

계산주의적 시각단어재인 모델에서의 시각이웃과 음운이웃 효과

임희석^{1*}, 박기남², 남기춘³

Visual and Phonological Neighborhood Effects in Computational Visual Word Recognition Model

HeuiSeok Lim¹, Kinam Park² and Kichun Nam³

요 약 본 논문은 인간의 언어정보처리 과정 중 시각단어재인(visual word recognition) 과정에서 음운정보(phonological information)와 철자정보(orthography information)의 역할 및 심성어휘집의 표상(representation) 형태를 알아보기 위해 신경망(neural network)을 이용한 계산주의적 모델(computational model)을 제안한다. 제안하는 모델은 한국어 2음절을 입력 값으로 사용하는 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer) 그리고 의미를 표현하는 출력층(output layer)으로 구성된 전방향 신경회로망(feed forward network) 구조로 설계하였다. 실험결과 계산주의적 모델은 한국어에 대한 시각 단어재인 시 보이는 언어현상 중 음운, 철자 이웃 크기효과(phonological and orthographic neighborhood effect)를 나타냈으며, 이를 통해 한국어 시각단어재인 과정에서 심성어휘집이 음운정보로 표상되어 있음을 시사하는 증거를 보였다.

Abstract This study suggests a computational model to inquire the roles of phonological information and orthography information in the process of visual word recognition among the courses of language information processing, and the representation types of the mental lexicon. The model that this study is presenting here was designed as a feed forward network structure which is comprised of input layer which uses two Korean syllables as its input value, hidden layer, and output layer which express meanings. As the result of the study, the computational model showed the phonological and orthographic neighborhood effect among language phenomena which are shown in Korean word recognition, and showed proofs which implies that the mental lexicon is represented as phonological information in the process of Korean word recognition.

Key Words : Computational model, Neighborhood effect, visual word recognition

1. 서론

인간의 어휘정보처리 과정 중 시각단어재인(visual word recognition) 과정이란, 시각적 자극으로 이루어진 문자를 보고 그 의미를 파악하는 과정이다. 하지만, 인간의 언어처리는 빠르고(rapid), 무의식적(unconscious)이며, 자동적(automatic)으로 이루어지 지기 때문에 그 과정을 파악하기란 쉽지 않다. 이러한 이유로 단어의 의미를 파

악하는 시각단어재인 과정은 인간의 언어정보처리를 연구하는 학자들 사이에서 특히 많이 연구되고 있으며, 매우 중요한 분야 중 하나이다. 하지만, 최근까지도 시각단어재인을 설명하는 여러 가지 이론이 대립하고 있는데, 특히 대표적인 이론은 첫째, 단어의 의미를 파악할 때 시각적 형태, 즉 철자 정보를 추출하여 그 어휘 표상에도 달 한다는 직접접속론(direct access hypothesis)과 둘째, 음운 분호로 변환한 후 의미에 접속한다는 음운매개론(phonological mediation hypothesis) 그리고 두 가지 가설을 통합한 형태의 이중경로론(dual route theory)이 있다. 이중경로론이란, 두 경로가 병렬적으로 활성화되면서 어휘 표상에 도달한다는 것이다[1]. 또, 본 논문에서 제안하는 계산주의적(computational model) 모델과 유사한, 특히 연결주의 모델(connectionist model)을 이용한 시각단어재

본 논문은 2007년 산업자원부 뇌신경정보화연구 지원에 의하여 수행되었음

¹한신대학교 컴퓨터공학부

²고려대학교 컴퓨터교육학과

³고려대학교 심리학과

*교신저자 : 임희석(limhs@hs.ac.kr)

인 연구는 대부분 영어나 외래어를 대상으로 한 연구가 진행되어 왔으며, 한국어에 대한 연구는 [2]이 전무할 뿐만 아니라, 논문 [2]에서 제안된 모델은 단순히 어휘판단 과제 시 보이는 몇 가지 언어현상을 모사한 모델이다.

기존의 시각단어재인 과정 연구에 있어서 여러 과제(범주판단과제, 어휘판단과제 등)를 사용하여 인간의 시각단어재인 과정을 파악하려는 노력이 있었는데, 본 연구에서는 한국어의 특성을 고려하여 인간의 어휘판단과제(lexical decision task) 시 나타나는 이웃크기 효과를 이용하였다. 어휘판단과제는 1970년에 Harbert Rubenstein에 의해서 처음 사용되었다[3]. 이 실험은 여러 개의 어휘 즉, 문자열이 피험자에게 차례대로 제시 될 때 피험자는 되도록 빠르고, 정확하게 제시된 문자열이 단어인지 아닌지 판단하게 된다. 피험자에게 나타는 반응변수로는 반응 시간과 정확 반응률이 측정된다. 이 연구방법은 단지 제시 문자열이 문자열의 의미에만 접근해야 하기 때문에 다른 부가적인 처리과정을 요구하지 않는다. 따라서 어휘 처리 연구에 적절한 방법이라 볼 수 있다.

시각단어재인 과정을 연구한 많은 연구자들은 어휘판단과제를 이용하여 시각정보가 의미로 대응되는 언어처리과정에 관여하는 여러 요소에 대해 밝혀냈다. 그중에서도 이웃크기효과(neighborhood effect)는 한 단어의 이웃들이 그 단어를 재인할 때 영향을 주는 것을 말한다. 여기서 이웃이란 한국어의 경우 철자체계의 언어가 아니기 때문에 이웃의 단위를 단정지을 수는 없지만, [4]에 따르면 단어의 음절이 이웃의 단위일 가능성이 가장 높다고 할 수 있다. 실제 그의 실험에서 이웃크기효과는 2음절 단어의 첫음절만 조작했을 때 나타났으며, 다른 음절을 조절했을 때에는 효과가 나타나지 않았다.

이에 본 논문은 한국어 어휘정보처리 과정 중 시각단어재인과정의 계산주의적 모델을 제안하고, 제안한 모델을 이용하여 시각단어재인 과정에서의 음운정보와 철자정보의 역할 및 어휘의 의미에 접속하기 위한 어휘목록의 표상 형태를 알아보고자 한다. 이를 위해서 본 연구에서는 한국어 이웃의 단위를 음절로 보고 철자와 음운의 이웃크기를 조작하여 과연 어떤 정보가 시각 단어재인 시 어휘판단에서 보다 큰 영향을 끼치는 지를 검증해 보았다.

2. 계산주의적 모델 구조

본 논문에서 제안된 모델은 [그림 1]과 같이 4개의 층을 가진 전 방향 신경회로망(feed forward network)구조로 설계하였다. [그림 1]은 제안한 모델의 구조를 보이고

있으며, 2개의 입력층(input layer)과 1개의 은닉층(hidden layer), 그리고 2개 층의 출력층(output layer)으로 구성하였다. 입력층은 한국어 2음절 단어의 철자정보와 음운정보를 벡터형태로 표현하기위해 각각 32단위(units)로 설계 하였으며, 100개의 단위로 구성된 은닉층과 완전하게 연결(fully connect) 하였다. 그리고 은닉층 역시 32단위로 구성된 어휘 목록(lexical entry)층과 단어의 의미를 표현하기 위해 60단위로 설계한 의미층(semantic layer)과 완전하게 연결되도록 하였다. 입력층의 철자단위와 출력층의 어휘목록단위는 전문에서 언급한 축진효과, 억제효과를 위해 부분적 회귀연결을 갖도록 설계하였다. 각 단위의 출력함수(output function)는 비선형함수인 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였다.

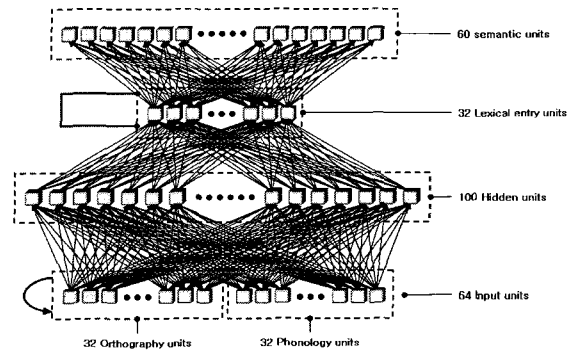


그림 1. 모델 구조

2.1 입력 설계

입력 데이터 구조에 대한 논의와 문제점은 이미 기존 연결주의 모델에서 많이 논의되어왔다[5, 6, 7]. 하지만 한글의 경우 초성, 중성, 종성의 구분이 영어의 알파벳처럼, 단지 위치적 구분이 아닌 언어학적인 구분이기 때문에 자소조합 자체만으로 언어학적 측면을 고려한 입력패턴 설계가 가능하다. 이는 기존 연결주의 모델의 입력 데이터 구조 설계에 대한 문제점들을 해결함은 물론 한글 체계에 대한 특징을 반영해 줄 수 있다. 물론 음절을 표상한 입력 데이터 구조가 실제 언어 환경을 완벽하게 반영하지는 못하지만, 본 논문이 제안한 모델에서 보여주고자 하는 언어현상을 설명하기에는 충분하다고 본다. 따라서 본 모델의 입력설계는 컴퓨터에서 가장 일반적인 언어표현 방법인 한글의 한 음절을 조합형 글자체계에서와 같이 초성, 중성, 종성에 각각 5비트(bit)씩을 할당하고, 최상위 비트를 영어 또는 한글을 표시하는 비트로 사용하여 2바이트(byte)로 표현하는 방법을 생각할 수 있다. 하지만, 본 모델에서는 추후 연구를 위해 한글뿐만 아니

라 외래어를 입력을 설계를 고려하여 조합형 글자체계가 아니라, 16 비트의 유니코드(uni-code)를 이용하여 입력을 설계하였다. [표 1]은 한글의 모든 음절과 이에 대응하는 입력값을 나타낸 것이다.

표 1. 한국어 음절의 벡터표현 설계

| 유니코드로 표현 가능한 한국어 음절 (11172 자) | | 입력 설계 (vector) |
|-------------------------------|---|------------------|
| 1 | 가 | 1010110000000000 |
| 2 | 각 | 1010110000000001 |
| 3 | 갸 | 1010110000000010 |
| 4 | 갓 | 1010110000000011 |
| 5 | 간 | 1010110000000100 |
| 6 | 갓 | 1010110000000101 |
| 7 | 갓 | 1010110000000110 |
| 8 | 갓 | 1010110000000111 |
| 9 | 갈 | 1010110000001000 |
| 10 | 갈 | 1010110000001001 |
| 11 | 갈 | 1010110000001010 |
| 12 | 갈 | 1010110000001011 |
| 13 | 갈 | 1010110000001100 |
| 14 | 갈 | 1010110000001101 |
| : | : | : |
| 11170 | 힐 | 1101011110100001 |
| 11171 | 힉 | 1101011110100010 |
| 11172 | 힉 | 1101011110100011 |

2.2 출력 설계

어휘판단과제를 사용한 시각단어재인 과정의 계산주의적 모델의 출력은 입력된 단어의 의미 값이다. 단어의 의미는 총 60개의 의미 자질로 구성된 벡터로 표현된다. 출력 설계에 해당하는 의미의 표상(semantic representation)은 실제 단어의 의미를 정확하게 고려하여 설계할 수 있지만, 단순화를 위해 실제 의미를 표상하여 설계하지 않고, 다만 입력문자와 의미간의 자의성과 단어의 의미들 간의 범주화를 고려하여 만들었다.

출력 설계 시 문자와 의미간의 자의성은 단어 자소 배열의 유사성이 의미의 유사성을 반영하지 않도록 하였다. 예를 들어 ‘사람’과 ‘사랑’은 철자(자모)간의 유사성은 크지만, 그 의미는 전혀 유사하지 않다. 따라서 철자를 토대로 설계한 입력패턴을 랜덤하게 생성시킨 의미패턴에 대응시키는 것은 입력패턴구조와 의미패턴구조의 관계를 추상적으로 모사했다고 할 수 있다. 또한 의미패턴구조에 대한 범주화 고려는 의미패턴 간의 유사성을 반영하는

것으로 의미간의 관계를 추상적으로 모사 할 수 있다. <표 3>은 의미적으로 연관이 있는 어휘를 의미패턴구조로 10개씩 의미 범주화 하여 나타내었고, 문자와 의미간 자의성과 의미표상의 범주화를 위해 60차원을 이용하여 6개의 프로토타입(prototype)을 생성시켰고, 각 차원이 1로 활성화 될 확률은 $P_p = 0.016$ 이다. 이렇게 만들어진 6개의 프로토타입을 기준으로 견본(exemplar)을 10개씩 생성시켜 어휘의 의미패턴을 설계하였다. 32개의 단위 어휘 목록(lexical entry) 출력은 한글 단어의 어휘이하수준의 표상 형태를 나타내는 것으로 입력 단어의 음운정보와 동일하게 출력을 설계하였다.

2.3 계산주의적 모델의 학습 및 실험데이터

본 논문에서 제안한 모델을 학습시키기 위해 학습 데이터의 입력값은 세종말뭉치¹⁾ 550만 어절에서 추출한 2음절단어 총 5,941개를 이용하여 만들었다. 추출된 단어는 저 빈도 단어 집단에서 이웃크기가 큰 단어가 이웃크기가 작은 단어보다재인 시간이 빨라진다는 점[8]을 반영하기 위해서 음절의 자체 빈도를 고려하여, 출현빈도 5회 이하의 저빈도 단어를 [표 1]에서 제안한 입력패턴설계 방법을 이용하여 학습데이터를 구축하였다.

출력값은 입력된 단어의 의미표현이기 때문에 5,941개의 입력데이터와 같은 수를 [표 2]에서 제안한 의미패턴 설계구조를 바탕으로 만들었고, 입력데이터와 출력데이터는 랜덤하게 짝지었다. 이는 단어들 간의 철자조합 유사성과 의미간의 관계가 존재하지 않음을 나타내 주기 위한 것이다.

본 연구에서 제안하는 모델의 평가(evaluation)를 위하여 사용한 데이터는 철자와 음운 각각에 대해 자동동화를 일으키는 단어, 예를 들어 ‘인력’인 경우 철자를 공유하는 이웃이 많고, 적음에 따라 단어를 선정하였으며, 동시에 발음은 ‘일력’으로 나기 때문에 ‘/일/’으로 발음되는 음운 이웃이 많고, 적음에 따라 평가 데이터를 설계하였다. 다음의 [표 3]은 모델의 평가를 위해 사용된 데이터에 대한 예이다. PSN+(large number of phonology syllable neighbors), PSN-(small number of phonology syllable neighbors)는 철자이웃이 많은 단어와 철자이웃이 적은 단어를 나타내고, OSN+(large number of phonology syllable), OSN-(small number of phonology syllable)는 음운이웃이 많은 단어와 음운이웃이 적은 단어를 나타낸다. 평가를 위해 총 4종류의 데이터를 사용하였으며, 각 데이터마다 55개의 단어를 갖도록 하였다.

1) 한국어 국어정보화 사업인 ‘21세기 세종계획’의 결과물 (2006)

표 2. 단어의 의미를 표현한 출력 설계

| | | |
|----|------|--|
| | | 111111111222222222233333333334444444445555555556 123456789012345678901234567890123456789012345678901234567890 |
| 문항 | 1 | 00000000000000000010000000000100000000000000110111111 |
| 물기 | 2 | 0001000000010000000000000000000000000101110110000000011 |
| 병오 | 3 | 0000000001011111111000000000000000000001000000000000000 |
| 적응 | 4 | 001111111000000000000010000000000000000100000000000000 |
| 급행 | 5 | 11111111100 |
| 신격 | 6 | 000000000000100000000000000110011111100000000000100000 |
| 인천 | 7 | 0000000000110011110010000000100000100000010000000000000 |
| 여과 | 8 | 000000000000000000101101111000000001000001000000001000 |
| 증키 | 9 | 000000000000000000000000000000000000000111111101010000000 |
| 난상 | 10 | 111011111100000000000000000000000000000100000000000000000 |
| 속공 | 11 | 110001111000000001000000000000000001000100000000010000000 |
| 박빙 | 12 | 0000001001110110010000000001001000000000000000000000000 |
| 송구 | 13 | 00111111111 |
| 급부 | 14 | 0000000000000000000000000000000001111111110000000000000000 |
| 속청 | 15 | 111111111000 |
| 전용 | 16 | 000000000000000000011111111000000000000000000000000001000 |
| 판관 | 17 | 00000000000000000001000000000000000000000000000000001101111111 |
| 인대 | 18 | 00010000001011111011000000000000000000010000000000000000 |
| 성좌 | 19 | 0000010000000000100000000000000000000000000000000001101111110 |
| 특설 | 20 | 00000000011111111100000000000000000000000000000000000000 |
| 한의 | 21 | 000000000100000000110100101100000001010000000001000000000 |
| 목동 | 22 | 00100001111110111 |
| 연막 | 23 | 0000010000000000000001000001001111010000000001000001000 |
| 등유 | 24 | 000000000000000000011111111100000000000000000000000000000 |
| 전상 | 25 | 000000000111111111100000000000000000000000000000000000000 |
| 학비 | 26 | 011111111000000000000001000000000000000000000000000000000 |
| 별거 | 27 | 00110000001010101110000000000000000000000000000000001000000001 |
| : | : | : |
| 군란 | 5940 | 0011111101111000000000 |
| 가분 | 5941 | 01111111100000000000000010010000000000000000000000000000000000 |

표 3. 실험 데이터

| PSN+ | | | | PSN- | | | |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| OSN+ | | OSN- | | OSN+ | | OSN- | |
| 철자(표기) | 음운(발음) | 철자(표기) | 음운(발음) | 철자(표기) | 음운(발음) | 철자(표기) | 음운(발음) |
| 인력 | /일력/ | 압력 | /압력/ | 관리 | /관리/ | 측면 | /측면/ |
| 분리 | /분리/ | 욕망 | /농망/ | 본래 | /볼래/ | 윤리 | /율리/ |
| 실회 | /실회/ | 벽면 | /병면/ | 관료 | /괄료/ | 탄력 | /탈력/ |
| : | : | : | : | : | : | : | : |

본 논문은 제안한 모델을 학습시키기 위해 오류 역전파 학습 알고리즘을 사용하였다. 가중치 변경은 오직 전방향의 연결에 대해서만 이루어지기 때문에, 목표 출력값(출력데이터)과 실제 출력 출력의 차이를 계산하여 오차 값을 전달하는 오류 역전파(error back-propagation) 알고리즘을 그대로 사용하였다. 다만, 학습과정에서 출력되는 오류 값은 일반적인 신경망의 입력값과 목표값의 차이를

평균 제곱한 RMS(root mean square)를 사용하지 않고, [식 1]에 의한 교차엔트로피(cross entropy)값을 사용하였다. [식 1]에서 E 는 오류값(error value), O_d 는 노드 d 에 대한 출력값이고, t_d 는 d 에 대한 목표값을 나타내며 D 와 d 는 각각 전체 학습데이터와 개별 학습 데이터를 의미한다.

$$E = - \sum_{d \in D} \sum_i (t_{d_i} \log o_{d_i} + (1 - t_{d_i}) \log (1 - o_{d_i}))$$

[식 1] 오류값

2.4 실험결과

본 논문에서 제안한 모델의 출력값은 의미강조값 (semantic stress) 값을 이용하여 분석하였다[9]. 의미강조값은 엔트로피값의 일종으로 오류값을 계산하는 방법 중 하나이다. 본 모델이 순차적으로 입력에 대해 은닉층 (hidden layer)을 거쳐 출력층을 통해 오류값을 산출하는 시간개념이 고려되는 모델이긴 하지만, 일정한 시간이 고정되어 있는 상태에서 반응시간을 대신할 수 있는 지표가 오류값이라 할 수 있다. 즉 오류값이 크다는 것은 의미강조값이 낮다는 것이고, 어휘판단과제 시 어휘판단 반응시간이 길다는 것이며 오류값이 작다는 것은 의미강조값이 크다는 것이고, 어휘판단 반응시간이 짧다는 의미이다.

의미강조값의 계산식은 [식 2]와 같고, 의미층에서의 출력값이 0에서 1사이의 값 중 0.5에 가까울 록 0이되고, 0이나 1에 가까울수록 1이 된다. 이는 본 모델에서 입력 설계구조와 출력설계구조가 0혹은 1로 설계되었다는 점과 실험데이터가 목표값이 없어 출력값과 목표값의 차이를 평균 제공한 값을 이용할 수 없다는 점에서 모델평가 함수로서 적절하다.

$$S_j = s_j \log_2(s_j) + (1 - s_j) \log_2(1 - s_j) - \log_2(0.5)$$

[식 2] 의미강조값

S_j 의미강조값 s_j 의미층에서의 출력값

본 논문에서 제안한 모델에 의해 한국어의 이웃의 단위를 음절로 가정하고, 철자이웃과 음운이웃의 많고 적음에 따라 이웃크기효과가 어떻게 나타나는지 알아보고자 하였다. 실험결과 [표 4]와 같은 결과 보였다.

표 4. 실험 결과

| | PSN+(Semantic stress) | PSN-(Semantic stress) |
|------|-----------------------|-----------------------|
| OSN+ | 0.7001000312 | 0.7048595400 |
| OSN- | 0.6681000312 | 0.6990988748 |

그리고 [그림 2]와 같이 음운이웃의 많고(PSN+), 음운이웃의 적음(PSN-)의 크기조건에 상관없이 철자이웃이 큰 경우(OSN+)에 평가 데이터의 평균 어휘판단 반응시간이 빠르게 나타났다. 또한 [그림 3]과 같이 철자이웃의 많고(OSN+), 철자이웃의 적음(OSN-)의 차원에서 살펴보

면, 크기조건에 상관없이 음운이웃이 큰 경우(PSN+)에 평가 데이터의 평균어휘판단 반응 시간이 느리게 나타났음을 알 수 있다($t[20441]= 20.057, p<0.05$), ($t[20454]= 13.098, p<0.05$).

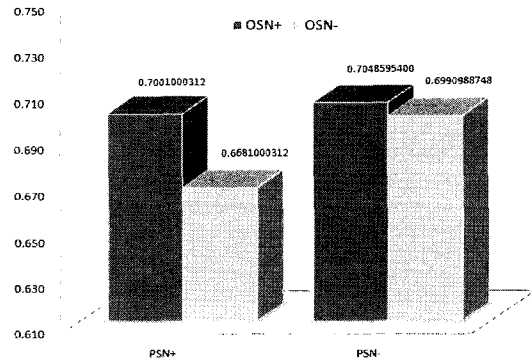


그림 2. 음운이웃 크기에 따른 철자이웃의 semantic stress

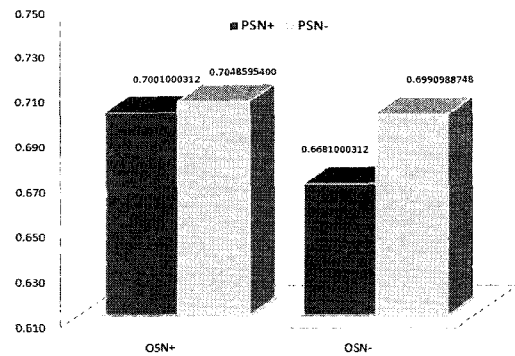


그림 3. 철자이웃 크기에 따른 음운이웃의 semantic stress

이는 철자이웃이 큰 경우 철자이웃이 작은 경우에 비해 어휘판단 반응 시간이 짧았지만, 음운이웃의 경우 이웃이 큰 경우가 작은 경우에 비해 어휘판단 반응 시간이 증가하는 억제적 효과(inhibitory effect)가 나타났음을 알 수 있었다.

3. 결론

본 논문은 인간의 언어정보처리 과정 중 시각단어재인 과정에서 음운정보와 철자정보의 역할 및 심성어휘집의 표상 형태를 알아보기 위해, 본 논문에서 제안한 계산주의적 모델을 통해 실험하였다. 실험결과 한국어 시각단어

재인 과정에서 심성어휘집의 표상 형태가 음운정보로 이루어져 있음을 지지하는 결과를 얻었다. 실험 결과를 해석해보면 음운이웃이 크기가 크면 억제적 효과를 나타냈는데, 이는 의미에 접속하는 형태가 음운정보로 구성되었기 때문에 활성화 수준에 비례해서 다른 음운정보를 억제시키는 것으로 보인다. 즉 이웃들과 연결된 노드가 목표단어보다 먼저 역치수준에 도달한다면 심성어휘집에서의 어휘경쟁원리(lexical competition principle)로 인해 활성화된 이웃들은 목표단어의 활성화를 억제한 것으로 해석된다. 그리고 철자이웃의 정보는 음운이웃 정보에 의해 활성화 되어있는 단어들을 구별하여 주는 보조적인 역할을 수행한 것으로 해석되어지는데, [그림 3]과 같이 음운이웃이 크고 철자이웃이 큰 경우 목표단어의 판단을 돕는 정보가 많기 때문에 음운이웃이 크고 철자이웃이 작은 경우에 비해 반응시간이 더 짧게 나온 것이다.

그러나 본 연구를 통해서도 음운정보와 철자정보 사이에 어느 정보가 더 우위에 있는지는 검증할 수 없었다. 왜냐하면 실험에 있어서 서두에서 언급 했듯이 본 연구에서 제안한 모델이 음운정보와 철자정보를 동시에 사용하는 이중경로론(dual route theory)을 바탕으로 설계되었기 때문일 것으로 생각된다. 하지만 추후 연구를 통해 두 정보를 직접적으로 조작한다면 이 또한 검증할 수 있을 것이다.

결론적으로 본 논문은 인간의 시각단어재인 과정의 계산주의적 모델을 제안하고, 제안한 모델을 이용하여 한국어 심성어휘집의 표상은 어휘수준의 음운정보로 이루어져 있음을 어휘판단과제 시 보이는 이웃크기 효과를 통하여 검증하였다.

참고문헌

[1] 코마즈 요시타카, "한글단어 재인에서 음운정보가 우선적으로 처리되는가?", 서울대학교 대학원, 석사학위 논문, pp. 1-2, 2004.

[2] Heui Seok Lim, Kichun Nam, Kinam Park, & Sungho Cho, "A Computational Korean Lexical Access Model Using Artificial Neural Network ", Lecture Notes in Computer Science, 4115, pp.693-701, 2006.

[3] Rubenstein, H., Lewis, S. S., & Rubenstein, M. A., "Evidence for phonemic recoding in visual word recognition", *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 10, pp.645-657, 1971.

[4] 조혜숙, "한국어 단어재인에서 나타나는 이웃효과", 고려대학교 대학원, 석사학위논문, pp.14-15, 2003.

[5] Plaut, D. C., "Relearning after damage in connectionist networks", *Toward a theory of rehabilitation. Brain and Language*, 52, 25-82, 1996.

[6] Plaut, D. C., "Insights from distributed models of word reading and lexical decision", *Structure and Function in the lexical system*, Ed., *Language and Cognitive Processing*, pp.765-805, 1997.

[7] Rubenstein, H., Lewis, S. S., & Rubenstein, M. A., "Evidence for phonemic recoding in visual word recognition", *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 10, pp.645-657, 1971.

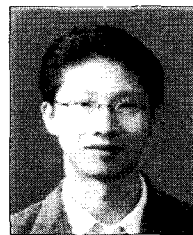
[8] Andrews, S., "Frequency and neighborhood effects on lexical access: Activation or serach?", *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 15, pp.802-814, 1989.

[9] Plaut, D. C., "Structure and function in the lexical system: Insights from distributed model of word reading and lexical decion", *Language and Cognitive Processes*, 12, pp.765-805, 1997.

[10] Peng, D.L., Ding, G.S., Perry, C., Xu, D., Jin, Z., Luo, Q., Zhang, L., & Deng, Y., "fMRI evidence for the automatic phonological activation of briefly presented words", *Cognitive Brain Research*, 20, pp.156-164, 2004.

임 희 석(Heui-Seok Lim)

[종신회원]



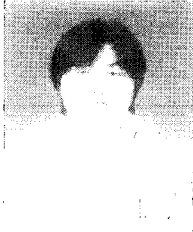
- 1992년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학사)
- 1994년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학석사)
- 1997년 9월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학박사)
- 1997년 9월 ~ 1999년 2월 : 삼성종합기술원 HCI Lab.
- 1999년 3월 ~ 현재 : 한신대학교 컴퓨터정보소프트웨어학부 부교수

<관심분야>

자연어처리, 인공지능, 인지신경계산학, 정보검색

박기남(Kinam Park)

[정회원]



- 2004년 2월 : 천안대학교 컴퓨터학과(학사)
- 2006년 2월 : 한신대학교 컴퓨터정보학과(석사)
- 2006년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 컴퓨터교육학과(박사과정)

<관심분야>

자연어처리, 인공지능, 인지신경계산학

남기춘(Kichun Nam)

[정회원]



- 1985년 2월 : 고려대학교 심리학과(학사)
- 1988년 2월 : 고려대학교 심리학과(석사)
- 1995년 8월 : The University of Texas at Austin(박사)
- 1998년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 심리학과 교수

<관심분야>

심리언어학, 인지신경학, 외국어정보처리