

# 분산 정보 검색을 위한 신경망 에이전트의 계층적 구성

최용석<sup>†</sup>

## 요 약

웹과 같은 분산 정보 검색 환경에서 문서들은 많은 문서 데이터베이스들에 자연스럽게 분할되어서 존재한다. 그러므로 이러한 문서들의 효율적인 검색을 위해서는 먼저 질의에 관련되는 문서들을 제공할 것으로 판단되는 문서 데이터베이스를 찾아내고 다음으로 그 문서 데이터베이스에 질의를 줌으로써 분산 정보 검색을 수행해야 한다. 본 논문에서는 이러한 분산 정보 검색을 위한 신경망 에이전트를 소개하고, 확장성을 가지게 하기 위하여 신경망 에이전트들이 계층적으로 구성된 다중 신경망 에이전트 시스템을 제안한다. 신경망 에이전트들의 계층적 구성은 정보 검색 성능을 저하시키지 않으면서도 각 신경망 에이전트의 학습을 위한 전체 훈련 비용을 허용할 만한 범위 내에서 유지시켜 주므로 대규모 문서 데이터베이스 환경에서의 분산 정보 검색에도 신경망 에이전트를 적용할 수 있게 해준다. 제안된 신경망 에이전트를 단일 에이전트와 계층적 다중 에이전트 시스템으로 실험 환경에서 구현하여 각각의 정보 검색 성능을 기존의 통계적 분산 정보 검색 기법을 사용했을 때와 비교함으로써 신경망 에이전트의 유용성을 예증한다.

키워드 : 신경망 에이전트, 계층적 구성

## Hierarchical Organization of Neural Agents for Distributed Information Retrieval

Yong S. Choi<sup>†</sup>

### ABSTRACT

Since documents on the Web are naturally partitioned into many document databases, the efficient information retrieval (IR) process requires identifying the document databases that are most likely to provide relevant documents to the query and then querying the identified document databases. We first introduce a neural net agent for such an efficient IR, and then propose the hierarchically organized multi-agent IR system in order to scale our agent with the large number of document databases. In this system, the hierarchical organization of neural net agents reduced the total training cost at an acceptable level without degrading the IR effectiveness in terms of precision and recall. In the experiment, we introduce two neural net IR systems based on single agent approach and multi-agent approach respectively, and evaluate the performance of those systems by comparing their experimental results to those of the conventional statistical systems.

Keywords : Neural Agent, Hierarchical Organization

## 1. 서 론

대규모의 문서들이 분산된 여러 문서 데이터베이스들에 분할되어져 있는 환경에서 수행하는 정보 검색을 분산 정보 검색이라 하며, 웹 상에서

<sup>†</sup> 정 회 원: 한양대학교 컴퓨터교육과 교수(교신저자)  
논문접수: 2005년 5월 22일, 심사완료: 2005년 10월 6일

는 분산 정보 검색을 수행하는 서비스로 NCSTRL [1], IBM InfoMarket [2], MetaCrawler [3] 등의 메타 검색 엔진이 존재한다. 이러한 메타 검색 엔진은 사용자의 질의(query)를 여러 문서 데이터베이스(또는 검색 엔진)들에 동시에 브로드캐스트(broadcast) 하고 그 문서 데이터베이스들에 의해 제공되는 결과들을 합병하여 사용자에게 웹 문서 형태로 제시한다.

이 때, 모든 문서 데이터베이스에 사용자 질의를 무분별하게 브로드캐스트하는 방식은 불필요한 네트워크 자원의 접근과 함께 상당한 통신 비용을 발생시킬 수 있다. 따라서 "분산된 여러 개의 문서 데이터베이스들 중에서 사용자가 원하는 문서를 제공할 것으로 판단되는 데이터베이스들을 어떻게 골라내고 이들에 대해서만 선택적으로 질의를 보낼 것인가?"하는 데이터베이스 선택문제 [4]가 발생하며 이를 해결하기 위하여 통계적 기법들[5][6][7][8][9]이 제시되었다. 그러나 이러한 기법들은 문서 데이터베이스 내의 문서들에 대한 각 용어들의 분포 형태와 용어들 간의 상호 관련성(correlation)을 전혀 고려하지 않아 다수의 용어(term)들로 구성된 질의에 대한 검색에는 적합하지 않게 되므로 실제 정보 검색 환경에서 충분한 성능을 보여주지 못하는 경우가 많다.

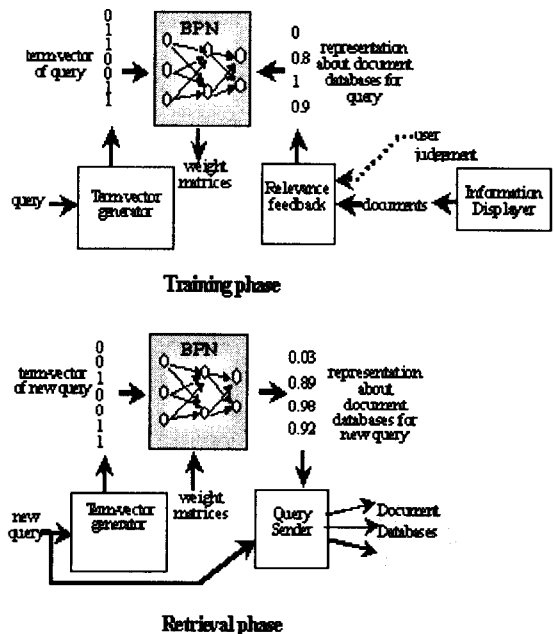
이를 한계를 극복하기 위하여 본 연구실에서는 이미 기존의 여러 기법들의 한계를 극복하기 위해서 신경망 학습 메카니즘을 분산 정보 검색에 적용한 신경망 기반 웹 정보 검색 에이전트 [10] (이후로 "신경망 에이전트")를 제시한 바 있다. 그러나 보다 현실적인 분산 정보 검색을 위해서는 신경망 에이전트가 데이터베이스들을 효과적으로 색인할 수 있어야 할 뿐만 아니라 문서 데이터베이스들의 크기와 갯수에 대한 확장성(scalability)을 가져야 한다.

따라서 본 논문에서는 이미 제시한 단일 신경망 에이전트 시스템을 확장하여 다중 에이전트(multi-agent) 정보 검색 시스템을 제시한다. 특히 신경망 에이전트들을 계층적으로 구성하여 다중 신경망 에이전트 시스템을 구축할 때 단일 신경망 에이전트 시스템에 비해 효율적인 협력적 분산 정보 검색(collaborative distributed information retrieval)이 가능함을 보이고 실험

결과를 통하여 이를 예증하고자 한다.

## 2. 신경망 에이전트

신경망 에이전트는 질의를 받고 자신의 색인 정보에 기반하여 그 질의에 관련하여 문서를 제시하는 다수의 문서 데이터베이스들이 존재하는 환경에서 동작한다. 따라서 신경망 에이전트는 존재하는 문서 데이터베이스들에 선택적으로 질의를 보내고 그들로부터 질의에 관련된 문서들을 제공받는다. 신경망 에이전트는 <그림 1>과 같이 훈련 단계(training phase)와 검색 단계(retrieval phase)로 동작한다.



<그림 1> 신경망 에이전트의 훈련 단계와 검색 단계

훈련 단계에서 BPN(Backpropagation Neural Net)의 입력층은 TG(Term-vector Generator)에 의해 생성되는 용어 벡터와 RF(Relevance Feedback)에 의해 생성되는 피드백 벡터의 쌍들에 대하여 역전파 알고리즘[11]을 적용하게 되며 이 때, 각 문서 데이터베이스가 주어진 질의에 관련된 문서들을 얼마나 많이 제공하였는지를 BPN의 연결 가중치를 조정함으로써 학습하게 된다 [10].

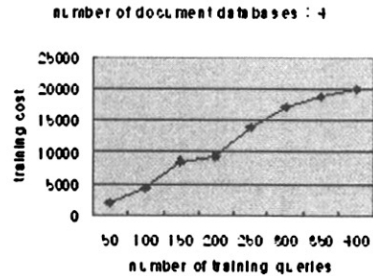
**검색 단계**에서는 주어진 질의에 대하여 TG에 의해 생성되어진 용어 벡터가 BPN의 입력층에 주어지고 이는 훈련 단계에서 학습되어진 노드들간의 연결 가중치를 기반으로 하여 은닉층을 통하여 출력층으로 전파된다. 이의 결과로 BPN은 0과 1사이의 값들로 이루어지는 벡터를 출력하게 되며 이는 “각 문서 데이터베이스가 주어진 질의에 대하여 관련된 문서를 얼마나 많이 제공할 것인가”에 대한 추정 점수로서 활용된다. 이때, 출력 벡터의 요소(component) 값이 일정 임계 점수 이상의 값을 가지는 경우 해당 문서 데이터베이스에 선택적으로 질의를 보내어 검색을 수행하게 된다.

### 3. 단일 신경망 에이전트의 한계점

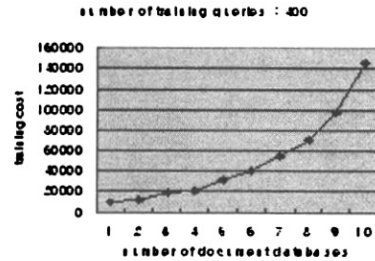
본 논문에서 제시하는 신경망 에이전트가 실제 대규모의 분산 정보 검색 환경에 적용될 수 있기 위해서는 문서 데이터베이스의 규모에 확장 가능한 (scalable)한 특성을 지녀야 한다. 예를 들어 이용 가능한 문서 데이터베이스의 개수가 일정 한도를 넘어서게 되면 신경망 에이전트는 BPN을 역전파 알고리즘으로 훈련시키는데 어려움을 겪게 될 수 있다. 그러므로 신경망 에이전트에서의 훈련 비용 (training cost)은 본 논문에서 제시하는 기법의 효율성에 중대한 영향을 미치며 이것은 훈련 질의의 개수 뿐만 아니라 신경망 에이전트가 학습해야 하는 문서 데이터베이스의 개수에 영향을 받는다.

실제로 이용 가능한 문서 데이터베이스들의 개수가 많아 질수록 신경망 에이전트의 학습 메커니즘은 각 질의를 관련되는 문서 데이터베이스들에 연관(association)시키기 위해 문서 데이터베이스들 사이를 구별하는 더 많은 특징을 추출해야 하며, 따라서 BPN 훈련을 위한 작업의 규모와 복잡도(complexity)는 증가한다. Tesauro와 Janssens [12]는 BPN의 훈련 비용이 그 작업의 복잡도에 대해 지수적으로(exponentially) 증가함을 보였다. 그러므로 단일 신경망 에이전트가 너무 많은 문서 데이터베이스들을 학습하는 것은 극단적인 비용을 요구하게 되어 단일 신경망 에이전트 기법은 비현실적인 문제점을 가질

수 있게 될 것이다. 본 논문에서는 훈련 비용을 다음과 같이 정의하고 이를 실험을 통하여 <그림 2>와 같은 결과를 얻었다.



(a)



(b)

<그림 2> 훈련 비용 변화 그래프

**[정의 1] 훈련 비용(training cost)** : 훈련 비용은 BPN 학습을 위한 역전파 알고리즘이 종료 될 때까지 가중치 행렬 조정의 횟수이다.

실제 정보검색에서 사용된 예제 질의들을 훈련 질의들로 하는 간단한 실험을 통하여 BPN 입력층과 은닉층의 크기들을 각각 197 (= 훈련 질의들에 나타나는 모든 용어들의 개수) 과 50의 고정 값으로 유지하면서, 훈련 질의개수 변화와 신경망 에이전트가 역전파 알고리즘으로 학습해야 하는 문서 데이터베이스의 개수, 즉 BPN 출력층의 크기, 변화에 따른 훈련 비용을 측정하였다. 이 때 BPN 학습을 위한 역전파 알고리즘에서 학습률은 0.005를 사용하였고 역전파 알고리즘을 끝내는 조건에서 사용하는 평균 제곱 오류의 최대 허용값은 0.05를 사용하였다.

<그림 2>의 (a)와 (b)는 각각 훈련 질의의

개수와 문서 데이터베이스들의 개수의 증가에 따른 훈련 비용의 변화 곡선을 보여주고 있다. 그림에서 훈련 비용은 훈련 질의의 개수에 비례하는 경향을 보이고 신경망 에이전트가 학습하는 문서 데이터베이스의 개수에는 지수적으로 증가하는 경향을 보인다. 이것은 BPN 출력층의 개수가 허용 한도 이상으로 증가하게 되면 신경망 에이전트가 학습하는데 상당한 어려움을 겪게 된다는 것을 의미하며, 이는 일반적인 단일 에이전트 기법에서 발생하는 "bounded rationality" [13] 문제와 일치한다. 그러므로 하나의 신경망 에이전트가 그 에이전트의 "bounded rationality" 이상으로 많은 문서 데이터베이스들에 대해 학습하는 방법은 비효율적이다. 뿐만 아니라 단일 신경망 에이전트 기법에서 존재하는 신경망 에이전트의 문서 데이터베이스들에 새로운 문서 데이터베이스를 추가하게 된다면, 그 신경망 에이전트가 새로 추가된 데이터베이스에 대해서만 분산 정보 검색지식을 학습해도 되는 경우에도 모든 데이터베이스들에 대해 다시 학습을 수행해야 한다. 그러므로 존재하는 신경망 에이전트를 더 많은 문서 데이터베이스를 가지는 시스템으로 확장하게 될 때, 단일 신경망 에이전트 기법은 중복되는 훈련 비용을 적지 않게 부담해야 한다. 이러한 문제점들을 극복하기 위해 다음 장에서는 신경망 에이전트들이 계층적으로 구성된 다중 신경망 에이전트 시스템을 제시하고자 한다.

#### 4. 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템

앞 장에서 기술한 바와 같이 각자의 이용 가능한 문서 데이터베이스들을 가지는 다수의 신경망 에이전트가 존재한다고 하자. 이 때, 각 신경망 에이전트도 주어진 질의에 대하여 각자가 이용 가능한 문서 데이터베이스들로부터 관련된 문서를 질의 제공자에게 반환하므로 하나의 문서 데이터베이스로 볼 수 있다. 따라서 각 신경망 에이전트가 각자의 이용 가능한 문서 데이터베이스들을 가지는 것과 같은 방식으로 상위 신경망 에이전트(superordinate neural net agent)가 각 신경망 에이전트들을 이용 가능한 문서 데이터베이스로 가지는 시스템을 구축할 수 있다. 또한 같

은 원리를 이용하여 신경망 에이전트들이 더 깊은 계층을 가지도록 구성할 수 있다. 이러한 신경망 에이전트들의 계층적 구성에서는 하위 신경망 에이전트(subordinate neural net agent)들이 각자의 이용 가능한 문서 데이터베이스들을 다루는 것과 똑 같은 방식으로 상위 신경망 에이전트가 하위 신경망 에이전트들을 다룰 수 있다. 그러므로 하위 신경망 에이전트의 정보 제공자는 그 에이전트의 상위 신경망 에이전트가 된다.

##### 4.1. 정의

이러한 신경망 에이전트의 계층적 구성을 보다 정형적으로 나타내기 위해서 이용 가능한 문서 데이터베이스들과 그들로부터 정보를 검색하는 다수의 신경망 에이전트들로 이루어지는 다중 신경망 에이전트 시스템을 먼저 정의한다.

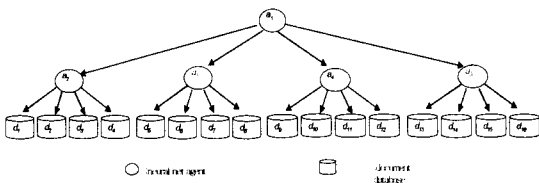
**[정의 2] 다중 신경망 에이전트 시스템 :** 다중 신경망 에이전트 시스템은 3-tuple,  $M = \langle A, D, R \rangle$  로 정의된다. 이 때,  $A$  는 신경망 에이전트들의 집합이고,  $D$  는 문서 데이터베이스들의 집합이며,  $R$  은 " $\langle x, y \rangle \in R$  는  $x$  가  $y$  의 질의 제공자가 되기 위한 필요 충분 조건" 이고 " $\forall x \in A [ \exists y [ \langle x, y \rangle \in R ] ]$ " 을 만족하는  $A \times (AUD)$  상의 이진 관계(binary relation)이다.

다중 신경망 에이전트 시스템  $M = \langle A, D, R \rangle$  은  $A$  의 원소가 내부 노드(interior node)이고  $D$  의 원소는 말단 노드(leaf node)이며  $R$  은 에지(edge) 들의 집합인 방향성 그래프(directed graph)  $M' = \langle AUD, R \rangle$  로 나타낼 수 있다. 이를 바탕으로 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템을 다음과 같이 정의한다.

**[정의 3] 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템 :** 다중 신경망 에이전트 시스템  $M = \langle A, D, R \rangle$  을 나타내는 방향성 그래프  $M' = \langle AUD, R \rangle$  가 트리(tree)라면  $M$  은 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템이다.

예를 들어,  $A = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$ ,  $D = \{d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8, d_9, d_{10}, d_{11}, d_{12}, d_{13}, d_{14},$

$d_{15}, d_{16}$  and  $R = \{ \langle a_1, a_2 \rangle, \langle a_1, a_3 \rangle, \langle a_1, a_4 \rangle, \langle a_1, a_5 \rangle, \langle a_2, d_1 \rangle, \langle a_2, d_2 \rangle, \langle a_2, d_3 \rangle, \langle a_2, d_4 \rangle, \langle a_3, d_5 \rangle, \langle a_3, d_6 \rangle, \langle a_3, d_7 \rangle, \langle a_3, d_8 \rangle, \langle a_4, d_9 \rangle, \langle a_4, d_{10} \rangle, \langle a_4, d_{11} \rangle, \langle a_4, d_{12} \rangle, \langle a_5, d_{13} \rangle, \langle a_5, d_{14} \rangle, \langle a_5, d_{15} \rangle, \langle a_5, d_{16} \rangle \}$  인 다중 신경망 에이전트 시스템  $M = \langle A, D, R \rangle$  이 존재한다고 하자. 이 때, 방향성 그래프  $M' = \langle AUD, R \rangle$  은 <그림 3>에서 나타난 바와 같이 트리이므로  $M$  은 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템이다. 이 그림에서 신경망 에이전트를 나타내는 각 노드의 부모 노드는 그 신경망 에이전트의 질의 제공자를 나타낸다.



<그림 3> 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템

이 때  $a_1$  에이전트가 질의를 입력으로 받게 되면 이를  $a_2, a_3, a_4, a_5$  각각에 전달하게 되고 이들은 다시 전달받은 질의를 하위의 데이터베이스 각각이 요구하는 형태로 전달할 수 있게 된다.

많은 경우에 문서 데이터베이스들은 각각의 문서 토픽(document topic)에 따라 범주화(categorization)되며, 계속적으로 세분화되는 문서 토픽들은 계층적으로 구성된다 [14]. 그러므로 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템의 구조(topology)는 이러한 문서 토픽 계층(hierarchy)에 따라 미리 결정될 수 있다. 이것은 문서 토픽 계층에서 서로 가깝게 위치한 문서 토픽들을 가지는 문서 데이터베이스들을 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템의 트리 구조에서 서로 가깝게 구성하는 간단한 원리에 의해서 실현될 수 있다.

4.2. 훈련

계층적 다중 신경망 에이전트 시스템에서 각 상위 신경망 에이전트는 하위 신경망 에이전트들을 훈련시키기 위해 하위 신경망 에이전트들에 질의 뿐만 아니라 관련도 피드백을 제공할 수 있

다. 이 때, 사용자는 트리 구조의 최상위 신경망 에이전트에 훈련 질의와 관련도 피드백을 제공하고 최상위 신경망 에이전트는 하위 신경망 에이전트들 각각의 훈련 절차를 수행하기 위해 사용자로부터의 관련도 피드백을 각각의 관련된 하위 신경망 에이전트들에 전파하게 된다. 이와 같은 방식으로 수행되는 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템의 전체적인 훈련 절차를 다음과 같이 기술한다.

**단계 1:** 최상위 신경망 에이전트는 사용자로부터 주어진 질의를 하위의 신경망 에이전트로 브로드캐스트하고 이것은 최하위에 존재하는 문서 데이터베이스들에게 까지 하향식 (top-down) 으로 전달된다.

**단계 2:** 각 문서 데이터베이스는 주어진 질의에 대하여 관련 문서들을 질의 제공자에게 제공하고 이것들은 최상위 신경망 에이전트에게 까지 상향식 (bottom-up) 으로 전달된다.

**단계 3:** 최상위 신경망 에이전트는 제공된 모든 문서들을 합병하여 사용자에게 제시한다.

**단계 4:** 최상위 신경망 에이전트는 사용자로부터 관련도 피드백을 받아들인다.

**단계 5:** 최상위 신경망 에이전트는 관련도 피드백 결과들을 각각의 관련 하위 신경망 에이전트로 전파하고 이것들은 맨 아래의 신경망 에이전트들에게 까지 전달된다.

**단계 6:** 사용자로부터 주어진 모든 질의에 대하여 단계 1 부터 단계 5 까지를 반복한다.

각 하위 신경망 에이전트는 단계 1 에서 브로드캐스트 되어진 질의와 단계 5 에서 전파되어진 관련도 피드백 결과의 쌍들을 사용하여 2장에서 서술한 훈련 단계에 의해 훈련된다. 이 때, 최상위 신경망 에이전트는 사용자에게 의해 주어진 질의와 관련도 피드백 결과의 쌍들을 사용하여 훈련된다.

4.3. 검색

다중 신경망 에이전트 시스템에서 각 신경망 에이전트는 2장에서 서술한 검색 단계에 의해 주

어진 질의를 훈련된 BPN의 출력 벡터에 기반하여 하위 신경망 에이전트 또는 문서 데이터베이스들에게 선택적으로 보내고 그들로부터 검색된 문서들을 질의 제공자에게 제시한다. 이와 같은 방식으로 수행되는 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템의 전체적인 정보 검색 절차를 다음과 같이 기술한다.

**단계 1:** 최상위 신경망 에이전트는 사용자로부터 주어진 질의를 훈련된 BPN의 지식에 기반하여 하위의 신경망 에이전트들에 선택적으로 보내고 같은 방식으로 주어진 질의는 최하위에 존재하는 관련 문서 데이터베이스들에게 까지 하향식으로 전달된다.

**단계 2:** 질의를 받은 각 문서 데이터베이스는 관련 문서들을 질의 제공자에게 제공하고 이것들은 최상위 신경망 에이전트에게 까지 상향식으로 전달된다.

**단계 3:** 최상위 신경망 에이전트는 하위의 문서 데이터베이스들로부터 제공된 모든 문서들을 합병하여 사용자에게 반환한다.

예를 들어 <그림 3>이 나타내는 다중 신경망 에이전트 시스템을 4.2절의 훈련 절차에 의해 충분한 훈련 질의들로 훈련시켰다고 하자. 이 때, 관련된 문서의 색인이 문서 데이터베이스  $d_6$ 에 존재하는 질의  $q$ 를 사용자가 최상위 신경망 에이전트  $a_1$ 에 주었다면,  $a_1$ 은  $a_1$ 의 BPN의 출력에 기반하여  $q$ 를  $a_3$ 에 보내고  $a_3$ 은 다시  $a_3$ 의 BPN의 출력에 기반하여  $q$ 를  $d_6$ 에 보낸다. 그리고  $d_6$ 에  $q$ 에 관련된 문서 정보를  $a_3$ 에 제공하고  $a_3$ 는 그 문서 정보를 다시  $a_1$ 에 제공하며  $a_1$ 은 최종적으로 사용자에게 디스플레이한다. 이것은  $a_1$ 이 하위의  $a_2$ ,  $a_3$ ,  $a_4$ ,  $a_5$  각각을 문서 데이터베이스로 보고 훈련 단계에서 관련도 피드백을 사용하여 BPN을 학습시켰기 때문에 가능하게 되는 것이다.

결과적으로 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템에서의 신경망 에이전트들은 주어진 질의에 대하여 하위에 존재하는 모든 문서 데이터베이스들을 빠짐없이(exhaustively) 찾아보지 않고서도 관련된 문서들을 협조적으로 검색할 수 있다.

## 5. 실험

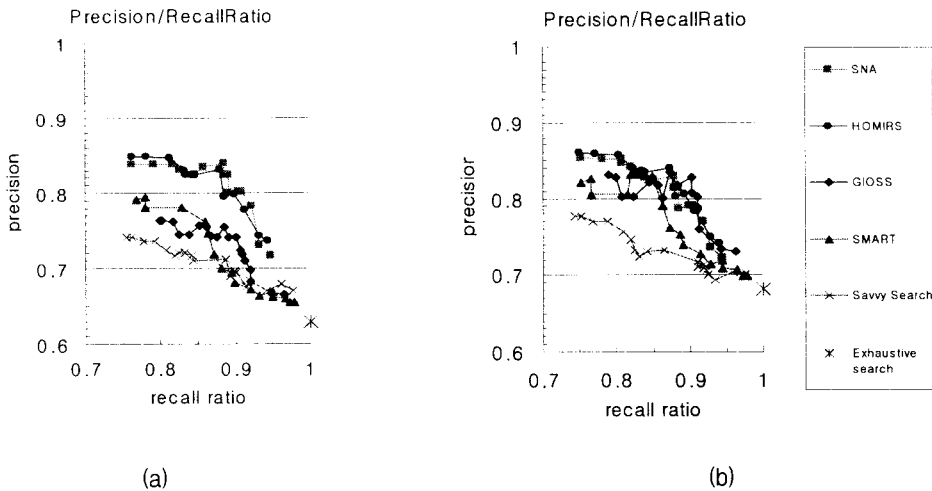
### 5.1. 실험 구성 및 결과

제안된 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템의 성능을 실제 분산 정보 검색 환경에서 평가하기 위해 같이 이전 연구[10]와 같이 야후! 코리아의 16개 검색 디렉토리들을 문서 데이터베이스들로 사용하여 단일 신경망 에이전트(SNA: Single Neural net Agent)와 계층적 다중 신경망 에이전트(HOMIRS: Hierarchically Organized Multi-agent IR System)를 각각 구축하였다. 이 때, 야후! 코리아가 제공하는 디렉토리 카테고리의 계층 구조를 문서 토픽 계층으로 사용하여 HOMIRS의 계층 구성 형태를 결정하였으므로 HOMIRS는 <그림 3>과 같은 5개의 신경망 에이전트를 가지고 각 신경망 에이전트는 4개의 하위 신경망 에이전트 또는 문서 데이터베이스를 가진다. <그림 3>에서  $d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8, d_9, d_{10}, d_{11}, d_{12}, d_{13}, d_{14}, d_{15}, d_{16}$ 는 야후! 코리아의 16개 검색 디렉토리("Physics", "Chemistry", "Biology", "Astronomy", "Electrical Engineering", "Computer Science", "Mechanics", "Material Science", "Economics", "Psychology", "Geography", "Urban Architecture", "Performing Arts", "Sports", "Korean Arts" and "Health")를 표현하고  $a_2, a_3, a_4, a_5$ 는 각각 "Natural Science", "Engineering", "Social Science" and "Culture" 카테고리에 대한 신경망 에이전트를 표현한다.

한편 기존의 통계적 기법을 적용한 SMART, GLOSS, SavvySearch들도 같은 환경에서 구현함으로써 5개의 시스템(SNA, HOMIRS, SMART, GLOSS, SavvySearch)의 정확률과 재현률[15]을 이전 연구와 같이 정규화된 환경에서 측정하여 비교하였다. <그림 4-(a)>는 이에 대한 결과를 보여준다.

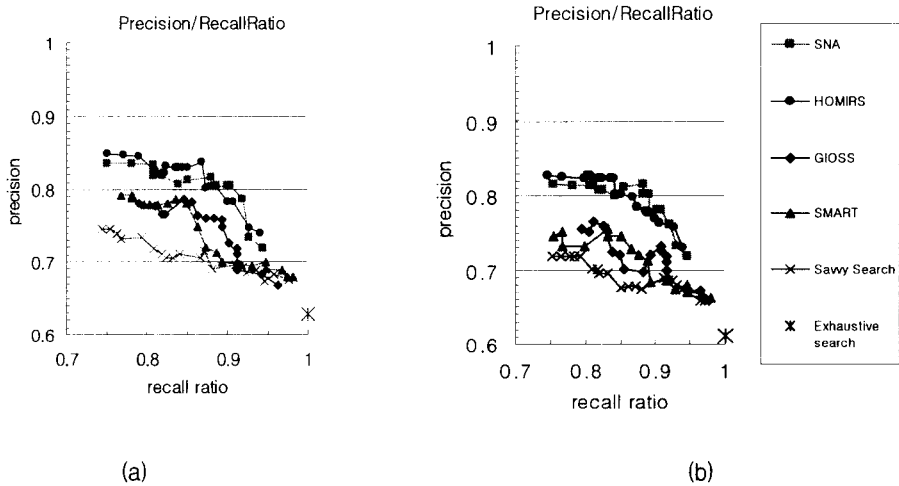
보다 자세한 분석을 위해 테스트 질의를 질의의 크기(질의에 포함된 용어의 개수)에 따라 분

이전 연구와 같은 방법으로 얻어진 657개의 훈련 예제 쌍과 77개의 테스트 예제 쌍들을 사용하였다.



<그림 4-(a)> 전체 테스트 질의에 대한 정확률 및 재현률 평가 결과

<그림 4-(b)> 단일 용어로 이루어진 질의에 대한 정확률 및 재현률 평가 결과



<그림 5-(a)> 2개의 용어로 이루어진 질의에 대한 정확률 및 재현률 평가 결과

<그림 5-(b)> 3개 이상의 용어로 이루어진 질의에 대한 정확률 및 재현률 평가 결과

류하여 단일 용어 질의 12개, 2개의 용어로 이루어진 질의 33개와 3개 이상의 용어로 이루어진 질의 32개에 대하여 따로 정확도와 재현율을 측정하여 각각 <그림 4-(b)>, <그림 5-(a)>, <그림 5-(b)>와 같은 결과를 얻었다.

실험 결과로부터 SNA와 HOMIRS 사이에 성능의 유의미한 차이는 없으며, 두 시스템 모두

질의의 크기가 커질수록 기존의 통계적 기법에 비해 더 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 이는 기존의 통계적 기법은 각 용어에 대한 통계치만을 기반으로 하는데 비해 신경망 에이전트 기법은 질의 패턴 전체를 학습함으로써 용어들간의 상관 관계에 대한 정보를 사용할 수 있다는 점으로 설명될 수 있다. 결과적으로 신경망 에이전트

기법은 용어의 개수가 많은 복잡한 질의를 주로 사용하는 고급검색(specialized search)에 보다 효과적인 방법이라 할 수 있다.

### 5.2. 훈련 비용

신경망 에이전트 기반 데이터베이스 선택 기법에서 훈련 비용은 이 기법들이 현실적으로 적용 가능한지를 결정하는데 매우 중요한 요소중의 하나이다. SNA와 HOMIRS의 각 신경망 에이전트에 대하여 [정의 1]에서 정의된 훈련 비용을 측정한 결과를 <표 1>에서 나타내고 있다.

이 그림으로부터 SNA 가 HOMIRS 의 각 신경망 에이전트 뿐만 아니라 HOMIRS 의 모든 신경망 에이전트들 보다도 더 많은 훈련 비용을 필요로 한다는 것을 알 수 있다.

<표 1> 훈련 비용

SNA	HOMIRS				
	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$a_5$
1251K	252K	156K	187K	121K	139K

실제로 HOMIRS 는 전체적으로 855,000 (=252K+156K+187K+121K+139K) 번의 BPN 가중치 행렬의 조정을 필요로 하는데 반하여 SNA 는 1,251,000 번의 BPN 가중치 행렬의 조정을 필요로 한다. 결과적으로 전체 훈련 비용은 신경망 에이전트들을 계층적으로 구성함으로써 감소될 수 있다는 것을 보여준다. 특히 HOMIRS 의 신경망 에이전트들이 서로 다른 컴퓨터에서 병렬적으로 훈련된다면 훈련에 소요되는 시간을 크게 감소시킬 수 있을 것이다.

또한, 이미 존재하는 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템에 새로운 문서 데이터베이스가 추가되어 확장(scale-up)될 경우 전체 계층적 구조에는 제한적인 영향만을 미치게 되므로  $\log n$  ( $n$  은 신경망 에이전트의 전체 개수) 개의 에이전트만을 훈련시키는 것만으로 충분하다. 여기서  $\log n$  은 계층적 다중 신경망 에이전트 시스템을 나타내는 트리에서 최상위 노드에서 추가된 단말 노드까지의 에지들의 개수를 점근적(asymptotic)으로 나타낸 것이다.

따라서 이용가능한 문서 데이터베이스들의 개

수가 상당히 클 경우 신경망 에이전트들의 계층적 구성은 훈련 비용을 급격히 감소시킬 수 있게 되므로 더욱 효과적일 것으로 기대된다. 결과적으로 신경망 에이전트들의 계층적 구성은 이용 가능한 문서 데이터베이스들의 개수가 큰 실제 정보 검색 환경에서 신경망 에이전트 기법을 보다 확장가능하게 하므로 현실적이고 실용적인 기법이라 할 수 있다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 신경망 에이전트가 실제의 분산 정보 검색 환경에서 확장성을 가지게 하기 위하여 신경망 에이전트들이 계층적으로 구성된 다중 신경망 에이전트 시스템을 제안하였다. 신경망 에이전트들의 계층적 구성은 기존의 통계적 기법들에 비해 현저하게 성능을 향상시킬 수 있을 뿐만 아니라 특히, 단일 신경망 에이전트 기법에 비해 정확률, 재현률과 같은 표준 정보 검색 성능을 저하시키지 않고서도 전체 훈련 비용을 줄일 수 있다는 것을 실험을 통하여 확인하였다. 또한 신경망 에이전트 기법은 여러 용어들로 이루어진 복잡한 질의에 대하여 보다 효과적임을 실험 결과를 분석하여 보였다.

현재 데이터베이스 선택을 위한 각 신경망 에이전트의 출력 임계값 결정 문제를 최적화 이론 관점에서 수행하고자 추가적인 연구를 계획하고 있다. 또한 보다 대규모의 분산 정보 검색 환경에서는 얼마나 많은 훈련 예제들을 필요로 하며 어떤 성능을 보이는지를 확인하기 위하여 다양한 영역에서의 질의들과 문서 데이터베이스들을 추가적으로 사용하는 실험을 계속하고 있다.

## 참 고 문 헌

[1] Networked Computer Science Technical Reports Library, <http://lite.ncstrl.org> :3803/.

[2] IBM InfoMarket, <http://www.infomarket.ibm.com/>.

[3] E. Selberg and O. Etzioni, Multi-Service



Search and Comparison Using the MetaCrawler, in Proceedings of 4th International WWW Conference, December 1995.

[4] Cristina Bicchieri, Martha E. Pollack, and Carlo Rovelli, "The Potential for Cooperation among Web Agents," AAAI Symposium on Adaptation, Coevolution and Learning in Multiagent Systems, 1996.

[5] B. Kahle and A. Medlar, "An information system for corporate users: Wide Area Information Servers," Technical Report TMC199, Thinking Machines Corporation, 1991.

[6] G. Salton, The SMART Retrieval System - Experiments in Automatic Document Processing, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs NJ, 1971.

[7] L. Gravano, H. Garcia-Molina, and A. Tomasic, "The Effectiveness of GLOSS for the Text-Database Discovery Problem," in Proceedings of ACM SIGMOD, 1994.

[8] L. Gravano and H. Garcia-Molina, "Generalizing GLOSS to Vector-Space Databases and Broker Hierarchies," in Proceedings of VLDB, 1995.

[9] A. Howe and D. Dreilinger, "SavvySearch: A Meta-Search Engine that Learns Which Search Engines to Query," AI Magazine, 18(2), 1997.

[10] 최용석, "분산 정보 검색을 위한 신경망 기반 사용자 피드백 학습 메카니즘," 한국컴퓨터 교육학회 논문지, 제4권 2호, pp.85-95, 2001.

[11] J. A. Freeman and D. M. Skapura, Neural Networks Algorithms, Applications, and programming Techniques, Addison-Wesley, MA, 1992.

[12] G. Tesauro and R. Janssens, "Scaling relationships in back-propagation learning," Complex Systems, Vol. 6, 1988.

[13] T. J. Sargent, Bounded Rationality in Macroeconomics, Oxford University Press, 1993.

[14] D. Koller and M. Sahami, "Hierarchically classifying documents using very few words," in Proceedings of Machine Learning Conference, 1997.

[15] G. Salton and M. McGill, Introduction to Modern Information Retrieval, MacGraw-Hill, New York NY, 1983.

### 최 용 석



1993 서울대학교 전산학과  
(이학사)  
1995 서울대학교 전산학과  
(이학석사)  
2000 서울대학교 전산학과  
(전산학박사)  
1996 미국 NCR SanDiego  
연구소 방문연구원

2000.3~2000.8 삼성전자 통신연구소 IMT-2000 연구개발팀  
2000.9~현재 한양대학교 컴퓨터교육과 조교수  
관심분야: 지능형 에이전트, 기계학습, Bioinformatics,  
e-러닝시스템  
E-Mail: cys@hanyang.ac.kr