

이상 판매활동을 탐지하기 위한 데이터 기반 활동 모니터링 기법

박성호 · 김성범[†]

고려대학교 산업경영공학과

A Data-Driven Activity Monitoring Method for Abnormal Sales Behavior Detection

Sungho Park · Seoung Bum Kim

School of Industrial Management Engineering, Korea University

Activity monitoring has been widely recognized as important and critical tools in system monitoring for detection of abnormal behavior. In this research, we propose a data-driven activity monitoring method to measure relative sales performance which is not sensitive to special event which frequently occur in marketing area. Moreover, the proposed method can automatically updates the monitoring threshold that accommodates a drastically changing business environment. The results from simulation and practical case study from sales of electronic devices demonstrate the usefulness and applicability of the proposed activity monitoring method.

Keywords: Abnormal Behavior, Activity Monitoring, Individual Profiling, Sales Monitoring

1. 서론

활동 모니터링(Activity Monitoring)이란 다양한 분야에서 발생하는 이상 패턴을 조기에 탐지하는 자동화 프로세스이다(Fawcett and Provost, 1999; Puttagunta *et al.*, 2002). 이상 패턴은 예측된 행동을 따르지 않는 패턴으로써 유의미한 정보를 포함한다(Chandola *et al.*, 2009). 예를 들어, 컴퓨터 네트워크에서 이상 트래픽 패턴은 해킹된 컴퓨터가 접속 권한이 없는 대상에 대해 나타내는 신호를 의미하고(Kumar *et al.*, 2005), MRI 이미지 자료의 경우, 이상 패턴은 악성 종양의 가능성을 표현한다(Spence *et al.*, 2001). 또한, 신용카드 거래에서 이상 패턴의 경우 신원도용 또는 카드 도용 등의 이상거래 가능성을 나타낸다(Phua *et al.*, 2010).

활동 모니터링은 다양한 분야에서 사용되고 있지만, 최근에

는 효과적으로 비즈니스 운영 시스템을 관리하기 위해 연구되고 있다. 예를 들어 통신회사의 경우 고객의 통신 정보로부터 이상 현상을 조기에 발견하여 고객이탈을 방지하기 위해 활동 모니터링을 적용하고, 유통기업의 경우 물품의 재고 현황을 모니터링 함으로써 효과적인 재고관리 시스템을 구축하는데 사용하고 있다. 이처럼 활동 모니터링은 여러 산업에서 기업의 효과적인 자원 할당을 가능케 하고 체계적인 운영 시스템을 제공함으로써 매출 손실을 최소화하는데 기여하고 있다(Jiang *et al.*, 2007).

일반적으로 실제 산업에서는 정상 데이터에 비해 이상 데이터가 매우 드물게 나타나고 이상 패턴의 유형은 정형화 되어 있지 않다(Guo *et al.*, 2008). 이와 같이 정상과 이상의 클래스 정보가 불균형을 보이고 이상 패턴의 유형을 예측할 수 없는 경우, 대다수의 전통적인 분류기법들은 효과적으로 이상 및 정상 패

본 연구는 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업(2013007724)과 지식경제부 정보 통신 기반 구축 사업의(NIPA-2011-(B1110-1101-0002)) 지원을 받아 수행됨.

[†] 연락저자 : 김성범 교수, 136-701 서울시 성북구 안암동 5가 1번지 고려대학교 산업경영공학과, Tel : 02-3290-3397, Fax : 02-929-5888, E-mail : sbkim1@korea.ac.kr

2013년 12월 31일 접수; 2014년 5월 19일 수정본 접수; 2014년 6월 17일 게재 확정.

턴의 분류를 하지 못 한다. 왜냐하면 클래스 정보가 불균형 경우 전통적인 분류 기법들은 소수의 클래스 정보는 무시하고 다수의 클래스 정보에만 집중하기 때문에 소수의 클래스를 정확히 분류하기 어렵다. 또한, 기존의 분류 및 탐지 모델은 과거에 주어진 정상과 이상의 정보만 이용하기 때문에 새로운 유형의 이상 패턴을 탐지하는데 한계가 있다. 따라서 최근에는 이상 패턴 정보를 반영하지 않고 정상 정보만 이용하는 단일 클래스 연구들이 각광 받고 있다(Fawcett and Provost, 1999; Khan and Michael, 2013).

일반적으로 비즈니스 활동에서 각각의 관측치는 개별적 특성을 갖고 있기 때문에 효과적인 관리를 위해서는 관측치마다 개별적인 모니터링이 필요하다. 예를 들어 고객 이탈 문제의 경우 고객마다 이탈 유형 및 원인이 다양하기 때문에 각 고객의 행동 및 특성을 반영할 수 있는 모델을 구축하는 것이 중요하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 개별 프로파일링 기법이 연구되어 왔다(Qian *et al.*, 2006).

개별 프로파일링이란 단일 클래스 기법의 범주에 속하는 방법으로 각 관측치의 정상 정보를 이용하여 개별적으로 모니터링 하는 방법이다(Lourenço *et al.*, 2011). 본 논문에서는 기업의 대표적인 비즈니스 활동인 매장별 판매활동을 전사적으로 모니터링하기 위해 개별 프로파일링 방법을 제안하였다.

그러나 개별 프로파일링 방법을 적용하는데 있어 다음과 같은 몇 가지 특징을 고려해야 한다. 일반적으로 비즈니스 환경에서는 정상 패턴에 대한 정의가 명확하지 않을 뿐만 아니라, 시간이 지남에 따라 비즈니스 환경이 급격하게 변화하기 때문에 이전 상황에서 정의했던 정상 패턴을 더 이상 정상 패턴으로 간주하기 어렵다. 따라서 동적으로 정상 패턴의 기준을 업데이트하는 방법이 필요하다(Li *et al.*, 2012). 또한, 비즈니스 활동에서 경기침체, 공휴일 등 특정 이벤트가 발생했을 때 객관적으로 매장의 판매 실적 능력을 평가하기 어렵다. 예를 들어 크리스마스 같은 기념일에 거의 모든 매장은 평소 대비 판매량이 급격히 증가하는데, 이는 매장이 효과적으로 판매량을 증가시킨 것으로 판정하기보다 특정 이벤트로부터 야기된 결과라고 보는 것이 타당할 것이다. 따라서 비즈니스 활동을 모니터링 할 경우 특정 이벤트 발생에 따른 영향을 최소화하는 기법이 필요하다(Song *et al.*, 2007; Chandola *et al.*, 2009).

본 연구는 위 두 가지 특성을 효과적으로 고려한 데이터 기반

의 개별 프로파일 기법을 제안한다. 제안 방법은 크게 두 단계로 구분할 수 있는데, 첫 단계에서는 모니터링 대상 매장과 타 매장의 실적을 비교하여 판매 실적을 순위로 변화해주는 RQ 스코어(Relative Quantity Score)를 제시하였으며, 두 번째 단계에서는 첫 단계에서 구한 RQ 스코어를 기반으로 효과적으로 판매 활동을 모니터링 하는 기법을 제안하도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 기존 활동 모니터링 연구에 대해 살펴볼 것이다. 제 3장에서는 제안기법에 대해 상세히 기술하였으며 제 4장에서는 시뮬레이션 결과를 통해 제안 방법의 우수성 및 효율성 입증하였다. 이어 제 5장에서는 사례연구를 통해 제안한 방법의 실용성을 살펴보았으며, 마지막으로 제 6장에서는 본 연구 결과를 요약하였다.

2. 기존 연구

활동 모니터링은 이상 패턴이 내포하고 있는 주요한 정보를 탐지하기 위한 방법으로, 여러 분야에서 연구가 진행되어 왔다(Fawcett and Provost, 1997; Jiang *et al.*, 2007). Fawcett and Provost(1999)는 모니터링 방법들의 유사점 및 차이점을 이용하여 기법들을 크게 단일 클래스 기법과 차별화 기법으로 분류하고, 세부적으로 각 기법을 포괄적 모니터링 기법과 개별적 모니터링 기법으로 구분하여 <Figure 1>와 같이 총 4가지로 분류하였다. 먼저, 활동 모니터링 기법은 모델 구축 시 이상 데이터의 사용 가능여부에 따라 단일 클래스 기법과 차별화 방법으로 나뉜다. 단일 클래스 기법은 정상 범주에 속해 있는 데이터만 이용해서 모델을 구축하는 방법으로, 정상에 비해 이상 데이터 개체수가 매우 적은 경우에 사용된다(Tax, 2001; Roth *et al.*, 2004). 차별화 기법(Discriminant Method)은 정상 및 이상 데이터 모두를 이용하여 모니터링 모델을 구축하는 기법이다(Barbara *et al.*, 2001).

이상 데이터의 사용가능 여부와 더불어 관측치를 개별적으로 모니터링 할지 아니면 포괄적으로 모니터링 할지에 따라 기법들을 보다 세분화 할 수 있다. 먼저 포괄적 프로파일링(Global Profiling)은 정상 데이터를 개별적으로 모델링 하지 않고, 모든 정상 데이터를 이용해 대표 정상 패턴을 추출한다. 그리고 추출된 패턴을 기반으로 이상 패턴을 탐지 하는 기법이

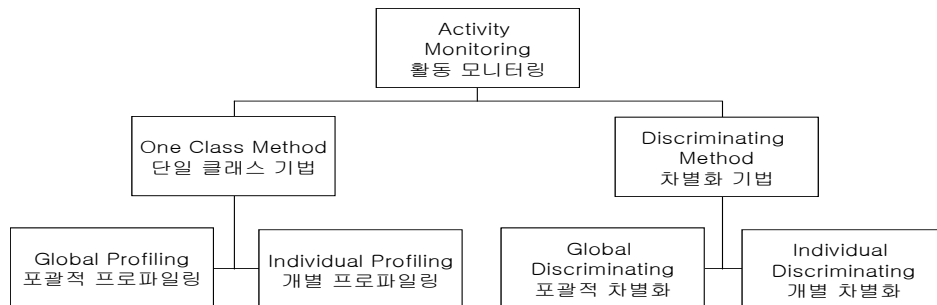


Figure 1. Classification of activity monitoring methods

다. 대표적인 예로 Sukchotrat *et al.*(2009)이 제안한 단일클래스 분류기법 기반의 관리도가 있다. 제안된 관리도는 데이터의 확률분포에 대한 가정이 필요 없는 k-Nearest Neighbors Data Description와 Support Vector Data Description 기법을 기반으로 정상 경계선을 구축하고 이를 기준으로 이상 패턴을 탐지하였다. 하지만 제품을 판매하는 매장을 분석하는 경우, 매장별 특성 및 역량이 다르기 때문에 모든 매장의 정보를 반영하는 포괄적 프로파일링 기법은 적합하지 않다. 개별 프로파일링 방법(Individual Profiling)은 각 관측치마다 보유하고 있는 정상 패턴을 추출해서 개별 모니터링 모델을 구축하는 기법이다 (Raghavan *et al.*, 2000). Jiang *et al.*(2007)은 고객 이탈 문제와 같은 비즈니스 활동을 모니터링하기 위해 기존의 통계적 공정관리 모델을 응용한 3단계 모니터링 기법을 제시하였다. 1단계에서 선형 동적 모델을 기반으로 고객의 프로파일 패턴을 추출하고, 2단계에서 이상이 의심되는 현상을 탐지하며, 마지막 3단계에서는 이를 진단하여 최종적으로 이상 패턴 여부 가리는 기법이다. 위 기법은 고객마다 갖고 있는 이탈 특성을 고려한 모니터링 기법을 제공한 점에 있어 의의가 있지만, 비즈니스 특성상 적용분야에 따라 고려해야 할 점이 다르기 때문에 제안된 방법을 다른 분야로 적용하는데 어려움이 존재한다.

포괄적 차별화 방법(Global Discriminating)은 모든 관측치의 정상 및 비정상 패턴 정보를 이용하여 모니터링 모델을 구축하는 기법으로 대표적인 예로 Kumar and Spafford(1994)가 제안한 오용 침입탐지를 위한 패턴 매칭 모델이 있다. 제안된 모델은 사전 수집된 불법 침입 정보를 유색 그래프 형태로 추출하고 패턴 매칭 기술을 이용해서 불법 침입을 탐지하는 모델이다. 이상 패턴의 형태가 일반화 되어있는 경우 차별화 방법은 효과적인 성능을 나타낼 수 있지만, 일반적으로 현실에서는 이상의 유형이 다양하고 예측할 수 없는 경우가 많기 때문에 차별화 방법은 한계가 존재한다. 개별적 차별화 방법(Individual Discriminating)은 포괄적 차별화 방법과 달리 각 관측치마다 보유하고 있는 고유의 정상과 비정상 패턴 정보를 이용해서 개별 모니터링 모델을 구축하는 기법으로 Fawcett and Provost (1999)가 제안한 DC-1 모델이 대표적이다. 제안된 모델은 휴대전화 이용 고객이 보유하고 있는 개별 이상 패턴을 if-then를 형식으로 추출하여 미래의 휴대이용 패턴을 정상 또는 이상으로 분류하는데 사용되었다. 개별적 차별화 방법은 관측치마다 갖고 있는 고유의 이상 패턴 정보를 이용함으로써 관측치 별 맞춤형 분석을 가능케 하지만 앞서 서술하였듯이, 실제로 이상의 유형은 정형화 되어 있지 않기 때문에 차별화 방법의 적용은 한계가 존재한다.

판매활동은 매장별 특성에 따라 고유의 판매 역량을 갖기 때문에, 매장별 맞춤형 분석이 필요하다. 또한, 판매활동에서 이상 패턴은 정형화 되어 있지 않음 뿐만 아니라 정의하는데 있어 어렵기 때문에 본 논문에서 매장별 판매활동을 모니터링할 수 있는 개별 프로파일링 기법을 제안하고자 한다. 판매활동 특성상은 외부적인 요인에 의한 영향을 많이 받고, 정상 판

매 실적 기준이 명확히 정해져 있지 않기 때문에 기존 프로파일링 기법을 적용하는데 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 외부적 요소들에 강건하고, 정상 판매 실적을 수치화할 수 있는 기법을 제안한다. 제안기법은 매장이 보유하고 있는 과거 실적을 상대적으로 비교하여 정상 판매 실적을 수치화하고, 정상의 패턴의 기준을 시간에 따라 업데이트 한다. 이 후 정상 패턴의 기준을 이용해서 이상 판매 패턴을 탐지한다.

3. 활동 모니터링 프로세스

3.1 RQ(Relative Quantity) 스코어

본 논문에서 사용되는 표기는 아래 <Table 1>에 정리하였다.

Table 1. Notations and short description

Notation	Explanation
$s_{i,j,t-a}$	Value of j th variable of i th observation at $t-a$ time point
$v_{i,j,t}$	Ranking of sum of values of j th variable of i th observation from $t-l$ point to t time point
$f_{i,j,t}$	Percentile of $v_{i,j,t}$
$RQ_{i,t}$	Relative Quantity score of i th observation at t time point
i	i th observation
j	j th Feature
l	Span for smoothing
g	Span for moving average
m	Constant value determining width of activity control limits

본 연구에서는 실적을 상대적으로 측정할 수 있는 RQ 스코어를 다음과 같이 제안한다.

$$v_{i,j,t} = \text{rank} \left(\sum_{a=0}^l s_{i,j,t-a} \right), j = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

$$f_{i,j,t} = \frac{(n+1) - v_{i,j,t}}{n} \times 100 \quad (2)$$

$$RQ_{i,t} = \sum_{j=1}^p f_{i,j,t} \quad (3)$$

먼저, 식 (1)을 통해 활동의 변동 폭을 평활 시키고 상대적으로 측정하기 위해 순위로(Rank)변환하였다. j 는 데이터의 종류를 나타낸다. 식 (1)은 t 시점에서 i 관측치의 j 변수의 자료값($s_{i,j,t}$)를 과거 $t-l$ 시점부터 현재 t 시점까지 총 $l+1$ 기간의 값을 누적한 후 순위($v_{i,j,t}$)로의 변환을 의미한다. 여기서 l 은 판매량의 변동을 평활 시키는 사용자 지정 파라미터로써 시물레이션에 있어서는 과거 3시점까지의 판매 변화가 현재 시점

의 판매를 평가하는데 영향을 준다고 가정하여 l 를 3으로 설정하였고, 사례연구에서는 실제 영업 관리자의 조언을 통해 l 를 12로 선정하였다. 예를 들어 매장의 판매활동을 모니터링 하는 경우, 데이터의 종류(j)는 판매량과 매출액 두 가지($p=2$)가 있을 수 있다. 또한, 판매 실적은 다양한 요소에 영향을 받아 변동이 크기 때문에 최근 $t-l$ 시점부터 현재 시점(t)까지 누적된 값을 사용함으로써 변동 폭을 평활 시키고 이 값을 순위로 변환함으로써 절대적 척도를 상대적 척도로 대체한 것이다. 식 (2)는 식 (1)로부터 구한 순위 값을 백분위 수로 바꾸는 변환식이며 이 식으로부터 나온 값은 1과 100사이가 된다. 식 (2)에서 n 은 데이터의 총 관측치 수이다. 마지막으로, 식 (3)과 같이 활동을 특성화 하는 데이터 종류(j)의 개수(p)만큼 모두 더함으로써 매 시점 매장별 RQ 스코어를 얻게 된다. RQ 스코어는 판매 활동을 평가함에 있어 상대적인 지표를 마련해주며, 특별 이벤트에 민감하지 않게 고안된 척도이다. 실제 사례연구 데이터 기반의 예를 통해 그 유용함을 설명할 수 있다. 사용한 데이터는 국내 A기업의 4,107개 매장의 2년 동안의 중국 매장 판매

활동 실적을 평가할 수 있는 주 별 판매액, 주 별 판매량이 정보를 담고 있다. 예시에 사용한 데이터는 전체 4107개의 유통 판매 매장 중 RQ 스코어의 특징을 잘 나타내는 네 개의 매장을 추출하여 매장 별 판매량 및 매출액 실적과 RQ 스코어를 살펴 보았다, <Figure 2>는 시간에 따른 매장의 판매량과 매출액을 나타내는데 시점 38주에서부터 40주까지는 중국의 명절기간이다. 명절시점 부터 모든 매장의 판매량과 매출이 과거 대비 급격히 상승함을 보여주고 있다. 따라서 매장별 판매량 및 매출액의 절대적인 변화만 보면 모든 매장이 과거에 비해 급격히 상승했으므로 모든 매장의 실적을 특이 상승 판매 패턴으로 볼 수 있다. 하지만 급격한 판매량 상승은 명절 효과 때문이다. 따라서 판매량과 매출액 값의 절대적인 크기 변화만 보고 매장의 실적이 좋은지 아닌지 판단하기 어렵다. 여기서 판매량과 매출액을 우리가 제안한 RQ 스코어로 변환하면 <Figure 3>과 같이 38주에서 40주 사이에 약간의 변동이 존재 하나, 전체적으로 패턴이 다른 시점과 크게 다르지 않게 나타난다. 왜냐하면 명절기간에 대부분 매장의 절대적인 판매 실적 크기는

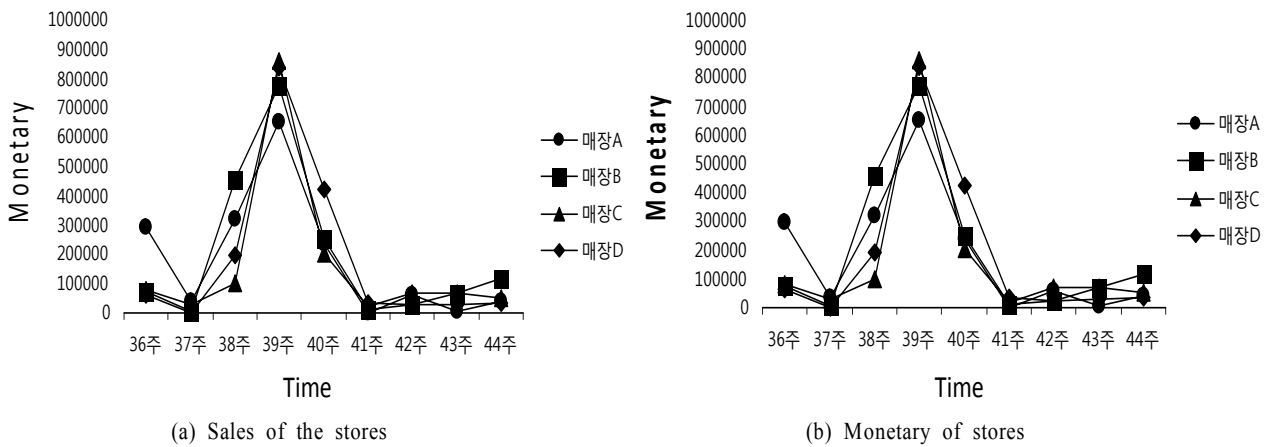


Figure 2. The difference between sales and monetary

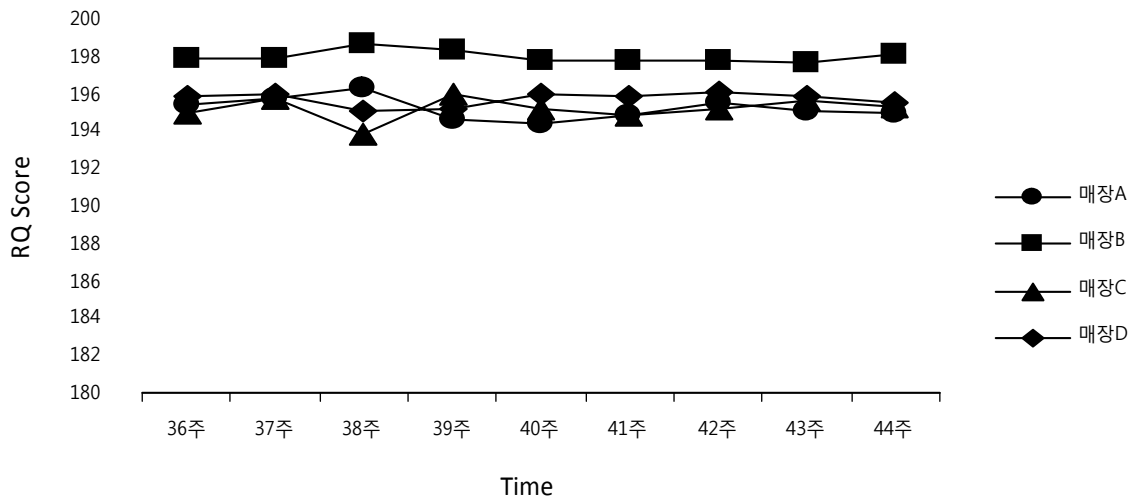


Figure 3. The RQ score

증가하지만, 판매 실적의 상대적 순위를 의미하는 RQ 스코어는 과거 시점 대비 큰 변화가 없기 때문이다. 또한, 1부터 200 사이에 값을 갖게 되므로 매장의 상대적 실적을 평가할 수 있다.

따라서 본 연구에서 제안하는 RQ 스코어를 사용하면 명절과 같은 이벤트 효과에 민감하지 않고 상대적으로 실적을 평가할 수 있다.

3.2 Moving Average Gap(MAG) Chart

본 연구에서는 앞 장에서 정의한 RQ 스코어를 이용하여 시간에 따라 활동을 모니터링 할 수 있는 Moving Average Gap(MAG) 차트 기법을 제안하였다. MAG 차트는 MAG 통계량(Moving Average Gap Statistics)과 활동 기준선(Activity Control Limits)으로 구축된다. MAG 값은 MAG 차트에 타점되는 통계량으로 활동의 이상 정도를 나타낸다. 활동기준선은 MAG 통계량이 이상 패턴인지 아닌지를 판단하는 기준으로써 Upper Activity Limit(UAL)과 Lower Activity Limit(LAL)로 나눌 수 있다. 즉, MAG 통계량이 활동 기준선을 벗어나면 비즈니스 프로세스의 이상을 알린다. MAG 통계량의 계산은 아래 식 (4)과 식 (5)을 통해 계산할 수 있다.

$$u_{i,t} = \frac{1}{g} \sum_{h=1}^g RQ_{i,t-h} \quad (4)$$

$$MAG_{i,t} = RQ_{i,t} - u_{i,t} \quad (5)$$

먼저, i 번째 관측치의 $u_{i,t}$ 는 $t-g$ 시점부터 $t-1$ 시점까지의 g 개의 RQ 스코어 값의 평균이며 시간에 따라 업데이트 된다. 그리고 $u_{i,t}$ 값과 t 시점의 $RQ_{i,t}$ 값의 차이로 i 번째 관측치의 t 시점에서의 MAG 통계량 ($MAG_{i,t}$)이 계산된다. 즉, MAG 통계량은 t 시점의 $RQ_{i,t}$ 값이 과거 자기 자신의 패턴 대비 얼마만큼 상이한지를 측정하는 값이다. 한편, g 는 과거 몇 시점까지의 데이터를 사용할지 나타내주는 파라미터로서, 시뮬레이션에 있어서는 과거 3시점까지의 판매 패턴이 현재 시점의 판매를 평가하는데 영향을 준다고 가정하여 g 를 3으로 설정하였고, 사례연구에서는 실제 영업 관리자의 조언을 통해 g 를 12로 설정하였다. 실제로 다양한 현장에서 1년을 4분기(12주)로 나누어 매장을 관리하기 때문에 12주마다 매장 별 판매 패턴이 변화할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 과거 12주전까지의 판매 패턴 정보를 이용하여 판매활동 기준선을 구축하였다. 활동기준선 $UAL_{i,t}$ 와 $LAL_{i,t}$ 은 다음의 식 (6)과 식 (7)로부터 계산된다.

$$UAL_{i,t} = m \times \sigma_{i,t} \quad (6)$$

$$LAL_{i,t} = -m \times \sigma_{i,t}$$

$$\sigma_{i,t} = \sqrt{\frac{1}{g-1} \sum_{h=1}^g (u_{i,t-h} - RQ_{i,t-h})^2} \quad (7)$$

즉, i 번째 관측치의 현재 $t-1$ 시점부터 $t-g$ 시점까지의 g 개의 RQ 스코어 값의 표준편차($\sigma_{i,t}$)에 상수 값(m)을 곱해 얻을 수

있다. 상수 값(m)은 활동기준선의 폭을 조종하는 파라미터로써, 사용자가 임의로 선정할 수 있으나, 본 연구에서는 경험적인 규칙을 반영하여 3으로 선정하였다.

4. 시뮬레이션

4.1 데이터 설명 및 실험 계획

본 논문에서는 시뮬레이션 데이터를 이용하여 제안하는 모델의 특성을 파악하였다. 먼저 RQ 스코어의 효율성과 필요성을 보여주기 위해 RQ 스코어를 사용했을 때와 그렇지 않고 원 데이터를 사용했을 때의 결과를 비교하였다. 일반적으로 모니터링의 성능의 평가는 실제 정상을 이상으로 판단하는 제 1종 오류와 실제 이상을 정상으로 판단하는 제 2종 오류를 평가 지표로 사용하고 두 가지 지표가 낮을수록 좋은 성능을 나타낸다고 판단한다(Montgomery, 2007). 본 연구에서는 제 1종 오류와 제 2종 오류와 같은 맥락인 민감도와 특이도를 성능 평가 지표로 사용하였다. 민감도는 이상 데이터 중 모델에 의해 이상으로 옳게 탐지된 데이터의 비율로 통계적 가설검정에서 발생하는 제 2종 오류와 반대되는 의미이다. 특이도는 정상 데이터 중 모델에 의해 정상으로 옳게 분류된 비율을 나타내는 지표로써 제 1종 오류와 반대되는 의미이다(Gustafson, 2000). 따라서 민감도와 특이도가 클수록 좋은 모니터링 성능을 나타낸다고 볼 수 있다.

또한, MAG 차트의 효율성을 입증하기 위해 기존에 널리 쓰이고 있는 EWMA(Exponentially Weighted Moving Average) 차트와 비교하였다. EWMA 차트는 주로 품질관리에서 공정의 미세 변동을 탐지하는데 효과적으로 사용되는 방법이다(Lucas and Saccucci, 1990).

시뮬레이션의 목적은 단순히 매장 실적의 절대적인 크기 변화를 탐지 하는 것이 아니라 매장 판매 실적의 상대적 변화인 순위 변동을 탐지하는 것으로써 식 (8)과 같이 구성하였다.

$$y_{정상,i,t}(t) \sim \begin{cases} Normal(i, 1^2), & \text{if } t \neq 13 \\ Normal(i-5, 1^2), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$y_{비정상,i,t}(t) \sim \begin{cases} Normal(i, 1^2), & \text{if } t \neq 13 \\ Normal(i-m, 1^2), & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$t = 1, 2, \dots, 130$$

$$\mu = 1, 2, \dots, 1100$$

$$i = 1, 2, \dots, 100$$

$$m = 8, 10, 12$$

먼저, 모든 데이터는 길이가 30인 100개의 시계열로 구성되어 있고 분산은 1로 동일하고 평균은 각 시계열은 0부터 100까지 값 중 한 값을 갖지만 각각 다른 평균값을 갖는 가우시안 분포를 따르도록 하였다. 각 시계열을 매장으로 생각 했을 때, 각 시계열의 평균은 매장의 평균 판매 실적을 의미한다. 따라서

각각 다른 평균 판매 실적을 갖는 매장은 판매 실적 순위도 각각 다르다. 또한, 30개의 시점 중 13번째 시점에서 특정 이벤트가 발생했다고 가정하여 100개의 시계열 중 무작위로 선택된 90개의 정상 시계열은 13번째 시점에서 자신의 평균 대비 5만큼 하락 하도록 했다. 나머지 10개의 비정상 시계열은 자신의 평균 대비 평균을 8, 10, 12만큼 하락시켜 생성하였고 이러한 작업을 5번 반복하였다. 90개의 정상 시계열들은 자신의 평균 대비 5씩 하락했지만 다 같이 5씩 하락했기 때문에 순위의 변동은 거의 없을 것이다. 하지만 비정상 시계열은 정상시계열이 하락한 크기보다 평균 3, 5, 또는 7만큼 더 하락시켰기 때문에 순위의 변동이 나타난다.

<Figure 4>는 생성된 시계열 데이터를 보여주고 있다. 13번째 시점에서 특정 이벤트가 발생하여 정상인 시계열의 경우 자신의 평균에 비해 값이 평균 5만큼 하락하는 현상을 나타내는 반면 비정상 시계열은 정상해 비해 상대적으로 평균 7만큼 더 하락한 모습을 보여주고 있다.

4.2 시뮬레이션 결과

MAG 차트 구축에 필요한 두 개의 파라미터 즉, 프로파일 패턴을 추출 할 때 사용될 상수(g)와 활동 기준선을 구축하는데 필요한 상수 값(m)은 앞서 서술한 바와 같이 각각 3으로 정하였다. <Figure 5>와 <Figure 6>은 RQ 스코어를 사용했을 때와 그렇지 않았을 때의 성능비교를 보여주고 있다. <Figure 5>를 보면 RQ 스코어를 사용한 경우 특이도 관점에서 MAG 차트의

성능이 매우 향상되었다. 반면, 민감도 관점에서는 RQ 스코어를 적용하지 않는 경우 보다 성능이 낮다. 하지만 모니터링의 성능을 비교하는데 있어 민감도뿐만 아니라 특이도 성능 모두를 고려해야한다. 따라서 <Figure 6>과 같이 RQ 스코어를 적용한 경우, 민감도와 특이도의 합이 RQ 스코어를 적용하지 않았을 때 보다 크기 때문에 우수한 성능을 나타낸다고 볼 수 있다. 특히, 주목할 부분은 RQ 스코어를 적용하지 않는 경우 정상 시계열을 이상 패턴이라 판단하는 오류를 야기 시켜 특이도 수치가 매우 낮음을 알 수 있다. 두 번째 실험은 앞서 검증된 RQ 스코어를 기반으로 EWMA와 MAG 차트의 모니터링 성능을 비교한 것이다. <Figure 7>과 <Figure 8>에서 보여 주듯 MAG 차트가 특이도와 민감도 관점에서 모두 EWMA보다 성능이 우수함을 보여주었다.

5. 유통 판매정보를 이용한 사례연구

사례연구에 사용한 데이터는 국내 A기업의 4,107개 매장의 2년 동안의 판매활동 실적을 평가할 수 있는 주 별 판매액, 주 별 판매량이 정보를 담고 있다.

먼저, 주별 판매량과 판매액 정보를 이용하여 RQ 스코어 및 활동기준선을 산출하였다. 그리고 산출 과정에서 앞서 서술한 바와 같이 실제 영업 관리자의 조언을 통해 파라미터를 선정하였다($g = 12$). <Figure 9> ~ <Figure 11>는 4,017의 매장 중 본 연구에서 제안하는 방법의 특성을 잘 나타내는 특정 매장을 추출

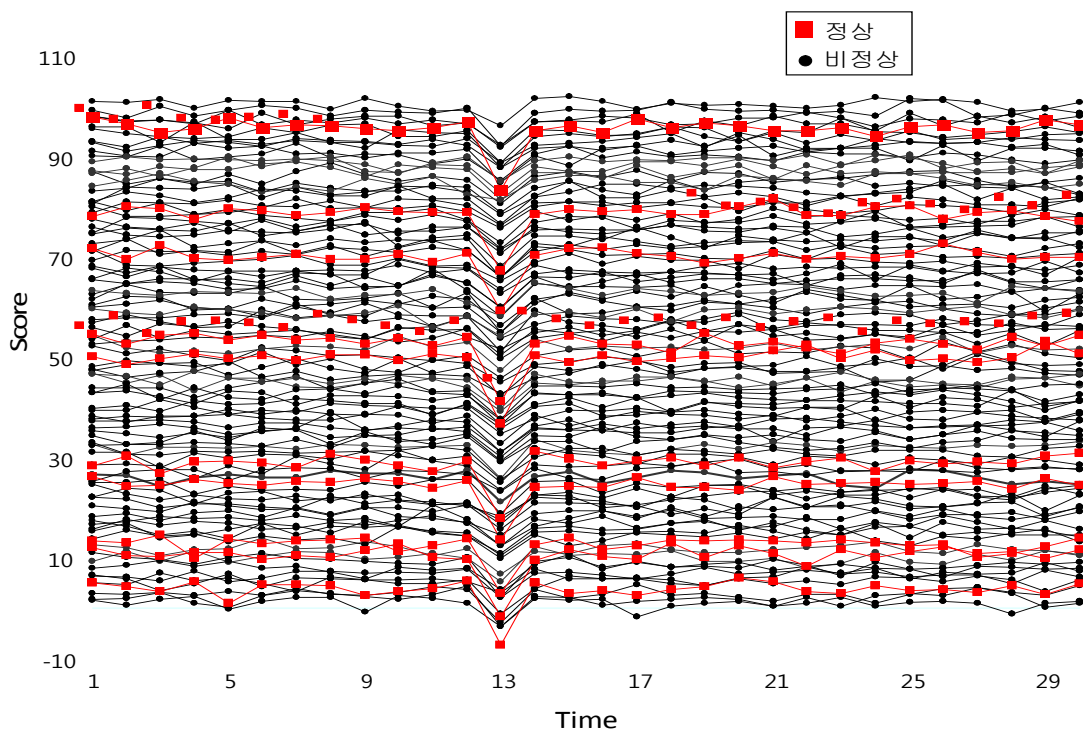


Figure 4. Normal and abnormal time series data generated from the gaussian distribution

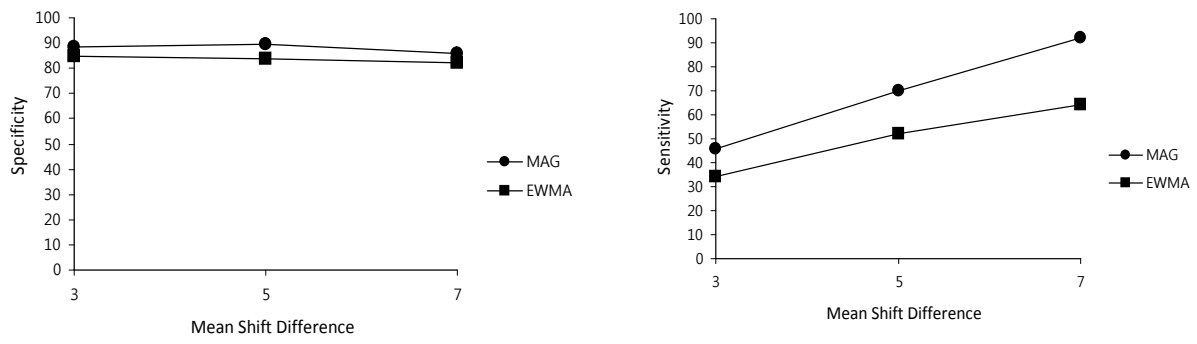


Figure 5. Sensitivity and specificity of the MAG and EWMA charts

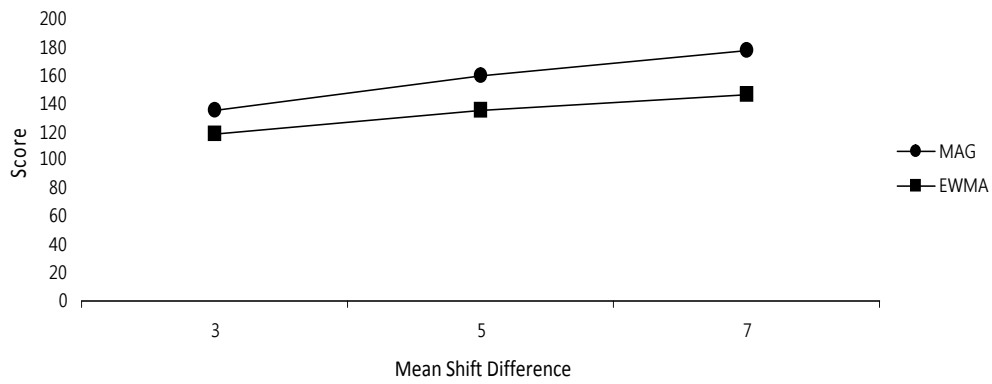


Figure 6. Sum of sensitivity and specificity of the MAG and EWMA charts

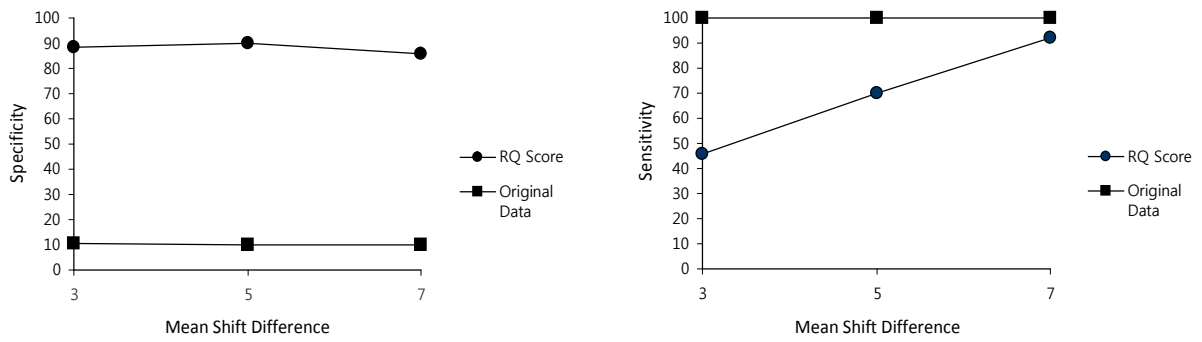


Figure 7. Sensitivity and specificity of MAG chart using RQ score and original data

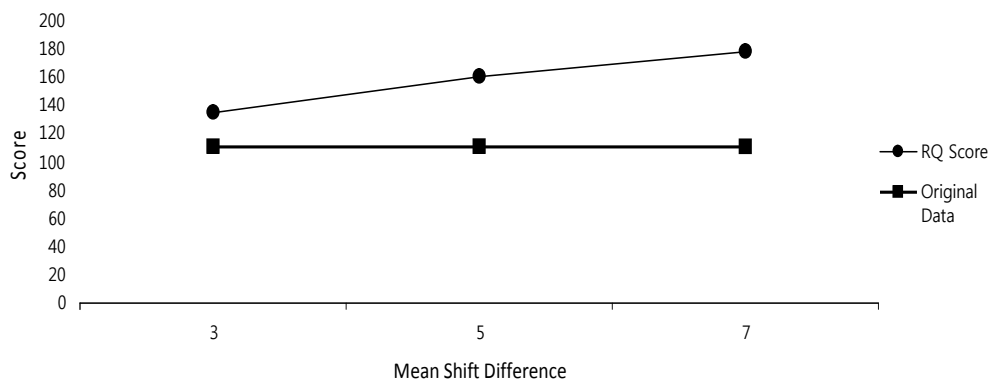


Figure 8. Sum of sensitivity and specificity of MAG chart using RQ score and original data

하여 판매량, 매출액, 평균 판매량, 평균 매출액, RQ 스코어 및 MAG 차트를 보여주고 있다. RQ 스코어는 매장 판매 실적의 상대적인 순위를 나타내고 있기 때문에 단순히 판매량이 증가하더라도 반대로 줄어드는 경우도 있고 판매량 비슷한 패턴을 보일 때도 있다. <Figure 9>, <Figure 10>에서 시점 38주부터 40주까지와 시점 52주에서 급격하게 판매량과 판매액이 상승하는데, 이는 각각 중국의 큰 명절인 추석과 신년기간에 의해 나타나는 현상이다. 이러한 시점에서 판매량과 매출액은 보면 급격히 상승하지만 RQ 스코어를 보면, 추석 및 신년 기간에 상승

패턴을 나타내지 않는다. 이는 RQ 스코어가 판매량과 매출액의 절대적인 크기를 반영하는 것이 아니라 실적의 상대적 순위를 나타내기 때문이다. 그리고 32주 이후부터 RQ 스코어가 전체적으로 하락하는 패턴을 보이는데 이는 다른 매장의 실적(평균 판매량 및 매출액)에 비해 상대적으로 낮은 판매 실적을 보였기 때문으로 판단 할 수 있다. 한편, <Figure 11>는 MAG 차트 결과를 나타낸다. RQ 스코어가 하락하면서 39주에 하한 활동 기준선 밖으로 벗어나서 실적의 순위 하락을 탐지하였다. 하지만 탐지된 결과의 근거는 추석기간에 발생한 문제라기보

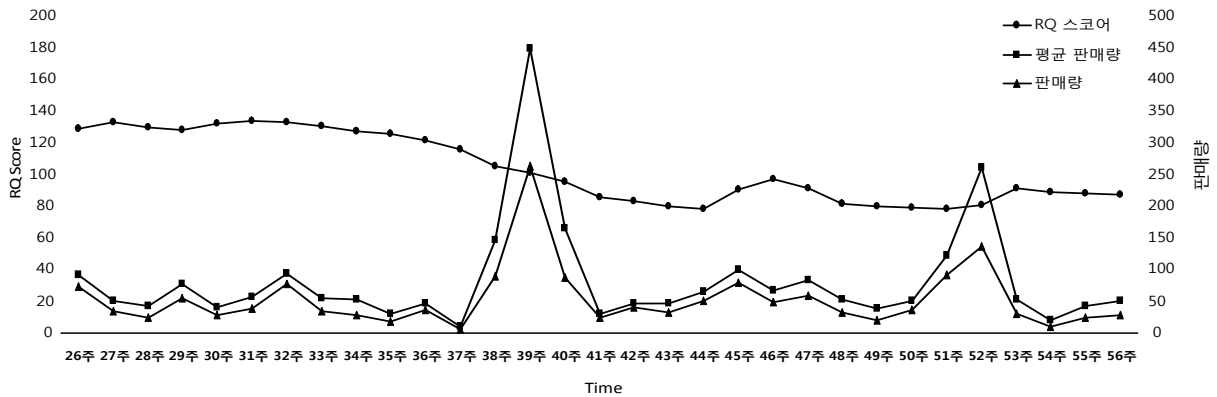


Figure 9. Plot of sales avenue, average of sales avenue and RQ score

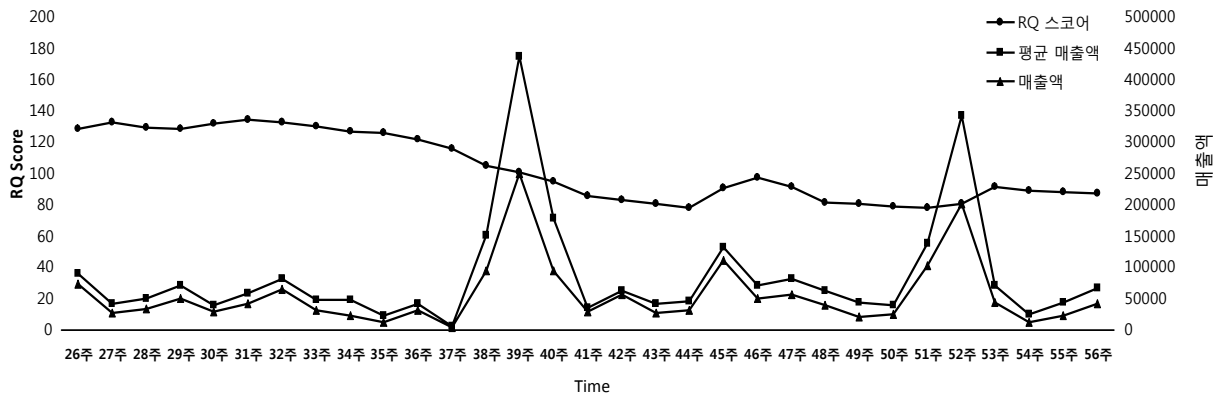


Figure 10. Plot of sales volume, average of sales volume and RQ score

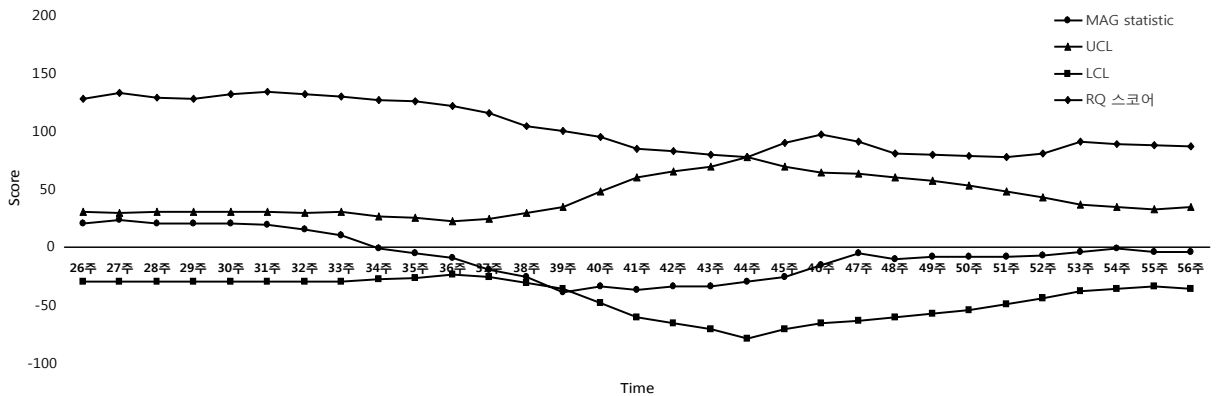


Figure 11. MAG chart for the store

다 추석 전부터 보이는 실적 순위의 하락 패턴이 추석기간 때까지 이어진 것이 원인이라 판단된다. 한편, MAG 차트의 결과는 마케팅 및 판매관리에 있어, 유용하게 해석되고 사용될 수 있다. 예를 들어, 활동기준선 안에 MAG 값들이 찍히는 경우는 과거 대비 상대적으로 판매 실적에 큰 변화가 없음을 나타냄으로 정상 판매 실적을 유지 한다고 판단할 수 있다. 반면, 상한 활동기준선 밖으로 MAG 값이 찍히는 경우는 과거의 판매 실적 대비 상승으로 보고 매장의 판매 실적을 호조로 판단할 수 있다. 하지만 MAG 값이 하한 활동기준선 밖으로 찍히는 경우, 과거의 판매 실적 대비 하락이라고 보고 매장의 판매 실적을 부진으로 판단하여 관리자로 하여금 판매 실적 부진의 원인을 파악하게 하고 이에 상응하는 조치를 취할 수 있도록 한다.

6. 결론

비즈니스 환경이 경쟁적으로 변모하면서 기업은 비즈니스 활동을 모니터링 하여 적시에 효과적으로 조치를 취하기 위해 개별 프로파일링 기법에 주목하고 있다. 하지만, 비즈니스 활동은 외부사건에 민감하게 반응하고 정상 패턴이 시간에 따라 진화하기 때문에 기업이 효과적으로 개별 프로파일링 모델을 적용하는데 어려움이 많다. 본 연구에서는 이러한 어려움을 해결하고자 데이터 기반의 개별 프로파일링 모델을 제안하였다. 제안 기법의 핵심은 활동성과를 상대적으로 반영할 수 있는 RQ 스코어와 이를 이용하여 모니터링 할 수 있는 기법인 MAG 차트이다. 먼저, 시뮬레이션을 통해 RQ 스코어와 MAG 차트의 효용성을 입증하였다. 그리고 실제 유통 판매 정보 데이터를 활용하여 제안방법이 실제 문제에 유용하게 적용될 수 있음을 보여주었다. 또한, MAG 차트의 결과를 이용하여 매장을 호조, 부진, 그리고 정상으로 분류할 수 있었고 이는 실무자로 하여금 매장을 전사적으로 일괄관리 할 수 있는 정보를 제공할 것이다. 본 연구에서 제안한 활동 모니터링 모델은 복잡한 비즈니스 환경의 특성을 효과적으로 반영한 기법으로 매장의 판매활동 뿐만 아니라 CRM(Customer Relationship Management)과 같은 다양한 비즈니스 활동을 모니터링 하는 경우에도 유용하게 활용될 수 있을 것이다.

참고문헌

- Barbara, D., Wu, N., and Jajodia, S. (2001), Detecting novel network intrusions using bayes estimators, *In First SIAM Conference on Data Mining*.
- Benneyan, J. C. (1998), Statistical quality control methods in infection control and hospital epidemiology, Part II : chart use, statistical properties, and research issues, *Infection Control and Hospital Epidemiology*, 265-283.
- Chandola, V., Banerjee, A., and Kumar, V. (2009), Anomaly detection : A survey, *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 41(3), 15.
- Fawcett, T. and Provost, F. (1997), Adaptive fraud detection, *Data mining and knowledge discovery*, 1(3), 291-316.
- Fawcett, T. and Provost, F. (1999), Activity monitoring : Noticing interesting changes in behavior, *In Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM*, 53-62
- Guo, X., Yin, Y., Dong, C., Yang, G., and Zhou, G. (2008), On the class imbalance problem, *In Natural Computation, ICNC, Fourth International Conference on IEEE*, 4, 192-201.
- Gustafson, T. L. (2000), Practical risk-adjusted quality control charts for infection control, *American journal of infection control*, 28(6), 406-414.
- Jiang, W., Au, T., and Tsui, K. L. (2007), A statistical process control approach to business activity monitoring, *IIE Transactions*, 39(3), 235-249.
- Khan, S. S. and Madden, M. G. (2013), *One-Class Classification : Taxonomy of Study and Review of Techniques*, arXiv preprint arXiv : 1312.0049.
- Kumar, S. and Spafford, E. H. (1994), A pattern matching model for misuse intrusion detection, *In Proceedings of the National Computer Security Conference*, 11-21.
- Li, R., He, W., Wu, Z., Hu, J., and Liu, Y. (2012), Modeling user's temporal dynamic profile in micro-blogging using clustering method. *In Information Science and Service Science and Data Mining (ISSDM), 2012 6th International Conference on New Trends in IEEE*, 808-812.
- Lourenço, A. and Belo, O. (2011), Clickstream Data Warehousing for Web Crawlers Profiling, *In Proceedings of the World Congress on Engineering*.
- Lucas, J. M. and Saccucci, M. S. (1990), Exponentially weighted moving average control schemes : properties and enhancements, *Technometrics*, 32(1), 1-12.
- Montgomery, D. C. (2007), *Introduction to statistical quality control*. John Wiley and Sons.
- Phua, C., Lee, V., Smith, K., and Gayler, R. (2010), *A comprehensive survey of data mining-based fraud detection research*, arXiv preprint arXiv : 1009.6119.
- Puttagunta, V. and Kalpakis, K. (2002), Adaptive Methods for Activity Monitoring of Streaming Data, *In ICMLA*, 2, 197-203.
- Qian, Z., Jiang, W., and Tsui, K. L. (2006), Churn detection via customer profile modelling, *International Journal of Production Research*, 44(14), 2913-2933.
- Raghavan, N., Bell, R. M., and Schonlau, M. (2000), Defection detection, *In Proc*, 6, 447-456.
- Roth, V. (2004), Outlier detection with one-class kernel Fisher discriminants, *In Advances in Neural Information Processing Systems*, 1169-1176.
- Song, X., Wu, M., Jermaine, C., and Ranka, S. (2007), Conditional anomaly detection, *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions*, 19(5), 631-645.
- Sukhotrat, T., Kim, S. B., and Tsung, F. (2009), One-class classification-based control charts for multivariate process monitoring, *IIE Transactions*, 42(2), 107-120.
- Tax, D. M. J. (2001), *One-Class Classification : Concept-Learning in the Absence of Counter-Examples*, Ph.D. thesis, Delf University of Technology, The Netherlands.