

학습 에이전트

서울대학교 장병탁^{*} · 이종우 · 서영우^{**}

1. 서 론

최근 컴퓨터 정보 통신 기술의 발달과 인터넷 사용의 확산 등에 힘입어 전자화된 정보의 양이 급증하고 있다. 이러한 정보 환경의 변화는 한편으로는 사람들에게 다양한 정보에 대한 풍족감을 제공하지만, 다른 한편으로는 처리해야 할 정보량이 과다하게 늘어남으로써 양질의 정보를 선별하는데 많은 부담을 안겨주게 되었다. 게다가 정보의 형태가 점점 다양해지고 복잡도가 증가하며, 변화 속도 또한 빨라짐에 따라 원하는 정보를 정확하고 빠르게 선별적으로 획득하기 위한 기술이 점점 더 중요하게 되었다. 이러한 수요의 변화는 기존의 정보 처리 패러다임에의 변화를 요구하며 이에 지능형 에이전트(intelligent agents)는 의미 있는 한 가지 방법을 제시해 주고 있다.

에이전트는 처한 환경을 감지하고 그 변화에 적응하며 위임자를 대신하여 주어진 임무를 자율적으로 수행하는 지능형 소프트웨어로 정의할 수 있다[33]. 예를 들어, 전자메일 사용자의 변화하는 관심사를 파악하여 메일박스에 있는 메시지에 대해 관심도의 우선 순위에 따라(단순히 날짜나 발신자의 이름이 아니라) 재분류 해주고 경우에 따라서는 사용자가 부재시 도착한 전자메일에 대해 간단한 메시지로 응답해 주는 전자메일 에이전트를 생각할 수 있다. 또 다른 예로, 사용자의 웹 브라우징 행동을 분석하여 기호를 파악한 후,

사용자의 부재시에 관심에 부합되는 웹 문서를 자동으로 검색하여 제시해 주는 정보 검색 에이전트나, 전자 상거래 환경에서 사용자의 구매 기록으로부터 구매 양식을 학습하여 후에 새로운 상품이 출시되었을 때 관심을 가질 사용자에게만 선별적으로 광고를 하는 상품 추천 상거래 에이전트를 생각할 수 있다.

이와 같은 지능형 에이전트를 개발하는데 있어서 가장 중요한 기술 중의 하나는 기계학습 기술이다. 즉 에이전트가 과거의 경험이나 환경의 변화를 감지하고 이로부터 기존의 지식을 변경하고 환경에 적응하는 학습 능력은 지능형 에이전트가 "지능적"이기 위해서 필요한 가장 중요한 요소 기술 중의 하나이다. 전술한 예에서, 사용자의 전자메일에 대한 우선순위를 파악한다든지, 제시된 웹문서에 대한 반응으로부터 사용자가 현재 관심 있어 하는 주제를 분석한다든지, 구매 기록으로부터 고객의 제품 선호도를 알아내는 등의 귀납적 추론이 학습의 전형적인 예에 속한다.

이에 본 고에서는 현재 사용되고 있는 다양한 에이전트들에서 적용된 학습 방법을 살펴보고 지능형 에이전트에서 학습의 기능에 대한 앞으로의 연구 방향을 조망해 보고자 한다. 이를 위해 2절에서는 학습 대상, 응용 분야, 학습 기법에 따라 학습 에이전트를 분류하고, 3절에서는 에이전트 학습 기법에 따른 구체적인 적용 사례들을 살펴본다. 조사 대상으로 한 구체적인 학습 기법은 기호학습, 결정트리 학습, 신경망 학습, 강화 학습, 진화 학습, 통계적 학습, 확률그래프 학습 등이다. 마지막으로 4절에서는 조사된 학습 에이전트들에 나타난 특징들을 요약하고 향후 연구과제

^{*} 종신회원

^{**} 학생회원

에 관해 토론한다.

2. 학습 에이전트의 분류

학습 에이전트는 그 형태가 매우 다양해서 이를 일차원적으로 모두 분류하는 것은 불가능하다. 여기서는 학습 에이전트를 학습 대상, 학습 과제, 학습 기법에 의해 세 가지로 분류하기로 한다.

2.1 학습 대상에 의한 분류

위의 서론에서 정의한 바와 같이 에이전트는 특정 작업 또는 응용 도메인 상에서 사용자를 대신하여 주어진 임무를 수행한다. 이러한 에이전트(시스템)의 전체 기능을, 작업 영역에 대해서 임무를 수행하는 작업 에이전트(task agent)의 소기능과 사용자와 상호 작용하는 사용자 인터페이스 에이전트(interface agent)의 소기능으로 구분할 수 있으며 이를 도식화하면 그림 1과 같다. 이 구분에 의하면 학습 에이전트는 그 학습 대상이 세 가지로 구분되며 이는 사용자, 작업, 그리고 다른 에이전트이다(표 1).

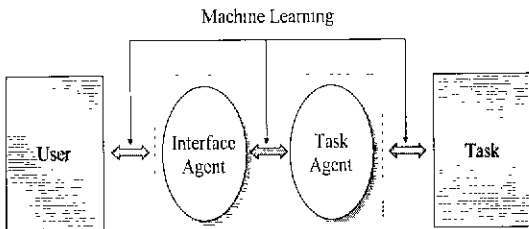


그림 1 지능형 에이전트에서 기계학습의 응용

인터페이스 에이전트(interface agents)에서의 학습 대상은 사용자이다. 에이전트에게 작업을 위임하는 사용자를 모니터링하고 사용자가 보이는 적절한 반응에 대해 특정 작업과 관련된 성향 또는 프로파일(profile)을 습득하고 변경하는 일이 학습의 주요 내용이다. 특히 사용자의 데스크탑에 존재하며 단일 사용자의 개인 성향에 적응하는 능력은 사용자 인터페이스 에이전트의 주요 기능이다.

작업 에이전트(task agents)의 학습 대상은 업무 그 자체에 대한 지식이다. 여기서 학습은 주어진 임무 수행과 관련되는 데이터베이스 등에 접근하여 원하는 정보를 찾아주거나, 이러한 정

보를 재구성하거나, 또는 그 변화에 적응하는 능력으로 나타난다. 작업의 종류에 따라 학습형 정보검색 에이전트, 학습형 전자상거래 에이전트, 학습형 일정관리 에이전트 등이 있다.

표 1

학습 대상에 의한 학습 에이전트의 분류
- 인터페이스 에이전트: 학습 대상이 사용자
- 작업 에이전트: 학습 대상이 응용 과제
- 조정 에이전트: 학습 대상이 에이전트

조정 에이전트(coordination agents)의 학습 대상은 다른 에이전트로서 이는 다중에이전트 시스템에서 협조행동의 학습 등에 적용된다. 여러 개의 동종 혹은 이종의 에이전트들이 계층적 혹은 평면적으로 구성된 다중 에이전트 환경에서는 다른 에이전트와 경쟁, 협조, 협상 등을 통해 목적된 작업을 수행할 필요가 있다. 이러한 기능은 작업 에이전트가 내부적으로 가질 수도 있고 에이전트간에 이러한 학습을 전담하는 조정 에이전트가 따로 존재할 수도 있다. 조정 에이전트에서의 학습은 다른 에이전트가 보이는 반응과 정보 등을 수집하고 분석하여 전체 시스템의 효율이 최대화되도록 에이전트들의 기능과 역할 분담을 조정하는 일이다. 조정 에이전트의 예로는 협상(negotiation) 에이전트, 자원 할당(resource allocation) 에이전트 등이 있다.

2.2 학습 과제(응용 영역)에 의한 분류

학습 에이전트는 수행해야 할 과제(task), 즉 응용 영역에 따라서 무수히 많은 종류가 존재할 수 있다. 표 2는 이들 에이전트들의 예를 요약하여 보여주고 있다. 개략적으로 분류하자면, 전자 메일이나 일정 등을 자동으로 관리해 주는 도우미 에이전트, 정보 검색 환경에서 문서 여과, 개인화된 뉴스 배달 등을 해주는 정보 검색 에이전트, 전자 상거래 환경에서 경매, 중재(brokering), 상품비교 및 추천을 해주는 전자 상거래 에이전트 등이 있다. 본 특집호의 다른 기고 논문들에서 이러한 응용 에이전트에 대한 내용은 따로 다루어질 것이기 때문에 여기서는 이에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다.

표 2

<p>학습 과제에 의한 학습 에이전트의 분류</p> <ul style="list-style-type: none"> - 도우미 에이전트: 전자메일 관리, 일정 관리 - 정보검색 에이전트: 문서 수집, 여과, 뉴스 서비스 - 전자상거래 에이전트: 정매, 중재, 가격비교, 추천

2.3 학습 방법에 의한 분류

에이전트를 분류하는 또 다른 방법은 사용되는 학습 기술을 기준으로 하는 것이다. 본 논문에서는 기호 학습, 결정 트리, 신경망, 강화 학습, 진화 학습, 통계 모델, 확률 그래프 모델의 7가지에 의하여 구분하였다[34]. 구체적인 사례들은 다음 절에서 기술된다.

표 3

<p>학습 방법에 의한 학습 에이전트의 분류</p> <ul style="list-style-type: none"> - 기호 학습 에이전트: 질의어 최적화, 협조, 조정 - 결정트리 학습 에이전트 분류, 여과, 특징 추출 - 신경망 학습 에이전트: 분류, 여과, 예측, 군집화 - 강화 학습 에이전트: 효용성 최적화, 상호작용 - 진화 학습 에이전트: 최적화, 규칙 발견 - 통계적 학습 에이전트: 특징 추출, 유사도 추정 - 확률그래프 학습 에이전트: 분포 추정, 원인 분석
--

표 3에서는 각각의 학습 방식이 어떤 문제에 적합한지를 예시하고 있다. 여기서는 적합한 문제의 유형을 나열하고 간략히 설명한다. 설명의 편의와 구체성을 위해 정보 검색의 경우를 예를 들기로 한다.

- 유사도 추정(similarity estimation) : 두 명 (또는 여러명)의 사용자의 관심 분야간의 유사도 비교.
- 분류(classification) : 특정 문서를 배달할 사용자 그룹과 배달하지 않을 사용자 그룹으로 양분.
- 군집화(clustering) : 정보 배달 기록에 따라 성향이 비슷한 사용자들의 그룹으로 군집화.
- 최적화(optimization) : 장기적인 상호작용을 통해 사용자의 만족도를 최대화하고 배

달 경비를 최소화하는 정보 여과 정책을 발견.

- 모니터링(monitring) : 사용자의 반응을 주시하고 특징을 파악.
- 자질 선택(feature selection/extraction) : 문제의 기술어나 해결에 결정적인 영향을 미치는 요인의 결정.
- 분포 추정(distribution estimation) : 주어진 데이터의 전반적인 특성을 모델링
- 시간적 패턴 분석 및 예측(temporal pattern analysis and prediction) : 시간의 흐름에 따른 추이를 분석하고 예측하는 능력.

3. 에이전트 학습 기법

본 절에서는 여러 가지 학습 기법이 에이전트에 응용된 사례를 분석하고 평가한다. 앞에서 언급한 7가지 학습 기법에 따라 분류하였으며 최근의 논문(1997-1999년)을 위주로 조사하였다. 표 4는 이 내용을 전체적으로 요약한 것이다.

3.1 기호 학습

기호 학습은 논리나 규칙 기반의 지식 표현법을 사용하는 에이전트 시스템에서 사용되는 학습 기법이다. 주어진 지식베이스로부터 연역적인 방법으로 새로운 사실을 도출하고 이를 기존 지식 베이스에 추가하거나 변경함으로써 학습이 이루어진다. 연역적 추론에 의한 추가 외에도 외부에서부터 새로운 명제가 도입되거나 또는 질의문에 대한 답변을 위해 논리 기반의 추론을 수행한다. 대표적인 기호학습 기법으로는 버전공간(version space) 학습, 사례기반 학습(case-based learning), 귀납적 논리 프로그래밍(inductive logic programming) 등이 있다[18].

지식 베이스 시스템에서 질의어를 최적화하는 데 기호 학습이 사용된 예가 있다. SIMS[1]라는 다중 정보원의 접근 및 중재자 역할을 하는 시스템에서 특정 분야의 질의어를 정보원에 적합한 질의어로 변환시키는 데에 1차 술어 논리로 표현된 지식베이스를 이용하여 질의어 최적화를 수행하였다[2]. 이 때 지식베이스가 변화함에 따라 질의어 최적화 방법 역시 변화하도록 기호 학습이

적용되었다.

표 4 학습 기법을 에이전트에 적용한 사례

학습 기법	적용 사례
기호 학습	공정관리[21], 질의어 처리[2], 다중에이전트 공간에서의 에이전트 상태 기술[30, 32]
결정 트리	Collaborative filtering에서 문서 분류[3], 사용자 프로파일 분석[16]
신경망	사용자 프로필간의 유사도 측정[7], 다중 싱거레 에이전트 환경에서 최적 가격 결정[31], SOM을 이용한 문서분류[10], 정보 여과[20]
강화 학습	다중 싱거레 에이전트 환경에서 최적 가격 결정 [31], 다중 에이전트 환경에서의 부하 조정[25], 웹검색 환경에서 사용자 프로파일 학습[27], 다중 에이전트 환경에서의 증제[26], 웹문서 공간 탐색[14]
전화 학습	사용자 프로파일 학습[9], 분산 환경에서 탐색 [17]
통계 모델	협력적 여과[23, 11], 하이퍼텍스트 검색시 링크에 대한 랭킹(여과) 제공[12], 사용자 관심도 추정[15, 19, 24]
희물 그래프	협력적 여과[6], 문서 분류[8], 협상[32], 적응형 도움달 시스템[13]

기호 학습 기법은 문제가 그리 복잡하지 않고 지식 데이터베이스가 논리적으로 일관성을 유지하는 한도 내에서는 상당히 정확하게 문제를 풀 수가 있다. 하지만 지속적인 지식 데이터베이스의 관리가 어렵고 적응력이 떨어지며 기호화된 지식 형태를 요구하므로 복잡하고 비가시적인 문제에 적용되기 어려운 단점이 있다. 실제로 문헌 조사에서 실용성을 지닌 기호 학습 에이전트는 찾기 어려웠다. 그러나 원리적으로는 각각의 에이전트가 자신만이 가지는 지식베이스를 가지고 다른 에이전트와의 부분적 통신을 통하여 논리체계에 일관성을 유지하는 방향으로 행위 결정을 하고 지식베이스에 수정을 가하는 학습 프로세스가 진행되어 이후의 시스템에 적용되어 적응성을 가질 수 있을 것이다. 특히 귀납적 논리 프로그래밍(ILP) 기법과 같은 술어논리 기반의 학습 기법의 효율이 개선된다면 이러한 학습이 가능하게 될 것이다.

3.2 결정 트리

결정 트리는 주어진 자료의 속성 값을 트리의

최상위 노드(root node)로부터 최종 노드(leaf node)까지 분류하여 내려 오면서 입력 데이터의 카테고리를 분류하는 방식이다[18] 훈련 데이터로부터 결정트리를 학습하는 알고리즘으로는 ID3나 C4.5 등이 널리 사용된다. 결정 트리는 문제에 대한 가능한 해집합을 검색하는 각 단계에서 주어진 훈련 데이터를 모두 사용하므로 훈련 데이터에 존재하는 오류에 덜 민감하지만, 트리 순회시 역순회(backtracking)를 하지 않으므로 지역 최적해(local minima)에 빠질 수 있는 단점이 있다. 또한 훈련 데이터에 과적응(overfitting)하는 등의 문제가 발생할 수 있다 그러나 이러한 단점에도 불구하고 사용의 편의성과 범용성으로 인해 결정 트리는 실제 응용에서 많이 활용되고 있는 기계학습 방법 중의 하나이다.

결정 트리가 베이지안 네트워크(아래 3.7절에서 설명) 같이 쓰여서 협력적 여과(collaborative filtering) 문제에 적용된 경우가 있다[3]. 여기서는 베이지안 네트워크의 노드는 각 상품 또는 서비스 아이템에 대한 투표값에 해당하고 이 각 노드에 대하여 조건부 확률값을 결정 트리로 표현하였다. 이 결정 트리의 단말 노드가 여러 조건에 대한 결합 확률을 나타내고 이 트리를 이용하여 베이지안 네트워크를 학습시킨다. 결정 트리를 사용함으로써 상관 계수, 벡터 유사도 등의 단순한 통계적 방법들을 이용할 때보다 더욱 적은 학습 데이터를 사용하고자 유사하거나 개선된 정확도를 보였주었다.

InfoFinder[16]는 웹문서에 대한 사용자의 선호도를 결정 트리로 표현하여 이후의 문서 검색에 이 트리를 이용하여 추천해 주는 시스템이다. 사용자는 자신이 정해 놓은 분야의 문서에 대하여 자신에게 흥미있는 문서와 아닌 것을 InfoFinder 에이전트에게 알려주면 에이전트는 분류된 문서의 내용을 몇가지 휴리스틱을 이용하여 중요한 문구들을 추출해 내고 이 문구들을 이용하여 그 분류에 대하여 ID3가 약간 변형된 학습 방법에 의해 결정 트리를 구성한다. 이 트리는 부울 표현에 의한 검색어로 변환되어 그 분류상의 다른 문서들을 웹에서 찾아주게 된다. 보고에 의하면 15명 이상의 사용자에 대한 학습 실험에 대해서 이후에 검색된 문서의 만족도가 60%를 상회하였다.

3.3 신경망

결정트리 학습 기법이 주로 이산적인 데이터를 다루기에 적합한데 반해서 신경망은 입출력이 실수인 경우에도 잘 적용될 수 있고 또한 훈련데이터에 비교적 많은 노이즈가 포함되어 있어도 전반적인 성향을 잘 학습하는 특징이 있다[35]. 신경망은 또한 학습시에 목표값을 알려주는 감독 학습뿐만 아니라 목표값이 없어도 주어진 데이터만으로부터 그들의 공통적인 특징에 따라 스스로 그룹을 지어주는 군집화(clustering)에도 유용하다.

eGenie[7]는 이전의 상품에 대한 기존의 사용자들의 선호도에 대한 유사도를 신경망을 이용하여 군집화하여 신상품을 추천해 주는 시스템이다. eGenie가 사용자의 분류에 신경망을 이용한 것과 유사하게 [10]에서는 웹문서를 분류하였다. 여기서는 자기조직신경망(self-organizing map) 알고리즘을 이용하여 문서내의 인용이나 참조(link) 정보를 입력으로 하여 문서를 분류하였는데, 같은 SOM을 이용한 [5]에서처럼 문서의 키워드나 의미를 입력으로 한 것과 다르게 좀더 변화하는 웹상의 문서 관계를 분류하는데 장점을 가지고 있다. 또한 이 학습 방법은 무감독 학습(unsupervised learning)으로 문서 분류에 있어 사전 지식(a priori knowledge)을 배제해 준다.

시물레이션 프로그램 상에서 정보 여과를 위한 개인 도우미 시스템인 STEALTH[20]는 시물레이션 프로그램의 매뉴얼이나 관련 문서에 대하여 키워드나 주제어 등을 문서 분석을 통해 얻어 낸 후 이 단어들을 가지고 신경망을 구축한다. 각 단어들은 하나의 뉴런을 구성하고 단어간의 연관성을 이용하여 연결 링크를 만들고 사용자가 판단한 문서에 대해 Kohonen 학습 알고리즘을 이용하여 학습을 하여 새 문서에 대해 유사성을 비교하여 사용자에게 여과하여 주는 기법을 사용하였다.

3.4 강화 학습

강화학습은 목표 지향적(goal-directed) 학습 방법으로 시행착오(trial-and-error), 지연된 보상(delayed reward), 그리고 주어진 환경과의 상호작용을 통하여 학습하는 특성을 가지고 있다

[28]. 강화 학습자는 특정 시각의 주어진 상태(state)에서 학습자 자신의 정책(policy)에 따라 행동(action)을 결정하고 자신이 위치한 환경으로부터 스칼라 값의 보상(reward) 신호를 받게 되고 새로운 상태로 전이된다. 여기에서 정책이란 주어진 시각에 학습자가 취할 수 있는 행동 집합에서 특정 행동을 선택하게 되는 기준이다. 강화 학습자의 목표는 장기간 환경으로부터 받는 보상의 기대값을 최대화하는 것이다[18].

[31]은 다중 서비스 제공자의 입장에서 가격 결정 정책에 강화 학습을 적용하였다. 이 연구에서는 에이전트 초기에 자신에게 주어진 가격 정책만을 쓰는 경우와 강화 학습의 일종인 Q학습(Q-learning)을 이용하여 미래에 대한 획득하게 될 이익을 고려하여 가격 정책을 쓰는 에이전트와의 비교가 이루어졌다. 이 경우 에이전트가 주어진 환경과 상호작용을 하며 자신이 갖고 있는 지식을 향상시켜 보다 나은 성능을 낼 수 있음을 보였다. 앞의 실험에 덧붙여 Q학습을 통해 가격 정책을 학습하는 에이전트간의 가격 조절에 대한 실험도 이루어졌는데 이 역시 참가한 모든 에이전트의 이익을 극대화하는 방향으로 학습이 수행되었다.

[25]는 자원이 분산되어 있는 환경에서 작업 부하 분배(load balancing)를 통한 전체 시스템 안정화 문제를 다중 에이전트와 강화 학습을 적용하여 성능을 향상시킨 예이다. 이 문제에서 강화 학습의 상태는 과거에 작업 분배를 통한 전체 시스템 안정화 문제에 대한 결과가 벡터 형태로 주어지고 각 상태에서 각 에이전트의 자원 할당 행동은 확률적으로 결정된다. 이러한 자원 할당 행동의 결과로 각 에이전트는 보상(reward)과 질책(penalty)을 받게 되며 이때 주위의 에이전트와 정보 교류를 통하여 보다 좋은 결과가 도출되었음을 보여 주었다.

[26]은 자원 공유 문제와 로봇 탐색 문제에 강화 학습과 분류기 시스템(classifier systems) 방법을 비교하였다. 분류기 시스템은 분류 규칙에 기반한 시스템으로 로봇이 주어진 환경으로부터 받는 반응(feedback)으로 분류 규칙을 학습하고 유전자 알고리즘을 이용하여 더 좋은 규칙을 찾아냄으로써 학습을 수행한다. 강화 학습은 로봇이 주어진 환경에서 특징을 파악하여 탐색할 수

있도록 정책을 학습했다. 두 방법 모두 비슷한 정도의 성능을 보였는데 로봇 탐색 문제의 경우 분류기 시스템 방법이 강화 학습보다는 학습 속도면에서 나은 성능을 보였다.

WAIR[27]는 웹 환경에서 각 개인 사용자의 장기적인 특정 정보 요구에 대해 적합한 웹 문서를 여과하고 추천하는 시스템이다. 이 시스템은 초기의 모호한(정확한 단어로 잘 표현되지 않는) 사용자의 정보 요구를 보다 명확하게 학습하기 위하여 강화 학습을 사용하였고, 사용자 프로필 학습 과정에서 사용자의 참여에 의한 부담을 줄이기 위해 웹 브라우저 환경에서 보이는 각 사용자 행동을 다중신경망을 통해 추정하여 추천된 문서에 대한 사용자의 적합도 평가로 사용하였다. 일정 주기로 여과되는 문서들에 대한 사용자의 명시적 혹은 묵시적 평가는 강화 학습자에 대한 보상 신호로 사용되고 보상 신호의 강도에 따라 프로필 학습을 조절하였다.

3.5 진화 학습

진화 학습은 자연계의 진화 과정을 컴퓨터상에 서 모의 실험함으로써 복잡한 실세계의 문제를 해결하고자 하는 진화 연산(evolutionary computation)에 기반한 학습 방식이다. 문제에 대한 가능한 해들을 염색체(chromosome)로 표현한 다음 이들에 복제, 교차, 돌연변이와 같은 유전 연산자를 적용하여 변형시키면서 최적의 해를 찾는 알고리즘이다[36].

PAWS[9]는 웹 환경에서 사용자의 특정 정보 요구에 적합한 웹 문서를 여과하는 시스템이다. 이 논문에서 유전자 알고리즘은 사용자의 정보 요구를 구체적으로 잘 표현하는 프로필을 학습하기 위해 사용된다. 프로필을 구성하는 각 단어들은 유전자(gene)로 프로필은 염색체(chromosome)로 표현되며 검색된 각 문서들은 그 때까지 학습된 프로필과 유사도를 비교하여 여과 여부를 결정하게 된다.

ARACHNID[17]는 웹과 같은 분산 정보 환경에서 특정 정보를 찾기 위한 분산 탐색 알고리즘이다. 광대한 정보 환경을 효과적으로 탐색하기 위해 유전자 알고리즘과 강화 학습을 사용하였다. 임의로 선택된 하이퍼 링크의 각 기점에서 출발한 검색 에이전트는 검색된 문서들과 자신이 갖

고 있는 프로필과의 유사도를 비교하여 이를 자신의 생존 에너지로 사용한다. 하나 이상의 하이퍼 링크가 있는 분기점에서 각 에이전트는 정책에 따라 하이퍼 링크를 따라가고 이 과정에서 검색된 문서로 계속적인 에너지 평가를 받게 되면서 최적의 해를 찾을 때까지 반복한다.

3.6 통계적 학습

에이전트의 학습 문제는 전통적인 통계 기법에 의해서 잘 해결될 수 있는 것도 있다. 특히 평균이나 분산과 같은 기본적인 통계치나 확률밀도 추정(density estimation), 회귀 분석(regression), 주성분 분석(principal component analysis), 마코프 모델(Markov model) 등은 다른 학습 알고리즘과 관련하여 유용하게 사용될 수 있다.

통계 모델은 다른 학습 알고리즘들에 비해 비교적 잘 검증된 이론에 기반하므로 문제의 가정과 잘 맞는 경우에는 신뢰성이 높고 비교적 단순한 계산 과정을 통해 적용될 수 있다는 장점이 있다. 그러나 많은 실제적인 문제에 있어서는 이러한 가정이 만족되지 않는다.

유사성을 추정하기 위해 자주 사용되는 간단한 방법은 상관계수(correlation coefficient)이다. 이 값은 두 확률변수의 의존도를 나타내는데, 이를 이용하여 정보를 추천하는 시스템으로 GroupLens[23]와 Ringo[29]가 있다. Ringo는 상관계수를 이용하여 특정 사용자와 유사한 내용의 뉴스를 읽은 사용자를 찾아 정보를 제공하는 시스템이다.

Jester[11]는 PCA 기법과 협력적 여과 방법을 이용하여 정보를 추천하는 시스템이다. Jester는 사용자가 높은 순위를 부여한 유머 기사들을 주성분 분석(PCA)에 적용하여 사용자의 기호를 학습하고 이를 통해 사용자의 기호에 가장 적절한 유머 기사를 추천한다. Jester의 초기 버전에서는 최근접점학습(k-nearest neighbor)을 이용하여 PCA로 분석된 사용자 기호간의 유사도를 계산하여 기호가 유사한 사람들의 유머 기사를 추천하는 방법을 사용하였다. Jester 2.0은 사용자가 높은 순위를 부여한 유머 기사에 대하여 PCA를 수행하고 이를 통해 2차원 고유벡터(eigen vector) 공간에서 64개의 분할을 가지고 사용자

집합(cluster)을 생성하였다. 이 후 등록되는 사용자는 먼저 어떤 사용자 집합에 속하게 결정되고 이후 사용자가 속한 집합에 있는 다른 사용자의 유머 기사를 추천한다.

WebMate[4]는 개인 사용자의 웹 브라우징을 도와주는 도우미 에이전트의 일종이다. 주로 사용자의 웹 브라우징 기록(history)을 분석하여 사용자의 웹 브라우징 기호를 학습한다. 학습 방법은 정보검색에서 전형적으로 사용되는 TFIDF(term frequency inverse document frequency)를 사용한다. 이 방법은 사용자의 웹 브라우징 기록 중에서 사용자로부터 높은 양성 반응을 얻은 웹 문서들을 이용하여 하나 이상의 단어로 사용자의 기호를 표현하기 위하여 사용되었다. 또한 프로파일내의 각 단어들의 의미 모호성을 구체화하기 위해 다른 단어와의 상호 정보(mutual information)값을 이용하였다.

WebMate와 유사하게 통계적인 방법을 사용한 학습 에이전트 사례로 INSOP[15]이 있다. INSOP은 통계적 키워드 분류기(statistical keyword classifier)를 정의하고 이것에 단어의 사용 빈도를 결합한 키워드 분류기, 아이템 분류기와 결합하여 사용자 프로파일을 구성하는 단어들을 선택하였고 웹 문서와 사용자 프로파일을 구성하는 단어들간의 상대 엔트로피(relative entropy)로 유사도를 측정하여 높은 순위의 문서를 사용자에게 추천하는 방법을 사용하였다.

3.7 확률 그래프 모델

확률 그래프 또는 베이지안 네트워크 모델은 일종의 확률 모델로서 이미 알고 있는 지식을 사전 지식으로 사용하여 학습 목표인 조건부 확률을 계산하는 베이스 정리(Bayes theorem)에 그 기초를 두고 있다. 실제 분류 문제에 가장 잘 적용되는 모델로 나이브 베이스 분류기(naïve Bayes classifier)가 있는데, 이는 확률변수간의 독립을 가정하고 관찰된 데이터에 대한 단순한 통계치에 기반하여 모델의 명시적 확률값을 얻는다.

Syskill & Webert[19]는 MDL(minimum description length) 원리를 이용하여 사용자의 프로파일을 학습하고 이에 적합한 문서를 분류하기 위해 나이브 베이스 분류기(naïve Bayes classifier)를 사용하였다. [24]에서도 전자 메일

을 여과하기 위해 나이브 베이스 분류기를 이용하였지만 이 사례에서는 상호정보(mutual information)를 이용하여 사용자 프로파일을 학습하였다.

베이지안 네트워크는 다수의 확률 변수들간의 관계를 표현하는 그래프 모델이다. 각 노드는 확률 변수를 나타내고 간선들은 의존 관계를 나타낸다. 베이지안 네트워크에서의 학습은 변수들간의 의존성을 가장 잘 표현하는 방향성 그래프의 구조를 찾고 확률 변수간의 조건부 확률을 기술하는 파라미터의 값을 추정하는 것에 해당한다. 이 모델은 각 자질간의 인과관계를 알아내는 데에 적합하고 사전 지식과의 결합이 쉬운 장점이 있다. 이는 특히 기존의 신경망 모델이 학습된 결과를 분석하기 어렵고 아는 지식을 넣어주기 어려운 점과 대조적이다.

[6]은 베이지안 모델을 이용하여 협력적 여과를 수행한 사례로 다중 사용자가 순위를 부여한 문서들에 대하여 사용자들을 하나 이상의 집합으로 나누고 이 집합을 기반으로 협력적 여과를 수행하게 된다. 이 방식으로 협력적 여과를 수행했을 때의 장점은 다중 사용자가 공통으로 미리 순위를 부여한 부분이 전체에 비해 적을 때, 즉 통계적 정보가 부족할 때에도 비교적 높은 정확도를 가진다는 것이다.

다중 에이전트 협상에서도 베이지안 학습이 이용된 경우가 있다. Bazaar[32]라는 시스템은 연속적인 에이전트간의 협상 과정에서 가격과, 질, 운송수단 등의 요소들을 베이지안 네트워크로 구성하여 베이지안 믿음 갱신 방식(Bayesian belief update process)을 통하여 협상 과정을 학습하였다.

Lumiere 프로젝트[13]는 마이크로소프트사에서 1993년에 시작된 프로젝트로 소프트웨어 사용자의 행동을 토대로 적절한 도움말을 사용자에게 제공하는 시스템을 개발하는 것이 목적이다. 사용자의 행동은 여러 변수들의 값으로 나타나며 이런 행동으로는 어떤 메뉴를 선택했었으며 그 메뉴에서 소요한 시간은 얼마였는가 하는 것들이다. 이런 변수들은 심리학자들과 소프트웨어 개발자들의 연구를 통해 사람이 직접 구성했으며 이 변수들로 베이지안 네트워크를 사람이 직접 구성하였다. 이 시스템은 MS Office '97에 적용

되었다.

4. 결 론

급속도로 진전되는 정보화로 인해 각 개인이 다루어야 할 정보의 양이 기하급수적으로 늘어나고 있다. 이에 정보 공간상(infosphere, environment)에서 이동(mobile)하며 필요한 데이터와 정보를 감지(sensing)하면서 탐색(searching)하고 수집(collecting)하여 보다 유용한 정보(또는 지식)의 형태로 가공(mining)하여 적재적소(decision making)에 적시에 배달(delivery)하여 제공(presenting, acting)하는 “정보로봇(Information Robots)” 기술이야말로 지식정보화 시대에 있어서 인간에게 가장 유용한 인공지능 기술 중의 하나가 될 것이다. 본 고에서는 이러한 이상적인 지능형 정보 로봇을 개발하는데 기반이 되는 기계학습 기술의 응용 사례를 조사 분석하였다.

본 조사를 통해서 기계학습 기술이 다양한 에이전트의 응용 분야에 걸쳐 폭넓게 활용되고 있음을 알 수 있었다. 이들 학습 에이전트는 많은 경우에 있어서는 아직 비교적 단순한 통계 모델에 기반한 학습 방법을 사용하고 있었으나 최근 들어 페이지안 네트워크와 같이 보다 정교한 확률 기반의 그래프 모델을 사용한 학습 기법들이 활발히 연구되고 있는 점을 주목할 만하다. 지능형 에이전트 관점에서 현재 많이 연구되고 있는 또 다른 학습 기법은 강화 학습 기법이다. 이는 어쩌면 당연한 현상인지도 모른다. 강화 학습은 문제 설정 자체가 환경과의 실시간 상호작용에서의 시행 착오를 통해 장기적인 목표를 달성하기 위해 최적의 행동을 학습하는 에이전트의 개념과 가장 잘 부합되는 학습 기법이기 때문이다.

신경망과 진화 알고리즘에 기반한 학습 기법들이 다각도로 시도되고 있다는 점도 특기할 만하다. 진화 알고리즘도 일종의 탐색 알고리즘이며, 따라서 웹서치에 응용될 수 있다는 것은 너무도 자연스럽다. 신경망의 경우 한 가지 눈에 띄는 특징은, 에이전트 응용에서는 다층퍼셉트론과 같은 감독학습 신경망 보다는 자기조직 신경망과 같은 무감독학습 신경망이 더욱 많이 응용되고 있다는 사실이다. 이것은 기존의 전통적인 신경망 응용(예를 들어 패턴 인식)에서와는 반대되는 현상이다. 결정트리나 기호학습 기법이 지능형

에이전트의 학습에 응용된 예가 생각보다 적었다는 것 또한 특기할 만한 사항이다. 결정트리의 경우는 아마도 기존의 학습 알고리즘이 학습시 전체 데이터를 다시 사용할 것을 요구하기 때문에 온라인 학습이 어렵다는 단점 때문인 것으로 사료된다. 기호 학습의 경우는 아직 ILP와 같은 술어논리 기반의 기계 학습 기술이 더욱 발전하기를 기대해야 할 것으로 보인다.

이상에서 알 수 있는 바와 같이 에이전트와 기계학습 기술은 상호 보완적이다. 기계학습은 에이전트가 보다 지능적이 되기 위해 필수 불가결한 요소 지능 기술이며, 다른 한편 다양한 응용 분야에 적용된 에이전트들은 기계학습 연구자들로부터 하여금 새로운 유용하고 실제적인 문제들에 관심을 갖게 해준다.

참고문헌

- [1] N.R. Adam, A. Gangopadhyay, and J. Geller, "Design and implementation of a knowledge-based query processor," *Int. J. Intelligent and Cooperative Information Systems* 2(2): 107-125, 1993.
- [2] Y. Arens, C. H. Hsu, and C. A. Knoblock, "Query processing in the SIMS information mediator," *Advanced Planning Technology*, Austin Tate (ed.), AAAI Press, 1996.
- [3] J. S. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie, "Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering," *Proc. 14th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, pp. 43-52, 1998.
- [4] L. Chen and K. Sycara, "WebMate: A personal agent for browsing and searching," *Proc. 2nd Int. Conf. on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, pp. 132-139, 1998.
- [5] H. Chen, "A parallel computing approach to creating engineering concept spaces for semantic retrieval," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(8): 771-782, 1996.
- [6] Y. Chien, "A Bayesian model for collaborative filtering," *Proc. of Uncertainty in Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, 1998.

- [7] R. C. Johnson, "Neural Agent Enables Personalized Surfing," *EE Times*, Feb. 4, 1998.
- [8] F. A. Asnicar, M. Di Fant, and C. Tasso, "User mode-based information filtering," *delle Scienze*, pp. 242-253, 1997.
- [9] A. Falk and I. Jonsson, "PAWS: An agent for WWW-retrieval and filtering," *Proc. of Conf. on Practical Application of Intelligent Agents and Multi-Agent Technology*, pp. 169-179, 1996.
- [10] A. Faro, D. Giordano, and C. Snatoro, "Link-based shaping of hypermedia Webs assisted by a neural agent," *Journal of Universal Computer Science*, 4(7): 630-651, 1998.
- [11] D. Gupta, M. DiGiovanni, H. Narita, and K. Goldberg, "Jester 2.0: Evaluation of a new linear time collaborative filtering algorithm applied to jokes," *Poster Session and Demonstration, 22nd International ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval*, pp. 191-192, 1999.
- [12] T. Hirashima, N. Matsuda, T. Nomoto, and J. Toyoda, "Context-sensitive filtering for browsing in hypertext," *Proc. of 1998 Int. Conf. on Intelligent User Interfaces*, ACM Press pp. 119-126, 1998.
- [13] E. Horvitz, J. Breese, D. Heckerman, D. Hovel, and K. Rommelse, "The Lumiere project: Bayesian user modeling for inferring the goals and needs of software user," *Proc. Fourteenth Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, pp. 257-265, 1998.
- [14] T. Joachims, D. Freitag, and T. Mitchell, "WebWatcher: A tour guide for the World Wide Web," *Proc. Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI-97)*, Vol. 1, pp. 770-777, 1997.
- [15] T. Kindo, H. Yoshida, and T. Morimoto, "Watanabe: Adaptive personal information filtering system that organizes personal profile automatically," *Proc. Fifteenth Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI-97)*, pp. 716-721, 1997.
- [16] B. Krulwich and C. Burkey, "The InfoFinder agent: Learning user interests through heuristic phrase extraction," *IEEE Experts*, 12(5): 22-27, 1997.
- [17] F. Menczer, "ARACHNID: Adaptive retrieval agents choosing heuristic neighborhoods for information discovery," *Proc. Int. Conf. on Machine Learning (ICML-97)*, Morgan Kaufmann, pp. 227-235, 1997.
- [18] T. M. Mitchell, *Machine Learning*, McGraw-Hill, 1997.
- [19] M. Pazzani and D. Billsus, "Learning and revising user profiles: The identification of interesting Web sites," *Machine Learning*, 27(3): 313-331, 1997.
- [20] S. J. Pelletier and J. F. Arcand, "STEALTH: A personal digital assistant for information filtering," *Proc. Practical Application of Intelligent Agents and Multi-Agent Technology*, pp. 455-474, 1996.
- [21] C. Petrie, "The Redux server," *Proc. Int. Conf. on Intelligent and Cooperative Information Systems (ICICIS)*, pp. 134-143, 1993.
- [22] A. S. Rao, "Modeling rational agents within a BDI-Architecture," *Readings in Agents*, M. N. Huhns and M. P. Singh (eds), Morgan Kaufmann, pp. 317-328, 1997.
- [23] P. Resnick and N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: An open architecture for collaborative filtering," *Proc. ACM 1994 Conf. on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 175-180, 1994.
- [24] M. Sahami, S. Dumais, D. Heckerman, and E. Horvitz, "A Bayesian approach to filtering junk e-mail," *AAAI'98 Workshop on Learning for Text Categorization*, AAAI Technical Report WS-98-05, 1995.
- [25] A. Schaerf, Y. Shoham, and M. Tenenholz,

"Adaptive load balancing: A study in multi-agent learning," *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2: 475-500, 1995.

[26] S. Sen and M. Sekaran, "Multiagent coordination with learning classifier system." *Working Notes of IJCAI-95 Workshop on Adaptation and Learning in Multiagent Systems*, pp. 84-89, 1995.

[27] Young-Woo Seo and Byoung-Tak Zhang, "A reinforcement learning agent for personalized information filtering," *Proc. 2000 Int. Conf. on Intelligent User Interfaces*, pp. 248-251, 2000.

[28] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*, MIT Press, 1998.

[29] U. Shardanand and P. Maes, "Social-information filtering: Algorithms for automating "Word of Mouth"," *Proceeding of CHI'95 ACM*, pp. 210- 217, 1995

[30] Y. Shoham, "Agent-oriented programming," *Readings in Agents*, M. N. Huhns and M. P. Singh(eds), Morgan Kaufmann, pp.329-349, 1997

[31] G. Tesauro, "Pricing in agent economies using neural networks and multi-agent Q-learning," *Proc. Workshop ABS-3: Learning About, From and With Other Agents*, 1999.

[32] D. Zeng and K. Sycara, "Bayesian learning in negotiation," *Int. J. Human-Computer Studies*, 48: 125-141, 1998.

[33] 장병탁, "인공지능의 과거 현재 미래", 교학사, 최양희 외 16인 공저, *21세기의 컴퓨터공학* 제 11장, pp. 176-200, 1998.

[34] 장병탁, "기계학습 연구 방법론", *인지과학개론* (출간예정), <http://scai.snu.ac.kr/~btzhang/>

[35] 장병탁, "신경망", *자연과학*, 서울대학교, 2000, <http://scai.snu.ac.kr/~btzhang/>

[36] 장병탁, "인공 진화에 의한 학습 및 최적화", *제어자동화시스템학회지*, 제1권 제3호, pp. 52-61, 1995.

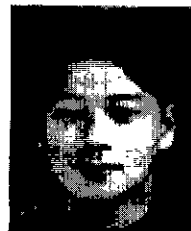
장 병 탁



1986 서울대학교 컴퓨터공학과 학사
 1988 서울대학교 컴퓨터공학과 석사
 1992 독일 Bonn 대학교 컴퓨터공학과 박사
 1988 ~ 1992 Bonn 대학교 AI Lab 연구원
 1992년 ~ 1995 독일극립정보기술연구소(GMD) 연구원
 1995 ~ 1997 건국대학교 컴퓨터공학과 조교수

1997 ~ 현재 서울대학교 컴퓨터공학부 조교수
 관심분야: 인공지능, 기계학습, 신경망, 진화연산
<http://scai.snu.ac.kr/~btzhang/>

이 종 우



1994 서울대학교 컴퓨터공학과 학사
 1996 서울대학교 컴퓨터공학과 석사
 1996 ~ 현재 서울대학교 컴퓨터공학부 박사과정
 관심분야: 자연언어처리, 기계학습
<http://scai.snu.ac.kr/~jwlee/>

서 영 우



1997 건국대학교 컴퓨터공학과 학사
 1998 ~ 현재 서울대학교 컴퓨터공학과 석사과정
 관심분야: 기계학습, 에이전트, 강화학습
<http://scai.snu.ac.kr/~ywseo/>