

신경망을 이용한 언어장애인용 문장발생장치의 동사예측

Verb Prediction for Korean Language Disorders in Augmentative Communicator using the Neural Network

이은실, 민홍기, 홍승홍

Eunsil Lee, Hongki Min, Seunghong Hong

요약

본 논문에서는 언어장애인용 문장발생장치의 통신율을 증진시키기 위한 처리방안으로 신경망을 이용하여 문장발생장치에 동사예측을 적용하는 방법을 제안하고 유용성을 확인하였다. 각 단어들은 구문론과 의미론에 따른 정보벡터로 표현되었으며 언어처리는 전통적으로 사전을 포함하는 방법과는 다르게 상태공간에서 다양한 영역으로 분류되어 개념적으로 유사한 단어는 상태공간에서의 위치를 통하여 알게 된다. 사용자가 의미심볼을 누르면 의미심볼에 해당하는 단어는 상태공간에서의 위치를 찾아가며, 입력에 따른 동사예측의 중복성을 막기 위하여 신경망을 이용하여 클래스화한 후 동사를 예측하였고 그 결과 제한된 공간 내에서 약 20% 통신율 증진을 가져올 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, we proposed a method which predict the verb by using the neural network in order to enhance communication rate in augmentative communication system for Korean language disorders. Each word is represented by an information vector according to syntax and semantics, and is positioned at the state space by being partitioned into various regions different from a dictionary-like lexicon. Conceptual similarity is realized through position in state space. When a symbol was pressed, we could find the word for the symbol at the position in the state space. In order to prevent verb prediction's redundancy according to input units, we predicted the verb after separating class using the neural network. In the result we can enhance 20% communication rate in the restricted space

I. 서론

AAC(Augmentative and Alternative Communication) 즉 대체통신은 일시적 또는 영구적으로 언어장애를 갖고 있는 사람들의 의사소통을 가능하게 하기 위한 기술 또는 장치와 관련된 연구분야이다. AAC 인터벤션(interventions)은 본질적으로 다양한 형태를 띠고 있다. 그것은 잔존언어(residual speech)나 발성, 제스처, 신호, 보조통신을 포함해서 인간의 모든

통신능력을 활용하는 시스템이다. 또한 AAC시스템은 의사소통을 증진시키기 위해 사용되는 4가지 구성요소 즉 심볼, 보조기구, 전략, 그리고 테크닉으로 이루어진 통합시스템이다. 여기서 심볼은 시각적, 감각적인 것, 즉 제스처, 그림, 수화, 인쇄된 단어, 음성으로 표현되는 일상적인 개념을 표현하기 위하여 사용되는 방법들을 의미한다. 보조기구는 메시지를 주고받는데 사용되는 장치나 물리적인 도구, 즉 의사소통을 위한 책, 차트, 전자적인 장치, 컴퓨터 등을 말한다. 또한

전략은 자유로운 의사소통을 위하여 좀더 효과적으로 메시지를 전달할 수 있는 구체적인 사용방식이다. 끝으로 테크닉은 전송방법, 즉 선행 스캐닝, 행렬 스캐닝, 부호화, 신호, 자연스런 제스처 구현등과 관련된 분야이다. 이 네 가지는 AAC시스템의 인터벤션을 이루는 중요한 구성요소이다[1].

AAC시스템을 필요로 하는 언어장애인들은 일반적으로 수화를 사용하여 의사소통을 하고 있지만 수화를 사용하지 않는 일반인들과의 의사소통에 많은 문제가 따르며 위급한 상황 발생 시 손쉽게 대처할 수 없다는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 의사소통이 가능한 문장발생장치의 개발과 이용이 필요하다. 이러한 문장발생장치는 사람의 장애정도, 종류 그리고 신체적 능력이 각 개인마다 다르기 때문에 이러한 시스템은 여러 사람에게 통용되는 포괄적인 문장발생장치가 아닌 특정 개인을 위한 모델이 될 수밖에 없다. 또한 언어장애인뿐만 아니라 일반인들의 일시적인 언어장애의 치료목적으로 사용되거나 병원에서 응급 환자에게 사용하는 등 다양한 상황에 맞는 문장발생장치가 필요하다. 언어장애의 경우도 사용자의 나이, 환경, 언어습관, 정신장애 정도에 따라 사용언어의 폭이 다르며, 사용자의 언어환경에 따라 적절한 언어로 구성된 문장발생장치라 하여도 이러한 기기를 편리하게 사용하기 위해서는 사용자의 손의 움직임, 행동반경 등 신체적 특징도 고려되어야 한다. 이러한 것을 바탕으로 외국의 여러 나라 문장발생장치들이 이미 실용화되어 있으나 국내에는 소수의 문장발생장치가 시범 제작되어 있을 뿐이다. 또한 언어에 관해서는 수입품을 사용할 수 없다는 제한이 있으므로, 한글을 이용하여 예측이 가능한 문장발생장치가 필요하다.

본 논문에서는 음성을 통한 언어표현은 미숙하나, 손의 사용은 자유로운 어린이를 표준모델로 한정하여 문장발생장치를 설계하여 구현하고자 한다.

언어 장애인은 전통적으로 인쇄된 알파벳문자, 즉 철자시스템을 사용하여 문장발생을 하였다. 그러나 언어장애인이 인쇄된 문자를 통신수단으로써 사용하는 것은 배우기가 어렵다. 다른 방법으로 시스템 내에 저장된 메시지와 메시지 예측기술을 사용하기도 한다. 단어에 기초한 기술은 예측을 위하여 사용 빈도 수를 이용한다. 이 방

법은 첫 글자의 입력과 이전에 쓰여진 단어에 기초하여 선택할 단어를 제시하지만 사용자에게 철자훈련이 요구된다. 또한 축약과 확장(abbreviation and expansion)시스템이 사용되어 적은 키 두드림으로 단어를 발생하는 방법이 있으나 사용자에게 다수의 단어 코드의 기억이 요구된다. 최근에는 예측을 위하여 사용자들에 의해서 빈번하게 사용되는 정보와 구문론적인 순서의 규칙을 적용한 예측기법들의 연구결과가 발표되었다[2][3][4]. 본 논문에서는 한국어를 사용하는 언어장애인을 위하여 제한된 공간 내에서 많은 어휘들을 의미심불화하여 사용하기 쉽게 하였다. 이를 위하여 입력된 단어를 신경망에 의하여 클러스터링한 후 예측된 동사를 발생하는 방법을 제안하였다.

II. 방 법

1. 어휘선택

본 논문의 문장발생장치는 휴대용 문장발생장치이므로 사용자의 환경을 고려하여 장소를 정한 후 요구되는 단어들을 선택하는 것이 중요하다. 한국어에 있어 가장 빈번하게 사용되는 단어들을 포함한 비교적 작은 사전이 유효하다. 언어 처리는 전통적으로 사전을 포함하는 것으로 가정되어지나 본 논문에서는 각 단어의 구문론적, 의미론적 사실에 근거한 정보벡터의 집합으로 구성되어진다. 사전은 계층 클러스터링에 따라 시스템 내의 상태공간에 구성되며 공간 내에서 유사도로서 표현이 가능하게 하는 어트랙터(attractor)와 멀어지게 하는 리펠러(repellers)로 행하여진다. 여기서 사전은 오퍼랜드(operand)로서 규칙은 오퍼레이터(operator)로서 작용한다. 무엇보다도 첫 번째 행하여지는 분석은 구문론적 정보로부터 제한되며 먼저 입력벡터에 대응되는 2개의 부류는 동사와 명사이다. 명사 부류는 생물과 무생물로 나누어지며 생물은 인간과 동물(animals)로 나누어지고 동물은 몸이 큰 동물과 작은 동물로 나누어진다. 무생물은 도구, 음식물, 의류, 건물로 나누어지고 도구는 깨질 수 있는 것과 단단한 것, 부드러운 것으로 나누어진다. 개념적으로 유사성은 상태공간에서 위치를 통하여 알게 된다. 개념적으로 관계가 먼 단어들은 공간적으로 멀리 떨어져 있게 된다. 계층구조에 있어

높은 단계의 카테고리는 더 넓은 영역에 대응되며 낮은 단계의 카테고리는 더 제한된 좁은 영역에 대응된다. 예를 들면, 용은 명사로서 상태공간에서 명사영역으로 움직이며 호랑이, 용, 사자의 영역은 쥐, 고양이, 개와는 다른 영역으로 분리된다[5]. 다음 그림1은 계층 클러스터링 다이어그램을 보여준다.

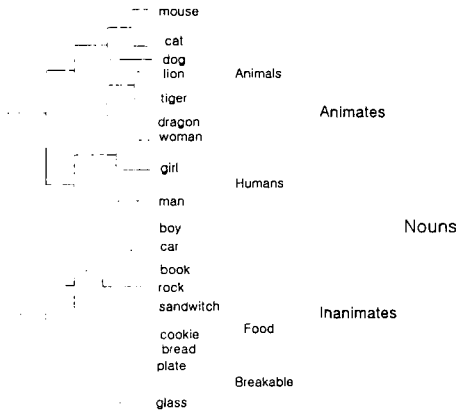


그림 1. 계층 클러스터링 다이어그램
Fig. 1. Hierarchical clustering diagram

2. 의미심블화

어휘분류 후 모든 명사를 의미심블화한다. 여기서 의미심블화(iconicity)하는 이유는 사용하기 쉽고, 대등한 단어 발생기술(unique acceleration techniques)을 보유하고 동시에 단어의 오입력 가능성을 배제하기 위함이다. 또한 하나의 아이콘과 다른 아이콘의 결합에 의한 의미 확장으로 새로운 단어를 생성할 수도 있기 때문이다. 그림2는 가정 도메인에서의 하나의 아이콘에 대한 단어를 보여준다. 마우스 커서가 요구하는 아이콘에 위치하면 단어는 아이콘 아래에 표시되며 단어는 마우스를 한번 클릭하므로써 입력 단어로 표시되어진다[6].

3. 동사예측

문장은 복잡한 문장을 배제한 보편적으로 사용되는 단문만을 선택했다. 용언이 갖는 기능 중에서도 서술 작용에 관한 것도 다양하다. “나는 물을 먹는다.” “나는 물을 먹고 싶다.” “나는 물을 먹고 논다.” “나는 물을 먹을 수 있다.” 등으로

고려할 부분이 많지만, 여기서는 주어 목적어가 나왔을 때 의미론적으로 나올 수 있는 가장 간단한 동사의 원형만을 선택한다. 간략한 의사소통은 동사원형으로 가능하다. 따라서 의미심블이 입력되면 의미심블에 따른 단어가 인식되어지고 대응된 단어는 계층적인 데이터구조로 삽입되어지며 상태공간에서의 위치를 자리잡게 된다.



그림 2. 아이콘에 대한 단어 발생
Fig. 2. Word generation for icon

문장발생장치에 있어서 하나의 단어가 입력된 후에 사용자의 의도를 알아서 단어를 예측 발생할 수 있다면 최적의 문장 발생장치가 될 것이다. 예측에 있어 신경망 이론이 매우 유효한 것으로 알려져 있다. 어느 정도 정해진 간단한 문장 몇 개 만이라면 충분히 신경망 학습을 이용하여 예측이 가능하다. 그러나 문장의 구조가 다양하기 때문에 하나의 단어가 나오고 사용자의 의도가 어떤 문장을 원하는지 알아서 다음 단어를 내보낸다는 것은 고려해야 할 부분이 많다. 예를 들면 ‘나’라는 의미심블이 눌러졌을 때 다음에 예측되는 단어의 수는 너무 많기 때문에 예측한 메시지를 모두 발생시킨다는 일은 사전 찾기와 같으며 시간상으로도 의사소통의 의미에 있어 문장발생장치의 개념에 맞지 않는다. 그러나 또 하나의 입력, 즉 ‘학교’가 입력되면 동사는 제한적으로 예측될 수 있다. 물론 예측동사도 오직 하나의 동사만이 예측가능하지 않다. ‘가다’, ‘오다’, ‘공부하다’ 등의 여러 개가 될 수 있다. 한글은 영어와는 달리 어순에 있어 동사가 맨 뒤에 위치하므로 입력에 따른 명사가 들어오면 동사는 예측할 수 있다. 따라서 우리는 여기서 신경망에

의한 동사 예측에 관한 방법을 제시한다. 하나의 동사는 의미소성에 있어 논리적인 정, 부를 가질 수 있다. 이것은 비트 형태로 표현 될 수 있다. 주어와 목적어에 따른 의미심볼이 입력되면 동사는 예측될 수 있다. 예를 들면 '칠수'라는 주어가 입력되고 '컵'이 라는 목적어가 입력되면 '컵'은 물리적인 것이고 도구의 한 종류로 해석되어질 수 있으며 시스템은 컵과 같은 도구를 목적어로 가질 수 있는 동사를 예측하게 된다. 여기서 '깨다'라는 동사는 예측할 수 있지만 '달리다'라는 동사는 예측할 수 없다. '깨다' 동사는 형태의 변화를 의미하지만 '달리다'는 위치의 변화를 의미하기 때문이다.

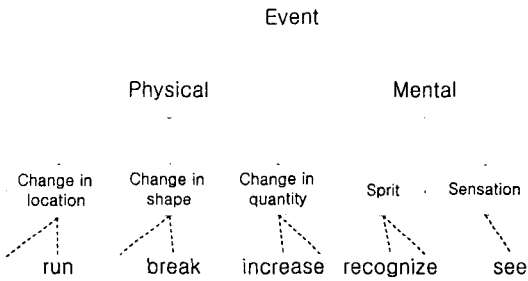


그림 3. 동사의 계층적 의미 소성

Fig. 3. Hierarchical semantic marker of verb

동사의 의미소성에 관한 계층을 그림3에서 보여 주고 있다[7][8]. 이러한 동사의 정보 벡터를 신경망 이론에 적용한다. 주어와 목적어가 입력되면 주어와 목적어를 결합한 새로운 정보벡터가 만들어지며 이것은 동사를 예측하는 새로운 입력으로 되어 동사와 연결된다. 일반적으로 신경망을 이용하는 학습과정에서는 임의의 가중치를 부여하지만 본 연구에서는 동사의 정보벡터를 가중치로 사용하여 학습속도를 증가시킬 수 있다. 이 방법으로 얻어지는 동사들은 상태공간에 있어서의 동사의 공간에 자리잡게 한다. 이와 같이 학습시켜 놓음으로써 입력이 들어왔을 때 입력 상태공간에서의 입력에 맞추어 동사 상태공간에서의 동사를 예측하게 한다. 동사예측에 관한 기본 개념은 그림4에서 보여 주고 있다. 신경망의 구조로서는 3계층 신경망을 사용한다. 입력층은 외부로부터 입력을 받아들이고, 출력층은 처리된 결과를 내보낸다. 은닉층(hidden layer)은 시간에 따라 들어오는 입력들을 처리하여 출력층과 연결하는 외부로부터 나타나지 않는 계층이다. 실제에 있어서는 은닉층을 입력층으로 하여 출력층

과 연결하는 순방향구조의 다중출력 단층신경망이다. 신경망 모델의 방향성 그래프에 있어서 노드는 뉴런을 나타내며, 링크는 뉴런간의 시냅스 연결강도를 나타낸다. 점선으로 된 원형은 노드들을 나타내며 노드는 하나의 단어를 표현한다. 신경망의 출력은 단지 입력에만 관련되므로 순방향 신경망이다. n개의 요소에 의해서 특성이 결정되는 입력벡터 X_1 과 X_2 는 다음과 같은 형태로 표시할 수 있다.

$$X_1 = [x_{11} \ x_{12} \ x_{13} \ \dots \ x_{1n}] \quad (1)$$

$$X_2 = [x_{21} \ x_{22} \ x_{23} \ \dots \ x_{2n}] \quad (2)$$

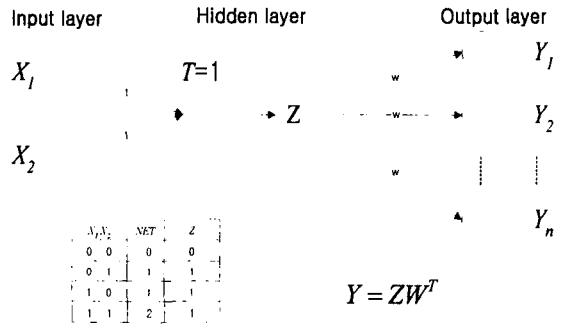


그림 4. 동사예측의 기본개념

Fig. 4. Basic concept of verb prediction

n차원의 두 벡터 X_1 과 X_2 가 입력되면 두 단어의 정보를 모두 포함하는 정보벡터를 구성하기 위하여 McCulloch-pitts 모델을 이용하여 OR 연산을 수행한다. McCulloch-pitts 모델에서는 뉴런간 연결강도를 변화시키는 학습 방법을 사용하지 않고, 연결강도와 임계치를 일정한 값으로 고정시킨 것이 특징으로 AND, OR등의 논리 연산이 가능하다. 따라서 입력층과 은닉층과의 연결은 OR게이트를 사용하며 은닉층의 출력은 출력층의 입력으로 사용한다. 따라서 은닉층 출력 벡터를 Z 라 하면

$$Z = [z_1 \ z_2 \ z_3 \ \dots \ z_n] \quad (3)$$

이다. 또한 은닉층과 연결강도 w 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$w = [w_1 \ w_2 \ w_3 \ \dots \ w_n] \quad (4)$$

출력 Y_j 는 입력 가중합이고 이 값은 NET_j 라 나타내면 다음과 같다.

$$Y_j = NET_j = \sum_{i=1}^n z_i w_i = z_1 w_1 + z_2 w_2 + \dots + z_n w_n \quad (5)$$

따라서 활성화출력 OUT_j 는

$$OUT_j = f(NET_j) \quad (6)$$

이다. 여기서 f 는 활성화 함수이다. 따라서 계단함수를 활성화 함수로 사용하여 출력 OUT_j 는 다음과 같다.

$$OUT_j = \begin{cases} 1 & \text{where } NET_j \geq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

입력 가중합 NET_j 가 임계치 T 보다 크면 뉴런이 활성화되지만, 그렇지 않으면 활성화되지 않는다. 따라서 활성화되는 출력값은 여러 개가 될 수 있으므로 다중출력단층신경망이라 할 수 있다 [9][10][11]. 여기서 예측할 동사의 활성화 유무를 판단하게 된다. 그림5는 동사예측 흐름도이다. 의미심볼이 입력으로 선택되어 단어가 발생되면 동사가 예측되어, 여러개의 예측된 동사중에서 원하는 동사를 선택하게 된다.

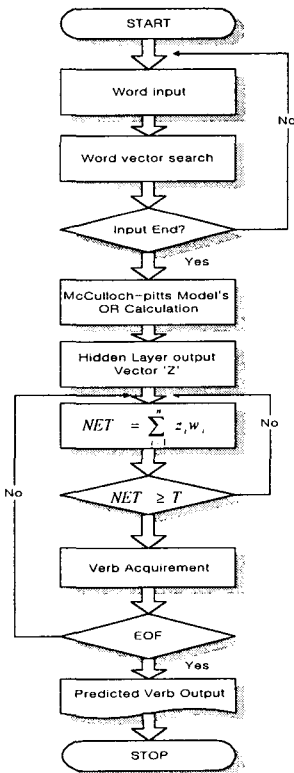


그림 5. 동사예측 흐름도

Fig. 5. Flowchart of verb prediction

입력되면 동사는 ‘먹다’, ‘좋아하다’, ‘싫어하다’, ‘맛있다’, ‘맛없다’등으로 예측 될 수 있다. 또한 ‘나’, ‘아이스크림’이 입력될 때도 동사는 ‘좋아하다’, ‘먹다’, ‘싫어하다’, ‘맛있다’등으로 거의 같게 나타나는 것을 알 수 있었다. 이와 같은 사실은 주어와 목적어가 의미론적으로 가까운 단어들 입력 될 때 동사예측이 거의 같다는 것을 알 수 있다. 먼저 동사 예측에 의해 학습시킨 동사를 이용하여 주어와 목적어 값을 입력층으로 하고 비교층을 추가하여 유사한 것들과 클러스터링을 수행한다. 다음에 새로운 입력이 비교층내 어느 클래스에 속하는지가 판단된다면 동사예측에 따르는 중복성을 막을 수 있으므로 더욱 효율적인 동사예측이 될 수 있다.

입력패턴이 어떤 클래스에 속하는 지를 판단하는 기준으로는 신경망에서 사용되고 있는 해밍망(Hamming net)의 구조를 사용한다. 해밍망은 입력 패턴에 대하여 해밍거리가 최소인 패턴 클래스를 식별하는 신경망이며 순방향 단층 구조이다. 만약 패턴이 n 개의 요소로 구성되고, 패턴의 클래스가 m 이라 하면 해밍망의 입력층과 출력층 뉴런의 수는 각각 n, m 이 된다. 해밍망의 입력패턴과 가장 유사한 패턴 클래스를 식별하는 과정은 다음과 같다. 우선 연결강도 w 를 결정하여야 하는데 해밍망에서는 별도의 학습을 하지 않고 표본 패턴 s 로부터 연결강도 w 를 구한다. 출력 뉴런 i 와 입력뉴런 j 간의 연결강도 w_{ij} 를 i 번째 표본패턴 $s(i)$ 의 j 번째 요소의 $1/2$ 값으로 하며, 모든 바이어스는 $n/2$ 로 고정시킨다.

$$w = \begin{bmatrix} \frac{s_1(1)}{2} & \frac{s_2(1)}{2} & \dots & \frac{s_n(1)}{2} & \frac{n}{2} \\ \frac{s_1(2)}{2} & \frac{s_2(2)}{2} & \dots & \frac{s_n(2)}{2} & \frac{n}{2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \frac{s_1(m)}{2} & \frac{s_2(m)}{2} & \dots & \frac{s_n(m)}{2} & \frac{n}{2} \end{bmatrix} \quad (8)$$

해밍망에서 사용하는 입력패턴과 표본 패턴은 양극성 이진 데이터이며, 입력 가중합 NET 가 $0 < NET < n$ 의 범위에서만 존재하는 경사함수를 활성화 함수로 사용한다. 따라서 최종 출력 y 는 식 (9)와 같다.

$$y = f(NET) = \frac{1}{n} NET ; 0 \leq NET \leq n \quad (9)$$

4. 입력층의 클러스터링

동사를 예측한 결과 ‘나’, ‘빵’의 의미심볼이

이와 같이 유사한 패턴을 식별한 후 여러 뉴런 중에서 입력 최대인 뉴런을 식별하는데 사용되는 맥스망(Maxnet)을 결합하면 최종적으로 해당하는 패턴 클래스만 출력이 나오게 되어 동사 예측을 하게 된다. 맥스망은 뉴런 자체의 궤환 루프에는 흥분성 연결강도 1을 사용하며, 인접 뉴런간에는 억제성 연결강도 $-\epsilon$ 을 사용한다.

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & ; i=j \\ -\epsilon & (0 < \epsilon < \frac{1}{m}) ; i \neq j \end{cases} \quad (10)$$

여기서, ϵ 은 측방 상호작용 계수(lateral interaction coefficient)이며, m 은 뉴런의 갯수이다. 맥스망에서는 모든 연결강도를 일괄적으로 고정하므로 별도의 학습 절차가 필요 없다. 연결강도 w 는 다음 식(11)과 같이 $n \times m$ 매트릭스로 표현할 수 있다. 활성화 함수로는 다음과 같은 경사 함수가 사용된다.

$$w = \begin{bmatrix} 1 & -\epsilon & \dots & -\epsilon \\ -\epsilon & 1 & \dots & -\epsilon \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\epsilon & -\epsilon & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$f(NET) = \begin{cases} NET ; NET \geq 0 \\ 0 ; NET < 0 \end{cases} \quad (12)$$

그림6은 해밍망과 맥스망을 결합하였을 때의 구조를 보여준다.

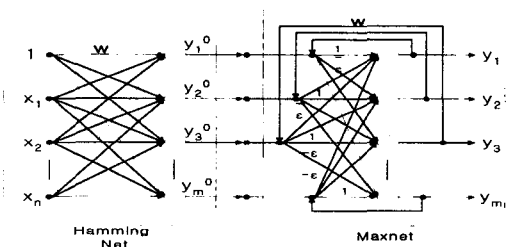


그림 6. 해밍망과 맥스망의 결합구조

Fig. 6. Connecting structure of Hamming net and Maxnet

맥스망의 동작은 그림7과 같이 진행된다. 외부에서 초기 입력 y^0 가 입력될 경우 뉴런의 입력 가중합 NET^1_i 과 출력 y^1_i 은 다음과 같이 구할 수 있다.

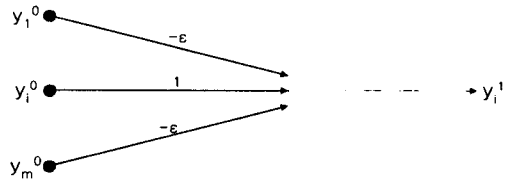


그림 7. 맥스망의 기본구조

Fig. 7. Basic structure of Maxnet

$$NET^1_i = y^0 w_i$$

$$= [y_1^0 \dots y_i^0 \dots y_m^0] \begin{bmatrix} -\epsilon \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ -\epsilon \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$= y_i^0 - \epsilon \sum_{j \neq i} y_j^0 \quad (14)$$

이와 같은 방법으로 출력 $y^1 = [y^1_1 \ y^1_2 \ \dots \ y^1_m \ p]$ 입력 측에 귀환되므로, 두 번째 출력 y^2 는 다음과 같다.

$$y^2 = f(y^1 w) \quad (15)$$

결국, 최대 입력인 특정 뉴런(winner) 1개만 출력이 나오고, 나머지 뉴런의 출력이 0이 될 때까지 이러한 과정을 반복함으로써 입력이 최대인 뉴런을 식별할 수 있게 된다[12][13][14].

5. 시스템 구성

문장발생장치의 기본적인 3가지는 문장발생장치의 접근, 처리과정, 그리고 출력으로 구성되어진다. 문장발생장치의 접근은 그 시스템을 사용하는 사람들이 메시지 부호화와 동작기술에 관해서 그 시스템과 상호작용을 하는 방법을 의미한다. 또한 메시지 작성 시 선택 장치(selection set)나 메시지 디스플레이와의 상호작용이 필요하다. 선택 장치이나 메시지 디스플레이는 시스템을 동작시킬 때 사용자에게 정보를 제공하는 수단이다. 디스플레이는 메시지나 메시지 피드백을 나타내는 의미심볼로 구성되는데 여기서는 문장발생장치 사용자가 하나의 의미심볼을 접근했을 때 수신하는 것을 말한다. 문장발생장치 접근의 두 번째 형태인 선택기술(selection technique)은 사용자가 통신시스템을 제어하는 실제적인 물리 수단이며 그 수단에 의해서 사용자는 통신 시

시스템을 조정한다. 활성화 피드백은 선택에 따라 사용자에게 제공되는 정보다. 문장발생장치의 두 번째 요소는 처리과정이다. 처리과정은 메시지 작성율(엔코딩), 또는 정확도(철자 검사나 문법검사)를 증대시킬 수 있는 전문화된 기술을 말한다. 마지막으로 문장발생장치의 세 번째 요소는 출력이다. 출력에 의해서 메시지는 의사통신 파트너에게 적절한 매개체를 통하여 전달된다.

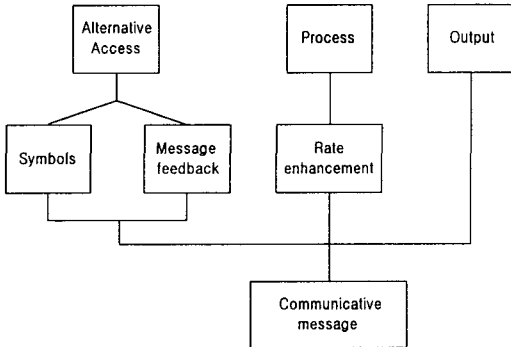


그림 8. 시스템 기본 구성도

Fig. 8. Basic components of system

그림8은 문장발생장치의 기본 구성도이다. 이와 같이 본 연구의 문장발생장치는 의미심볼을 이용한 선택 장치와 메시지 디스플레이, 컴퓨터의 마우스를 사용한 선택 기술로 시스템이 구성된다. 활성화 피드백은 의미심볼을 클릭했을 때 화면에 디스플레이되는 단어와 예측되는 동사의 발생을 의미한다. 처리과정에서는 통신율을 증진시키기 위한 방법으로 신경망을 통한 동사예측을 하였다.

III. 실험 및 결과

시스템 디스플레이 부분은 다시 3부분으로 나누어진다. 입력표시부분, 제어부분, 내용부분이다. 입력표시부분은 입력된 단어와 예측된 동사의 표시부분, 그리고 문장발생부분으로 되어 있다. 제어부분은 장소도메인, 동사, 형용사, 부사의 기능이 포함되며 내용부분은 명사, 사물, 동사로 구성된다. 주체가 되는 명사의 의미심볼은 왼쪽에, 사물에 대한 아이콘은 오른쪽에, 동사에 대한 아이콘은 맨 우측에 자리잡고 있다. 그림9는 시스템의 가정 도메인에서의 실행결과를 보여준다. 나, 학교가 입력되면 동사는 예측되어 디스플레이 이 되며, 사용자가 원하는 동사를 선택하면 문장이

발생한다. 의미심볼은 포스테이터(주)에서 제공하는 Artpro제품에서 벡터용 칼라 클립아트 11,000종 중 필요한 의미심볼을 발췌하여 화면을 구성하였으며 처리 프로그램은 C++builder를 사용하여 작성되었다.

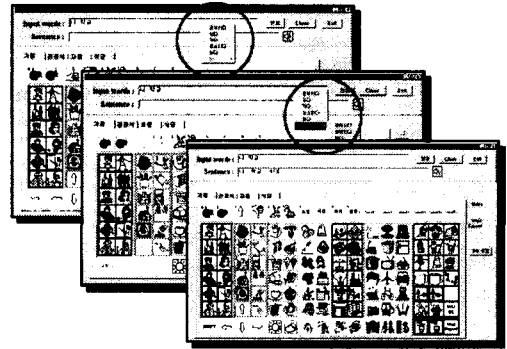


그림 9. 출력 결과

Fig. 9. Result of output

표1에 제시된 실험조건을 살펴보면 문장A는 한 공간내에서 타이핑, 의미심볼클릭, 동사예측 3가지 방법이 가능한 문장이다. 문장B는 제한된 공간으로 동사를 한 페이지에 의미심볼화하지 못하여 다음 페이지에서 의미심볼을 찾아야 될 경우를 말한다. 페이지를 넘겨야 하므로 시간이 더 소요된다. 주어와 목적어의 의미심볼클릭은 첫페이지에서 가능하고 동사의 의미심볼클릭은 다음페이지에서 가능하다. 문장 B의 의미심볼클릭에서의 평균은 표2의 문장 B에서 제시한 문장을 발생하는데 소요되는 평균시간을 의미한다. 의미심볼만 한 공간에 있다면 문장 A와 동일한 경우이다. 문장 C는 타이핑만 가능하고 의미심볼클릭과 동사예측이 가능하지 못한 동사가 사용된 문장이다. 그러므로 문장 C의 의미심볼클릭에서의 평균은 주어와 목적어는 의미심볼클릭이 가능하며, 동사는 의미심볼도 없고 동사예측도 불가능한 경우의 문장으로 타이핑으로만 문장이 이루어질 때 소요되는 시간의 평균을 나타냈다. 문장 C의 동사는 시스템내의 동사의 카테고리에 포함되어 있지 않은 사용 빈도 수가 낮은 동사이다. 따라서 동사예측 I의 유용성은 문장 B에서 더욱 효과적이다. 표2는 실험에 사용된 단문 예를 보여주고 있다. 표3은 각 그룹별로 50개의 문장을 발췌하여 실험에 사용된 예문의 평균과 표준편차를 나타낸 것이다.

표 1. 실험조건

Table 1. Conditions of experiment

방법 \ 실험	문장 A	문장 B	문장 C
타이핑	가능	가능	가능
의미심볼 클릭	가능	가능	불가능
동사예측	가능	가능	불가능

표 2. 실험에 사용된 단문 예

Table 2. The examples of simple sentence in experiment

문장 번호	문장 A	문장 B	문장 C
1	나는 밥을 먹다.	나는 우유를 마시다.	어머니는 부엌에 계시다.
2	그는 집에 있다.	그녀가 웃을 입다.	아기가 책을 찢다.
3	비행기가 하늘에서 날다.	아기가 물을 마시다.	어머니는 옷을 꺼내다.
4	할머니는 꽃을 좋아하다.	어머니는 냉장고를 열다.	나는 곤충을 잡다.
5	친구가 집에 가다.	나는 학용품을 사다.	어머니가 세탁기를 돌리다.
6	할아버지께서 TV를 보다.	아버지는 버스를 타다.	나는 피아노를 친다.
7	나는 아이스크림을 먹다.	냉장고에 과일이 많다.	나는 의자에 앉다.

표3. 실험결과

Table 3. Results of experiment

방법	문장 A		문장 B		문장 C	
	평균	표준편차	평균	표준편차	평균	표준편차
타이핑	7.1 초	1.81	6.8 초	1.14	6.6 초	0.93
의미심볼클릭	5.0 초	0.51	9.0 초		9.3 초	
동사예측 I	5.8 초	1.40	4.5 초	0.64	8.8 초	
동사예측 II	4.37초	0.2초	4.47초	0.28		

그림10은 입력된 패턴에 따라 해밍망에 의하여 유사한 것끼리는 같은 클래스에 속하는 것을 보여준다. 입력층의 클러스터링에서는 n은 12로 m은 6으로 하였다. 초기값은 단어의 입력벡터에 해당하는 값의 1/2로 정하였다.

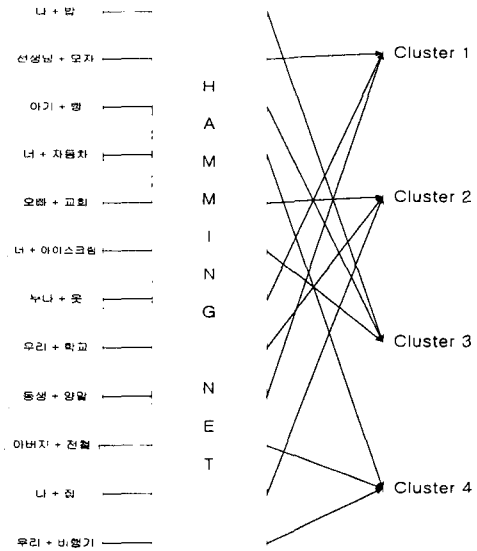


그림 10. 입력층의 클러스터링
Fig. 10. Clustering of input units

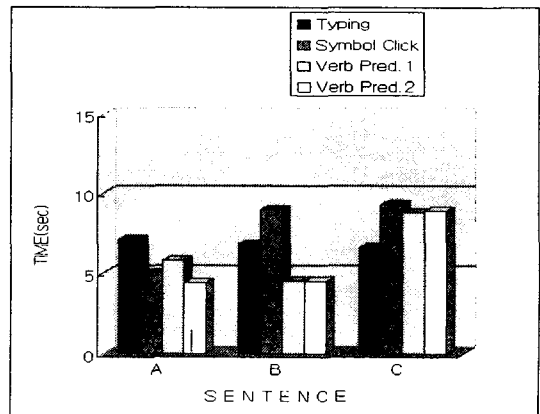


그림 11. 문장 발생률의 비교
Fig. 11. Comparison of sentence generation

실험을 수행한 결과, 문장A에서는 의미심볼을 클릭함으로써 문장을 발생시킬 때 가장 통신율이 빠른 것을 알 수 있었다. 그러나 문장B에서와 같이 제한된 공간내에서 단어를 의미심볼화 할 수 없는 경우에는 동사예측을 통해서 효율성을 검증하였다. 의미심볼이 있는 문장A의 경우에는 동사예측방법 I 이 의미심볼을 클릭하는 방법보다 약15% 정도 통신율이 저하되지만 의미심볼이 한 공간에 존재하지 않을 경우 의미심볼의 위치를 찾기 위해 페이지를 넘기는데 많은 시간이 소요되므로 동사예측방법I이 약 45%의 통신율 증진

을 보였다.

또한 타이핑을 하여 문장을 발생할 때보다 동사예측방법 I 을 사용할 때가 약20%의 통신을 증진이 있었음을 알 수 있었다. 따라서 전체적으로는 동사예측방법 I 이 문장발생 효용성 면에서 가장 유용한 것으로 나타났다.

타이핑으로 문장을 발생할 경우, 오타가 나올 수 있기 때문에 표준편차가 고르지 못하게 나타난다. 물론 의미심볼을 클릭하는데도 오류가 발생할 수 있지만 의미심볼에 마우스를 갖다 놓으면 심볼에 대한 설명이 디스플레이 되므로 심볼을 잘못 클릭할 확률은 많지 않다. 따라서 의미심볼을 클릭하는 방법을 사용할 때, 표준편차가 고르게 분포되어 있음을 알 수 있다.

클러스터링 전의 동사예측방법 I 과 클러스터링 한 후의 동사예측방법 II 를 비교한 결과, 클러스터링 한 후의 동사예측방법 II 가 통신을 면에서도 5-10% 앞서고 표준편차도 고르게 분포되어 있음을 알 수 있다. 그림 11은 각 문장에 대해 문장이 발생하는 평균시간 값을 비교한 것이다.

동사의 배열순위는 사용자의 동사예측 방법 사용빈도에 따라 결정된다. 예를 들어 “나는 아이스크림을 좋아한다”, “나는 꽃을 좋아하다”, “나는 동물을 좋아하다” 등의 문장을 사용하였을 때, ‘좋아하다’라는 동사는 특정 범위가 주어진 경우에 어느 문장에서든지 동사예측에 있어 가장 높은 위치에 배열된다. 그러나 음식물의 카테고리에서 ‘좋아하다’가 한 번 사용되고 ‘먹다’가 두 번 사용했을 경우 전체적인 빈도 순위로 볼 때는 ‘좋아하다’가 가장 높지만 클래스 분류에 따른 빈도는 ‘먹다’라는 동사를 가장 높은 순위로 올려놓는 것이 바람직하므로 클러스터링을 사용하는 것이 유효하다.

문장 B에서 의미심볼클릭이 불가능한 경우와 문장 C에서 의미심볼클릭 부분과 동사예측 부분이 불가능한 경우는 통신율이 매우 낮으므로 표준편차는 생략하였다.

IV. 결 론

본 논문에서는 언어장애인용 문장발생장치의 통신율을 증진시키기 위한 처리 방안으로 신경망을 이용한 동사예측 방안을 제안하였다. 장소에 따라 자주 사용되는 단어를 발체하여 의미심볼화 하였지만 제한된 공간 내에서 모든 단어를 의미

심볼화 할 수 없으므로 동사 예측을 통신에 활용함으로써 실험을 통한 동사예측 방법의 유용성을 확인하였다. 타이핑을 하여 문장을 발생할 때보다 동사예측방법 I 을 사용할 때가 약20%의 통신을 증진이 있었음을 알 수 있었다. 입력층의 클러스터링에 따른 분류를 통하여 예측되는 동사의 중복성을 막을 수 있었다. 또한 사용자 빈도에 따른 동사예측 배열순위에 있어서도 클러스터링한 후에 더욱 효과적이었음을 알 수 있었다.

본 논문에서는 동사가 의미심볼화 되어 있는 경우와 예측되는 경우를 비교하기 위해서 동사의 의미심볼을 표현하였지만 제한된 공간 내에서 동사예측이 매우 유용하므로 동사의 의미심볼 공간에 명사의 의미심볼을 대신한다면 더욱 더 많은 문장을 표현할 수 있을 것으로 기대된다. 또한 본 연구는 단문만을 대상으로 하였으나 좀 더 복잡한 복문까지도 고려하여 확장할 필요성이 있으며 완성된 문장을 발생하기 위해서는 조사를 붙이는 것이 필요하므로 추후과제로 남긴다.

접수일자 : 2000. 9. 5. 수정완료 : 2000. 10. 24.

본 연구는 인천대학교 멀티미디어 연구센터의 일부 지원에 의하여 수행되었음.

참고문헌

- [1]David R. Beukelman, Pat Miranda. Augmentative and Alternative Communication, Managemen of Severe Communication Disorders in Children and Adults, Paul .H. Brookes publishing Co. 1995
- [2]Sharon L. Glennen, DeCote, Ed.D. The Handbook of Augmentative and Alternative Communication, Singular Publishing Group, Inc.(1996).
- [3]Gregory Church, Sharon Glennen, The Handbook of Assisitive Technology, San diego, CA:Singular Publishing Group,Inc.1992
- [4]<http://www.cis.udel.edu/Mccoy/publications/1992/maMcC3o92.txt>
- [5]<http://crl.ucsd.edu/%7Eelman/Papers/dynamics/dynamics.html>
- [6]Eunsil Lee, Einjeong Hwang, Jongshill Lee, Hongki Min and Seunghong Hong,

- "Sentence Generation by Symbols for People with Language Disorders," Proceedings of the 1998 International Conference on - electronics, informations and communication, pp.37-40
- [7]Eunsil Lee, Einjeong Hwang, Bosung Kim, Hongki Min and Seunghong Hong, "Sentence Generation using the Verb Prediction for Korean Language Disorders," Proceedings of the RESNA'99 Annual Conference, pp.43-45, Long Beach Convention Center, JUNE 25-29, 1999
- [8]남기십,고영근,표준국어문법론,개정판,탑출판사, pp.96-108, 1997
- [9]오창석, 뉴로컴퓨터, 화성출판사, pp.75-95, 1997
- [10]Eunsil Lee, Einjeong Hwang, Hongki Min and Seunghong Hong, "Dynamical Verb Prediction for the Korean Language Disorders in Restricted Domains", Ninth Biennial Conference of the International Society for Augmentative and Alternative Communication, pp.305-307, Washington DC, August 2-6, 2000
- [11]Jeffery L. Elman(in press, Machine Learning) Distributed representations, simple recurrent networks, and grammatical structure
- [12]J.A.Freeman and D.M.Skapura, Neural Networks:Algorithms, Applications, and Programming Techniques, Addison Wesley Publishing Co., 1991
- [13]Elizabeth A. Bates, Jefferey L.Elman, "Connectionism and the study of change", Blackwell Publishers. pp. 623-642 1993.
- [14]Jacek M. Zurada, "Introduction to artificial neural systems", West publishing company, pp391-400



이은실(Eun Sil Lee)

准會員

1983 인하대학교 전자공학과(공학사)

1988 인하대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1996-현재 인하대학교 대학원전자공학과(박사과정)

주관심분야 : 생체신호처리, AAC등

민홍기(Hong Ki Min)

正會員

1979 인하대학교 전자공학과(공학사)

1981 인하대학교 대학원 전자공학과 정보공학전공(공학석사)

1990 인하대학교 대학원 전자공학과 정보공학전공(공학박사)

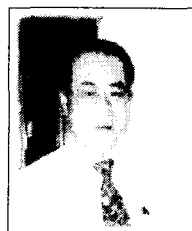
1985-1991 한국과학기술연구원 선임연구원

1991-현재 인천대학교 정보통신공학과 교수

1993 미국 University of Delaware 객원교수

2000-현재 한국신호처리 시스템학회 상임이사

관심분야 : 생체신호처리, 재활공학,AAC등



홍승홍(Seung Hong)

正會員

1964 인하대학교 전자공학과(공학사)

1966 인하대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1975 일본동경대학교(의용공학박사)

1969-1978 광운대학교 전자공학과 부교수

1978-현재 인하대학교 전자공학과 교수

1994 대한전자공학회 회장

1996-1997 IEEE seoul section 회장

1998-1999 (사)한국전기전자학회 회장