

# 웹 환경에서 인공지능망을 이용한 증상 진단 시스템

김 삼 근<sup>†</sup> · 김 병 천<sup>††</sup>

## 요 약

최근 자신의 건강에 관한 관심이 고조됨에 따라 웹 상에서 많은 증상 진단 사이트들이 대두되고 있다. 그러나 기존의 건강정보 사이트들은 사용자에게 매우 제한된 기능만을 제공하고 있다. 본 논문에서는 신경망의 학습 효과(전문가의 지식이 아니라) 진단 과정에 통합되도록 함으로써 유연한 증상-진단 도구를 제안한다. 즉 사용자(혹은 전문가)가 웹 상에서 단계별로 지정한 증상들을 바탕으로 하여 신경망 모델에 적용함으로써 보다 유연하게 사용자의 질병을 예측할 수 있는 새로운 알고리즘을 개발한다. 제안한 알고리즘은 두 가지 중요한 특징을 가진다: 1) 일반 사용자들은 조기에 자신의 질병에 대한 진단을 받을 수 있고, 2) 전문가는 예상 질병 목록과 함께 각 질병의 가능성(확률)을 참조함으로써 진단의 정확성을 높일 수 있다는 점이다.

## Symptoms-Diagnostic System using Artificial Neural Networks in a Web Environment

Samkeun Kim<sup>†</sup> · Byungcheon Kim<sup>††</sup>

## ABSTRACT

Being recently increased interests of our healthcare, a host of symptoms-diagnostic sites has been introduced on the World Wide Web. But conventional healthcare sites provide users with only a very restricted functions. In this paper, we propose the use of Artificial Neural Networks (ANNs) as a flexible symptoms-diagnostic tool that enables learning effects of ANNs (not expert's knowledge) to be incorporated into the diagnostic process. We develop a novel algorithm for predicting patient's disease that satisfy user (or expert)-specified symptoms on WWW. Our algorithm provides two important benefits: 1) enables users (patients) to be taken early diagnostic, and 2) enables experts to perform confidently diagnostic by referencing the predicted diseases-list with its respective possibility.

키워드: 증상 선택 모듈, 증상 진단 시스템, 신경망

### 1. 서 론

최근 자신의 건강에 관한 관심이 고조됨에 따라 웹상에서의 증상 진단 시스템의 중요성이 대두되고 있다. 이와 관련한 기존의 건강정보 사이트들은 매우 제한된 기능만을 제공하고 있다. 즉 기존의 건강정보 사이트의 내용을 두 가지로 대별해 보면, 특정질병에 대한 설명을 제공하는 사이트[1]와 특정질병에 대한 척도분석(scoring system)을 제공하는 사이트[2-4]로 나눌 수 있다. 이러한 건강정보사이트들은 자신의 질병을 진단 받지 않은 상황에서 어떤 질병에 대한 정보가 필요한지를 모르는 일반인들의 정보수준과는 거리가 멀다는 데에 문제가 있다. 즉, 기존의 사이트들의 예를 들면 “협심증이란 무엇인가?”, “우울증 척도분석” 등 질병을 중심으로 접근하기 때문에 실제로 자신의 증상이

어떤 질병으로부터 발생하였는지를 모르는 상황에서 사용자가 먼저 자신의 증상에 대한 질병을 알아야만 이용할 수 있다는 점에서 그 접근성이 떨어진다. 그 외에도 Dxplain 등의 불특정 증상을 중심으로 한 질병정보프로그램이 개발되어 있다[5]. 그러나 일반인들이 접근하여 자신의 증상에 대하여 가능한 질병들을 제시하는 인터넷 사이트는 제안된 바가 없다.

또 다른 연구 분야로 의학분야에서 많은 전문가 시스템[6, 7] 혹은 신경망의 학습이 포함된 신경망-전문가 시스템들이 개발되었다[8]. 예를 들어, Gallant의 MACIE(Matrix Controlled Inference Engine)는 신경망을 이용한 의료 전문가 시스템으로 질병에 대한 진단(diagnosis)과 처방(treatments)을 수행하는 대표적인 의료 전문가 시스템이다(그림 1). 현재 MACIE는 HNC의 KnowledgeNet의 추론 엔진으로 사용되고 있다.

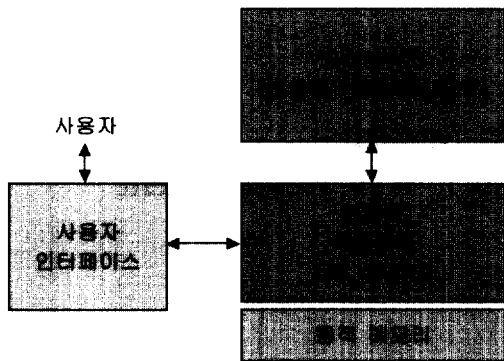
본 논문에서는 위의 두 분야에서의 특성을 모두 포함한 증상 진단 시스템(symptoms-diagnostic system)을 개발한

<sup>†</sup> 정 회 원 : 한경대학교 컴퓨터공학과 교수

<sup>††</sup> 종신회원 : 한경대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수 : 2001년 12월 11일, 심사완료 : 2002년 6월 11일

다. 즉 일반 사용자들이 쉽게 접근할 수 있도록 모든 사용자 인터페이스는 웹상에서 이루어지며, 시스템의 추론 부분을 신경망의 학습에 의존함으로써 전문가 시스템의 문제점 중의 하나인 지식 획득 문제를 피할 수 있는 특성을 가진다. 제안한 시스템에서는 일반 사용자가 웹 상에서 자신의 증상을 입력함으로써 신뢰성있는 가능한 질병 목록을 획득하게 되고, 이 결과에 따라 병원에서 건강진단을 받도록 유도하게 된다. 또한 전문가(의사)의 경우에도 신경망에 의한 유연한 증상 진단 시스템을 통하여 획득한 예상 질병 목록을 참조함으로써 진단의 정확성을 높일 수 있다.



(그림 1) 신경망-전문가 시스템 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 제2장에서는 제안한 증상 진단 시스템의 문제를 명확히 정의하고, 제3장에서는 제안한 시스템의 설계를 기술한다. 제4장에서는 본 시스템의 구현과 실행 예를 설명하고 제5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 문제 정의

제안한 증상 진단 시스템의 목적은 진단 과정에 신경망의 학습 효과(전문가의 지식이 아닌) 통합시킴으로써 진단의 정확성을 얻게 하는데 있다. 신경망 모델의 입력으로

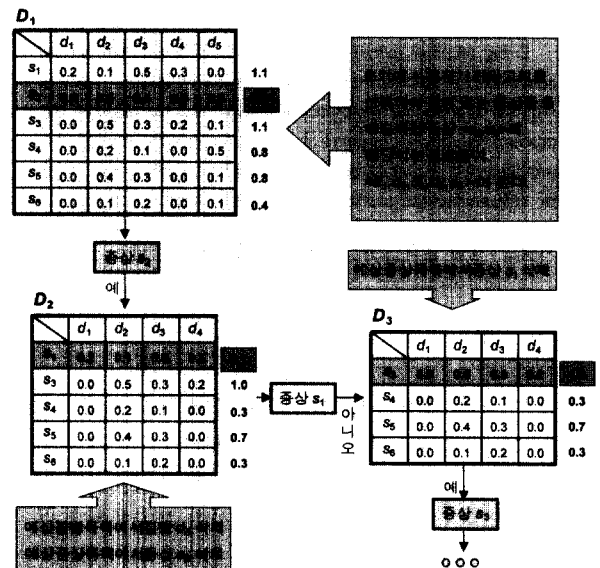
<표 1> 표기법

기 호	의 미
$s, d$	증상목록, 질병목록
$s_i, d_j$	증상목록과 질병목록의 $i$ 와 $j$ 번째 요소
$sl$	예상 증상 목록, ( $sl \subseteq s$ )
$dl$	예상 질병 목록 ( $dl \subseteq d$ )
$ s $	각 단계에서의 증상목록 길이(즉 증상 항목 수)
$ d $	질병목록 길이(즉 질병 항목 수)
$W$	전문가에 의한 증상-질병 가중치 테이블
$D_k$	$k$ 번째 단계에서의 증상-질병 가중치 테이블
$L$	결합 확률에 의한 예상 질병 목록
$I$	신경망 모델의 훈련 데이터로 사용되는 증상-질병 테이블
$L'$	학습된 후의 신경망 모델에 의한 예상질병 목록
$N$	학습된 신경망 모델

는  $n$  개의 증상이 사용되며, 출력으로는 증상-질병 가중치 테이블에 대응하는 신경망 모델이 된다. 각 사용자의 증상 목록  $s$  는  $\langle s_1 s_2 \dots s_n \rangle$  으로 표기하며, 여기서  $s_i$  는 증상 목록  $s$  의  $i$  번째 요소이다.  $|s|$  는 증상목록  $s$  의 길이(즉, 증상 항목 수)를 의미한다. 또한 질병목록  $d$  는  $\langle d_1 d_2 \dots d_m \rangle$  으로 표기한다. <표 1>은 본 논문에서 사용하는 표기법을 간단한 설명과 함께 보여준다.

진단 시스템의 특성은 전문가(혹은 전문가 그룹)에 의해 생성된 각 증상과 질병의 연관성을 표현한 증상-질병 가중치 테이블( $W$ )의 정확도에 의존한다는 점이다. 예제 2.1은 증상 선택 모듈(3.2절 참조)에 의하여 각 단계별로 가장 적합한 증상을 선택하여 사용자에게 질문하는 과정을 기술한다. 만일 신경망 모델이 생성되지 않았다면 예제 2.2와 같이 결합 확률(joint probability)을 통한 예상 질병 가능성을 산출하는 방법을 사용하고, 신경망 모델이 생성되어 있다면 사용자의 증상을 입력으로 받아 예상 질병 가능성을 산출하는 방법을 사용한다.

예제 2.1 <표 2>와 같은 증상-질병 테이블을 고려해보자. 먼저 사용자가 웹상에서 선택한 초기 증상들에 해당되



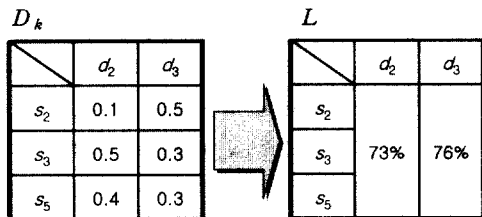
(그림 2) 증상 선택 과정

<표 2> 증상-질병 가중치 테이블( $W$ )의 예

질병 \ 증상	$d_1$	$d_2$	$d_3$	$d_4$	$d_5$
$s_1$	0.2	0.1	0.5	0.3	0
$s_2$	0.5	0.5	0.4	0.4	0
$s_3$	0	0.5	0.3	0.2	0.1
$s_4$	0	0.2	0.1	0	0.5
$s_5$	0	0.4	0.3	0	0.1
$s_6$	0	0.1	0.2	0	0.1

는 질병들을 선택한다. 예를 들어, (그림 2)와 같이 초기 증상들에 해당하는 예상 질병 목록  $\langle d_1, d_2, d_3, d_4 \rangle$ 이 선택되었고 그에 따른 다른 증상 항목  $\langle s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6 \rangle$ 을 산출하여  $D_1$ 을 생성한다. 여기서  $s_2$ 에 대한 질병들의 가중치 합을 계산하면 1.8이 된다. 마찬가지로  $s_1 = 1.1, s_3 = 1.1, s_5 = 0.8$  등이 된다. 여기서 최대 가중치 합을 가지는 증상( $s_2$ )을 선택한다. 다음은 이 증상에 대하여 웹상에서의 사용자 응답에 따라 가중치 테이블로부터 질병 항목들을 삭제한다. 만일 '예'로 응답한 경우는 가중치가 0인 질병들을 질병 목록에서 제거하고 동시에 선택된 증상도 증상 목록에서 삭제하게 된다. '아니오'로 응답한 경우는 단지 선택된 증상만을 증상 목록에서 삭제하게 된다. 예에서 '아니오'로 답한 경우로  $D_3$ 에서 변화가 없는 것을 확인할 수 있다. 나머지 증상들  $\langle s_3, s_4, s_5, s_6 \rangle$ 에 대해서도 이와 같은 과정을 반복한다. 이 과정을 완료하면 사용자가 선택한 증상들에 대한 예상 질병 테이블( $D_k$ )이 생성된다.

**예제 2.2** 신경망 모델이 생성되지 않았을 경우, (그림 3)과 같이 선택된 증상 중 사용자에게 해당되는 증상만으로 구성된 증상-질병 테이블( $D_k$ )을 이용하여 각 질병에 대한 결합 확률)을 계산한 테이블( $L$ )을 생성한다.



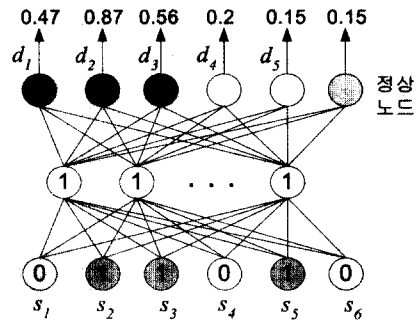
(그림 3) 결합 확률에 의한 예상 질병 목록( $L$ ) 획득

결합 확률은 3.2절의 식 (1)에 의해 계산한다. 예를 들면, 질병  $d_2$ 의 결합 확률 계산은 다음과 같이 계산하며, 이 값이 사용자가 선택한 증상들  $\langle s_2, s_3, s_5 \rangle$ 에 대한 질병( $d_2$ )일 수 있는 확률(= 0.73)이 된다.  $d_3$ 에 대한 확률도 같은 방법으로 계산하면 0.76, 즉 76%가 된다.

위의 예제 2.2는 결합 확률에 의한 예상 질병 가능성을 산출하는 방법으로 (그림 5)의 1단계에 해당한다. 제안한 시스템에서는 신경망 모델( $N$ )을 생성함으로써 보다 유연하고 정확성이 높은 진단 결과를 제공한다. 사용자가 웹상에서 입력한 증상  $s(\langle s_1, s_2, \dots, s_n \rangle)$ 와 전문가가 진료한 해당 질병을 각각 신경망의 입력값과 목표 출력값으로 하여 신경망을 학습하게 된다. 간단한 예를 통하여 제안한 시스템의 동작과정을 살펴보기로 한다.

**예제 2.3** (그림 4)와 같이 사용자의 진료 기록으로 얻은

[증상 : 진료] 데이터를 훈련 데이터로 이용하여 학습시킴으로써 신경망 모델( $N$ )을 생성한다. 생성된 신경망 모델이 있는 경우 사용자에게 해당되는 증상들이 신경망 모델의 입력으로 들어가고, 출력 결과로는 출력층의 노드(: 질병) 중에서 상위 몇 개의(혹은 임계값을 초과하는) 질병들을 선택함으로써 예상 질병 목록과 각각의 가능성을 산출한다. 신경망에 의한 방법의 특징은 (그림 4)의 출력 결과에서 보는 바와 같이 결합 확률에 의한 방법과는 달리 전혀 예상하지 못한 질병의 가능성(예,  $d_1$ )을 찾을 수 있다는 점이다. 또한 훈련 데이터를 증가시킴에 따라 점진적으로 더 정확한 진단 결과를 얻을 수 있다.



(그림 4) 신경망에 의한 예상 질병 목록 획득( $L'$ )

지금까지 시스템 설명에 요구되는 표기법과 용어 정의, 그리고 예를 통한 시스템의 동작을 살펴보았다. 다시 한번 본 시스템의 개요를 정리하면 다음과 같다.

- 입력 :** 사용자(혹은 전문가)에 의해 입력된 증상에 대한 전문가의 진료 질병으로 구성된 증상-질병 테이블 ( $I$ ) : 신경망의 학습데이터
- 출력 :** 신경망 모델에 의한 예상 질병 목록( $L'$ )

본 시스템의 목적은 전문가에 의해 생성된 증상-질병 가중치 테이블( $W$ )을 이용하여 증상을 물어보는 대화식 방법으로 사용자의 해당 증상들과 데모그래픽 정보를 입력으로 받는 신경망 모델을 생성한다. 따라서 제안한 시스템은 웹상의 사용자에게는 신뢰감을, 그리고 전문가에게는 진단의 정확성을 높일 수 있는 기회를 제공하는 의사 결정 지원 시스템이라고 할 수 있다.

### 3. 시스템 설계

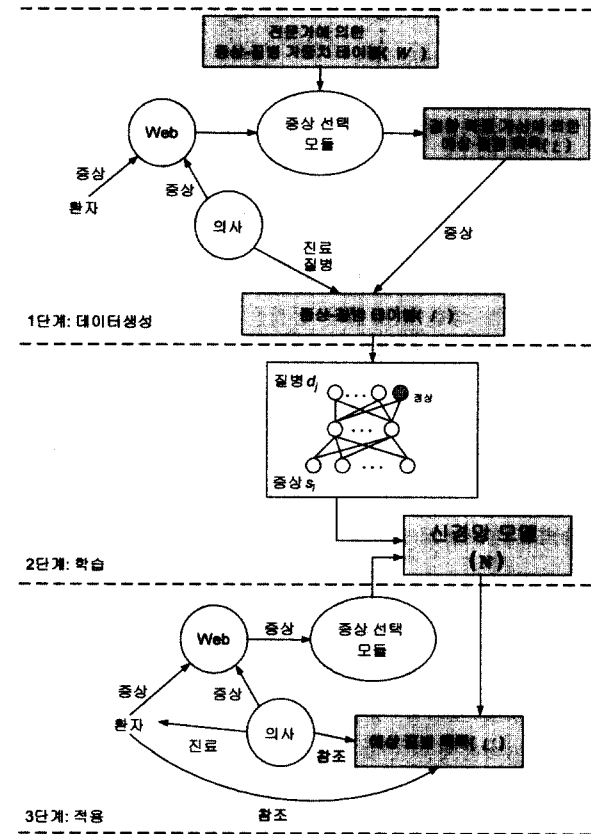
#### 3.1 개요

(그림 5)는 본 시스템의 전체적인 구성을 보여준다. 먼저 신경망의 학습 데이터를 생성하기 위한 시스템 설계는 (그림 5)의 1단계와 같다. 전문가가 환자들을 진료한 후, 각 환자의 증상과 해당 질병을 웹상에서 입력하여 증상-질병 테

이블( $I$ )을 생성한다. 전문가가 진료한 질병은 신경망 모델을 수행할 때 목표 출력 값으로 사용된다.

2단계에서는 신경망 모델의 학습 단계로서 1단계에서 생성된 증상-질병 테이블을 훈련 데이터로 사용하여 EBP 학습(Erro Back-Propagation learning)[9]을 수행함으로써 신경망 모델( $N$ )을 생성한다.

마지막 3단계는 적용 단계로서 사용자(혹은 전문가)는 웹 상에서 관련있는 증상의 대분류와 소분류를 선택하여 그에 관련된 증상항목 중에서 해당되는 증상을 하나 이상 선택한다. 증상 선택 모듈은 이와 같이 선택된 증상들과 사용자의 성별과 연령을 고려한 예상 질병을 바탕으로 다음 증상을 선택하여 보여준다. 예상된 증상들을 사용자에게 모두 질의한 후, 사용자가 응답한 증상들을 학습된 신경망 모델( $N$ )에 적용함으로써 예상 질병 목록( $L'$ )을 그 가능성과 함께 사용자에게 보여준다.



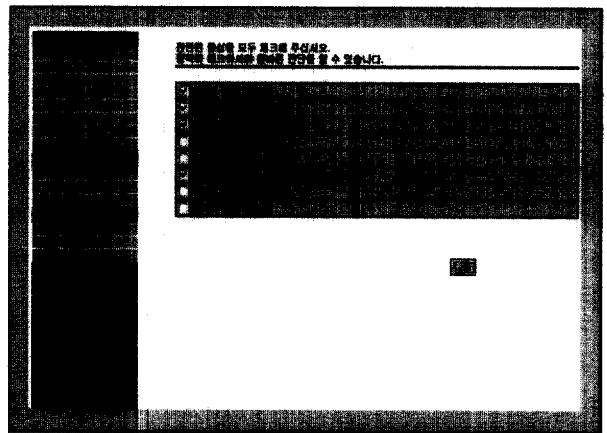
(그림 5) 시스템 구성 단계

3.2 증상 선택 모듈

본 시스템은 대화식 방법으로 증상을 사용자에게 물어보게 된다. 증상은 (그림 6)과 같이 대분류-소분류로 분류되어 있다. 분류는 전문가에 의해서 이루어진다. 따라서 초기에 사용자가 현재 증상에 해당되는 분류 카타고리를 선택하게 되면 그에 해당되는 모든 증상을 확인할 수 있고

그 중 해당되는 증상만을 선택하게 된다. 선택된 증상에 해당되는 질병을 증상-질병 가중치 테이블( $W$ )에서 찾아내어 예상 질병목록( $dl$ )을 생성하고, 예상 질병목록에서 질병들에 해당되는 증상들을 찾아내어 예상 증상목록( $sl$ )을 생성한다.

생성된 예상 증상목록과 예상 질병목록을 바탕으로 사용자에게 확인한 다음 증상을 선택하는 증상 선택 모듈이 수행된다.



(그림 6) 시스템 초기화면

(그림 7)은 증상선택 모듈의 알고리즘을 나타내고 있다. 이 모듈은 사용자의 성별 및 연령 정보와 증상정보 그리고 질병정보를 입력으로 받아 사용자의 현재 상황에 맞는 증상을 선택하도록 사용자에게 질문한다. 사용자는 현재 자신에게 해당되는 초기 증상들( $sl_{initial}$ )을 선택한다. 다음은 선택한 초기 증상에 해당되는 질병을 산출하여 예상 질병목록( $dl$ )을 생성하고 예상 증상 목록( $sl$ )은 예상 질병에 해당되는 증상이면서  $sl_{initial}$ 에 해당되지 않은 증상들로 구성되어진다.  $D_1$ 은  $sl$ 과  $dl$ 로 구성된 증상-질병 가중치 테이블이다. 여기서 가중치는  $W$ 와 같다(Step.1~Step.3).  $D_1$ 에서  $sl$ 에 속한 각 증상  $s_i, i = 1, \dots, |s_l|$ 에 대해 대응되는 질병  $d_j, j = 1, \dots, |d_l|$ 의 가중치 합을 구하여 최대 값을 가지는 증상( $s_{max}$ )을 선택한다(Step.6). Step.7~Step.16은 각 단계의  $s_{max}$ 에 대해 사용자의 응답 여부에 따라서  $D_1$ 에서 해당되지 않는 질병들을 삭제하는 과정이다. 만일 사용자가 '예'로 응답한 경우 선택된 증상에 대응하는 질병의 가중치가 0인 질병들만 예상 질병 항목에서 삭제하고, 동시에 예상 증상 항목에서 선택된 증상을 삭제한다. 이와 반대로 사용자가 '아니오'로 응답한 경우에는 예상 증상 항목에서 선택된 증상만 삭제한다. 왜냐하면 어떤 질병에 해당되는 증상들이 모두 만족하는 경우에만 그 질병이라고 진단하지 않기 때문이다. 이와 같이 수정된 예상 증상항목과 예상 질병 항목을 이용하여 새로운 증상-질병 가중치 테이블 ( $D_{k+1}$ )

을 작성한다. 위의 과정을 예상 증상 항목에 선택될 증상이 없을 때까지 반복한다.

```

Procedure Select_Symptoms (W, s_initial)
begin
1.  $dl := \{ d_j \mid W[s_i, d_j] > 0.0, s_i \in s\_initial \}$ 
2.  $sl := \{ s_i \mid W[s_i, d_j] > 0.0, s_i \notin s\_initial, d_j \in dl \}$ 
3. Create  $D_1[s_i, d_j], s_i \in sl, d_j \in dl$ 
4. repeat
5.   for  $k := 1$  up to  $|sl|$  do {
6.      $s_{max} := \max_i \{ s_i \mid s_i = \sum_j D_k[s_i, d_j] \}$ , 여기서
        $D_k[s_i, d_j]$ 는  $i$  번째 증상에 대한  $j$  번째 질병에
       대한  $D_k$ 의 해당 가중치
7.     for each  $S_{max}$  do {
8.       if user's response is 'yes' then
9.         for each disease  $d$  of  $s_{max}$  do {
10.          if ( $D_k[s_{max}, d] = 0.0$ ) then
11.            delete  $d$  from  $dl$ ;
12.            delete  $s_{max}$  from  $sl$ ;
13.          }
14.        else
15.          delete  $s_{max}$  from  $sl$ ;
16.        }
17.      Create  $D_{k+1}[s_i, d_j], s_i \in sl, d_j \in dl$ ;
18.    }
19.  until  $sl = \emptyset$ ;
20.  if ( N (Neural Network Model) is not built ) then
21.    Compute the joint probability of  $d \in dl$ 
22.  else
23.    using the N
24.  Output  $D'$ ;
end
    
```

(그림 7) 증상 선택 모듈

만일 신경망 모델(N)이 없을 경우, Step.4~Step.19까지를 반복하여 얻어진  $dl$ 로부터 결합 확률(joint probability)을 이용하여 사용자가 선택한 전체 증상들에 대한 각 (예상) 질병의 가능성을 산출한다(Step.21). 결합 확률은 다음 식 (1)에 의해 구한다[10]:

$$P(d_j) = \sum_{i=1}^{|sl|} \left\{ D_k[s_i, d_j] \prod_{i=0}^{|sl|-1} (1 - D_k[s_i, d_j]) \right\}, \quad (1)$$

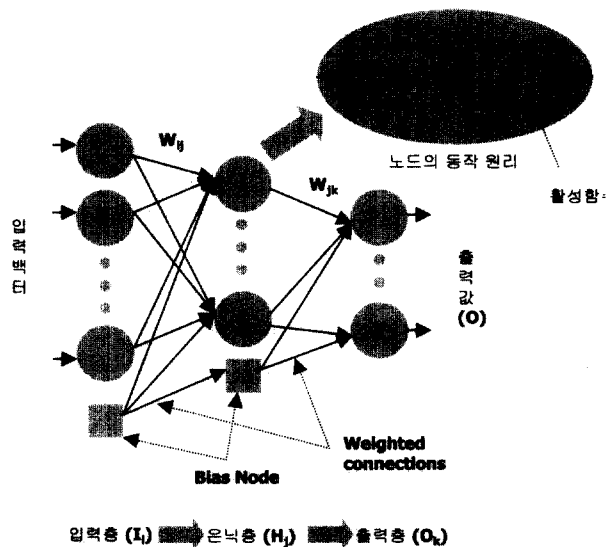
단,  $D_k[s_0, d_j] = 0$

신경망 모델(N)이 있는 경우, Step.4~Step.19를 통해 사용자에게 해당하는 증상을 1로 그 외의 증상을 0으로 증상 항목을 만들어 신경망 모델의 입력으로 하여 (예상) 질병들의 가능성을 산출한다.

### 3.3 신경망 학습

(그림 8)은 제안한 시스템의 신경망 모델(N) 구조를 보여준다. 학습 알고리즘으로는 교사학습(supervised learning)으로 수행되는 오류 역전파(Error-Back Propagation; EBP) 알고리즘을 사용한다.

(그림 8)은 신경망 모델 중 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron; MLP) 구조[9]를 보여주는데, MLP는 3개의 계층, 즉 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있고, 각 노드는 다음 층의 모든 노드에 연결된 전방향 구조를 가진다. 각 노드의 연결은 관련된 가중치를 가진다. 여기서 은닉층  $j$  번째 노드는 자신의 입력들에 대한 가중합,  $x_j = \sum_i w_{ij} I_i$  를 가지게 되고, 비선형 활성화함수를 통과하게 된다. 신경망의 유용성은 바로 이러한 비선형성(non-linearity)에 있다고 할 수 있으며, 이러한 특성으로 인하여 유연하고 효율적인 시스템을 제공해준다.



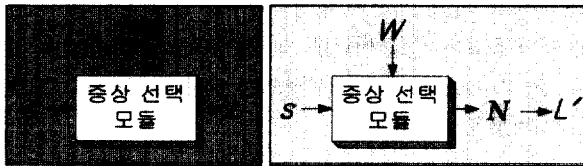
(그림 8) 다층 퍼셉트론 구조

MLP는 입력(I)과 출력(O) 사이의 비선형 사상 함수,  $O = F(I; w, A)$  를 제공해준다. 여기서  $w$  는 MLP의 가중치이며,  $A$  는 신경망 구조를 의미한다. 입력이 제시될 때 MLP로부터 목표 출력값을 생성하도록 하는 열쇠는 MLP의 가중치를 적절한 값으로 설정한다. 이러한 MLP의 학습 알고리즘인 EBP는 MLP의 가중치들에 대하여  $E = \sum_k (O_k - T_k)^2 / 2$  을 반복적인 방법으로 최소화하는 것이며, 학습 중에 어느 한 시점에서의 가중치의 변화량은  $\Delta W \propto -\partial E / \partial W$  과 같다. 따라서 각 계층의 가중치 변경에 대한 일반식  $\Delta W_{jk}(t) = -\eta \partial E / \partial W_{jk} + W_{jk}(t+1)$  와  $\Delta W_{ij}(t) = -\eta \partial E / \partial W_{ij} + W_{ij}(t+1)$  와 같다. 여기서  $w_{ij}$  는 노드  $i$  에서  $j$  로 가는 가중치이고,  $t$  는 가중치 변화 시점이며,  $\eta$  는 가중치 변화량을 제어하는 상수, 즉 학습률(learning rate)을 의미한다.

제안한 신경망 모델에서 입력층의 입력값으로는 0과 1을 가지며, 1은 사용자에게 해당되는 증상과 정보를 의미하고 그 외의 증상은 0으로 나타난다. 출력층에서는 [0, 1]의 값을 가질 수 있으며 1에 가까울수록 가능성이 높은 질병을

의미한다.

(그림 9)는 신경망 학습 후의 시스템 동작을 보여준다. 학습이 완료된 신경망 모델은 증상-질병 가중치 테이블( $W$ )을 이용한 증상선택모듈을 통해 사용자에게 해당되는 증상을 1로 그 외의 증상을 0으로 입력받아 가능성이 포함된 예상 질병 목록 ( $L'$ )을 얻게 된다.



(그림 9) 신경망 학습 후의 시스템 동작

### 3.4 적 용

본 시스템은 대화식 방법으로 (그림 10)과 같이 사용자 (혹은 전문가)는 웹 상에서 증상선택모듈에 의해 선택된 증상에 대한 응답에 따라 다음 증상을 제시받게 되며, 이를 통하여 사용자의 현재 상태를 파악하게 된다. 이러한 정보를 신경망 모델의 입력으로 하여 상태에 가장 적합한 예상 질병 목록을 산출하게 된다. 따라서 환자에게는 더 나은 신뢰감을 그리고 전문가에게는 진단의 정확성을 높여주는 기회를 제공해준다.

사이버 병원에 오신걸 환영합니다.

Step	Symptom	Yes	No
0	숨이 가쁘거나 숨이 차다	Yes	
1	보통의 뭉은 설사를 하루에 여러 번 한다.	Yes	
2	목 뒤쪽에 뭉우리가 안저진다.	Yes	
3	몇 주 전에 비해서 뭉무게가 줄었다.	Yes	
4	몇일은 설사를 하고 몇일은 변비가 있는 식으로 설사와 변비를 반복한다.	Yes	
5	공복시 속이 쓰린다.		No
6	배의 윗쪽 가운데 명치 아래가 아프다.	0	0

확인

(그림 10) 대화식 방법의 인터페이스

## 4. 구현 및 실험

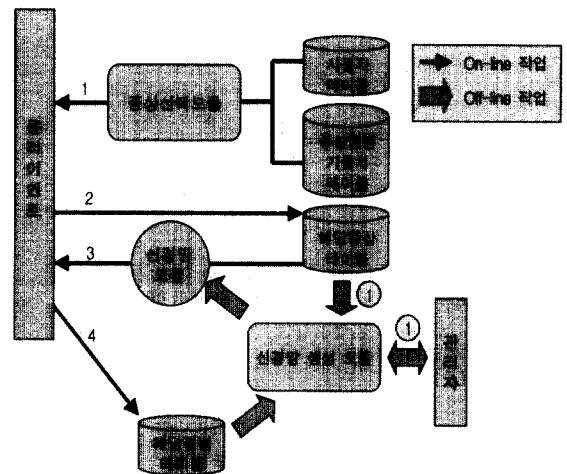
### 4.1 기반환경

본 논문에서 설계 및 구현한 증상 진단 시스템은 Window 2000 Server 시스템을 사용하며, 사용언어는 Java이고 데이터베이스는 Oracle 8을 사용하였다. 또한 서버 프로그램으로 JSP를 사용하고, 서블릿 엔진으로는 Resin 1.1.3을 사용하여 구현하였다.

### 4.2 시스템 구성

본 시스템은 (그림 11)과 같이 4개의 테이블과 2개의 모

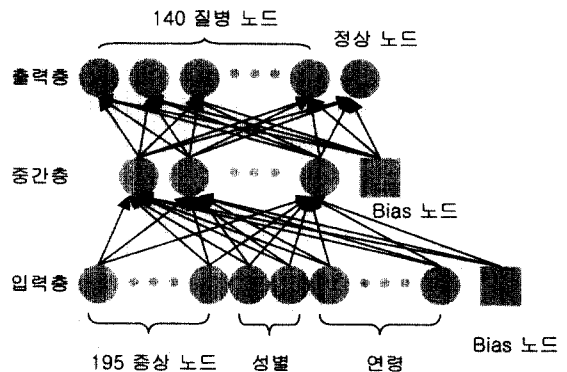
듈로 구성되어 있다. 사용자 테이블은 사용자에 대한 데모 그래픽정보가 저장되어 있으며 증상테이블은 증상들을 대분류와 소분류로 구분하여 각각의 증상에 관련된 질병을 나타내고 있다. 또한 질병테이블은 연령, 성별, 증상에 있어 질병들의 가중치를 나타내고 있다. 이와 같은 정보를 가지고 증상 선택 모듈에서는 사용자의 현 상황에 적합한 증상을 선택하여 설문이 이루어지고 이때 설문한 내용은 증상 테이블에 저장된다. 설문이 끝나면 시스템에서는 사용자의 증상에 해당되는 예상 질병항목이 산출된다. 이것은 해당 질병테이블에 저장되고 신경망 모델의 입력으로 받아져서 최종 예상 질병항목을 사용자에게 보여지게 된다. 후에 사용자(혹은 전문가)는 병원에 진단을 받은 결과를 해당 질병 테이블에 입력하게 된다.



(그림 11) 시스템 구성도

### 4.3 실험 예

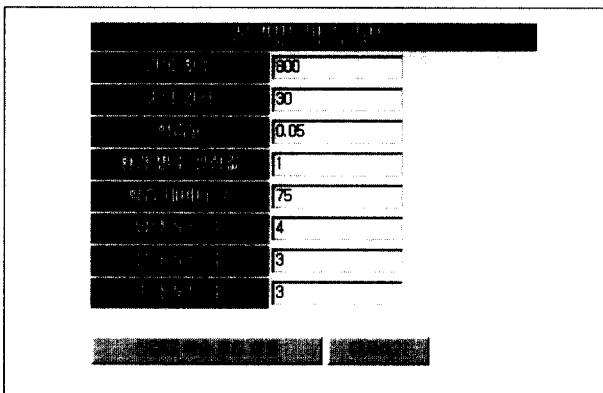
본 시스템에서 실험한 신경망 모델은 (그림 12)와 같다. 입력층은 195개의 증상노드, 8개의 연령노드(10대, 20대, 30대, 40대, 50대, 60대, 70대, 기타), 2개의 성별노드(남, 여), Bias노드로 구성되어 있고 출력층은 140개의 질병노드와 정



(그림 12) 본 시스템의 신경망 모델

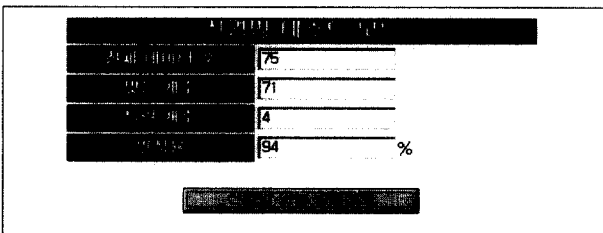
상노드로 구성되어 있다. 입력 값은 사용자에 해당되는 나이와 연령과 긍정적으로 응답한 증상에는 1을 그 외의 경우는 0으로 표현하고 있다. 출력 값은 [0, 1] 사이의 값으로 출력되고, 이는 사용자의 현 상태에 대한 각 질병의 가능성을 의미한다. 따라서 최종적으로 사용자에게 산출되는 질병은 가능성이 0.7이상이고 상위 5개 질병만 보여진다.

본 시스템에서는 관리자가 신경망 모델을 생성하기 위해 (그림 13)과 같은 신경망 학습모드 인터페이스를 제공한다. 여기서 환경 변수 값은 랜덤씨드(random seed)로서 모델의 초기 가중치를 (-0.5, 0.5)에서 임의적으로 발생시키는 값이다.



(그림 15) 신경망 학습 모드

이렇게 생성된 신경망 모델을 테스트하여 (그림 14)와 같은 인터페이스를 통해 시스템에서 신경망 모델을 갱신할 수 있다. 또한 본 시스템에서는 관리자가 증상테이블과 질병테이블의 내용을 추가, 삭제, 갱신할 수 있도록 인터페이스를 제공하고 있다.



(그림 16) 신경망 모듈 업데이트

**예제 4.1** 먼저 사용자의 초기 증상을 선택하기 위한 초기 설문 화면에서 사용자는 해당하는 증상의 대분류 항목과 소분류 항목을 선택하여 상황에 해당되는 여러 개의 증상들을 선택할 수 있다(그림 6). 초기 증상을 선택하게 되면 선택한 증상과 함께 시스템은 다음 증상을 사용자에게 설문한다(그림 10). 사용자는 설문한 증상에 대해 ‘예’ 또는 ‘아니오’라고 대답한다. 사용자의 응답 결과에 따라 증상 선택 모듈에 의해 다음 단계의 설문이 계속된다. 이와 같은

설문 내용이 계속 사용자에게 보여지면서 사용자의 증상 상태를 파악할 수 있다. 마지막으로 신경망 모델을 통하여 이러한 상태에 대한 예상 질병 목록이 가능성과 함께 출력된다.

### 5. 결 론

제안한 시스템은 사용자가 자신의 초기 증상을 웹상에서 입력하여 신뢰감있는 예상 질병 목록을 획득하게 함은 물론, 전문가 측면에서도 각 환자에 대한 증상을 웹 상에서 입력하여 신경망을 이용한 본 시스템의 결과를 참조함으로써 진단의 정확성을 높일 수 있도록 해준다. 본 시스템의 특성은 대부분 진단 시스템의 핵심 부분인 증상-질병 가중치 테이블(전문가 혹은 전문가 그룹에 의해 생성)을 신경망을 이용하여 조율함으로써 유연하고 정확성이 높은 진단 결과를 보이도록 설계하였다는 점이다.

향후 연구로는 신경망을 학습시킬 때 외부변수가 학습에 미치는 영향을 여러 각도로 분석하여 적용함으로써 시스템의 성능을 향상시키는 일이다. 예를 들어, 중간층의 노드의 개수, 최대 반복횟수, 학습률 등에 대한 연구를 통하여 신경망 모델 자체의 성능 향상을 얻음으로써 본 시스템의 진단의 정확성을 도모하는데 있다. 또한 다양한 실제 문제에 적용함으로써 본 시스템의 견고성을 높이고자 한다.

### 참 고 문 헌

- [1] <http://www.healthkorea.net/healthlove/>.
- [2] <http://www.puh.co.kr/CHKHLTH/>.
- [3] <http://www.drcrezio.co.kr/>.
- [4] <http://www.hidoc.co.kr/index1.jsp>.
- [5] <http://www.lcs.mgh.harvard.edu/dxplain.htm>.
- [6] Buchanan, B., and Shortliffe, E., Rule-Based Expert Systems, Addison-Wesley, Reading, MA, 1984.
- [7] Miller, R. A., Pople Jr., H. E., and Myers, J. D., "Internist-1 : An Experimental ComputerBased Diagnostic Consultant for General Internal Medicine," New England J. Medicine, Vol.307, No.8, pp.468-476, 1982.
- [8] Gallant, S., *Neural Network Learning and Expert Systems*, The MIT Press, Cambridge, pp.267-293, 1994.
- [9] Haykin, S., *Neural Networks*, 2nd Ed., Prentice- Hall, Inc., New Jersey, pp.156-175, 1999.
- [10] Wackerly, D., Mendenhall III, W. and Scheaffer, R., *Mathematical Statistics with Applications*, 5th Ed., Duxbury Press, pp.188-197, 1995.



### 김삼근

e-mail : skim@ce.hankyong.ac.kr

1985년 부산대학교 계산통계학과(이학사)  
1988년 숭실대학교 전자계산학과(공학석사)  
1998년 숭실대학교 전자계산학과(공학박사)  
1992년~현재 한경대학교 컴퓨터공학과 부  
교수

관심분야 : 신경망, 데이터마이닝, 웹컴퓨팅, 멀티미디어 통신 등



### 김병천

e-mail : bckim@hnu.hankyong.ac.kr

1988년 한남대학교 전자계산학과(공학사)  
1990년 숭실대학교 전자계산학과(공학석사)  
1999년 명지대학교 컴퓨터공학과(공학박사)  
1991년~현재 한경대학교 컴퓨터공학과 부  
교수

관심분야 : Machine Learning, Knowledge-Based System, Com-  
puter Vision