웹 이용자의 접속 정보 분석을 통한 웹 활용 그래프의 구성 및 분석

김후곤*

An analysis on the web usage pattern graph using web users' access information

Hu-Gon Kim

Abstract

There are many kinds of research on web graph, most of them are focus on the hyperlinked structure of the web graph. Well known results on the web graph are rich-get-richer phenomenon, small-world phenomenon, scale-free network, etc.

In this paper, we define a new directed web graph, so called the Web Usage Pattern Graph (WUPG), that nodes represent web sites and arcs between nodes represent a movement between two sites by users' browsing behavior. The data to constructing the WUPG, approximately 56,000 records, are gathered in the Kyungsung University. The results analysing the data summarized as follows:

(i) extremely rich-get-richer phenomenon

(ii) average path length between sites is significantly less than the previous one

(iii) less external hyperlinks, more internal hyperlinks

1. 서론

웹의 급속한 확산으로 인해 약 100억개를 상회하는 것으로 추정되는 모든 웹 페이지에 대한 검색은 거의 불가능하다. Lawrence등의 연구에서 보듯이 대표적인 검색엔진이라 하더라도 단지 전체 웹페이지의 38% 정도만을 검색할 수 있다[15]. 이처럼 검색엔진을 통한 정보검색이 가지는 한계는 검색엔진들의 정보수집 방식에 기인한다. 대부분의 서치 엔진은 특정 웹 페이지에 대한 정보 수집·분석과 이 페이지에 포함된 하이퍼링크를 이용하여 새로운 웹페이지를 선택하는 재귀적 과정인 크롤링(crawling)을 통해 웹의 정보를 수집하게 된다[6, 16].

검색엔진들은 크롤링을 통해 수집된 웹페이지의 정보를 이용하여, 웹 페이지를 노드(node)로 보고 웹페이지간의 하이퍼링크를 아크(arc)로 하는 웹 그래프(web graph)를 만들게 된다[7]. 그렇지만 크롤링을 통해 만들어진 웹 그래프는 웹 페이지들의 하이퍼링크 정보(hyperlinked infromation)에 의존적일 수밖에 없으므로, 매우 관련성이 높은 사이트들이 서

* 608-736 부산시 남구 대연동 110-1, 경성대학교 e-비즈니스 전공
(e-mail : hkim@ks.ac.kr)

로 하이퍼링크되어 있지 않다면 이들은 웹 그래프상에서 아크가 존재하지 않게 되어 서로 관련이 없는 사이트로 취급하게 된다.

이처럼 거대하게 변해가는 웹은 매우 복잡한 네트워크로 구성되어 거대한 복잡계(complex network)를 형성하고 있다. 또한 각 계 서로간의 협동현상을 통해 끊임없이 변화 생동하며 더욱더 복잡한 구조로 변하고 있다. 웹의 이러한 복잡성에 대해 최근의 많은 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러한 대다수 연구는 웹 페이지에 대응되는 노드(node)와 웹 페이지들을 서로 연결(hyperlink)하는 것에 대응하는 아크(arc)의 개념들을 활용하여 웹을 그래프로 다루고 있다[3, 13, 13].

A. Broder 등은 웹의 구조적인 측면에서 무작위 네트워크(random graph)가 소수의 노드에 집중화된 형태임을 보였고[7], K. Bharat 등은 개별 웹 페이지 측면이 아닌 웹 사이트(웹 호스트)차원에서 웹의 특징을 설명하였다[6]. A. L. Barabasi 등은 기존의 무작위 네트워크과는 달리 비정상적으로 많은 링크를 가지고 있는 소수의 허브(hub)가 존재하는 규모 독립적 네트워크(scale-free network)을 가지고 있음을 보였다[3, 4, 5].

본 연구에서는 기존의 웹그래프와는 달리 웹사용자의 이용패턴을 반영할 수 있는 웹그래프(Web Usage Pattern Graph, WUPG)를 새롭게 정의하고, 사용자들의 웹 이용 정보를 체계적으로 수집하여 새롭게 정의한 웹그래프를 만들기로 한다. 이렇게 만들어진 웹그래프의 특성을 분석하고, 그 결과를 검색엔진의 성능개선이나 웹 사용자들의 형태 분석 등과 같은 분야에 이용할 수 있는 방안을 모색하기로 한다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 웹 그래프와 관련된 연구들을 알아보고, 3장에서는 본 연구에서 제안하게 되는 WUPG의 구성 방법, 데이터의 수집 및 분석결과를 알아보고, 4장에서 연구의 결과를 요약하기로 한다.

2. 기존 연구의 고찰

하이퍼링크 구조에 의존적인 웹 그래프의 문제점을 개선하기 위해, 본 연구에서는 사용자의 웹 이용 패턴을 반영할 수 있는 새로운 웹 패턴 그래프(Web Usage Pattern Graph, WUPG)를 정의하기로 한다. 또한 WUPG의 구축 및 특성 분석을 위한 시스템을 개발하고, 이를 통해 사용자들의 웹 이용 패턴 분석 및 검색엔진의 성능향상에 활용할 수 있는 방안을 제시하기로 한다. WUPG와 관련된 기존의 연구로는 웹 그래프와 관련된 연구, 웹 사용자의 이용 패턴을 분석하는 웹 마이닝(web mining)에 대한 연구, 웹 검색 알고리즘들과 검색엔진에서 제공하는 브라우저 툴바(toolbar)에 대한 연구 등이 있다.

가. 웹 그래프에 관한 연구

웹 그래프와 관련된 연구들은 전통적인 그래프 이론에 바탕을 두고 웹의 하이퍼링크 구조로부터 웹 그래프 구축하고 이의 특성을 분석하는데 중점을 두고 있다. 기존의 웹 그래프에 관한 연구 결과 웹에 대한 매우 중요한 몇 가지 특성들이 파악되었는데, 이의 주요 결과를 정리하면 다음과 같다.

(i) 웹 페이지의 도달가능성 : 웹 페이지 수의 증가속도는 매우 빠르기 때문에 어떠한 검색엔진이라도 전체 웹 페이지 정보를 모을 수 없고, Lawrence의 연구에 의하면 가장 많은

페이지를 찾는 검색엔진이 38%정도를 수집하는 것으로 나타나고 있다[15].

(ii) 스몰 월드 현상(small world phenomenon) : 웹 페이지 수의 증가속도는 매우 빠르지만, 웹상에 있는 임의의 두 페이지간의 평균거리는 항상 일정하게 유지되는 현상을 말한다. 여기에서 평균거리란 웹 그래프에서의 두 웹 페이지 간에 클릭 하여 도달할 수 있는 최단 클릭 수에 대한 평균을 말하는데, Barabasi등의 연구에 의하면 두 웹 페이지간의 평균거리는 약 19인 것으로 나타나고 있다. 이처럼 네트워크의 크기에 관계없이 평균거리가 일정한 성질을 만족하는 네트워크를 규모 독립적 네트워크(scale-free network)라 한다[2, 11].

이러한 네트워크의 예로는 인구의 규모에 관계없이 임의의 두 사람 간에 최소한의 아는 사람으로 이 두 사람을 연결하는 경로의 길이는 항상 일정하게 유지되는 인적 네트워크를 예를 들 수 있다[4, 14].

(iii) 지수 법칙 : 어떤 웹 사이트가 얼마나 많이 하이퍼링크 되어 있는가를 측정해보면 다음과 같은 지수 함수(power function)의 역함수 형태를 가진다는 것이다[3].

$$y = a^{-x}$$

여기에서 a는 상수이고 x는 어떤 웹 사이트의 하이퍼링크된 정도를 나타내고 있다. 이를 웹 사이트의 부익부 빈익빈 현상(rich-get-richer phenomenon)이라고도 하는데, 이의 의미는 포털(portal)이나 검색엔진과 같이 하이퍼링크의 빈도가 매우 높은 사이트의 수는 매우 희소하고 반면에 개인홈페이지와 같이 거의 하이퍼링크가 이루어지지 않는 사이트가 대부분임을 의미한다. 그렇지만 웹 그래프와 관련된 연구 결과는 오직 하이퍼링크 정보만을 근거로 하고 있어서, 실제 사용자들의 웹 이용 패턴을 반영하지는 못하고 있다.

즉 하이퍼링크를 이용한 웹 그래프를 웹에 대한 물리적 구조라고 본다면, 사용자의 웹 이용 패턴을 반영하는 그래프는 웹에 대한 논리적 구조라고 볼 수 있는 것이다.

나. 웹 마이닝에 관한 연구

웹 이용 패턴을 반영하기 위한 연구로는 웹 마이닝 분야가 있다[8, 10, 18]. 웹 마이닝과 관련된 연구는 주로 단일 또는 몇 개의 서버의 로그 데이터(log data)를 분석하는 연구에 집중되어 있다. 즉 사용자의 이용 패턴을 분석하기 위하여, 웹 서버에 저장된 로그 데이터를 분석하고 이를 이용하여 '가장 즐겨 찾는 페이지'나 '오늘의 가장 많이 접속한 페이지' 등을 제공한다. 또는 사용자를 구분하여, 사용자별로 선호하는 정보를 제공하는 맞춤 정보 제공 기능 등을 제공하기도 한다. 웹 마이닝은 마케팅 분야의 데이터 마이닝 기법을 웹의 영역에 응용한 것이다.

웹 마이닝에 대한 대부분의 연구는 특정사이트의 로그 데이터만을 대상으로 하므로, 사용자가 특정사이트를 떠나서 다른 사이트를 방문하는 것에 대한 정보는 알 수 없다는 문제점이 있다.

즉 개별사이트 단위에서 이루어지는 사용자의 웹 이용 형태는 파악할 수 있지만, 사용자들의 전체적인 웹 이용 형태에 대한 정보는 파악할 수 없는 것이다.

다. 웹 검색 알고리즘 및 브라우저 툴바

웹으로부터 필요한 정보를 추출하는 연구는 주로 검색엔진(search engine)의 유용성 측면

에서, 다양한 알고리즘의 개발 및 적용으로 필요한 정보를 정확하고 신속하게 찾도록 하는 검색엔진의 성능향상에 관심을 갖고 있다. 그 실현 방법론으로서 연구된 검색 알고리즘은 여러 모양으로 제시되고 있다. 하이퍼링크 구조만을 활용하는 방법과 여기에다 내용이나 용법을 추가한 방법 등이다. 이러한 알고리즘을 활용하여 웹 그래프 및 웹 마이닝에 대한 문제점을 해결하기위해 다양한 검색엔진들이 활용되어진다. 그러한 일부 검색엔진들은 사용자의 웹 이용 패턴을 반영할 수 있는 툴바(toolbar)들을 설치하고, 이를 통해 사용자의 웹 이용 패턴 정보를 수집하고 있다. 다음은 검색엔진인 알렉사(www.alexa.com)의 툴바를 보여주고 있다.

위의 그림에서 보면 사용자가 중앙일보(www.joins.com)에 접속하면, 이 사이트와 관련된 정보를 알렉사가 분석하여 이와 연관성이 매우 높은 사이트들에 대한 정보를

와 같이 보여 주게 된다.
즉 중앙일보와 하이퍼링크 되어 있지 않다 하더라도 대부분의 사용자들은 중앙일보를 접속하고 난 후에 국내의 유수 일간지들을 접속하게 된다. 이들 신문사들은 하이퍼링크를 기반으로 한 웹 그래프에서는 전혀 연관성이 없지만, 사용자의 웹 이용 패턴을 분석하면 매우 연관성이 높은 사이트들인 것이다. 또한 알렉스 툴바에서 다음과 같이 보여지는

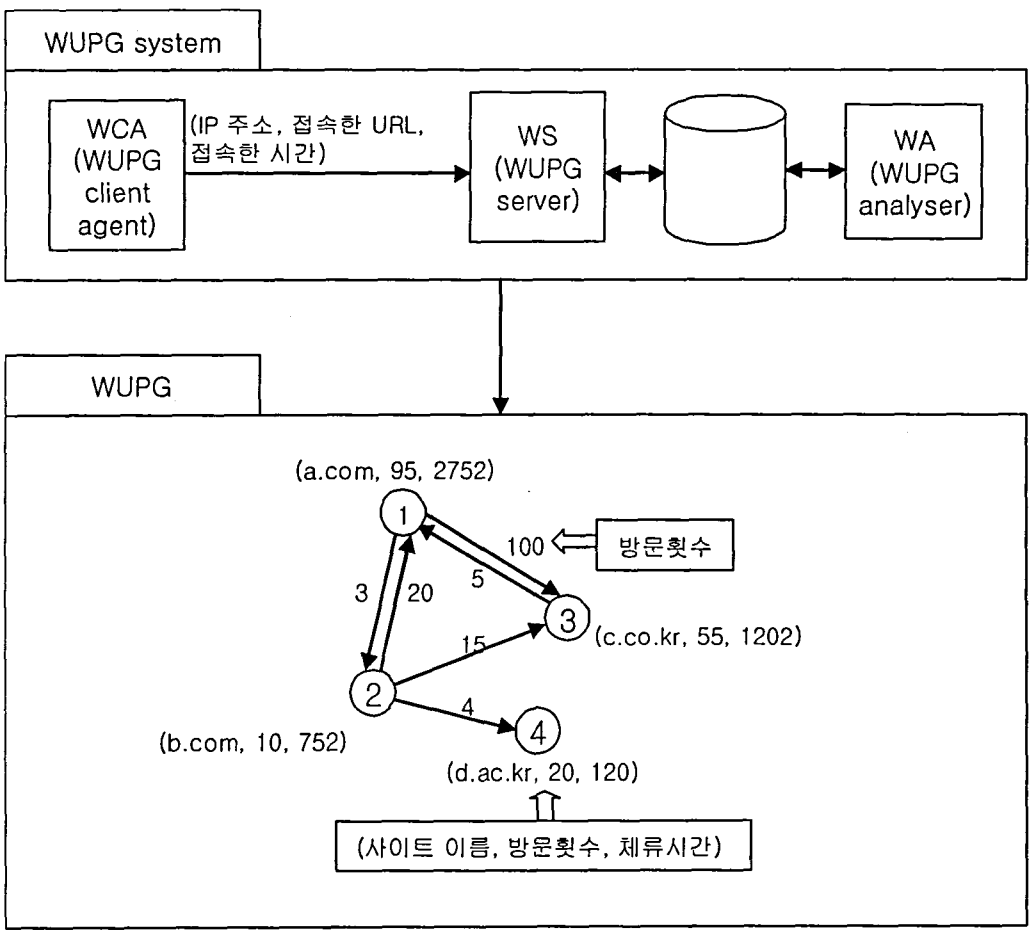
는 사용자들의 접속빈도를 측정하여 이를 점수화 한 것으로, 중앙일보의 경우 '80'임을 보여주고 있다. 이처럼 알렉사와 같은 기능을 제공하려면 사용자의 웹 이용 패턴을 체계적으로 수집하고 분석할 수 있는 시스템의 개발이 필요함을 알 수 있다.

3. WUPG 시스템의 구축 및 분석

가. WUPG 시스템의 개발

WUPG 시스템은 웹 브라우징 정보를 수집하여 서버로 자동 전송하는 클라이언트 에이전트(WUPG client agent, WCA), WCA가 보낸 정보를 수집하는 서버(WUPG Server, WS), WS에 모인 정보를 분석하는 분석기(WS Analyser, WA)의 세부분으로 구성된다.
WCA는 사용자의 PC에서 실행되며, 웹 브라우저에서 URL의 접속이 발생하면 이와 관련된 정보를 지정된 WS로 전송한다. 이때 WS로 보내는 정보는 (IP 주소, 접속된 URL, 접속한 시간) 으로 구성한다. WS는 매우 간단한 데이터베이스를 구축하는 서버로서 단순히 WCA가 보낸 정보를 주기적으로 저장한다. 핵심이 되는 부분은 WA로 WS에서 수집한 정보를 분석하여 WUPG를 구축하게 된다.
본 연구에서 WUPG는 $G=(V,A)$로 나타내고, V는 노드(node)의 집합이고 A는 방향성

이 있는 아크(directed arc)의 집합으로 정의하기로 한다[43]. 이때 노드는 웹 사이트에 대응하는 것으로 (사이트 이름, 방문횟수, 체류시간)의 3가지 레이블(label)을 가지고, 노드 i와 노드 j를 연결하는 아크는 (i,j)로 표시하고 아크는 방문횟수를 값으로 가진다. [그림 1]은 WUPG 시스템과 이로부터 생성한 WUPG의 예를 보여 주고 있다.



[그림 1] WUPG 시스템과 WUPG의 예

위의 그림에서 보듯이 WCA에서 (IP 주소, 접속한 URL, 접속한 시간)을 WS로 전송하면, WS는 이 정보를 데이터베이스에 저장한다. WA는 데이터베이스를 분석하여 WUPG를 생성하게 된다. 그림에서는 4개의 노드와 6개의 아크로 이루어진 WUPG의 예를 보여 주고 있다.

각 노드는 (사이트 이름, 방문횟수, 체류시간)의 3가지 값을 가지고 아크는 방문횟수를 값으로 가지고 있다. 노드에서 사이트 이름은 도메인 네임에 대응하고 ccTLD(nTLD라고도 함)의 3단계와 gTLD이면 2단계로 정의하기로 한다(자세한 내용은 www.icann.org 참조).

새로운 웹 활용 패턴 그래프를 정의하기 위하여 자체 구축한 WUPG를 활용하여 사용자별 data를 수집 하였다. 기간은 2004/3/29 부터 2004/4/30까지이며, WCA는 경성대학교 실습실

의 PC에 설치하였다. WCA는 새로운 웹 페이지를 접속할 때마다 (사이트 이름, 방문한 시점, PC의 IP 주소)의 정보를 WS에 레코드 형태로 보내게 되며, 동 측정기간 동안 수집된 레코드의 수는 모두 56,578개로서 WA를 통해 분석된 결과로 WUPG 및 각종 통계자료를 추출하게 된다.

나. 웹 패턴 그래프 분석

정보 분석단계인 WA 단계에서 출력된 각각의 정보들은 아래와 같이 분석 되었는데, 그 각각 자료의 내용은 다음과 같다.

(1) 페이지 당 머무른 시간

웹 사용자가 인터넷 서핑 중 페이지 당 머무른 시간을 정의하고 있으며, 총 접속한 페이지의 수는 55,989개로 나타났다. 이에 대한 빈도 분석을 한 결과는 다음과 같다.

(i) 먼저 0에서 10초 사이를 머무른 페이지를 살펴보면 다음 <표 1>과 같다.

<표 3-1> 페이지 당 머무른 시간의 빈도

초	빈도	상대빈도	누적빈도	초	빈도	상대빈도	누적빈도
0	3464	0.0619	0.0619	6	1840	0.0329	0.3791
1	4595	0.0821	0.1439	7	1697	0.0303	0.4094
2	3714	0.0663	0.2103	8	1438	0.0257	0.4351
3	3153	0.0563	0.2666	9	1303	0.0233	0.4584
4	2403	0.0429	0.3095	10	1288	0.0230	0.4814
5	2058	0.0368	0.3463	-	-	-	-

위 표에서 나타난 특징적인 점은 전체 접속 시간 빈도의 거의 과반수(48%) 되는 비율이 10초이내에 페이지를 바꾸거나 종료하는 것으로 나타난 것이다. 이처럼 머무른 시간이 10초 이내에 집중되는 것은 "뒤로" 버튼의 실행, 브라우저 간 이동, 자주 접속하는 페이지간의 습관적 이동, 임의로 접속 끊기 등과 같이 실제 정보의 수집과는 관련이 없는 행위들에 기인한 것으로 보인다. 이처럼 3초 이내의 페이지 간 이동 및 접속을 본 연구에서는 "단수이동"이라 정의하기로 하고 이들은 실제적인 웹 활용 특성을 분석하는데 오류를 줄이기 위해 제외하기로 한다.

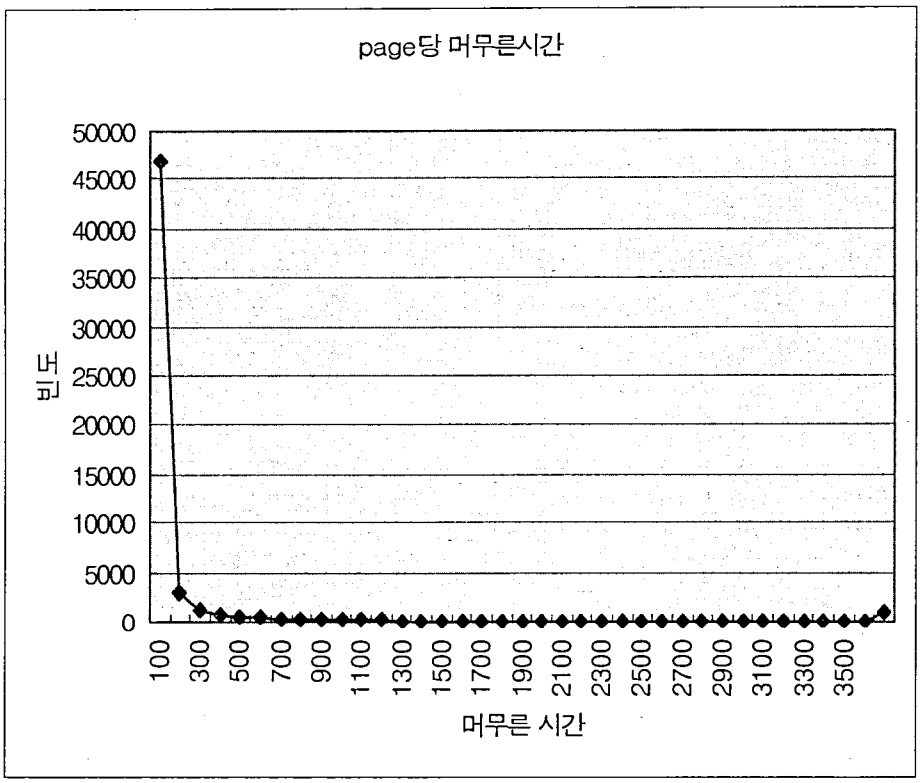
(ii) 전체 페이지에서 머무른 시간의 분포를 살펴보면 <표 2>와 같이 나타났다. 아래의 표로부터 페이지 당 머무른 시간의 분포를 살펴보면, 머무른 시간이 300초(5분) 이내인 경우는 누적빈도가 91.19%이고 900초(15분) 이내인 경우가 95.38%, 1500초(25분) 이내인 경우가 96.6%를 보이고 있다. 거의 대다수 사용자들이 15분 이내동안 특정 페이지에 머무르는 것으로 나타났다. 즉 시간이 증가할수록 상대빈도는 급속하게 줄어듬을 알 수 있다.

<표 2> 전체 페이지 당 머무른 시간의 분포

초	빈도	상대빈도	누적빈도	초	빈도	상대빈도	누적빈도
100	46836	0.8365	0.8365	1900	53	0.0009	0.9706
200	2909	0.0520	0.8885	2000	50	0.0009	0.9715
300	1314	0.0235	0.9119	2100	46	0.0008	0.9723
400	734	0.0131	0.9251	2200	48	0.0009	0.9731
500	511	0.0091	0.9342	2300	46	0.0008	0.9740
600	376	0.0067	0.9409	2400	37	0.0007	0.9746
700	286	0.0051	0.9460	2500	31	0.0006	0.9752
800	236	0.0042	0.9502	2600	34	0.0006	0.9758
900	202	0.0036	0.9538	2700	39	0.0007	0.9765
1000	157	0.0028	0.9566	2800	31	0.0006	0.9770
1100	152	0.0027	0.9593	2900	25	0.0004	0.9775
1200	124	0.0022	0.9616	3000	28	0.0005	0.9780
1300	87	0.0016	0.9631	3100	25	0.0004	0.9784
1400	90	0.0016	0.9647	3200	27	0.0005	0.9789
1500	71	0.0013	0.9660	3300	27	0.0005	0.9794
1600	57	0.0010	0.9670	3400	27	0.0005	0.9799
1700	78	0.0014	0.9684	3500	30	0.0005	0.9804
1800	68	0.0012	0.9696	3600	17	0.0003	0.9807
-	-	-	-	3600 초과	1080	0.0193	1.0000

위의 표를 그림으로 나타내면 아래 [그림 2]와 같다. 그림에서 보듯이 페이지별 머무른 시간과 빈도간의 관계는 전형적인 지수분포의 형태를 보이고 있고, 기울기가 매우 가파르게 감소하고 있다. 그렇지만 3600초를 초과하는 경우가 1.93%를 차지하고 있는데, 이는 실제 사용자가 특정 페이지에 접속한 후 브라우저를 계속 띄어 둔 경우로 볼 수 있다. 이러한 부분을 효과적으로 제거할 수 있다면, 페이지별 머무른 시간에 대한 보다 정확한 정보를 획득할 수 있을 것이다. 이와 관련된 논의는 다음 절에서 자세히 다루도록 하겠다.

이런 점을 감안하더라도 페이지별 머무른 시간에 대한 빈도가 정규분포를 보이지 않고, 지수분포를 보인다는 것은 사용자들의 웹 이용형태는 적은 시간내에 많은 정보를 획득하는 경향을 보인다고 볼 수 있다.



[그림 2] 전체 페이지 당 머무른 시간의 빈도

(2) 네트워크의 구성 및 분석

O 네트워크의 구성

노드는 SDN을 가지고 구성하게 된다. 즉 x.abc.com, y.abc.com, z.abc.com이 있으면 이로부터 한 개의 노드인 abc.com이 만들어지게 된다. 56,578개의 레코드로부터 추출된 노드의 수는 1,638개이다.

O 노드 정보 분석

1,638개의 노드 중에서 머무른 시간의 합이 10초를 초과하는 노드들의 수는 1,177개이다. 1638개의 노드들에 머무른 시간의 총합(1500초 초과는 제외)은 3,524,421이고, 10초 이내인 노드들에 머무른 시간의 총합은 1,844초로서 전체 시간에서 차지하는 비율은 0.523%에 불과하다. 10초를 초과하는 1,177개의 노드에서 머무른 시간 순으로 상위 20위까지를 살펴보면 다음 페이지의 <표 3>과 같다.

표 에서 "순위"는 "머무른 시간"이 가장 많은 순서, "SDN"은 노드의 이름, "머무른 시간"은 사이트에 머무른 시간, "inout"은 노드(사이트)로 들어오고 나간 횟수, "sum in"은 외부에서 들어온 횟수, "sum out"은 외부로 나간 횟수, "first"는 세션 시작 시에 처음으로 접속하는 시작 페이지의 횟수, "last"는 세션 마지막에 선택한 횟수, "in degree"는 네트워크에서 들어

오는 아크가 있는 노드의 수, "out degree"는 네트워크에서 나가는 아크가 있는 노드의 수를 각각 나타낸다. "평균"은 페이지당 머무른 시간의 평균으로 "머무른 시간"에서 "in_out"을 나눈 값, "빈도"는 "머무른 시간"을 총 접속시간(3524421)으로 나눈 값, "누적 빈도"는 "빈도"를 누적시킨 값이다. "머무른 시간"은 국내에서 가장 유명한 포털인 daum.net, nate.com, naver.com의 순서를 보이고 있다. "평균"은 mocie.go.kr(산업자원부), mct.go.kr(문화관광부), dcinside.com(디지털카메라), mofat.go.kr(외교통상부)의 순서를 보이고 있다. 이는 학생들이 리포트 작성을 위해 정부 부서 홈페이지를 많이 이용하는데 기인하고, dcinside.com의 경우 디지털카메라와 관련된 사이트이므로 해상도 높은 사진들이 많기 때문에 평균 머무른 시간이 높게 나오고 있다.

<표 3> 머무른 시간 기준 상위 20개 노드(사이트) 접속정보

순위	SDN	머무른 시간	inout	sumin	sum out	first	last	in deg	out deg	평균	빈도	누적 빈도
1	daum.net	940496	13389	3860	3624	326	558	427	435	70.2	0.267	0.267
2	nate.com	522351	6907	2090	2307	435	227	238	228	75.6	0.148	0.415
3	naver.com	418471	7517	3015	3001	221	258	639	663	55.7	0.119	0.534
4	damoim.net	202287	5196	667	613	26	81	57	52	38.9	0.057	0.592
5	ks.ac.kr	174504	2227	1187	1135	95	156	145	148	78.4	0.050	0.641
6	bugs.co.kr	112598	2110	529	475	40	97	80	66	53.4	0.032	0.673
7	dreamwiz.com	77856	1785	943	1320	427	40	145	157	43.6	0.022	0.695
8	yahoo.com	67255	1403	537	518	28	33	134	157	47.9	0.019	0.714
9	x-y.net	43261	450	351	277	15	100	41	38	96.1	0.012	0.726
10	sayclub.com	23528	650	199	183	4	29	34	38	36.2	0.007	0.733
11	mofat.go.kr	18292	95	83	79	0	2	21	23	192.5	0.005	0.738
12	magicn.com	17220	406	152	148	0	2	21	16	42.4	0.005	0.743
13	auction.co.kr	16294	145	134	125	0	6	38	29	112.4	0.005	0.748
14	empas.com	16253	482	193	175	4	15	51	57	33.7	0.005	0.752
15	mym.net	13566	171	57	120	77	2	25	19	79.3	0.004	0.756
16	unikorea.go.kr	13396	74	53	50	0	3	15	13	181.0	0.004	0.760
17	dcinside.com	13210	66	60	58	3	4	14	10	200.2	0.004	0.764
18	mocie.go.kr	11868	55	50	54	0	0	22	20	215.8	0.003	0.767
19	mct.go.kr	11272	50	44	43	1	3	14	12	225.4	0.003	0.770
20	ybmsisa.com	11212	136	53	50	0	0	13	17	82.4	0.003	0.774

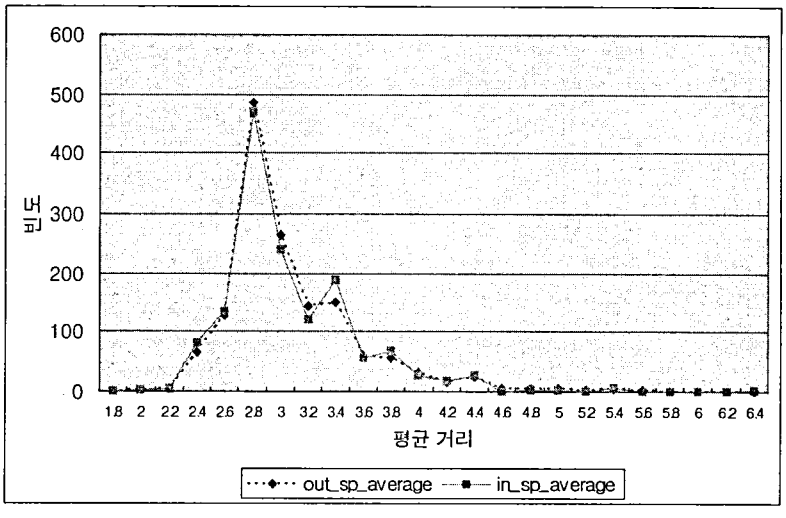
처음으로 접속하는 사이트를 나타내는 "first"의 경우 nate.com, dreamw -iz.com, daum.net의 순서를 보이고 있는데, ks.ac.kr(경성대)와 mym.net(검색포털)이 상대적으로 높게 나타나고 있다. 이는 수집된 데이터가 본 대학이므로 시작페이지가 본 대학관련 사이트인 ks.ac.kr이 높고 mym.net의 경우 큰 용량의 무료 e-mail(100MB) 등을 제공하는 검색 포털 이어서 상대적으로 시작페이지 횟수가 높게 나타나고 있다. "last"의 경우 daum.net, naver.com, nate.com의 순서를 보이고 있다. 검색사이트인 naver.com의 경우 머무른 시간에서는 3위이지만 in degree와 out degree가 가장 큰 값을 보이고 있다. 이러한 현상은 dreamwiz.com, yahoo.com, empas.com과 같은 검색 사이트에서도 나타나고 있다. "누적빈도"에서 상위 3개 사이트가 53.4%를 보이고 있고, 상위 20개가 77.4%로서 사이트의 집중도가 매우 높은 부익부 빈익빈 현상을 보이고 있음을 알 수 있다.

위에서 살펴본 트래픽의 집중도는 사이트에 "머무른 시간"을 기준으로 분석하였다. 그러나 관점에 따라서는 <표 3>에서 나타난 것과 같이 다양한 접속정보를 이용하여 집중도를 달리 정의 할 수는 있을 것이다. 예를 들면 사이트 방문 회수 또는 특정 사이트로 들어온 노드 수 등이다. 집중도 측면에서 본 연구에서 조사된 내용을 살펴보면, 사이트별 접속정보 간 분포의 차이가 일부 있기는 하나 "머무른 시간"이 높으면 "방문회수"가 많거나 "특정사이트로 들어온 노드 수"가 많은 등 거의 대다수 항목 간 분포비율은 비슷한 추세를 보이고 있다.
<표 3>의 결과와 기존 연구결과의 중요한 차이점으로는 사이트별 트래픽 쏠림의 정도인 "사이트의 집중도"가 매우 강하게 나타나는 현상을 들 수 있다.
본 연구에서는 "사이트의 집중도"에 따라 웹 패턴 그래프의 구조를 크게 3부분으로 나누기로 한다. 첫째, 트래픽의 집중도가 극단적으로 높은 사이트인 슈퍼허브(super hub) 이다. 예를 들면 <표 3>에서 살펴 본 바와 같이 전체 트래픽의 10%이상을 상회하는 개별 사이트인 daum, naver, nate가 이에 해당된다. 이 상위 3개사이트는 전체 트래픽의 과반수를 넘는 53%의 점유율을 보이고 있다. 둘째, 슈퍼허브보다는 트래픽이 적지만 어느 정도 높은 트래픽을 보이는 사이트들을 나타내는 코어(core) 이다. 예를 들면 상위 20위 이상 정도 또는 전체 트래픽의 0.1% 이상 점유하는 사이트들이다. 그러한 슈퍼허브와 코어에 트래픽의 77% 정도가 집중되고 있다. 마지막으로 슈퍼허브와 코어를 제외한 트래픽이 아주 미미한 나머지 사이트인 기타사이트이다. 본 연구에서 제시하는 웹 패턴 그래프의 주요한 부분인 슈퍼허브들에 대한 집중도는 웹이 가지는 가장 중요한 특징으로 볼 수 있다.
기존에 연구되어 있는 웹의 구조(웹 그래프)는 웹 페이지 구성 언어인 HTML과 웹 페이지 접속을 위한 URL에 의해 특징되어 진다. 웹 페이지 접속은 URL을 통해 이루어지고, 각 웹 페이지들은 하이퍼링크 구조를 가진다. 즉 웹은 하이퍼링크된 URL들의 집합이라고 정의할 수 있고, 상호 연결된 URL을 통해 모든 웹 페이지들이 연결된 구조를 지향한다고 볼 수 있다. 본 연구에서는 웹의 이러한 구조적 특징을 "연결지향성 연결 구조(hyperlink oriented web structure)"라 부르기로 한다. 하지만 웹의 사용자들은 연결지향성 연결 구조를 이용하여 웹 페이지를 찾기 보다는, 자주 찾는 웹 사이트를 직접 입력하거나 즐겨찾기에 등록 시켜서 이용하는 형태로 웹을 이용하고 있음을 알 수 있다. 이러한 이용형태를 본 연구에서는 사용자가 자주 찾는 웹 사이트를 직접 입력하거나 즐겨찾기에 등록 시켜서 웹 페이지를 찾는 것을 "사용지향성 연결 구조(usage oriented web structure)"라 부르기로 한다. 웹의 이용형태에 있어서 웹의 연결지향성 연결구조의 중요성은 점점 줄어들고, 반면에 사용지향성 연결 구조의 중요성은 점점 증가하고 있다고 볼 수 있다.

O 네트워크 분석

1,638개의 노드로 구성된 네트워크에서 1,451개의 노드가 양방향으로 연결된 네트워크(forest)를 구성하고 있다. 나머지 187개의 노드들은 대부분 머무른 시간이 매우 적거나 중요하지 않은 노드들로 구성되어 있고, 이들 노드에 총 머무른 시간은 8,288초로 전체 분석에서 0.235%에 불과하다. 네트워크 분석에서는 1,451개의 노드로 구성된 네트워크를 대상으로 하기로 한다. 노드 간 링크의 거리는 모두 1로 가정하기로 한다. 노드들 간의 최단 경로를 알기 위해서는 "depth-first tree"를 이용하면 된다. 주어진 노드에 대한 "depth-first tree"는

모든 노드로의 최단 경로가 된다. 본 연구에서는 주어진 특정 노드와 나머지 노드간의 최단 경로의 평균(out_sp_average)과 특정 노드로 들어오는 최단경로의 평균(in_sp_ average)을 구하였다. 다음의 [그림 3]은 out_sp_average와 in_sp_average를 가지고 구한 빈도를 보여주고 있다. 아래의 그래프에서 보듯이 out_sp_average와 in_sp_average는 빈도에 있어서 거의 차이를 보이지 않고 있다. 1,451개의 노드에 대한 out_sp_average에 대한 평균값은 2.9761이고, in_sp_average에 대한 평균값은 2.9675로 나타나고 있다. 이는 Barabasi 등이 URL 분석을 통한 웹 분석에서 정리한 사이트 간 평균 거리가 18.59인데 반하여, 실제 사용자들의 웹 이용 패턴으로부터 도출한 WUPG에서의 평균거리는 3을 초과하지 않는 것으로 나타나고 있다. 이는 기존의 URL을 이용해 웹을 이용하던 방식에서 대부분의 사용자가 자주 찾는 페이지를 입력하거나 즐겨찾기에 등록해두고 사용한다고 볼 수 있는 것이다. 앞의 노드 정보 분석에서 보았듯이 슈퍼허브 사이트로의 부익부 빈익빈 현상과 연결시켜 해석할 수 있다. 즉 대부분의 트래픽이 머무른 시간이 53.4%에 이르는 3개 사이트에 집중되고, 사용자들은 슈퍼허브에서 기타 사이트로 가거나 또는 슈퍼허브에서 기타 사이트로 이동하는 형태로 인터넷을 이용하기 때문에 평균거리가 3을 초과하지 못하는 것이라 볼 수 있다.



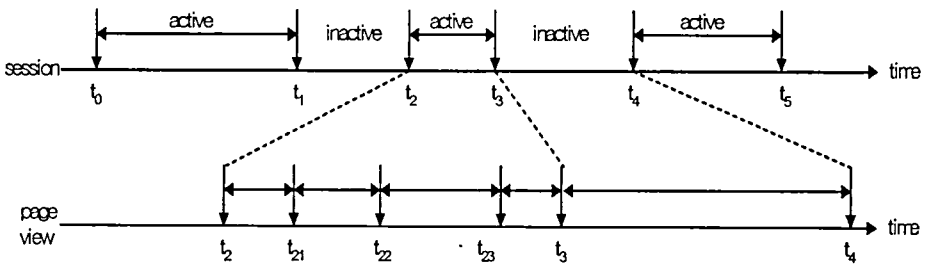
[그림 3] 페이지 간 평균거리 분포

O 세션 분석

세션(session)은 어떠한 작업이나 서비스의 시작과 끝을 나타내는 용어이다. 전화호의 경우는 세션은 통화의 연결 시점부터 통화의 단절 시점까지를 이야기하며, 이 경우 세션은 누구나 쉽게 이해할 수 있다. 그러나 웹 이용과 관련하여 세션을 정의하려면 웹 서핑의 시작과 끝을 정의 하여야 한다. 웹을 이용하다가 장시간 다른 작업을 하기도 하고, 웹 접속 중간 중간에 다른 작업을 수행하는 일이 많으므로 사용자 자신도 어디서부터 웹 서핑의 시작이고 끝인지를 대답하기가 쉽지 않다. 본 연구에서는 웹 이용과 관련된 세션을 정의하기 위해 on-off 모형을 이용하기로 한다.

아래의 [그림 4]에서 두 개의 시간축인 "session"과 "page view"가 있다. "session" 시간 축

에서 active한 상태는 on을 나타내고, inactive한 상태는 off를 나타낸다. 즉 active한 상태가 지속된 시간 간격이 세션에 해당된다.



[그림 3-4] 세션 on-off 모형

두 개의 시간 축에서 t_i들은 사건(event)이 발생한 시간으로, 이는 새로운 웹 페이지로의 접속이 발생한 시점을 나타낸다. t_2와 t_4사이의 세션을 확대한 "page view" 축을 보면, 사용자는 $t_2, t_{21}, t_{22}, t_{23}, t_3$의 시점에 새로운 웹 페이지에 접속하였다. 이때 $t_{21}-t_2$는 웹 페이지를 다운로드한 시간(d_time)과 웹 페이지 열람 시간(v_time)을 합한 것이 된다. active 상태와 inactive 상태를 구분하기 위해 본 연구에서는 d_time+v_time의 합이 정해진 임계치(threshold)를 초과하면 inactive한 상태가 d_time+v_time 만큼 지속된 것으로 한다. 위의 그림에서 t_4-t_3는 임계치를 초과하였고, t_4 시점부터는 새로운 세션이 시작됨을 보여주고 있다. 본 연구에서는 inactive를 정의하는 임계치는 페이지 당 머무른 시간이 "300초", "600초", "900초", "1200초", "1500초"의 5가지로 설정하여 분석하였다. 세션이 시작되어서 끝나는 시간 간격을 "세션 지속 시간"이라 부르기로 한다. <표 4>는 세션과 관련된 기본 통계를 보여주고 있는데, 구분 란의 "전체 세션수"는 임계값에 대해서 발생한 세션의 전체수를 나타내고, "30초미만을 제외한 세션 수"는 "전체 세션수"에서 "세션 지속 시간"이 30초 미만인 세션들을 제외한 것이다. "최대 세션 지속 시간"은 주어진 임계 값에 대해서 "세션 지속 시간"이 가장 큰 값을 가지는 세션을 나타내고 있다. "시간 평균"은 "30초미만을 제외한 세션 수"를 대상으로 "세션 지속 시간"에 대한 산술 평균값이다. "최대 페이지 수"는 "30초미만을 제외한 세션 수"를 대상으로 가장 많은 페이지에 접속한 세션의 접속 페이지 수이다. "페이지 평균"은 "30초미만을 제외한 세션 수"를 대상으로 세션이 접속한 페이지 수에 대한 산술평균이다.

<표 4> 임계값에 따른 세션 분포

구분	300초	600초	900초	1200초	1500초
전체 세션 수	4349	3054	2420	2043	1819
30초 미만을 제외한 세션 수	3486	2633	2148	1840	1657
최대 세션 지속 시간	6307	12366	13233	15779	18071
시간 평균	428.9	832.6	1275.8	1735.3	2130.7
최대 페이지 수	887	1383	1395	1421	1421
페이지 평균	29.6	40.7	50.6	59.5	66.4

다음 페이지의 <표 5>는 정의된 5가지 임계값을 이용하여 "세션 지속 시간"을 구하고, 이에 대한 빈도를 구한 결과를 보여주고 있다. 표에서 보듯이 5가지 경우 모두 전형적인 지수분포의 형태를 보이고 있다. 또한 임계값이 "1500초"에서 "300초"로 작아질수록 매우 가파른 지수분포의 형태를 보이고 있다. 이를 그림으로 도시하면 [그림 5]와 같은데 그림에서 보듯이 "세션 지속 시간"에 대한 빈도 분석 결과는 "1500초"인 경우는 긴 꼬리 형태의 지수분포를 보이고 있고, "300초"로 줄어들수록 매우 가파른 형태의 지수분포를 보이고 있다. 즉 세션은 임계값을 작게 설정하면 거의 지수분포에 가까워지고, 임계치가 커지면 긴 꼬리 형태의 근사된 지수분포를 보이고 있다.

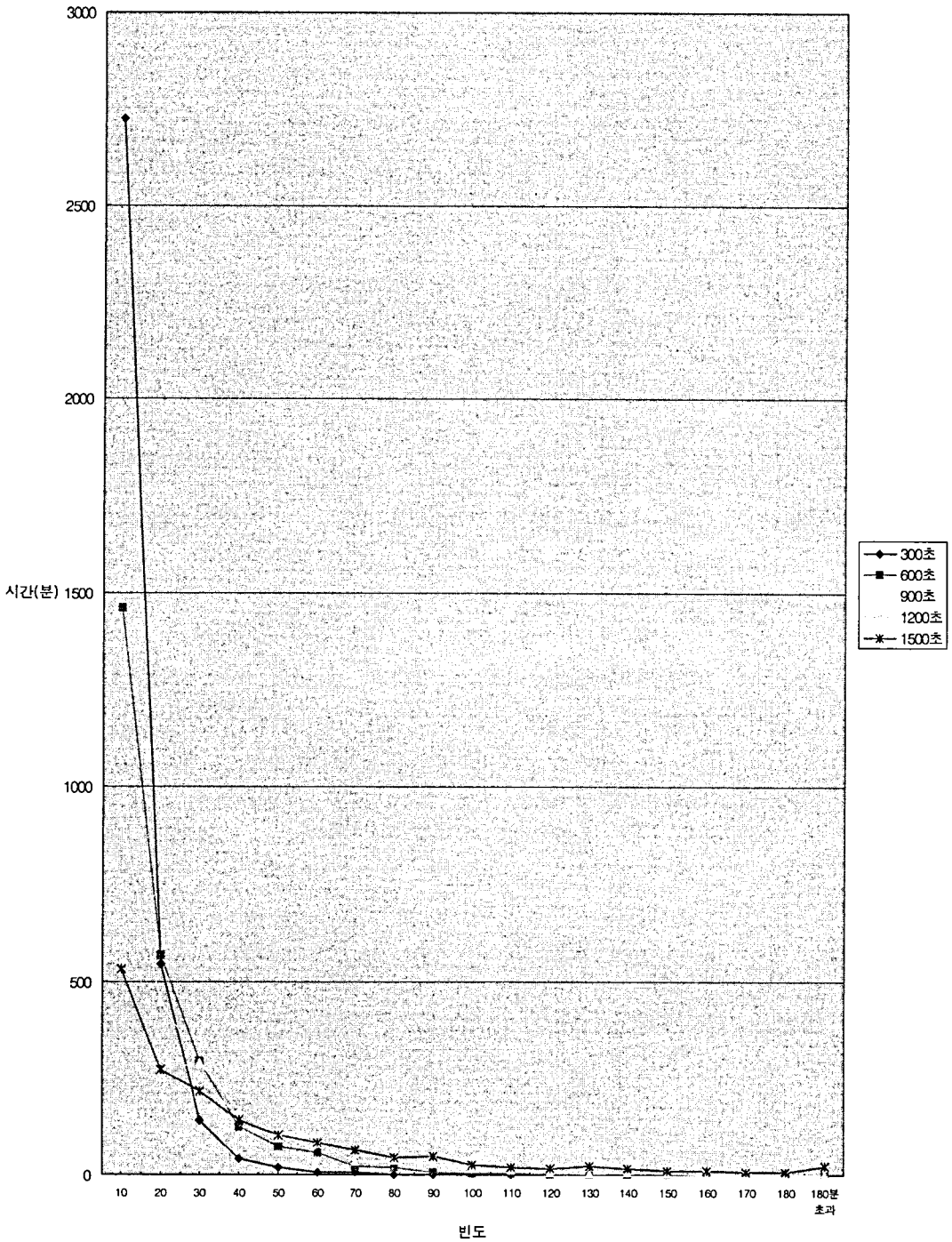
또한 <표 6>과 같이 5가지 임계값에 대하여 세션이 접속한 페이지 수에 대한 빈도를 보여주고 있는데 이 역시도 매우 전형적인 지수분포를 보임을 알 수 있다. 이를 그래프로 나타내면 다음 페이지의 [그림 6]과 같다.

<표 5> 임계값에 따른 세션 지속시간

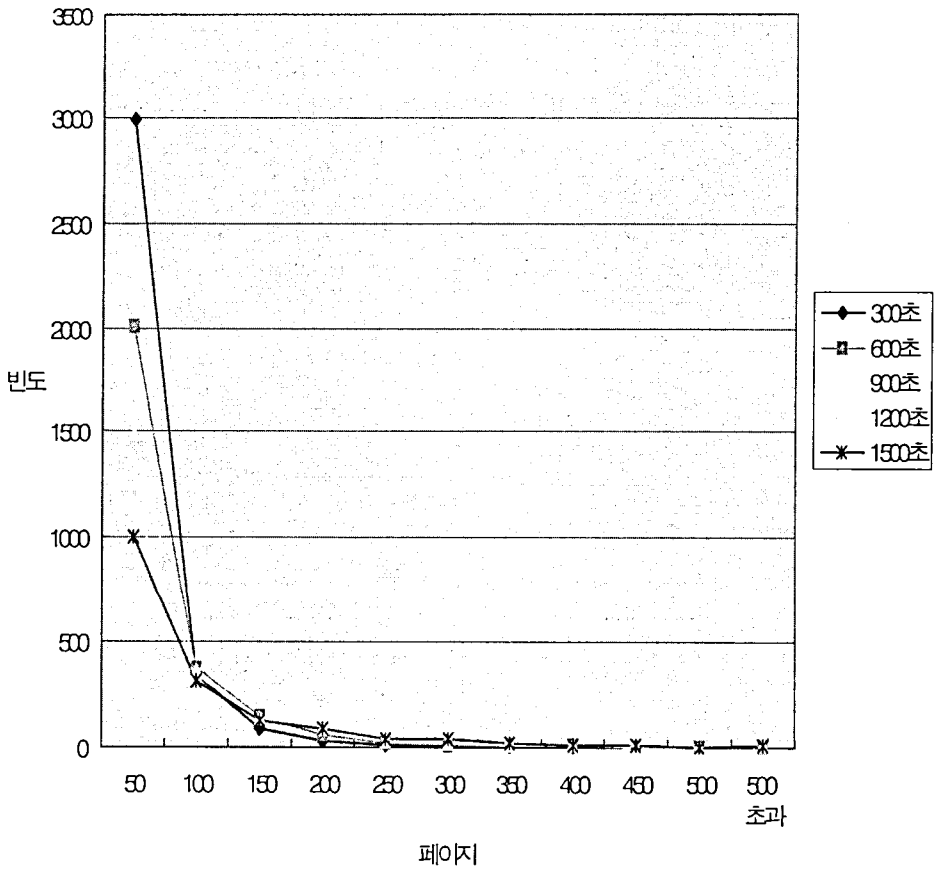
세션 지속 시간(분)	임계값				
	300초	600초	900초	1200초	1500초
10	2720	1460	908	645	531
20	544	567	448	351	270
30	143	291	288	245	214
40	43	126	168	153	142
50	19	74	98	108	102
60	7	57	82	86	84
70	5	24	36	52	64
80	1	18	40	43	46
90	1	7	28	38	47
100	2	3	15	29	27
110	1	2	12	20	18
120	0	1	7	13	17
130	0	0	4	19	23
140	0	0	6	13	17
150	0	1	4	10	10
160	0	0	1	3	9
170	0	0	1	3	6
180	0	1	1	2	7
180분 초과	0	1	1	7	23

<표 6> 임계값에 따른 접속 페이지 빈도

페이지수	300초	600초	900초	1200초	1500초
50	2985	2006	1487	1175	1007
100	349	373	362	340	315
150	92	147	141	131	125
200	28	61	86	98	93
250	12	16	29	36	38
300	10	14	19	28	35
350	2	6	8	13	21
400	3	5	8	10	8
450	0	1	2	3	8
500	1	0	1	1	1
500 초과	4	4	5	5	6



[그림 5] 임계값에 따른 세션 지속시간 분포도



[그림 6] 임계값에 대한 접속 페이지 빈도 분포도

4. 결론

본 연구는 기존에 연구되어 있는 물리적인 링크로 구성된 웹 그래프와는 달리 웹 사용자들의 논리적인 웹 이용패턴을 반영할 수 있는 웹 패턴 그래프(Web Usage Pattern Graph, WUPG)를 새롭게 정의하였다. 정의된 WUPG 시스템을 활용하여 사용자의 실질적인 웹 이용과 관련된 정보를 수집하고, 이로부터 사용자들의 웹 이용형태를 분석하여 기존의 연구결과와는 다른 새로운 특성의 웹 패턴 그래프를 도출 하였다.

본 연구에서 제안한 WUPG는 기존 웹 그래프의 특징과는 차별되는 몇 가지 새로운 결과를 보여주고 있다. [그림 7]은 WUPG를 개념적으로 보여주는 것으로, WUPG는 크게 세부분인 슈퍼허브(super hub), 코어(core), 기타사이트로 나누어 볼 수 있다. 그림에서 보듯이 WUPG에서 대부분의 노드(사이트)는 슈퍼허브 또는 코어와 직접 연결되며, 코어는 슈퍼허브와 완전 연결 형태(full mesh)를 보이고 있다. 따라서 Barabasi 등의 연구에서 웹의 물리적 구조인 하이퍼링크를 통해 웹 사이트간 평균거리가 약 19로 나타나고 있지만, 본 연구에서 제안

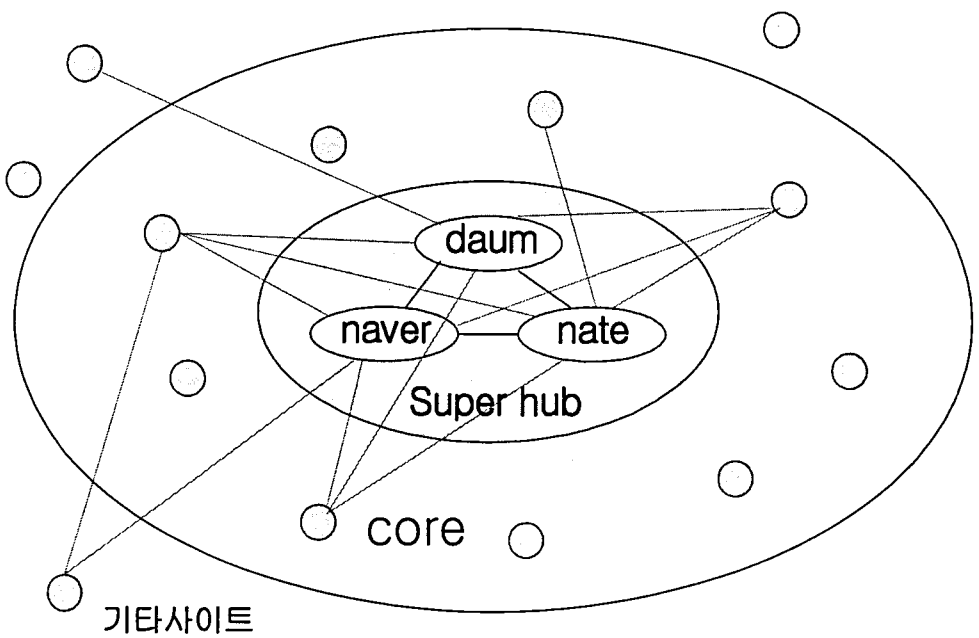
한 웹의 논리적 구조인 WUPG에서 웹간 평균 거리가 3이하를 보이는 것은 WUPG가 [그림 7]과 같은 구조를 가지고 있기 때문이다.

WUPG로부터 웹의 실질적인 이용과 관련된 부분을 다음의 세가지로 요약할 수 있다.

i) 웹 이용 평균 거리의 감소 : WUPG에서 보듯이 슈퍼허브와 코어들이 거의 완전연결 형태(full mesh)를 보이고 있고, 기타사이트들은 슈퍼허브 및 코어에 직접 연결되어 있으므로 웹 이용 평균 거리는 매우 짧아짐

ii) 외부 하이퍼링크 의존성의 감소 : 사이트간의 이동시 하이퍼링크를 이용하기 보다는 검색엔진, 자주가는 사이트, 직접 사이트의 입력 등을 이용하므로, 외부 하이퍼링크의 의존성은 줄어듬

iii) 슈퍼허브의 등장 : 방문횟수 및 트래픽의 집중도가 극단적으로 높은 허브인 슈퍼허브는 거의 백화점식 정보제공으로 인해 집중도가 점점 높아지고 있음



[그림 7] WUPG의 구조

참고 문헌

[1] L. Adamic, "Zipf, Power-laws, and Pareto - a ranking tutorial," Xerox Palo Alto Research Center.

[2] R. Albert, H. Jeong and A.-L. Barabasi, "Diameter of the World Wide Web," *Nature* 401, p130, 1999.

[3] A.-L. Barabasi and R. Albert, "Emergence of scaling in random networks," Science, vol. 286, p 509-512, 1999.

[4] A.-L. Barabasi, R. Albert and H. Jeong, "Scale-free characteristics of random networks: the topology of the world-wide web," *Physica A*, Vol. 281, p 69-77, 2000.

[5] A.-L. Barabasi, R. Albert, H. Jeong. and G. Bianconi, "Power-law distribution of the World Wide Web," *Science*, 287, p 2115a, 2000.

[6] K. Bharat, B.-W. Chang, M. Henzinger and M. Ruhl, "Who links to whom: Mining linkage between web sites," *Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining*, November 2001.

[7] A. Broder, R. Kumar, F. Maghoul, P. Raghavan, S. Rajagopalan R. Stata, A. Tomkins and J. Wiener, "Graph Structre in the Web," *The 9th International World Wide Web Conference.*

[8] S. Chakrabarti, B. Dom, S. R. Kumar, P. Raghavan, S. Rajagopalan, A. Tomkins, D. Gibson and J. Kleinberg "Mining the Web's link structure," *Computer*, 32(8), 1999.

[9] S. Chakrabarti, B. Dom, D. Gibson, J. Kleinberg, P. Raghavan, and S. Rajagopalan, "Automatic resource compilation by analyzing hyperlink structure and associated text," *Proc. 7th WWW*, 1998.

[10] M.S Chen, J.S. Park and P.S. Yu, "Efficient data mining for path traversal patterns," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 10(2), p 209-221, 1998.

[11] B. Kim, C. Yoon , S. Han, and H. Jeong, "Path finding strategirs in scale-free network" *Physical Review E.* Volume 65, 2002.

[12] J. Kleinberg, "Authoritative sources in a hyperlinked environment," *J. of ACM*, Vol. 46, No. 5, p 604-632, 1999.

[13] J. Kleinberg, R. Kumar, P. Raghavan, S. Rajagopalan, and A. Tomkins, "The Web as a Graph: Measurements, Models, and Methods," *COCOON*, p1-17, 1999.

[14] J. Kleinberg and S. Lawrence, "The Structure of the Web," *Science*, Vol. 294, No. 30, Nov. 2001.

[15] S. Lawrence and C. Lee Giles, "Accessibility of Information on the Web," *Nature*, Vol. 400, No. 8, July 1999.

[16] S. Lawrence and C. Lee Giles, "Searching the World Wide Web," *Science*, Vol. 280, No. 3, April 1998.

[17] J. Srivastava, R. Cooley, M. Deshpande and P. Tan, "Web Usage Mining: Discovery and Applications of Usage Patterns from Web Data," *ACM SIGKDD Explorations*, Jan. 2000.