

빅데이터마이닝을 이용한 회계정보처리 모형

김경일

한국교통대학교 융합경영전공 교수

Accounting Information Processing Model Using Big Data Mining

Kyung-Ihl Kim

Professor, Division of Convergence Management, Korea National University of Transportation

요약 확장성 보고서 언어인 XML기술을 회계보고 영역에 응용한 인터넷 표준인 XBRL에 기초한 회계정보처리 모형을 제안하고자 한다. 기업마다 문서의 특성이 상이하기에 의사결정자에게 유용한 정보를 제공하여야 한다는 회계의 목적에 비추어 그 중요성이 크다. 본 연구는 X-Hive 데이터베이스 내에 XBRL로 저장된 XML 계층구조를 기반으로 하는 데이터 마이닝 모형을 제안하고자 한다. 데이터마이닝 분석은 연관규칙으로 실험되었고 XBRL을 기반으로 DC-Apriori 데이터마이닝 방법을 Apriori알고리즘과 X쿼리를 결합하여 제안한다. 마지막으로 제안 모형의 타당성과 유효성에 대해서는 실험을 통해 검증하였다.

주제어 : XBRL, 데이터마이닝, XML, 회계정보처리 모형, 빅데이터

Abstract This study suggests an accounting information processing model based on internet standard XBRL which applies an extensible business reporting language, the XML technology. Due to the differences in document characteristics among various companies, this is very important with regard to the purpose of accounting that the system should provide useful information to the decision maker. This study develops a data mining model based on XML hierarchy which is stored as XBRL in the X-Hive data base. The data mining analysis is experimented by the data mining association rule. And based on XBRL, the DC-Apriori data mining method is suggested combining Apriori algorithm and X-query together. Finally, the validity and effectiveness of the suggested model is investigated through experiments.

Key Words : XBRL, Data-mining, XML, AIS Model, Big data

1. 서론

XBRL은 컴퓨터가 재무보고 수치의 의미 및 상관관계 등을 정의할 수 있어 회계수치 또는 재무보고 내용에 대한 정확성 검증 및 심층분석이 가능하도록 설계된 재무보고 전용 국제표준 전산언어이다. 현재 인터넷 환경하에서 표준화된 방법으로 문서를 작성하고 이를 송수신할 수 있는 전산언어는 HTML, SGML, XML,

XBRL 등이 있다. 이중 HTML, SGML, XML은 모두 인터넷 화면조회 및 다운로드 또는 특정단어의 검색 등이 가능하나 기본적으로 비재무적 정보의 식별 및 검색에 주안점을 두고 있어 컴퓨터 자체가 재무수치에 대하여는 그 의미를 인식할 수 없다. 그 한계를 극복하고자 비영리컨소시엄인 XBRL International이 1999년에 미국공인회계사회의 지원하에 XBRL을 최초로 제정

*Corresponding Author : Kyung-Ihl Kim(kikim@ut.ac.kr)

하여 공표하였다. 현재 국제회계기준위원회, 국제증권감독기구 등 국제기구에서 표준언어로 지정하였으며 국내 금융감독원도 전자공시시스템 및 금융회사의 업무보고시스템에 XBRL을 도입한 바가 있다.

XBRL이 회계시스템에 자리잡고 생산현장에서는 RPA의 적용으로 현장에서 발생하는 데이터를 XBRL계층구조와 결합하면 데이터 분석이 보다 용이할 수 있다. [1]. 스마트공장 요소기술의 발전으로 날로 증가하는 재무데이터로 인하여 정보화요구에 대응하기 위한 데이터 마이닝기법을 이용하는 것은 매우 중요한 사실이다[2].

4차 산업혁명 시대에서 제조현장에서 발생하는 모든 데이터가 회계데이터로 변환 혹은 연결되지 않으면 전략적 관리회계의 차원에서 매우 큰 어려움을 겪을 수밖에 없다. 전략적 관리회계 기능은 가격, 아웃소싱, 제품배합, 예산차이분석 등의 경영자가 수행하여야 할 의사결정 전 부문을 담당하여야 하므로 재무보고만이 아닌 데이터마이닝을 통한 데이터분석이 필연적이라는 점에서 본 연구는 재무보고용 계층구조형 데이터베이스와 데이터마이닝의 결합을 통한 회계정보처리 모형을 제안하고자 함에 목적이 있다.

2. XBRL관련연구

1999년 미국공인회계사의 지원 하에 공인회계사인 Hoffman이 처음으로 XBRL에 대한 연구를 시작한 이래 많은 진전이 있어 2012년 FASB는 American GAAP Financial Report Classification Standard를 발표했고 미국증권위원회는 이를 승인하게 되었다. 그 내용은 XBRL에 기반한 미국 내의 모든 상장기업의 재무정보를 제공할 수 있다는 것이다[3]. 학술적인 연구로 Main은 XBRL기준을 적용한 결과, 데이터수집과 분석시간이 줄어들었고 원가절감을 극대화할 수 있었다고 보고한 바 있다[4]. Richard 등은 XML태그기준을 만들 수 있도록 XBRL을 설계했을 때, 여러 가지 형태의 인스턴스 파일을 생성할 수 있었다고 연구결과를 제시하였다[5]. Ronald는 재무공시에 XBRL을 적용한 기업과 그렇지 않은 기업을 비교하였는데, 성과에서 적용 기업이 월등하게 우수한 것으로 나타났다[6]. Plumlee는 XBRL은 재무기능에 특성화된 마크업 언어라고 주장한다[7]. XBRL 마크업 절차는 데이터가 한 단어 혹은 엑셀 등에 저장되고 이를 XBRL표준에 따라 XBRL

언어로 변환되어지는 것이다. 데이터베이스에 위치한 언어는 투자자 분석가 등이 쉽게 다운로드해서 사용할 수 있도록 함이 전통적인 데이터 저장보다 월등한 장점을 갖는 것이다. 대용량 데이터의 경우에 재무데이터의 신뢰성과 이전성을 확장할 수 있는 XBRL로 데이터를 저장하는 것이 보다 용이할 수 있다[8].

이상에서 살펴본 바와 같이 XBRL에 대한 연구는 초기에는 XBRL의 이용방법으로 Taxonomy 적용방법, semantic 이용 등 기술적용방법과 XBRL로 인한 공시효과, 정보유용성 등에 대한 것이 주를 이루었으며 아직까지 기업내외부에서 발생하는 다양한 형태의 데이터 즉 빅데이터를 XBRL로 포함하고자 하는 데이터 마이닝 방법에 대한 연구는 시도되지 않고 있다. 본 연구는 4차 산업혁명의 영향으로 제조업시장에 RPA적용 등으로 데이터분산이 심각하게 이루어질 것으로 예상하면서 경영자가 실시간으로 의사결정하기 위하여는 다양한 형태로 발생하는 데이터를 재무적 정보로 변환하여 각종 의사결정을 보다 용이하게 할 수 있는 데이터마이닝방법을 통한 전략적 관리회계시스템을 구축할 수 있는 토대를 마련하고자 함에 그 차별성을 두고자 한다.

3. 연구방법

1990년대 초반, 슈퍼마켓 데이터베이스의 고객구매 내역 정보를 분석한 결과, 구매량에 있어 일련의 규칙이 발생함을 발견한 Agrawal과 연구팀은 현상규명을 위해 전형적인 데이터마이닝 방법인 연관규칙을 적용하였다[3]. 연관규칙을 통해 전혀 경험해보지 못한 일련의 과업간의 관계를 찾을 수 있다.

연관규칙에는 특성이 있는데 자주 발생하는 조합을 찾는 것이 데이터마이닝이 될 수는 없기 때문에 데이터 마이닝에 최적화되는 알고리즘이라고 할 수는 없다. Agarawal의 슈퍼마켓 장바구니 연구를 통한 연관규칙 알고리즘을 Apriori라고 하고, 이후 많은 알고리즘 연구를 통해 DHP 알고리즘, Partition 알고리즘 등이 제안되었다[8].

연관규칙 학습은 데이터 안에서 자주 동시발생되는 요인들간의 패턴을 찾아내는 것이다. 패턴을 찾기 위해서는 리터럴 교집합이 없는 두 아이템 Cond와 Class를 조합하여 'if Cond then Class'의 형태에 대한 규칙을 생성하고 이러한 규칙들 중에서 확신할 수 있는

Confidence가 높은 상위 k개의 규칙을 도출해 낼 수 있는데 이때 confidence는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{Confidence (Cond} \rightarrow \text{Class)} = \frac{\text{Support(Cond} \cap \text{Class)}}{\text{Support(Cond)}}$$

이때, Support(X)는 전체 인스턴스 중 X를 만족하는 인스턴스의 수를 나타낸다. 즉 규칙의 Cond를 만족하는 인스턴스 중 Class도 동시에 만족하는 인스턴스의 비중이 높을수록 Confidence 값은 높아진다. 그러나 Confidence가 높은 규칙을 가지려면 'customer type = credit \cap order quantity = discount rate \cap pay type = cash'와 같이 Cond 내의 리터럴 수가 많아질수록 일반성이 저하되는 규칙을 따라야 하는 문제가 있다[9].

이 문제를 해결하고자 본 연구에서는 연관규칙 학습 알고리즘인 Apriori알고리즘에서 진보된 방법인 DC-Apriori 알고리즘을 적용하고자 한다. DC-Apriori 알고리즘은 연관규칙 학습방법의 하나로 if-then기법을 이용하여 형태의 규칙을 도출하지만 WRA규칙의 평가합수를 이용한다. WRA는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\text{WRA(Cond} \rightarrow \text{Class)} = \frac{\text{p(Cond)} * (\text{p(Class|Cond)} - \text{p(Class)})}{\text{p(Class)}}$$

위 함수의 p(Cond)는 규칙의 일반성을 나타내고 규칙의 정확도 p(Class|Cond)와 Cond가 없을 때의 기본 정확도인 p(Class)의 차이로 이를 상대적 정확도로서 두 번째 항에서 표현한다. WRA는 p(Cond)를 일종의 가중치로 적용하여 조건이 많이 붙은 규칙은 Confidence가 높더라도 낮은 p(Cond)의 값을 가지게 하기 때문에 도출된 규칙이 어느 정도의 일반성과 상대적 정확도를 동시에 만족시킬 수 있다[10].

본 연구에서는 사용자가 지정한 목표 속성 t와 사용자가 지정한 길이 l 이하의 모든 Cond의 조합 중의 규칙집합인 Q를 생성하는 것으로 시작한다. 규칙생성 후에는 While loop에서 Q에 있는 규칙들을 탐색원칙에 따라 순서대로 평가하면서 WRA 값이 가장 높은 k개의 규칙을 버퍼 H에 유지할 수 있도록 정의하였다.

이와 같은 규칙발견 과정을 거친 후에는 도출된 규칙집합을 단순화하여 해석하기 용이하도록 하는 후처

리과정을 거친다. 후처리 첫 단계에서는 검증의 충분성이 부족하거나 관심 밖의 규칙들을 제거하는데 검증충분성을 확보하기 위해서는 규칙이 만족하는 인스턴스의 수인 support값이 사용자가 지정한 임계치 β 보다 낮은 모든 규칙을 제거한다. 관심 밖의 규칙을 제거하기 위해서는 $p(\text{Class})/p(\text{Class|Cond})$ 로 정의되는 lift 값과 임계치 γ 값을 비교하여 lift값이 낮은 것을 모두 제거한다.

다음으로는 불필요한 규칙을 제거하기 위해 규칙 A와 B사이에 $\text{CondA} \cap \text{CondB} = \text{CondA}$ 이고 $p(\text{class|CondB}) / p(\text{Class|CondB})$ 임계치 γ 보다 낮은 경우에는 규칙B는 불필요한 규칙으로 처리한다. 이는 규칙 B는 A와 비교할 때 Cond에 추가되는 리터럴을 가지고 있지만 정확도의 증가량이 기대치와 비교할 때 상대적으로 낮기 때문이다.

마지막 과정으로 Cond에 동일한 속성들을 가진 규칙들을 속성별로 disjunctive form(비접속형태)의 값을 가질 수 있도록 한 개의 규칙으로 병합하여 규칙을 최소화하여 해석의 용이성을 확보하여 남은 모든 규칙들을 WRA 순으로 정렬하여 표시한다.

최근의 급격한 기술발전으로 다양한 영역에서 발생하는 데이터를 이해가능한 데이터로 마이닝하고자 하는 노력은 특히 구조화된 데이터에 기초한 데이터마이닝 방법들이 큰 성과를 이루어왔다. 그러나 재무데이터 보고를 위한 텍스트형태 XML인 XBRL은 전통적인 데이터마이닝 방법으로는 불완전하게 적용되었다. XBRL 포맷에서 파일들을 데이터마이닝하려면 XBRL특성과 전통적인 데이터마이닝 기술을 연계시켜야 하는 것이 필요하다[11].

본 연구에서는 데이터마이닝을 위하여 특별한 XBRL포맷과 전통적인 방법을 어떻게 연계할 수 있을지를 논의하고자 한다.

XBRL계층에 기반한 데이터마이닝 모형 구조는 Fig. 1에 제시한 바처럼 4개의 과정을 거치는데 데이터 추출과 변환 모듈, X-Hive 데이터 저장 모듈, 규칙 발견 모듈, 결과제시 모듈의 4개 모듈로 구성된다.

XBRL계층에 기반한 데이터마이닝 목적은 XBRL문서 구조로부터 의미있는 정보를 찾아내는 것이기에 전체 데이터 처리 과정에서 가장 중요한 역할을 하는 것이 데이터마이닝 역할이다[12]. 그러나 데이터 마이닝은 여러 가지 목적이 있기에 다양한 방법과 기술을

적용하게 된다. 이하에서 XML 데이터베이스내 XBRL을 저장하고 연관규칙을 통해 정보추출을 실현하게 되는 과정을 설명하고자 한다.

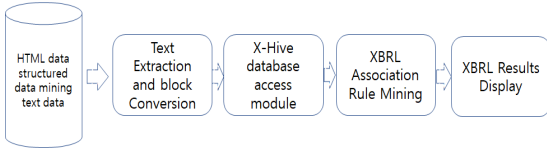


Fig. 1. Data Mining Model Architecture based on XBRL Hierachy

XBRL데이터마이닝 방법에는 두가지가 있는 바, 하나는 XBRL인스턴스의 구조를 마이닝하는 것이고 다른 하나는 XBRL content를 마이닝하는 것이다[13]. XBRL인스턴스 문서에서 XBRL데이터는 시작 태그에 저장되므로 XBRL 마이닝하는 것은 실제로는 레이블 값을 마이닝하는 것이 된다. XBRL content를 데이터 마이닝하는 연구는 거의 없고 대부분 데이터구조를 마이닝을 선호한다. 본 연구에서는 데이터 content를 마이닝하는 방법을 채택한다.

XBRL content에 대한 현재의 마이닝기법은 다음과 같다.

첫 번째로 현재의 연관모형의 구조적 특성에 초점을 두는 방법이 있다. 먼저 XBRL 문서를 구조화된 데이터로 변환하고 변환된 XBRL데이터를 관련 모형으로 연관시킨다. 마지막으로 데이터마이닝 프로세스에 일반적인 데이터마이닝방법을 이용한다. XBRL 데이터는 일종의 준구조화된 데이터이기 때문에 연관모형과 관련된 마지막 마이닝 효과를 알 수 없는 요인이 발생할 수 있다[13].

두 번째 방법은 XBRL데이터의 질의 기능이나 몇 가지 질의어를 내장한 준구조화된 데이터를 데이터조합의 마이닝 결과를 얻을 수 있도록 다른 애플리케이션에 넣는 방법이다. 이 방법의 장점은 XBRL 기술을 결합한 데이터마이닝 기술을 응용할 수 있어 편리하다는 점이다[14]. X-Hive데이터베이스는 이미 XQuery라는 Query기능을 가지고 있어 연관규칙 마이닝 과정에서 데이터 알고리즘의 XQuery 표현이 XQuery 데이터 질의 기술로 실현되어 XBRL 트랜잭션 데이터베이스의 모든 발생 아이템 조합이 생성될 수 있다[15]. 강한 연관규칙은 연관규칙에 의해 데이터 마이닝을 하게 된다.

4. 실험연구결과

모형에 대한 실험환경을 설명하면, 하드웨어로 E-2136(4C/3.9GHz)프로세서에 NVIDIA Quadro P2000 그래픽, 16GB DDR4 그래픽 그리고 256GB SSD+ 2TB7200RPM의 스펙을 갖춘 워크스테이션으로 구성하였고, Win10Pro 운영체제에 데이터베이스는 X-Hive6.0, 컴파일링 환경은 JDK 16.7로 구성하여 가능한 하드웨어 스펙에 의한 제한을 최소화하고자 하였다.

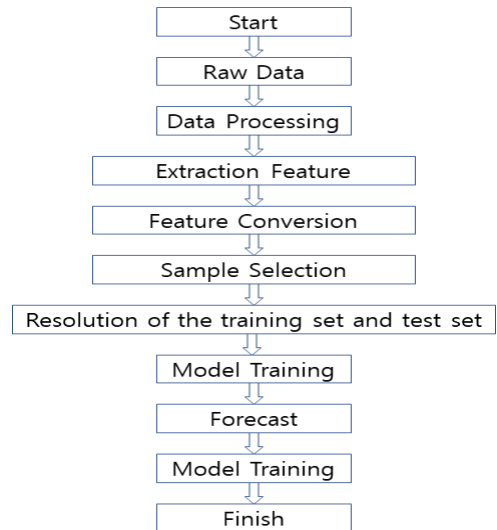


Fig. 2. Flow for construct a predictive model

클러스터화된 XBRL인스턴트 문서의 데이터마이닝 실험과 데이터 마이닝 후의 효과를 검증하기 위하여 Aprior 알고리즘을 XQuery로 실행하였다. 데이터 조합은 인터넷 회사에서 제공하는 XBRL인스턴트 문서로 구성된 데이터베이스를 이용하였다. 3가지 측면실험이 이루어졌는데 첫째는 상이한 량의 트랜잭션을 가지고 있는 데이터베이스에 대해 2개의 알고리즘 처리시간을 동일한 최소지원수준과 최소만족수준에서 실험하였다. Fig. 3에서 보이는 바처럼 두 개의 알고리즘 처리시간 결과는 데이터베이스 처리량에 따라 15,000단위를 넘어설 때 DC-Apriori알고리즘이 Apriori알고리즘보다 절반 수준으로 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 데이터 양이 감소함에 따라 DC-Apriori알고리즘의 효율성은 상대적으로 높아지지만 처리효율성의 감소율은 Apriori알고리즘보다 더 높은 것으로 나타났다. 처리량

4,000단위에서 두 알고리즘의 차이는 동일한 수준을 보여 DC-Apriori 알고리즘이 대용량 데이터베이스 처리에서 우위를 점하는 것으로 보인다.

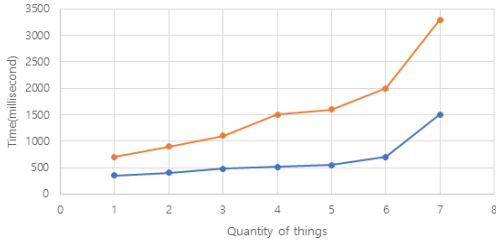


Fig. 3 Running time of algorithm for different support degrees

* above line :Apriori
below line :DC-Apriori

두 번째 실험은 상이한 최소지원수준으로 동일 데이터베이스의 처리시간을 측정하는 바, 그 결과값은 Table 1과 같다.

Table 1. Running time of Algorithm for different support degrees

Minum support (%)	Running time(milliseconds)	
	Apriori	DC-Apriori
0.5	1532	603
2	1305	537
5	1286	482
5	1136	471
7	1037	432
8	903	387
10	836	372

Table 1에서 알 수 있는 바는 Apriori알고리즘의 처리시간이 DC-Apriori알고리즘보다 오래 걸린다는 것이며, DC-Apriori알고리즘의 처리 효율성은 상이 지원수준에서 안정된 값을 보이면서 지원수준에 따라 처리시간이 증대한 차이를 보이지 않는다. Apriori 알고리즘은 지원수준인 낮을 때 특히 처리속도가 오래 걸리는 바, 지원수준을 증가시키면 처리시간 경험이 변화되어 알고리즘이 불안정하게 된다(Table 2).

Table 2. Results of frequent K Item sets' generation time

each itemset's Frequent	Generation time(milliseconds)	
	Apriori	DC-Apriori
1000	635	756
2000	1429	772
3000	1601	618
4000	1290	556
5000	1053	471
6000	658	415
7000	422	367

세 번째 실험은 두 개의 알고리즘에 대해 아이템조합 K빈도의 생성시간을 측정한 것으로 Table 2에서 보는 바처럼 K값이 증가할 때, 계산해야 할 필요가 있는 트랜잭션 데이터 량이 줄어들고, 아이TEM 조합 빈도를 생성하는 처리에서 입출력 자의 데이터 스캐닝은 실제로 줄어들게 된다. 우기 빈도 생성 시간은 K값이 증가할 때 더 단축된다.

실험결과, XQuery로 XBRL문서에 대한 데이터 마이닝 규칙을 실행한 DC-Apriori가 실현가능성이 높은 것으로 보인다. 개선된 알고리즘의 처리시간은 유의적으로 증가되어가고 알고리즘은 XBRL문서 마이닝의 처리 시간을 개선하고 있다.

5. 결론

본 연구는 XBRL계층에 기반한 데이터마이닝을 연구하고 관련된 XRL 계층의 기술적 개념을 소개하고 자 하였다. 연구결과, XBRL계층에 기반하는 데이터마이닝 모형을 제안한다. XBRL은 X-Hive 데이터베이스에 저장되고 연관규칙 알고리즘이 데이터 마이닝과 분석에 이용되어진다. 마지막으로 Apriori알고리즘과 결합된 연관규칙 XQuery 사고는 DC-Apriori에 기반한 데이터마이닝 방식을 권고한다. 이 방법의 적용가능성과 유용성은 실험을 통해 증거하였지만 제안하는 XML 기반 데이터마이닝 모형의 적용가능성에 대해서는 확장된 논의가 필요하다. 본 연구는 X-Hive 데이터베이스에 XBRL데이터를 저장할 것을 제안하였고 연관규칙 사고에 따라 마이닝 분석을 할 것을 권고하였다. 모형의 프레임은 초기단계이기에 보다 많은 연구가 필요하다. DC-Apriori알고리즘의 적용은 보다 깊이있게 논

의되어야 할 것이며, 알고리즘 또한 보다 개선되어야 할 것이다. 본 실험은 단지 데이터측면에서만 알고리즘을 분석하고 검증하였다. 알고리즘은 XBRL데이터 마이닝의 연구영역까지 확대되어야 할 것이다.

REFERENCES

- [1] M. Z. Reformat & R. R. Yager. (2015), Soft computing techniques for querying XBRL data, *Intelligent Systems in Accounting Finance & Management*, 22(3), 179-199.
- [2] B. L. Koveos & M. Liu (2016), Applying an ontology-argumenting XBRL Model to accounting information system for business integration, *Asia-Pacific Journal of Accounting and Economics*, 1(1), 1-23.
- [3] D. Kaya & P. Pronobis (2016), The benefits of structured data across the information supply chain: Initial evidence on XBRL adoption and loan contracting of private firm, *Journal of Accounting and Public Policy*, 35(4), 417-436.
- [4] I. G. Main, S. Colombo & M. C. Forde (2005), Predicting the ultimate bedding capacity of concrete beams from the relaxation ratio analysis of AE signals, *Construction & Building Materials*, 19(10), 746-754.
- [5] J. Richards, J. Amann, B. Arana, et. al. (2007), No Depletion of Wolbachia from On Chocerca volvulus after a short Course of Rifampin and/or Azithromycin, *American Journal of Tropical Medicine & Hygiene*, 77(5), 878-882.
- [6] B. Ronald, C. Wood, P. Srivastava, et. al. (2008), *Financing accounting information and corporate governance*, *Lancet*, 372(9633), 145-154
- [7] G. S. Plumlee, S. Morman & D. B. Smith (2009), Application of in vitro extraction studies to evaluate element bioaccessibility in soils from a transect across the United States and Canada, *Applied Geochemistry*, 24(8), 1454-1463.
- [8] D. Chong, H. Shi, L. Fu, et. al. (2017), The Impact of XBRLoninformation asymmetry: evidence from loan contracting, *Journal of Management Analytics*, 4(2), 145-158.
- [9] Y. S. Jeong, D. B. Yoon & S. S. Shin. (2019), An IoT Information Security Model for Securing Bigdata Information for IoT Users, *Journal of Convergence for Information Technology*, 9(11), 8-14.
DOI : 10.22156/CS4SMB.2019.9.11.008
- [10] H. T. Kim & S. H. Kim. (2019), Data mining based army repair parts demand forecast, *Journal of the Korean data & Information Science Society*, 30(2), 429-444.
DOI : 10.7465/jkdi.2019.30.2.429
- [11] J. B. Kim, J. W. Kim & J. H. Lim. (2019), Does XBRL Adoption Constrain Earning Management? Early Evidence from Mandated U.S Filers, *Contemporary Accounting Research*, 36(4), 127-153.
DOI : 10.1111/1911-3846.12493
- [12] Y. Cong, H. Du & M. A. Vasarhelyi (2018), Are XBRL Files Being Accessed? Evidence from the SEC EDGAR Log File Dataset, *Journal of Information Systems*, 32(3), 181-207.
DOI : 10.2308/isys-51885
- [13] R. Chychyla & A. Kogan (2015), Using XBRL to conduct a large scale study of the discrepancies between the accounting numbers in Compustat and SEC XBRL 10 filing, *Journal of Information Systems*, 29(1), 37-72.
DOI : 10.2308/isys-5092210.2308/isys-50922
- [14] M. Drake, D. Roulstone & J. Thornock. (2015), The determinants and consequences of information acquisition via EDGAR, *Contemporary Accounting Research*, 32(3), 1128-1161.
DOI : 10.1111/1911-3846.1211910.1111/1911-3846.12119
- [15] A. Perdana, A. Robb & F. Rohde. 2015), An integrative review and synthesis of XBRL research in academic journals, *Journal of Information Systems*, 29(1), 115-152.
DOI : 10.2308/isys-5088410.2308/isys-50884

김 경 일(Kyung-Ihl Kim)

[중신회원]



- 1983년 2월 : 명지대학교 경영학과(경영학사)
- 1995년 2월 : 명지대학교 경영학과(경영학박사)
- 1993년 4월 ~ 현재 : 한국교통대학교 융합경영학과 교수

· 관심분야 : AIS, IMS, 중소기업정보화

· E-Mail : kikim@ut.ac.kr