

베이지안 망을 이용한 필기 문자 인식 및 생성

한국과학기술원 이성훈* · 김진형**

1. 서론

인쇄된 문서나 사람이 손으로 쓴 문자를 컴퓨터가 이해할 수 있는 문자 코드로 바꿔주는 문자 인식 기술(OCR)은 오랜 기간 동안 연구되어 실생활에 많이 응용되고 있다. 스캐너나 펜 인터페이스로 입력된 문자를 인식하는 것뿐만 아니라, 디지털 카메라로 찍은 사진 영상 내의 간판이나 자동차 번호판을 자동으로 추출하여 인식하는 것도 가능해졌다. 이를 통해, 외국인을 위한 실시간 번역이나 시각장애인을 위한 음성 합성에 응용될 수 있다(그림 1). 또한 뉴스나 교양 프로그램의 자막을 인식한 결과를 색인화하여 동영상 검색 서비스에 활용하는 등 점차 인식 대상 범위를 확대하고 있다.

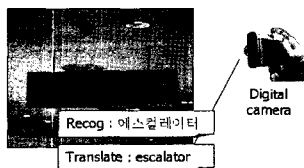


그림 1 일반 영상 문자 인식의 예

최근에는 단순히 주어진 문자 대상을 인식하는 것뿐만 아니라 개인의 필기를 시스템이 자동으로 생성해주는 기술도 개발되고 있다. 이를 통해 문서 편집기나 메신저 등에 필기자가 직접 자신의 글씨체로 쓰는 것처럼 자신만의 글꼴로 표현할 수 있다(그림 2).

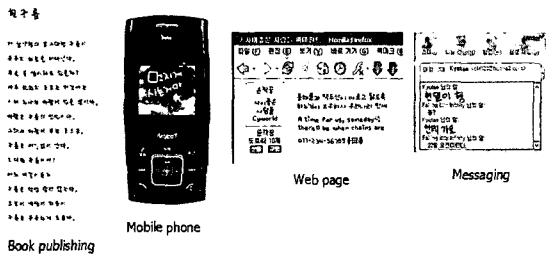


그림 2 필기 합성의 예

* 학생회원

** 중신회원

인식이나 생성의 대상이 되는 문자, 특히 그 중에서도 필기체 문자는 다양한 변이를 가지고 있기 때문에 이러한 글자간의 미묘한 차이를 효율적으로 구분해낼 수 있는 정교한 방법론이 필요하다. 본고에서는 필기체 글자의 변이를 효율적으로 흡수하기 위한 방안으로, 확률적인 틀 안에서 획과 획 관계를 명시적으로 모델링하는 베이지안 망을 소개하고자 한다. 또한 베이지안 망이 어떻게 필기체 문자 인식 및 생성에 활용되는지에 대해서 살펴보고자 한다.

2. 랜덤 벡터 모델

(Random Vector Model of Characters)

문자를 인식 혹은 생성하기 위해서는 문자를 모델링하는 것이 필요하다. 모델링이란 주어진 동질의 데이터 집합을 가장 잘 표현할 수 있도록 추상화하는 작업이라 할 수 있다. 이러한 모델링을 통해서 같은 글자지만 모양이 다른 데이터들을 하나의 집합으로 묶을 수 있다.

2.1 랜덤 벡터 모델

글자는 획들의 집합으로 나타낼 수 있다. 글자의 전반적인 형태는 글자를 구성하고 있는 획들의 위치, 길이, 방향 등에 의해서 구조적으로 표현된다. 이는 획들의 공간상의 관계를 나타내는 랜덤 벡터(1,2)로 모델링 할 수 있다. 글자 모델을 S 라고 하고, S 의 획 모델을 S_i 라고 정의하면, 글자 모델 S 는 S_i 들의 결합 확률 분포로 나타낼 수 있다.

$$P(S) = P(S_1, S_2, \dots, S_n)$$

이처럼 문자를 모델링을 할 때 문자를 구성하고 있는 획과 획간의 관계를 고려함으로써 단순한 획을 제외하고는 거의 모양이 유사한 문자들(그림 3)을 구별할 수 있다. 한자의 예에서는 두 글자의 획은 같지만 중간 수직 획의 위치의 차이로 인해 다른 글자로 구별되고, 한글의 경우는 수직 획의 위치와 크기에 따라 글자가 완전히 달라지는 것을 보여준다.

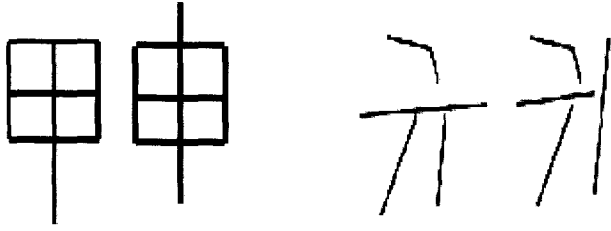


그림 3 획의 공간상 관계가 중요한 문자의 예

같은 방식으로, 획은 점들의 집합이며, 획 안의 점들 사이에는 밀접한 관계가 있다. 따라서 획 모델은 의존 관계를 갖는 점 모델과 점 모델간의 연관성으로 나타내어지는데, 이는 점 모델의 결합 확률 분포로 표현할 수 있다. 하나의 점 좌표는 2차원 공간 상에서 (x,y) 좌표로 표현되고, 각 점 모델은 그에 상응하는 점 좌표의 분포를 가지는 랜덤 벡터로 정의된다. 각각의 획을 S_i 가 m_j 개의 점 모델 $S_{i,j}$ 로 구성되어 있다고 한다면, 글자 모델 S 는 $S_{i,j}$ 들의 결합 확률 분포로 표현된다. 이러한 점들간의 관계를 결합 확률 분포를 이용하여 확률적으로 모델링 함으로써 필기 문자의 형태 변이를 효율적으로 흡수할 수 있다.

$$P(S) = P(S_{11}, S_{12}, \dots, S_{1m_1}, \dots, S_{n1}, S_{n2}, \dots, S_{nm_n})$$

하지만 점의 좌표는 연속되는 값이므로 모든 관찰된 값에 대한 결합 확률 분포를 구해내는 것은 NP-complete 문제로, 현재 시스템으로 계산하는 것이 사실상 불가능하다. 따라서 이러한 계산상의 문제점을 해결하기 위해서 여러 가지 방법들이 제시되고 있다.

2.2 랜덤 벡터의 복잡도 해소 방안

2.2.1 특징점 고려

랜덤 벡터의 결합 확률 분포의 복잡도를 줄이는 방법으로 랜덤 벡터 크기를 줄이는 것을 생각할 수 있다. 즉 문자를 구성하고 있는 점 전체를 다 고려하는 것이 아니라, 획의 끝점이나 코너점, 교차점 등 중요하다고 생각되는 특징점만을 골라서 확률을 계산하는 것이다. 이러한 방법을 통해 결합 확률 분포의 계산량을 상당히 줄이는 효과가 있으나, 몇 개의 특징점만으로 글자를 표현하기 때문에 글자의 모양을 단순화시켜 변이를 잘 표현하지 못하는 단점이 있다.

2.2.2 조건부 확률 분포

두번째 방법은 고차원의 결합 확률 분포를 저차원 확률들의 곱으로 나타내는 것이다. 결합 확률 분포는 연쇄 규칙에 의해서 아래 식과 같이 조건부 확률 분포로 확장될 수 있다. 각각의 결합 확률 분포는 획 간의 의존 관계를 잘 반영하고 있는 것을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} P(S) &= P(S_1, S_2, \dots, S_n) \\ &= P(S_1)P(S_2, \dots, S_n | S_1) \\ &= P(S_1)P(S_2 | S_1)P(S_3, \dots, S_n | S_1, S_2) \\ &\dots \\ &= \prod_{i=1}^n P(S_i | S_j, \text{ for all } j: s.t. 1 \leq j < i) \end{aligned}$$

또한 점들간의 결합 확률 분포를 위의 방식을 이용하여 점들간의 의존 관계를 반영하는 조건부 결합 분포의 곱으로 표현할 수 있다.

2.2.3 획간의 중요 의존 관계 고려

조건부 확률 분포는 획이나 점들간의 중요한 의존 관계를 고려하여 좀더 단순화시킬 수 있다.

$$\begin{aligned} P(S) &= \prod_{i=1}^n P(S_i | S_j, \text{ for all } j: s.t. i \leq j < i) \\ &= \prod_{i=1}^n P(S_i | N(S_i)) \end{aligned}$$

여기서 $N(S_i)$ 는 S_i 와 중요한 관계를 가지는 획들로, $N(S_i)$ 이외의 획들과는 조건부 독립으로 가정한다. 이처럼 중요한 관계는 "인접하다", 혹은 "평행하다" 라는 경험적 탐색 방법으로 줄 수도 있지만, 확률적으로 중요한 관계를 계산함으로써 구할 수 있다. 예를 들어, 6개의 획으로 이루어진 "대" (그림 4.a)의 확률을 구할 때 그림 4.b처럼 모든 획간의 관계를 고려할 경우 계산량이 복잡한 것을, 그림 4.c에서 획간의 중요 이웃 획 관계를 고려함으로써 계산량을 상당히 줄일 수 있다.

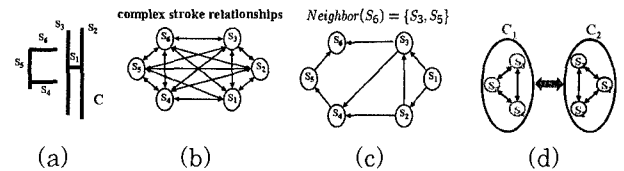


그림 4 "대"의 이루는 획간의 연관 관계 고려

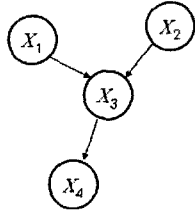
2.2.4 계층적 구조

다른 방법은 글자와 글자를 이루는 구성 성분간의 계층적 관계[3,4]를 이용하는 것이다. 글자를 구성 요소(한글의 경우 자모)로 분할하고, 획들은 특정 구성 요소 안에서만 관계를 이룬다고 가정을 한다. 그 결과 글자는 구성 요소 간의 관계로 표현할 수 있다. 그림 4.d는 글자 "대"를 두 개의 자모로 구분하고, 구성 성분내 관계와 구성 성분간의 관계로 표현함으로써 계산량을 훨씬 줄일 수 있다.

2.2.5 베이지안 망 모델

베이지안 망은 확률 변수간의 의존성을 계층적으로 잘 나타내는 방향성을 가지는 그래프 모델이다[5,6] (그림 5). 또한, 확률 변수간의 조건부 독립 가정을

통해, 확률변수의 결합 확률을 쉽게 구할 수 있는 장점이 있다. 베이저안 망에서 노드는 확률 변수를 나타내고, 화살표(arc)는 노드 간의 의존성을 나타낸다. 베이저안 망을 문자에 적용할 경우, 획 안의 점들간 의존관계와 획들간 의존관계를 확률적, 시각적으로 표현하는 장점이 있다.



$$\begin{aligned}
 &P(X_1, X_2, X_3, X_4) \\
 &= P(X_1)P(X_2 | X_1)P(X_3 | X_1, X_2)P(X_4 | X_1, X_2, X_3) \\
 &= P(X_1)P(X_2)P(X_3 | X_1, X_2)P(X_4 | X_3)
 \end{aligned}$$

그림 5 베이저안 망

베이저안 망 인식기의 가장 큰 특징은 문자 전반에 대한 결합 확률 분포를 표현하는 모델이란 점이다. 따라서 온라인 문자 인식의 경우, 문자의 입력이 일부분만 이루어지더라도 그에 연관된 조건부 확률 분포에 따라 모델의 파라미터들이 입력에 맞추어 동적으로 변화되는 특징이 있다. 한 예로, 그림 6과 같이 숫자 '4'의 처음 세 획의 위치가 변화함에 따라, 동적으로 변화하는 마지막 획의 형태에 대한 예측이 가능하다. 이와 같이 베이저안 망 인식기에서는 문자의 전반적인 형태에서부터 각 획의 세부적인 모양에 이르기까지 다단계에 걸친 변이들을 체계적으로 흡수하는 것이 가능하다.



그림 6 미완성된 입력에 의한 베이저안망 모델의 예측 지점 변화

3. 필기체 문자 인식 기술

필기체 문자는 인쇄체 보다 훨씬 다양한 변이를 가지고 있기 때문에, 경험적 탐색 방법이나 단순한 구조적인 방법을 이용할 경우 좋은 성능을 보이지 않는다. 하지만 베이저안 망을 통해 문자를 모델링을 할 경우, 수학적으로 기반한 확률 구조를 사용하기 때문에 획과 획 간의 관계를 일관되게 표현할 수 있다. 또한 계층적 구조를 이용함으로써 직선 혹은 곡선의 획간의 관계를 원하는 수준으로 분할할 수 있다. 이를 바탕으로 글자의 변이를

흡수하여 높은 수준의 인식 성능을 얻을 수 있다.

3.1 오프라인 필기 인식 기술

오프라인 필기 인식이란 사람이 손으로 쓴 문서를 스캐너 등으로 입력 받아 인식하는 것을 말한다. 주어진 입력 영상을 각 낱자 모델과의 정합(matching)을 통해 가장 높은 확률을 가지는 모델을 해당 영상의 낱자로 인식하게 된다.

낱자 모델은 해당 낱자의 다양한 모양 변이를 흡수하기 위해 문자 내부의 획이나 획들 간의 상호 의존관계를 랜덤 벡터를 이용하여 표현하고 있다. 이는 다시 획을 구성하는 점들간의 결합 분포로 표현함으로써, 획의 세부적인 모양의 변이까지 흡수한다. 그림 7은 특징 점이 그 이웃 점의 확률로부터 구해지는 것을 보여준다. 글자의 모양이 변할 때, 즉 두 이웃점이 변할 때 특징점도 확률에 의해서 같이 변함으로써 모양의 변이를 흡수할 수 있다.

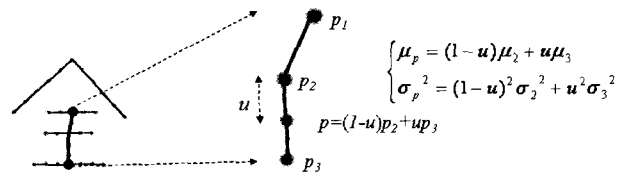


그림 7 점 모델에서의 점들간의 상호 의존 관계 표현

또한 입력 영상과 모델을 정합할 때, 개별 획의 모델과의 단순 비교보다 획간의 의존 관계를 고려한 비교를 통해 훨씬 정교한 인식 결과를 얻을 수 있다. 예를 들어서 그림 8.a처럼 단순하게 개별 획과 모델과의 단순 거리를 기준으로 할 경우는 실제 이전 획 r_j 와 상관없이 r_{11} 이 더 모델에 가깝다고 결정한다. 그 결과 모델에 있는 두 획간의 코너 관계는 입력 획에서는 성립되지 않게 된다. 하지만 8.b에서 보는 바와 같이 획간의 관계를 고려한 모델에서는 r_j 획이 있을 경우 좀더 글자의 획이 될 가능성이 높은 r_{12} 가 선택되게 되고 모델에 있는 획 간의 코너 관계가 실제 입력 획에서도 지켜지는 것을 알 수 있다.

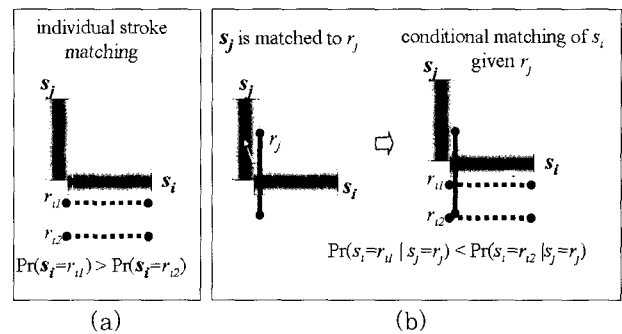


그림 8 획 모델을 이용한 확률 계산

제안된 모델에서는 하나의 글자를 다차원 의존 관계로 표현하기 때문에 이로 인해 모델의 복잡도가 증가되는 단점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 획들 간의 상호 정보량을 기준으로 각 획마다 가장 영향을 미치는 획들에 대해서만 결합 확률 분포를 모델링 한다[7]. 그림 9은 각 해당 획에 가장 영향력을 미치는 두 개의 획을 보여주고 있다. "target stroke"는 현재 관심이 있는 획이고, "selected neighbors"는 이 관심 있는 획에 가장 영향을 많이 미치는 획이다.

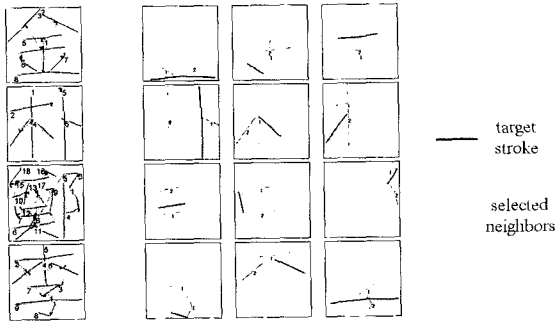


그림 9 해당 획에 영향을 많이 미치는 이웃 획

그림 10에서 보는 것과 같이 이웃 획(neighbors drawn by user)이 변함에 따라서 해당 획(target stroke)의 모양과 위치가 변하는 것을 알 수 있다. 이러한 이웃 획 관계 모델링을 통해, 모델의 복잡도를 크게 줄일 수 있다.

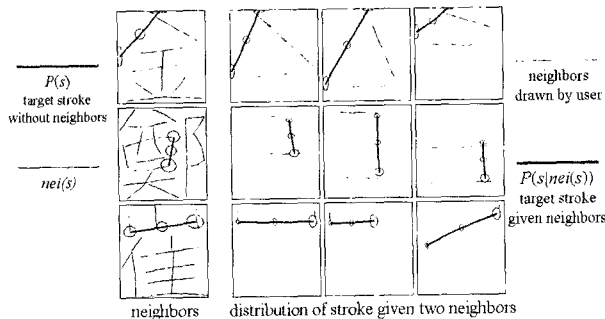


그림 10 인접 이웃 획에 의한 해당 획의 변화

3.2 온라인 필기 인식 기술

펜 기반 인터페이스로 입력된 필기 문자를 인식하기 위해 점, 획, 자모 등 다양한 문자 구성 요소들 간의 상관관계를 계층적 확률 모델로서 표현하는 베이지안 망 기반 인식 방법론이 적용된다[8]. 베이지안 망 모델의 그래픽 구조는 각 구성 요소들 간의 추상적인 관계를 바탕으로 조건부 독립 특성을 파악하여 설계된다. 일례로, 그림 11의 '다' 모델에서는 자모는 획의 조합으로 이루어지고, 획은 점의 조합으로 이루어진다는 사전 지식에 따라 자모와 점 사이에는 획에 대한 조건부

독립 가정이 적용되고 있다.

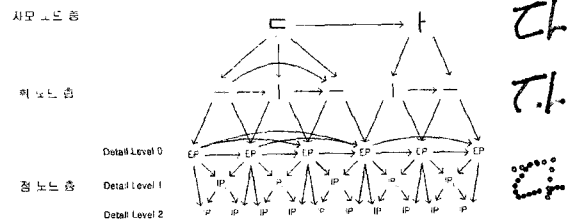


그림 11 '다'의 베이지안망 인식기 구조

3.2.1 점 모델

하나의 점은 2차원 공간상에서 (x,y) 좌표로 표현된다. 그림 12.a는 숫자 '3'의 첫 번째 점의 위치를 나타낸 것이고, 그림 12.b는 점의 위치를 그림 12.a에 표시된 외접직사각형을 기준으로 하여 나타낸 것이다. 글자 내 같은 점을 나타내더라도 글자의 형태에 따라 (x,y)의 좌표 값이 달라질 수 있다. 이러한 점의 분포의 불확실성은 2D-가우시안 분포를 이용하여 근사적으로 표현되고(그림 12.c), 베이지안 망 구조에서 하나의 확률 변수를 나타내는 노드(node)로 나타낼 수 있다(그림 12.d). 따라서 어떤 점이 점 모델에 정합될 확률은 가우시안 분포에서 그 점의 확률 값을 구하는 과정과 일치한다.

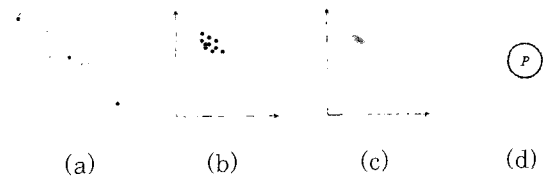


그림 12 숫자 '3'의 시작점의 분포 및 모델링

3.2.2 획 모델

획 안의 점들 사이의 관계는, 획의 양 끝점의 위치에 대한 중간 점의 위치 관계로 표현된다. 획이 직선과 유사하여, 중간 점의 위치가 양 끝점에서 신뢰성 있게 예측될 수 있기 때문이다. 그림 13.a의 P_1 , P_2 는 숫자 '4'의 왼쪽 획의 양 끝점을 나타내고 I는 P_1 과 P_2 의 중간 점을 나타낸다. P_1 과 P_2 의 정보가 없을 경우(그림 13.b)에는 I의 분포가 상당히 불확실한 것이 끝점의 정보가 주어진 경우(그림 13.c) 중간 점의 위치가 상당히 신뢰성 있게 예측된 것을 알 수 있다.

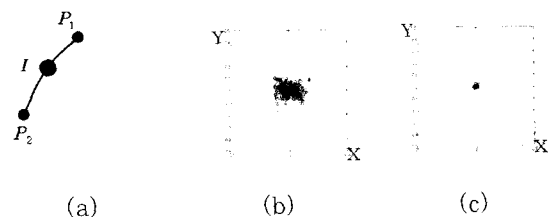


그림 13 획 내의 점들간의 관계

획 모델은 양 끝점의 점 모델에 중간 점의 점 모델을 추가하고 그들간의 관계를 나타내는 과정을 재귀적으로 반복함으로써 얻을 수 있다. 그 결과 그림 14와 같이 획 모델을 점 모델과 그들간의 연관관계로 표현할 수 있다. 따라서 어떤 획이 획 모델에 정합될 확률은 점 모델에 점이 정합되는 확률의 조합으로 표현할 수 있다.

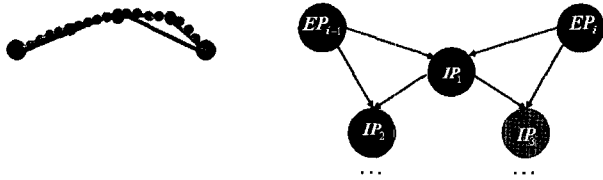


그림 14 중간점의 재귀적인 삽입을 통한 획 모델

3.2.3 문자 모델

문자 모델은 문자를 이루는 획 모델들을 필기 순서대로 결합하여 구성한다. 그림 15는 베이지안 망으로 표현된 n개의 획을 갖는 문자 모델이다. EP_i 들은 획들의 끝점에 대한 모델이며, 이들간의 화살표는 획들의 의존 관계를 의미한다. $IP_{i,j}$ 는 i번째 획에 포함된 점들의 모델을 나타내며, 이들간의 화살표는 획 안의 점들의 관계를 나타낸다. EP_0 는 첫 번째 획의 시작점이고, EP_n 은 마지막 획의 끝점을 나타낸다. 점 모델, 획 모델, 문자 모델과 이들의 관계가 베이지안 망에서 체계적으로 표현됨을 이 그림에서 볼 수 있다.

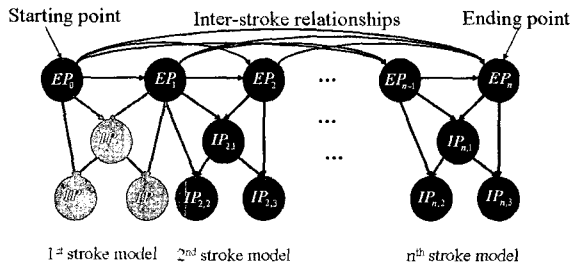


그림 15 문자 모델의 베이지안 망 표현

3.3 온라인 공간 필기 인식 기술

온라인 공간 필기 인식이란 사용자가 3차원 공간 상에서 필기한 궤적을 3차원 펜으로부터 얻어내어 필기를 인식하는 기술을 말한다. 필기 시 태블릿과 같은 필기면 없이 제스처와 같은 형식으로 필기할 수 있기 때문에, 필기 공간상의 제약이 적다. 그리고 펜 형태의 작은 장치만으로 입력이 가능하기 때문에, 장치의 크기가 훨씬 작다. 이러한 장점을 바탕으로 3차원 펜 기반 입력 장치는 높은 휴대성을 보장해 주면서도 필기를 인식하기 때문에, 차세대 PC의 입력장치나, TV 등의 가전제품의 리모컨 등에 사용될 수 있다.

공간 필기는 제스처와 같은 형태를 가지기 때문에, 펜과 태블릿을 이용한 2차원 필기와는 달리 필기 형태가 한붓그리기 형태로 나타나게 된다. 한붓그리기 형태로 그려진 궤적은 실제 펜으로 필기된 부분과 펜이 이동한 부분(연결획)의 구분이 없기 때문에 필기의 인식이 어렵다. 그림 16에서 볼 수 있듯이 연결획 부분을 제외하면 다른 필기 부분은 일반적인 필기와 모양이 유사하다. 따라서 연결획 모양 분석을 통하여 연결획만 구분한 후, 필기를 인식할 수 있다. 연결획의 모양은 글자에 상관없이 연결획과 인접한 획의 방향 성분과 다음 획의 방향 성분에 의하여 크게 영향을 받는다. 또한 연결획의 궤적은 직선에 가까운 두 개의 획의 연결로 볼 수 있다. 이러한 연결획의 특징에 따라 연결획 모델을 베이지안 망 구조로 나타낼 수 있다. 연결획 모델과 기존의 필기 모델을 결합함으로써 한붓그리기 형태로 나타난 3차원 궤적을 인식할 수 있다.

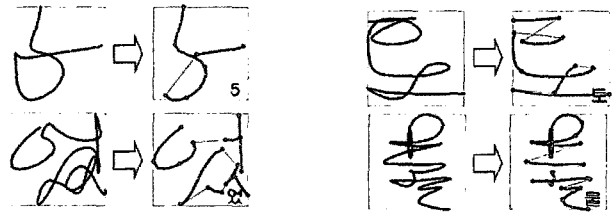


그림 16 한붓그리기 형태의 3차원 궤적 입력과 그 인식 결과

4. 개인 필기 생성 기술

개인 필기 합성의 목적은 어떤 텍스트를 특정 필기자의 필기 형태로 합성하는데 있다[9](그림17). 이는 주로 필기자가 쓴 필기를 분석함으로써 수행되는데, 개인 필기 합성이 어려운 이유는 합성된 필기가 자연스러우면서도 필기자의 필기 특성을 잘 반영해야 하기 때문이다. 더욱이 합성 시에 적은 수의 필기 예를 기반으로 그러한 특성과 자연스러움을 성취해야 하기 때문에 필기 합성에 많은 어려움이 있다.

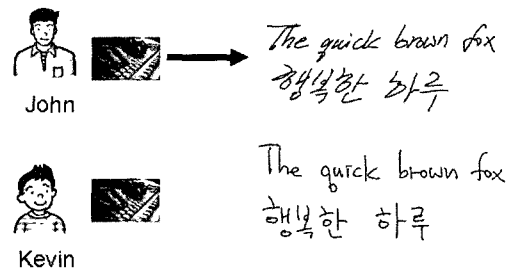


그림 17 개인 필기 생성의 예

필기 특성과 자연스러움은 필기의 획, 문자 구성 요소의 위치 및 크기, 그리고 전역적인 필기 특성을 위한

선형 변환으로 표현된다(그림 18). 전역적인 필기 특성은 문자 내 모든 자모 형태에 영향을 미치는 특성으로서 대표적인 스타일은 크기, 기울임, 회전, 비뚤어짐 등이 있다. 이들은 주어진 필기 데이터에서 추정되어 필기 합성 시 반영된다.

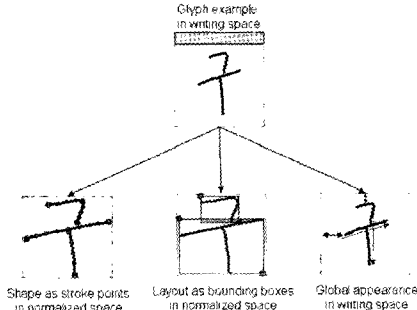


그림 18 필기 생성의 구성 요소

적은 수를 바탕으로 한 필기 합성을 위해, 문자 구성 요소의 형태가 이웃한 구성 요소에 의해 달라지는 현상(co-articulation effect)을 구성 요소 확률이 이웃한 다른 확률에 의해 달라지는 현상으로 해석한다. 이러한 확률적 모델링을 통해 문자 구성 요소 사이의 공간적 관계의 불확실성을 구조적으로 표현할 수 있다. 예를 들어, 그림 19는 일부 자모를 필기했을 때 모델링된 확률 분포로부터 나머지 자모들의 변이를 추정하는 예이다. 사용자가 필기한 자모는 실선, 시스템이 추정한 자모 형태는 점들로 표현되어 있다. '교'자의 경우 초성의 위치에 따라 중성이 변화되는 형태가 매우 자연스럽게 나타나는 것을 확인할 수 있으며, 이 외 글자들에서도 추정된 형태가 자연스러운 것을 확인할 수 있다.

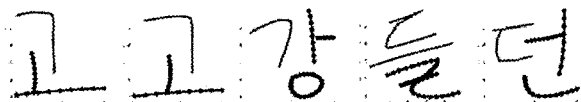


그림 19 모델링된 확률 분포로부터 나머지 자모들의 변이 추정

어떤 문자를 합성할 때 그 문자에 가장 적합한 자모들을 개인 필기 데이터로부터 찾거나 확률적으로 예측한다. 제한된 필기 데이터로부터 어떤 문자를 합성할 때 그 문자를 구성하는 자모들이 데이터에 하나 이상 존재하거나 존재하지 않을 수 있다. 만일 존재한다면 해당되는 자모들 중에서 합성될 문자에 가장 자연스러운 자모를 선택한다. 서로 유사한 coarticulation effect를 보이는 자모들은 서로 바뀌어도 자연스러운 특징을 이용할 수 있다. 예를 들어 '교', '고', '가'에서 '교'와 '고'의 초성은 서로 바뀌어도 자연스러우나 '가'의 초

성을 바꾸면 부자연스럽다(그림 20). 따라서 '교'의 초성 "ㄱ"을 생성할 때, "교"가 필기 데이터에 없을 경우, "교"의 "ㄱ"을 대체하여 사용할 수 있다.

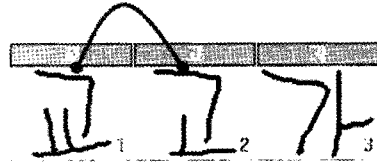


그림 20 상호 교환 가능한 자모의 예

만일 해당 자모가 데이터에 존재하지 않을 경우는 합성될 문자의 획 분포에서 해당 자모를 확률적으로 예측하여 생성한다. 이전까지 합성된 자모들은 해당 자모를 예측하기 위한 이웃 자모가 된다. 이웃 자모로부터 해당 자모의 조건 확률을 구하여 이의 확률을 최대한으로 하는 확률을 생성한다.

그림 21는 실제 필기(위)와 시스템이 합성한 필기(아래)를 비교한 것을 보여준다. 파란색으로 표시된 것이 시스템이 합성한 글자이다. 실제 사람이 쓴 글씨와 시스템이 합성한 글씨가 상당히 유사함을 알 수 있다.

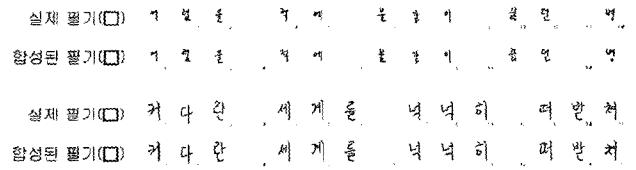


그림 21 실제 필기와 합성된 필기 비교

5. 맺음말

본고에서는 필기체 낱자 문자를 인식하거나 생성하기 위하여 확률적 구조에 기반을 둔 베이저안 망을 소개하였다. 베이저안 망에서는 랜덤 그래프의 위상을 통하여 한글을 자모 기반 구조로 표현하고, 그래프의 각 노드에 점, 획, 자모 모델, 낱자 모델 등의 확률 변수의 형태로 대응시킴으로써 필기 문자의 형태 변형을 확률적으로 모델링 하였다. 따라서 다양한 모양의 변이를 확률적 구조 하에서 효율적으로 흡수할 수 있으면서도, 인식/생성 결과를 확인하거나 자모와 같은 개념적 단위를 사용하여 해석할 수 있는 장점을 지닌다.

이러한 베이저안 망을 기반으로, 문자 인식 기술은 문서 인식, 펜 인식, 3D 공간상 펜 인식, 영상 내 문자 인식 등 여러 분야에 적용되고 있다. 특히, 필기체와 같은 정형화되지 않고 개개인의 특징이 다양한 글씨체에서도 높은 인식률을 보임으로써 높은 신뢰도의 실용적인 시스템 개발이 가능하게 될 것이다.

참고문헌

- [1] A. K. C. Wong and D. E. Ghahraman, "Random graphs: structural-contextual dichotomy," IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence 2(4), 341-348, 1980.
- [2] 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 7(5), 599-609, 1985.
- [3] H. Y. Kim and J. Kim "Hierarchical Random Graph Representation of Handwritten Characters and its Application to Hangul Recognition," Pattern Recognition, Vol. 34, No. 2, pp 187-201, 2001.
- [4] Kyung Won Kang, and Jin H. Kim, "Utilization of Hierarchical, Stochastic Relationship Modeling for Structural Hangul Character Recognition," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 26, no.9, 2004.
- [5] F.V. Jensen. "An Introduction to Bayesian Networks," Springer Verlag, New York, 1996.
- [6] D. Heckerman. "A tutorial on learning with Bayesian networks," In Michael I. Jordan, editor, "Learning in Graphical Model," The MIT Press, pp. 301-354, 1999.
- [7] C. L. Liu, In-Jung Kim, and Jin H. Kim, "Model-based Stroke Extraction and Matching for Handwritten Chinese Character Recognition," Pattern Recognition, vol.34, no.12, 2001.
- [8] Sung-Jung Cho and Jin H. Kim, "Bayesian Network Modeling of Strokes and Their Relationships for On-line Handwriting Recognition," Pattern Recognition, vol. 37, no.2, pp. 253-264, 2004.
- [9] Hyunil Choi, Sung-Jung Cho and Jin H. Kim, "Generation of Handwritten Characters with Bayesian network based On-line Handwriting Recognizers," 7th International Conference on Document Analysis and Recognition, 2003.

이 성 훈



2004 부산대학교 전자전기정보컴퓨터공학부(학사)

2006 한국과학기술원 전산학과(석사)
2006~현재 한국과학기술원 전산학과 박사과정

관심분야: 비디오 문자 인식, 악보 인식, 상황 인식 등

E-mail: leesh@ai.kaist.ac.kr

김 진 형



1971 서울대학교 공과대학(학사)

1979 University of California, Los Angeles, 시스템공학 석사

1983 University of California, Los Angeles, 전산학 박사

1985~현재 한국과학기술원 (KAIST) 전산학과 교수

관심분야: 패턴 인식, 문자 인식, 상황 인식 등

E-mail : jkim@cs.kaist.ac.kr
