조 증가를 통해서 가장 가까운 거리를 판별 및 유사도를 측정한다.

예를 들어, 길이가 M인 입력 음성 패턴을  $T = T(1), T(2), \dots, T(M)$  길이가 N인 기준 패턴을  $R = R(1), R(2), \dots, R(N)$  이라고 하면, 두 패턴 간의 유사도 d는 다음 식 (5.22)와 같이 누적거리로 표현된다.

$$d = \sum_{n=1}^N D(R(n), T(w(n))) \quad (5.22)$$

이때  $D(R(n), T(W(n)))$ 는 R의 n번째와 T의 W(n)번째의 국부적

유사도(local distance)이며, DTW는 두 패턴간의 누적 거리 최적화를 하는  $(m, n)$  평면의 최적 경로  $m=W(n)$ 를 찾는 방법이다.

본 논문에서는 지역거리는 유클리드 거리법을 사용하고 있으며, 지역 제약방법은 ITAKURA방식을 사용하고 있으며, 이 방식의 경우 기준 모델 집합의 작성은 간단하다. 인식하고자 하는 명령어들을 발음하고 분석한 후 연속된 프레임들의 특징 벡터들을 저장하고 있으면 된다. 인식 시에는 입력된 음성을 분석해 특징 벡터를 추출한 후 이들 기준 모델 집합의 구성원과 개별적으로 DTW를 수행하여 가장 적은 누적 거리를 주는 구성원을 찾으면 된다. 보통 음성 인식에서는 DTW 알고리즘을 이용하여 고립단어 인식에 많이 사용하지만, 화자 인식에 사용하기 위해서 본 논문에서는 패턴 매칭의 유사도 값(distance value)을 사용하였다.

### 5.3 RFID 시스템의 통신 방식

본 논문에서 사용되어진 리더기의 프로토콜은 근접(Proximity) 결합 스마트 카드용 ISO 14443-A 및 ISO 15693[62-67]으로 구성되어 있다.

#### 5.3.1 ISO 14443-A

표준 ISO 14443은 비접촉 근접 결합 스마트카드의 동작 방법과 동작 파라미터를 설명하고 있다. 표준은 총 4개의 Part로 구성되어

있는데, Part 1은 물리적 특성을 규정되어 있으며, Part 2는 무선 주파수 전력과 신호 접속을 설명하며, Part 3은 초기화 및 충돌 방지를 정의하고 있다. 마지막으로 Part 4에서는 전송 프로토콜을 규정하고 있다.

### 5.3.2 ISO 15693

표준 ISO 15693은 비접촉 인접 결합 스마트카드의 동작 방법과 운영 파라미터에 대하여 설명하고 있다. 이들은 접근 제어 시스템에서 사용되는 것과 같은 동작 거리 1m 이내의 스마트카드들이다. 이 표준은 총 4개의 Part로 구성되어 있는데, Part 1은 물리적 특성, Part 2는 무선 주파수 전력과 신호 인터페이스와 프레임, Part 3은 프로토콜을 각각 정의하고 있다. 마지막으로 Part 4에서는 애플리케이션의 등록을 규정하고 있다.

## 제 6 장 실험 및 결과 분석

본 논문의 실험은 총 5단계로 구성되어 있다. 첫 번째로 RFID 인식 시스템을 통해 RFID 태그와 리더기를 통해 실시간 인식 테스트의 결과를 먼저 살펴보고, 두 번째로 음성의 특징 정보 추출과정을 통해 실제 처리된 결과를 살펴보고, 세 번째로 지문의 특징 정보 추출과정에 의해 처리된 결과를 살펴보겠다. 이어 본 논문에서 제시한 다중 생체 인식시스템의 구성 요소인 지문, 화자 인식을 부분별로 실험한 결과를 살펴보고, 마지막으로 본 논문에서 제시한 SVM을 이용한 다중 생체 인식 테스트를 수행하기 위해 Matlab을 이용하여 실제 등록자와 침입자를 분류하는 실험 및 성능 테스트를 시도하였다.

### 6.1 RFID 인식 테스트 실험

본 논문에서 사용된 RFID 리더기(reader)와 태그(tag)는 (주)팜시스에서 출시한 RFID 리더기 모듈을 사용하였고, 본 RFID 리더기의 인식 기능만을 사용하여 그림 4.6과 같이 재설계하여 RFID 인증 시스템으로 개발하였다. 본 논문에서 인식률 테스트를 위해 수동형 태그(건전지가 없는 타입) 10개를 준비하여 10명의 사용자에게 할당하고, 각각 100번의 테스트를 수행하였으며, 이에 대한 결과는 표 6.1과 같이 리더기와 태그의 거리가 없을 때에는 인식률이 100%였으며, 인식 속도 또한 굉장히 빠른 속도로 수행하였다. 하지만 거리가 점점 멀어짐에 따라 인식률 및 인식 속도는 현저히 떨어졌으며,

20cm 이상의 거리에서는 인식이 거의 이루어지지 않았다. 이의 측정 결과를 토대로 인식 거리는 0 ~ 5cm가 가장 적당함을 알 수 있었다.

표 6.1 RFID 인식을 실험

Table 6.1 Test of RFID recognition rate

리더기와 태그와의 거리	평균 인식률	평균 인식 시간
0 cm	100 %	0.1 ms
5 cm	100 %	0.15 ms
10 cm	95 %	0.52 ms
15 cm	67 %	1.14 ms
20 cm	15 %	환경 변수에 심함

## 6.2 음성 특징 추출

화자 인식에 사용된 전체 음성 데이터베이스는 그림 6.1과 같다.

모두 10명의 사람이 각각 3번씩 발성하여 총 30개의 음성 파일을 데이터베이스에 저장시켰다. 저장시킨 패턴의 음성은 본인의 이름 (표에서는 이름을 이니셜로 표기함)을 발성하였고, 30개의 음성에 대한 특징 정보들을 화자 인식 시스템의 메모리에 저장시켰다. 특징 정보 추출과정(MFCC)을 거친 음성의 특징 정보 패턴은 그림 6.2와 같이 나타났다.



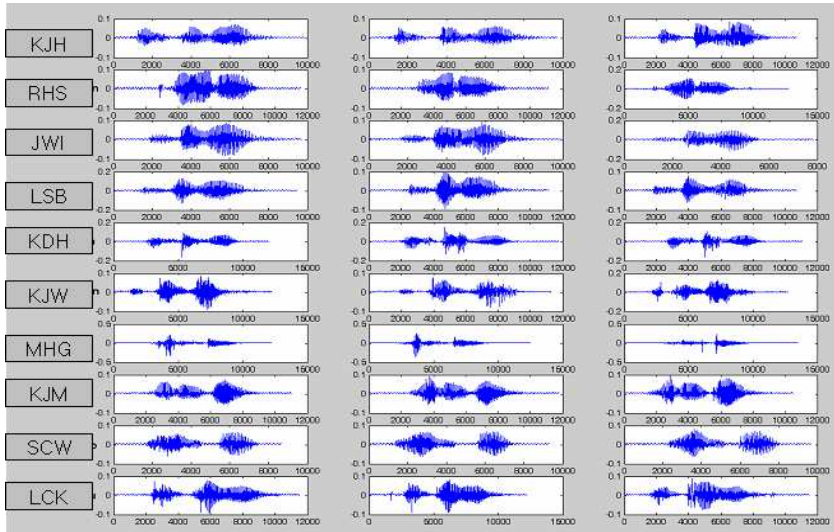


그림 6.1 화자 인식에 사용된 음성 데이터베이스  
 Fig. 6.1 Using speech database in speech recognition

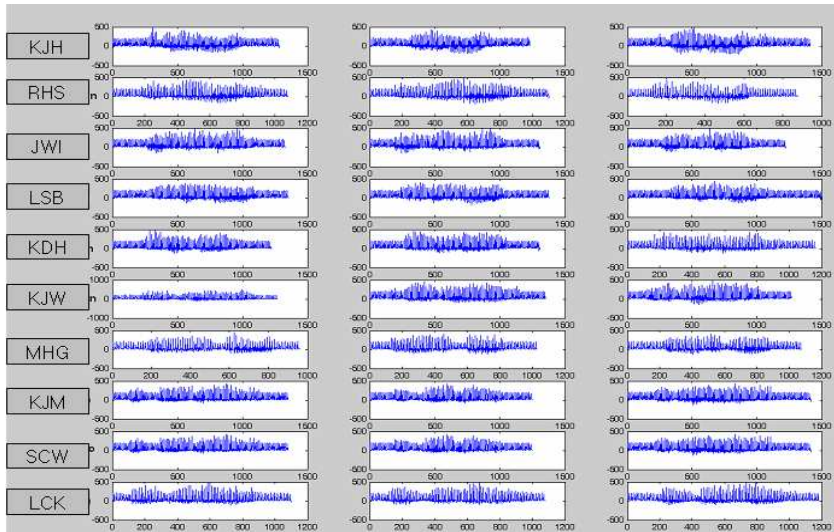


그림 6.2 추출된 음성 특징 데이터베이스  
 Fig. 6.2 Database of the extracted speech feature pattern

### 6.3 지문 특징 추출

지문 인식을 수행하기 위해서는 우선 핑크 코드의 지문 등록 단계를 수행해야 한다. AuthenTec사의 AFS-8500 반도체 지문 센서로부터 한 사람당 3개의 지문을 입력하였으며, 이런 식으로 하여 총 10명의 지문을 저장하였다. 그림 6.3은 인식하고자 하는 사람의 지문 데이터베이스이며, 총 10명의 지문을 총 30개 취득하였고, 이 30개의 지문을 본 논문에서 제안된 지문 인식 알고리즘인 핑거코드를 이용하여 특징을 추출하였다. 이 특징 정보들을 이용하여 유클리드 거리법을 통해 지문 인식을 수행하게 된다.

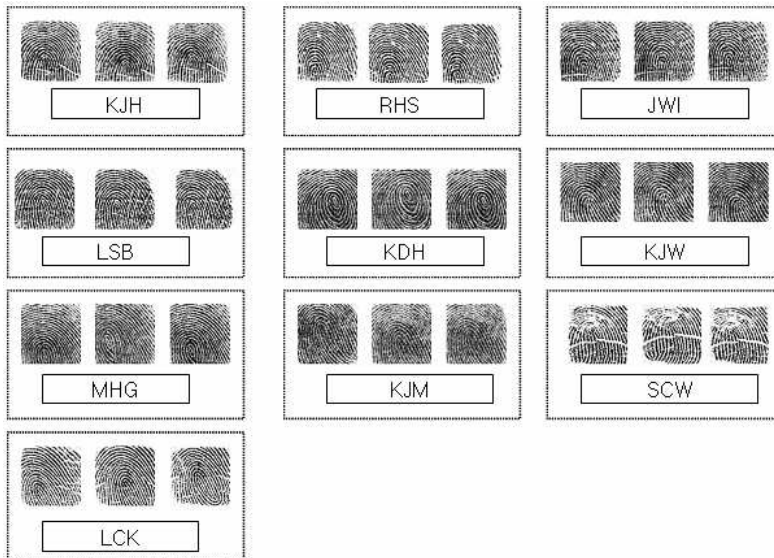


그림 6.3 지문 인식에 사용된 지문 데이터베이스

Fig. 6.3 Using fingerprint database in fingerprint recognition

## 6.4 지문 및 화자 인증율 테스트

인식률을 평가하는 기준으로는 2가지가 있다. 그 첫째는 접근이 허락되지 않은 사람을 통과시키는 오류인 타인수락율(FAR : False Acceptance Ratio)이다. 이 비율이 1%라면 100번의 인식이 수행되는 동안 1번의 오인식이 발생하였다는 것이다. 즉 타인수락율이 높을수록 시스템에서는 치명적이 된다. 일반적인 보안을 목적으로 하는 시스템에서 그 기술의 우위를 가늠하는 대표적인 척도로 대개 이 FAR이 꼽힌다. 두 번째는 출입이 허락된 사람을 통과시키지 않는 오류, 즉 본인거부율(FRR : False Rejection Ratio)이다. 이 오류율이 높다면 당연히 출입해야 할 사람인데도 출입불가가 되는 것이다. 따라서 현실에서 상용화되기 위해서는 이 비율을 최소화시키는 것이 곧 시스템의 보안성을 높여 안정성 면에서 신뢰를 얻을 수 있다. 이에 본 절에서는 지문과 음성에 대해 각각 FRR과 FAR을 테스트를 각각 시도하였다.

### 6.4.1 화자 인식 테스트

화자 인식 테스트는 그림 6.4와 같이 SITK-32C용 개발 소프트웨어에 본 논문에서 제안했던 화자 인식 알고리즘을 프로그램한 뒤 DSP 보드에 다운로드 시켜 화자 인식 테스트를 수행하였다.

화자 인식의 인식률을 테스트한 결과는 표 6.2와 같다. 화자 인식 FRR 테스트는 총 10명이 150번씩 발성 테스트를 한 결과를 보여주며, FRR은 8.6%로 나타났다. 본 논문에서는 초기 유사도 값을 30으로 설정하였으며, 30이하일 때만을 화자 인식에 성공하고, 30이상일

때는 등록되지 않은 음성이나 침입자라 판단하여 화자 인식을 거부하게끔 동작하여 실험하였다. 표 6.3에서는 타인이 발음하여 인식을 시도한 경우의 FAR 테스트 결과를 나타낸 것이고, 실험은 각 단어 별로 본인을 제외한 나머지 사람들로 구성하여 랜덤하게 테스트를 수행하였고, FAR은 2.33%로 나타났다.

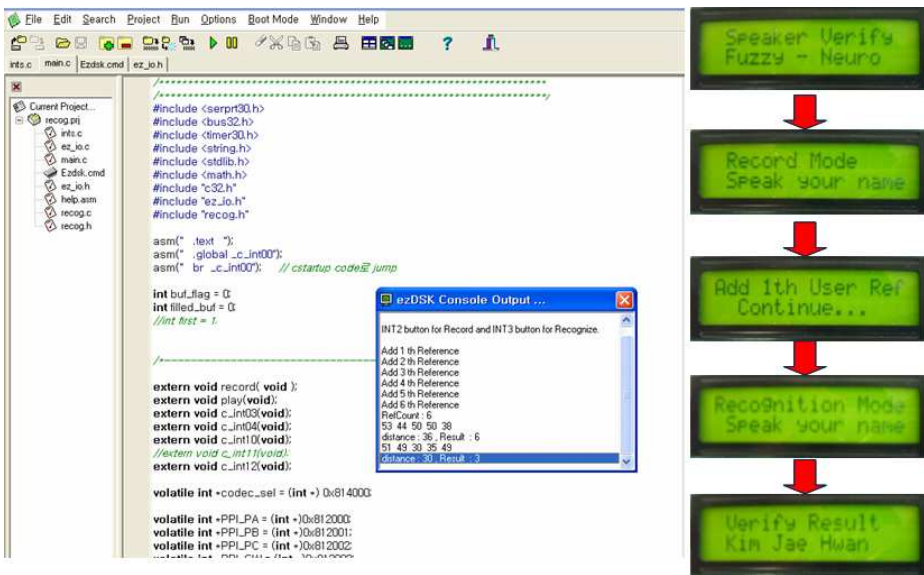


그림 6.4 실제 화자 인식 테스트 과정

Fig. 6.4 Process of real test in speech recognition

표 6.2 화자 인식 FRR 실험 (단위/회)

Table 6.2 FRR test of speech recognition

단어명	인식횟수	거부횟수	평균 유사도
KJH	138	12	25.9
RHS	145	5	23.5

JWI	125	25	35.1
LSB	140	10	24.7
KDH	139	11	25.2
KJW	135	15	30.2
MHG	145	5	22.8
KJM	119	31	36.1
SCW	146	4	20.8
LCK	139	11	24.4

표 6.3 화자 인식 FAR 실험(단위/회)

Table 6.3 FAR test of speech recognition

단어명	인식횟수	거부횟수	평균 유사도
KJH	0	150	120.4
RHS	4	146	97.5
JWI	0	150	130.8
LSB	9	141	70.1
KDH	3	147	92.3
KJW	0	150	100.3
MHG	0	150	111.7
KJM	10	140	99.3
SCW	8	142	120.2
LCK	1	149	140.2

## 6.4.2 지문 인식 테스트

본 절에서는 지문 인식 알고리즘인 핑거코드 알고리즘에 대한 실험을 수행한 결과를 나타내며, 임베디드 형태의 지문 인식 시스템에서는 시각적인 환경이 없기 때문에, 이를 그래픽적으로 보여주기 위해 테스트환경을 Matlab으로 구현해야 하는데, 이에 5장에서 설명한 핑거코드를 이용한 지문 인식 알고리즘 기법을 Matlab에 프로그램 하여 각 세부적 실험을 실시하였다.

그림 6.5에서는 핑거코드 알고리즘에서 불필요한 부분을 제거해주는 부분인 cropped point 단계로 원이미지에서 필요 없는 여백의 부분을 잘라낸 것을 확인할 수 있다.



그림 6.5 지문 전처리 단계 중 cropped point 처리

Fig. 6.5 Cropped point step in process of fingerprint preprocessing

그림 6.6에서는 핑거코드 알고리즘에서 섹션화 과정으로 원이미지에서 중심점을 찾아 정해진 크기의 반경 내의 영역만 뽑아내는 과정이다.



그림 6.6 지문 전처리 단계 중 sectorized point 처리

Fig. 6.6 Sectorized point step in process of fingerprint preprocessing

그림 6.7에서는 핑거코드 알고리즘 중에서 정규화 과정으로 원이미지에서 필요한 이미지만을 추출해내는 과정으로 필요 없는 잡음을 제거하여 깨끗한 이미지로 복원하는 작업을 수행하고, 이후 정규화 과정을 걸친 지문 이미지는 그림 6.8과 같이 가보 필터 처리 과정을 수행한다.



그림 6.7 지문 전처리 단계 중 normalized point 처리  
 Fig. 6.7 Normalized point step in process of fingerprint preprocessing

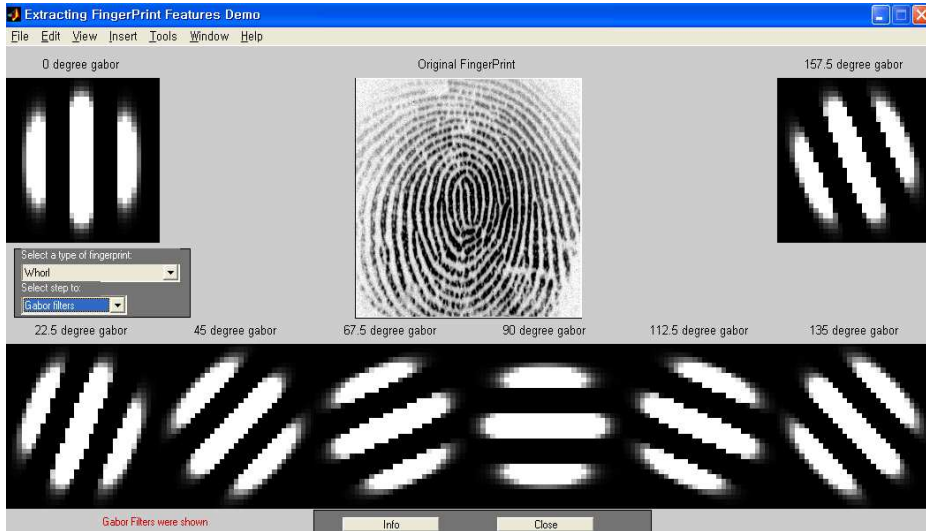


그림 6.8 지문 전처리 단계 중 gabor filter 처리  
 Fig. 6.8 Gabor filter step in process of fingerprint preprocessing



이후 가보 필터를 걸친 지문 이미지는 22.5도의 각으로 회전하면서 각 방향별로 특징 이미지를 추출하는 과정이 수행하는데, 이는 그림 6.9에서와 같이 핑거코드 알고리즘 중에 convolution 처리 과정이라 한다. 마지막으로 그림 6.10에서는 핑거코드 추출 과정으로, 최종 인식 알고리즘에 필요한 각도별 벡터 값을 뽑아내는 과정이다.

이렇게 추출된 지문 핑거코드 값들은 데이터베이스에 저장한 뒤, 인식 모드에서 새로운 지문이 들어오면 핑거코드 값을 추출한 뒤, 데이터베이스에 저장된 지문들의 핑거코드 값과 유클리드 거리법으로 각각 거리를 계산한 뒤, 제일 작은 거리값이 나온 벡터를 최종 인식하게 되는데, 그에 대한 예로 그림 6.11에서는 2번째 핑거코드와 일치한 결과를 표시한 것이다.



그림 6.9 지문 전처리 단계 중 convolution 처리

Fig. 6.9 Convolution step in process of fingerprint preprocessing

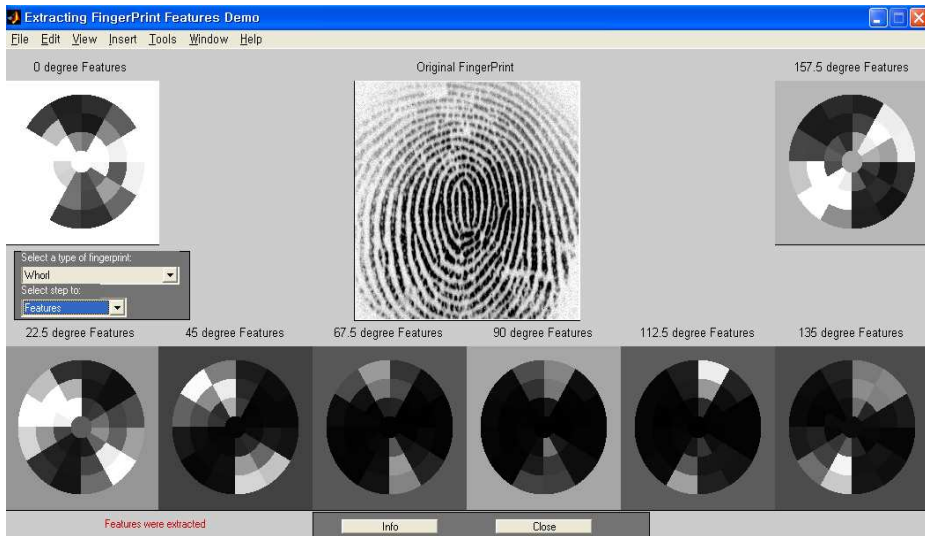


그림 6.10 지문 전처리 단계 중 핑거코드 추출

Fig. 6.10 Featuring finger code step in process of fingerprint preprocessing

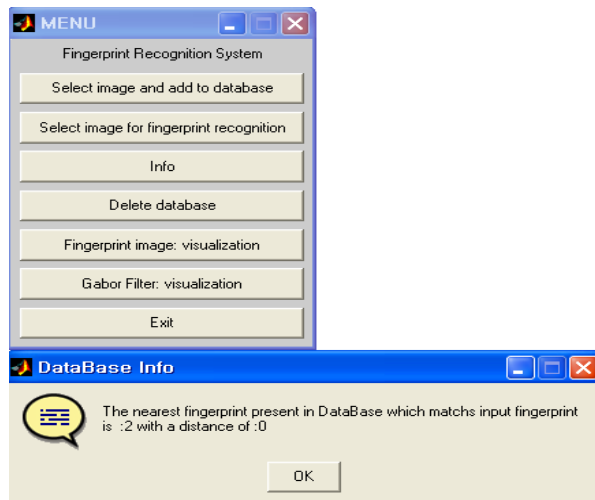


그림 6.11 지문 인식 결과

Fig. 6.11 Result of fingerprint recognition

아울러 임베디드 형태의 지문 인식 시스템에서의 실제 테스트는 등록된 10명의 사람이 각자의 지문을 150번의 반복적인 테스트를 수행하였으며, 지문 인식 FRR 테스트를 수행한 결과를 종합적으로 정리한 것은 표 6.4와 같다.

본 논문에서는 지문의 유사도 값을 10으로 초기에 설정하여 인식기에 적용하였으며, 만약 10이하일 때만을 지문 인식에 성공하고, 10이하일 때는 등록되지 않거나 침입자로 판단하여 지문 인식을 거부하게끔 설계하였다.

표 6.4 지문 인식 FRR 실험(단위/회)

Table 6.4 FRR test of fingerprint recognition

단어명	인식횟수	거부횟수	평균 유사도
KJH	147	3	8.5
RHS	148	2	7.8
JWI	138	12	9.8
LSB	148	2	5.2
KDH	140	10	9.5
KJW	146	4	4.3
MHG	148	2	3.3
KJM	142	8	9.0
SCW	145	5	5.7
LCK	146	4	4.1

본 논문에서 사용된 지문 인식 시스템의 단독 인식률 테스트에서

는 모든 사용자에서 오인식률이 작게 발생하였으며, 평균 인식된 유사도 값은 10 이하로 나왔으며, 평균 본인 거부율은 3.5%로 낮은 비율이 나왔다.

아울러 지문 인식 FAR 테스트를 수행한 결과를 정리한 것은 표 6.5와 같은데, 표와 같이 타인 인식에 관한 비율은 1.7%로 거의 이루어지지 않았지만, SF영화에서와 같이 지문의 위변조가 쉽기 때문에 FAR의 비율은 상당히 올라갈 것으로 사료된다.

표 6.5 지문 인식 FAR 실험

Table 6.5 FAR test of fingerprint recognition

단어명	인식횟수	거부횟수	평균 유사도
KJH	2	148	39.8
RHS	4	146	42.3
JWI	2	148	40.1
LSB	3	147	37.3
KDH	1	149	52.1
KJW	2	148	41.8
MHG	5	145	26.4
KJM	4	146	29.8
SCW	2	148	35.6
LCK	1	149	49.2

## 6.5 SVM의 커널 함수 선택 실험

제안한 다중 생체 인식 기법의 SVM 성능을 평가하기 위해서는 SVM의 다양한 커널 함수(kernel function)를 통해 침입자 그룹과 등록자 그룹으로 분할하는 최적의 함수를 찾는 것이 첫 번째 목표이다. 본 절에서는 지문 인식에서 나온 유사도와 화자 인식에서 나온 유사도 값을 0에서 1사이의 값으로 정규화 시켰다.

이미 앞에서 사용된 10명의 사람을 등록자로 등록하였으며, 그 외 5명의 침입자를 추가하여 실험을 수행하였는데, 총 15명이 각각 20번씩 인식 테스트를 한 300개의 데이터를 생성하였다. 그림 6.12에서 밝은색(파란색) 점들은 등록자 그룹이며, 희미한(빨간색) 점들은 침입자 그룹이며, 본 논문에서 학습할 커널 함수는 다음의 7가지 함수로 사용하여 실험하였다.

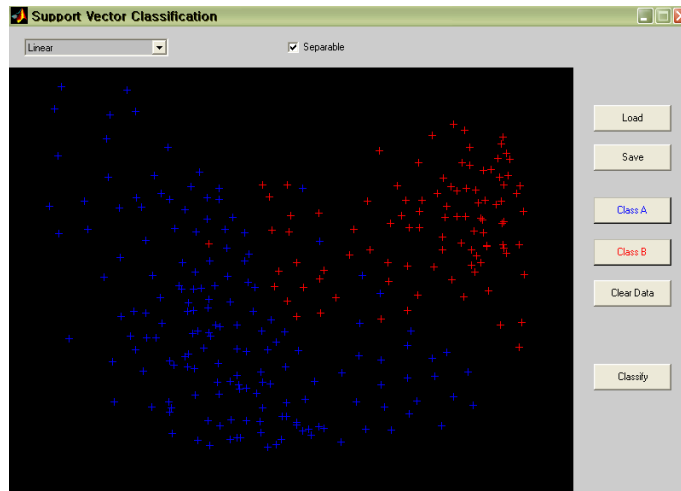


그림 6.12 SVM에서 학습할 데이터

Fig. 6.12 Training data in SVM

① Linear 커널 함수 - 지지 벡터의 수 : 84개(32.1%)

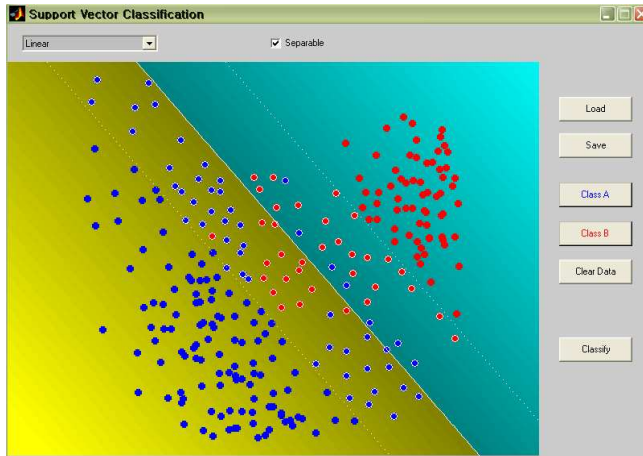


그림 6.13 Linear 커널 함수에서 분류된 데이터  
Fig. 6.13 Classified data in linear kernel function

② Polynomial 커널 함수 - 지지 벡터의 수 : 85개(32.4%)

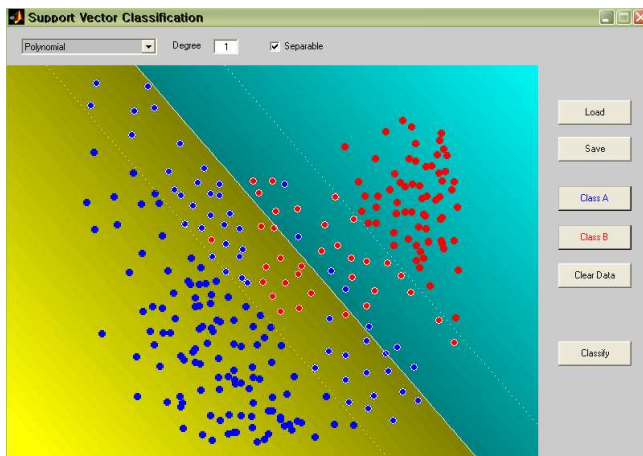


그림 6.14 Polynomial 커널 함수에서 학습된 데이터  
Fig. 6.14 Classified data in polynomial kernel function

③ Gaussian RBF 커널 함수 : 지지 벡터의 수 : 249개 (95%)

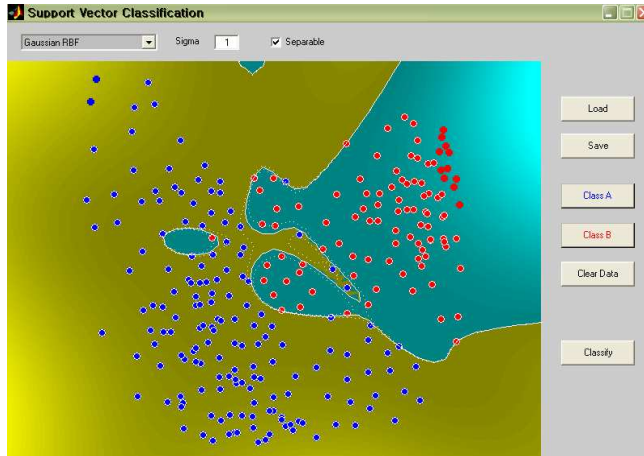


그림 6.15 Gaussian RBF 커널 함수에서 학습된 데이터  
Fig. 6.15 Classified data in gaussian RBF kernel function

④ Linear spline 커널 함수 : 지지 벡터의 수 : 55개 (21%)

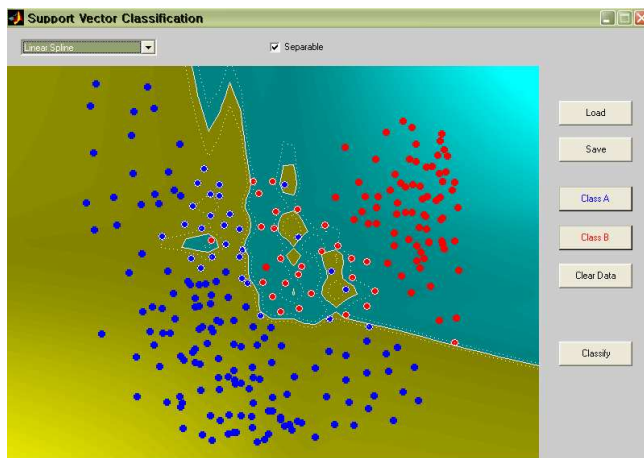


그림 6.16 Linear spline 커널 함수에서 학습된 데이터  
Fig. 6.16 Classified data in linear spline kernel function

⑤ Bspline 커널 함수 : 지지 벡터의 수 : 27개(10.3%)

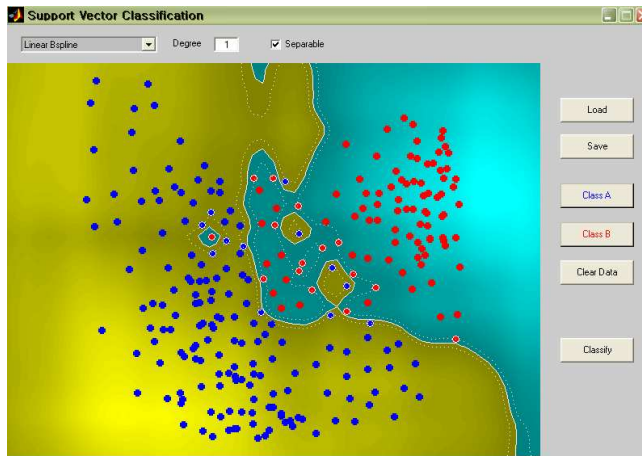


그림 6.17 Bspline 커널 함수에서 학습된 데이터

Fig. 6.17 Classified data in Bspline kernel function

⑥ Exponential RBF 커널 함수: 지지 벡터의 수: 52개(19.8%)

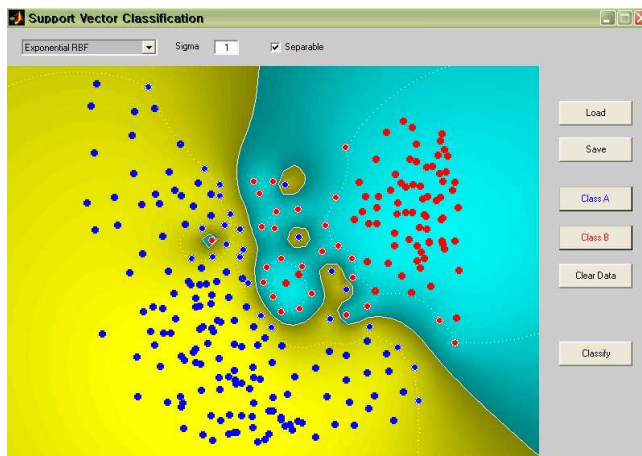


그림 6.18 Exponential RBF 커널 함수에서 학습된 데이터

Fig. 6.18 Classified data in exponential RBF kernel function



⑦ 다차원의(multidimensional) 다항식 커널 함수 : 분류 되지 않음

위 7가지 커널 함수를 통해 실험한 결과 Bspline 커널 함수로 지지벡터내의 벡터수가 27개(10.3%)로 가장 낮게 나와 본 논문의 커널 함수로 가장 효율이 좋은 것으로 나타났다. 이는 위와 같은 커널 함수를 이용함으로써, 데이터 분포의 분류에 있어 경계면의 비선형적 특성에 대해 더 나은 구조를 형성 할 수 있음을 의미한다. 이러한 결정 경계면(decision boundary)은 기존의 분류 방법에 있어서의 경험적인 요소를 최대한 배제한 채로, 현재의 데이터의 분포 경향으로부터 구조적인 마진을 최대화시키는 방향으로 형성함으로써 학습 단계에서 이루어진 결정 경계면이 실제 적용되는 경우에 있어서도 주관적인 오류를 줄이고, 데이터의 분포경향에 맞추어 최적의 분류 성능을 보이게 된다. 또한 데이터 분포 경향의 복잡도가 증가하더라도, 분포의 구조적인 측면에 따른 오류를 최소화 하는 방향으로 경계면을 지정하는 SVM의 특성에 따라 별 다른 비용이 없이도 최적의 경계면을 형성할 수 있게 된다.

## 6.6 다중 생체 인식기의 SVM 성능 실험

일반적으로 생체 인증에 있어서의 성능은 FAR과 FRR을 대수적으로 합한 값을 기준으로 하고 있으므로, 이에 대한 값을 포함시킨다. 이러한 FAR, FRR의 합은 값이 낮을수록 생체 인식 시스템의 성능이 높은 것으로 평가 받고 있다.

이에 다중 생체 인식기인 SVM의 성능을 비교하기 위해서는 2장

에서 언급된 가중치 합, 퍼지 적분, 결정 트리 알고리즘을 이용하여 FAR 및 FRR를 실험한 결과와 Bspline 커널 함수를 적용한 SVM 알고리즘의 FAR 및 FRR 실험한 결과를 각각 비교해 볼 필요가 있다.

이에 표 6.2에서 표 6.5에서 나온 결과인 단일 생체 인식 시스템의 FAR 및 FRR 결과와 다중 생체 인식 시스템의 FAR 및 FRR를 비교하였는데, 동일한 실험을 위해 가중치 합, 퍼지 적분, 결정 트리, SVM 인식을 각각 1500번(10명\*150)씩 실험을 수행하였다. 아울러 가중치 합, 퍼지 적분, 결정 트리 알고리즘을 본 논문에서 제안된 다중 생체 인식 시스템에 적용하기 위해서는 표 6.6과 같은 제약된 설정값으로 실험을 수행하였다.

표 6.6 각 알고리즘별 설정값

Table 6.6 Setting value of each algorithm

	알고리즘		
	가중치 합	퍼지 적분	결정 트리
알고리즘별 설정값	<ul style="list-style-type: none"> <li>- 임계값 : 16</li> <li>- 가중치 비율 지문 : 70%</li> <li>음성 : 30%</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- 퍼지 척도 : 지문, 음성 동일하게 적용</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- 지문 min : 10 max : 30</li> <li>- 음성 min : 30 max : 90</li> </ul>

또한 SVM 알고리즘이 적용된 다중 생체 인식 시스템은 6.5절에

서 증명된 바와 같이 Bspline 커널 함수를 적용하여 학습단계에서 SVM의 최적의 결정 경계면을 형성하였고, 여기서 도출된 파라미터(parameter)를 그림 6.19에 나타나 있는 것처럼 다중 생체 인식 알고리즘(SVM)에 이식시켜 인식률 테스트를 수행하였다.

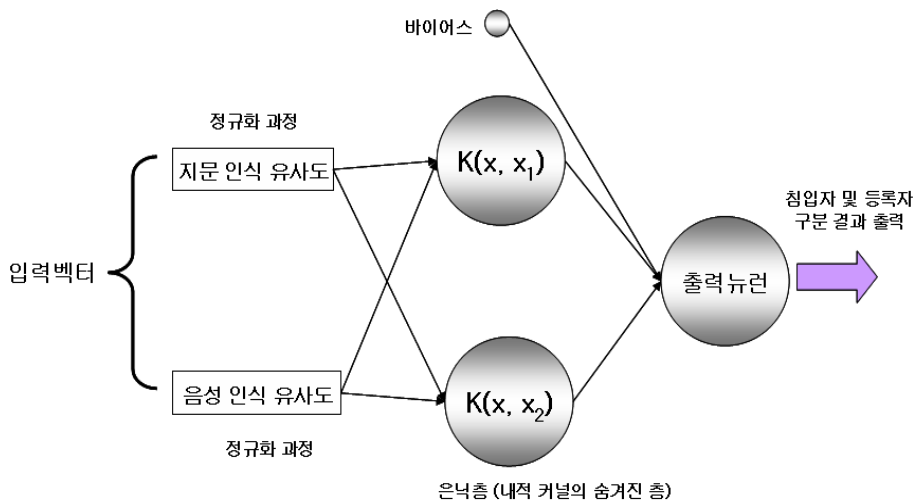


그림 6.19 본 논문에서의 SVM 구조

Fig. 6.19 SVM Structure in this paper

표 6.7을 보면 가중치 합 방법의 다중 생체 인식 시스템의 경우에는 단일 생체 인식 시스템의 FAR+FRR 비율보다 더 높게 나와 성능이 가장 좋지 않는 것으로 나왔으며, 퍼지 적분을 이용한 다중생체 인식 시스템은 단일 생체 인식 시스템 보다는 조금 효과적이지만 FRR+FAR의 비율이 8.4%로 너무 높아 실제 생체 인식 시스템으로 적용하기에는 부족한 경향[4]이 있다.

하지만 결정 트리 방법의 경우에는 에러율이 0.8%로 결정 공간에서의 데이터의 분포를 직접 관찰하면서 주관적으로 설계하였기 때

문에 성능이 좋지만, 이는 많은 실험을 통해 min, max 값을 정해야 하므로 이 또한 좋은 시스템이라 할 수는 없을 것이다. 결론적으로 다중 생체 인식을 실험에서 제안한 SVM을 이용한 방법이 다른 알고리즘(가중치 합, 퍼지 적분, 결정 트리)에 비해 월등히 성능이 좋은 것으로 나타났다.

표 6.7 단일 생체 인식과 다중 생체 인식과의 비교 실험

Table 6.7 Comparative test between single and multi-modal biometric recognition

종류 \ 단계	인식 실험 결과		
	<i>FAR</i>	<i>FRR</i>	<i>FAR+FRR</i>
단일(화자 인식)	2.33 %	8.6 %	10.93 %
단일(지문 인식)	1.7 %	3.5 %	5.2 %
다중(가중치 합)	5.33 %	6.8 %	12.13 %
다중(퍼지 적분)	4.8 %	3.6 %	8.4 %
다중(결정 트리)	0.8 %	2.4 %	2.4 %
다중(SVM)	0 %	0.13 %	0.13 %

## 제 7 장 결 론

본 논문에서는 기존의 단일 생체 인식시스템이 가지고 있는 오인식률(FAR/FRR)을 보완하기 위해 생체 인식시스템에서 많이 사용되고 있는 지문과 음성을 이용한 다중 생체 인식시스템에 현재 유비쿼터스 사회에서 크게 이슈화 되고 있는 RFID용 인증기를 이용하여 다중 생체 인식 시스템의 설계 및 구현하는데 그 목적을 두었다.

인식시스템들은 임베디드 형태로 구현하기 위해 TI사의 DSP TMS320C32와 TMS320VC5509 및 AVR을 사용하였고, 직렬 형태로 RFID 시스템을 연결하였으며, 병렬 형태로 지문 시스템과 화자인식 시스템을 연결하는 구조로 설계 및 구현하였다. 실제 하드웨어를 제작하는데 있어 실시간 시스템의 구현을 위해 실시간용 알고리즘들을 사용하였다. 그 중 본 논문에서 가장 핵심적인 알고리즘 요소인 SVM 알고리즘은 2개의 인식기에서 나온 유사도의 값을 이용하여 침입자와 등록자를 분류하는 알고리즘으로 FAR 및 FRR를 개선시킨 종합적인 인식기이다. 이에 본 논문에서는 SVM 성능 테스트를 수행하였고, 7가지 커널 함수 중 Bspline 커널 함수로 지지벡터내의 벡터수가 27개(10.3%)로 가장 낮게 나와 본 논문의 커널 함수로 가장 효율이 좋은 것으로 확인되었다. 이에 Bspline 함수를 사용한 다중 생체 인식 시스템의 성능을 평가하기 위해 타 알고리즘(가중치 합, 퍼지 적분, 결정 트리)과 비교한 결과 최대 12%의 차이로 월등히 높은 알고리즘임을 증명하였다.

또한 본 연구를 통해 SVM의 가장 효율적인 커널 함수인 Bspline 함수를 사용하여 다중 생체 인식 시스템을 구현하면 단일 인식 시

시스템의 큰 단점인 위변조의 문제점의 요소인 FAR 및 FRR을 크게 향상 될 것으로 생각된다.

앞으로의 연구방향으로는 음성과 지문뿐만 아니라 홍채와 얼굴 등 좀 더 많은 생체 정보를 이용한 실시간 생체 인식 시스템을 개발하여 시스템의 안정성을 더욱 더 증가시켜야 할 것이며, 아울러 화자인식시스템에서는 여러 가지 잡음 환경을 고려하여 잡음 환경에 강한 화자 인식 하드웨어 및 알고리즘에 대한 연구가 있어야 할 것이다. 아울러 다중 생체 시스템을 제품으로 구현할 시 체계적인 현장 테스트를 통해 본 논문에서 제기하지 못했던 단점을 보완해야 할 것으로 사료된다.

## 참 고 문 헌

- [1] [www.ti.com](http://www.ti.com), "TMS320C32 General Purpose User's guide", Texas Instrument.
- [2] 윤덕용, "TMS320C32 마스터", Ohm사, 1999.
- [3] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J.L. Wayman, and A.K. Jain, "FVC2004: Third Fingerprint Verification Competition", Proc. Int. Conf. on Biometric Authentication(ICBA), Hong Kong, July 2004, pp. 1-7.
- [4] 길연희, 정윤수, 안도성, 이경희, 반성범, "다중 생체 인식 기술 동향", ETRI Journal, 2006, 3.
- [5] FVC 2000: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000>
- [6] FVC 2002: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002>
- [7] FVC 2004: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004>
- [8] S. Prabhakar and A.K. Jain, "Decision-level Fusion in Fingerprint Verification", Pattern Recognition, Vol.35, No.4, 2002, pp. 861-874.
- [9] R. Brunelli and D. Falavigna, "Person Identification Using Multiple Cues", IEEE Tr. Pattern Analysis and Machine Perception, Vol. 17, No.10, 1995, pp. 955-966.
- [10] L. Hong and A.K. Jain, "Integration Faces and Fingerprints for Person Identification", Proc. 3rd ACCV, Hong Kong, Jan. 1998, pp. 16-23.
- [11] P. Jourlin et al., "Acoustic-Labial Speak Verification", LNCS

- 1206-Proc. Audio and Videobased Biometric Person Authentication(ABVPA), 1997, pp. 319-326.
- [12] 생체 인식 포럼, “2003년도 생체 인식 기술 여권도입사업에 대한 시민의식조사 보고서”, 2003. 10.
- [13] L.C.Jain, U.Halici, I.Hayashi, S.B.Lee, S.Tsutsui, “Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition”, CRC Press.
- [14] R. Brunelli and D. Falavigna, “Personal Identification Using Multiple Cues,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, no. 10, pp.995-966, Oct. 1995.
- [15] M. A. Aizerman, E. M. Braverman, and L. I. Rozono´er, “Theoretical foundations of the potential function method in pattern recognition learning. Automation and Remote Control, 25: 821-837, 1964.
- [16] C. Cortes and V. Vapnik. “Support vector networks”, Machine Learning, 20: 273-297, 1995.
- [17] P. Dierckx, “Curve and Surface Fitting with Splines”, Monographs on Numerical Analysis”, Clarendon Press, Oxford, 1993.
- [18] F. Girosi, “An equivalence between sparse approximation and Support Vector Machines”, A.I. Memo 1606, MIT Artificial Intelligence Laboratory, 1997.
- [19] In X. Liu, P. Cohen, and M. Berthold, editors, Intelligent Data Analysis, volume 1208 of Lecture Notes in Computer Science, pages 313-323, 1997.



- [20] N. Heckman. "The theory and application of penalized least squares methods or reproducing kernel hilbert spaces made easy, 1997.
- [21] S. Mukherjee, E. Osuna, and F. Girosi. "Nonlinear prediction of chaotic time series using a support vector machine", In J. Principe, L. Gile, N. Morgan, and E. Wilson, editors, Neural Networks for Signal Processing VII - Proceedings of the 1997 IEEE Workshop, New York, 1997. IEEE.
- [22] K.-R. Müller, A. Smola, G. Rätsch, B. Schölkopf, J. Kohlmorgen, and V. Vapnik. Predicting time series with support vector machines. In B. Schölkopf, C.J.C. Burges, and A.J. Smola, editors, Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning, pages 243-254, Cambridge, MA, 1999. MIT Press. Short version appeared in ICANN'97, Springer Lecture Notes in Computer Science.
- [23] E. Osuna, R. Freund, and F. Girosi. An improved training algorithm for support vector machines. In J. Principe, L. Gile, N. Morgan, and E. Wilson, editors, Neural Networks for Signal Processing VII - Proceedings of the 1997 IEEE Workshop, pages 276-285, New York, 1997. IEEE.
- [24] A. J. Smola. "Regression estimation with support vector learning machines", Master's thesis, Technische Universität München, 1996.
- [25] A. J. Smola and B. Schölkopf. "On a kernel-based method for pattern recognition, regression, approximation and operator

- inversion", *Algorithmica*, 22:211-231, 1998.
- [26] M. O. Stitson and J. A. E. Weston "Implementational issues of support vector machines", Technical Report CSD-TR-96-18, Computational Intelligence Group, Royal Holloway, University of London, 1996.
- [27] V. Vapnik, S. Golowich, and A. Smola "Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing", *Advances in Neural Information Processing Systems 9*, pages 281-287, Cambridge, MA, 1997. MIT Press.
- [28] <http://www.isis.ecs.soton.ac.uk/resources/svminfo/>
- [29] Steve R. Gunn, "Support Vector Machines for Classification and Regression", Technical Report, Faculty of Engineering, Science and Mathematics School of Electronics and Computer Science, 10 May 1998.
- [30] 유승화, "RFID 기술동향과 적용사례", 아주대학교.
- [31] 한국전산원, "RFID 시범사업현황 및 추진방향".
- [32] 한국 RFID/USN, "RFID 산업동향 및 전망".
- [33] 임종대, "RFID 실무가이드", 2005.
- [34] 김길수, "유비쿼터스 컴퓨팅의 핵심 RFID HANDBOOK", 제 03-00095호, 2004.
- [35] 표철식, 채종석, 김창주, "RFID시스템 기술", 한국전자과학회지, Vol.15, No.2, 2004. 4.
- [36] 이수련, 이채우, "RFID시스템의 다중 인식 기술 현황", 한국전자과학회지, Vol. 15, No.2, 2004. 4.

- [37] 장병준, 안선일, 이윤덕, “RFID/USN 기술개발 동향”, 정보과학회지 제23권 제2호, 2005. 2, pp.83-87.
- [38] 장병준, “RFID/USN 기술 개발 동향 및 발전 전망”, 한국인터넷정보학회지 제5권 제3호, 2004.9, pp.73-83.
- [39] 기술표준원, 기술표준동향, “RFID 기술 및 표준화 동향”, 2005.
- [40] 김용수, 높이깊이, “매트랩 입문과 활용”
- [41] <http://utenti.lycos.it/matlab>
- [42] Arun Ross, Anil Jain, "Information fusion in biometrics", Pattern Recognition Letters, Vol. 24, pp.2115-2125, 2003.
- [43] Sung-Bae Cho, Jin H. Kim, "Multiple Network Fusion Using Fuzzy Logic", IEEE Trans. on Neural networks, Vol.6, No.2, 1995.
- [44] Richard O.duda, Peter E.Hart, David G.Stork, "Pattern Classification", Second Edition, Wiley&Sons, Inc., 2001.
- [45] Laurene V. Fausett, "Fundamentals of Neural Networks", Prentice Hall, 1993.
- [46] 오창석 “뉴로 컴퓨터 개론”. 내하출판사 2000.
- [47] 이상배, “퍼지-뉴로 제어 시스템”, 교학사, 1999.
- [48] <http://www.ituniv.or.kr/> , “신경회로망 이론 및 응용 참고보고서”, 정보통신 사이버대학, 2004.
- [49] H.C Lee and R.E. Gaensslen, Advances in Fingerprint Technology, Elsevier, 1991.
- [50] M.M.S. Chong et al., "Geometric Framework for Fingerprint Image Classification," Pattern Recognition, vol. 30, no. 9, pp.1475-1488, 1997.

- [51] N. Ratha, S. Chen, and A.K. Jain, "Adaptive Flow Orientation Based Feature Extraction in Fingerprint Images," *Pattern Recognition*, vol. 28, no. 11, pp.1,657-1,672, 1995
- [52] A. K. Jain, S. Prabhakar, and S. Pankanti, "A Filterbank-based Representation for Classification and Matching of Fingerprints", *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 3284-3285, Washington DC, July 10-16, 1999.
- [53] "Fingerprint Classification and Matching Using a Filterbank", Salil Prabhakar A DISSERTATION Submitted to Michigan State University in partial fulfillment of the requirements for the degree of DOCTOR OF PHILOSOPHY, Computer Science & Engineering, 2001
- [54] Final Report 18-551 (Spring 1999) Fingerprint Recognition Group Number 19.
- [55] Kenneth Nilsson and Josef Bigun, "Localization of corresponding points in fingerprints by complex filtering", *Pattern Recognition Letters*, 24 (2003) 2135-2144 School of Information Science, Computer and Electrical Engineering (IDE), Halmstad University, P.O. Box 823, SE-301 18, Halmstad, Sweden.
- [56] A. K.Jain, S. Prabhakar, L. Hong and S. Pankanti , " Filterbank-Based Fingerprint Matching", 2000.
- [57] Lawrence Rabiner and Biing Hwang Juang, "Fundamentals of Speech Recognition", Prentice Hall, 1993.

- [58] 정익주, 정훈, “TMS320C32 DSP를 이용한 실시간 화자 종속 음성인식 하드웨어 모듈(VR32)의 구현”, 한국음향학회, vol. 17, no. 4 pp.14-22, 1998.
- [59] 오경환, “음성언어정보처리”, 홍릉과학출판사, 1997
- [60] 유강주, “DHMM을 이용한 숫자음 인식의 Data Fusion에 관한 연구”, 한국해양대학교 공학석사학위 논문, 1998
- [61] 이태한, “범용 DSP를 이용한 차량 항법용 음성 인식 시스템의 성능 개선”, 연세대학교 공학석사학위 논문, 1999.
- [62] [www.iso.org](http://www.iso.org), “ISO 14443 - Part 1 : Physical characteristics”, International Organization for Standardization, 2000.
- [63] [www.iso.org](http://www.iso.org), “ISO 14443 - Part 2 : Radio frequency power and signal interface”, International Organization for Standardization, 2001.
- [64] [www.iso.org](http://www.iso.org), “ISO 14443 - Part 3 : Initialization and anti-collision”, International Organization for Standardization, 2006.
- [65] [www.iso.org](http://www.iso.org), “ISO 15693 - Part 1 : Physical characteristics”, International Organization for Standardization, 2001.
- [66] [www.iso.org](http://www.iso.org), “ISO 15693 - Part 2 : Air interface and initialization”, International Organization for Standardization”, 2006.
- [67] [www.iso.org](http://www.iso.org), “ISO 15693 - Part 3 : Anticollision and transmission protocol”, International Organization for Standardization”, 2001.

## 부록 A - 라그랑지 승수

훈련 샘플  $(x_i, d_i)$  ( $i = 1 \sim N$ )이 주어졌을 때, 다음 제한 조건을 만족하는 가중치 벡터  $w$  와 bias  $b$ 의 최적 값을 찾는다.

$$d_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad (\text{for } i = 1, 2, \dots, N) \quad (\text{A.1})$$

그리고 가중치 벡터  $w$ 는 비용함수를 최소화한다.

$$\Phi(w) = \frac{1}{2} w^T w \quad (\text{A.2})$$

이와 같이 제한 식을 가지면서 목적함수(비용함수)를 최소화하는 문제를 원 문제(primе problem)라 하는데, 원문제의 특징을 보면 다음과 같다.

- 비용 함수  $\Phi(w)$ 는  $w$ 의 볼록 함수이다.
- 제한자는  $w$ 에 선형이다.

따라서 제한된 최적화 문제를 풀기위해 라그랑지승수(Lagrangian multipliers)를 이용한다.

$$J(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^N \alpha_i [d_i(w^T x_i + b) - 1] \quad (\text{A.3})$$

음수가 아닌 변수  $\alpha_i$ 를 라그랑지 승수라 부른다. 제한된 최적 문제의 해는 라그랑지안 함수  $\mathcal{J}(w,b,\alpha)$ 의 안점(saddle point)에 의해 결정된다. 이는  $w$ 와  $b$ 에 대해서 최소화되어야 한다. 또한  $\alpha$ 에 대해서는 최대화가 되는 것이다. 그러므로  $w$ 와  $b$ 에 대해서  $\mathcal{J}(w,b,\alpha)$ 를 미분하여 그 결과를 0으로 맞추면 다음과 같은 최상의 두 조건을 얻는다.

<div style="display: flex; flex-direction: column; align-items: center;"> <div style="margin-bottom: 20px;">조건 1 : <math>\frac{\delta \mathcal{J}(w,b,\alpha)}{\delta w} = 0</math></div> <div>조건 2 : <math>\frac{\delta \mathcal{J}(w,b,\alpha)}{b} = 0</math></div> </div>
--

식 (A.3)의 라그랑지안 함수에 대한 최상 조건 1과 2의 적용은 식 (A.4) 및 (A.5)와 같은 결과를 낸다. 그것은 안점에서 각 라그랑지 승수  $\alpha_i$ 에 대해 그것에 대응하는 제한자와 그 승수의 곱은 다음과 같이 사라진다는 것이 중요하다. 그러므로 식 (A.6)을 정확하게 만족하는 그러한 승수들은 nonzero 값들이라 가정한다.

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i d_i x_i \tag{A.4}$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i d_i = 0 \tag{A.5}$$

$$\alpha_i [d_i (w_0^T x_i + b) - 1] = 0 \quad \text{for } (i = 1, 2, \dots, N) \tag{A.6}$$

## 부록 B - Mercer 정리

내적 커널  $K(x, x_i)$ 에 대한 식 (3.25)의 전개는 Mercer 정리의 특별한 경우이다. 이 정리는 다음과 같다.

Mercer 정리 :

$K(x, x_i)$ 를 폐구간  $a \leq x, x' \leq b$ 에서 정의되는 연속 대칭 커널이라 하자. 커널  $K(x, x_i)$ 은 급수로 전개될 수 있다.

$$K(x, x') = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i \Phi_i(x) \Phi_i(x') \quad (\text{B.1})$$

모든  $i$ 에 대해  $\lambda_i$ 는 양의 계수이다. 타당한 전개와 완전하고 일정하게 수렴하는 것에 대해 다음 식의 필요충분조건이다.

$$\int_b^a \int_b^a K(x, x') \psi(x) \psi(x') dx dx' \geq 0$$
$$\int_b^a \Psi^2(x) dx < \infty$$

함수  $\phi_i(x)$ 는 전개식의 고유함수(eigenfunction)이라 부르고  $\lambda_i$ 는 고유값(eigenvalue)라 한다. 모든 고유값이 양수임은 커널  $K(x, x_i)$ 이 정치(positive definite)임을 의미한다.



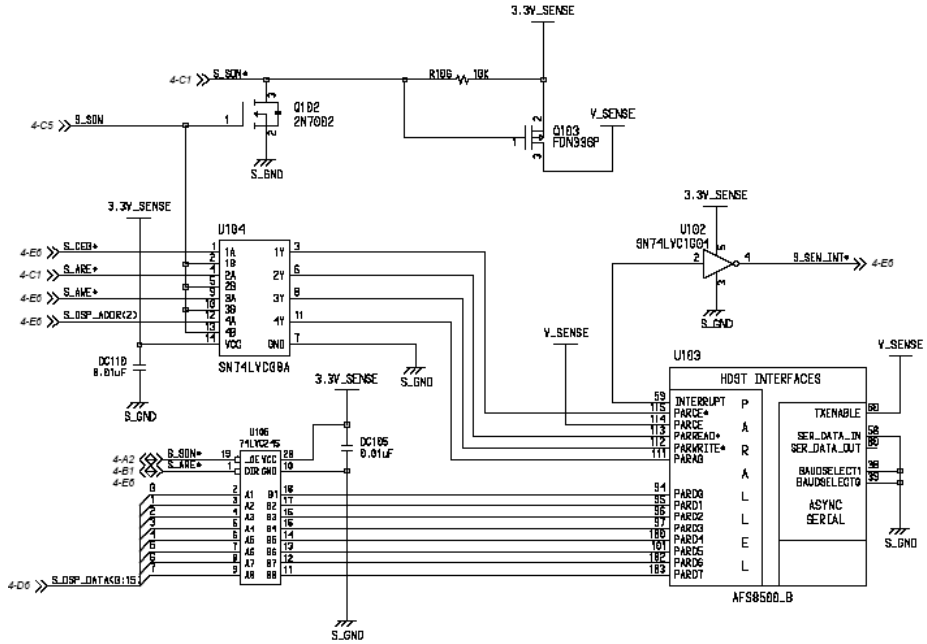
Mercer 정리를 고려하여, 다음과 같은 정리할 수 있다.

- $\lambda_i \neq 1$ 에 대해, 입력 벡터  $x$ 에 의해 특징 벡터에서 나온  $i$ 번째 상  $\sqrt{\lambda_i} \phi_i(x)$ 는 전개식의 고유함수이다.
- 이론에서 특징 공간의 차원은 무한대로 커질 수 있다.

Mercer 정리는 어떤 공간에서 후보 커널이 실질적으로 내적 커널인지 아닌지 말해주며, SVM에서 사용할 수 있게 한다. 그러나 함수  $\phi_i(x)$ 을 어떻게 설계하는지에 대해서는 확실하지 않으며, 사용자가 직접 정해야 한다.

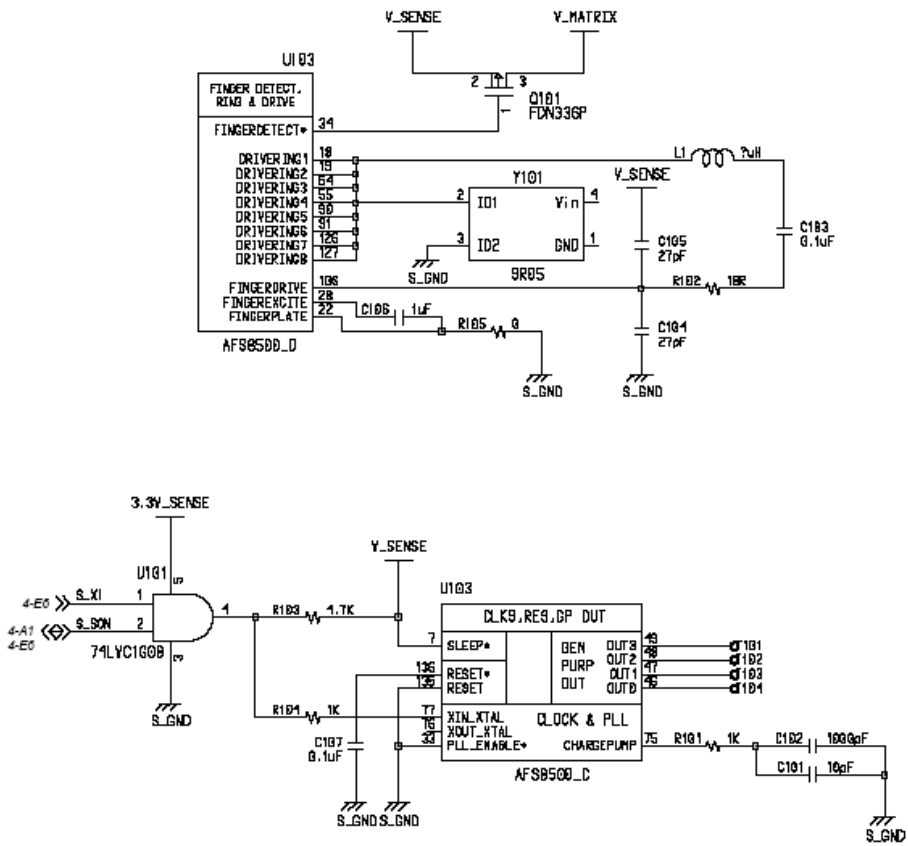






부록 C.3 지문 인식 시스템의 지문 센서(AFS8500) 회로도 - (1)

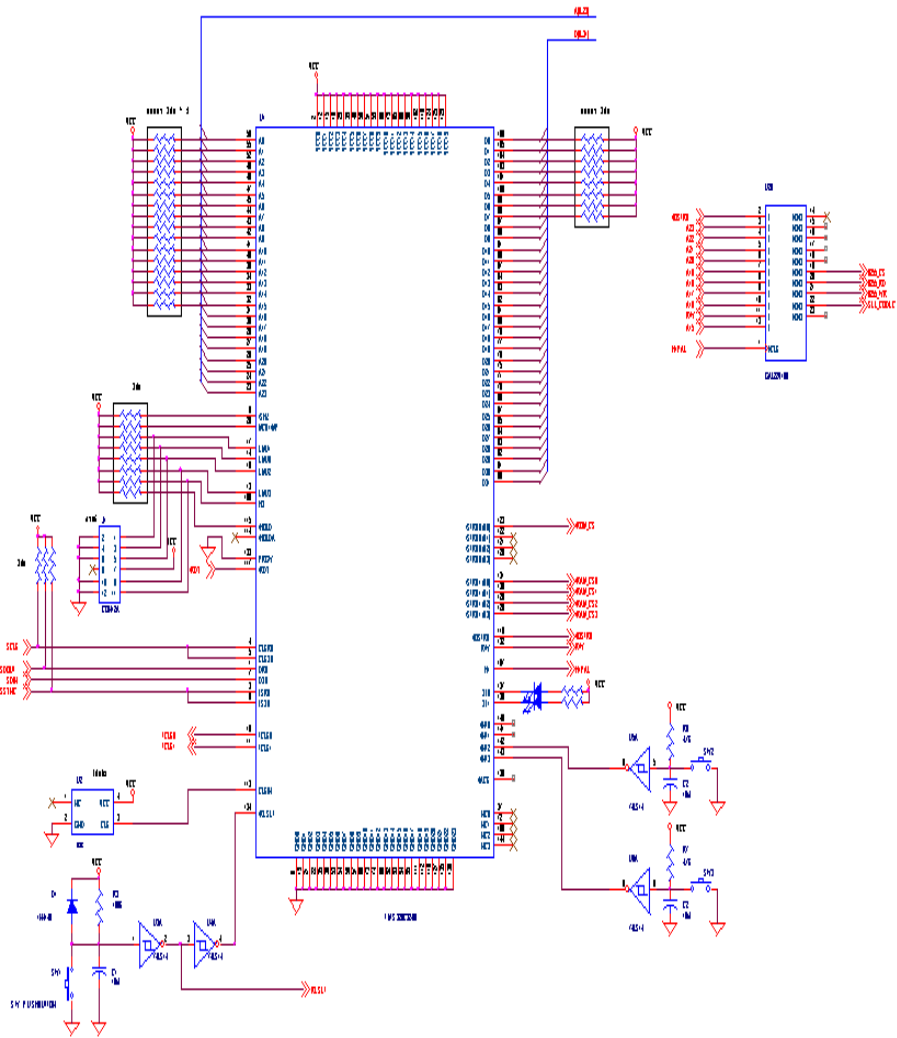
Appendix C.3 Fingerprint sensor(AFS8500) circuit diagram  
in fingerprint recognition system - (1)



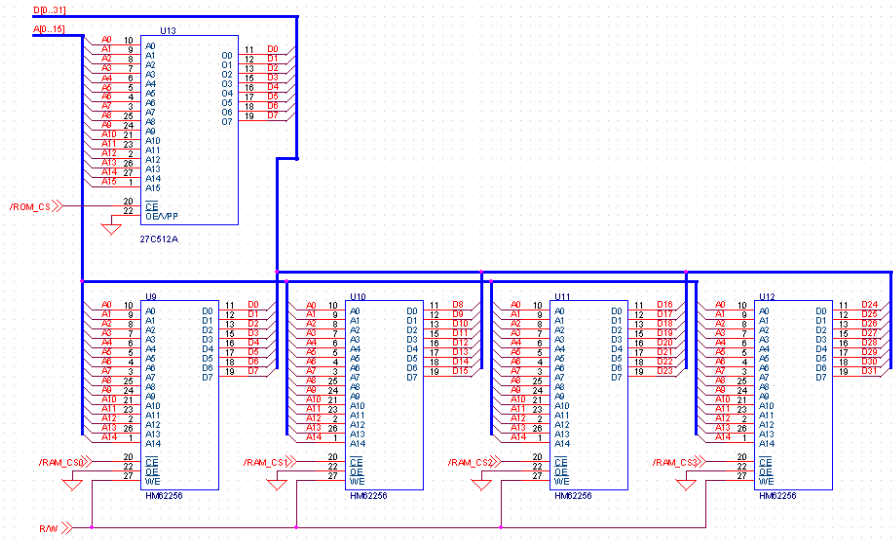
부록 C.4 지문 인식 시스템의 지문 센서(AFS8500) 회로도 - (2)

Appendix C.4 Fingerprint sensor(AFS8500) circuit diagram  
in fingerprint recognition system - (2)

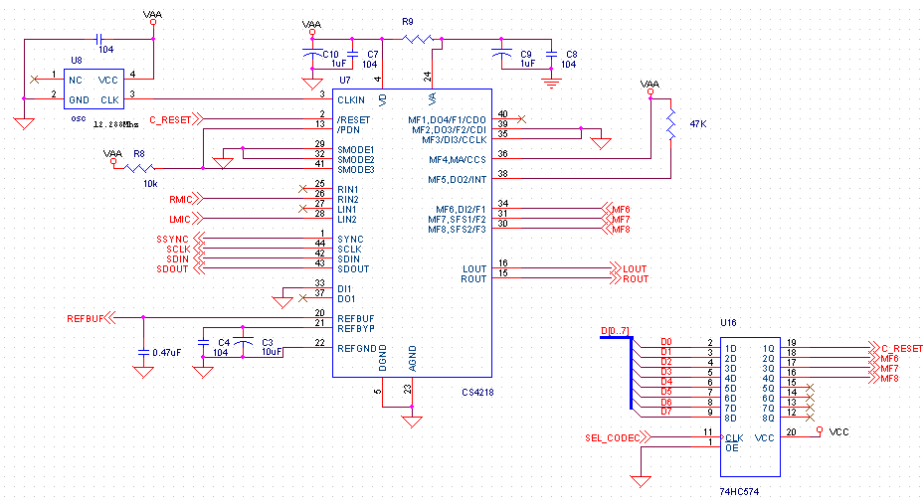
## 부록 D - 음성 인식 시스템 회로도



부록 D.1 TMS320C32 CPU 주변 인터페이스 회로  
Appendix D.1 TMS320C32 CPU peripheral interface  
circuit diagram



부록 D.2 외부 메모리 인터페이스 회로도  
Appendix D.2 External memory interface circuit diagram

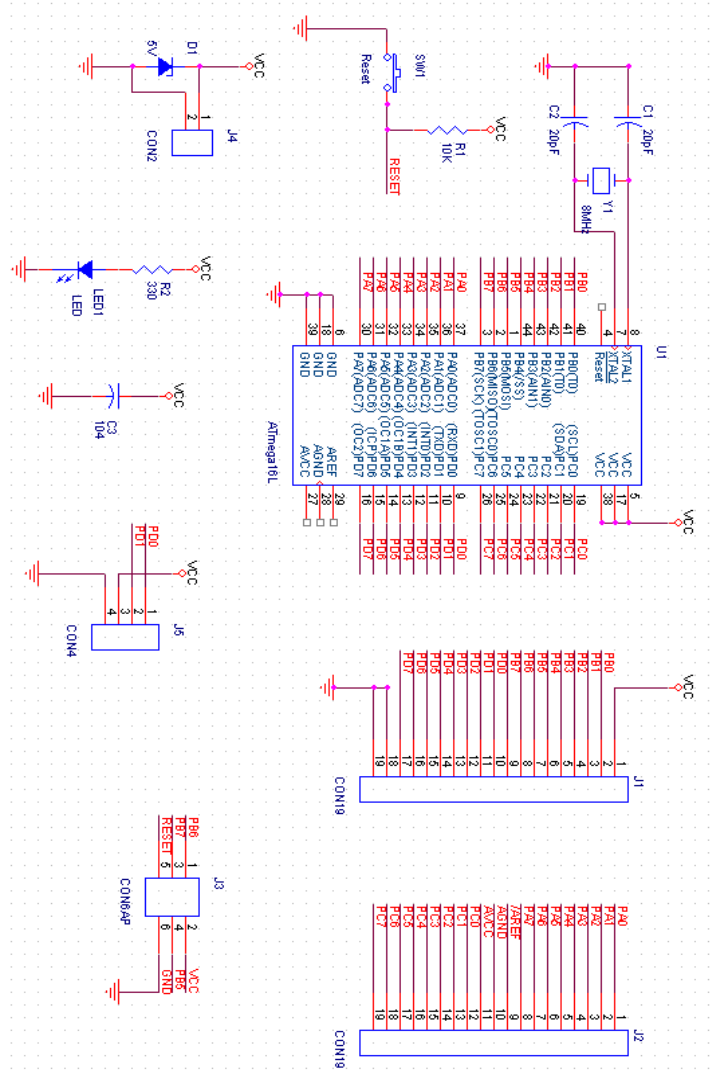


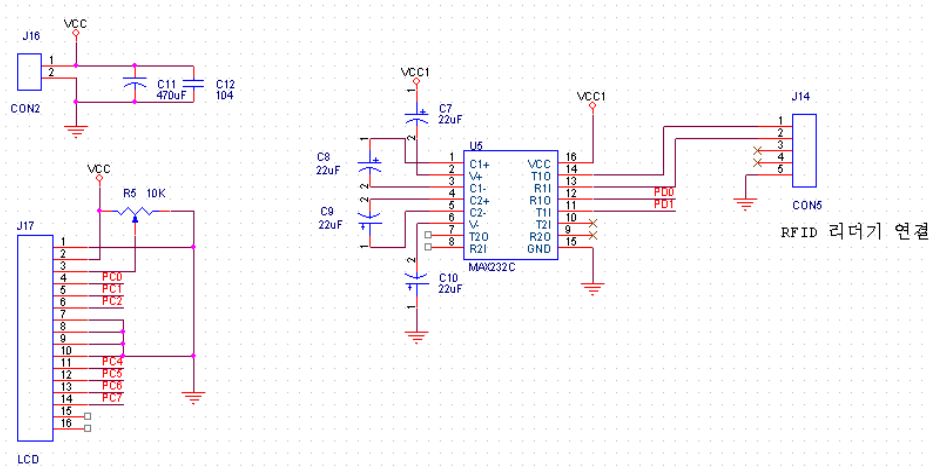
부록 D.3 음성 코덱칩 인터페이스  
Appendix D.3 Speech Codec-chip interface





## 부록 E - RFID 인증 시스템 회로도





부록 E.2 RFID 인증 시스템의 RS-232 통신 회로도  
 Appendix E.2 RS-232 communication circuit diagram  
 in RFID recognition system

## 감사의 글

2001년에 시원한 바다 향기를 맡으며, 새롭게 대학원 생활을 시작했던 그 시간이 벌써 6년이라는 시간이 흘렀습니다. 이 기간 동안에 새로운 세계와 지식을 수없이 접하게 되었으며, 많은 연구를 통해 지금의 박사 논문이 탄생한 것 같습니다.

이 논문이 있기까지 세심한 배려와 관심으로 지도해주신 이상배 교수님께 진심으로 감사드립니다. 그리고 바쁘신 가운데도 논문 심사과정에서 부족한 점들을 조언해 주신 임재홍 교수님, 심준환 교수님, 탁한호 교수님과 멀리 거처에서 부산까지 오셔서 많은 지도를 해주신 (주)대우조선해양의 한홍섭 소장님께도 깊은 감사드립니다.

학부 4학년 처음 연구실 생활을 하면서 이동통신과 프로그래밍에 대해 많은 가르침을 주시고, 지금도 아낌없이 도움을 주신 동명대학교의 권순량 교수님과 학부과정에서 다양한 전공지식을 접할 수 있게 해주신 최대우 교수님, 최영복 교수님, 손영선 교수님께 진심으로 감사드립니다.

같이 생활한 기간은 짧았지만 부족한 후배에게 항상 많은 조언과 격려를 아끼지 않으신 여러 선배님인 최성욱, 김성주, 채명기, 김관형, 이재현, 강성인, 김태영, 공석민, 손창우, 이주상 선배님께도 감사드리며, 같이 생활하고 프로젝트를 하면서 추억이 가득찬 동기 및 후배인 김동한, 이창규, 문희근, 강재명, 김영탁, 강종윤, 류홍석, 김수정, 장원일, 박주원, 정성훈, 김재완에 고맙다는 말을 전합니다.

아울러 대학 동창인 영원한 친구 유정원, 김진환, 해군 후임 81기인 이기준, 해병대의 박신욱, 램장이었던 손성우, 박영조형님, 배은덕형, 이종만형, \_\_\_\_\_에게도 고마움을 표합니다.

그리고 20년 친구들이자 중학교 때부터 항상 곁에서 힘이 되어준 영원한 친구인 승규, 해경, 영진, 중완, 익중에게 진심으로 고맙다는 말을 전합니다.

제가 학업에만 전념할 수 있게 항상 믿고 지켜 봐 주신 아버지와 어머니의 아낌없는 사랑에 진심으로 고개 숙여 감사하다는 말을 드립니다. 그리고 삶에 큰 나침반이 되어 준 대호 형과 형 옆에서 묵묵히 내조하는 형수님, 그리고 귀여운 우리 조카 현욱, 동욱, 아울러 미국에서 힘들게 살고 있는 누나와 매형, 조카 아람이에게 이 논문을 바칩니다.

아울러 동명대에서 저와 함께 연구하면서 나의 즐거움을 준 여러 제자인 최준경, 강상인, 이현우, 박상훈, 정광주, \_\_\_\_\_에게 감사의 말을 표합니다. 끝으로 미처 적지 못한 \_\_\_\_\_에게도 고맙다는 말을 전하며, 그 동안 저를 아끼고 사랑해주신 모든 분들에게 이 논문을 바칩니다.

마지막으로 학위를 취득하게 되었고, 모든 사람들은 저에게 축하인사를 건네면서 이제 학위가 끝났다고 말씀하십니다. 하지만, 이것은 끝이 아니라 새로운 시작이라고 생각을 합니다. 이제부터 제가 하고자 하는 모든 일에 책임을 저야 할 것이며, 책임과 함께 새로운 일들이 저를 기다리고 있습니다. 무엇을 시작해야 할지는 이제부터 고민해야겠습니다. 하지만, 밝은 미래가 저를 기다리고 있다는 것만으로도 전 지금 행복합니다. 늘 관심과 애정으로 지켜 봐 주신 모든 분들께 약속드리겠습니다. 지금부터라는 첫 마음으로 다시 노력하겠습니다. 늘 지켜봐 주시고, 다시 한번 진심으로 감사드립니다.