

정량 추론과 정성 추론의 통합 메카니즘 : 주기예측의 적용

A Mechanism for Combining Quantitative and Qualitative Reasoning

김 명 종[†] 동서대학교 경영학부 교수 (mjongkim@gdsu.dongseo.ac.kr)

ABSTRACT

The paper proposes a quantitative causal ordering map (QCOM) to combine qualitative and quantitative methods in a framework. The procedures for developing QCOM consist of three phases. The first phase is to collect partially known causal dependencies from experts and to convert them into relations and causal nodes of a model graph. The second phase is to find the global causal structure by tracing causality among relation and causal nodes and to represent it in causal ordering graph with signed coefficient. Causal ordering graph is converted into QCOM by assigning regression coefficient estimated from path analysis in the third phase.

Experiments with the prediction model of Korea stock price show results as following: First, the QCOM can support the design of qualitative and quantitative model by finding the global causal structure from partially known causal dependencies. Second, the QCOM can be used as an integration tool of qualitative and quantitative model to offer higher explanatory capability and quantitative measurability. The QCOM with static and dynamic analysis is applied to investigate the changes in factors involved in the model at present as well discrete times in the future.

Keywords : Quantitative Approaches, Qualitative Reasoning, Causal Ordering, Causal Reasoning, Quantitative Causal Ordering Map

1. 서 론

최근 지적 자산이 기업 경쟁력 강화의 주요 원천이라는 인식이 확산되면서 지식경영에 대한 관심이 집중되고 있다. 지식경영과 관련된 연구 분야는 지식경영에 대한 개념적 연구(Nonaka, 1994; Sveiby, 1997), 지식경영의 이론적 근거 및 방법론의 검증(Devenport et al., 1998; Ruggles, 1998), 지식관리 시스템의 특성 연구(빅토리아 and 박동진, 2008; Phang et al., 2005), 지식경영의 전략적 활용(Wijinhoven, 2000, 이진창,

1998; 이진창 외, 2001; 김종진 and 설현도, 2008) 등으로 구분할 수 있다. 이러한 연구 분야 중 지식경영의 전략적 활용 연구는 기업 내·외부에 가시적인 형태로 존재하는 형식지(explicit knowledge)와 조직 내부로 내면화되어 비가시적 형태로 존재하는 암묵지(tacit knowledge) 등 가치있는 지식을 지식경영 프로세스를 통하여 체계화함으로써 경영의사결정에 전략적으로 활용될 수 있는 의사결정지원 모형의 구현을 목적으로 하고 있다.

의사결정지원과 관련된 연구들에서 모형 개발을 위하여 주로 활용되었던 기법은 크게 계량적 접근방법(Quantitative Approach)과 정성적 추론(Qualitative

[†] 제1저자
논문접수일 : 2009년 2월 7일; 게재확정일 : 2009년 4월 28일

Reasoning : QR)으로 구분된다. 계량적 접근방법은 수학적 프로그래밍 및 통계적 분석 등을 기초로 계량 모형(Quantitative Model)을 구성하고 이를 이용하여 문제를 해결하는 전통적 기법이다. 계량 모형 내에서 해당 의사결정 문제들은 수학적 함수로 구성된 일련의 방정식으로 표현되며, 이러한 방정식의 해결 결과로서 방정식의 해를 산출하게 된다. 계량 모형은 수학적 정확성이라는 장점이 있는 반면, 현실 세계의 의사결정 문제 해결에 효과적으로 활용하기 위하여 충분한 수의 데이터 확보 이외에도 다음과 같은 조건을 충족하여야 한다(Kiang et al., 1995).

첫째, 정확한 계량 모형을 설계하기 위해서는 해당 의사결정 문제와 관련된 지식 즉, 의사결정 요인에 대한 지식이 완전하고 정확하게 정의되어야 한다. 특히, 계량 모형은 내생 변수(endogenous variable)과 외생 변수(exogenous variable) 등의 인과관계를 수학적 함수관계로 정의하여야 한다. 하지만 비구조적인 경영 의사결정 문제는 복잡성과 불확실성을 내재하고 있어 전문가들조차도 문제 해결에 필요한 모든 요인들을 완전하게 고려하기 어렵고, 또한 요인사이의 수학적 관계를 정확하게 이해한다는 것은 현실적으로 불가능하다. 이러한 불완전하고 부정확한 지식의 문제(incomplete and imprecise knowledge problem)는 계량 모형의 설계를 어렵게 한다.

둘째, 계량 모형의 분석 결과를 이용하여 현실 세계의 현상을 설명하고 예측하기 위해서는 추론 과정이 상식적인 용어로 해석되어야 한다. 예를 들면 'Y(결과)의 증가는 X(원인) 요인의 증가에 기인한다' 또는 'X요인의 변화는 Y요인의 변화에 영향을 미친다'와 같은 자연어적 해석을 통하여 의사결정자는 직면하고 있는 현상들을 효과적으로 설명하고 미래의 행태를 예측할 수 있게 된다.

정성적 추론은 계량 모형의 한계점을 보완하기 위하여 제안된 인공지능 연구 분야이다. 초기의 정성적 추론은 물리학(De Kleer and Brown, 1984; De Kleer, 1991; Forbus, 1984; Kuipers, 1984; Pearl, 1988), 진단문제(De Kleer and Williams, 1987; Dovorak and

Kuipers, 1989; Hamscher, 1989), 설계문제(Franke, 1989) 등 자연과학 분야에서 불완전하고 부정확한 지식이 존재하는 물리적 시스템(partially known systems)의 행태를 설명하고 예측하기 위한 방법으로 활용되어 왔으나, 최근에는 경영 및 경제 분야의 의사결정 문제 해결에 활발하게 적용되고 있다(Alpar and Deligner, 1995; Benaroch and Dhar, 1995; Ba et al., 1994; Garding et al., 1995; Wyatt et al., 1995; Berndsen and Daniels, 1985; Farley, 1986; Lin and Farley, 1995). 정성적 추론 기법 중 Simon(1953)에 의하여 소개된 Causal ordering(인과순위) 이론은 불완전하고 부정확한 지식을 전제로 모형 내 모든 요인의 인과지식(causal knowledge)을 탐색하는 기법이다. Causal ordering은 단편적이고 국소적 인과관계(local causality)로 정의된 하부모형을 기초로 전체 모형의 인과 종속성(causal dependency)을 규명함으로써 정성 모형을 설계할 수 있다. Causal ordering은 인과추론을 이용하여 정성적 모형의 행태를 용이하게 설명하고 예측할 수 있다는 장점이 있지만 추론 결과를 $\{-1, 0, +1\}$ 과 같은 불명료한 결과를 산출하기 때문에 계량 모형과 비교하여 정확성이 부족하다는 문제점이 지적되고 있다.

본 연구는 비구조적 경영 의사결정 문제 해결에 초점을 맞추어 계량 모형과 정성 모형의 통합을 위한 계량인과관계도(Quantitative Casual Ordering Map : QCOM)를 제안하고자 한다. 본 연구에서 제안하는 QCOM은 Berndsen(1995)의 인과관계 그래프(causal ordering graph)를 확장한 것으로 다음 세 단계 개발 과정을 통하여 정량 모형과 정성 모델을 설계한다. 첫 번째 단계는 전문가의 국지적 인과지식을 수집하고 이를 모델 그래프로 표현하는 단계이다. 두 번째 단계는 단편적 인과지식을 기초로 전체 모형 내의 인과지식을 규명하고 이를 부호형 인과관계 그래프(signed causal ordering graph)로 표현하는 단계이다. 세 번째 단계는 경로분석을 이용하여 부호형 인과관계 그래프를 QCOM으로 전환하는 단계이다. 본 연구는 QCOM을 월별 종합주가지수 예측을 위한 정성 모형과 정량

모형의 설계 및 미래의 추가행태 예측에 적용하였다.

추가예측 시나리오를 이용한 실험 결과 QCOM은 다음과 같은 장점을 제공하였다. 첫째, QCOM은 국소적 인과지식으로 정의된 하위 모형의 인과 종속성을 확장하여 전체 모형의 인과관계를 규명할 수 있다. 둘째, QCOM은 정성 추론 및 정량 추론 기능을 동시에 수행하므로 두 추론 기법의 부정확성과 설명력 부족이라는 문제점을 해결할 수 있다. 셋째, QCOM은 정태적 분석과 동태적 분석을 이용하여 현재 및 미래의 시점별 시차분석을 가능하게 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제 II장에서는 Causal ordering 이론을 고찰하고자 한다. 제 III장에서는 QCOM을 이용한 추가예측모형의 설계 과정을 설명하고자 한다. 제 IV장에서는 QCOM에 의하여 설계된 추가예측모형을 이용하여 정태적 추론 및 동태적 추론과정을 설명하고자 한다. 제 V장에서는 주요 결론 및 미래 연구방향을 제시하고자 한다.

II. Causal ordering 이론

정성적 추론 기법은 본래 자연과학 분야에서 물리적 시스템의 행태를 설명하고 예측하기 위한 방법으로 활용되어 왔다. 물리적 시스템 기반의 정성적 추론은 물리적 법칙 또는 물리적 정리 등을 인과관계로 이용하여 물리적 시스템의 행태를 설명하고 예측하기 때문에 모형에 대한 이해와 인과관계의 탐색이 용이한 편이다. 자연과학 분야에서는 component-based confluence analysis(De Kleer and Brown, 1986), process-based qualitative process theory(Forbus, 1984) 및 constraint-based qualitative simulation(Kuipers, 1986) 등 다양한 정성적 추론 기법들이 활용되고 있다.

물리적 시스템과 비교하여 경영의사결정 모형의 설계과정에서 가장 큰 어려움은 모형 내 요인과 관련된 인과지식을 발굴하는 작업이다. 경영 의사결정 문제는 문제와 관련된 직접적인 요인뿐 아니라 때로는 사회적·심리적 요인 등 간접적인 요인도 포함할 수 있기 때문에 본질적으로 복잡한 의사결정 구조를 가지며,

급격한 의사결정 환경의 변화 등으로 인한 불확실성의 특징들을 내포하고 있다. 이러한 비구조적 특성 때문에 완전하고 정확한 인과지식의 탐색은 많은 시간과 비용이 소요되는 작업으로 인식되고 있다.

인과지식과 같은 의미있는 지식의 발굴을 위하여 데이터마이닝, 인지 모형(Cognitive Model), Causal ordering과 같은 다양한 방법론이 적용되었다.

연관규칙, 의사결정트리 및 사례기반 추론 등 다양한 데이터마이닝 기법들이 경영지식 발굴에 적용되었고 상당한 성과를 보고하고 있다. 그러나 데이터마이닝 기법에서 탐색된 인과지식에 대한 검증이 필요하다는 한계점을 가지고 있다.

인과지식 발굴을 위한 다른 대체 기법은 전문가의 주관적 지식에 기초하여 인지 모형을 설계하고 이를 경영의사결정 문제 해결에 사용하는 방법이다. 그러나 인지 모형은 전문가의 지식이 완전하고 정확함을 전제로 구성되므로 지식의 원천 대상이 되는 전문가의 인과지식에 대한 검증 및 추론의 부정확성에 대한 문제가 해결되어야 한다.

Causal ordering 기법은 하위 모형의 인과 종속성을 확장하여 전체 모형의 인과지식을 탐색하는 정성적 추론 기법으로 Simon(1953)에 의하여 제안되었다. Causal ordering은 외생 요인과 같이 모형 내부의 다른 요인에 의하여 영향을 받지 않는 변수의 집합인 MCS(Minimal Complete Subset : 최소독립집합)의 반복적 탐색을 통하여 요인 사이의 인과관계를 규명하고 탐색된 인과관계를 기초로 정성 모델의 설계할 수 있다. 최근 여러 연구들은 정태적 분석과 동태적 분석을 도입하는 등 Simon(1955)의 Causal ordering 개념을 확장하여 적용하고 있다(Iwasaki and Simon, 1986; Iwasaki, 1988). Gilli(1984)는 정태적 모형과 동태적 모형에서 인과관계를 결정할 수 있는 CAUSOR라는 프로그램을 개발하였다. De Kleer와 Brown(1986)은 시뮬레이션을 이용하여 전체 모형의 구조를 탐색하는 Component-based confluence analysis를 제안하였다. Berndsen(1995)은 경제 변수들 사이의 종속관계를 규명하는데 있어서 변수와 이들 사이의 관계를 이용하여 모델 그

래프(model graph)를 구성한 후, 변수와 관계간 완전 대응(perfect matching)을 통하여 인과관계 그래프(causal ordering graph)를 도출하고 있다.

최근 Causal ordering과 같은 정성적 추론은 시장 점유율(Alpar and Deligner, 1995), 주택담보대출(Benaroch and Dhar, 1995), 재무설계(Wyatt et al., 1995), 유동성 관리(Gardin et al., 1995) 등과 같은 경영 문제 해결에 활발하게 적용되었다. 그러나 정성적 추론은 추론 결과를 {-1, 0, +1} 또는 {증가, 불변, 감소}와 추상화된 개념으로 표현하기 때문에 정확성이 부족하다는 문제가 제기되고 있다.

정성적 추론의 단점을 보완하기 위하여 probabilistic networks(Pearl, 1988), Q2(Qualitative + Quantitative)(Berleant and Kuiper, 1992), 퍼지집합(Shen and Leitch, 1992) 등 다양한 해결 방법들이 제안되었다. Pearl(1988)은 추론 결과의 발생가능성을 조건부 확률로 제공할 수 있는 probabilistic networks을 제안하였다. Berleant and Kuiper(1992)는 불완전한 정성적 지식과 계량 시뮬레이션의 통합을 위한 Q2를 제안하였다. Shen and Leitch(1992)는 퍼지집합 이론을 이용하여 정량 시뮬레이션과 정성 시뮬레이션의 결과를 통합하기 위한 기법을 소개하였다. 그러나 이러한 방법들의 대부분은 물리학과 엔지니어링 분야에서 정성적 추론 결과의 정확성을 보완하기 위하여 제안되었으며 경영의사결정 문제에 직접 적용하기에는 상당한 한계점이 지적되고 있다. 특히, Kiang et al.(1995)은

시간과 같은 변수는 물리적 시스템에서는 시스템 내 포함되는 변수로 전제하지만, 경영 문제 해결과정에서 시간은 모형의 제약조건이며 시차분석기법(discrete time simulation)을 이용하여 재무제표 기준일과 같이 경영의사결정과정의 중요한 시점에 대한 시점별 추론 분석이 추가적으로 가능하여야 함을 주장하였다.

III. 정성 모형 및 정량 모형 설계

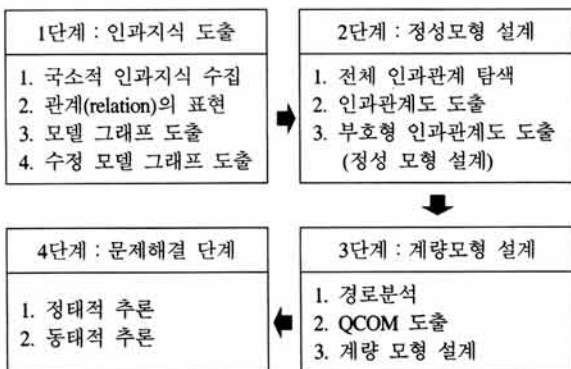
본 장에서는 QCOM을 이용하여 추가예측을 위한 정성 모형과 계량 모형의 3단계 설계 과정을 설명할 것이며 QCOM의 인과추론을 이용한 문제해결 단계는 제 IV장에서 제시될 것이다. QCOM의 전반적 프레임워크는 [그림 1]에 제시되어 있다.

1단계는 추가예측을 위한 전문가의 국소적 인과지식을 수집하고 이를 모델 그래프로 표현하는 과정이다. 2단계에서는 모델 그래프에 구현된 국소적 인과관계를 연결하여 모형 전체의 인과지식을 규명하고 이를 인과관계 그래프로 나타내게 된다. 3단계는 경로분석을 이용하여 인과관계 그래프의 {-1, 0, +1}과 같은 부호형 인과계수를 실수형 인과계수로 전환함으로써 QCOM을 도출하는 단계이다. 마지막 4단계는 QCOM의 활용단계로서 QCOM을 경영의사결정 문제해결에 적용하는 단계이다.

1. 인과지식 도출단계

문헌 고찰을 통하여 수집된 국소적 인과지식은 5년 이상의 경험을 가진 전문가들과 수차례 논의를 통하여 정선하였다. 그러나 전문가들도 계량 모형 설계에 필요한 완전하고 정확한 인과지식을 제시하지는 못하였다. 전문가들의 인터뷰와 기존 문헌을 참고하여 수집한 변수와 변수 사이의 국소적 인과지식은 <표 1>에 제시되어 있다.

<표 1>의 $r(y, x_1, x_2, \dots, x_i)$ 의 x 는 원인 변수이며, y 는 종속 변수로 'x의 변화가 y의 변화에 영향을 미



(그림 1) QCOM의 프레임워크

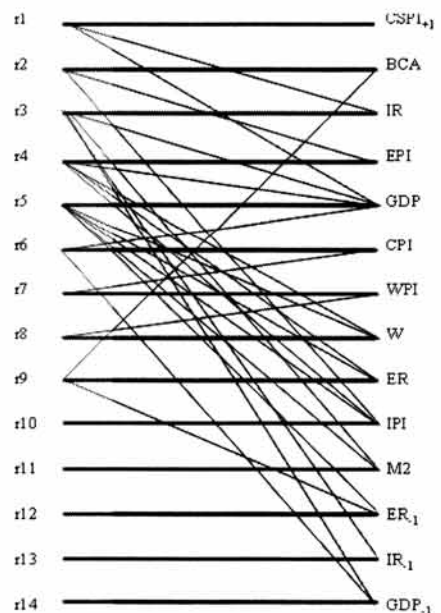
<표 1> 변수 및 국소적 인과관계

변 수	변수 설명	국소적 인과관계
CSPI _{t,1}	차월 종합주가 지수	r1(CSPI _{t,1} , GDP, -IR)
BCA	예탁금 증가율	r2(BCA, EPI, IPI)
IR	이자율	r3(IR, GDP, GDP _{t-1} , M2, IR _{t-1})
EPI	수출 물가지수	r4(EPI, GNP, ER, IPI, W)
GDP	GDP 성장률	r5(GNP, W, IPI, ER, ER _{t-1} , M2)
CPI	소비 물가지수	r6(CPI, GDP, GDP _{t-1})
WPI	도매 물가지수	r7(WPI, CPI)
W	평균 임금 성장률	r8(W, WPI)
ER	환율 상승률	r9(ER, BCA, ER _{t-1})
IPI	수출 물가지수	r10(IPI, ER)
M2	통화(M2) 성장률	r11(M2)
ER _{t-1}	전월의 환율 상승률	r12(ER _{t-1})
IR _{t-1}	전월의 이자율	r13(IR _{t-1})
GDP _{t-1}	전월의 GDP 성장률	r14(GDP _{t-1})

친다' 라는 관계(relation)가 있음을 의미한다. 예로 r1(CSPI_{t,1}, GDP, -IR)은 다음 달의 종합주가지수 (CSPI_{t,1})와 당월 국내 총생산(GDP) 사이에는 정(+의 인과관계가 존재하며, 다음 달의 종합주가지수와 당월의 이자율(IR) 사이에는 부(-)의 인과관계가 존재하고 있음을 의미한다. 즉, 당월 국내 총생산이 증가함에 따라 다음 달의 종합주가지수는 상승하지만, 당월 이자율의 상승에 따라 다음 달의 종합주가지수가 하락함을 의미한다. <표 1>의 r(z)는 z가 외생 변수임을 의미한다. 예로 r11(M2)는 당월의 통화 성장률이 시스템 내부에서 결정되지 않고 시스템 외부에서 독립적으로 결정되는 외생 변수임을 표현하고 있으며, r13(IR_{t-1})은 전월의 이자율로 시차외생변수(lagged exogenous variable)임을 의미한다.

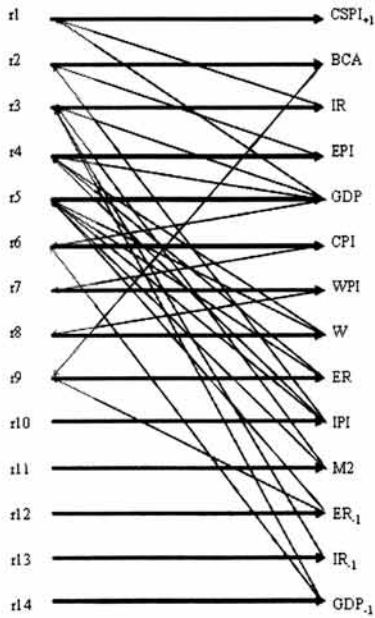
<표 1>의 국소적 인과관계에 기초하여 변수와 관계의 대응 관계는 모델 그래프로 표현된다. 모델 그래프에서 완전 대응관계(결과 변수와 관계 r의 대응관계)는 굵은 실선으로 표현되며, 반면 불완전 대응관계(원인 변수와 관계 r의 대응관계)는 가는 실선으로 표현되어 있다. [그림 2]는 <표 1>에 제시된 추가예측

변수 사이의 국소적 인과관계를 모델 그래프를 제시하고 있다. [그림 2]의 모델 그래프에서 완전 대응관계는 관계 r에서 변수 방향으로 호를 표시하고 불완전 대응관계는 변수에서 관계 r 방향으로 호를 표시하게



(그림 2) 모델그래프

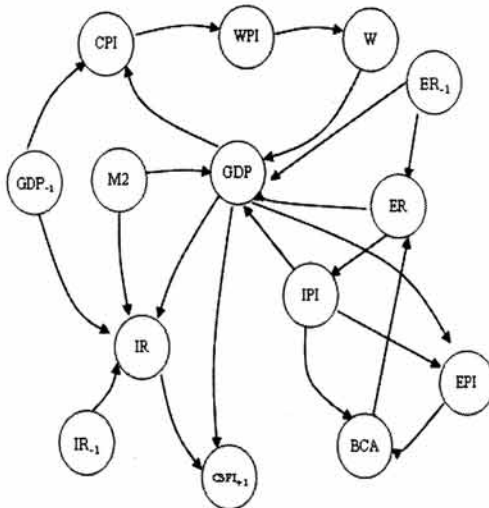
되면 [그림 3]의 수정 모델 그래프를 도출할 수 있다.



[그림 3] 수정 모델 그래프

2. 정성 모형 설계 단계

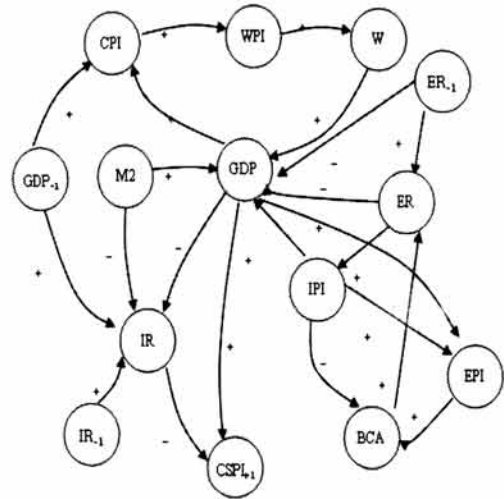
[그림 3]의 수정 모델 그래프의 요인들을 개념노드로 표현하고 수정 모델 그래프에 나타난 호의 방향을 따라서 인과관계의 방향을 표현하게 되면 인과관계 그래프가 도출된다. 예를 들면 r13은 IR,1을 거쳐 r3,



[그림 4] 인과관계 그래프

IR, r1 및 CSPI,1과 순차적인 호의 관계로 연결되어 있다($r13 \rightarrow IR,1 \rightarrow r3 \rightarrow IR \rightarrow r1 \rightarrow CSPI,1$). 이러한 연결 관계는 CSPI,1과 IR 사이에는 직접적인 인과관계가 있으며, IR,1과 CSPI,1 사이에는 IR을 거쳐서 간접적인 인과관계를 가지고 있음을 나타내고 있다. 이러한 연결관계는 노드(IR,1)→노드(IR)→노드(CSPI,1) 순서로 표현된다. [그림 4]는 [그림 3]의 수정 모델 그래프를 개념노드와 호를 이용하여 표현한 인과관계 그래프를 제시하고 있다.

[그림 4]의 인과관계 그래프에 <표 1>의 국소적 인과관계의 부호를 부여함으로써 [그림 5]와 같은 부호형 인과관계 그래프가 도출된다.

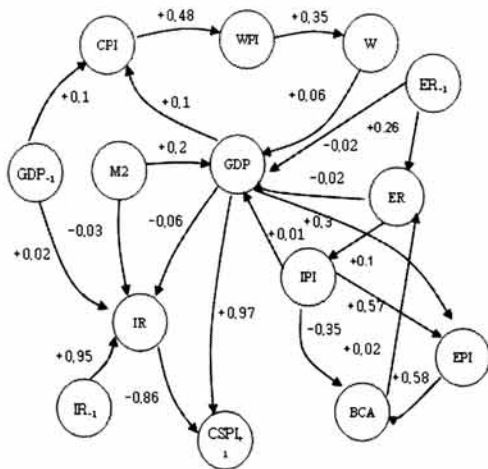


[그림 5] 부호형 인과관계 그래프

3. 계량 모형 설계 단계

[그림 5]의 인과관계그래프(Berdsen, 1995)는 정성 모형의 행태에 대한 설명은 가능하나, 정량모형과 같이 정확한 계산 결과를 산출할 수 없다는 한계점이 있다. QCOM은 이러한 한계점을 극복하고자 Berdsen의 정성모형을 정량모형으로 확장한 것이다. 정량 모형과 같이 정확한 결과 산출을 위하여 QCOM은 경로 분석을 통하여 인과관계 그래프의 부호형 회귀계수를 실수형 회귀계수로 전환하여야 한다. 경로분석은 선형 인과모형(Linear Causal Model)의 형태를 가진 변수

들의 관계를 실증적으로 검증하기 위한 다변량 회귀분석기법이다(Duncan, 1968; Li, 1975). 경로분석을 위하여 1999년 1월부터 2007년 12월까지 108 개월 간의 거시경제변수 및 월별 추가수익률 자료를 수집하였고, 2단계 최소자승변수추정법(Two-Stage Least Squares parameter estimates)을 이용한 결과 [그림 6]과 같은 회귀계수를 포함한 QCOM을 도출하였다. 경로분석의 결과 모형의 적합성 측정치(Overall fit measure)는 0.27수준으로 종합주가지수 예측모형의 데이터 적합도가 높음을 나타내고 있다.



[그림 6] QCOM

[그림 5]의 부호형 인과관계 그래프의 부호형 계수와 [그림 6]의 QCOM의 회귀계수의 부호의 방향은 서로 일치하고 있으며 이는 두 모형 사이에 일관성이 확보되었음을 의미한다. 예를 들면 [그림 5]의 부호형 인과관계 그래프에서 다음 달의 종합주가지수(CSPI_{t+1})와 당월 국내 총생산(GDP) 사이에는 정(+의 인과관계가 존재하며 다음 달의 종합주가지수(CSPI_{t+1})와 당월의 이자율(IR) 사이에는 부(-)의 인과관계를 존재함을 알 수 있다. 또한 [그림 6]의 QCOM에서 다음 달의 종합주가지수(CSPI_{t+1})와 당월 국내 총생산(GDP) 사이의 회귀계수는 +0.97로 정(+의 인과관계를 가지며, 다음 달의 종합주가지수(CSPI_{t+1})와 당월의 이자율(IR) 사이의 회귀계수는 -0.06으로 부(-)의 인과관계를

가짐을 알 수 있다. 이와 같이 [그림 6]의 COM은 변수 사이의 인과관계의 방향성 이외에도 인과관계의 크기와 관련된 추가적 정보를 포함하고 있다. 국소적 인과관계를 기초로 도출된 [그림 6]의 QCOM을 이용하여 전체 모형의 인과관계가 정의되며, <표 2>와 같이 구조 방정식 형태로 표현된 계량 모형을 설계할 수 있다.

<표 2> QCOM의 구조방정식 모형

$$\begin{aligned}
 \text{CPI} &= 0.1\text{GDP}_{-1} + 0.1\text{GDP} \\
 \text{WPI} &= 0.48\text{CPI} \\
 \text{W} &= 0.35\text{WPI} \\
 \text{GDP} &= 0.2\text{M2} + 0.06\text{W} - 0.02\text{ER}_{-1} - 0.02\text{ER} + 0.01\text{IPI} \\
 \text{ER} &= 0.26\text{ER}_{-1} + 0.02\text{BCA} \\
 \text{IPI} &= 0.1\text{ER} \\
 \text{BCA} &= 0.58\text{EPI} - 0.35\text{IPI} \\
 \text{EPI} &= 0.57\text{IPI} + 0.3\text{GDP} \\
 \text{IR} &= -0.03\text{M2} + 0.02\text{GDP}_{-1} + 0.95\text{IR}_{-1} - 0.06\text{GDP} \\
 \text{CSPI}_{t+1} &= 0.97\text{GDP} - 0.86\text{IR}
 \end{aligned}$$

IV. 인과추론

3단계 설계 과정을 통하여 구현된 QCOM은 인과 추론을 이용하여 모형의 행태를 설명하고 예측하는 목적으로 활용할 수 있다. 인과 추론에는 정태적 분석과 동태적 분석이라는 두 가지 추론 기법이 있다. 정태적 분석은 현재 시점(0시점)에서 모형의 행태를 설명하기 위한 시뮬레이션으로서 모형 외부의 변화가 모형 내부에 미치는 효과를 분석하기 위한 기법이며, 동태적 추론은 분석 직전 시점의 변화가 현재 또는 미래 시점에 모형에 미치는 효과를 분석하는 시차적 시뮬레이션으로 각 시점별로 시차추론분석이 가능한 추론 기법이다.

정태적 분석 및 동태적 분석을 위한 인과 추론을 수행하기 위해서는 모형의 안정성에 대한 검증이 선행되어야 한다. 모형의 안정성 개념은 외부 또는 시차적 변화에 대하여 모형 내부에 존재하는 요인들의 변화량이 일정 값(임계치)로 수렴하게 됨을 의미하며 다음 조건을 만족함으로써 모형의 안정성이 결정된다.

QCOM의 경우 이 조건을 만족하므로 안정적 모형으로 판단할 수 있다.

$$\prod_{i=1}^n |w_i| \leq 1$$

(w_i : 순환 사이클 i 번째 노드의 회귀계수)

$$|w_{GDP} \times w_{CPI} \times w_{IPI} \times w_W \times w_{GDP}| = |0.10 \times 0.48 \times 0.35 \times 0.06| < 1$$

$$|w_{GDP} \times w_{EPI} \times w_{BCA} \times w_{ER} \times w_{GDP}| = |0.30 \times 0.58 \times 0.01 \times -0.01| < 1$$

1. 인과지식 도출단계

정태적 추론을 진행하기 위하여 [그림 6]의 추가예측 QCOM을 기초로 연관행렬을 구해보자.

C_1, C_2, \dots, C_n 을 인과관계가 있는 요인들이라고 하고 $e_{ij} = e(C_i, C_j)$ 를 인과관계 함수값으로 C_i 가 C_j 에게 미치는 인과관계의 크기라고 하면 <표 3>의 연관행렬 E 가 구성된다. 주어진 연관행렬을 바탕으로 각 노드

벡터 C 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$\underline{C} = (C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8, C_9, C_{10}, C_{11}, C_{12}, C_{13}, C_{14}).$$

정태적 추론은 모형 외부의 변화로 인한 외생 변수의 변화로부터 추론이 시작된다. 예를 들어 현재 시점에서 통화(M2) 성장률 증가가 미치는 영향을 분석하기 위하여 통화(M2) 성장률이 전월 대비 20% 상승하였다고 가정하여 보자(M2의 20단위 증가 가정). 이러한 시나리오는 인과노드 벡터 C_0 를 다음과 같이 전체 함으로써 인과 추론이 시작된다.

$$\underline{C}_0 = (20.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000)$$

이를 <표 3>의 연관행렬과 곱하면

$$\underline{C}_1 = \underline{C}_0 \times \underline{E} = (0.0000 \ 4.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000)$$

<표 3> 연관행렬

		C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆	C ₇	C ₈	C ₉	C ₁₀	C ₁₁	C ₁₂	C ₁₃	C ₁₄
		M2	GDP	EPI	BCA	ER	IPI	CPI	WPI	W	IR	GDP ₋₁	ER ₋₁	IR ₋₁	CSPI ₊₁
C ₁	M2	0	+0.2	0	0	0	0	0	0	0	-0.03	0	0	0	0
C ₂	GDP	0	0	+0.3	0	0	0	+0.1	0	0	-0.06	0	0	0	+0.97
C ₃	EPI	0	0	0	+0.58	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C ₄	BCA	0	0	0	0	+0.02	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C ₅	ER	0	-0.02	0	0	0	+0.1	0	0	0	0	0	0	0	0
C ₆	IPI	0	+0.01	+0.57	-0.35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C ₇	CPI	0	0	0	0	0	0	0	+0.48	0	0	0	0	0	0
C ₈	WPI	0	0	0	0	0	0	0	0	+0.35	0	0	0	0	0
C ₉	W	0	+0.06	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C ₁₀	IR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0.86
C ₁₁	GDP ₋₁	0	0	0	0	0	0	+0.1	0	0	+0.02	0	0	0	0
C ₁₂	ER ₋₁	0	-0.02	0	0	+0.26	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C ₁₃	IR ₋₁	0	0	0	0	0	0	0	0	0	+0.95	0	0	0	0
C ₁₄	CSPI ₊₁	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

0.0000 -0.6000 0.0000 0.0000
0.0000 0.0000).

와 같이 계산된다. 이는 M2의 증가로 GDP가 증가되고 IR이 감소되었다는 정성적 추론의 결과를 제시함과 동시에 GDP 4단위 증가와 IR의 -0.6단위가 감소한다는 정량적 추론의 결과를 의미한다. 같은 방법으로 정태적 추론 과정은 모든 인과노드의 값이 사용자에 의하여 사전 설정된 수렴 임계치보다 작을 때까지 반복적으로 진행된다. 참고로 본 연구에서는 수렴 임계치를 0.0005로 설정하였다. 최종 추론의 결과는 \underline{C}_0 에서 \underline{C}_9 까지의 인과노드 벡터를 누계한 누적 인과노드 벡터(Accumulated Causal Node Vector : ACV)로 산출되며 M2의 20단위 변화로 인한 정량 추론과 정성 추론의 결과는 <표 4>에 요약되어 있다.

$$\underline{C}_2 = \underline{C}_1 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 1.2000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.4000 & 0.0000 \\ 0.0000 & -0.2400 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 4.3960 \end{pmatrix}.$$

$$\underline{C}_3 = \underline{C}_2 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.6960 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.1920 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.2064 \end{pmatrix}.$$

$$\underline{C}_4 = \underline{C}_3 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0139 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0672 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 \end{pmatrix}.$$

$$\underline{C}_5 = \underline{C}_4 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0038 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0014 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 \end{pmatrix}.$$

$$\underline{C}_6 = \underline{C}_5 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0019 & -0.0005 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0004 & 0.0000 \\ 0.0000 & -0.0002 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0036 \end{pmatrix}.$$

$$\underline{C}_7 = \underline{C}_6 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0011 \end{pmatrix}$$

0.0000 0.0000 0.0000 0.0002
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0000 0.0002).

$$\underline{C}_8 = \underline{C}_7 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0001 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 \end{pmatrix}.$$

$$ACV = \begin{pmatrix} 20.0000 & 4.0038 & 1.2019 & 0.6966 & 0.0139 \\ 0.0014 & 0.4004 & 0.1920 & 0.0673 & -0.8402 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 4.6062 \end{pmatrix}.$$

위의 시나리오를 기초로 정태적 추론과정에서 정성 추론과정을 살펴보자. M2의 증가는 GDP를 증가시키고 인과관계에 따라 순차적으로 CPI 증가 → WPI 증가 → W 증가 → GDP 증가로 GDP에 정(+)의 효과를 미치기도 하지만, GDP 증가 → EPI 증가 → BCA 증가 → ER 증가 → GDP 감소로 GDP에 부(-)의 효과도 미칠 수 있음을 보여주고 있다. 이러한 서로 반대되는 효과가 동시에 존재하는 경우 <표 4>에서 보

<표 4> 정량 추론 및 정성 추론의 결과

인과노드	정량 추론	정성 추론
M2	20.0000	증가
GDP	4.0038	증가
EPI	1.2019	증가
BCA	0.6966	증가
ER	0.0139	증가
IPI	0.0014	증가
CPI	0.4004	증가
WPI	0.1922	증가
W	0.0673	증가
IR	-0.8402	감소
GDP-1	0.0000	불변
ER-1	0.0000	불변
IR-1	0.0000	불변
CSPI+1	4.6062	증가

여지는 것처럼 M2의 증가가 GDP에 미치는 정(+)
효과가 부(-)의 효과보다 크므로 결과적으로 GDP가
4.0038단위 증가하였음을 알 수 있다.

2. 동태적 추론

동태적 추론은 전기의 변화가 차기의 변화에 미치
는 영향을 분석하기 위한 시뮬레이션 기법이다. 동태
적 추론을 수행하기 위해서는 전기의 변화에 대응되
는 시차외생변수에 전기 변화분에 대한 자료를 투입
함으로써 시작된다.

본 논문의 경우 0시점의 정태적 추론에서 사용된
시나리오를 이용하여 다음 시점(1시점)의 변화를 추론
하기 위해서는 <표 4>의 시차외생변수와 관련된 0시
점의 GDP, ER, IR의 ACV를 시차외생변수 GDP₋₁,
ER₋₁, IR₋₁에 부여함으로써 동태적 추론과정이 시작되
다. 그러나 새로운 시나리오를 사용할 경우 직전 시점
의 변화를 시차외생변수에 할당함으로써 인과 추론을
시작하게 된다.

본 논문에서는 0시점의 정태적 추론에서 사용된 시
나리오를 이용하여 새로운 인과노드 벡터 \underline{C}_0 를 설정
하였다.

$$\underline{C}_0 = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 4.0038 & 0.0139 \\ -0.8402 & 0.0000 & & & & \end{pmatrix}$$

이를 <표 3>의 연관행렬과 곱하면

$$\underline{C}_1 = \underline{C}_0 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & -0.0003 & 0.0000 & 0.0000 & & \\ 0.0036 & 0.0000 & 0.4004 & 0.0000 & & \\ 0.0000 & -0.7181 & 0.0000 & 0.0000 & & \\ 0.0000 & 0.0000 & & & & \end{pmatrix}$$

와 같이 계산된다. 같은 방법으로 동태적 추론 과정은
모든 인과노드의 값이 수렴 임계치보다 작을 때까지

반복적으로 진행된다. 위의 시나리오의 경우 6회 반복
을 통하여 임계치보다 작은 값으로 수렴되며, 최종적
인 추론 결과로서 \underline{C}_0 에서 \underline{C}_7 를 누적한 ACV가 산출
된다.

$$\underline{C}_2 = \underline{C}_1 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & -0.0001 & -0.0001 & 0.000 \\ 0.0000 & 0.0004 & 0.0000 & 0.1922 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.6173 & & \end{pmatrix}$$

$$\underline{C}_3 = \underline{C}_2 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0002 & -0.0002 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0673 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & -0.0001 & & \end{pmatrix}$$

$$\underline{C}_4 = \underline{C}_3 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0040 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & & \end{pmatrix}$$

$$\underline{C}_5 = \underline{C}_4 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0012 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0004 & 0.0000 \\ 0.0000 & -0.0002 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0039 & & \end{pmatrix}$$

$$\underline{C}_6 = \underline{C}_5 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0007 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0002 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0002 & & \end{pmatrix}$$

$$\underline{C}_7 = \underline{C}_6 \times \underline{E} = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0001 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & & \end{pmatrix}$$

$$ACV = \begin{pmatrix} 0.0000 & 0.0037 & 0.0013 & 0.00006 & 0.0036 \\ 0.0004 & 0.4007 & 0.1924 & 0.0673 & -0.7183 \\ 4.0038 & 0.0139 & -0.8402 & 0.6213 & \end{pmatrix}$$

2시점의 동태적 추론을 진행하기 위해서는 1시점
분석과 동일한 방법으로 1시점의 GDP, ER, IR의
ACV를 2시점의 시차외생변수에 부여함으로써 동태
적 추론과정을 반복할 수 있다. <표 5>은 0시점에서

3시점까지의 QCOM의 미래 행태예측과 관련된 동태적 시뮬레이션의 결과를 보여주고 있다. <표 5>의 동태적 추론 결과는 정태적 추론과정과 동일한 방법으로 해석될 수 있다. 동태적 추론 결과는 0시점과 비교하여 시간이 경과됨에 따라 M2 증가가 미치는 상승 효과가 점점 작아짐을 볼 수 있다. 이는 M2의 변화가 미치는 영향을 다른 요인들이 안정적으로 수렴하고 있음을 보여주며, 결과적으로 안정된 시차적 추론 결과를 산출하고 있음을 의미한다.

<표 5> 동태적 추론결과

요인	시점			
	0	1	2	3
GDP	4.0038	0.0037	0.0000	0.0000
EPI	1.2019	0.0013	0.0000	0.0000
BCA	0.6966	0.0006	0.0000	0.0000
ER	0.0139	0.0036	0.0009	0.0002
IPI	0.0014	0.0004	0.0001	0.0000
CPI	0.4004	0.4007	0.0004	0.0000
WPI	0.1922	0.1924	0.0002	0.0000
W	0.0673	0.0673	0.0001	0.0000
IR	-0.8402	-0.7183	-0.6823	-0.6482
CSPI+1	4.6062	0.6213	0.5867	0.5574

IV. 결 론

본 연구는 불완전하고 부정확한 지식이 존재하는 상황을 가정하여 비구조적 경영 의사결정 문제 해결을 위한 QCOM을 제안하였다. QCOM의 3단계 설계 과정을 통하여 주식시장의 행태 예측을 위한 정성 모형과 정량 모형이 도출되었고, 인과 추론을 이용하여 정량 추론과 정성 추론을 동시에 수행할 수 있음을 보였다. 실험 결과 주가예측사례에 적용된 QCOM은 다음과 같은 장점을 제공하였다. 첫째, QCOM은 국소적 인과지식으로 정의된 하위 모형의 인과 종속성을 확장하여 전체 모형의 인과관계를 규명함으로써 정량 모형과 정성 모형의 설계를 가능하게 하며, 결과

적으로 비구조적 경영의사결정을 효과적으로 지원할 수 있다. 둘째, QCOM은 정성 추론의 정확성 부족의 문제와 정량 추론의 설명력 부족의 문제점을 동시에 해결함으로써 정량 모형과 정성 모형을 연계하는 기법으로 활용될 수 있다. 셋째, QCOM은 정태적 분석과 동태적 분석을 이용하여 경영문제에 대한 현재 시점의 분석뿐만 아니라 다양한 시점에서 추론 분석이 가능하다.

그러나 본 연구의 결과를 보다 적극적으로 활용하기 위하여 다음과 같은 문제들이 해결되어야 한다. 첫째, 수렴 임계치의 주관성 문제이다. 의사결정자의 주관적 판단에 따라 사전 설정되는 임계치는 개념노드 사이의 순환 네트워크를 제어하기 위한 목적으로 도입되었으나, 인과 추론의 정확성 특히 정량 추론의 정확성을 저해하는 원인이 될 수 있다. 인과 추론 관련 연구들은 이러한 주관적인 설계를 배제하고 Greedy 및 Rooted maximum branching와 같은 분석적 방법을 이용하여 순환 네트워크를 비순환 네트워크로 구성하는 방법들을 제안하고 있으며 이러한 방법론들의 적용에 따른 추가 분석이 필요하다.

둘째, 주가예측과 같이 비구조적 문제는 다양하고 복잡한 인과관계로 인하여 인과요인의 수집 및 국소적 인과관계를 도출하는 과정 자체를 어렵게 하고 있다. 따라서 인과지식 기반의 연구에 있어 인과지식을 도출하는 과정에 대한 체계화가 필요하다. 이에 대한 접근 방법의 예로서 인과대응접근방법(Nelson et al., 2000) 등을 수정하여 적용가능 할 것으로 보인다.

셋째, 본 연구에서는 활용한 본 연구에서 활용되고 있는 요인 변수들은 계량 지표들로 구성되어 있으나 비구조적 의사결정 문제를 효과적으로 해결하기 위해서는 정성적 지표들과 연계과정이 필요하다.

향후 연구방향으로는 본 연구에 제안한 QCOM의 개념을 확장하여 다양한 사례에 적용하고자 한다. 특히 여러 부문 또는 여러 기업에 분산되어 있는 부정확하고 불완전한 지식을 연결하고 통합하여 cooperative knowledge를 생성하고 관리할 수 있는 도구로서 활용함으로써 부문 간의 협업 또는 기업 간의 협업을

효과적으로 지원할 수 있기를 기대한다. 예를 들어 ERP(Enterprise Resource Planning) 시스템의 도입시 점과 같이 부문간의 협업 지식이 필요하나 이에 대한 완전한 지식이 부재한 경우 QCOM을 활용한 조직 전체의 지식관계를 규명할 수 있을 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

[국내 문헌]

- [1] 김종진, 설현도, 상황요인에 따른 지식경영 전략과 성과의 관계에 대한 연구, 지식연구, 2008, 213-245.
- [2] 빅토리아, 박동진, Critical Factors in Job-related Knowledge Sharing, Information Systems Review, The Korea Society of Management Information Systems, 10(2), 179-193.
- [3] 이견창, 국내산업별 지식경영 전략프레임워크에 관한 실증연구, 제3회 지식경영학회 학술심포지엄, 1999, 481-510.
- [4] 이견창, 정남호, 김재경, 퍼지인식도를 이용한 형식지와 암묵지 결합 메커니즘에 관한 연구 : 신용카드 이탈고객 분석을 중심으로, 경영정보학 연구, 제11권, 제4호, 2001, 113-133.

[국외 문헌]

- [1] Alpar, P. and Deligner, W., Market Share Analysis and Prognosis Using Qualitative Reasoning, *Decision Support Systems*, 15(2), 1995, 133-146.
- [2] Ba, S., Lang, K. R., and Whinston, A. B., Enterprise Decision Support using Intranet Technology, *Decision Support Systems*, 20, 1997, 99-134.
- [3] Benaroch, M. and Dhar, V., Controlling the Complexity of Investment Decision Using Qualitative Reasoning Techniques, *Decision Support Systems*, 15(2), 1995, 115-131.
- [4] Berleant, D. and Kuipers, B., Recent Advances in Qualitative Physics, Faltings'B. and P. Struss, Cambridge, Massachusetts, MIT Press, 1992.
- [5] Berndsen, R., Causal Ordering in Economic Models, *Decision Support Systems*, 15(2), 1995, 157-165.
- [6] Berndsen, R. and Daniels, H., Qualitative Dynamics and Causality in a Keynesian Model, *Journal of Economic Dynamic and Control*, 14, 1985, 435-450.
- [7] Davenport, T. D., Jarvenpaa, S. L. and Beers, M. C., Improving Knowledge Work Process, *Sloan Management Review*, Summer 1996, 53-66,
- [8] De Kleer, J., Special Volumn : Qualitative Reasoning about Physical Systems II, *Artificial Intelligence*, 51, 1991.
- [9] De Kleer, J. and Brown, J. S., A Qualitative Physics Based on Confluences, *Artificial Intelligence*, 24, 1984, 7-83.
- [10] De Kleer, J. and Brown, J. S., Theories of Causal Ordering, *Artificial Intelligence*, 29, 1986, 33-61.
- [11] De Kleer, J. and Williams, B., Diagnosing Multiple Faults, *Artificial Intelligence*, 32, 1987, 97-130.
- [12] Dovrak, D. and Kuipers, B., Model-based Monitoring of Dynamic Systems, in Proceedings of the Eleventh international joint conference on artificial intelligence (IJCAI-89). Los Altos, CA : Morgan Kaufmann, 1989.
- [13] Duncan, O. D. Path analysis : Sociological example, *The American Journal of Sociology*, 72(1), 1986, 1-16.
- [14] Farley, A. M., Qualitative Modeling of Economic Systems, Proceedings of the First International Conference on Economics and Artificial Intelligence, Aix-en-Provence, France, September 1986, 61-64.
- [15] Forbus, K. D., Qualitative Process Theory, *Artificial Intelligence*, 24(1), 1984, 85-168.
- [16] Franke, D., Representing and Acquiring Teleological Descriptions in Proceedings of the tenth interna-

- tional joint conference on artificial intelligence (IJCAI-89), Los Altos, CA : Morgan Kaufmann, 1989.
- [17] Gardin, F., Power, R., and Martinelli, E., Liquidity Management with Fuzzy Qualitative Constraints, *Decision Support Systems*, 15(2), 1995, 147-156.
- [18] Gilli, M., CAUSOR : A program for the Analysis of Recursive and Interdependent Causal Structures, Universite de Geneve, Cahiers du Department d'Econometrie, 84.03, 1984.
- [19] Hamscher, W., Temporally Coarse Representations of Behavior for Model-based Troubleshooting of Digital Circuits, in Proceedings of the tenth international joint conference on artificial intelligence (IJCAI-89), Los Altos, CA : Morgan Kaufmann, 1989.
- [20] Iwasaki, Y., Causal Ordering in a Mixed Structure, Proceedings of the Seventh National Conference on Artificial Intelligence(AAAI-88), St Paul, Minnesota, 1988, 313-318.
- [21] Iwasaki, Y., and Simon, H. A., Causality in Device Behavior, *Artificial Intelligence*, 29, 1986, 3-32.
- [22] Kiang, M. Y., Hinkkanen, A., and Whinston, A. B., Reasoning in Qualitatively Defined Systems Using Interval-Based Difference Equations, *IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics*, 25 (7), 1995, 1110-1120.
- [23] Kuipers, B. J., Qualitative simulation, *Artificial Intelligence*, 29(3), 1986, 289-338.
- [24] Li, C. C., Path analysis : A primer. Pacific Grove, CA : The Boxwood Press, 1975.
- [25] Lin K. P., and Farley, A. M., Causal Reasoning in Econometric Models, *Decision Support Systems*, 15(2), 1995, 167-177.
- [26] Nelson, K. M., Nadkarni, S., and Narayanan, V. K. Understanding software operations support expertise : a revealed causal mapping approach, *MIS Quarterly*, 24(3), 2000, 475-507.
- [27] Nonaka, I. and H. Takeguchi, The knowledge Creating Company, Oxford University Press, 1995.
- [28] Pearl, J., Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems : Networks of Plausible Inference, Los Altos, California, Morgan Kaufman, 1988.
- [29] Phang, C. H., Li, Y., Sutanto, J., and Kankanhalli, A., Senior Citizens' Adoption of E-Government : In Quest of the Antecedents of Perceived Usefulness, Proceedings of the 38th Hawaii International Conference on System Science, 2005.
- [30] Ruggles, R, The State of the Notion : Knowledge Management in Practice, *California Management Review*, 40(3), 80-89, 1998.
- [31] Shen, Q., and Leitch, R., Integrating Common-Sense and Qualitative Simulation by the Use of Fuzzy Sets, Recent Advances in Qualitative Physics, B. Faltings and P. Struss, Eds. Cambridge, MA : MIT, 1992, 83-100.
- [32] Simon, H. A., Causal Ordering and Identifiability, in Hood and Koopmans, Studies in Econometric Methods, Cowles Commission research 14, John Wiley and Sons, New York, 1953, 49-74.
- [33] Sveiby, K. E. Managing Knowhow, Bloomsberry, N. Pomfret, 1987.
- [34] Wijnhoven, F., Development Scenarios for Organizational Memory Information systems, *Journal of Management Information Systems*, 16(1), 1999, 126-145.
- [35] Wyatt, G. J., Leitch, R. R., and Steele, A. D., Qualitative and Quantitative Simulation of Interacting Markets, *Decision Support Systems*, 15(2), 1995, 105-113.

● 저 자 소 개 ●



김 명 종 (Myoung-Jong Kim)

성균관대학교 회계학과, 동 대학원에서 경영학 석사 학위 취득 후 한국과학기술원에서 경영공학 박사학위를 취득하였다. 현재 동서대학교에 경영학부 교수로 재직하고 있으며 주요 연구관심분야는 인공지능 및 데이터마이닝, 지식경영 등이다.