[UCI]I804:24011-200000232718

Collection @ chosun

2006年　2月

博士學位論文

NEIS 평가시스템 기능 향상을 위한 필기체 한글 인식

朝 鮮 大 學 校 大 學 院

컴 퓨 터 工 學 科

金　湧　勳

Collection @ chosun

NEIS 평가시스템 기능 향상을 위한 필기체 한글 인식

Handwriting Hangul Recognition for Improvement of Evaluation System on NEIS

2006年 2月 日

朝鮮大學校 大學院

컴 퓨 터 工 學 科

金 湧 勳

Collection @ chosun

NEIS 평가시스템 기능 향상을 위한 필기체 한글 인식

指導敎授　趙 範 峻

이 論文을 工學博士學位 論文으로 提出함

2005年　10月　日

朝鮮大學校 大學院

컴 퓨 터 工 學 科

金　湧　勳

Collection @ chosun

金湧勳의 博士學位 論文을 認准함

委員長　朝鮮大學校 敎授 _____ 印

委　員　朝鮮大學校 敎授 _____ 印

委　員　延世大學校 敎授 _____ 印

委　員　朝鮮大學校 敎授 _____ 印

委　員　朝鮮大學校 敎授 _____ 印

2005年　12月　　日

朝鮮大學校 大學院

Collection @ chosun

목 차

ABSTRACT ····· vi

제 1 장 서론 ····· 1

제 1 절 연구배경 ····· 1

제 2 절 연구목표 ····· 3

제 2 장 관련연구 ····· 5

제 1 절 한글의 계층적 분해 ····· 5

제 2 절 유형 분류를 위한 신경망 선택 ····· 12

제 3 절 오류역전파(BP) 알고리즘 ····· 13

1. 델타 학습법 ····· 15

2. 일반 델타 학습법 ····· 21

3. BP 알고리즘 ····· 25

4. 학습 인자 ····· 29

제 3 장 평가시스템 분석 ····· 32

제 1 절 평가의 개념 ····· 32

1. 최근의 교육평가 ····· 32

2. 교육평가의 유형 ····· 33

3. 학교에서의 평가의 절차 ····· 34

제 2 절 나이스(NEIS)시스템 ····· 37

Collection @ chosun

1. 나이스(NEIS)시스템의 소개 ····· 37
2. 나이스 성적처리 순서 ····· 39
제 3 절 바람직한 평가 방법 ····· 50
제 4 절 OMR 카드 설계 ····· 52
제 5 절 성적 처리 시스템 재구성 ····· 54
제 4 장 필기체 한글 인식 ····· 57
제 1 절 전처리 ····· 57
1. 히스토그램 ····· 57
2. 히스토그램 균일화 ····· 58
3. 세선화 ····· 59
제 2 절 객관식 처리 ····· 62
제 3 절 주관식 처리 ····· 67
1. 관련 연구 ····· 67
2. 필기체 한글인식 ····· 68
3. 제안된 방법을 이용한 특징 추출 ····· 73
4. 실험 결과 ····· 73
제 4 절 인식 결과 ····· 87
제 5 장 NEIS 평가시스템에 적용 및 결과 ····· 09
제 6 장 결론 ····· 94

참고문헌 ····· 96

Collection @ chosun

그림 목차

그림 2-1. 한글의 형식 ····· 6
그림 2-1. 한글 자소의 형태와 위치 ····· 8
그림 2-2. 한글의 계층적 분해 ····· 9
그림 2-3. 글자의 다양한 변형 ····· 10
그림 2-4. 순방향 다층 신경망의 구조 ····· 14
그림 2-5. 시그모이드 함수 ····· 16
그림 2-6. 다중 출력 단층 신경망 ····· 18
그림 2-7. BP 알고리즘의 블록다이어그램 ····· 28
그림 2-8. 오차의 국부 최소점 ····· 30
그림 3-1. NEIS 시스템 초기화면 ····· 38
그림 3-2. 이원목적분류표 ····· 42
그림 3-3. 출제 원안 ····· 43
그림 3-4. OMR 카드 ····· 44
그림 3-5. OMR 카드 리더기 ····· 46
그림 3-6. OMR 리더기 원리 ····· 47
그림 3-7. 주·객관식 겸용 OMR 카드 ····· 51
그림 3-8. 연구에 사용된 답안지 ····· 53
그림 3-9. 성적처리 시스템 재구성 ····· 55
그림 4-1. 세선화 결과 ····· 61

Collection @ chosun

그림 4-2. 현재 객관식 처리방법 ····· 63
그림 4-3. 제안한 객관식 처리 방법 ····· 65
그림 4-4. '달'의 수평·수직 프로젝션의 예 ····· 74
그림 4-5. 유형분류 신경망 ····· 77
그림 4-6. 기본 스트로크 ····· 78
그림 4-7. 결합 스트로크 ····· 79
그림 4-8. 스트로크 추출 ····· 81
그림 4-9. 자소분할 과정 ····· 82
그림 4-10. 자소별 스트로크 출현 확률 ····· 84
그림 4-11. 자소 인식기(4형식) ····· 85
그림 4-12. 한글 인식 과정 ····· 86
그림 5-1. 학과코드 관리 ····· 91
그림 5-2. 과목코드 관리 ····· 91
그림 5-3. 성적 파일 올리기 ····· 93
그림 5-4. 파일 올리기 결과 ····· 93

Collection @ chosun

표 목차

표 2-1. 한글 자소의 형태와 위치 ····· 8
표 3-1. NEIS 성적처리 순서 ····· 14
표 4-1. 정답 파일의 CSV형식 ····· 16
표 4-2. 학생 답안 파일의 CSV형식 ····· 16
표 4-3. 학생 점수 파일의 CSV형식 ····· 16
표 4-4. 글자의 형식 인식률 ····· 18
표 4-5. 글자의 형식별 인식률 ····· 18
표 4-6. 기존 방법들과의 인식률 비교 ····· 18

Collection @ chosun

ABSTRACT

Handwriting Hangul Recognition for Improvement of Evaluation System on NEIS

Kim, Yong-Hun
Advisor : Prof. Cho, Beom-Joon Ph.D.
Department of Computer Engineering,
Graduate School of Chosun University

Two types of tests are widely used for multilateral assessment. One is the regular test, which is usually held twice a semester; a midterm and a final. The other is the occasional one, called Performance Test, which is meant to complement the former one. Still, the regular one, which is usually multiple choice type is the major criterion for the assessment of students' growth. Evaluation process equipments such as OMR cards and OMR card readers have made the evaluation process simple and speedy, and that is the reason why the multiple choice type test is much preferred.

The objective test has brought about quite a few side-effects so far. The cell phone cheating on CSAT(College Scholastic Aptitude Test) last year revealed the vulnerability of the multiple choice type test. That scandal was the biggest social event in 2004, and still remains to be a national headache. With the objective

Collection @ chosun

test items, students are asked to choose the one right answer, slowly and unconsciously becoming narrow-minded. Choosing the most probable one out of five sometimes means that they can be lucky to win the odds for the bet, exhilarated by the accidental profit. The result itself has been laid before the process. It is very hard to cover all the contents taught with the limited choice items. Furthermore, asking only discrete knowledge, the objective test may be blocking students' thinking process or paralyzing problem solving ability.

To solve the problems mentioned above, Neural Network, which was modeled after the human brain, is now being used. Neural Network was believed to be a promising substitute for Von Neumann's computing model. When it comes to the Korean handwriting recognition, a neural network trained by Backpropagation method is being used in many researches.

This research aims to develop the Korean handwriting recognition method with the help of Backpropagation Neural Network Learning Method, apply the method to the evaluation system, and improve the problems derived from the multiple choice type test.

With the present OMR cards and OMR card readers, only multiple choice items can be processed technically. Thus, a new type of OMR card that can process the short answer test as well as the multiple choice test is suggested here. This card can be used widely regardless of the personal information and the subject. Also, it enables students to write both the subjective items and the objective items on the same side so that the scoring process can be easily mechanized. On the A4-sized answer card, objective answer part becomes more spacious, allowing students to mark the answers with more ease. As for the short answers, up to

Collection @ chosun

26 syllables can be written into the answer cell.

With the new answer card, objective answers were scored by scanning the written images, instead of using the OMR card readers. Objective answer part was regularly divided into smaller parts according to the number of choices, the number of the black pixels within each part was counted, and the part with the most pixels was recognized as the student's answer.

When the short written answers were scored, every syllable was divided into graphemes and strokes were extracted. Extracted strokes were presented according to the probability of their appearance, and then trained with six Type Recognition Neural Network. They were trained and recognized again with the specific neural network. After trained by PE92, the certified DB, and recognized by using the result of the subjective answers, the recognition ratio was 79.2%. This ratio is higher than the ratio in previous research.

Most part of NEIS(National Education Information System) is adopting the objective evaluation method. To apply the subjective evaluation method suggested above, the evaluation process part of NEIS has been reconstructed here. With the reconstructed system, teachers can search and correct the grades without any help from the teacher in charge of evaluation process part. Subjective answer part, which used to be marked only with the whole grades, was revised so that teachers can input the marks into each item.

Experiments with the method suggested in this paper showed that the degree of discrimination between students' achievement was improved and learning-teaching method was also promoted. Above all, mechanization of the scoring the subjective answers has brought much convenience to teachers.

Collection @ chosun

제 1 장 서론

제 1 절 연구배경

최근 평가에 대한 관심이 그 어느 때보다 크게 높아지고 있다. 우리 사회의 거의 모든 분야에서 평가를 어떤 방식으로든지 활용하고 있다. 평가는 우리가 일상적인 삶을 살아가면서 끊임없이 겪게 되는 하나의 보편적인 행동으로 인식되고 있다. 우리가 태어남과 동시에 평가받기 시작하여 죽을 때까지 심지어는 죽은 이후에도 역사적인 평가를 받게 된다. 또한 평가를 받는 대상이 될 뿐만 아니라 평가의 주체가 되는 평가자가 되기도 한다.

교육 분야에서도 교육에 관련된 모든 대상과 사건에 대한 판단이 행해지고 그에 따른 의사결정이 수반된다. 최근에 교육평가를 학생들의 학업성취도에 국한하여 논의하던 관점에서 벗어나 학업성취도에 영향을 미치는 교사, 프로그램, 학교환경, 지역사회 등에 이르기까지 평가의 대상이 크게 확산되고 있는 실정이다. 그 동안 학교학습의 주된 평가방법으로 사용되어온 선택형 문항은 비판을 받기 시작하였고, 대안적인 평가방법인 수행평가의 도입으로 인하여 선택형 문항→주관식 서답형 문항→수행평가 과제 등의 개념구조로 이어지는 평가방법의 변화와 더불어 다양화가 촉진되고 있다.

기술적으로도 잘 써진 글자라도 스캐너에서 잡음이 추가되어 영상에 변형이 생기기 쉽고, 글자체를 미적으로 보기 좋게 하고자 하여 발생하는 자소간의 접촉 때문에 기계를 사용한 한글문자의 인식은 매우 어려운 문제이다. 인간이 비교적 쉽게 해내는 문자의 인식을 컴퓨터가 해내기 어려운 것은 입력에 대응하는 출력을 수학적인 모형에 의하여 구해내는 과정이라고 볼 때, 그 사이의 연관 관계를 간단한 수식으로 나타낼 수 없기 때문이다. 이러한 문제를 해결하기 위한 접근 방법이 인간두뇌와 비슷한 신경망(Neural Networks)을 사용하는 것이다[1].

Collection @ chosun

평가방법의 개선이라는 시대적인 요구에도 불구하고 주관식 채점에 소요되는 시간과 비용문제 부딪혀 시행하지 못하고 있다. 이러한 어려움을 신경망이라는 새로운 계산 모형을 적용하여 한글 인식을 함으로써 교육 분야의 평가라는 가장 중요한 측면에 도움을 주는 것은 공학 분야가 사회에 공헌하는 하나의 예가 될 수 있는 의미 있는 일이라 할 수 있다.

Collection @ chosun

제 2 절 연구목표

본 연구의 가장 근본적인 목표는 필기체 한글 인식 방법을 개발하고 이를 평가 시스템에 적용해서 그 동안 객관식 평가만을 실시해서 발생한 여러 문제를 개선해 보고자 하는 것이다. 평가란 학습자의 행동을 바람직한 방향으로 변화시키는 활동이며, 학교에서는 교육목표가 올바로 설정되었는지, 목표 실현을 위한 계획과 과정은 적절한지, 교육목표가 제대로 성취되었는지를 확인하고 판단하는 최종적인 과정이다.

현재 초·중·고등학교에서는 다면적 평가를 위해 객관식이 주된 중간고사나 기말고사의 정기고사와 수행평가라는 수시고사를 통해 평가의 장단점을 서로 보완하고 있다. 그러나 여전히 객관식 위주의 정기고사가 학생의 실력을 가늠하는 잣대로 사용되고 있다. 객관식 평가의 경우 OMR카드와 OMR카드 리더기와 같은 간단한 평가 처리 장치로 신속하게 처리를 하여 매우 선호하는 평가 시스템이다.

하지만 객관식 평가 방법만을 적용함으로써 그 부작용도 많다. 얼마 전 사회 문제가 되었으며, 지금도 뚜렷하게 대책에 제시되지 못한 사건인 통신기기를 이용한 수학능력 시험 부정행위만 살펴보아도 객관식 평가 시스템의 허점을 보여주는 예가 되었다. 5개 중에 하나의 정답만을 선택하기 때문에 사고의 편협화를 초래하며, 이른바 정답을 모르더라도 찍기만 하면 되기 때문에 사행심을 조장하기도 한다. 과정을 무시한 채 결과만을 중요시 하며, 한정된 내용에 객관식을 적용하기 때문에 평가 문항 개발에 어려움이 있으며, 단편적인 측정으로 사고력이나 문제 해결 능력 등의 고등 사고 정신 기능을 마비시킨다.

기존의 방법으로 해결하기 어려운 문제를 풀기위하여 인간의 두뇌 구조를 모델링한 신경망을 사용하고 있다. 신경망을 통한 필기체 한글 인식을 구현하여 교육행정정보 시스템인 NEIS에 적용하고자 한다. 이와 같은 연구를 통해 평가의 다양

Collection @ chosun

화로 고등사고 능력을 배양하며, 학생의 변별력을 향상 시키며, 교수의 방법을 개선하며, 부정행위를 방지하며, 주관식 처리의 기계화로 교사의 평가 관리를 편리하게 도와주는 것을 목표로 한다.

· 신경망 방법을 사용하여 주관식 평가가 가능한 필기체 한글 인식 시스템 제안.

· 기존의 빛의 반사를 이용한 객관식 처리 방법을 대신하여 스캐너로 스캔한 이미지 처리 방법으로 객관식 평가 방법 제안.

· 위에서 제안한 주관식, 객관식 평가 결과를 현재 학교 현장에서 사용하는 교육행정정보시스템인 NEIS에 적용시켜 실용화 한다.

Collection @ chosun

제 2 장 관련연구

제 1 절 한글의 계층적 분해

한글은 조선시대 세종대왕 시절에 집현전에서 서기 1443년 창제한 이래 우리나라에서 사용하는 고유의 글자이다. 한글은 하나의 글자가 한 가지의 소리를 갖는 표음문자이며, 2~4개의 자음(Consonant)과 모음(Vowel)이 2차원 평면상에 구조적으로 위치하며 하나의 글자가 완성된다. 그림 2-1은 한글의 구성과 각 위치의 요소들이다. 한글은 총 67개의 자소, 즉 19개의 초성과 21개의 중성 및 27개의 종성들이 2차원적 조합으로 구성되어 문자가 구성되기 때문에 인식 대상이 11,172개가 될 정도로 수가 많다. 그러나 실제로 글자로서 사용할 수 있는 한글 완성형의 글자 수는 2,350자이며, 실생활에서 자주 사용되는 글자는 겨우 520여자에 불과하다.

한글은 자음과 모음이 2차원 공간에서 구조적으로 배치되는 6가지 중요한 형식을 가지고 있다. 모든 글자는 이 6가지 형식에 맞추어서 구성할 수 있으며, 각각의 위치에 사용할 수 있는 자음과 모음이 구별되어 있어, 글자의 형식정보만 정확히 인식한다면 글자 인식에 매우 중요한 정보를 제공할 수 있다. 한글 글자의 구성 6형식과 각 형식별 글자의 예는 그림 2-1과 같다.

한글에서 사용하는 자음의 경우에 기본 자음(Basic Consonant)이 14개이고, 동일한 기본 자음을 붙여 강한 소리가 나게 하는 결합자음이 5개, 두 개의 서로 다른 기본자음을 결합한 결합자음이 11개가 있다. 초성 자음(FC:First Consonant)은 발음의 초반을 결정하고 받침 자음(LC:Last Consonant)의 경우에는 발음의 마지막을 결정하는 요소이다. 모음은 발음의 중간부분을 결정하고, 기본모음이 10개와 기본 모음을 조합하여 만든 이중모음이 11개로 구성된다. 이렇게 글자의 발음과 뜻은 2-4개의 자음과 모음이 서로 조합을 이루면서 결정되는데, 각 자음과 모음의 형태와 용도는 표 2-1과 같다.

Collection @ chosun

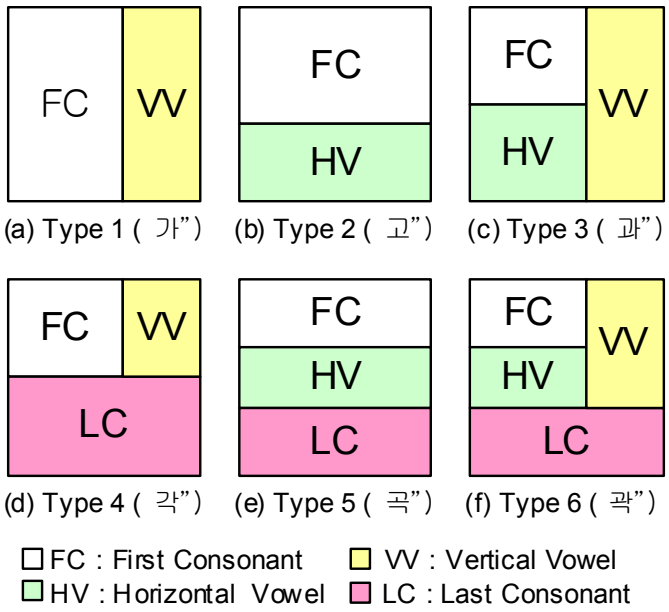


그림 2-1. 한글의 형식

Figure 2-1. Type of hangul

Collection @ chosun

표 2-1에서 나타난 바와 같이, 한글의 자소는 사용할 수 있는 위치가 각각 정해져 있으므로, 각 위치에 있는 자소를 정확하게 인식이 된다면, 자소의 위치와 종류에 따라서 글자의 형식을 알아 낼 수 있다. 만약 글자에서 수평 모음(VV:Vertical Vowel)인 'ㅛ'의 위치를 파악하였다면, 글자의 형식은 2형식이나 5형식으로 판단할 수 있고, 이를 중심으로 초성 자음과 종성 자음의 위치를 추측할 수 있다. 이렇듯 글자의 형식 정보는 글자를 인식하는데 매우 중요한 정보라고 할 수 있겠다. 하지만 필기체 한글의 경우, 글자의 형식을 정확하게 알아야 잡음이 없이 자소의 분리가 가능하고 글자의 정확한 인식이 가능한데, 글자의 형식은 글자를 인식한 후에나 정확히 알 수 있기 때문에, 글자의 인식과정에서 글자의 형식을 먼저 얻어내서 이용한다는 것은 본말이 전도되는 문제이다.

한글은 특성상 계층적인 결합구조로 되어 있는데, 즉, 몇 개의 획이 결합되어 자소의 형태를 구성하고, 이렇게 구성된 자소들이 2차원 평면에서 위치적으로 조합되어 하나의 글자가 구성되는 구조이다. 이러한 결합의 구조를 역으로 이용하여 분해하는데 적용해 보면, 글자의 형식정보에 따라 자음과 모음으로 나누어지고, 다시 각각의 자음과 모음이 몇 개의 획으로 분해된다. 이때 획이란 단순한 단일 획 'ㅡ' 와 'ㅣ', 한글 표기법이 정하는 'ㄱ'과 'ㄴ'과 같이 두 개의 단일 획이 연결된 획이 될 수 있다. 그림 2-2는 글자 '달'을 계층적으로 하향식 분할(Top-down decomposition)한 예이다.

위의 예에서 글자 '달'은 4형식의 글자로서, 그림 2-1의 (d)의 구성형식에 따라 먼저 자소 'ㄷ', 'ㅏ', 'ㄹ' 로 분해할 수 있고, 이렇게 분리된 각각의 자소는 그림 2-2와 같이 몇 개의 획으로 분리가 가능하다. 이렇게 한글은 각 글자의 형식정보를 이용하면 하향식으로 분리가 가능하지만, 필기체 글자의 경우는 쓰는 사람의 필기 방식에 따라 똑같은 형식의 글자라도 변형이 심해서, 각 자소의 위치에 대한 보장을 받기 매우 힘들기 때문에, 하향식으로 정확히 분리하기가 매우 힘들다.

Collection @ chosun

표 2-1. 한글 자소의 형태와 위치

Table 2-1. Shape and position of graphemes of hangul

구 분	자 소	위 치
기본자음	ㄱ,ㄴ,ㄷ,ㄹ,ㅁ,ㅂ,ㅅ,ㅇ,ㅈ,ㅊ,ㅋ,ㅌ,ㅍ,ㅎ	FC, LC
기본모음	ㅏ,ㅑ,ㅓ,ㅕ,ㅣ	VV
	ㅗ,ㅛ,ㅜ,ㅠ,ㅡ	HV
결합자음	ㄲ,ㄸ,ㅃ,ㅆ,ㅉ	FC, LC
	ㄳ,ㄵ,ㄶ,ㄺ,ㄻ,ㄼ,ㄽ,ㄾ,ㄿ,ㅀ,ㅄ	LC
결합모음	ㅐ,ㅒ,ㅔ,ㅖ	VV
	ㅘ,ㅙ,ㅚ,ㅝ,ㅞ,ㅟ,ㅢ	HV + VV

Collection @ chosun

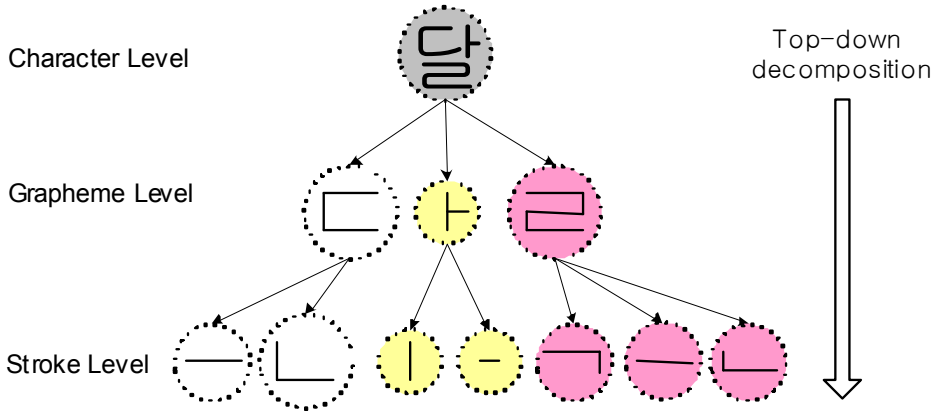


그림 2-2. 한글의 계층적 분해

Figure 2-2. Hierarchical decomposition of hangul

Collection @ chosun

그림 2-3. 글자의 다양한 변형

Figure 2-3. Example of shape variation

Collection @ chosun

또한 각 자소간의 겹침 현상이나 접촉현상이 매우 빈번하게 발생하기 때문에 형식 정보를 얻어내는 것도 매우 어려운 일이다. 그림 2-4는 동일한 4형식의 글자이지만 필기자에 따라 각 자소의 위치의 변형이 매우 심하고 자소 간의 접촉현상이 나타나는 글자의 예이다.

그림 2-3의 글자 (a)는 비교적 양호하게 쓰인 글자로서, 각각의 자음과 모음 사이에 접촉현상이나 겹침 현상이 발생하지 않았고, 4형식 글자의 자소의 위치도 잘 지켜서 쓰였다. 그에 비해 (b)의 경우는 모음 'ㅏ' 와 받침 자음 'ㄹ' 사이에 접촉이 발생하였고, 'ㄹ'의 크기가 다른 자소보다 비정상적으로 크다. (c)의 경우는 모든 자소에 겹칩이 일어났고, 모음 'ㅏ' 가 위쪽으로 많이 올라갔을 뿐 아니라 모든 자소에 형태의 변형이 심각한 상태이다. (d)의 경우는 초성 자음 'ㄷ'과 모음 'ㅏ'에 접촉이 발생하였고, 두 자소의 크기가 작아서 하나의 자소로 판단하기 쉬운 구조로 되어있다. (e)의 경우는 모든 자소 사이에 접촉이 있고, 글자의 가로 축이 전체적으로 기울어 있어서 글자간의 자소간의 겹침 현상이 발생한 경우이다.

Collection @ chosun

제 2 절 유형 분류를 위한 신경망 선택

한글은 전체 가능한 클래스의 수가 11,172개에 이르고, 빈번히 사용되는 것만도 2,300여개에 이르는 복잡한 패턴 분류의 문제이기 때문에 영어나 숫자 인식을 위해 사용되었던 단순한 신경망 기법을 그대로 이용하기는 어렵다. 따라서 한글처럼 인식하여야 할 문자의 수가 많은 경우에는 단순한 신경망 적용 방법으로는 학습이 불가능하므로 자소단위로 인식하는 것이 바람직하다. 또 실제 영상을 가정할 때 입력노드의 수가 커지는 것을 방지하기 위해 전처리 등을 이용한 특징추출을 하여 신경망의 입력으로 사용하는 방법이 있는데, 이것은 신경망의 장점을 최대로 이용하지 못하는 것이 된다.

이와 같은 문제를 해결하기 위해서는 인식하여야 할 문자의 클래스를 몇 개의 부류로 나누는 유형 분류 신경망과 각 부류에 속하는 특정 문자를 인식하는 인식 신경망으로 구성된 통합 신경망의 형태로 시스템을 구성하여야 한다. 즉, 입력된 문자는 유형분류 신경망을 통해 해당 유형을 밝히고, 각 유형에 속하는 문자로 학습된 해당 인식 신경망에 의하여 어떤 문자인지 밝혀야 한다.

이와 같은 계층적 구조의 신경망[3]은 오류역전파 신경망이 가장 적절하다. 이 계층적 신경망의 장점으로는 첫째, 전체를 한꺼번에 학습시키는 학습에 소요되는 시간이 줄어들며, 둘째, 적은 학습 패턴으로도 높은 인식률을 얻을 수 있다. 셋째, 새로운 패턴을 학습 시킬 때 간단히 새로운 신경망을 추가하도록 신경망의 구조화를 이룰 수 있다.

Collection @ chosun

제 3 절 오류역전파(BP) 알고리즘

최초의 신경망 모델이 제시된 이후 가장 전성기인 1960년대 퍼셉트론[4] 등장 이후에 활발했던 신경망 연구가 단층 퍼셉트론[5]이 XOR과 같은 비선형 문제를 해결할 수 없다고 반박함에 따라 신경망에 대한 관심이 급속히 냉각됨으로써 침체기를 맞이한다. 1980년대를 들어와서 역전파 알고리즘[6]을 체계적으로 정립하면서 최고의 전성시대를 시작했다. 오류 역전파(Back Propagation) 알고리즘이라고도 부르는 역전파 알고리즘은 그림과 같은 순방향 다층 신경망의 학습에 효과적으로 사용할 수 있어서 다양한 분야, 특히 문자인식과 로봇제어 등에 널리 활용하는 학습 알고리즘이 되었다.

역전파 알고리즘은 그래디언트(gradient) 알고리즘을 사용하는 일반화된 델타법칙이다. 일반화된 델타법칙을 가능하게 한 것은 미분 가능한 시그모이드 함수의 사용 때문이다. 시그모이드 함수는 단극성 또는 양극성 비선형 연속 함수이며, 아날로그 형태의 출력이 요구되는 경우에 주로 사용된다. 단극성 시그모이드 함수를 활성화 함수로 사용하면 뉴런의 출력은 0에서 1사이의 값이 되며, 양극성 시그모이드 함수를 활성화 함수로 사용하면 뉴런의 출력은 -1에서 +1사이의 값이 된다. BP 즉 역전파란 이름은 오차 신호가 시스템을 거쳐 신경망의 가중치 값을 갱신하기 때문이다. 역전파 알고리즘은 출력층의 오차 신호를 이용하여 은닉층과 출력층 간의 연결강도를 변경하고, 출력층의 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층과의 연결 강도를 변경하는 학습이다.

역전파 알고리즘은 목적함수를 최소화시키는 최급하강법(gradient decent methode)에 기초한다. 따라서 신경망의 비선형 함수가 미분 가능하여야 역전파 알고리즘을 적용할 수 있다. 계단함수나 임계함수는 불연속 함수여서 미분 가능하지 않으므로 역전파 알고리즘을 적용할 수 없다.

Collection @ chosun

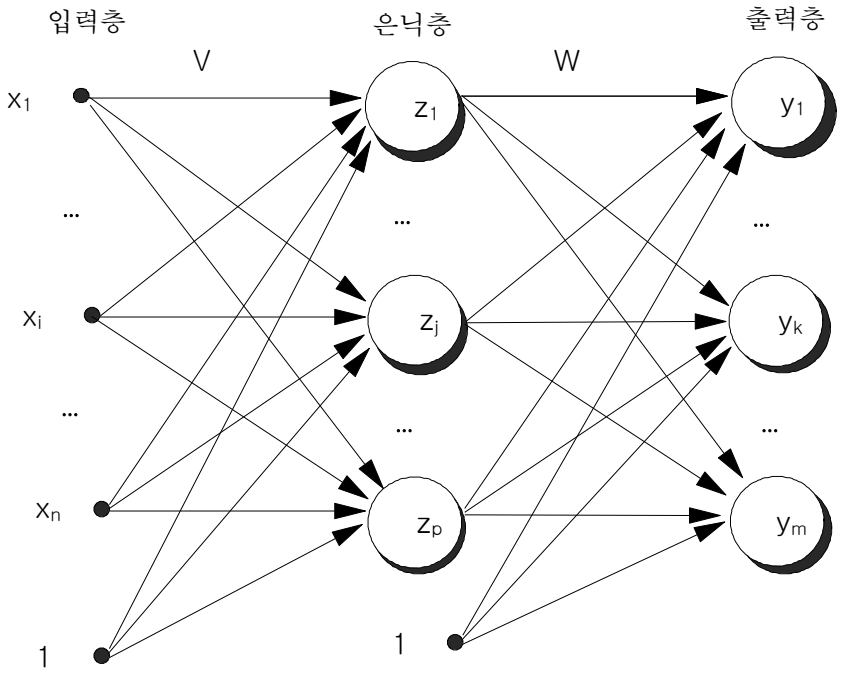


그림 2-4. 순방향 다층 신경망의 구조

Figure 2-4. Structure of feedforward multi-layer neural network

dCollection @ chosun

BP 즉 역전파란 이름은 오차 신호가 시스템을 거쳐 신경망의 가중치 값을 갱신하기 때문이다. 역전파 알고리즘은 출력층의 오차 신호를 이용하여 은닉층과 출력층간의 연결강도를 변경하고, 출력층의 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층과의 연결 강도를 변경하는 학습이다.

역전파 알고리즘은 최급하강법에 의해 최소 오차 값에 수렴하도록 최적의 가중치 값을 찾는 알고리즘이다. 역전파 알고리즘을 이용한 신경망의 학습은 크게 3단계로 진행된다. 1단계에서는 학습 패턴을 입력하여 출력을 구한다. 2단계에서는 출력과 목표치의 차이인 오차를 구한다. 3단계에서는 오차 값을 역방향으로 전파시키면서 출력층의 연결 강도 및 은닉층의 연결 강도를 변경한다. 다음은 역전파 알고리즘의 기본이 되는 델타 학습법과 BP알고리즘에 대해 알아본다.

1. 델타 학습법

델타법칙(Delta Rule)이란 오류역전파 알고리즘에 기본이 되는 법칙으로 희망값과 실제 출력값과의 차이가 에러를 만들고 이 에러를 이용하여 에러를 줄여나가는 방향으로 학습하는 방법이다. 이와 같은 학습법을 다중 출력 단층 신경망에 적용해본다.

그림에서 입력벡터 x, 출력 벡터 y, 목표치 벡터 d, 연결강도 행렬 w는 식 (2-1)과 같이 표현할 수 있다.

$$x=[x_1 x_2 \cdots x_n]$$

$$y=[y_1 y_2 \cdots y_n]$$

$$d=[d_1 d_2 \cdots d_n]$$

Collection @ chosun

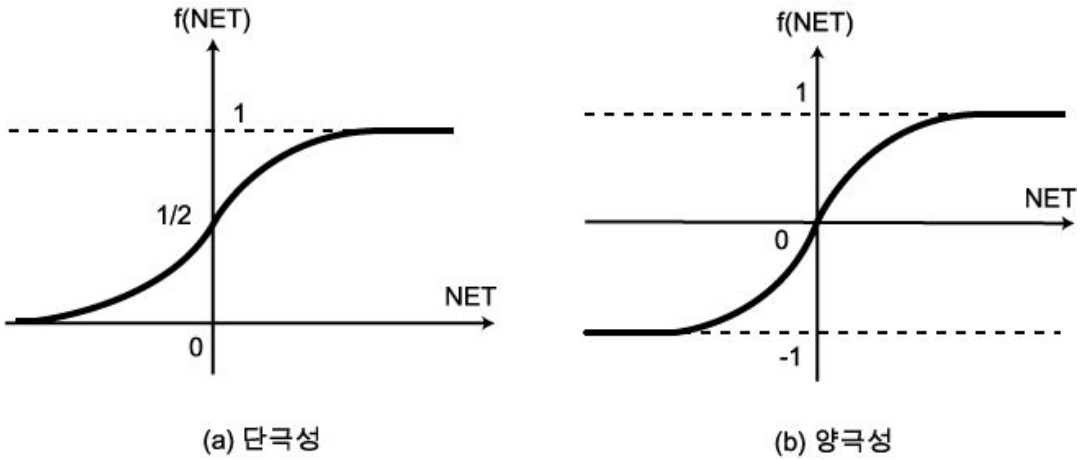


그림 2-5. 시그모이드 함수

Figure 2-5. Sigmoid function

Collection @ chosun

$$w=\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{21} \\ \vdots & & & \\ w_{m1} & w_{m2} & \cdots & w_{mn} \end{bmatrix} \tag{2-1}$$

출력 뉴런의 입력 가중합 NET와 출력 y는 다음과 같다.

$$NET=xw^T,\ y=f(NET) \tag{2-2}$$

여기서, f(NET)는 활성화 함수이며, 델타 학습법에 사용되는 활성화 함수는 반드시 다음과 같은 조건[3]을 만족해야 한다.

1. 단조 증가 함수
2. 연속 함수
3. 미분 가능 함수

따라서 델타 학습법에는 주로 시그모이드 함수가 사용된다.

단극성 시그모이드 함수는 경사도 λ=1이면 식 (2-3)과

$$f(NET)=\frac{1}{1+\exp(-NET)} \tag{2-3}$$

이므로, f(NET)의 미분은 식 (2-4)과 같다.

$$\begin{aligned} f'(NET) &= \frac{\exp(-NET)}{[1+\exp(-NET)]^2} \\ &= \frac{1}{1+\exp(-NET)} \cdot \frac{1+\exp(-NET)-1}{1+\exp(-NET)} \\ &= f(NET)[1-f(NET)] \\ &= y(1-y) \end{aligned} \tag{2-4}$$

또한 양극성 시그모이드 함수는 식 (2-5)

Collection @ chosun

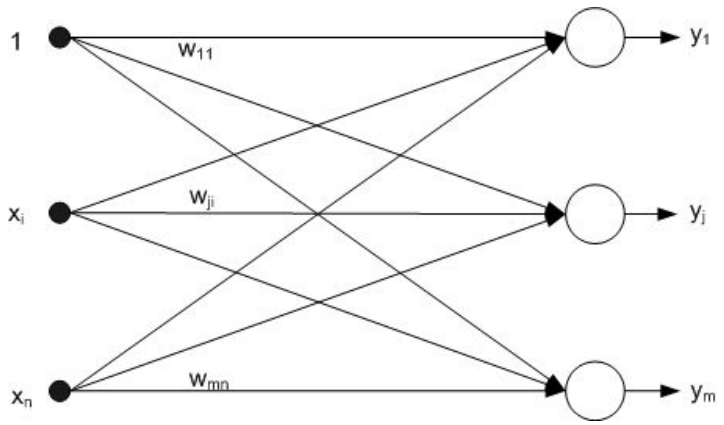


그림 2-6. 다중 출력 단층 신경망

Figure 2-6. Multiple output of single-layer neural network

Collection @ chosun

$$f(NET) = \frac{1-\exp(-NET)}{1+\exp(-NET)} \tag{2-5}$$

$$= \frac{2}{1+\exp(-NET)} - 1$$

이므로, f(NET)의 미분은 식 (2-6)과 같다.

$$f'(NET) = \frac{2\exp(-NET)}{[1+\exp(-NET)]^2} \tag{2-6}$$

$$= \frac{1}{2}\frac{[1+\exp(-NET)]^2 - [1-\exp(-NET)]^2}{[1+\exp(-NET)]^2}$$

$$= \frac{1}{2}\left[1-\left(\frac{1-\exp(-NET)}{1+\exp(-NET)}\right)^2\right]$$

$$= \frac{1}{2}\{1-[f(NET)]^2$$

$$= \frac{1}{2}(1-y^2)$$

한편, 특정 학습 패턴에 대한 출력층 뉴런의 제곱오차는 식 (2-7)과 같이 정의한다.

$$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}(d_i - y_i)^2 \tag{2-7}$$

오차 E를 최소화 하는 방향으로 연결강도 w_{ij}를 변경하여야 하며,

$$\Delta w_{ij} = -\alpha \nabla E \tag{2-8}$$

$$= -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

여기서, α는 양수이다. 또한, 뉴런 i에서 발생한 델타라는 오차신호 δ_{y_i}를 식 (2-9)와 같이 정의한다.

Collection @ chosun

$$\delta_{y_i} \equiv -\frac{\partial E}{\partial (NET_i)} \tag{2-9}$$

뉴런 i의 출력 오차는 w_{ij}에만 관련되므로,

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial (NET_i)} \cdot \frac{\partial (NET_i)}{\partial w_{ij}} \tag{2-10}$$

$$= \frac{\partial E}{\partial (NET_i)} \cdot \frac{\partial}{\partial w_{ij}} [x_1 w_{i1} + x_2 w_{i2} + \cdots + x_n w_{i}]$$

$$= -\delta_{y_i} x_j$$

이며, (2-8), (2-9)로부터 연결강도 변화량 Δw_{ij}를 구할 수 있다.

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_{y_i} x_j \tag{2-11}$$

즉, 입력층 뉴런 j와 출력층 뉴런 i간의 연결강도 w_{ij}의 변화량 Δw_{ij}는 출력층 뉴런 i의 출력 y_i에 발생한 오차 신호 δ_{y_i}와 입력층 뉴런 j에서의 입력에 비례함을 알 수 있다.

또한, 식 (2-9)로부터,

$$\delta_{y_i} = -\frac{\partial E}{\partial y_i} \cdot \frac{\partial y_i}{\partial (NET_i)} \tag{2-12}$$

$$= -\frac{\partial E}{\partial y_i} \cdot \frac{\partial [f(NET)]}{\partial (NET_i)}$$

$$= -\frac{\partial E}{\partial y_i} f(NET_i)$$

이며, 식 (2-7)로부터,

$$\frac{\partial E}{\partial y_i} = -(d_i - y_i) \tag{2-13}$$

이므로, 식 (2-12)는 다음과 같다.

Collection @ chosun

$$\delta_{y_i}=(d_i-y_i)f(NET_i) \tag{2-14}$$

단극성 활성화 함수를 사용하는 경우의 오차 신호 δ_{y_i}는 단극성 시그모이드 f'(NET)값과 식 (2-13)로 부터

$$\delta_{y_i}=(d_i-y_i)y_i(1-y_i) \tag{2-15}$$

양극성 함수를 사용하는 경우의 오차 신호 δ_{y_i}는 양극성 시그모이드 f'(NET)값과 식 (2-14)로 부터

$$\delta_{y_i}=\frac{1}{2}(d_i-y_i)(1-y^2) \tag{2-16}$$

입력층 뉴런 j와 출력층 뉴런 i간의 연결강도 w_{ij}가 출력층 뉴런 i의 출력 오차에 관여하였을 것이므로, 이를 보정하기 위하여 식 (2-15) 또는 식 (2-16)에 주어진 출력층 뉴런 i의 오차 신호 δ_{y_i}를 역전파시켜 연결강도 w_{ij}를 변경시키는 것이 델타 학습법이다.

2. 일반 델타 학습법

일반 델타 학습법은 이전에서 기술한 델타 학습법을 일반적인 다층 신경망에 적용할 수 있게 확장한 학습방법이다. 입력층 패턴 벡터 x, 은닉층 출력 벡터 z, 출력층 출력 벡터 y를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x=[x_1 x_2 \cdots x_n] \tag{2-17}$$

$$z=[z_1 z_2 \cdots z_p]$$

$$y=[y_1 y_2 \cdots y_m]$$

입력층과 은낙층간의 연결 강도 v, 은닉층과 출력층 간의 연결 강도 w는 매트릭스 형태로 다음과 같이 표현한다.

Collection @ chosun

$$v=\begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2n} \\ \vdots & & & \\ v_{m1} & v_{m2} & \cdots & v_{pn} \end{bmatrix} \tag{2-18}$$

$$w=\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1p} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2p} \\ \vdots & & & \\ w_{m1} & w_{m2} & \cdots & w_{mp} \end{bmatrix}$$

은닉층 뉴런의 가중합 NET_z와 출력 z는 다음과 같다.

$$NET_z = xv^T \tag{2-19}$$

$$z = f(NET_z)$$

또한, 출력층 뉴런의 입력 가중합 NET_y와 최종 출력 y는 다음과 같다.

$$NET_y = xw^T \tag{2-20}$$

$$y = f(NET_y)$$

출력층 뉴런 i와 은닉층 뉴런 j 간의 연결강도 w_{ij}의 변화량 Δw_{ij}는 델타 학습법에서와 마찬가지로 (2-11)에 의해 구할 수 있다.

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_{y_i} x_j \tag{2-21}$$

또한 출력층 뉴런 I에서 발생한 오차신호 δ_{y_i}도 델타 학습법에서와 마찬가지로 식 (2-14), (2-15), (2-16)에 의해 구할 수 있다.

$$\delta_{y_i} = (d_i - y_i) f(NET_i) \tag{2-22}$$

$$= \begin{cases} (d_i - y_i) y_i (1 - y_i) & ; \text{단극성 시그모이드 함수} \\ \frac{1}{2}(d_i - y_i)(1 - y_i^2) & ; \text{양극성 시그모이드 함수} \end{cases}$$

다층 신경망에서도 은닉층과 출력층간의 연결강도 변화량 Δw 와 오차신호 δ_{y_i}는 식 (2-21), (2-22)와 같이 직관적으로 구할 수 있으나 입력층과 은닉층간의 연결

Collection @ chosun

강도 변화량 Δv_{jk}와 오차신호 δ_{z_j}는 다음과 같은 과정을 거쳐야 구할 수 있다. 은닉층 연결강도 v_{jk}의 오차도 최소가 되도록 변경되어야 한다.

$$\Delta v_{jk} = -\alpha \frac{\partial E}{v_{jk}} \tag{2-23}$$

여기서, α는 양수이다.

은닉층 뉴런 j의 출력 오차는 v_{jk}에만 관련되므로,

$$\frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial (NET_{z_j})} \cdot \frac{\partial (NET_{z_j})}{\partial v_{jk}} \tag{2-24}$$

$$= \frac{\partial E}{\partial (NET_{z_j})} \cdot \frac{\partial}{\partial v_{jk}} [x_1 v_{j1} + x_2 v_{j2} + \cdots + x_n v_{jn}]$$

$$= -\delta_{z_j} x_k$$

입력층과 은닉층간의 연결강도의 변화량 Δw_{jk}는 식 (2-23), (2-24)로 부터 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_{z_j} x_k \tag{2-25}$$

여기서, δ_{z_j}는 은닉층의 오차신호이며, 식 (2-12)와 마찬가지 형태로 표현할 수 있다.

$$\delta_{z_j} = -\frac{\partial E}{\partial z_j} \cdot \frac{\partial z_j}{\partial (NET_{z_j})} \tag{2-26}$$

$$= -\frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial [f(NET_{z_j})]}{\partial (NET_{z_j})}$$

$$= -\frac{\partial E}{\partial z_j} f(NET_{z_j})$$

식 (2-7)로부터,

Collection @ chosun

$$\frac{\partial E}{\partial z_j} = \frac{\partial}{\partial z_j}\left\{\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}[(d_i - y_i)^2]\right\}$$
$$= \frac{\partial}{\partial z_j}\left\{\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}([d_i - f(NET_{y_i})]^2)\right\}$$
$$= -\sum_{i=1}^{m}(d_i - y_i)\frac{\partial}{\partial z_j}[f(NET_{y_i})]$$
$$= -\sum_{i=1}^{m}(d_i - y_i)f(NET_{y_i})\frac{\partial f(NET_{y_i})}{\partial z_j}$$
$$= -\sum_{i=1}^{m}(d_i - y_i)f(NET_{y_i})w_{ij} \qquad (2\text{-}27)$$

(2-27)에 (2-26)을 대입하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial z_j} = -\sum_{i=1}^{m}\delta_{y_i}w_{ij} \qquad (2\text{-}28)$$

따라서, 은닉층 뉴런 j에서 오차신호 δ_{z_j}는 식 (2-27), (2-28)로부터

$$\delta_{z_j} = \sum_{i=1}^{m}\delta_{y_i}w_{ij}\cdot\frac{\partial z_j}{\partial(NET_{z_j})} \qquad (2\text{-}29)$$
$$= f(NETz_j)\sum_{i=1}^{m}\delta_{y_i}w_{ij}$$

이므로, 입력층과 은닉층과의 연결강도 변화량 Δv_{jk}는 식 (2-26), (2-29)로부터 구할 수 있다.

$$\Delta v_{jk} = \alpha\delta_{z_j}x_k \qquad (2\text{-}30)$$
$$= \alpha f(NET_{z_j})x_k\sum_{i=1}^{m}\delta_{y_i}w_{ij}$$

즉, 입력층 뉴런 k와 은닉층 뉴런 j 간의 연결강도 변화량 Δv_{jk}에는 출력층 뉴런의 오차신호 δ_{y_i}가 역전파되어 관련되어 있음을 알 수 있다.

Collection @ chosun

3. BP 알고리즘

BP 알고리즘은 순방향 다층 신경망의 일반적인 응용에 활용되는 오류 역전파 알고리즘이다. BP 알고리즘은 일반 델타 학습법과 마찬가지로 출력층 오차 신호를 이용하여 은닉층과 출력층과의 연결 강도를 변경하고, 출력층 오차 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층간의 연결강도를 변경하는 학습 방법이다.

BP 알고리즘을 이용한 다층 신경망의 학습 절차는 다음과 같다. 입력층 패턴 벡터 x, 은닉층 출력 벡터 z, 출력층 출력 벡터 y를 다음과 같이 표현한다.

$$x=[x_1 x_2 \cdots x_n] \tag{2-31}$$

$$z=[z_1 z_2 \cdots z_p]$$

$$y=[y_1 y_2 \cdots y_m]$$

입력층과 은낙층간의 연결 강도 v(p×n), 은닉층과 출력층 간의 연결 강도 w(m×p)는 매트릭스 형태로 다음과 같이 표현한다.

$$v=\begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{21} \\ \vdots & & & \\ v_{m1} & v_{m2} & \cdots & v_{pm} \end{bmatrix} \tag{2-32}$$

$$w=\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1p} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2p} \\ \vdots & & & \\ w_{m1} & w_{m2} & \cdots & w_{mp} \end{bmatrix}$$

먼저, 학습시킬 s개의 학습 패턴 $(x_1, d_1), (x_2, d_2), \cdots, (x_s, d_s)$를 선정한다. 연결강도 v, w는 임의의 작은 값으로 초기화하며, 적절한 학습률(α>0)을 결정한다. 학습 패턴쌍을 차례로 입력하여 다음과 같이 연결강도를 변경한다. 시그모이드 함수를 활성화 함수로 사용하므로 은닉층의 가중합 NET_z및 출력 z, 출력층의 가중합 NET_y 및 최종출력 y를 구한다.

Collection @ chosun

$$NET_z = \boldsymbol{x}\boldsymbol{v}^T \tag{2-33}$$

$$\boldsymbol{z} = f(NET_z)$$

$$= \begin{cases} \dfrac{1}{1+\exp(-NET_z)} & ;\text{단극성 시그모이드 함수} \\ \dfrac{1-\exp(-NET_z)}{1+\exp(-NET_z)} & ;\text{양극성 시그모이드 함수} \end{cases}$$

$$NET_y = \boldsymbol{z}\boldsymbol{w}^T \tag{2-34}$$

$$\boldsymbol{z} = f(NET_y)$$

$$= \begin{cases} \dfrac{1}{1+\exp(-NET_y)} & ;\text{단극성 시그모이드 함수} \\ \dfrac{1-\exp(-NET_y)}{1+\exp(-NET_y)} & ;\text{양극성 시그모이드 함수} \end{cases}$$

목표치 d와 최종 출력 y를 비교하여 (2-7)식에 의해 제곱오차 E를 구한다.

$$E = \frac{1}{2}(d-y)^2 \tag{2-35}$$

또한, 출력층 뉴런 i에서 발생한 오차 신호 δ_y를 구한다.

$$\delta_y = \begin{cases} (d-y)y(1-y) & ;\text{단극성 시그모이드 함수} \\ \dfrac{1}{2}(d-y)(1-y^2) & ;\text{양극성 시그모이드 함수} \end{cases} \tag{2-36}$$

은닉층 뉴런 j에서의 오차신호 δ_{z_j}를 이용하여 은닉층에 전파되는 오차신호 δ_z를 구한다.

Collection @ chosun

$$\delta_z = f(NET_z)\sum_{i=1}^{m}\delta_y w \qquad (2\text{-}37)$$

$$= \begin{cases} z(1-z)\sum_{i=1}^{m}\delta_y w & ;\text{단극성 시그모이드 함수} \\ \frac{1}{2}(1-z^2)\sum_{i=1}^{m}\delta_y w & ;\text{양극성 시그모이드 함수} \end{cases}$$

식 (2-7), (2-9)에 의해 k 학습 단계에서의 은닉층과 출력층간의 연결강도 변화량 Δw^k 및 입력층과 은닉층간의 연결강도 변화량 Δv^k를 구한다.

$$\Delta w^k = \alpha\delta_y z \qquad (2\text{-}38)$$

$$\Delta v^k = \alpha\delta_z x$$

k+1 단계에서의 은닉층과 출력층간의 연결강도 w^{k+1}, 입력층과 은닉층간의 연결강도 v^{k+1}을 구한다.

$$w^{k+1} = w^k + \Delta w^k \qquad (2\text{-}39)$$

$$= w^k + \alpha\delta_y z^k$$

$$v^{k+1} = v^k + \Delta v^k$$

$$= v^k + \alpha\delta_y x^k$$

학습 패턴쌍을 반복으로 입력하여 연결강도를 변경하면, 오차 E가 특정 범위 E_{max}보다 적어지면 학습을 종료한다.

그림2-7은 BP 알고리즘을 알기 쉽게 블록 다이어그램으로 나타낸 것이다.

Collection @ chosun

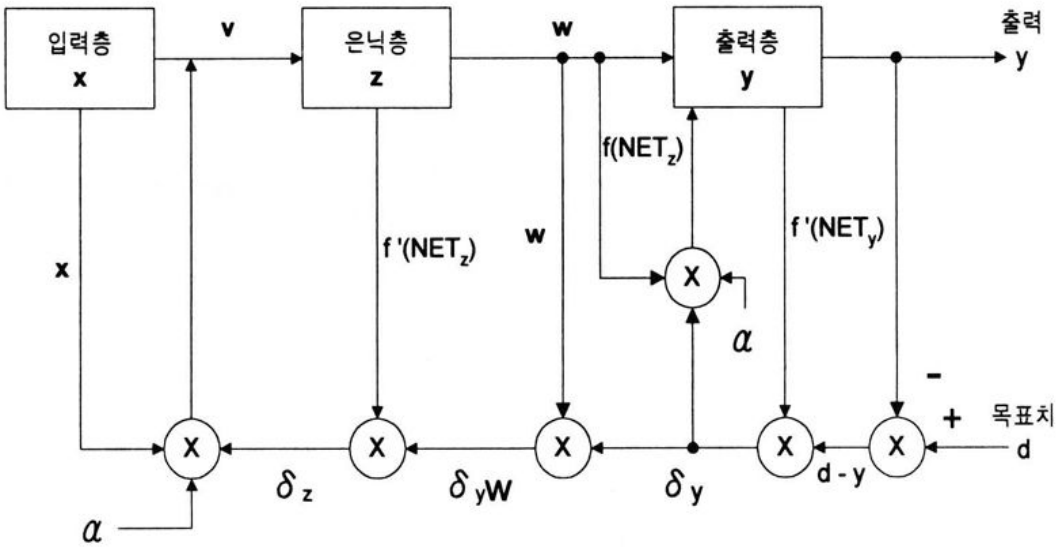


그림 2-7. BP알고리즘의 블록다이어그램

Figure 2-7. Block-diagram of back propagation algorithm

Collection @ chosun

4. 학습 인자

가. 초기 연결강도

BP 알고리즘을 이용한 학습에 있어서 가장 중요한 문제는 초기 연결강도를 적절히 선택하는 것이다. 그림 2-8은 초기 연결강도를 잘못 선정하면 응용목적이 적합하게 학습이 완전히 이루어지지 않은 상태에서도 자칫 오차의 국부 최소점(Local minima)에 빠져서 더 이상 학습이 진행될 수 없게 된다.

초기 연결강도의 값은 너무 크지 않아야 하지만 그렇다고 너무 작은 값을 설정하면 학습이 진행될 때 연결강도의 변화량이 매우 적게 되어 학습 시간이 오래 걸리는 단점이 있으므로 값을 신중히 선택하여야 한다. 일반적으로 초기 연결강도는 -0.5~+0.5 범위의 값으로 설정하면 무난하다.

초기 연결강도의 설정은 신경망의 학습에 있어서 매우 중요하지만 특정 응용이나 학습 패턴의 특징에 따라 달라진다. 자율학습에 의한 방법으로 신경망의 학습 시간을 단축하였다[7].

이 초기화 방법에서는 입력층과 은닉층간의 연결강도 최적 설정에 주안점을 두고 있다. 일반적인 방법과 마찬가지로 은닉층과 출력층과의 연결강도 w는 -0.5 ~ +0.5 범위의 값으로 초기화 하여 사용한다. 입력층과 은닉층간의 연결강도 v도 역시 이 방법으로 초기화하지만 학습을 시작하기 전에 다음 식과 같이 변형하여 사용한다.

$$v^{old} = \frac{\beta v^{old}}{\| v^{old} \|}, \quad \text{단}\ \beta = 0.7\sqrt{nofp} \qquad (2\text{-}40)$$

단, n과 p는 각각 입력층과 출력층의 뉴런수이며, 은닉층에의 바이어스 연결강도는 -β ~ +β 범위의 값으로 한다.

Collection @ chosun

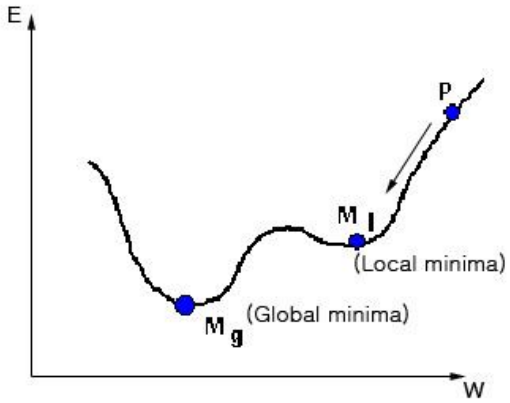


그림 2-8. 오차의 국부 최소점

Figure 2-8. Local minima of error

Collection @ chosun

나. 학습률 및 학습 패턴

BP 알고리즘을 이용한 신경망의 학습에 있어서 학습률과 학습 패턴도 역시 고려되어야 한다. 학습률(learning rate) α는 신경망의 구조 및 응용 목적에 따라서 서로 다르므로 신경망의 학습에 적절한 학습률 α가 얼마인지를 규정할 수 는 없지만 일반적으로 0.001 ~ 10 사이의 값을 사용한다.

급격하고 좁은 오차 최소점을 갖는 응용에는 큰 값의 α를 선택하면 빠르게 진행이 될 수 있지만 자칫 잘못하면 오차 최소점에 수렴하지 못하여 학습이 안 되는 상황이 발생할 수 있다. 반면에 너무 작은 α를 선택하면 -▽E 즉, 오차가 적어지는 형태로 이루어져서 최종적으로 오차 최소점에 수렴은 하지만 각 학습 단계에서의 연결강도 변화량이 아주 미세하여 전체 학습시간이 매우 길어지는 단점이 있다.

한편, 신경망을 원하는 목적대로 학습시키기 위해서는 학습에 필요한 특징적인 학습패턴(training pattern)을 준비하여야 한다. E. Baum과 D. Haussler의 이론에 의하면 학습시킬 연결강도의 수가 N이고, 정확도가 α라면 요구되는 학습 패턴의 수 P는 다음과 같다.

$$P=\frac{N}{1-\alpha} \tag{2-41}$$

또한, 동일한 학습 패턴이라고 하더라도 이진 형식 또는 양극성 형식의 데이터 표현 방법에 따라 학습에는 상당한 차이가 있다. 일반적으로 양극성 데이터를 사용하면 이진 데이터를 사용하는 경우보다 학습이 빠르게 이루어진다.

Collection @ chosun

제 3 장 평가시스템 분석

제 1 절 평가의 개념

세계화, 정보화 시대를 맞이하면서 학생들의 다양한 능력과 적성을 계발하고 창의성이나 문제해결능력 등 고등사고 정신기능을 신장시키고자 하는 학교교육의 목적을 달성하기 위하여서는 그것에 어울리는 새로운 형태의 교육평가가 필요하다[8]. 교육평가는 크게 두 가지 기능을 수행한다. 그 하나는 공정하고 타당하게 학생을 선발 분류하는 기능이고, 다른 하나는 교수·학습의 과정을 돕고 개선하기 위한 것이다. 대학진학을 위해 치러야 하는 대학수학 능력시험은 전자에 해당하는 것이며, 교사의 교수방법과 학생의 학습 방법 등을 평가하는 것은 후자에 해당한다.

교육평가를 '지·덕·체의 조건을 인간 육성이라는 교육목적을 효과적이고 효율적으로 달성하기 위해 교육전반에 대한 각종 정보를 수집하고 교육적으로 가치 판단을 하는 체계적 과정'이라고 정의하고 있다[9].

교육평가의 기능을 교육과정에 최대한으로 도움을 주고 그렇게 함으로써 학생의 학습을 극대화 시키는 역할을 갖도록 하는 것이 새로운 교육평가가 지향하는 방향이다. 이런 시각에서 보면 교육평가란 '교수 프로그램에 관한 의사결정을 하기 위하여 학습자의 행동변화 및 학습과정에 관한 정보를 수집하고 이를 이용하여 교육적으로 가치 판단을 하는 체계적인 과정 바로 그 자체'라 볼 수 있다.

1. 최근의 교육평가

교육과정이나 교수·학습 평가에 대한 동향은 수행평가 체제로 변화를 요구하고 있다. 학습은 더 이상 지식을 주는 자로서의 교사, 수동적으로 받아들이는 학생이

Collection @ chosun

라는 일방적 관계 속에서 일어나지 않으며, 의미 있는 학습은 학생이 능동적으로 참여하는 학습과정에서 기대할 수 있다. 교사는 다양한 교수전략을 세우고 학생들을 토론, 조사활동, 프로젝트 등과 같은 활동에 의미 있게 참여하게 하여 학생들이 잘하고 있는지를 평가하며, 학생의 직면하고 있는 문제와 진보에 대한 증거를 수집하고 그에 따라 수업계획을 잘 조정하는 일련의 교육과정은 교사들에게 이전에는 예상 못했던 변화의 요구들이다.

최근 동향으로서 평가의 관점을 보면, 첫째 행동주의 관점에서 인지적 관점으로 변화, 둘째 포트폴리오 평가, 셋째 하나의 속성을 측정하던 평가에서 다차원적인 평가로의 변화, 넷째 그룹 활동을 강조하는 평가를 들 수 있다.

2. 교육평가의 유형

상대평가란 한 학생이 받은 점수가 다른 학생들이 받은 점수에 의해 상대적으로 결정되는 평가방식이다. 절대적인 기준이 없고 학생들이 획득한 점수의 평균 혹은 미리 정해놓은 등급의 비율에 따라 개개 학생들이 시험에서 받은 점수의 가치가 상대적으로 결정된다고 해서 흔히 상대 평가라 한다. 평균점수를 기준으로 하여 평가되기 때문에 규준지향평가 또는 규준관련평가, 규준참조평가라고도 한다.

절대기준평가란 학습목표를 기준으로 학생들이 알아야 할 지식과 기술을 알고 있느냐?(혹은 목표 도달) 혹은 모르고 있느냐를 따지는데 주안을 두는 평가방법이다. 학습목표에의 달성 정도 또는 여부를 기준으로 하여 개개 학생의 성취도를 평가하는 방법이므로 준거지향평가 또는 준거관련평가 준거참조평가 한다. 여기서 준거란 학습목표를 의미하고 그래서 준거지향평가에서는 학습목표를 평가의 준거를 삼아 학습목표의 도달여부와 그 정도를 확인 점검하기 때문에 흔히 목표지향평가라고도 한다.

Collection @ chosun

상대평가와 절대기준평가는 검사제작의 목적, 절차, 용도 등에 차이점이 있으나 근본적 차이점은 한 개인의 성적의 결정과정에 있어서 차이라고 할 수 있다. 상대평가는 한 학생의 성적이 그 집단의 결과에 따라 결정되는 반면 절대기준평가는 다른 사람의 점수분포와는 상관없이 한 학생의 주어진 목표에 따라 결정된다. 다시 말하면 상대평가에 서는 한 학생이 아무리 주어진 목표에 달성하였다고 하더라도 그 보다 더 잘한 학생이 있으면 그의 성적은 상대적으로 떨어지는 반면에, 절대기준평가에서는 주어진 점수분포와는 관계없이 그가 주어진 목표를 '얼마나 달성하였냐?'에 달려있다. 평가목적에 있어 차이점은 상대평가는 상대적 입장에서 반드시 잘한 사람과 못 한사람을 구분하려는 개인차의 변별이 그 목적인 반면 절대기준평가는 목표의 달성도를 평가하는데 그 주요 목적이 있다

검사제작에서 상대평가는 개인차의 변별을 목적으로 하고 있기 때문에 어려운 주어진 교수목표에 충실하기보다는 개인차를 잘 변별해 주는 어려운 문항 또는 쉬운 문항을 골고루 표집 하여 검사에 포함시킴으로서 가능한 한 점수분포를 크게 하여 개인차를 뚜렷하게 내고자 하는 반면 절대기준평가는 주어진 교수목표를 충실하게 재어 주는 문항에 관심이 집중된다.

검사활용에서도 상대평가는 한 개인이 등급적인 평가분류에 관심을 갖는 반면 절대기준평가에서는 주어진 목표의 달성여부를 확인 목표달성에 결손이 있을 때 이를 보충지도하고 한 개인의 평가나 성적을 주는데 관심이 있는 것이 아니라 수업을 평가 개선하는데 더 많은 관심이 집중된다.

3. 학교에서의 평가의 절차

중·고등학교에서는 학력 관리의 신뢰도를 높이고, 공정하고 합리적인 평가 및 성적관리를 통하여 교육과정의 정상적 운영에 기여하기 위하여 성적관리 위원회를 설치하며, 교육부 훈령을 토대로 교장을 위원장으로 한 위원회에서 성적관리 규정

Collection @ chosun

을 제정하여 학업성적의 공정성과 신뢰성을 높이고 합리적인 평가관리와 성적관리, 학교생활기록부의 관리 및 이에 따른 계도활동과 상담활동을 추진하고 있다. 이 위원회의 주요 활동을 보면, 평가관리, 성적관리, 진로상담관리로 나눌 수 있다. 평가관리 부분 중에서 고사는 정기고사와 기타고사로 구분하며, 정기고사는 학기별로 실시하는 중간고사와 기말고사로 하며, 기타고사는 학교, 시·도, 전국단위로 진학지도 자료로 활용하기 위해 시행하는 고사가 있다.

또한 시험 문제의 출제에 제반사항까지도 규정을 하여 절차와 내용을 안내하고 있다. 먼저 고사 일정이 발표되면 각 교과별 협의회에서 출제범위, 내용, 형태, 문항 수 등 출제에 관한 사항을 결정하고 목표이원분류표를 작성한다. 다음으로 교과별 협의회를 거쳐 가장 적합한 유형의 문항을 적정 비율로 결정 하되, 주관식의 배점비율은 자율적으로 한다. 문항의 결정은 주관식인 경우는 신뢰도와 객관도를 유지하며, 객관식인 경우는 난이도, 타당도에 유의해야 한다. 선다형 객관식 문항은 학생의 종합적인 사고력을 측정할 수 있도록 5지 선다형으로 하고, 주관식의 경우는 학생의 창의력, 문제 해결력, 탐구 능력을 측정할 수 있는 단답형, 서술형, 논술형 문항을 중심으로 한다. 평가문항 출제에 관한 사항(출제범위, 평가목표, 문항의 유형 및 형태, 출제 및 편집방법 등)은 교과별 협의를 통하여 결정하고 결정된 사항은 교과별 협의록에 기록하고, 성적관리 위원회의 검토를 거쳐 학교장의 결재를 받는다.

정기고사는 학년 간 혼반의 방법으로 학생들의 부정행위를 예방하고, 기타 고사도 정기고사에 준하되, 고사의 성격에 따라 적절히 조정 할 수 있다. 감독교사는 고사시간을 엄수하고, 부정행위를 미연에 방지하기 위하여 고사 감독을 철저히 하고, 응시자, 결시자수를 파악하여 답안지 표지의 소정의 란에 기입, 날인하고 감독의 문제가 발생되는 경우에는 감독교사가 그 책임을 진다. 감독교사가 부정행위를 발견했을 때에는 즉시 그 사실을 학생 에게 알리고 사실을 인정하는 본인의 자술

Collection @ chosun

서를 받아 당해 학생 의 답안지와 함께 위원회에 제출하여 확인을 거친 후 해당 교과 담임에게 알려, 그 과목의 성적을 "0점" 처리하고 학생선도 규정에 의해 선도한다.

채점은 고사가 종료되는 대로 공동채점을 하며, 채점확인은 3검까지 실시하여 정확을 기하고, 정답과 오답의 표시를 분명히 한다. 채점확인이 완료된 답안지는 학생에게 공개, 확인한 후 성적 카드를 작성한다. 채점 결과는 반드시 재검 절차를 거쳐 채점에 착오가 없도록 하고, 답안지 표지에 채 점자와 재검자가 날인한다.

감독교사로부터 인수한 답안지는 교과담임이 주관식 문항의 채점 및 주관식 점수표 기, 평가 척도안에 따른 평가 결과의 점수 표기 등 처리사항에 대한 세 번 점검을 거쳐 성적 전산처리 담당자에게 인계한다. 교과 담당교사는 전산처리 결과의 이상 유무를 철저히 대조 확인하며 임시성적표와 함께 학생 본인에게 그 결과를 공개하고, 성적에 대한 학생의 이의 신청을 받도록 한다. 이의 신청이 있을 때에는 면밀히 검토하여 적절한 조치를 취하여야 한다.

Collection @ chosun

제 2 절 나이스(NEIS)시스템

1. 나이스(NEIS)시스템의 소개

2001년부터 정부는 디지털화·정보화·통합화를 추진하여 열린 행정, 스마트한 전자정부를 구현하기 위해 전자정부특별위원회를 설치하고 11개 중점 과제를 추진하고 있다. 이 사업의 하나로 교육인적자원부는 교육행정전반의 효율성을 높이고, 교원의 업무환경 개선을 위하여 전국 단위의 「교육행정정보시스템」, 즉 나이스(이하 NEIS라 칭함)를 구축하였다. NEIS(National Education Information System)는 전국 1만여 개의 초·중등학교, 16개 시·도교육청 및 산하기관, 교육인적자원부를 인터넷으로 연결하여, 교육관련 정보를 공동으로 이용할 전산환경을 구축하는 전국 단위의 교육행정정보시스템을 말하며, 교육행정정보시스템의 영문약자인'NEIS'는 '나이스'로 읽는다[47].

교육 관련 정보를 공동으로 이용하기 위해 전국 1만여 개의 초·중등학교, 16개 시·도 교육청 및 산하기관, 교육인적자원부를 인터넷으로 연결하는 전국 단위의 교육행정 정보시스템을 말한다. 즉 27개 분야의 교육행정 업무를 통합 관리하는 시스템으로 다음과 같은 장점이 있다. ①학부모는 직접 학교를 방문하지 않고 인터넷을 통해 졸업증명서·성적증명서, 교육통계 현황, 학생 정보 등 각종 정보를 손쉽게 확인할 수 있다. ②학교 생활기록부 등 학생 지도에 필요한 자료가 초등학교부터 고등학교까지 누적 관리되기 때문에 교사들이 좀 더 효율적이고 체계적으로 학생을 지도할 수 있고, 다양한 교육활동을 할 수 있다. ③수작업이나 자료 취합 등에 따르는 시간과 업무량이 많이 줄어들고, 기초 자료를 실시간으로 제공함으로써 신속한 의사 결정은 물론 신뢰성 있는 교육정책을 추진할 수 있다.

학교생활기록부 등 학생지도에 필요한 자료가 초등학교부터 고등학교까지 누적 관리됩니다. 이를 활용하면 선생님들이 좀 더 효율적이고 체계적으로 학생을 지도

Collection @ chosun

그림 3-1. NEIS 시스템 초기화면

Figure 3-1. Initial screen of NEIS system

Collection @ chosun

하고, 다양한 교육 활동을 펼 수 있다. 일일이 손으로 적어서 처리하는 단순 반복 업무, 통계 자료 작성, 관련 공문서 작성 등의 행정 업무 부담이 줄어듭니다. 교수-학습 관련 연구 활동, 학생지도 등 질 높은 교육을 할 수 있는 환경이 조성된다.

그러나 최근에 정부가 개인의 신상정보를 합법적으로 수집·관리하는 것은 명백한 인권침해이며, 기록된 정보가 유출될 경우 상업적으로 이용될 우려가 있고, 이 시스템이 교사를 통제 또는 압박하는 수단이 될 수도 있다는 점이 단점으로 지적되어 기존 교육행정정보시스템에서 3개 영역을 분리해 새로 구축하는 새로운 NEIS 시스템[9]이 가동되었다.

2. NEIS 성적처리 순서

가. 문제 출제

보통 학교의 경우 시험 과목과 기간이 발표가 되면 담당 교사들은 문제를 출제하게 된다. 시험은 학기당 중간과 기말고사의 정기고사와 외부 기관에 의뢰해 시험을 보는 임시고사가 있다. 출제할 학습목표를 확인하고 학년 교과 협의회를 거쳐 문제를 출제하게 되는데, 먼저 내용과 행동의 그림 3-2의 내용과 같은 이원목적분류표를 작성하고 문제 출제 시 유의사항에 주의하며 출제를 한다.

나. 문제 출제 시 유의사항

평가의 절차나 방법에 대하여 사전에 학생들에게 주지시키고, 평가문항은 타당도, 신뢰도, 객관도를 고려하여 학습 목표 달성 정도를 측정할 수 있도록 한다. 학과별 동학년 동교과를 2인 이상이 담당할 경우에는 교과 협의회를 통해 공통 출제한다. 과목별 평균점수 70~75점, 과목별 평어 '수'비율 15% 이내를 기준으로, 이

Collection @ chosun

를 과도하게 초과하지 않도록 출제하여 성적 부풀리기를 방지한다. 그림 3-3과 같은 모든 출제 원안에는 문항별 배점을 표시하고 평가문항수의 증대와 문항 당 배점 다양화, 수준 및 난이도의 적정한 배분에 유념한다.

문항 출제 시 다음과 같은 사항을 고려하여 출제한다.

- 시판되는 참고서 문제와의 일치 여부
- 전년도 출제 문제와의 일치 여부
- 객관성 결여로 정답에 논란 발생 여부
- 수업 중에 출제 문제를 가르쳐 주거나 정답 암시 행위 금지
- 특정 학급에 편의(힌트)를 주는 행위 금지
- 학급 간 출제 범위 통일 및 유사 선택 교과간 난이도 조정

학급간의 성적 격차를 최소화 한다. 평가 문항 수는 시간 내에 소화할 수 있는 분량으로 하되 변별력을 높이고 동점자를 예방하기 위하여 30문항 이상으로 하는 것을 원칙으로 한다. 단, 교과특성상 30문항 미만일 수도 있다. 긍정적인 질문을 많이 해 주고, 부정적인 질문에는 밑줄을 하여 구별한다.

(예) - <u>틀린</u> 것은?　　- <u>아닌</u> 것은?

객관식 문항은 5지 선다형으로 출제한다. 문제를 제시 할 때 문맥에 맞는 올바른 문구를 사용한다.

(예) <u>않는</u> 것은? (×)　　<u>않은</u> 것은 ? (○)

말하시오. (×)　　고르시오. (○)

객관식 문항의 정답 비율을 일정하게 하고, 오·탈자가 있는지 확인한다. 출제원안 각 장마다 상부에 고사유형, 응시대상, 과목 및 출제교사 등이 명시되는 표를 넣는다. 객관식 문항의 보기가 중복되거나 이원목적분류표의 정답이 틀린 경우가 없는 지 확인한다. 교과 담당교사는 출제 원안이 유출되지 않도록 하고 자료 관

Collection @ chosun

리에 만전을 기한다.

다. 학생 정답 마킹용 OMR 카드

학교에서 사용하는 그림 3-4와 같은 대부분의 OMR 카드가 객관식 50문항 이내를 처리할 수 있는 카드를 사용한다. 주관식이나 서술형 문제를 출제할 경우 답을 카드 뒷면에 쓰도록 하고 있다. 주관식 채점은 뒷면에서 채점하고 점수는 앞면의 주관식 점수란에 기입한다. 특히 채점의 불편함과 점수를 카드 앞면에 옮기는 과정에서 많은 오차가 생겨 대부분의 학교에서 주관식을 기피하는 원인이 되기도 한다.

Collection @ chosun

2005학년도 학기 고사

( )과목 이원목적 분류표

과목코드번호 : 출제교사 : (인)

결재	계	부장	교감	교장

년 월 일 교시 시행	응시 대상	학년 과 반

번호	내용 및 요소	행동영역			난이도			배점	정답	주관식 번호	정답 및 채점기준	배점
		지식	이해	적용	상	중	하					
1												
2												
3												
4												
5												
6												
7												
8												
9												
10												
11												
12												
13												
14												
15												
16												
17												
18												
19												
20												
21												
22												
23												
24												
25												
26												
27												
28												
29												
30												
31											결과 및 반성	
32												
33												
34												
35												
주1												
주2												
주3												
주4												
주5												
계												

학년 / 구분													
예상평균													
실제평균													

○○○○ 학 교

그림 3-2. 이원 목적 분류표

Figure 3-2. Two contents table

Collection @ chosun

2005학년도 학기 고사

학년 ( )과목 출제원안(1)

과목코드번호 :

응시인원 : 명 응시대상 :

실시일자 : 2005년 월 일 교시 출제교사 : 인

제 학년 학과 반 번 성명 :

○○○○ 학교

그림 3-3. 출제 원안

Figure 3-3. Original test paper

Collection @ chosun

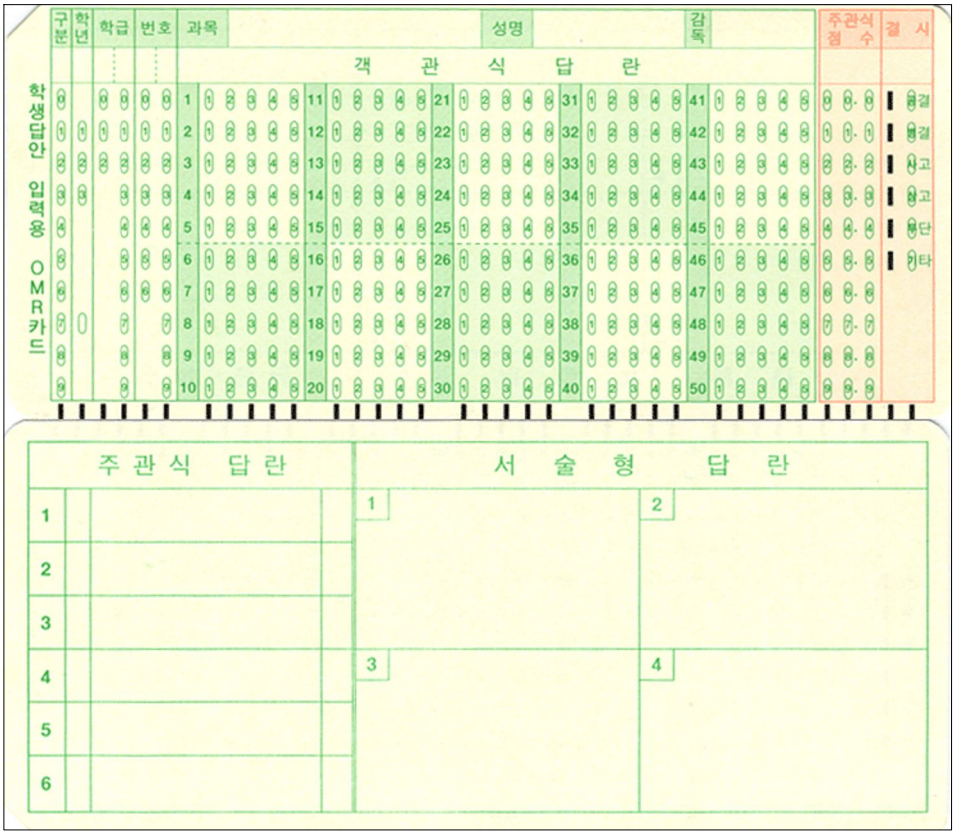


그림 3-4. OMR 카드

Figure 3-4. OMR card

Collection @ chosun

라. 결과 처리 - 카드리더기

O.M.R(Optical Mark Reader)는 약간 반짝이는 카드 용지에 칠해진 컴퓨터용 수성사인펜의 위치를 판독하는 장치로 대부분의 객관식 시험이나 바코드 등에 사용되고 있다. 카드 용지에 컴퓨터용 수성사인펜이 칠해진 부분에 빛을 비추었을 때, 거의 대부분의 빛들이 흡수가 되어 버리지만, 칠이 되지 않은 부분은 반사가 된다. 이러한 특성을 이용해 카드에 마킹된 사인펜의 위치를 판독하는 것이 OMR 기기의 원리이다. 따라서 컴퓨터용 수성사인펜으로 마킹을 했다 하더라도, 반사가 잘되는 수정테이프나 수정스티커를 마킹한 윗부분에 붙이게 되면, 빛을 제대로 흡수할 수가 없기 때문에 OMR장치의 광전소자는 마킹이 없는 것으로 인식하게 된다.

광원과 광전류검출기에는 특정한 파장 특성을 가지고 있기 때문에 OMR 카드에 표시를 위한 필기도구에는 컴퓨터용 사인펜이나 연필 같은 카본블랙계의 필기도구가 적합하다.

타이밍 마크(Timing Mark)란 카드 하단부에 있는 검정 바를 의미하며 이를 바탕으로 윗줄에 칠한 것을 인식한다. 그러므로 이 부분을 더럽히거나 낙서하면 엉뚱한 값이 들어온다. 손바닥만 한 카드를 OMR CARD라 하고 대부분 중·고에서 사용하며 대학 수능시험에 사용하는 A4만한 크기를 SHEET지라 한다. 카드리더기 통신은 시리얼 포트인 COM1, COM2 중 1개를 사용한다.

Collection @ chosun

그림 3-5. OMR카드 리더기

Figure 3-5. OMR card reader

Collection @ chosun

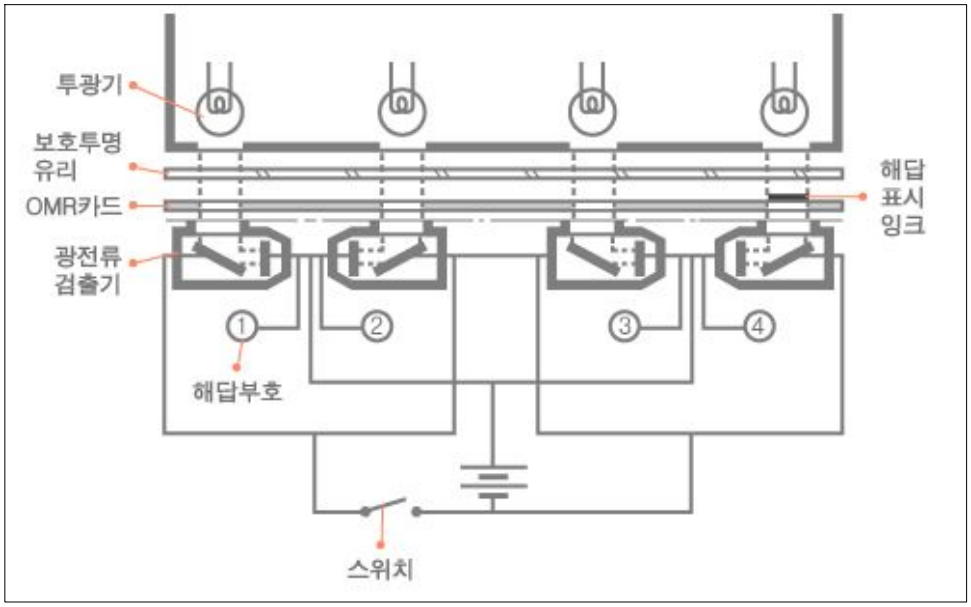


그림 3-6. OMR리더기 원리

Figure 3-6. Principle of OMR card reader

Collection @ chosun

마. 결과 처리

성적처리는 크게 4부분으로 나누어 처리를 한다. 답안카드를 읽기 전에 카드 환경 설정을 하고, 컴퓨터에게 시험 문제의 정답을 알려주는 정답 카드와 학생카드를 읽는다. 이어서 채점을 실행하고, 마지막으로 성적관리부분을 이용하여 결시생처리나 성적통지표와 같은 출력물처리를 한다.

Collection @ chosun

표 3-1. NEIS 성적처리 순서

Table 3-1. Sequence of assesment

① OMR환경설정
. OMR카드환경설정 (정답/배점카드) . 학생카드/점수카드

↓

② OMR카드 환경설정
. 정답/배점 카드 읽기 . 학생카드 읽기 . 점수카드 읽기

↓

③ 지필평가
.지필평가 정답/배점(학생답) 관리 .지필평가 채점 후 채점결과 반영 .지필평가 성적관리

↓

④ 성적관리-성적처리
.결시생 인정점 관리 후 과목별 성적산출 .성적통지표(가정통신문) 관리 .성적산출 마감관리

Collection @ chosun

제 3 절 바람직한 평가 방법

휴대폰의 SMS를 이용하여 사회적으로 큰 이슈가 되었던 통신 기기를 이용한 시험 부정사건, 내신 등급을 좋게 하기위한 일선 학교에서 이른바 '점수 퍼주기'가 논란의 대상이 되었다. 학생들의 내신은 과목별 평어와 석차 대신에 과목별 원점수와 평균, 표준편차 그리고 석차등급(9등급)이 이수자수와 함께 기록된다. 예를 들어 개선된 제도에 따르면 과목별 1등급은 4%까지 해당된다. 어떤 과목의 이수자가 100명이라고 가정할 경우 상위 석차 순으로 4명이 1등급을 받을 수 있다는 뜻이다. 그런데 상위 4명의 학생 가운데도 한 학생은 100점을 받고 나머지 세 학생이 86점, 84점, 76점을 받았다면 엄연히 실력 차이가 있음에도 불구하고 모두 같은 등급으로 처리되는 모순이 발생한다.

또한 100명 가운데 1등 동점자가 7명이면 중간석차(4등)는 4%로 모두 1등급을 받게 되나 동점자가 8명이면 중간석차(4.5등)가 4%를 넘게 되어 모두 2등급이 주어지는 불합리한 결과가 나온다.

이의 단점을 보완하고자 5지 선다형 객관식의 점수 차별화로 동점자를 최대한 회피하는 방법이 제시되었다. 하지만 이와 같은 방법은 문제의 내용과 답을 정확히 모르고서도 우연히 답을 맞히는 이른바 '찍기'를 예방할 수 없다. 따라서 주관식의 도입이 필연적이다. 하지만 평가의 신속성과 정확성을 염두에 둔다면 주관적 서술형의 문제도입은 현재의 단계에서는 비용과 시간이 너무 많이 드는 단점이 있다.

그림 3-7처럼 OMR카드처럼 주관식 서술형을 지향하면서 기존의 객관식 처리의 정확성과 신속성의 장점을 취하는 방법을 제안하고자 한다. 기존의 답안 카드를 이용하여 주관식 부분을 마련하고 이 주관식 부분을 필기체 인식의 도움을 받아 평가를 신속 정확히 처리하도록 한다.

Collection @ chosun

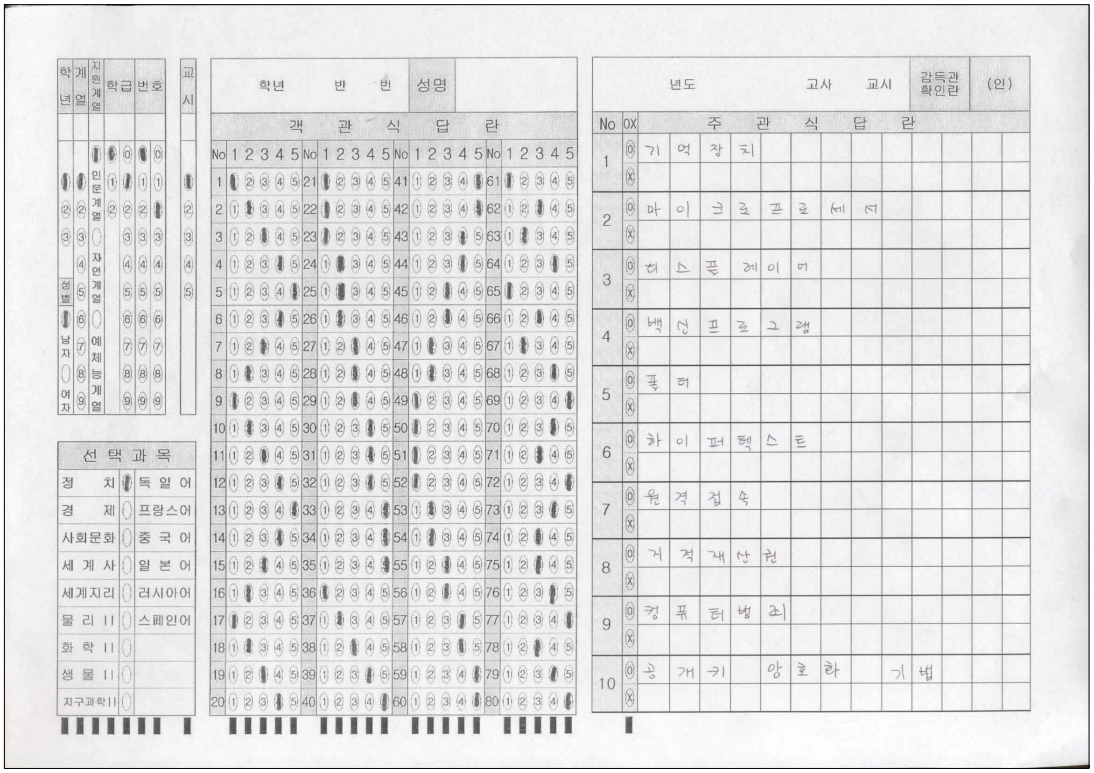


그림 3-7. 주·객관식 겸용 OMR카드

Figure 3-7. Combination OMR card of objective & subjective

Collection @ chosun

제 4 절 OMR 카드 설계

기존에 사용하고 있는 OMR카드의 경우 앞면에는 수험자 개인의 인적 사항과 응식 과목, 객관식문제의 답을 표기하는 부분이 있고, 오른쪽 여백에 주관식 답란이 마련되어 있는데 점수를 합산해서 수기로 기록하도록 되어 있다. 이는 교사들에게 주관식 부분을 출제할 경우 채점 시간이 많이 걸리게 하는 원인이 되면 뒷면에 기록된 답을 채점하여 앞면에 이기하면서 오류를 범하는 원인이 되기도 한다.

또한 카드의 크기가 작아 객관식 50문항 내외 밖에 처리를 하지 못하며, 카드 용지도 OMR전용 용지를 사용해야 된다. 카드에 기록도 컴퓨터용 사인펜이나 연필 같은 카본블랙계의 필기도구가 필요하다.

이의 단점을 보완하고 주관식 답안을 처리하기 위해 그림 3-8과 같은 답안지를 설계하였다. 먼저, 답안지의 앞면에 객관식과 주관식을 모두 표기하게 하여 뒷면을 사용해야 되는 번거로움을 없앴다. 과목명을 미리 인쇄하고 선택 과목에 따라 적절히 표기만 하면 인식하도록 하였다. 필연적으로 답안 카드의 크기가 커지게 되는데 본 연구에서는 답안 카드의 크기를 A4용지 크기로 하고 재질도 일반 복사용지로 사용되는 백상지를 사용하였다. 전용용지를 사용함으로써 드는 비용과 번거로움을 제거하고 필기구도 일반 필기구 어느 것이나 사용할 수 있다.

주관식 답란의 경우 답안을 기록하는 칸을 구분하여 띄어쓰기 부분도 검사하도록 하여 교육적으로 활용하도록 하였다. 답란의 크기는 1칸의 크기가 11.5mm×11.5mm의 정사각형으로 최대 26자 까지 기록하도록 하였다. 크기는 학생들의 노트정리에 사용하는 글자 크기가 최대 8mm×8mm내외라는 점을 반영하였다.

Collection @ chosun

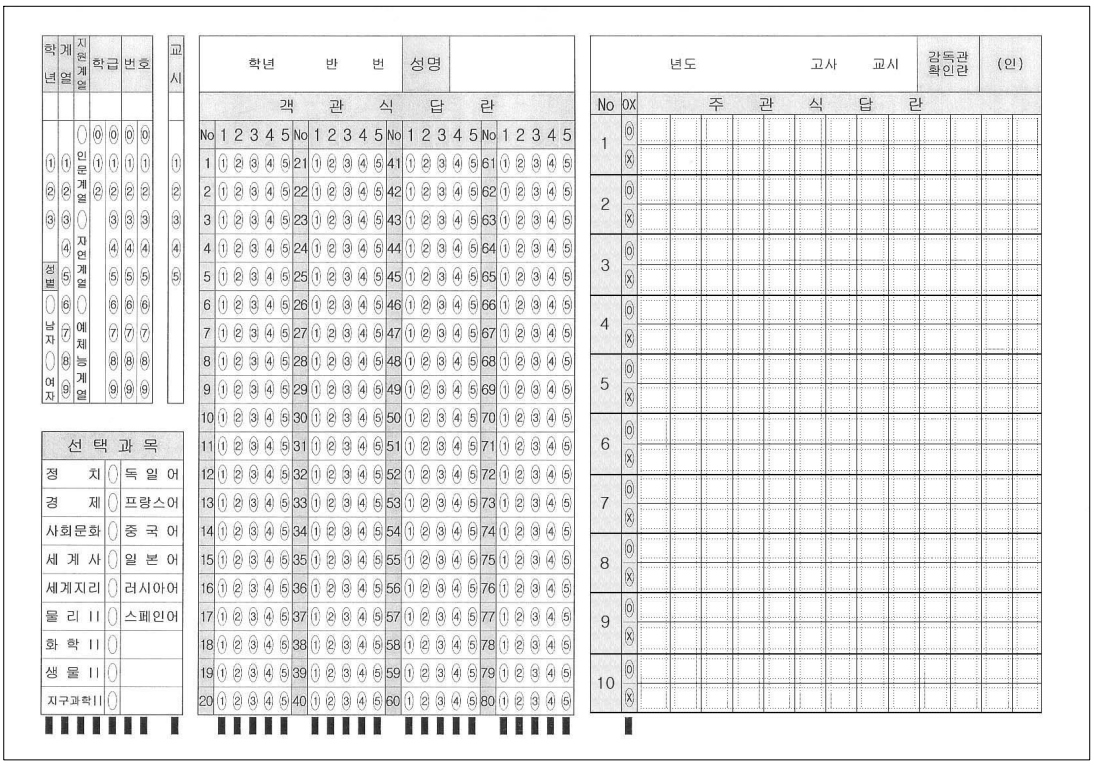


그림 3-8. 연구에 사용된 답안지

Figure 3-8. Answer sheet is used in research

Collection @ chosun

제 5 절 성적 처리 시스템 재구성

현재의 NEIS 시스템에서 성적처리과정을 먼저 살펴보면, 성적처리 담당이 학생들이 기록한 답안 카드를 읽고 결과는 두 가지 방법인 학생답파일과 정답과 배점파일 올리기 또는 학생 성적 올리기에 의해 업로드(upload)한다. 성적처리 담당자는 각 파일 담당자를 과목별로 반별로 정해주며, 각 해당과목 교사들의 확인과 수정을 거쳐 이상 유무를 확인한 뒤 이상이 없으면 해당 과목교사들이 해당과목 성적마감을 한다. 한 번 마감한 성적은 성적처리 담당자가 다시 수정이 가능하도록 성적파일을 읽기 쓰기가 가능하다.

수행평가도 지필평가와 같은 절차에 의해 이루어지고 역시 과목담당 교사가 이 성적마감을 하면 성적처리 담당자는 성적처리 전 환경설정을 하고 고사담당 교사는 결시생 등의 인정점을 부여하면, 최종 성적처리담당자가 학기 단위 또는 학년 단위로 성적산출을 한다.

마지막으로 교과 담당교사들은 각종성적통계자료를 출력할 수 있고, 담임교사들은 통지표를 출력하고 최종 결재가 끝내면 담임 또는 성적처리담당자가 생활기록부반영을 하여 성적에 관한 모든 절차가 끝난다.

해당 교과담당 교사들은 성적처리 담당자가 카드리드기로 읽어서 올려준 자료들을 학생들에게 확인시키고 수정하며 이러한 작업이 끝나면 성적마감확인을 하는데, 여기서 성적마감은 이제 수정할 것이 없으니 각종 통계 출력 등의 2차 가공을 해도 좋다는 것을 성적처리 담당자에게 전산 상으로 통보한다. 이러한 과정은 매우 신중한 일로서 성적 마감 확인 후 만약 오류가 발견되어 정정된다면 그 과정은 모두 전상 상으로 기록한다. 예전과 비교해 본다면, 단지 학생 확인 절차만 행하던 교과담당선생님들께서 직접 성적 처리자를 거치지 않고 수정하게 되었다는 것이 달라졌다.

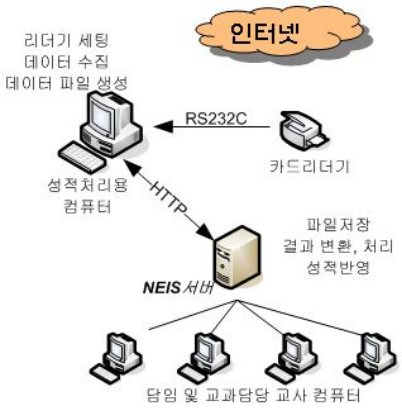
Collection @ chosun

NEIS에서 성적처리 과정에서 특징을 요약해 보면 전적으로 모든 교과담당교사의 책임 하에 이루어지도록 되어 있고 성적처리 담당자와 담임선생님은 학교에서 필요한 각종 통계와 관련된 일을 한다.

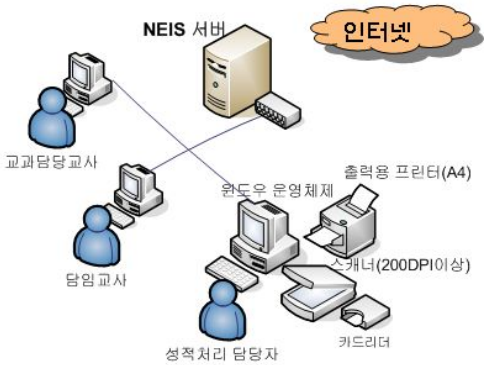
이러한 점은 업무 한계의 명확성을 따진다는 점에서 좋을 것 같지만, 학생의 지도가 일괄처리처럼 자신이 맡은 일만 함으로써 해결되지는 않는다. 교과 담당교사가 담임처럼 생활지도가 필요할 때도 있고, 담임교사가 교과의 성적과 성취과정을 살펴볼 필요가 있다. 따라서 성적처리도 수직적인 관계에서 수평적인 관계로 서로 수정하고 보완할 필요가 있다.

다음 그림 3-9는 본 연구에서 NEIS 시스템의 기능 향상을 위해 처리권한과 내용을 도식적으로 시스템을 재구성한 것이다.

Collection @ chosun



(a) 기존 NEIS 성적처리 시스템 구성도



(b) 개선한 NEIS 성적처리 시스템 구성도

그림 3-9. 성적처리 시스템 재구성

Figure 3-9. Re-composition of evaluation system

Collection @ chosun

제 4 장 필기체 한글 인식

제 1 절 전처리

1. 히스토그램

디지털 영상 처리에 가장 간단하면서 유용한 툴 중의 하나가 히스토그램(histogram)이다. 히스토그램은 영상의 명도 내용을 요략한 것으로 영상에 대한 상당한 정보를 가지고 있다. 또한 히스토그램은 계산하기가 간편한 장점이 있다.

입력되는 영상의 히스토그램을 분석함으로써 영상의 밝기 구성, 명암의 대비 등에 대한 정보를 알 수 있으며 이러한 분석 정보를 이용하여 영상 개선 및 화질 향상을 위한 출발점으로 사용할 수 있다.

히스토그램을 나타내는 방법은 영상의 밝기(intensity)를 수평축으로 하고 수평축의 밝기에 대응되는 크기를 가진 픽셀수가 영상 안에 몇 개가 되는지 나타내는 빈도수(frequency)를 수직축으로 해서 만든 그래프이다. 따라서 흑백 영상의 경우 수평축은 0~255의 범위 값을 가지며 수직축의 값은 수직축의 값은 영사의 크기와 밝기의 분포에 따라 달라진다.

영상이 히스토그램으로 압축될 때 모든 공간적 정보는 사라진다. 히스토그램은 각 명도를 가지고 있는 픽셀들의 개수를 나타내지만, 그 픽셀들이 어디에 위치하는지에 대한 정보는 전혀 주지 않는다. 따라서 어떤 영상에 대한 히스토그램은 유일하지만 그 역은 성립하지 않는다. 즉 상당히 다른 영상들도 같은 히스토그램을 가질 수 있다. 또한 어떤 영상 안에서 물체를 이동하는 연산은 히스토그램에 영향을 끼치지 않는다. 또 다른 성질로는 히스토그램을 합하면 모든 픽셀의 개수가 된다. 즉 256단계의 명도를 가지는 영상의 경우에는 식(4-1)과 같다.

$$\sum_{i=0}^{255} H(i) = rows \times cols = \text{전체 픽셀의 갯수} \qquad (4\text{-}1)$$

Collection @ chosun

또 영상이 두 개의 영역으로 나누어져 있고 각 영역의 히스토그램이 알려져 있는 경우 전체 영상의 히스토그램은 2개의 영역의 히스토그램을 합한 것이 된다.

2. 히스토그램의 균일화

간혹 영상이 여러 가지 작용으로 잡영(image noise)의 영향으로 화질이 나쁘게 나타난다. 이때, 화질을 개선하기 위해 히스토그램 균일화를 사용한다. 영상 명도값의 분포를 나타내는 히스토그램이 균일하게 되도록 변환하는 처리이다. 출력영상의 명도를 매핑하는 것을 의미한다. 이 변환을 많이 쓰는 이유는 콘트라스트(contrast)가 나쁜, 즉 너무 밝거나 어두운 영상, 또는 어느 한편으로 치우쳐 있는 영상의 개선에 유효한 방법이다.

변환 후의 명도값 분포가 모두 같게 되도록 분포를 수정함으로써 영상 전체적인 콘트라스트 밸런스가 좋게 개선된다. 히스토그램의 균일화는 3단계를 거친다.

1. 균일화되어야할 영상의 축적 히스토그램을 구한다.
2. 축적 히스토그램의 값을 정규화 한다.
3. 정규화된 축적 히스토그램을 그레이 스케일 사상함수로 이용하여 그레이 레벨값을 매핑한다.

이를 수식으로 표현하면 명도 i를 명도 k_i로 변화 시키는 것이다.

$$k_i = \frac{g_{max}}{n_t} H(i) \qquad (4\text{-}2)$$

여기서 n_t는 영상에서 총 픽셀의 개수이고, g_{max} 는 명도의 최대값이고, H(i)는 축적 명도값이다.

Collection @ chosun

3. 세선화

세선화(thinning)는 대상 물체를 선폭을 섬세하게 하여 한 픽셀의 두께를 갖는 중심선으로 추출하는 조작을 말한다. 문자인식, 지문인식, 물체인식 등의 특징추출 전 단계에 적용되는 기본적인 영상처리 방법이다. 이 세선화의 기본적인 세선화 알고리즘은 기본적으로 순차적 처리(sequential processing) 방법과 병렬적 처리(parallel processing) 방법으로 구분할 수 있다.

순차적 처리 방법은 현재의 처리 결과가 과거의 처리값에 영향을 받으며 미래의 처리 결과에도 영향을 미치는 것으로 이 방법에서는 대상 화상만 있으면 처리가 가능하다.

병렬적 처리 방법은 현재의 처리 결과가 과거나 미래의 처리 결과에 전혀 영향을 받거나 미치지 않는 것으로써 추가적으로 대상 화상 크기만큼의 버퍼가 필요하다. 현재의 관심 화소(pixel)에 대한 처리 결과를 버퍼에 저장하는 방식으로, 전체 화상에 대한 한 차례의 처리가 모두 끝난 다음에 버퍼에 저장되어 있는 처리 결과를 원래의 대상 화상 위에 덮어 쓰게 된다.

세선화의 조건을 살펴보면, 화소의 두께는 한 화소 즉, 골격선의 폭이 1픽셀이어야 한다. 세선화된 화소의 위치 또는 골격선의 위치는 도형이나 선에서 항상 중심에 위치하여야 한다. 골격선은 원래의 도형에 있어서의 끊어짐이 없이 연결성을 유지하여야 한다. 세선화 과정에서 골격선의 길이가 계속해서 줄어서는 안 된다. 패턴 윤곽선의 작은 요철로 인한 잡가지의 모양이 골격선에 첨가되지 않아야 한다.

세선화 알고리즘에는 Stefanelli 방식, Rutovitz 방식, Yokoi 방식, Lu &Wang의 병렬세선화 알고리즘 등이 있으나 일반적으로 Zhang Suen 세선화 알고리즘을 가장 많이 사용한다. Zhang Suen 세선화 알고리즘은 1984년에 처음으로 발표한 것으로 병렬적 처리(Parallel Processing) 방법의 하나로써 오랫동안 세선화 처리에 대한

Collection @ chosun

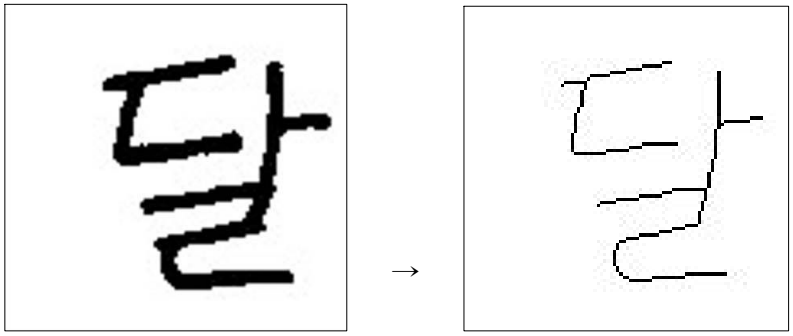
기본적인 비교자료로 사용되어 왔었고 구현하기에 빠르고 간단하다.

처리의 1단계에서는 처리대상인 검은 픽셀 I(i, j)에 대해서 다음과 같은 조건을 만족하면 지운다. 첫째, 픽셀 I(i, j)에 대해서 그 주위의 픽셀들의 connectivity가 1이고, 둘째, 픽셀 I(i, j)에 대해서 그 주위의 픽셀들 중 검은 픽셀이 적어도 2개에서 6개 사이에 있어야 하며, 셋째, 적어도 픽셀 I(i, j+1), I(i-1, j), I(i, j-1)중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야 하며, 넷째, 적어도 픽셀 I(i-1, j), I(i+1, j), I(i, j-1)중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야 한다. 마지막으로 조건에 맞으면 픽셀을 제거한다.

2단계에서는 처리대상인 검은 픽셀 I(i, j)에 대해서 다음과 같은 조건을 만족하면 지운다. 첫째, 픽셀 I(i, j)에 대해서 그 주위의 픽셀들의 connectivity가 1이고, 둘째, 픽셀 I(i, j)에 대해서 그 주위의 픽셀들 중 검은 픽셀이 적어도 2개에서 6개 사이에 있어야 하며, 셋째, 적어도 픽셀 I(i-1,j), I(i,j+1), I(i+1,j)중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야 하며, 넷째, 적어도 픽셀 I(i,j+1), I(i+1,j), I(i,j-1)중의 하나는 배경 픽셀 즉 255이어야 한다. 마지막으로 조건에 맞으면 픽셀을 제거한다.

위의 2단계의 부분반복을 계속하여 더 이상 지울 픽셀이 남아 있지 않을 때까지 계속 적용 시킨다.

Collection @ chosun



(a) 원래의 글자 (b) 세선화

그림 4-1. 세선화 결과

Figure 4-1. Result of thin process

Collection @ chosun

제 2 절 객관식 처리

객관식 평가란 일정의 프로그램화된 평가문항에 대해서 학습자가 능력에 따라 진위를 파악할 수 있도록 구성된 평가 체제를 말한다. 평가의 유형을 보면, 배합형 진위형, 선다형이 있는데 선다형은 보통 5문항의 보기를 주면서 답을 선택하게 하는 유형이다. 선다형은 객관식 평가문항이면서 학생의 고등 정신 기능발휘가 잘 이루어지며, 평가문항을 융통성 있게 구성할 수 있다. 이러한 객관식 문항의 장점을 살펴보면, 짧은 시간 내에 광범위한 영역 측정·평가 가능하고, 평가 문항을 골고루 제작 할 수가 있다. 또한, 채점이 용이하며, 문항의 내용 타당도가 높다.

기존의 객관식 처리는 그림3-1처럼 OMR카드에 컴퓨터용 수성사인펜으로 각 문항의 물음에 알맞은 답을 표기하고, 이를 OMR카드 리더기에 넣으면 발광다이오드의 불빛에 의해 검은색으로 답이 칠해진 부분은 빛을 흡수해 반응을 하지 않고, 답이 아니 사인펜으로 칠해진 부분은 반사가 일어나서 반사된 빛은 센서에 의해 검출되어 연산이 이루어지게 한다.

본 연구에서는 객관식의 처리 방법을 기존의 것처럼 OMR카드를 사용하면 객관식 따로 주관식 따로 처리를 하게 됨으로 번거롭고 시간이 많이 걸려 성적처리 기계화의 장점이 사라진다. 따라서 스캐너를 사용해서 이미지 처리 방식으로 주관식을 처리하는 것처럼 객관식도 이미지로 받아들여 사용해야 한다.

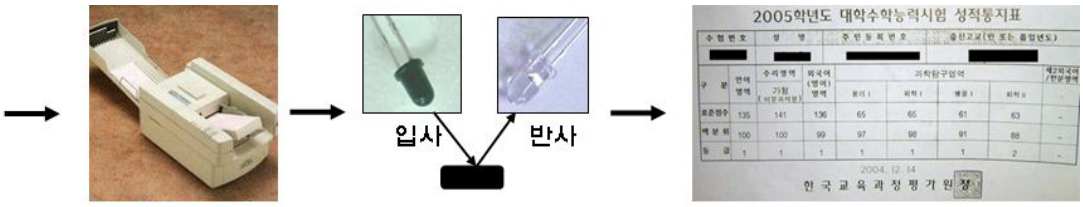
처리 순서는 먼저 스캐너를 통해 받아들인 답안지 이미지를 객관식 부분 영역을 잘라낸다. 컬러 영상이 필요 없으므로 잘라낸 영역을 이진화 한다. 잘라내는 영역은 번호 칸을 제외하고, 순수하게 답을 마킹한 부분만 선택하고 이를 문제 번호 순으로 라벨링을 하고 저장한다.

답을 어느 영역에 표기 했는지의 인식 방법은 그림3-2의 선택된 객관식 이미지 영역을 5지 선택의 경우 영역을 5개로 배분하고 흑화소 밀도값[44,45]을 히스토그

Collection @ chosun

카드 앞면　　카드 뒷면

(a) 성적처리용 OMR 카드



OMR카드 리더기　　카드 읽기　　성적 결과표

(b) 성적 처리 순서

그림 4-2. 현재 객관식 처리 방법

Figure 4-2. Objectivity answer process

Collection @ chosun

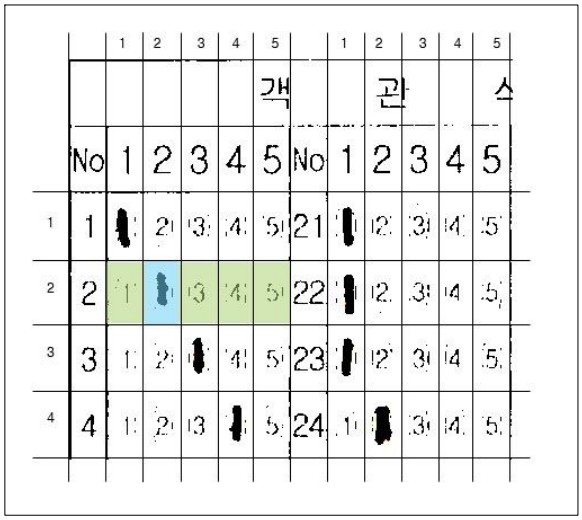
램으로 나타낸 후 가장 값이 최대인 영역을 찾아 그 영역을 학생이 응답한 답으로 인식한다.

객관식을 채점하는 방법은 2가지가 있다. 첫 번째 방법은 정답파일과 학생답안 파일을 NEIS 서버에 업로드하여 평가를 하는 방법이고, 두 번째 방법은 성적처리를 하는 컴퓨터에서 정답파일과 학생답안 파일을 비교하여 채점을 한 뒤 학생 점수 파일을 만들어 NEIS서버에 업로드하여 이용하는 방법이다. 하지만 문항 분석이나 재 채점 등을 처리하기 첫 번째 방법을 사용하며, 학교에서도 첫 번째 방법을 선호하기 때문에 본 연구에서도 첫 번째 방법인 학생 답안 파일을 CSV형식으로 민들고 NEIS서버에 업로드하여 채점하였다. CSV파일의 형식이란, Comma Separative Value의 약자로 각 항목의 값들이 컴마에 의해 분리되는 일련의 아스키 텍스트 라인들로 구성되며, 레코드간의 구분은 "줄 바꿈"(new line)으로 구분된다. CSV 파일은 어떤 테이블로부터 데이터를 추출한 다음, 관계형 데이터베이스 형태를 띠는 테이블 위주의 응용 프로그램 데이터로 쉽게 이용할 수 있으며, 스프레드시트 프로그램인 엑셀 같은 프로그램은 CSV 파일을 잘 읽어 들일 수 있다.

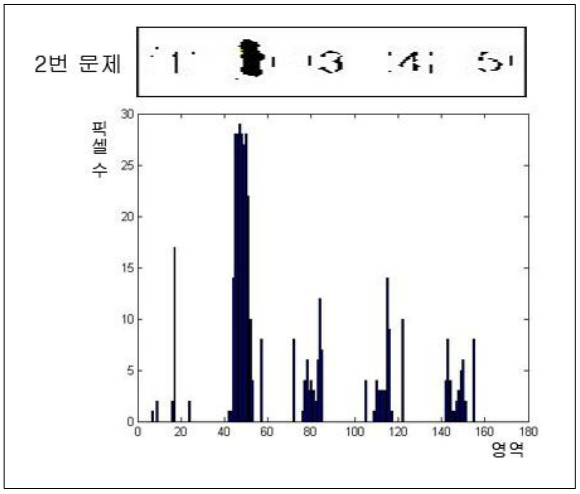
표4-1의 정답카드의 경우 구분 코드의 경우 A는 정답/배점, B는 학생답안, C는 학생점수를 나타낸다. 카드학과코드가 “00”인 경우 모든 학과에 적용된다. 항목당 구분자는 “,”(Comma)로 한다. 또한 항목 내 “,”(Comma)가 있는 경우 “”“(Double Quotation)을 사용하여 구분한다. 복수 정답 유형 리스트는 단일문항인 경우는 0, AND는 1, OR는 2, 정답이 2개 이상인 경우는 3, 모두가 정답이라면 4를 사용한다.

학생 답안 파일과 학생 점수파일의 형식도 표4-2, 표4-3과 같은 형태로 되어 있다. 답안파일의 경우 결시 코드란이 있는데 0-결시 아님, -공결, 2-병결, 3-사고결, 4-상고, 5-무단결, 6-기타결이며, 점수 구분은 A-지필평가 점수, B-지필평가 주관식 총점, C-기타점수, D-수행평가를 입력할 때 쓰는 코드이다.

Collection @ chosun



(a) OMR 카드의 객관식 일부분



(b) 객관식 부분의 흑화소 밀도

그림 4-3. 제안한 객관식 처리 방법

Figure 4-3. Proposed objective process

Collection @ chosun

표 4-1. 정답 파일의 CSV형식

Table 4-1. CSV format of correction file

구분	순번	학과	학년	과목	객관식 시작번호	객관식 끝번호	객관식 정답리스트	객관식 배점리스트	복수정답 유형리스트

→

객관식 만점	주관식 시작번호	주관식 끝번호	주관식 배점리스트	주관식 만점	기타만점	가산점수	만점	New Line

표 4-2. 학생 답안 파일의 CSV형식

Table 4-2. CSV format of student answer file

구분	순번	학년	학과	카드반	카드학생 반번호	과목	결시코드	답안 시작번호	답안 끝번호

→

답안리스트	점수 시작번호	점수 끝번호	주관식 점수리스트	주관식 점수	기타점수	New Line

표 4-3. 학생 점수 파일의 CSV형식

Table 4-3. CSV format of student score file

구분	순번	학과	학년	반코드	과목	점수구분

→

학생 반번호 시작번호	학생 반번호 끝번호	점수리스트	New Line

Collection @ chosun

제 3 절 주관식 처리

1. 관련 연구

문자는 몇 개의 획의 조합으로 구성되는데, 이러한 획들의 조합과 서로간의 위치적 관계는 문자를 인식하는데 매우 중요한 정보가 되는 것이다. 그 외에 문자상에 존재하는 정보는 잡음으로 판단하게 된다. 흔히 잡음은 사용자에 의해서, 혹은 입력장치에 의해서 발생하게 된다. 이러한 관점에서 본다면 필기체 문자에서 획의 조합과 그들 간의 위치적인 정보를 추출해서 인식하는 것은 매우 당연한 수순이라고 생각할 수 있다. 바로 이런 관점에서 문자를 인식하는 접근법이 구조적인 접근법이다. 이 구조적 접근법[13,14]은 기본적으로 획의 조합과 위치적인 관계가 문자인식의 중요한 정보를 제공한다는 가정 하에서 완성이 된다.

이전에 이루어진 대부분의 연구에서는 획과 그들 간의 관계를 경험적 방법으로 표현하는 방법을 사용하였는데, 글자를 획의 위치와 경사도를 이용하여 표현하였는데 획 간의 관계는 주변 획과의 경사도를 이용하는 방법과, 획과 획들 간의 관계를 기호화시켜서 표현하는 방법들[18,19]이 있었다. 획의 타입은 수평, 수직, 왼쪽 대각선, 오른쪽 대각선, 점, 갈고리 모양과 같은 것으로 획 간의 관계는 L 모양, T 접합, 병렬 등[20,21]으로 표현하였다.

하지만 이런 경험적인 방법은 입력 문자의 잡음에 매우 민감해서 실생활의 응용에서는 사용하기에는 부적합하다. 더구나 구조적인 모델은 특성상 훈련시키기 힘들다는 단점이 있다. 최근에 이러한 문제점들을 해결하기 위해서 통계적인 기법에 기반을 둔 방법[15]들이 제안되었다. 확률 그래프 모델링 방법을 이용하여 획은 경사도와 길이의 확률로 표현하고, 획 간의 상대적인 위치로 획 간의 관계를 표현하는 방법과 구조적인 이웃들 간의 관계를 시스템적으로 사용하는 방법[16,22] 등이 제안되었다. 이 방법들은 획의 이웃들 간의 관계정보를 통계적 의존도에 의한 확

Collection @ chosun

률로 표현하였다. 여기에서 획 간의 통계적 의존도는 이웃확률이 주어 졌을 때 조건부 확률로 정의하였다. 이렇게 확률모델로써 이웃 간의 정보를 표현함으로써 이웃의 정보가 확률적인 틀로 인식문제에 적용될 수 있었다.

온라인 한글인식에서 획과 획간의 관계를 명확히 모델링하는 방법이 제안되었다. 이 방법에서 문자는 점 모델과 그들의 관계를 베이시안 망[21]으로 모델링하였다. 베이시안 망의 각 노드는 확률을 나타내고 에지는 각 노드간의 의존도를 나타내는 그래프 모델이다. 이와 같은 베이시안 망을 이용하여 점들과 점들 간의 관계가 확률적인 틀 안에서 표현이 가능해졌다.

위에서 설명한 바와 같이 경험적인 방법의 단점을 극복하기 위해서 확률적인 방법이 제안되고 있다.

2 . 필기체 한글인식

한글 인식은 몇 개의 음소가 2차원 평면상에 존재하는 음절단위의 글자이기 때문에 음소 사이에 겹침 상황이 많이 발생한다. 또한 유사한 음소들이 많이 존재해서 인식에 더욱 부담을 주고 있다.

한글에 대한 인식의 접근법은 자소 분할 후 인식법과 전체로 인식하는 법, 내부적 분할에 의한 방법으로 나누어 볼 수가 있는데, 분할 후 인식법은 글자를 자소로 먼저 나눈 후 각 나누어진 자소에 대한 인식을 수행하는 방법이고, 전체로 인식하는 법은 글자를 자소 단위로 분할하지 않고, 한글 통째로 인식하는 방법이다. 하지만 자소를 구분하지 않고 글자를 통째로 인식한다는 것은 매우 어려운 일이고, 글자에 대한 전체적인 정보가 없는 상황에서 자소를 분할하는 것도 매우 어려운 일이다.

Collection @ chosun

가. 분할 후 인식 접근법

대부분의 한글 문자인식의 기존연구들이 이 분할 후 인식방법을 적용하였다. 만약에 자소 분할이 성공적으로 이루어진다면 각 자소를 인식하는 것은 상대적으로 간단하게 처리될 수 있다는 것이 이 방법들의 기본입장이다. [24]은 윤곽선을 이용한 한글 인식 시스템을 제안하였는데, 이 방법에서는 한글을 윤곽선 특징과 위상학적인 관계로 표현하였다. 그런 다음 미리 정의해 놓은 44개의 자모음 패턴과 비교하여 입력패턴으로부터 대응되는 자모음 패턴을 추출하였다. 유사한 방법으로 [25]은 각 자소를 기본적인 패턴과 그들 간의 관계 트리구조로 표현하여 패턴추출을 추출하였다. [27]은 자소 분할 방법을 제안하였는데 이 방법은 먼저 모음의 위치를 찾은 다음 모음과 자음을 부식(erosion)과 팽창(dilation) 연산을 이용하여 분할하였다. 이 방법은 차량번호판에 쓰인 글자와 같이 글자의 구조가 비교적 간단한 인쇄체 인식에 사용되었다. 일단 자소가 추출되면 형판 매칭(template matching)과 같은 방법으로 매칭을 수행할 수 있다. [28]은 자소간의 접촉부분을 분리하는 방법에 대해서 제안하였는데 이 방법에서는 자소와 각 자소 간의 접촉이 있는 부분을 그래프로 표현해서 그들의 지역적인 부 그래프(sub-graph)를 이용하여 접촉부분을 찾아내었다.

만약에 글자의 형식을 알게 된다면 자소를 분할하는데 많은 노력을 아낄 수 있다. 신경망을 이용하여 글자의 형식을 측정하고 지역적인 프로젝션 방법을 이용하여 자소를 분할하는 방법[29]가 제안되었다. 글자의 형식을 구분하기 위해 퍼지 룰(fuzzy rule)을 이용하여 방법[26]도 제안되었는데, 이 방법에서는 상대적으로 길이가 긴 종모음과 횡모음을 찾기 위해서 최대 연결 투영(maximum run-length projection) 특징을 사용하였다.

위와 같은 노력에도 불구하고 자소 단위의 분할은 필기체 영어에서의 분할과 마찬가지로 매우 어려운 작업으로 분류되어 있고 결과 또한 만족스럽지 못하다. 결

Collection @ chosun

론적으로 인식과정의 도움 없이 분할을 수행하는 것은 많은 에러를 만들어 낼 가능성이 크다.

나. 전체로 인식하는 접근법

분할 후 인식의 문제점을 해결하수 있는 방법은 바로 분할을 하지 않고 글자 전체로 인식하는 것이다. 이런 인식방법은 주로 신경망[31], 획 매칭[32], 은닉마르코프모델[33], 비선형 패턴 매칭[17,34], k-이웃 알고리즘[35]과 같은 통계적인 기법에 기반을 둔다.

신경망을 이용한 인식방법에서는 인식 대상의 문자의 형식을 미리 예측한 후, 형식에 따라 지역을 분리한 뒤 각 지역에 대응되는 신경망을 이용하여 인식을 수행하였다[31]. 획 매칭 방법을 이용하는 방법은 입력 문자의 획을 각 모델의 스트로크와 매칭을 시켜서 최적의 모델을 찾아내는 방법이다[32]. 모델에서의 매칭 대상의 수를 줄이기 위해서 스트로크의 길이와 각도를 이용하여 거친(rough) 분류를 적용하기도 했다. HMM은 온라인 문자인식에 자주 사용되는 모델링 방법이다. 다양한 변형을 내포하고 있는 입력 패턴을 이차원 공간상의 이미지를 지역적 투영 윤곽선 변환(regional projection contour transformation : RPCT)을 이용하여 4 종류의 지역적 투영 윤곽선을 추출한 다음, 학습 단계에서 이들 윤곽선에 대한 방향 성분을 이용하여 4 종류의 은닉 마르코프 모델을 각기 구성하고, 이렇게 구성된 4 종류의 마르코프 모델들을 인식단계에서 결합하여 입력문자에 대한 최종적인 인식 결과를 출력[33]하였다. [34]는 비선형 형태 정규화를 통해서 전체적인 모양의 찌그러짐을 흡수하는 방법을 제안하였고, [35]에서는 지역적인 형태의 찌그러짐을 다루기 위해 적응적 비선형 패턴 매칭 방법을 제안하였다. 이 방법에서는 글자를 몇 개의 부분으로 나눈 뒤 비선형 매칭을 통해서 입력 패턴과 모델 패턴간의유사도를 얻을 수 있다.

Collection @ chosun

k-이웃 알고리즘과 같은 통계적 기법에서는 좋은 참조 모델(reference model)이나 모델 패턴을 찾아내는 것이 매우 중요하다. [35]는 대규모 필기체 한글인식을 위해서 참조모델을 제안하였다. 이 논문에서는 LVQ(learning vector quantization) 알고리즘을 사용하여 초기 참조 모델을 찾았고, 조건이 만족할 때까지 모의 풀림(simulated annealing) 방법을 이용하여 계속적으로 참조 모델을 업데이트하였다.

전체적 접근인 홀리스틱(Holistic)방법이 몇몇의 경우에는 성공을 거두었지만, 한글 인식에 사용하기에는 한계가 있다. 그 이유는 한글 문자는 그 가짓수가 많기 때문에 통계적인 기법을 사용하기가 어려운 점이 있고, 또한 모델을 생성하고 인식하는데 많은 연산이 필요하기 때문이다. 더욱이, 한글과 같이 유사한 모양의 글자가 많은 경우, 글자의 전체적인 통계적 특징을 사용하는 홀리스틱 방법은 더욱 어려움을 겪는다. 자소간의 겹침이나 접촉은 더욱이 인식을 어렵게 하는 요인이 된다.

다. 내부적 분할에 의한 접근법

내부적 분할에 의한 접근법이란 위와 같은 방법들의 문제점으로 인해서 제안된 방법이다. 위에서 설명하였듯이 자소를 분할하는 방법은 인식의 도움이 없이는 매우 좋지 않은 결과를 가져온다. 이런 문제를 효과적으로 해결하고자 인식기로부터 정보를 넘겨받아 그 정보를 이용하여 분할결과를 얻어내는 방법이 바로 내부적 분할에 의한 접근법이다. 이 방법은 여러 개의 분할 후보 그룹 중에서 가장 인식 점수를 높게 출력하는 후보를 최적의 분할 경로로 선택하는 방법이다. 바꿔서 말하면, 내부적 분할에 의한 방법은 모든 분할 후보들을 대상으로 인식 점수를 얻어낸 후, 가장 높은 점수를 출력하는 후보만이 살아남는 구조를 가졌다고 할 수 있다.

최근에 내부적 분할을 기반으로 한 시스템들이 제안되었다. 글자를 한 번에 인식할 수 있는 수정된 네오코그니트론(neocognitron) 시스템을 제안하였다[36]. 각

Collection @ chosun

한글 형태에 대응되는 6개의 신경회로망으로 구성된다. 각 신경회로망은 그 문자 형태에 따른 고유한 지역적(local) 특징들을 고려하여 별도로 학습시킨다. 이 논문에서는 계층적 구조와 여러 개의 층을 가지는 네오코그니트론을 사용하였는데, 지역적 특징을 네오코그니트론의 첫 번째 계층에서 추출한 후, 다음 계층으로 진행하면서 자소를 구성하기 위해서 조합이 되는 방법을 사용하였다. 또한 네오코그니트론의 선택적 집중방법을 사용하여 자소의 분할과 인식을 할 수 있었다. [37]은 각 자소간의 접촉이 없다는 가정 하에서 제약을 갖는 그래프기반의 인식시스템을 제안하였다. 이 논문에서는 자소가 획 간의 결합으로 구성되어 있다는 것을 이용하여 모든 조합에 대한 경우의 수를 계산하여 자소를 분할하는 방법을 사용하였다. 또한 한글이 갖는 구조적인 제약을 이용하여 계산의 복잡도와 시간을 단축시키려는 노력을 하였다. 하지만 자소간의 접촉이 없다는 가정 하에 이루어졌기 때문에 현실에 적용하기에는 한계가 존재한다. 필기체 한글에서는 30% 정도의 경우에서 자소간의 접촉이 발생한다고 알려져 있기 때문이다[28]. [15]는 확률 그래프를 이용하여 한글을 계층적으로 분할하고, 구조적 관계를 확률적으로 표현하였다. 이 논문에서는 한글의 자소를 구성하는 특징 획들을 확률로 표현하였고, 계층적인 방법으로 모든 획들의 조합을 이용하여 자소의 조합을 구성하였다. [16]은 [15]방법에 더해서 각 획들과 자소 간 관계를 모델링하고 제약사항을 부가하여, 계산의 복잡도와 시간을 단축하였다.

Collection @ chosun

3. 제안된 방법을 이용한 특징 추출

가. 형식 분류를 위한 문자의 공간 특징벡터 추출

전체 문자를 나누는 방법으로는 문자의 구조적 특성을 분석한 사전 지식(a priori knowledge)을 사용하는 것과 전체 문자를 일정시간 학습 시킨 후 중간층의 활성화 패턴을 이용하는 것이 있다. 그런데 한글은 기본 자소가 그림 2-1과 같이 일정한 장소에 위치하며, 이는 2차원 공간에서 구조적으로 배치되는 모음과 자음의 형태와 위치에 따라 6가지로 분류가 된다. 각각의 위치에 사용할 수 있는 자음과 모음의 위치가 구별되어 있어, 글자의 형식 정보만 정확히 인식한다면 글자의 인식에 대단히 중요한 정보를 제공할 수 있다.

한글에서 사용하는 자음의 경우에 기본 자음(Basic Consonant)이 14개이고, 동일한 기본 자음을 붙여 강한 소리가 나게 하는 쌍자음(Combined Consonant)이 5개, 두 개의 서로 다른 기본자음(Basic Vowel)을 결합한 복자음(Combined Vowel)이 11개가 있다. 초성자음(First Consonant)은 발음의 초반을 결정하고 받침 자음(Last Consonant)의 경우에는 발음의 마지막을 결정하는 요소이다. 모음은 발음의 중간 부분을 결정하고, 기본모음이 10개와 기본 모음을 조합하여 만든 이중모음이 11개로 구성된다. 이렇게 글자의 발음과 뜻은 2~4개의 자음과 모음이 서로 조합을 이루면서 결정된다. 글자의 형식을 알아낸다면, 한글의 자소는 사용할 수 있는 위치가 각각 정해져 있으므로, 자소 훈련만 제대로 한다면 글자를 쉽게 인식할 수 있다. 이렇듯 글자의 형식 정보는 글자를 인식하는데 매우 중요한 정보라고 할 수 있겠다.

그림4-4에서 '달'의 글자를 수평과 수직으로 프로젝션을 한 결과이다. 그래프를 보는 방법은 문자 DB인 PE92의 '달'이라는 100×100픽셀의 문자를 길이와 누적된 픽셀수로 나타낸 것이다. 원래 크기는 100×100픽셀이었지만 실제 문자가 분포한 곳은 수직은 28~95픽셀 사이였고, 수평은 15~97픽셀 사이에 분포 하였다.

Collection @ chosun

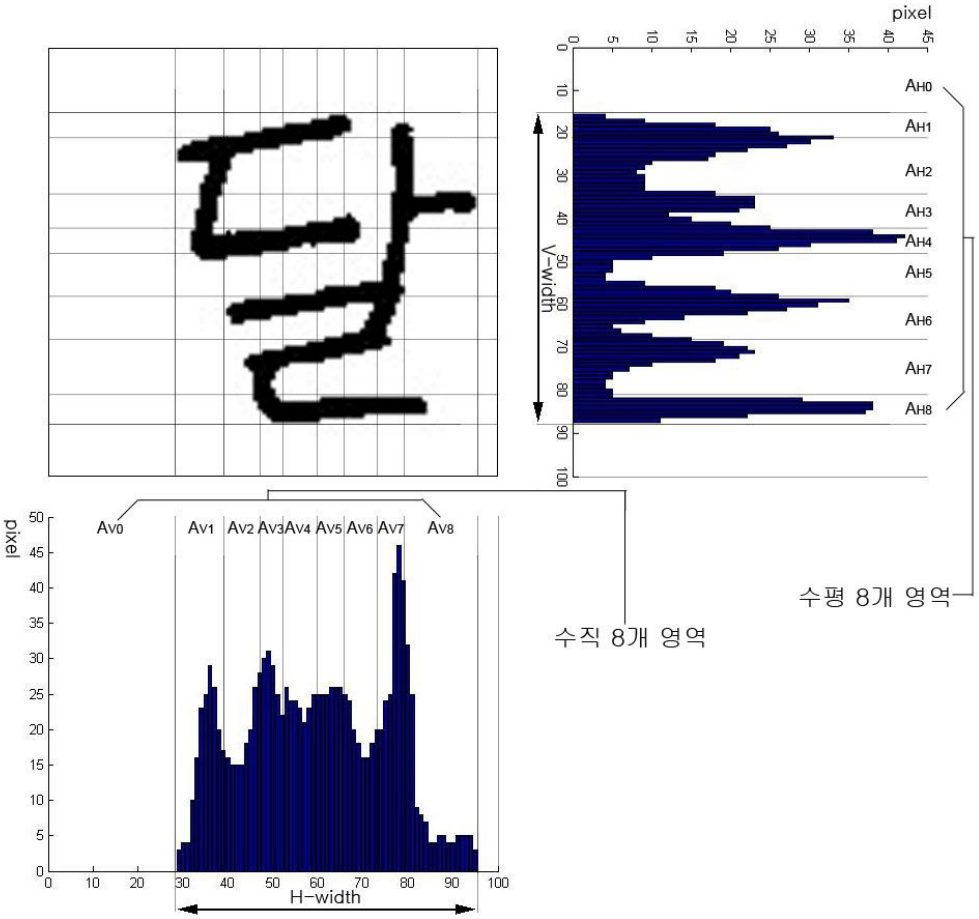


그림 4-4. ‘달’의 수평·수직 프로젝션 예

Figure 4-4. Example of horizontal and vertical projection of ‘달’

Collection @ chosun

그림 4-4는 '달'의 문자를 수직방향으로 프로젝션하고 픽셀의 누적 값을 나타낸 것이다. 특징 벡터를 추출하기 위해 영역을 8개로 나누었다. 4개, 8개, 16개로 나누었지만 8개 영역으로 나누었을 때 속도와 정확도가 4개보다는 정확하고, 16개와 비교했을 때 별 차이가 없었다. 영역을 8개로 나누는 방법은 다음과 같다.

영역을 8등분하였을 때는 특징점을 찾을 수 없기 때문에 가중치를 두기로 하였다. 픽셀이 많이 검출되는 부분은 영역을 작게 하고, 픽셀이 작은 부분을 영역을 많게 하고, 그 영역 값을 전체 영역에서 차지하는 확률 값으로 나타내었다. 먼저 전체 영역의 픽셀수를 카운트하고, 그 값을 8로 나누면 1개 영역의 단위 픽셀 수를 계산할 수 있다. 그림4-4에서 문자가 시작되는 28픽셀이 되는 지점에서 y축의 누적 픽셀 값을 카운트해서 단위 픽셀 값과 같게 되는 지점인 가로 47픽셀에서 경계 영역을 설정하고 이를 A_{H1}이라는 첫 번째 영역을 만든다. 이렇게 해서 전체를 8개 영역으로 나누고, 특징값의 계산은 전체 문자 길이 67픽셀을 A_{H1}의 길이인 11(39픽셀-28픽셀)픽셀로 나누면 첫 번째 영역의 확률 특징벡터인 0.164를 얻는다.

이렇게 해서 수평 프로젝션에서 8개의 특징벡터를 추출하고, 수직 프로젝션에서 8개의 특징 벡터를 추출해서 2차원 공간적 문자 분포의 16개의 특징 벡터를 신경망에 입력해서 형식인식을 할 수 있다.

위의 특징벡터 추출방법을 다음과 같이 각 요소를 표현하고 확률 값을 계산할 수 있다.

- A_{HT} : 수평방향 문자의 총 영역값, A_{VT} : 수직방향 문자의 총 영역값
- A_{HN} : 수평방향 문자의 영역 픽셀값, A_{VN} : 수직방향 문자의 영역 픽셀값
- P(H) : 수평영역이 차지하는 확률값, P(V) : 수직영역이 차지하는 확률값

Collection @ chosun

전체 영역에서 하나의 영역이 차지하는 단위 영역의 계산은

$$A_{HN}=\frac{A_{HT}}{8}(Horizontal),\ A_{VN}=\frac{A_{VT}}{8}(Vertical),\ N=1,2,\cdots,8 \qquad (4-3)$$

하나의 영역이 차지하는 특징벡터의 수평과 수직방향의 확률값은

$$P(H)=\frac{A_{HN}-A_{HN-1}}{W_{HC}}\ (Horizontal),\ A_{V0}=0,\ N=0,1,2,\cdots,8 \qquad (4-4)$$
$$P(V)=\frac{A_{VN}-A_{VN-1}}{W_{VC}}\ (Vertical),\ A_{V0}=0,\ N=0,1,2,\cdots,8$$

으로 계산할 수 있다.

문자의 유형 분류를 위한 신경망은 그림 4-5와 같이 위에서 추출한 16개의 입력 노드를 갖는 입력층과 32개를 갖는 중간층, 그리고 6개의 노드를 갖는 출력층으로 되어있다. 16개의 입력노드는 문자의 수직과 수평 투영의 결과 2차원 공간의 특징 벡터를 8개씩 모두 16개를 추출한 값을 사용하였으며, 중간층 또는 은닉층의 경우 경험적으로 입력층의 1~2배를 사용하는데 본 실험에서는 2배의 값인 32개를 사용하였으며, 출력 노드의 경우 한글을 6형식으로 분류하는 신경망이므로 6개의 출력을 갖도록 하였다.

학습은 백프로파게이션에 의해 이루어졌으며, 전체 오차가 어떤 임계치보다 작아질 때까지 학습을 시켰다. 여기서 학습률 α=0.8이며, 모멘텀(Momentum)상수 β=0.5이다.

Collection @ chosun

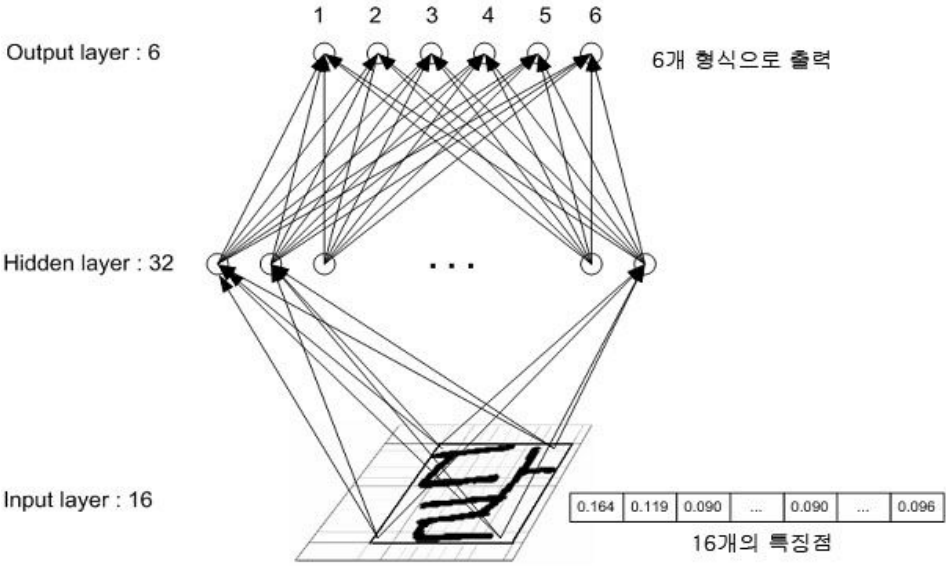


그림 4-5. 유형분류 신경망

Figure 4-5. Type classification of neural network

Collection @ chosun

나. 자소인식을 위한 특징벡터 추출

스트로크(stroke)는 한글의 하향식 계층분해에서 가장 하위부분에 있는 글자의 가장 기본 획이다. 한글인식에서 주로 사용되는 스트로크는 수직선, 수평선, 좌 대각선, 우 대각선, 그리고 'ㅇ'과 'ㅎ'을 표시하기 위해 동그라미 스트로크가 주를 이룬다. 본 논문에서는 단일 스트로크와 두 개의 스트로크의 관계를 표현할 수 있는 모델을 사용하는데, 그림 4-6과 같은 가장 기본이 되는 4가지의 스트로크를 이용하여, 두 개의 기본 스트로크 사이의 결합을 이용한 32가지의 결합 스트로크[12]를 그림 4-7과 같이 사용하였다. 기본 스트로크 모양에서 동그라미 스트로크는 제외를 시켰는데, 그 이유는 제안된 스트로크들을 결합하면 동그라미를 충분히 표현할 수 있기 때문이다.

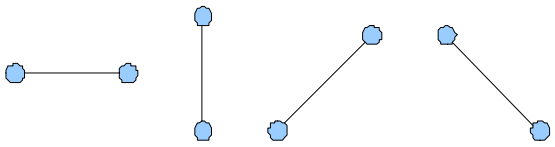


그림 4-6. 기본 스트로크

Figure 4-6. Basic stroke

스트로크 모델의 매칭은 인식과정에서 가장 먼저 이루어져야 하는 매칭 과정으로, 인식 대상 글자에서 각 선분의 끝점과 접점 그리고 꺽인점을 그래프의 정점으로 하고, 이 정점들 간의 연결관계를 나타내는 에지를 추출하여 속성그래프를 얻어내면, 이 속성 그래프의 각 요소들과 가장 잘 일치하는 스트로크 모델을 찾아야 한다.

Collection @ chosun

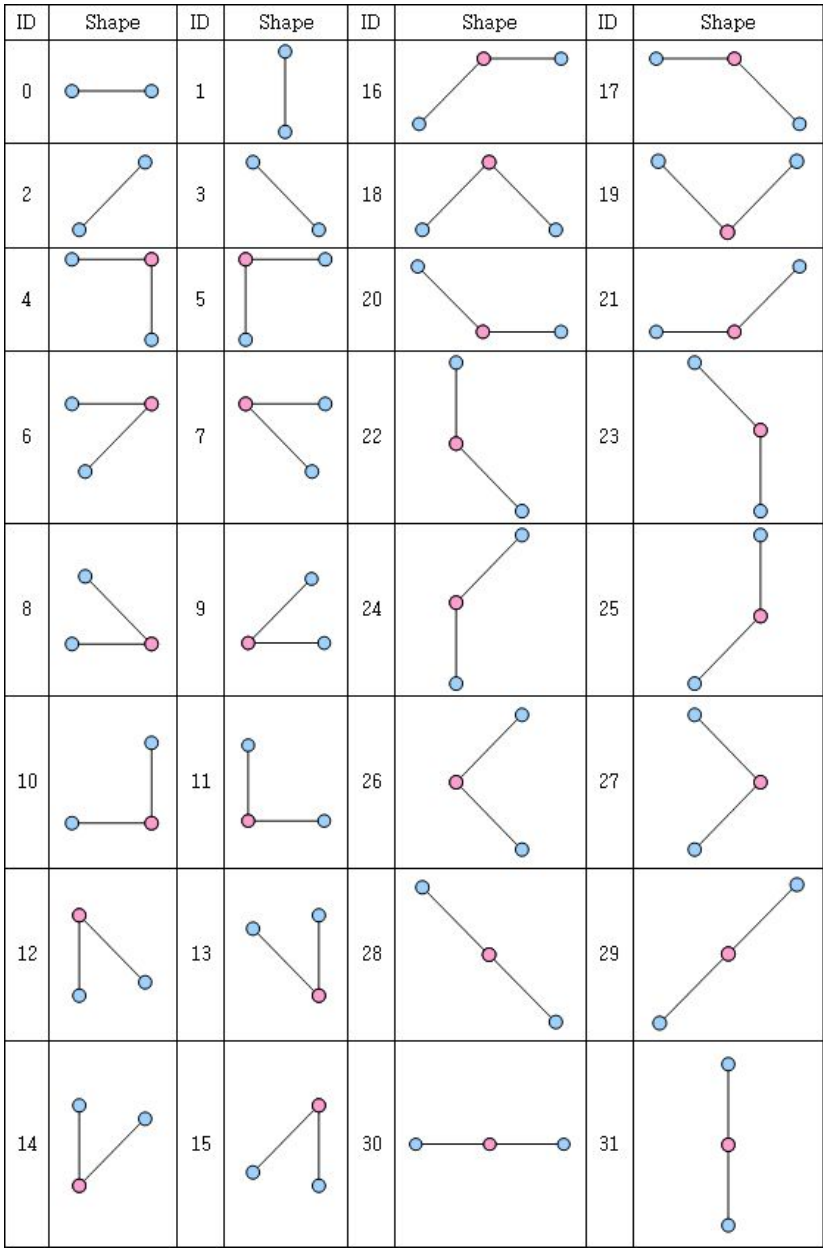


그림 4-7. 결합 스트로크

Figure 4-7. Combined of stroke

Collection @ chosun

속성 그래프의 모든 에지와 정점의 부분집합의 조합과 스트로크 모델과의 일치 확률을 구해야 한다. 이를 위해서 속성 그래프에서 스트로크 모델과 매칭 할 수 있는 부분 그래프를 생산해야 하는데, 본 논문에서는 2개의 스트로크간의 관계를 모델링했기 때문에 생산되는 부분 그래프도 두 개의 스트로크를 가질 수 있도록 추출하였다.

그림 4-8은 'ㄷ' 이라는 자음에 해당하는 속성 그래프에서 스트로크 모델과 매칭을 수행 할 수 있도록 부분 그래프로 분리하는 방법을 나타내는데, 모든 에지의 집합에서 서로 동일한 노드를 공유하는 연결된 에지의 쌍을 추출한다. 이 방법은 스트로크 모델간의 위치관계에 대해 임의적으로 정의를 할 필요가 없고, 하나의 자소에 대하여 유일한 스트로크 모델 조합을 만들어 낼 수 있다는 장점이 있기 때문에, 형식이 인식된 상태에서 자소를 인식하는데 매우 효과적인 방법이라고 할 수 있다. 추출된 부분 그래프가 단일 스트로크로 보이는 경우가 있는데, 이는 동일한 스트로크끼리 쌍을 이루어서 출력된 것이라 판단하면 된다.

자소인식을 위한 특징벡터 추출 방법은 다음과 같다. 그림 4-9에서 '달'이라는 글자를 세선화하고 그림 4-7에서 정의된 스트로크를 이용하여 스트로크를 추출한 모양이 그림 4-9의 가운데 '달'이다. 이렇게 생성된 속성그래프와 유형분류 신경망에서 인식한 한글의 형식을 이용하여 스트로크그룹을 분할하거나 결합하여 자소를 분리한다. 그림 4-9의 마지막 그림이 유형분류신경망의 정보를 이용하여 4형식의 자음+모음+받침으로 분리된 'ㄷ+ㅏ+ㄹ'으로 분리된 그림이다.

본 논문에서는 분리된 자소를 인식하기 위한 특징점 추출방법을 자소 중에서 32개의 기본 스트로크가 어떻게 나타날 것인가를 확률로 나타내는 방법을 제안하였다. 자소에서 추출한 스트로크의 전체 개수를 S_T, 모델 ID별로 추출한 스트로크의 개수를 S_N이라할 때, 스트로크 모델별로 출현할 확률 P(x)는

Collection @ chosun

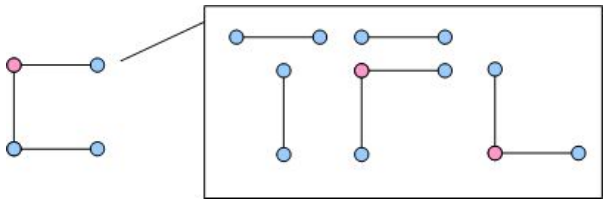


그림 4-8. 스트로크 추출

Figure 4-8. Extraction of stroke

Collection @ chosun

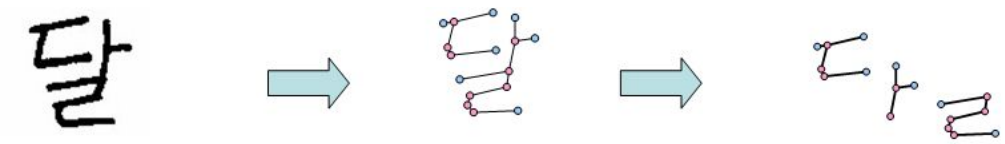


그림 4-9. 자소 분할 과정

Figure 4-9. Process of grapheme segmentation

Collection @ chosun

$$P(x) = \frac{S_n}{S_T} \text{ , } x\text{는모델}ID\ (0,\ 1,\ 2,\ \cdots,\ 31) \qquad (4\text{-}5)$$

이다. 그림 4-10은 '달'이라는 글자를 자소로 분리한 후 모델별로 스트로크가 나타날 확률을 추출한 예이다.

추출된 스트로크 확률출현 확률벡터는 한글 형식에 따라 백프로파게이션으로 이루어진 모두 17개 신경망과 544개의 특징값을 자소 인식기에 입력하여 훈련과 인식이 이루어진다. 그림 4-11은 형식인식기에서 '달'이라는 글자가 4형식으로 인식되어 4형식 자소인식기에 특징값이 입력된다. 각각 32개의 특징값이 입력되고, 출력값은 초성자음과 모음 받침에 올 수 있는 자소수가 다르기 때문에 각각 19개, 9개, 30개의 출력층이 존재하며 결과를 출력한다.

이렇게 훈련과 인식으로 얻어진 자소를 조합하면 '달'이라는 글자가 완성하게 된다. 그림4-12는 위의 전체 과정을 간략하게 나타낸 개요도이다.

Collection @ chosun

(a) 자소 분할 과정

출현확률 $P(x) = \frac{S_n}{S_T}$, x : 모델 ID, S_n : 모양별 추출개수, S_T : 추출된 총 개수

자소	모델 ID(x)	0	1	…	20	…	30	31	
	모양			…		…			
	추출개수(S_n)	3	1	…	1	…	1	0	
	출현확률(P(x))	0.33	0.11	…	0.11	…	0.11	0.0	S_T=9
자소	모델 ID(x)	0	1	…	20	…	30	31	
	추출개수(S_n)	1	2	…	0	…	1	0	
	출현확률(P(x))	0.17	0.33	…	0.0	…	0.17	0.0	S_T=6
자소	모델 ID(x)	0	1	…	20	…	30	31	
	추출개수(S_n)	3	2	…	1	…	0	0	
	출현확률(P(x))	0.27	0.18	…	0.09	…	0.0	0.0	S_T=11

(b) 자소별 스트로크 출현 확률값 계산

그림 4-10. 자소별 스트로크 출현확률

Figure 4-10. Appearance of strokes of each grapheme

Collection @ chosun

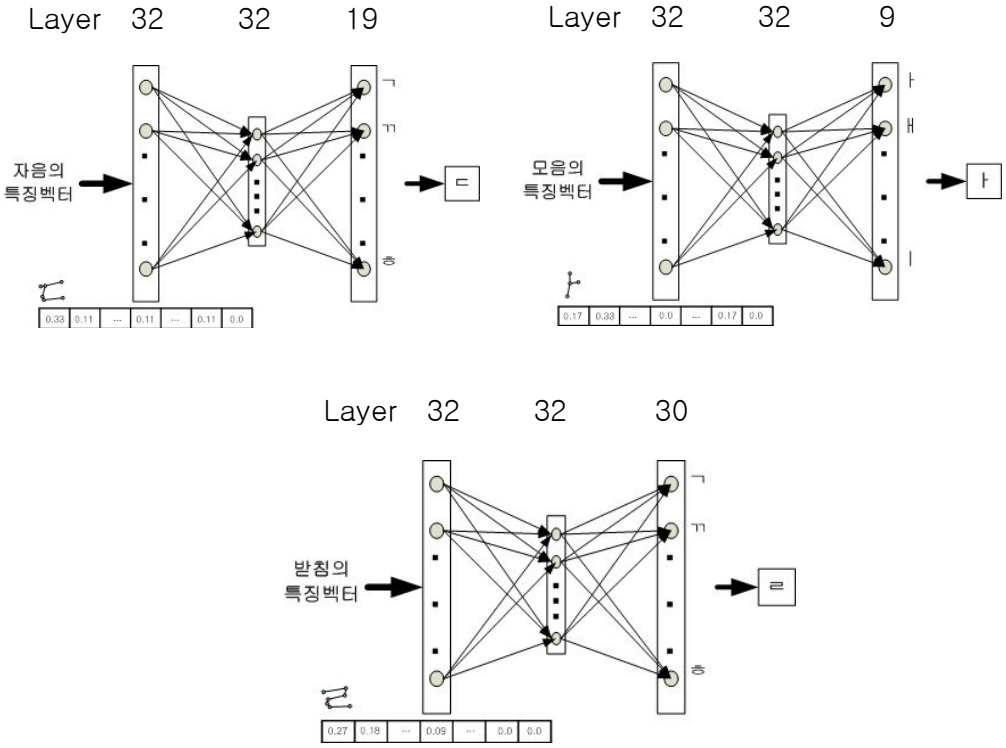


그림 4-11. 자소 인식기(4형식)

Figure 4-11. Recognizer of grapheme(Type 4)

Collection @ chosun

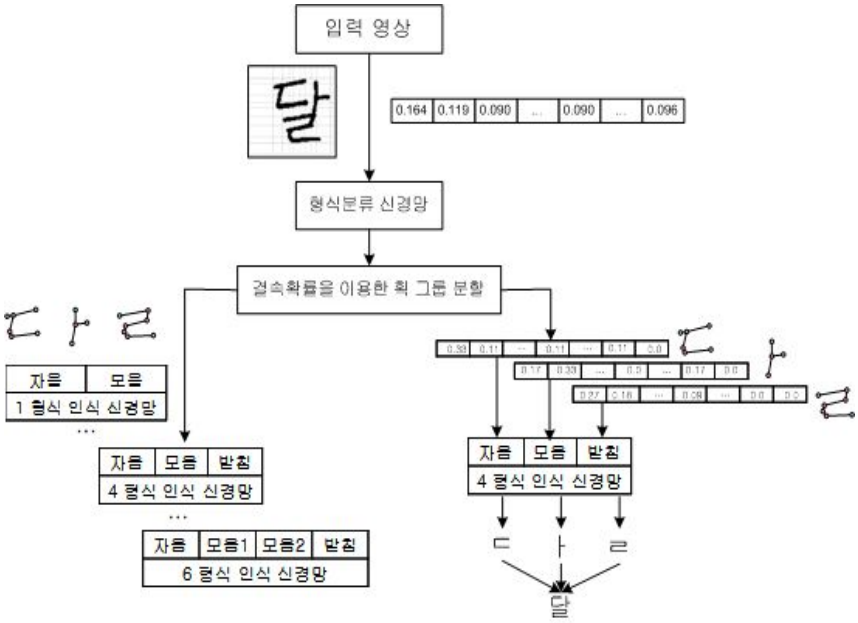


그림 4-12. 한글 인식 과정

Figure 4-12. Process of hangul recognizer

Collection @ chosun

제 4 절 인식 결과

본 연구에 대한 실험은 범용 한글 데이터베이스 PE92를 대상으로 실험하였다. PE92 에는 총 2350개의 한글 완성형 글자에 대해 각각 100 세트의 글자 이미지로 구성되어있는데, 40 sets 은 훈련을 위해서 사용하였고, 60 sets 은 테스트를 위해서 사용하였다. 본 실험에서 사용된 환경은 다음과 같다.

- CPU : Intel Pentium-IV 1.8 GHz
- Memory : 512 MB
- OS : Microsoft windows XP for program running, Linux for database
- Tool : Visual C++ 6.0 for main program, Matlab 6.5 for data analysis
- Database : PE92 - 100 sets of 2350 characters

본 실험에서는 한글의 완성형 글자 2350 자에 대해서 실험한 결과 표 4-4와 같은 결과를 얻을 수 있었다. 인식 결과는 2가지로 나타낼 수 있는데, 하나는 1형식을 인식기에서 1형식으로 얼마나 형식 인식이 정확한가의 형식 인식률과 또 하나는 각 형식별 문자 인식률이다.

먼저 형식 인식률을 보면, 결과에서 보듯이 1, 2, 3형식은 구조적으로 간단해서 인식률이 높음을 알 수 있고, 4, 5, 6형식은 복잡성으로 인해 낮음을 알 수 있다. 전체적으로 평균해서 92.7%의 인식률을 보였다.

다음으로 문자별 형식 인식률이란 각 형식의 문자를 얼마나 정확히 인식하느냐의 문제이다. 결과를 보면 형식 인식률과 같이 1, 2, 3형식은 비교적 높은 인식률을 보였고, 4, 5, 6형식은 상대적으로 낮은 인식률을 보였다. 전체적으로 평균해서 79.2%의 인식률을 얻었다.

Collection @ chosun

표 4-4. 글자의 형식 인식률

Table 4-4. Type recognition rate for character

형 식	1	2	3	4	5	6
인식률(%)	95.4	94.7	93.1	91.9	90.7	90.2

표 4-5. 글자의 형식별 인식률

Table 4-5. Recognition rate for character type

형 식	1	2	3	4	5	6
인식률(%)	88.3	86.6	84.2	73.8	72.7	70.1

표 4-6. 기존 방법들과의 인식률 비교

Table 4-6. Performance comparison to the previous works

방 법	김's	강's	제안한 방법
인식률(%)	72.3	75.7	79.2

Collection @ chosun

본 연구의 결과에서 오인식된 글자를 분석한 결과, 글자 오인식의 원인은 다음과 같이 크게 네 가지로 분류되었다.

첫째, 한글 형식 인식 실패로 본 논문에서는 글자의 2차원 공간배치의 특성을 이용하여 한글 형식을 인식하였다. 그러나 필기체 한글은 변형이 심하고 겹침이나 하나의 자소 간에도 분리현상이 심하여 본 논문에서 제안한 방법에서의 예외 상황이 발생한다. 이러한 문제를 해결하는 방법은 경험적 지식을 이용하여 확률적 관계분석에서 벗어나는 변형에 대해서 새로운 관계 모델링을 하는 것이 있을 수 있다.

둘째, 매우 비슷한 모양이 많아 사람의 판단으로도 쉽게 구분할 수 없게 쓰인 글자들이 존재한다. 이러한 경우는 문맥정보를 이용하여 구문적인 해석으로 글자를 결정하는 방법이 해결책이라고 볼 수 있다.

셋째, 스트로크 생성과정에서 정보 손실에 있다. 본 논문에서 제안한 스트로크 출현확률을 생성하는 과정에서는 단위 벡터의 생성과 결합 과정을 거치게 되는데, 이때 각도가 유사한 단위 벡터를 결합함으로써 중요한 정보가 되는 각도 차이 정보를 무시하는 경우가 발생한다. 또한, 임계 길이를 넘지 못하는 단위 벡터는 각도의 판단 없이 결합되거나, 혹은 잡음으로 간주되어 무시되는 경우도 발생한다. 이렇게 결합되거나 잡음으로 간주되었던 단위 벡터가 글자를 구분하는 중요한 정보가 될 수 있는 경우가 있다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서는 국소적인 관점에서의 스트로크 추출이 아닌 전체적인 관점으로 중요한 스트로크 정보를 유지할 수 있는 방안이 있어야 한다.

마지막으로, 전처리 과정에서의 정보 손실에 있다. 변형이 심한 글자의 경우에는 세선화 과정에서 정보가 손실되는 경우가 있다. 세선화 과정에서 심각한 정보의 손실로 오인식 되는데, 이와 같은 문제를 해결하기 위해서는 글자의 겹침 정도를 분석해서 선을 분리할 수 있는 발전된 세선화 알고리즘이 필요하다.

dCollection @ chosun

제 5 장 NEIS 평가시스템에 적용 및 결과

NEIS 시스템 내에서 성적업무는 학교단위에서 이루어지는 수업에 대한 학생들의 성취수준을 평가하기 위하여 교과목별로 학생을 평가하고 그 평가 결과에 대한 관리를 지원하는 시스템이다. 성적업무를 처리하기 위한 기능에는 선행작업, 성적처리, 성적검색, 성적통계, 성적자료검사가 있다.

본 연구에서는 선행 작업, 성적처리, 성적검색의 3부분만 한정하여 적용을 했다. 맨 처음 선행 작업으로 여기에서는 정답, 답안, 점수관리와 본 연구의 결과인 주관식과 객관식 처리 결과 생성된 점수를 서버에 업로드하기 위한 파일관리 등이 있다.

학과코드 관리는 학교에서 임으로 1~2자리를 부여할 수 있으며, 인문계의 경우는 인문사회계열, 수학과학계열 등의 4개 정도 사용하나 실업계의 경우는 전공 학과마다 다르게 부여하므로 보통 자동차과, 기계과 등의 7~8개의 학과 코드를 부여하여 사용한다.

학과 코드의 등록이 끝나면 카드 과목코드 등록 화면에서는 단위학교에 개설된 모든 과목이 나타나며 카드 과목코드를 등재한다. 전년도 입력된 과목코드는 [카드과목코드복사]기능으로 일괄 복사가 가능하다. 카드리딩 파일처리의 대상이 되는 과목을 등록하는 프로그램으로 실제로는 성적처리 카드에 기재되는 카드과목과 시스템의 과목과의 관계를 정의한다. 카드과목의 조회, 등록, 삭제, 카드 과목코드 복사 기능이 있다. 고사마다 코드를 같게 하여 사용한다. 과목코드는 반드시 2자리로 지정하여 사용해야 한다.

카드리딩으로 생성된 성적처리파일들은 한 번에 여러 개 파일을 계열 또는 학년 단위로 업로드가 가능하고 업로드 결과를 즉시 확인할 수 있으며 "파일 올리기"를 클릭하면 실제로 서버의 임시 테이블에 업로드 된다.

Collection @ chosun

그림 5-1. 학과코드 관리

Figure 5-1. Management of subject code

그림 5-2. 과목코드 관리

Figure 5-2. Management of subject code

Collection @ chosun

업로드 파일은 학생들이 응시한 평가에 대한 정답, 배점에 대한 정보가 들어 있는 파일과 학생의 답안 파일, 학생이 획득한 점수 파일의 3종류이다. 파일을 저장할 때 학년 과목 등의 내용을 명확하게 해서 올리며, 파일 확장자는 “.csv"이다.

주관식 채점을 실시하고 NEIS 시스템에 적용해본 결과 객관식 위주의 평가에서 주관식 평가가 접목되어 평가의 다양화를 통해 학생들의 단편적인 지식의 습득에서 고등한 사고 능력을 배양하게 되었다. 5개의 보기 중에 1개를 골라 답을 하는 현재의 객관식 시험에서 우연하게 답을 맞히는 기회를 제거하여 앎과 모름을 확실히 구별하여 학생들의 변별력 향상에 도움이 되었다.

교사들에게도 단편적인 지식을 압기하거나 가장 최적의 답을 선택하는 훈련에서 벗어나 자신의 생각을 직접 기술하도록 하여 교수 방법의 개선에도 효과가 있었다.

객관식 시험에서는 단순한 숫자만 기록되어 부정행위가 쉽도록 되어있는 구조로 되어 부정행위가 쉽도록 되어있다. 이러한 단점으로 얼마 전 사회 문제가 되었던 통신기기를 이용한 부정행위도 정답이 문자로 되어 부정행위가 어려워 부정행위 방지에도 기여하였다.

무엇보다도 주관식 시험 후에 교사의 평가 결과 처리에 부담을 느꼈지만, 채점의 기계화로 평가 관리가 신속 정확하여 신뢰성을 높인 부분도 큰 성과였다.

Collection @ chosun

그림 5-3. 성적파일 올리기

Figure 5-3. File upload

그림 5-4. 파일 올리기 결과

Figure 5-4. Result of file upload

Collection @ chosun

제 6 장 결론

본 연구의 목표는 백프로퍼게이션 신경망 학습방법을 이용하여 필기체 한글 인식 방법을 개발하고 이를 평가시스템에 적용해서 그 동안 객관식 평가만을 실시해서 발생한 여러 문제를 개선해보고자 하는 것이다.

현재의 OMR카드와 OMR리더기로는 공학적으로 객관식 처리만이 가능하다. 따라서 주관식과 객관식 동시 처리가 가능한 새로운 OMR카드형식을 제안하였다. 한 종류의 카드만으로도 인적사항과 선택 과목에 관계없이 사용할 수 있으며, 주관식과 객관식을 모두 앞면에 표기하도록 하여 채점의 기계화가 쉽도록 하였다. A4 크기의 답란을 사용하여 객관식 표기란을 크게 만들어 표기가 쉽도록 하였다. 주관식 답란의 경우 원고지와 비슷한 형태로 최대 26자까지 기록하도록 하였다.

본 논문에서 제안한 흑화소 밀도를 사용하여 객관식을 채점한 경우 OMR카드 리더기를 사용하지 않고 이미지 스캐너를 사용하여 처리한 결과 기존의 방법과 비교하여 속도 면이나 정확도 면에서 카드 리더기를 사용한 결과와 같았다.

또한, 제안한 수평·수직프로젝션의 방법을 사용하여 주관식 답안 글자의 형식을 6 형식 중 특정 형식으로 분류하고, 형식이 분류된 한글을 획 그룹 분할을 하여 자소 단위로 나누었다. 분리된 자소는 획의 출현 개수에 따라 확률적으로 나타내고 이를 6개의 형식 분류 신경망으로 학습하였다. 분류된 신경망의 정보를 이용하여 필기자가 쓴 자음, 모음, 받침별로 자소를 형식 인식 신경망으로 인식하였다. 표준 DB인 PE92를 이용하여 훈련을 하고, 주관식에 사용한 글자를 인식 한 결과 형식 인식률은 92.7%, 형식별 문자 인식률은 79.2%였으며, 주관식 글자의 인식률이 이전의 연구 결과보다도 우수한 79.2%의 인식률을 보였다. 주관식 부분을 평가에 도입하여 실제 시험에 적용한 결과 학생의 변별력 향상을 기대하게 되었다. 객관식 위주의 교수 방법 개선에 도움이 되었으며, 무엇보다도 주관식 평가 채점의 기

Collection @ chosun

계화로 교사들의 편리성이 증대되었다.

향후 본 논문에서 제안한 방법을 보완하여 글자 인식률 향상에 더욱 연구하여 신뢰성 있는 평가 시스템 구축을 하며, 주관식 평가 문항도 객관식처럼 문항 분석을 할 수 있도록 하여, 교육과정이나 교수 방법 개선에 사용할 수 있도록 연구할 계획이다. 궁극적으로 평가의 정확성과 신속성을 바탕으로 학생들의 진로 지도에 도움이 되도록 의사결정 시스템을 구축할 계획이다.

Collection @ chosun

[참고문헌]

[1] 이성환, 문자인식 이론과 실제(I)(II), 홍릉과학출판사, 1993

[2] 김대수, 신경망 이론과 응용(I)(II), 하이테크정보, 1993

[3] 오창석, 뉴로 컴퓨터, 내하출판사, 2000

[4] McCulloch, W., W. Pitts, "ALogical Calculs of the Ideas Immanent in Nervous Activity", Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, pp. 115-133, 1943

[5] Rosenblatt, f., "The Perceptron : A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain", Psychol. Rev., Vol. 65, pp.386-408, 1958

[6] Parker, D., "Optimal Algorithms fo Adaptive Neural Networks : Second order Backpropagation, Second Order Direct Propagation, and Second Order Hebbian Learning", IEEE Int. Count. Neural Networks, Vol. II, pp. 593-600, 1987

[7] Nguyen, D., B. Widrow, "Neural Networks for Self-Learning Control Systems", in Artificial Neural Networks, pp. 472-482, IEEE Press, 1992

[8] 오원근, “학생의 개념과 구성주의적 과학교육”, 과학교육연구논총, Vol.19 No.1, 2003

[9] 이성희. 김병주, “교육행정정보시스템(NEIS)의 문제와 과제”, 교육행정학연구, Vol.21 No.2, 2003

[10] 이종호. 최인희, “학내전산망 활용 만족에 관한 연구”, 경영교육논총, Vol.35 No.1, 2004

Collection @ chosun

[11] 정종대, “오류역전파 인공신경망에 의한 인쇄체 한글 문자인식에 관한 연구”, 기초과학논문집, Vol.1 No.1, 1992

[12] 서원택, “관계확률 기반의 계층적 획 모델 매칭을 이용한 필기체 한글 인식”, 조선대학교 박사학위 논문, 2005

[13] A. K. C. Wong, D. E. Ghahraman, "Random Graphs: structural-contextual dichotomy", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 2, No. 4, pp. 341-348, 1980.

[14] A. K. C. Wong and M. You, "Entropy and distance of random graphs with application to structural pattern recognition", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 7, No. 5, pp. 599-609, 1985.

[15] Ho Y. Kim, Jin H. Kim, "Hierarchical random graph representation of handwritten characters and its application to Hangul recognition", Pattern Recognition, 34, pp.187-201, 2001.

[16] Kyung W. Kang, Jin H. Kim, "Utilization of Hierarchical, Stochastic Relationship Modeling for Hangul Character Recognition", IEEE PAMI. Vol. 26, No. 9, pp. 1185-1196, 2004.

[17] S. W. Lee, H. H. Song, "Optimal Design of Reference Model for Large-set Handwritten Character Recognition", Pattern Recognition, Vol. 27, No. 9, pp. 1267-1274, 1994.

[18] F. H. Cheng, "Multi-stroke Relaxation Matching Method for handwritten Chinese Character Recognition", Pattern Recognition, Vol. 31, No. 4, pp. 401-410, 1998.

[19] H. j. Lee, B. Chen, "Recognition of handwritten Chinese Characters via

Collection @ chosun

Short Line Segments", Pattern Recognition, Vol. 25, No. 5, pp. 543-552, 1992.

[20] X. Zhang, Y. Xia, "The Automatic Recognition of Handprinted Chinese Characters -A Method of Extracting an Order Sequence of Strokes", Pattern Recognition Letters, Vol. 1, No. 4, pp. 259-265, 1983.

[21] C. L. Liu, I. J. Kim, J. H. Kim, "Model-based Stroke Extraction and matching for Handwritten Chinese Character Recognition", Pattern Recognition, Vol. 34, No. 12, pp. 2339-2352, 2001.

[22] I. J. Kim, J. H. Kim, "Statistical Utilization of Structural Neighborhood Information for Oriental Character Recognition", Fourth IAPR International Workshop on Document Analysis Systems, pp. 303-312, 2000.

[23] S. J. Cho, J. H. Kim, "Bayesian Network Modeling of Strokes and their Relationships for On-line Handwriting Recognition", 6th Int'l Conf. on Document Analysis and Recognition, pp.86-90, 2001.

[24] J. W. Park, J. K. Lee, "Recognition of Handwritten-Hanguel by Shape Pattern", Proc. Electronics Engineers of Korea, Vol. 22, No. 5, pp. 420-428, 1985.

[25] E. J. Rhee, O. S Kwon, T. K Kim, "A Study on Phoneme Segmentation and Recognition of Handwritten Korean Characters", Journal of Korea Information Science Society, Vol. 1, No. 6, pp. 526-534, 1988.

[26] G. S. Lee, H. I. Choi, "Recognition of Hangul Characters by Using Fuzzy Inference: Type Classification of Hangul Characters by Maximum Run Length by Projection", Korean Journal of Cognitive Science, Vol. 3, No. 2,

Collection @ chosun

pp.249-269, 1992.

[27] H. Choi, D. C Jung, S, P. Kong, "A Study of Segmentation of Vowels and Consonants of Noisy and Distorted Korean Characters and Their Recognition", Journal of Korean Institute of Communication Sciences, Vol. 22, No. 6, pp. 1160-1169, 1997.

[28] P. W. Choi, K. Y. Lee, H. S. Koo, H. H. Ko, "A Study on the Phoneme Segmentation of Handwritten Korean Characters by Local Graph Patterns on Contacting Points", Journal of Electronics Engineers of Korea (B), Vol. 30, No. 4, pp. 254-263, 1993.

[29] H. J. Park, J. H. Kim, K. S. Oh, "Handwritten Korean Characters Recognition System by Using New jaso Decomposition Method", Journal of Korean Fuzzy Logic and Intelligent System Society, Vol. 5, No. 3, pp. 101-110, 1995.

[30] S. J. Hwang, M. H. Kim, "Constant-Vowel Classification Based Segmentation Technique for Handwritten Off-Line Hangul", Journal of Information Processing Society, Vol. 3, No. 4, pp. 1002-1013, 1996.

[31] J. Y. Song, H. H. Lee, W. K. Choi, K. Akizuke, "Recognition of Handwritten Hangul By Neural Network", Proc. the 8thKorea Automatic Control Conference, pp. 76-80, 1993.

[32] K. C. Kim, Y. S. Kim, S. W. Lee, "A Stroke Matching Method for the Off-line Recognition of Handprinted Hangul", Journal of Electronics Engineers of Korea (B), Vol. 30, No. 6, pp. 604-613, 1993.

[33] H. S. Park, S. W. Lee, "Off-line Recognition of Large-set Handwritten

Collection @ chosun

Hangul with Hidden Markov Models", Proc. 3rd Int. Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, pp. 78-88, 1993.

[34] S. W. Lee, J. S. Park, "Nonlinear Shape Normalization Methods for the Recognition of Large-set Handwritten Characters", Pattern Recognition, Vol. 27, No. 7, pp.895-902, 1994.

[35] J. S. Park, S. W. Lee, "Adaptive Nonlinear Pattern Matching Method for Off-line Recognition of Handwritten Characters, Proc. 4th Int. Workshop on Frontiers in Handwritten Recognition, pp. 166-175, 1994.

[36] E. J. Kim, J. H. Baeg, Y. K. Chung, Y. B. Lee, "Study on the Neural Network for Handwritten Hangul Syllabic Character Recognition, Korean Journal of Cognitive Science, Vol. 3, No. 1, pp. 61-78, 1991.

[37] Y. S. Hwang, S. Y, Bang, "Combination of Segments and Recognition of Handwritten Korean Characters using Constraint Satisfying Graph", Journal of Korea Information Science Society, Vol. 25, No. 10, pp. 1493-1506, 1998.

[38] 임길택, 김호연, 남윤석, "다중 신경망을 이용한 인식단위 결합 기반의 인쇄체 문자인식", 정보처리학회논문지, 제10-B권, pp.777-784, 2003.

[39] 김호연, 임길택, 김두식, 남윤석, "서장 우편물 자동처리를 위한 우편영상 인식 시스템", 정보처리학회논문지, 제10-B권, pp.429-442, 2003.

[40] 강희중, 이성환, "무제약 필기 숫자를 인식하기 위한 다수 인식기를 결합하는 위존관계 기반의 프레임워크", 정보과학회논문지, 제27권 제8호, pp.855-863, 2000.

[41] 김호연, 임길택, 김두식, 남윤석, "서장 우편물 자동처리를 위한 우편영상

Collection @ chosun

인식 시스템", 정보처리학회논문지, 제10-B권, pp.429-442, 2003.

[42] 유대근, 김경환, "한글필기체의 구조적 특징을 이용한 효율적 기울기 보정", 정보과학회논문지, 제30권 제1호, pp.93-102, 2003.

[43] Shuyan Zhao, Zheru Chi, Penfei Shi, Hong Yan, "Two-stage segmentation of unconstrained handwritten Chinese characters", Pattern Recognition, 36, pp.146-156, 2003.

[44] Luiz S. Oliverira, Robert Sanourin, Flavio Bortolozzi,Ching Y. Suen, "Automatic Recognition of Handwritten Numerical Strings: A Recognition and Verification Strategy", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Interlligence, Vol. 24 No.11, pp.1438-1454, 2002.

[45] Cheng-Lin Liu, Hiroshi Sako, Hiromichi Fujisawa, "Performance evaluation of pattern classifiers for handwritten character recognition", International Journal on Document Analysis and Recognition, 4, pp.191-204, 2002.

[46] Jaehwa Park, "An Adaptive Approach to Offline Handwritten Word Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24 No. 7, pp.920-931, 2002.

[47] 교육인적자원부, “교무학사 사용자 매뉴얼”, 교육인적자원부, 2004

[48] 권재욱, 조성배, 김진형, “계층적 신경망을 이용한 다중 크기의 다중활자체 한글문서 인식”, 한국정보과학회논문지, 제19권 제1호, pp.69-79, 1992

[49] 김우태, 윤병식, 박인규, 진성일, “인쇄체 한글 문자인식을 위한 특징성능의 비교”, 한국정보과학회논문지, 제20권 제8호, pp.1103-1110, 1993