

의미 기반의 지식모델 통합과 탐색에 관한 연구[☆]

A study on integrating and discovery of semantic based knowledge model

전 승 수^{1*}
Seung-Su Chun

요 약

최근 자연어 및 정형언어 처리, 인공지능 알고리즘 등을 활용한 효율적인 의미 기반 지식모델의 생성과 분석 방법이 제시되고 있다. 이러한 의미 기반 지식모델은 효율적 의사결정트리(Decision Making Tree)와 특정 상황에 대한 체계적인 문제해결(Problem Solving) 경로 분석에 활용된다. 특히 다양한 복잡계 및 사회 연계망 분석에 있어 정적 지표 생성과 회귀 분석, 행위적 모델을 통한 추이분석, 거시예측을 지원하는 모의실험 모형의 기반이 된다. 하지만 대부분의 지식 모델은 특정 지표나 정제된 데이터를 수동적으로 모델링하여 분석에 활용한다. 본 논문에서는 텍스트 마이닝 기술을 통해 방대한 비정형 정보로부터 지식 모델을 구성하는 토픽 인자와 관계 노드를 생성하고 이를 통합하는 방법과 정형적 알고리즘을 제시한다. 이를 위해 먼저, 텍스트 마이닝을 통해 도출되는 키워드 맵을 동적적 지식맵으로 변환하고 이를 의미적 지식모델로 통합하는 방법을 설명한다. 또한 키워드 맵으로부터 유의미한 토픽 맵을 투영하는 방법과 의미적 동치 모델을 유도하는 알고리즘을 제안한다.

☞ 주제어 : 지식 모델, 네트워크 통합, 의미 탐색, 텍스트 마이닝

ABSTRACT

Generation and analysis methods have been proposed in recent years, such as using a natural language and formal language processing, artificial intelligence algorithms based knowledge model is effective meaning. its semantic based knowledge model has been used effective decision making tree and problem solving about specific context. and it was based on static generation and regression analysis, trend analysis with behavioral model, simulation support for macroeconomic forecasting mode on especially in a variety of complex systems and social network analysis. In this study, in this sense, integrating knowledge-based models, This paper propose a text mining derived from the inter-Topic model Integrated formal methods and Algorithms. First, a method for converting automatically knowledge map is derived from text mining keyword map and integrate it into the semantic knowledge model for this purpose. This paper propose an algorithm to derive a method of projecting a significant topic map from the map and the keyword semantically equivalent model. Integrated semantic-based knowledge model is available.

☞ keyword : Knowledge Model, Network integration, Semantic discovery, Text Mining

1. 서 론

기존의 지식관리와 지식분석을 위한 연구들은 데이터와 문서를 대상으로 동일한 기호 검색과 분류, 또는 데이터 간 정적 관계에 대한 분석으로 제한되어 왔다. 최근 자연어 및 정형 언어처리, 인공지능 연구 분야에서 의미기술이 발전되면서 다양한 지식모델의 설계와 의미 분석이 가능해지고 있다[1].

일반적으로 지식모델은 ‘지식관리에 있어 지식 간의 관계와 개념에 대한 분류와 표현’으로 정의되며 형상, 속성, 패턴 등의 특성을 갖는다. 또한 상황, 특성, 토픽 간의 관계, 계산, 제약 등을 의미적 요소로 볼 수 있다. 따라서 지식 모델은 의미 표현과 자동 추론이 가능하며 동적 지식분석에 의한 효과적인 이해와 지식 활용을 돕는다[2]. 또한 지식모델을 활용한 의미 분석은 ‘지식이 갖는 의미적 구조와 관계를 이해하는 과정’이라 볼 수 있으며 지식모델의 설계 시 ‘지식의 동적변화와 지속적 확장’을 반드시 고려해야 한다[3].

본 논문에서 다루는 지식모델은 데이터나 문서 등의 정보자원이 갖는 대표적 특성을 토픽 단위로 사상하여 하나의 문서 또는 다수의 문서정보로부터 토픽과 관계성을 표현하여 모델링된다. 따라서 토픽으로 구성된 지식

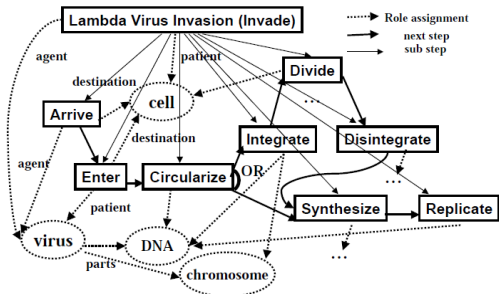
¹ Division of Knowledge & Information Korea Institute of S&T Evaluation and Planning, Seoul, 137-130, Korea

* Corresponding author (dabins@kistep.re.kr)

[Received 16 October 2014, Reviewed 23 October 2014, Accepted 31 October 2014]

☆ 본 연구는 2014년도 미래창조과학부 과학기술정책과학화사업 지원에 의하여 수행되었음

모델은 일반적으로 전문가의 통찰에 의한 언어로 명세되거나 텍스트 마이닝 알고리즘에 의한 기계적으로 추출될 수 있다[4]. 본 연구에서는 지식 요소를 그림 1과 같이 토픽 단위로 생성하는 알고리즘을 설명하며 생성된 지식 모델을 자동으로 통합하는 방법을 설명한다.



(그림 1) 프로세스 모델 상의 지식분석과 유형
(Figure 1) Knowledge analysis and type on process model

2. 관련연구

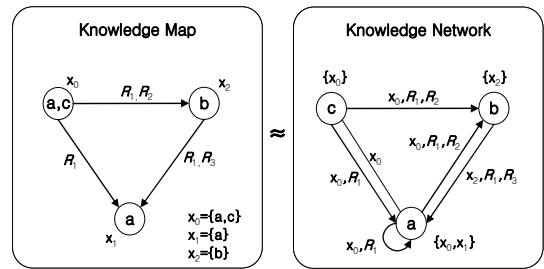
본 논문에서는 지식모델의 구문과 의미를 정형언어인 CTL(Computational Tree Logic)식과 같이 명세하고 속성에 대한 만족성 검사 알고리즘을 활용하여 탐색한다. CTL식에서는 특정 범위에서의 불변식 탐색과 투영이 가능하며 크립키 구조의 시각화 명세에 용이하다[5][6]. 지식 모델을 구성하기 위해서는 어휘 및 문장, 문서를 대표하는 토픽을 자동적으로 생성하고 추출된 토픽 간의 관계성을 추정하여 연관맵을 구성하여야 한다. 문장 및 문서의 대표성을 갖는 토픽의 추출은 어휘의 노출빈도, 어순, 서술어 관계 등을 고려한 텍스트 마이닝 알고리즘으로 추출이 가능하며 토픽 간의 관계성은 토픽 간 순서, 문장 내 구조, 토픽 간 영향도 등을 셀튼지수 등으로 분석하여 계산할 수 있다. 하지만 일반 문서에서 토픽을 추출할 경우 엄청나게 많은 어휘와 관계가 추출되기 때문에 이를 대표성의 정도와 상호 관계성의 강도를 고려한 추상화 모델이 필요하다. 본 논문에서는 다수의 토픽 및 관계 구조에서 추상화 모델을 투영하는 한다. 텍스트 마이닝과 관계성 계산을 통해 추출한 모델은 토픽의 노출 빈도와 토픽 간 관계 강도를 조정하여 축소가 가능하지만 중요한 토픽 및 관계의 손실이 불가피하다. 따라서 관심있는 어휘와 토픽을 대상으로 의미적 모델을 투영하는 것이 추

상화 모델을 생성한다고 볼 수 있다. 따라서 의미적 지식 모델을 구성하기 위해 주어진 선택적 어휘를 하나의 주어진 속성으로 보고 이와 직접적 관계성을 만족하는 토픽을 추출하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 이러한 관계성을 만족하는 것을 속성(Φ)이라 하고 이에 대한 토픽을 상태라고 한다.

기존의 최초 모델로부터 주어진 속성(Φ)을 만족하는 상태(P)로부터 모든 도달 가능한 상태를 $R\Phi(P)$ 로 정의한다. 또한 도달 가능한 계산식(μZ)은 P 로부터 다음 어떤 (\exists) 상태까지의 집합에서 속성을 만족하지 않는 상태($\neg \Phi$)까지를 계산한다. 이는 토픽을 포함한 상태의 집합을 투영하는 알고리즘으로 정의되며 특정 속성을 만족하는 부분 집합(Knowledge Map)을 아래와 같이 정의한다.

$$\text{Knowledge Map} = R\Phi(P) \mid \mu Z.((P \cup \text{post } \exists(Z)) \cap [\neg \Phi])$$

위 식에서 $R\Phi$ 은 특성 속성 Φ 가 만족되는 도달 가능한 모델이며 $R\Phi(P)$ 는 주어진 속성 P 를 만족하는 탐색 알고리즘이다. 본 연구에서는 통합 지식모델에서 특정 속성을 만족하는 부분집합인 지식맵(Knowledge Map)을 투영하고 그림 2와 같은 동치관계의 지식네트워크(Knowledge network)로 변환한다.



(그림 2) 지식맵과 동치관계의 지식망
(Figure 2) Knowledge map and network of equivalence relation

이는 서로 상이한 토픽이 동일한 상태를 만족하는 모델에서는 토픽 간의 개별적 탐색이 불가능하기 때문에 하나의 토픽 단위의 상태를 갖는 모델로의 변환이 필수적이다. 따라서 지식맵과 같이 특정 범위로부터 투영된 부분집합의 요소를 먼저 지식네트워크 구조로 변환하고 동일한 토픽을 중심으로 지식네트워크를 얻는다. 아래의 정의와 같이 지식네트워크 기반 시각화 분석과 토픽 간의 도달성을 이용한 지식 간 관계성 분석이 가능하다.

지식맵은 지식모델과 마찬가지로 지식 간의 관계와 개념에 대한 분류와 표현의 의미를 갖는다. 또한 기계 해석이 가능한 의미적 표현을 통해 지식 간 속성 분석 및 의미적 추론이 가능한 구조를 갖는다[7]. 이와 관련하여 본 장에서는 지식맵과 요소 간 동치 및 닮음 관계인 지식맵을 활용한다. 지식모델 간의 관계는 아래 정의와 같이 지식모델의 부분집합인 지식맵과 지식네트워크는 반사적이고 대칭적이며 추이적이다.

$$\begin{aligned} \text{Knowledge Network} &= \sqrt{R} \Phi(P) \in P(\{P\}, R) \vee (P' \{ \}, R') \\ \text{Knowledge Map} : [p] &= \{X | (p, X) = R\} \wedge \{X | (X, p) = R\} \\ &\wedge (p \rightarrow p') \wedge \{[p'] | p' \in P\} \\ &\approx \triangleleft \text{Knowledge Network} \subseteq \text{Knowledge Model} \end{aligned}$$

한편, 크립키 구조를 갖는 지식모델의 수동적 명제는 일반인이 정의하기에 너무 어렵고, 모델의 평가와 분석에 상당한 전문성과 비용이 필요하다[8]. 이에 본 연구에서는 지식모델의 생성과 통합 네트워크 생성에 있어 자동 계산을 고려했다. 어떤 문서 자원(E)에서 지식 모델 상의 어떤 토픽(X)을 특정 범위에 유도된 지식맵을 동치적 관계의 지식네트워크 모델로 변환한다.

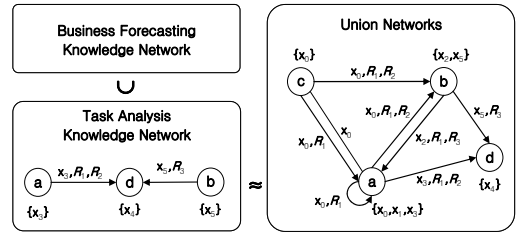
$$\begin{aligned} \text{Knowledge Map } M &\rightarrow \text{Knowledge Network } N \\ M \rightarrow N &= \{X \rightarrow S, X_0 \rightarrow S_0, R, T \rightarrow \text{true}, L \rightarrow E\} \\ S : &\text{어떤 자원(E)에 관련된 프로세스(P), 업무활동(T)} \\ &\text{들의 유한 집합} \\ S_0 \subseteq S : &\text{최초 자원(E)의 집합} \\ R \subseteq S \times S : &\text{자원(E) 간의 전이를 나타내며} \\ &\text{전체(total) 관계로서, } \forall s \in S \cdot s' \in S \cdot (s, s') \in R. \\ &\text{즉, 모든 지식 } s \in S \text{에 있어 } (s, s') \in R \text{ 이면 하나의} \\ &\text{상속자 } s \in S \text{이 존재.} \\ T : &\text{상태의 원소(Topic) 명제는 항상 참(True)} \\ L : S \rightarrow 2T &\text{어떤 상태에서 참(True)이 되는 명제} \\ &\text{(Proposition)들의 집합을 각 상태에 배정.} \end{aligned}$$

3. 지식 네트워크 통합모델

3.1 지식 모델의 통합

지식 모델은 형상, 속성, 유형의 형태적 분석과 토픽 간 편중, 밀도, 영향 등 함의적 의미의 이해를 통해 새로운 가치분석과 관계분석 등을 지원한다[9]. 하지만 대응량의 통합지식모델의 공간에서 지식 간 도달성분석은 시

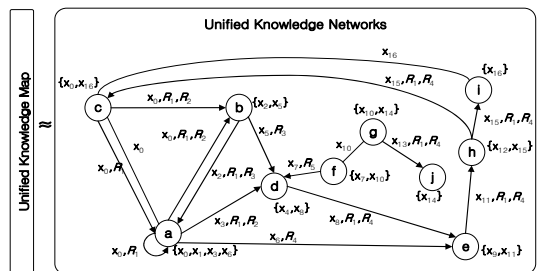
스템의 계산 복잡도가 기하급수적으로 증가하기 때문에 관계성 분석을 위한 공간의 최적화가 필요하다.



(그림 3) 지식망 간의 연계를 통한 지식망의 생성
(Figure 3) Generation of knowledge network by connecting knowledge networks

그림 3과 같이 지식맵과 지식 네트워크의 변환을 통해 최초의 지식 모델 보다 축소되고 추상화된 네트워크 모델로 의미적 분석이 가능해진다[10]. 앞에서 설명한 지식맵과 지식 네트워크의 구조는 지식모델에 속한 명제에 비례하여 관계(R)와 상태(X)의 수는 커졌지만 상태의 불변식이 1/X로 축소됐다. 또한 관계(R)은 새로운 상태 간의 $R_1 \times R_m$ 로 지식망의 계산 복잡도는 $O(|System| \times |P|^2)$ 으로 낮아지며 지식네트워크 간의 연계는 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \text{Unified Knowledge Network: } &\bigcup_{n=1}^m N^n = N_1 \cup N_2 \dots \cup N_m \\ \text{iff Knowledge Network} & \\ N_1 &= \{S_1, s_0 \in S_1, R_1, T_1: \forall |E| = \{\text{true}\}, E_1: U\{\}\} \\ \text{iff Knowledge Network} & \\ N_m &= \{S_m, s_0 \in S_m, R_m, T_m: \forall |E| = \{\text{true}\}, E_m: U\{\}\} \text{ then} \\ \bigcup_{n=1}^m N^n &= \{S_1 \cup S_m, s_0 \in S_1 \cup S_0 \in S_m, R_1 \times R_m, \\ &T_1 \cap T_m: \forall E = \{\text{true}\}, \cup E_1: \{\} \vee E_m: \{\}\} \end{aligned}$$



(그림 4) 통합된 지식네트워크 모델
(Figure 4) Unified knowledge network model

그림 4과 같은 통합 지식 네트워크는 복잡계의 형상과 관계성 분석뿐만 아니라 다차원분석에 활용되며 특정 지식모델의 변화와 연계를 통한 동적 지식 네트워크의 생성으로 구조적 네트워크 분석, 지식 또는 토픽의 경로, 관계, 행위 분석을 지원한다[11][12].

3.2 지식 모델의 예시

본 연구에서는 위와 같은 기술혁신 체계에서의 기술 역량 지수를 정책결정의 요소로 보고 혁신역량지수의 기술별 분석 항목을 기반으로 연관 모형을 정의한다. 이는 지수의 값을 원소로 갖는 토픽(Topic) 단위의 기술 연관 모델을 구현하고 각 토픽에 정책 지수 항목별 가중치를 반영하도록 정의했다.

투영모형(Projection Model)은 혁신자원, 혁신활동, 혁신환경, 혁신성과, 혁신과정에 관한 세부 항목 정보로부터 지수값을 갖는 기술 토픽의 집합으로 유도된다. 이는 세부적인 역량지수 분석 정보로부터 추출되는 토픽의 순위(Ranking)로부터 기술 집합이 구성되며 지수별로 정량적 평가 순위 집합과 정성적 문서로부터 추출되는 기술 토픽을 포괄한다. 정책결정지원 연관모형의 정의는 아래와 같다.

- 혁신역량지수 기반의 정책결정 지원 투영모형의 정의.

Indicators Projection Model :
 $M = \{Topic, Indicators, Weight, Relation\}$
 Topic : $T = \text{Set of extracted roll up topics}$
 $\{Ranking_1, \dots, Ranking_n\}$
 Indicators : $I = \text{Set of Value } \{Indicators\ value_1, \dots, Indicators\ value_n\}$
 Weight : $W = \text{Set of Simulation Variable } \{Policy\ Term_1, \dots, Policy\ Term_n\}$
 Relation : $R = \text{Projected Map on Knowledge Model}$
 $\{Relation_1, \dots, Relation_n\}$

혁신지수항목별 기술 토픽의 집합(Topic, T) 유도 방법이 있어, 혁신지수 항목 중 혁신자원의 인적자원 부문에서 총 연구원 수는 연구개발 기술 분야별로 순위 추출이 가능하며 이를 100위까지 추출할 때 하나의 지수 항목에 대한 기술 토픽 집합이 구성된다. 이와 같은 방법으로 혁신지수 항목과 관련된 상위 기술을 도출하여 기존에 구성된 지식 모델에서 해당되는 기술만을 투영(Projecting)한다. 이는 지식모델을 대상으로 지수 항목에서 추출된

기술 토픽으로부터 도달 가능한 경로 중 어떤 추출된 기술 토픽이 포함된 모든 경로의 합집합 모델이며 다음과 같은 방법으로 계산할 수 있다.

- 지식모델로부터 투영모형을 유도하는 방법.

$$\begin{aligned} \text{Indicator Projection Model } N &= \forall \text{Topic} : T \rightarrow R\Phi(P) \\ &= \mu Z.((P \cup \text{post} \exists(Z)) \cap [\neg \Phi]) \cap \text{post} \exists(P) \\ &: \{p' \in X \mid \exists p \cdot p \in P \wedge (p, p') \in R\} \end{aligned}$$

Unified Indicator Projection Model M

$$= \bigcup_{n=1}^m M^n = M1 \cup M2 \cup \dots \cup Mm$$

위와 같은 방법은 주어진 모든(\forall) 기술 토픽(T)으로부터 전방향으로 도달 가능한 모든 경로를 얻고 이후 주어진 모든 기술로부터 역방향으로 이미 얻어진 경로를 만족하는 도달 가능한 경로를 계산하여 얻을 수 있다 [13][14]. 이와 같이 투영된 지수 기반 투영모형은 기술 간의 관계 속성을 포함하며 혁신역량지수의 가중치 반영을 통해 기술혁신 정책지원을 위한 시뮬레이션 방법을 아래와 같이 정의할 수 있다.

- 혁신역량지수 기반 투영모형의 시뮬레이션 방법.

입력 : Weight : $W = \{Policy\ Term_1, \dots, Policy\ Term_n\}$
 처리 : Topic Indicator Value
 $= [Policy\ Term_n \times Indicators\ Value_m]$
 $\forall \text{Topic TIV(Topic Indicator Value)}$
 $\in \text{Unified Indicator Projection Model } M$
 출력 : Indicator Projection Model : $M(\text{Topic TIV})$
 $\subseteq \text{Knowledge Model}$

위에서의 투영모형은 혁신역량지수의 각 세부항목으로부터 도출된 토픽(Topic)을 통합 지식모델에 투영하여 유도되는데 각 토픽은 기술 토픽뿐만 아니라 사회, 경제, 문화적 토픽을 포함한다. 따라서 지식모델은 아래와 같이 추출된 어휘를 모두 포함한 지식모델이 되어야 한다.

Topic : $T = \text{Set of extracted roll up topics}$
 $\{Ranking_1, \dots, Ranking_n\}$
 Topic of Knowledge Model :
 Mining $\{Term_1, \dots, Term_n\} \in KM$

혁신역량지수 기반 기술혁신 정책의 효과성 분석지원을 위한 지식모델의 생성을 위해서는 텍스트 마이닝(Text

Mining) 기술이 활용되며 주요 지식모델의 생성방법 및 탐색 알고리즘은 2장에서 설명한 지식모델의 생성과 의미분석 알고리즘과 동일하다[15]. 서로 다른 속성을 만족하는 지식맵은 통합된 지식망의 연계가 가능하며 연계식은 아래와 같다.

- 특정 속성을 만족하는 지식망의 연계식.

$$\begin{aligned}
 & \text{Knowledge Network} \subseteq \text{Knowledge Map} \\
 & \quad \subseteq \text{Knowledge Model:}M \\
 & \text{iff Knowledge Model} \rightarrow \\
 & \quad \text{Knowledge Map}(\Phi_1) \vee \text{Knowledge Map}(\Phi_2) \subseteq M \\
 & = R\Phi_1(P) \cup Z((P \cup \text{post} \exists(Z)) \cap [\neg \Phi]) \vee R\Phi_2(P') : M \\
 & \text{iff Knowledge Map} \rightarrow \text{Knowledge Network} : M'' \\
 & = \bigvee \left[\bigcup_{n=1}^m [R\Phi_1(P)]^n \bigvee \bigcup_{j=1}^k [R\Phi_2(P')]^j \right] \\
 & \subseteq \text{Invariant}[M]'' \subseteq M' \subseteq M
 \end{aligned}$$

4. 지식모델의 자동 생성과 분석 사례

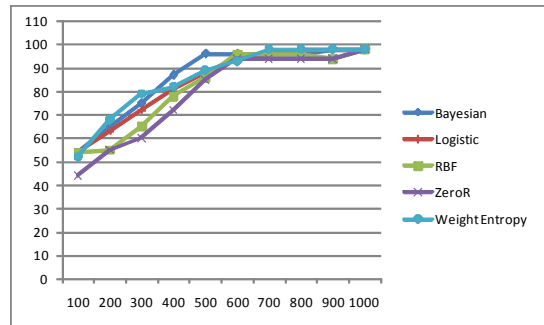
본장에서는 특정 문서집합으로부터 특성(Feature)을 갖는 토픽의 집합과 추출된 토픽의 어휘(Term) 간 관계를 생성하는 방법을 설명한다. 또한 문서로부터 토픽의 집합을 생성하는 알고리즘 간의 실증적 효과와 차이를 비교한다. 이를 위해 논문 및 보고서의 요약문(Abstract)으로부터 서로 다른 텍스트 마이닝 알고리즘을 통해 어휘를 추출한다. 이를 다시 저자가 정의한 핵심어(Keyword)와 비교하여 어휘 추출의 실효성을 확인하며 어휘 간의 관계(Relation)를 계산한다. 우선 저자가 정의한 논문의 핵심어 탐색과 요약문의 용어 탐색을 병행했으며 요약문에서 어느 정도의 범위로 탐색하여야 저자가 정의한 핵심어 정보를 담을 수 있는지 확인하고자 했다. 이를 위해 어휘 추출 알고리즘을 선택적으로 제공하는 범용적 도구인 WEKA를 사용하였으며 그림 5와 같이 알고리즘들 중 어느 것이 가장 효과적인지를 확인했다.

또한 문서의 양과 어휘의 노출 빈도의 가중치를 조정했다. 실험에서는 핵심어에 포함된 용어의 범위를 탐색하기 위해서 분석 변수를 핵심어로 선택하고 유도수(Roll up point)의 증가분을 100으로 지정하여 탐색했다. 다음으로 분석 변수를 요약문으로 선택한 상태에서 단계별로 유도수를 100개씩 증가하여 최대 1,000개까지 확장했으며 아래 표 1과 같은 결과를 얻었다.

(표 1) 알고리즘별 요약 추출토픽, 핵심어 간 일치 수
(Tabel 1) The number of correspondence between abstract topic and keyword by the algorithm

구분	저자핵심어와 추출어휘 간 일치값									
	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
Bayesian	54	65	75	87	96	96	96	96	98	98
Logistic	54	63	72	81	88	94	96	98	98	98
RBF	54	55	65	78	86	96	96	96	94	98
ZeroR	44	55	60	72	85	94	94	94	94	98
Weight Entropy	52	68	79	82	89	93	98	98	98	98

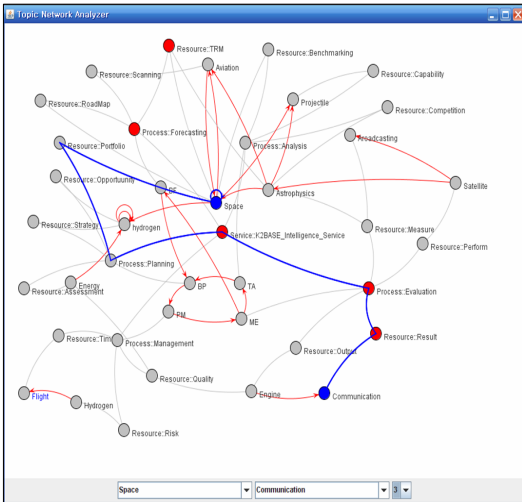
이때 사용하는 논문 데이터의 경우에는 년도별로 추출한 데이터가 아닌, 논문 전체에 대한 데이터를 사용하도록 했으며 실험의 목적이 용어의 탐색보다는 용어 추출의 최적 범위를 찾는 것에 있기 때문이다. 분석 후 총 1,641개의 용어가 산출되었으며 이 용어를 100개씩 유도해가며 알고리즘별로 저자가 정의한 핵심어와 요약문에서 추출된 어휘 간의 일치수와 비율을 산출했다.



(그림 5) 알고리즘별 저자핵심어, 추출 어휘 간 일치수 비교
(Figure 5) Comparison of number about correspondence between author keyword and extracted word by the algorithm

그 결과 살펴보면, 유도수 어휘가 400개일 경우 전체 15% 용어를 확인해야 저자가 정의한 용어의 80%, 전체의 30% 용어를 확인해야 저자가 정의한 용어의 85% 정도를 확보할 수 있었다.

이러한 토픽 간의 경로 분석은 그림 6과 같이 지식 모델의 이해에 있어 관계성 검사에 기반이 된다. 지식맵의 경우 지식의 구조적 이해를 돕는데 지식의 형상과 흐름을 통해 조직 지식의 가치사슬(Value Chain) 관리를 위한 구체적 방법을 제시하며 지식모델의 평가와 개선을 지원한다[17][18].



(그림 6) 지식 네트워크 모델의 이해와 경로 분석
(Figure 6) The path analysis and understanding of knowledge network model

5. 결 론

본 연구에서는 복잡한 지식모델로부터 특정 속성을 만족하는 지식맵을 유도하고 지식맵과 동치인 지식망으로 변환하는 방법을 제시했다. 이를 통해 모델의 이해도를 높여 지식의 속성 명세 품질을 높이고 범위 속성을 통해 지식모델을 축소하는 한편, 지식망의 변환과 연계로 분석에 적합한 모델로 최적화하는 방법을 설명했다. 의미적 지식모델의 통합과 분석에 있어 추상화 수준이 높은 토픽 기반의 지식모델로 계층화하고 네트워크 분석이 가능한 모델로 자동 분석하고 향상된 네트워크 분석 방법을 제시했다. 이는 효율적 지식관리와 함께 지식 분석의 속도와 시스템 부하 등 비용 감소와 지식의 모니터링의 효율화를 기대할 수 있다.

이러한 의미 기반의 지식모델은 전문적인 능력이 요구되는 복잡한 문제나 의사결정을 위한 의미분석 모델로 활용된다. 향후 연구를 통해 다양한 지식 사용자의 지식

활용과 분석, 실제적 문제 해결책의 도출 방안, 의미의 인지적 활동을 고려하여 지식모델과 분석방안을 확장하고 실제 시스템에 구현하는 연구를 진행하고자 한다.

참 고 문 헌 (Reference)

- [1] M.D.Ernst,(ed.), “Dynamically Discovering Likely Program Topics to Support Program Evolution”, ICSE, 2000.
- [2] M.B. Dwyer, “Property specification patterns for finite Place verification”, Proceedings of the Workshop on Formal Methods in Software Practice, 1998.
- [3] V. Devedzic, “Knowledge Modeling - State of the art”, ACM integrated computer aided engineering, 2001.
- [4] Scholer, A., Rickel, “Learning domain knowledge for teaching procedural task”, AAAI, 2000.
- [5] William Chan, “Temporal Logic Queries, Proceedings of CAV”, LNCS 1855, Springer, 2000.
- [6] R. Bryant, “Graph-Based Algorithms for Boolean Function Manipulation”, IEEE Transactions on Computer, 1986.
- [7] W.Y. Liu, “Using IDEFO/Petri net for Ontology based task knowledge analysis: the case of emergency response for debris flow”, System Sciences, HICSS Volume 4, 2006.
- [8] S.Edelkamp, S.Jabbar, “Action Planning for Directed Model Checking of Petri Nets” Electronic Notes in Theoretical Computer Science, 2006.
- [9] J. B. Rosser, “On the Complexities of Complex Economic Dynamics”, Journal of Economic Perspectives, 1990.
- [10] D. Ruan, F. Hardeman, “Intelligent Decision and Policy Making Support Systems”, Springer, 2008.
- [11] Robert J. Thierauf, “Optimal Knowledge Management, IDEA Group Publishing, 2006,
- [12] V. Devedzic, “Knowledge Modeling - State of the art, ACM integrated computer aided engineering, 2001.
- [13] Edmund M. Clarke, “Model Checking, foundations of software technology and theoretical computer science”, LNCS, 1997.
- [14] A. Neuser, “A GUI for Real-time Visualization of On-line Model Checking with UPPAAL”, Institute for

Software Systems, Hamburg University of Technology (TUHH), 2014.

- [15] Savas Konur, "Towards Light-Weight Probabilistic Model Checking", Hindawi publishing corporation, Journal of Applied Mathematics, 2014.
- [16] Dou, Wei, "A Model-Driven Approach to Trace Checking of Temporal Properties with OCL", Open Repository and Bibliography, S&T Centre, University of Luxembourg, 2014.
- [17] Campos, J. Creissac, Machado, "A specification patterns system for discrete event systems analysis", InTech, 2013.
- [18] DR Kulkarni, "Improved model generation and property specification for analog/mixed-signal circuits", async.ece.utah.edu, 2013.

● 저 자 소 개 ●



전 승 수(Seung-su Chun)

2001년 경기대학교 전산학과(이학학사)
2003년 경기대학교 대학원 전산학과(이학석사)
2010년 인천대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학박사)
2007년~현재 한국과학기술기획평가원 연구위원, 지식정보실장
2013년 국가과학기술위원회/미래창조과학부 사무관
관심분야 : 소프트웨어공학, 모형검증, 지식관리
E-mail : dabins@kistep.re.kr