비트맵을 사용한 닫힌 빈발 시퀀스 마이닝

김 형 근[†] · 황 환 규[††]

요 약

순차 패턴 탐사에 대한 연구는 대용량의 데이터베이스에서 사용자에 의해 주어지는 최소 지지도를 만족하는 빈발 시퀀스를 찾는 문제를 다룬다. 하지만 현재까지 이루어진 순차 패턴 탐사 방법은 빈발 시퀀스들의 길이가 길어지거나 최소 지지도가 상대적으로 낮게 주어진 상황에서는 생성되는 시퀀스가 기하급수적으로 많아져서 성능이 급격히 저하되는 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위해서 모든 빈발 시퀀스의 정보를 포함하며 그 수가 현저히 적은 닫힌 빈발 시퀀스를 찾는 방법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 효율적으로 가지치기를 수행하기 위해서 깊이우선 탐색 방법으로 후보 시퀀스를 생성하고 데이터베이스를 비트맵으로 표현하여 비트 연산으로 지지도를 효율적으로 계산한다. 또한, 비트맵으로 표현된 시퀀스 특성을 이용하여 가지치기할 시퀀스를 적은 연산 비용으로 찾을 수 있다. 이런 장점을 통하여 제안한 방법이 지금까지 제안된 알고리즘보다 훨씬 빨리 닫힌 빈발 시퀀스를 찾는 것을 성능 실험을 통하여 확인하였다.

키워드 : 순차 패턴 마이닝, 닫힌 순차 패턴

Mining Frequent Closed Sequences using a Bitmap Representation

Hyung-Geun Kim[†] · Whan-Kyu Whang[††]

ABSTRACT

Sequential pattern mining finds all of the frequent sequences satisfying a minimum support threshold in a large database. However, when mining long frequent sequences, or when using very low support thresholds, the performance of currently reported algorithms often degrades dramatically. In this paper, we propose a novel sequential pattern algorithm using only closed frequent sequences which are small subset of very large frequent sequences. Our algorithm generates the candidate sequences by depth-first search strategy in order to effectively prune. Using bitmap representation of underlying databases, we can effectively calculate supports in terms of bit operations and prune sequences in much less time. Performance study shows that our algorithm outperforms the previous algorithms.

Key Words : Sequential Pattern Mining, Closed Sequential Pattern

1. 서 론

순차 패턴(sequential pattern)탐사는 연관 규칙 탐사[1-5]의 중요한 응용 분야로서 한 트랜잭션 안에서 발생하는 항목들 간의 연관 규칙에 시간의 변이를 추가한 것이다[6, 7]. 그 응용은 마켓/고객 분석, 웹 로그 분석, 생명 공학에서 단백질 시퀀스 패턴 탐사 등 넓은 범위에 사용 된다. 순차 패턴의 데이터베이스는 고객 번호와 트랜잭션이 발생한 시간, 그 트랜잭션에 포함되어 있는 항목에 대한 정보가 포함되어 있다. 이 때, 모든 고객 시퀀스 중 몇 퍼센트 이상 공통으로 나타나는 비율을 지지도라고 하며 사용자가 정의한 최소 지지도를 만족하는 모든 시퀀스를 찾는 것이 순차 패턴 탐사이다[6-12]. 최소 지지도를 만족하는 시퀀스를 빈발 시퀀스(frequent sequence)라고 하고, 빈발 시퀀스 중에서 동일한 지지도를 갖지만 다른 시퀀스에 포함되지 않는 시퀀스를 닫힌 빈발 시퀀스(frequent closed sequence)라 한다. 연관 규칙 탐사에서 탐색 공간을 줄이기 위한 닫힌 빈발 항목집합을 찾는 알고리즘이 제안되었다[13-15].

현재까지 이루어진 순차 패턴 탐사 방법은 긴 패턴(long pattern)을 찾는 문제나 최소 지지도가 매우 낮게 주어진 문제에는 성능이 급격히 저하된다. 만일 데이터베이스가 하나의 긴 시퀀스 $<(a_1)(a_2)\cdots(a_{100})>$을 갖는다면 최소 지지도가 1보다 큰 경우, 마이닝 과정 중에 $2^{100}-1$개의 빈발 시퀀스를 생성하게 된다. 하지만 이 시퀀스들 중 가장 긴 시퀀스만 알면 나머지 모든 시퀀스들은 서브셋으로 분해하여 계산해 낼 수 있다. 결국 가장 긴 빈발 시퀀스를 미리 알 수 있다면 가장 긴 시퀀스를 제외한 빈발 시퀀스들은 중복되는 정보로 마이닝 과정에 불필요하다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해서 순차 패턴 마이닝에서 닫힌 빈발 시퀀스를 이용하는 방법이 제안되었다[16].

순차 패턴 마이닝에서 닫힌 빈발 시퀀스를 최초로 제안한

※ 이 논문은 2005년도 강원대학교 두뇌한국21사업에 의하여 지원되었음.
† 정 회 원 : 강원대학교대학원 컴퓨터정보통신공학과
†† 정 회 원 : 강원대학교 전기전자정보통신공학부 교수
논문접수 : 2005년 8월 17일, 심사완료 : 2005년 11월 9일

Clospan 알고리즘[16]은 PrefixSpan 알고리즘[10]을 기본 구조로 시퀀스 간에 프로젝션된 데이터베이스를 비교하여 탐색 공간을 줄인다. Clospan은 긴 패턴을 마이닝할 경우 반복적으로 데이터베이스를 프로젝션하고 프로젝션된 데이터베이스의 특징을 추출하기 위해서 시퀀스마다 한 번 프로젝션하는 연산 비용이 들게 되는 문제점을 안고 있다.

본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위해 비트맵 표현을 이용하여 빈발 시퀀스를 효율적으로 계산하는 방법을 제안한다. 비트맵을 이용하여 빈발 시퀀스를 찾는 SPAM 알고리즘[12]의 기본 구조와 유사하지만 본 논문은 닫힌 빈발 시퀀스를 찾게 되어 트리의 확장 방법이 다르며 닫힌 빈발 시퀀스의 후보를 줄이기 위한 새로운 가지치기 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 순차 패턴 탐사에 대해 서술하고 관련연구에 대하여 알아본다. 제 3장에서는 제안하는 알고리즘의 특징을 설명한 다음 구체적인 예를 들어 알고리즘의 수행과정을 살펴본다. 다음 4장에서 실험을 통해 성능평가를 하며 마지막으로 제 5장에서 결론 및 향후 연구 과제를 제시한다.

2. 순차 패턴 탐사 알고리즘

2.1 문제 정의

순차 패턴 탐사에서 사용하는 데이터베이스는 고객별 트랜잭션의 집합이다. 각각의 트랜잭션은 고객 번호, 트랜잭션이 발생한 시간, 구입한 아이템으로 이루어진다. 한 트랜잭션 내에서 아이템은 집합 개념으로서 아이템의 개수는 고려하지 않는다. <표 1>은 고객 번호와 트랜잭션 시간으로 정렬된 데이터베이스를 나타낸 것이다.

〈표 1〉 CID와 TID로 정렬된 데이터베이스

고객 번호	트랜잭션 시간	아이템셋
1	1	{a, b, d}
1	3	{b, c, d}
1	6	{b, c, d}
2	2	{b}
2	4	{a, b, c}
3	5	{a, b}
3	7	{b, c, d}

모든 아이템의 집합을 $\{i_1\ i_2\ \cdots\ i_m\}$라고 하면 아이템 집합의 서브셋은 아이템셋이라고 한다. 시퀀스는 아이템셋을 트랜잭션 발생 순서대로 정렬한 리스트이며 $<s_1\ s_2\ \cdots\ s_n>$으로 나타낸다. s_i는 아이템셋 즉, 하나의 트랜잭션 안에 발생한 아이템 집합을 의미한다. 아이템셋 내의 아이템들은 편의상 일정한 순서로 나타낸다. 즉, {(a b d)}의 경우에 함께 구매된 아이템이지만 아이템셋 내에서 알파벳 순서로 나타낸다. 시퀀스의 크기는 시퀀스에 포함된 아이템셋의 개수를 말하고, 길이는 시퀀스에 포함된 아이템의 총 개수로서 길이가 k인 시퀀스를 k-시퀀스라고 부른다.

시퀀스 간에는 포함 관계가 존재할 수 있으며 [정의 1]과 같이 나타낸다.

[정의 1] (시퀀스의 포함 관계) 두개의 시퀀스 $s_a=<a_1, a_2, \cdots, a_n>$, $s_b=<b_1, b_2, \cdots, b_m>$에서 $a_1 \subseteq b_{i_1}$, $a_2 \subseteq b_{i_2}, \cdots, a_n \subseteq b_{i_n}$, $1< i_1 < i_2 <\cdots<i_n \leq m$을 만족하는 $i_1, i_2, ..., i_m$ 이 존재할 때 s_b는 s_a을 포함하며, s_b를 s_a의 수퍼시퀀스 (supersequence), s_a를 s_b의 서브시퀀스(subsequence)라고 하며, $s_a \sqsubseteq s_b$로 나타낸다. ■

고객의 모든 트랜잭션은 트랜잭션 시간 순서로 정렬될 수 있다. 어떤 고객이 구입한 아이템을 트랜잭션 시간 순서로 정렬하여 나열한 것을 고객 시퀀스라고 부른다. <표 2>는 <표 1>의 데이터베이스를 고객 시퀀스로 변환 한 것이다.

〈표 2〉 고객 시퀀스

고객 번호	고객 시퀀스
1	<(a b d) (b c d) (b c d)>
2	<(b) (a b c)>
3	<(a b) (b c d)>

어떤 고객 시퀀스에 시퀀스 S가 포함되어 있을 때 그 고객은 시퀀스 S를 '지지한다'고 말한다. 시퀀스의 지지도는 전체 고객에 대한 그 시퀀스를 지지하는 고객의 비율로 나타낸다. 지지도가 높을수록 해당 패턴을 포함하고 있는 고객의 수가 많아진다. 시퀀스 S의 지지도가 주어졌을 때 빈발 시퀀스는 다음과 같이 나타낸다.

[정의 2] (빈발 시퀀스) 고객 시퀀스 D가 주어졌을 때, 시퀀스 S의 지지도는 다음과 같이 주어지며

$$S_{support} = \frac{number\ of\ customers\ that\ contain\ S\ in\ D}{number\ of\ customers\ in\ D}$$

이때 시퀀스 S가 최소 지지도를 만족하면 빈발 시퀀스(frequent sequence)라고 부른다. ■

빈발 시퀀스 중에서 동일한 지지도를 갖지만 다른 시퀀스에 포함되지 않는 시퀀스를 닫힌 빈발 시퀀스라고 한다. 순차 패턴 문제는 최소 지지도를 만족하는 모든 닫힌 빈발 시퀀스를 찾는 것으로 요약된다.

<표 2>의 데이터베이스에서 최소지지도가 2보다 크게 주어졌을 때, 최소 지지도를 만족하는 빈발 시퀀스 중에서 닫힌 빈발 시퀀스는 {<(a b)> : 3, <(a b) (b c d)> : 2, <(b) (b c)> : 3}로 3개가 되며, 빈발 시퀀스는 총 30개로 <표 3>과 같이 나타난다. <표 3>에서 알 수 있듯이 닫힌 빈발 시퀀스는 빈발 시퀀스보다 현저히 적은 수로 나타나며 닫힌 빈발 시퀀스의 서브셋을 구하면 모든 빈발 시퀀스와 그 지지도를 구할 수 있다.

〈표 3〉 〈표 1〉의 빈발 시퀀스와 닫힌 빈발 시퀀스

닫힌 빈발 시퀀스(총 3개)	빈발 시퀀스(총 30개)
<(ab) : 3>	<(a) : 3>,<(b) : 3>,<(ab) : 3>
<(ab)(bcd) : 2>	<(a)(b) : 2>,<(a)(c) : 2>,<(a)(d) : 2>,<(a)(bc) : 2>, <(a)(bd) : 2>,<(a)(cd) : 2>,<(ab)(b) : 2>, <(ab)(c) : 2>,<(ab)(d) : 2>,<(a)(bcd) : 2>, <(ab)(bc) : 2>,<(ab)(bd) : 2>, <(ab)(cd) : 2>,<(ab)(bcd) : 2>,<(b)(d) : 2>, <(bd) : 2>,<(b)(bd) : 2>,<(b)(cd) : 2>, <(bcd) : 2>,<(b)(bcd) : 2>,<(cd) : 2>,<(d) : 2>
<(b)(bc) : 3>	<(b)(b) : 3>,<(b)(c) : 3>,<(bc) : 3>, <(b)(bc) : 3>,<(c) : 3>

따라서 대용량 데이터베이스에 무수히 많은 빈발 시퀀스가 포함되어 있다면 그 수가 훨씬 적은 닫힌 빈발 시퀀스를 마이닝 하는 것이 더욱 효율적일 것이다. 제안하는 방법은 모든 빈발 시퀀스가 아닌 닫힌 빈발 시퀀스를 대상으로 마이닝을 수행한다.

2.2 관련 연구

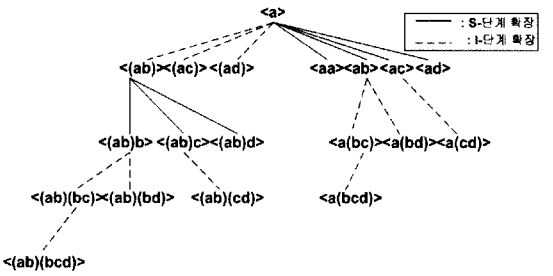
순차 패턴 탐사에서 닫힌 빈발 시퀀스를 탐색하는 대표적인 알고리즘으로 Clospan이 있다[16]. Clospan은 PrefixSpan [10]과 같이 빈발 시퀀스를 전치로 하였을 때 이들의 후치로 구성된 데이터베이스를 구성하고 새로운 빈발 시퀀스를 탐색한다. 탐색 과정에서 프로젝션된 데이터베이스의 특징을 이용하여 기존에 발견된 후보 시퀀스와의 포함 관계를 찾는다. 이 관계를 통해서 모든 빈발 시퀀스보다 적은 수의 빈발 시퀀스를 탐색하여 닫힌 빈발 시퀀스를 발견한다. 하지만 Clospan은 가지치기에 이용하는 특성을 찾기 위해서 기존에 PrefixSpan보다 많은 프로젝션을 수행하므로 추가적인 비용이 큰 문제점이 되며, 마이닝 수행 후에 닫힌 빈발 시퀀스를 포함한 많은 수의 후보셋을 생성하게 되고 검사를 통하여 원하는 결과를 찾게 된다. 이 방법은 원하는 결과를 얻기 위해서 후처리 과정이 필요한 단점이 있다. 이 단점을 극복하기 위해서 후보를 생성하지 않고 닫힌 빈발 시퀀스를 찾는 BIDE가 최근에 제안되었다[17]. BIDE는 전방위/후방위 확장 아이템의 존재 유무를 이용하여 닫힌 빈발 시퀀스를 판단하기 때문에 기존에 발견한 닫힌 시퀀스를 유지할 필요가 없다. 그러므로 Clospan보다 훨씬 적은 메모리만으로 수행이 가능하고 Clospan의 구현상 가지치기 할 수 없었던 시퀀스도 가지치기 할 수 있어서 훨씬 적은 공간을 탐색하는 장점이 있다. 하지만 두개의 시퀀스 검사는 아이템셋이 다양한 아이템을 가질 경우에 더욱 복잡한 연산이 필요하고 고객 시퀀스가 길어질수록 닫힌 여부를 판단하기 위한 시간이 오래 걸리게 되는 문제점을 가지고 있다.

본 논문은 닫힌 빈발 시퀀스를 찾기 위해 소요되는 연산 비용을 줄이기 위해 시퀀스를 비트맵으로 표현하는 방법을 제안한다. 기존에 비트맵을 이용한 순차 패턴 마이닝 방법인 SPAM 알고리즘[12]의 기본 구조와 유사하지만 본 논문에서는 닫힌 빈발 시퀀스를 탐사하게 되어 트리의 확장 방법이 다르다. 또한 시퀀스 확장 시 공통으로 나타나는 아이템이 있는 경우와 확장 전의 시퀀스와 확장 후의 시퀀스 사이에 서브셋-수퍼셋 관계에 의해서 가지치기를 수행하여 닫힌 빈발 시퀀스의 후보를 줄인다. 실험 결과 빈발 시퀀스를 마이닝 대상으로 하는 SPAM과 비교했을 때 최대 4배의 실행 시간 감소 효과를 볼 수 있으며, 닫힌 빈발 시퀀스를 마이닝 대상으로 하는 Clospan과 BIDE보다는 최대 4~5배의 실행 시간 감소 효과를 볼 수 있었다.

3. 닫힌 빈발 시퀀스를 찾는 알고리즘

3.1 시퀀스 트리(sequence tree)와 비트맵 표현

시퀀스 트리는 데이터베이스에 나타나는 아이템을 확장하기 위한 기본적인 구조로 시퀀스 확장의 순서를 나타낸다[12]. 새로운 시퀀스는 아이템셋 확장과 시퀀스 확장으로 구분할 수 있다. 아이템셋 확장(I-단계 확장)은 현재 시퀀스의 마지막 아이템셋에 하나의 아이템을 추가하는 것이고 시퀀스 확장(S-단계 확장)은 현재 시퀀스에 하나의 아이템으로 구성된 트랜잭션을 추가하는 것으로 요약할 수 있다.



(그림 1) 시퀀스 트리

(그림 1)은 위의 <표 1>에서 아이템 a를 루트로 하는 시퀀스 트리이다. 기존에 SPAM[5]의 시퀀스 트리와 주요한 차이점은 시퀀스 확장 순서이다. 빈발 시퀀스를 구할 경우에는 S-단계 확장 후에 I-단계 확장을 한다. 제안하는 알고리즘은 이와 반대로 I-단계 확장을 수행하고 S-단계 확장을 한다. 그 이유는 I-단계를 먼저 수행하면 잠재적인 닫힌 빈발 시퀀스를 더욱 빨리 찾을 수 있기 때문이다. (그림 1)에서 보면 시퀀스 <ab>에서 확장한 시퀀스 <a(bc)>,<a(bd)>, <a(bcd)>는 시퀀스 <(ab)>에서 확장한 시퀀스의 서브셋이 됨으로 <(ab)>를 먼저 확장하면 <ab>에서 확장할 필요 없이 가지치기 될 수 있다.

Apriori[1, 2] 방법은 전체 데이터베이스를 스캔하여 지지도를 계산하므로 시퀀스의 길이가 증가할 때마다 데이터베이스 스캔이 계속적으로 이루어짐으로 연산 비용이 큰 문제가 된다. 제안하는 알고리즘은 이 문제를 해결하기 위해서 데이터베이스를 한번 스캔하여 비트맵으로 표현하고 이를 이용한 비트 연산으로 지지도를 효율적으로 계산한다. 처음 데이터베이스를 스캔할 때 길이 1인 아이템을 대상으로 각 고객이 가지는 트랜잭션 수만큼 비트를 가지는 비트맵을 구

CID	TID	a	b	c	d
1	1	1	1	0	1
	3	0	1	1	1
	6	0	1	1	1
2	2	0	1	0	0
	4	1	1	1	0
3	5	1	1	0	0
	7	0	1	1	1

(그림 2) <표 2>에 대응되는 비트맵 표현

성한다. 시퀀스 s의 비트맵은 B(s)로 정의한다. (그림 2)는 <표 2>에 대응되는 비트맵 표현이다. (그림 2)에서 트랜잭션 4는 아이템 a, b, c를 포함하므로 각 아이템들에 대응되는 비트가 '1'로 설정된 것을 볼 수 있다.

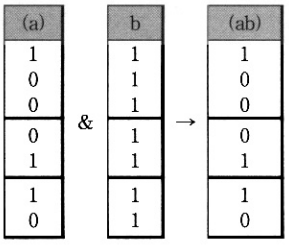
3.2 후보 생성 방법(candidate generation)

시퀀스 트리를 I-단계, S-단계로 확장할 때 지지도 계산은 다음의 정의와 같이 비트맵 연산에 의하여 구한다.

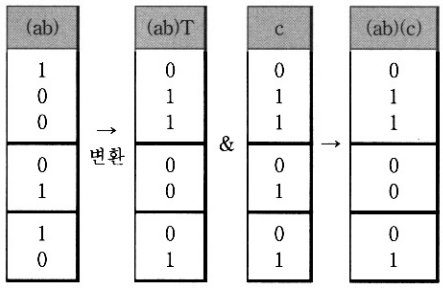
[정의 3] (I-단계 확장의 지지도 계산) 시퀀스 $s=(s_1, ..., s_k)$에서 아이템 i를 I-단계로 확장하면 시퀀스 $s_r=(s_1,..., s_k \cup \{i\})$이 생성된다. 시퀀스 s_r의 지지도는 시퀀스 s의 비트맵 B(s)와 아이템 i의 비트맵 B(i)를 비트-AND 연산하고 '1'로 설정된 트랜잭션을 가진 고객 수를 계산한다. 즉, $B(s_r)= B(s) \& B(i)$이다. ■

예를 들어, 시퀀스 <(a)>에서 확장할 아이템은 $I_{(a)}$= {b, c, d}가 된다. (그림 3)은 시퀀스 <(a)>에서 I-단계로 아이템 b를 확장한 예로서 [정의 3]을 이용해 B(<(a b)>)을 계산하면 고객 1, 2, 3에 '1'로 설정된 비트가 존재하므로 지지도가 3인 것을 알 수' 있다.

[정의 4] (S-단계 확장의 지지도 계산) 시퀀스 $s=(s_1,...,s_k)$에서 아이템 i를 S-단계로 확장하면 시퀀스 $s_r=(s_1,..., s_k,\{i\})$가 생성된다. 시퀀스 s_r의 지지도를 계산하기 위해서는 시퀀스 s가 나타난 트랜잭션 이후에 비트를 '1'로 설정하는 변환 과정이 필요하다. 변환된 비트맵은 $B(s_T)$로 나타내고 아이템 i의 비트맵 B(i)와 비트-AND 연산하고 '1'로 설정된 트랜잭션을 가진 고객 수를 계산한다. 즉, $B(s_r) = B(s_T) \& B(i)$이다. ■



(그림 3) I-단계 확장



(그림 4) S-단계 확장

예를 들어, 시퀀스 <(a)>에서 확장할 아이템은 $S_{(a)}$={a, b, c, d}이다. (그림 4)는 시퀀스 <(a b)>에서 S-단계로 아이템 c를 확장한 예로서 [정의 4]에 따라서 B(<(a b)>)를 B(<(a b)>$_T$)로 변환하고 B(<(a b)>$_T$)와 B(<(c)>)를 비트-AND 연산하면 고객 1, 3에 '1'로 설정된 비트가 있으므로 지지도는 2가 된다.

3.3 가지치기(pruning)

제안하는 알고리즘은 다음과 같은 Apriori 방법 [6][7]을 가지치기에 이용한다. 만일 시퀀스 s가 비빈발이면, 시퀀스 s의 수퍼셋 또한 비빈발이므로 시퀀스 s는 확장하지 않는다. 본 논문에서는 닫힌 빈발 시퀀스를 탐색할 경우에 적용할 수 있는 가지치기 방법을 제안한다.

3.3.1 공통으로 나타나는 아이템

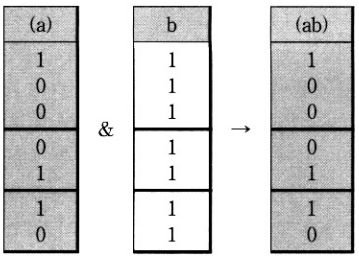
공통 아이템에 대한 가지치기를 수행하기 위해서 다음과 같이 공통 아이템을 정의한다.

[정의 5] (공통 아이템) 시퀀스 $s=(s_1,...,s_k)$가 주어졌을 때, 시퀀스 s의 마지막 아이템셋 s_k에 공통으로 나타나는 아이템을 I-단계 공통 아이템, s_k 이후 트랜잭션에 공통으로 나타나는 아이템을 S-단계 공통 아이템으로 정의한다. ■

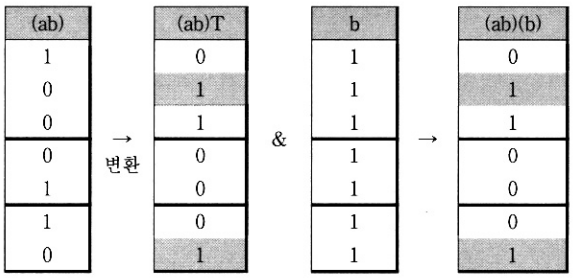
[정의 5]에서 시퀀스 s를 지지하는 모든 트랜잭션은 B(s)에 '1'로 설정된 부분이며, 확장할 아이템 i의 비트맵 B(i)와 비트-AND 연산한 결과 시퀀스 s_r의 비트맵 $B(s_r)$가 B(s)와 같다면 아이템 i는 I-단계의 공통 아이템이다. S-단계의 공통 아이템은 시퀀스의 마지막 아이템셋 다음 트랜잭션에 나타나므로, 변환된 비트맵 $B(s_T)$와 s_r의 비트맵 $B(s_r)$을 비교하여 판단 한다.

시퀀스의 확장 전과 확장 후에 공통 아이템을 찾으면 다음의 보조 정리를 이용하여 가지치기를 수행한다.

[보조정리 1] (공통 아이템을 이용한 가지치기) 시퀀스 s가 주어지고 아이템 a가 공통 아이템으로 밝혀지면 같은 확장 타입의 확장 리스트 $I_{(s)}=\{i_1, i_2, ..., j_k\}$(또는 $S_{(\langle s \rangle)}=\{i_1, i_2, ..., i_k\}$)에서 $a < i_n$, $1 \le n \le k$을 만족하는 i_n은 확장하지 않는다. ■



(그림 5) I-단계에서 공통 아이템



(그림 6) S-단계에서 공통 아이템

예를 들어, (그림 5)의 시퀀스 <(a)>에서 $I_{\{a\}}$= {b, c, d}의 아이템 b로 확장한 시퀀스 <(a b)>와 확장 전 시퀀스 <(a)>가 비트맵이 같을 경우에 <(a c)>,<(a d)>의 확장은 <(a b)> 확장의 서브셋이 되므로 하지 않는다. 즉, <(a c)>, <(a d)> 시퀀스들이 빈발이라면 <(a b c)>, <(a b d)>라는 같은 지지도의 수퍼셋이 시퀀스 <(a b)>의 확장에 이미 존재하기 때문에 닫힌 빈발 시퀀스를 찾는 문제에서는 확장할 필요가 없게 된다. 이런 관계 발견은 두 시퀀스의 비트맵을 직접 비교할 수도 있지만 시퀀스 특성을 이용하면 비교 연산에 소요되는 비용을 줄일 수 있다.

공통 아이템에 의한 가지치기를 할 때 비트맵 연산을 하는 것보다 지지도와 트랜잭션의 수를 비교하는 연산이 비용이 적게 들며 이러한 시퀀스 특성을 다음과 같이 정의한다.

[정의 6] (시퀀스 특성) 시퀀스 s와 비트맵 B(s)가 주어졌을 때, 시퀀스 특성은 지지도와 B(s)의 비트가 '1'인 트랜잭션의 수이고 표기는 P[s]=[sup(s) : trans(s)]로 한다. ■

공통 아이템에 의한 가지치기는 시퀀스 특성을 이용하며 다음과 같은 정리에 의하여 수행한다.

[정리 1] (비트맵의 동치) 두개의 시퀀스 s, s′가 주어지고, s가 s′의 서브 시퀀스라면,

$$B(s) = B(s') \Leftrightarrow P[sup(s) : trans(s)] = P[sup(s') : trans(s')]$$

[증명] $B(s) = B(s') \Rightarrow P[s] = P[s']$는 자명하다.

$s \sqsubseteq s'$ 관계에서 $sup(s') \leq sup(s)$, $trans(s') \leq trans(s)$인 것을 알 수 있고, B(s)에 '1'로 설정된 모든 비트가 B(s′)에서도 '1'일 경우만 sup(s′)= sup(s), trans(s′) = trans(s)이 성립한다. 그러므로 B(s) = B(s′) 이다. ■

시퀀스 특성은 비트맵을 구성하는 과정 중에 쉽게 계산할 수 있고 이를 이용하면 정리 1에서 알 수 있듯이 비트맵을 직접 비교하지 않아도 된다. (그림 6)을 보면 시퀀스 <(a b)>의 변환된 비트맵 $B(<(a\ b)>_T)$에서 처음 '1'로 나타나는 비트에 해당하는 행이 B(<(a b)(b)>) 비트와 일치한다. 즉, b가 공통 아이템이므로 <(a b)(c)>, <(a b)(d)>의 확장은 <(a b)(b)> 확장의 서브셋이 됨으로 더 이상 확장하지 않는다.

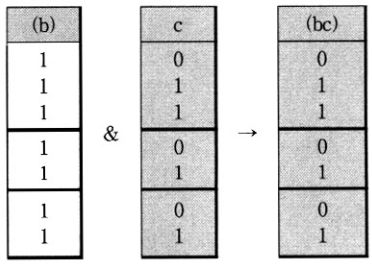
3.3.2 포함관계를 이용한 가지치기

새로운 시퀀스를 생성할 경우에 기존에 발견한 시퀀스와 시퀀스 특성을 이용하여 포함관계를 밝힌다. 포함 관계를 이용한 가지치기는 확장 전 빈발 시퀀스와 확장 후 빈발 시퀀스 사이에 다음의 정리와 같이 서브셋, 수퍼셋 관계가 파악되면 더 이상 확장하지 않고 가치치기하게 된다.

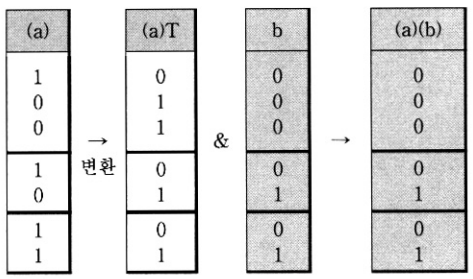
[보조정리 2] (포함관계를 이용한 가지치기) 시퀀스 s에서 시퀀스 s_r로 확장을 하면, 시퀀스 특성을 이용하여 기존에 발견된 시퀀스 s′와 포함 관계를 밝힌다. 포함 관계가 발견이 되면 시퀀스 s_r은 확장하지 않는다. ■

확장하지 않는 이유는 다음과 같다.

1. 서브셋 관계라면 시퀀스 s_r의 확장은 s′의 확장과 동일한 지지도를 가지며 s′의 확장에 포함된다.
2. 수퍼셋 관계라면 시퀀스 s_r의 확장은 s′의 확장과 동일한 지지도를 가지며 s′의 확장을 하위노드로 보면 된다.



(그림 7) I-단계에서 포함관계



(그림 8) S-단계에서 포함관계

예를 들어, (그림 7)은 시퀀스 <(b)>에서 아이템 c를 I-단계로 확장할 경우에 두 시퀀스 <(c)>, <(b c)>의 특성이 P[(c)]=[3:4], P[(b c)]=[3:4] 일치하므로 보조 정리 2의 서브셋 관계에 의해서 <(c)>는 확장하지 않는다. <(c)>에서 확장되는 모든 시퀀스는 <(b c)>에서 확장한 시퀀스의 서브셋이 되기 때문이다.

(그림 8)은 S-단계로 확장할 경우로 <표 1>에 나타나지 않아서 임의로 비트맵을 가정했다. 시퀀스 <(a)>에서 아이템 b를 확장할 때 시퀀스 <(a)(b)>와 <(b)>의 특성이 일치하므로 위의 (그림 7)의 예제처럼 서브셋 관계에 의해서 <(b)>의 확장은 하지 않는다.

3.4 제안하는 알고리즘

제안하는 알고리즘의 전체 수행 과정은 앞 절에서 설명하였고 중요한 부분을 요약하여 의사 코드로 나타내면 다음과 같다.

Algorithm 1: Find_Closed_Mining(D, min_support)

```
Input : Database DB and min_support
Output : The complete closed sequence set, FCS
FCS = ∅;
F1 = Find_frequent_1(DB,min_support);
for each ( sequence s ∈ F1 )
   call Frequent_Items(s, In, Sn);
return FCS;
```

Algorithm 2: Frequent_Items (node n=(s_1, ...,s_k), I_n, S_n)

```
Input : node information n, the set of i-extension
  items In, the set of s-extension items Sn
Output : The complete closed sequence set.
Itemp = ∅;
Stemp = ∅;
for each ( i ∈ In )
  if ((s1,...,sk ∪ {i}) is frequent) {
    if (!canPruning((s1,...,sk ∪ {i})) ) {
      if (P[(s1,...,sk)] == P[(s1,...,sk ∪ {i})]) {
          Stop the I-extension by following item {i};
          Copy the I-extension list to Itemp;
      }
      else
          Itemp = Itemp ∪ {i};
    }
  }
for each ( i ∈ Itemp )
  Frequent_Items((s1,...,sk ∪ {i}), all items in Itemp
                 greater than i, Sn)
for each ( i ∈ Sn )
  if ((s1,...,sk,{i}) is frequent) {
    if (!canPruning((s1,...,sk,{i}))) {
     if (first '1' bit of B((s1,...,sk)T)== B((s1,...,sk,{i})){
        Stop the S-extension by following item {i};
        Copy the I-extension list to Stemp;
      }
      else
        Stemp = Stemp ∪ {i};
    }
  }
for each ( i ∈ Stemp )
  Frequent_Items((s1,...,sk,{i}), all items in Stemp
  greater than i, Stemp)
```

(알고리즘1 : Find_Closed_Mining)은 제안한 알고리즘의 기본 구조로서 처음에 한 개의 아이템을 탐색하고 각 아이템에 대하여 (알고리즘 2 : Frequent_Items)를 수행한다. (알고리즘 2)에서 닫힌 빈발 시퀀스를 더욱 빨리 찾기 위해서 S-단계 확장을 먼저 시도한 후 I-단계 확장을 시도한다. I-단계 확장 시 지지도를 계산하여 빈발이면 가지치기 할 수 있는지 (알고리즘 3 : canPruing)에서 검사한다. 가지치기 할 수 없고 I-단계 확장한 시퀀스의 트랜잭션의 수가 확장 전과 변화가 없다면 (비트맵을 이용한 시퀀스 특성으로 파악) I-단계 확장을 중지하고 S-단계 확장을 시도한다. S-단계 확장 시 지지도를 계산하여 빈발이면 가지치기 할 수 있는지 (알고리즘 3 : canPruning)에서 검사한다. 가지치기 할 수 없고 S-단계 확장한 시퀀스의 비트맵이 확장 전과 변화가 없다면 S-단계 확장을 중지한다.

(알고리즘 3 : canPruning)은 포함 관계를 이용한 가지치기를 구현한 부분으로 확장 전 빈발 시퀀스와 확장 후 빈발 시퀀스 사이에 서브셋, 수퍼셋 관계가 파악되면 더 이상 확장하지 않고 가치치기하게 된다. 확장 후 빈발 시퀀스가 확장 전 빈발 시퀀스와 서브셋 관계이며 동일한 지지도를 가지면 (시퀀스 특성이 동일한 경우) 확장 후의 빈발 시퀀스는 확장 전의 빈발 시퀀스에 포함되어 확장할 필요가 없으므로 그 노드에서 가지치기하게 된다. 확장 후 빈발 시퀀스가 확장 전 빈발 시퀀스와 수퍼셋 관계이며 동일한 지지도를 가지면 (시퀀스 특성이 동일한 경우) 확장 후의 시퀀스는 확장 전의 시퀀스에 흡수되어 확장할 필요가 없으므로 그 노드에서 가지치기하게 된다. 서브셋-수퍼셋 관계를 알기 위한 연산은 비교되는 시퀀스가 많아질 경우 오버헤드가 크게 된다. 따라서 포함관계를 비교하는 시퀀스의 수를 줄이기 위해서 먼저 시퀀스 특성을 비교하도록 구현하였다.

Algorithm 3: canPruning (node s=(s_1,..,s_k))

```
Input : node information s
Output : The result of pruning check
Check whether a discovered sequence s' exists either s
⊆ s'or s'⊆ s;
  if (s⊆s' and P[(s)] == P[(s')])
    then prune s and modify the sequence tree,
         return SUB;
  else if (s'⊆ s and P[(s)] == P[(s')])
    then prune the s' and modify the sequence tree,
         return SUPER;
  else
    insert s into sequence tree, return 0;
```

4. 실험 결과 및 분석

본 장에서는 제안된 알고리즘을 구현하여 기존에 빈발시퀀스를 마이닝 대상으로 하는 SPAM 알고리즘과 닫힌 빈발 시퀀스를 마이닝하는 Clospan과 BIDE 알고리즘의 실행시간을 비교하며, 이때 발생되는 시퀀스의 패턴 분포 및 닫힌 빈발 시퀀스의 개수 변화를 알아본다. 또한 실험용 인위 데

이터 셋의 생성 파라미터 값을 변화시키며 성능에 미치는 영향을 알아본다.

4.1 성능 평가에 사용된 실험 환경 및 데이터

4.1.1 실험 환경

본 연구에서 제안된 알고리즘의 성능평가를 위한 환경은 Linux kernel 2.4, 3.2GHz CPU clock, 2GB 메모리이고, C언어로 구현하였다.

4.1.2 데이터셋

성능평가에 사용한 데이터셋은 인위데이터로 [7]의 방법에 따라 생성한다. <표 4>는 데이터 생성에 사용된 인자들의 리스트를 나타낸 것이다.

〈표 4〉 실험 데이터 생성에 사용된 파라미터 목록

D	고객의 수(000s)
C	고객 당 트랜잭션의 평균 개수
T	트랜잭션 당 아이템의 평균 개수
S	잠재적인 최대 빈발 시퀀스의 평균 길이

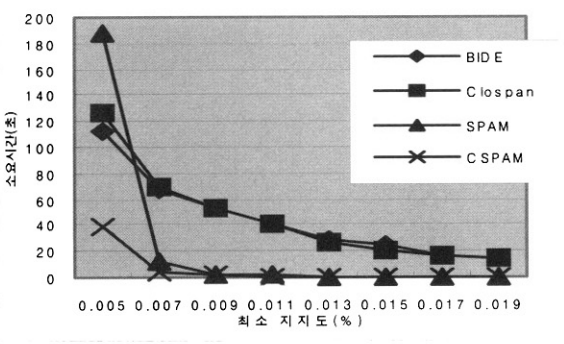
4.2 실험 결과

4.2.1 데이터셋 크기에 따른 성능 비교

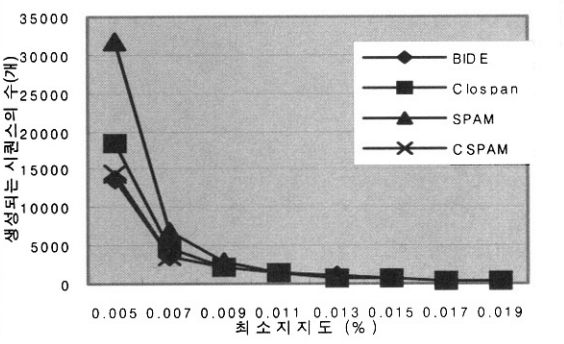
(실험 1)과 (실험 2)는 데이터셋의 크기를 증가시킬 경우에 각 알고리즘의 실행시간과 생성되는 시퀀스의 수 및 닫힌 빈발 시퀀스의 수를 비교한다.

(실험 1)은 10MB 크기의 D1C10T5S8 파라미터로 생성한 인위데이터를 이용하여 Clospan, BIDE, SPAM과 제안하는 알고리즘인 CSPAM의 성능을 평가한다. 결과 그래프 1(a)을 보면 CSPAM이 Clospan과 BIDE 보다 3~4배 성능이 향상 됐다. SPAM의 경우는 지지도가 낮아질수록 성능이 급격히 저하되는데 그 이유는 발견되는 빈발 시퀀스의 수가 지지도가 낮아지면서 급격히 많아지기 때문이다. 반면에 CSPAM은 지지도가 낮아지면서 빈발시퀀스와 닫힌 빈발시퀀스의 개수 차이가 현저히 나타날 때 가장 성능이 우수하다. (실험 1) (b)는 각 알고리즘별로 생성되는 빈발 시퀀스의 수를 나타낸 것으로 SPAM의 경우는 모든 빈발 시퀀스의 수가 되며, Clospan, BIDE와 CSPAM은 닫힌 빈발시퀀스를 발견하기 위해 생성한 빈발 시퀀스의 수가 된다. 실험 1(b)의 결과를 보면 BIDE, CSPAM, Clospan 순서로 많은 시퀀스를 가지치기 한다. (실험 1) (c)는 각 지지도별로 발견되는 닫힌 빈발 시퀀스의 수를 나타낸 것으로 지지도가 낮아질수록 닫힌 빈발 시퀀스가 많아지는 것을 확인할 수 있다.

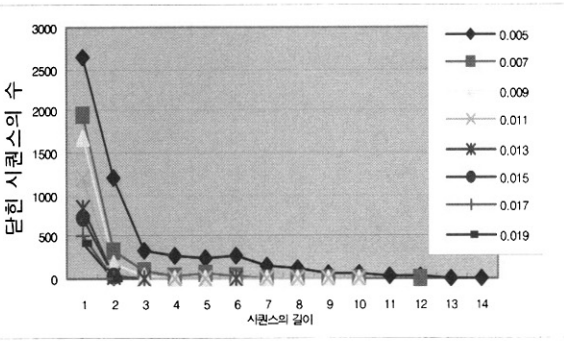
(실험 2)는 데이터셋의 용량을 40MB 크기로 증가 시켰을 경우로 용량이 커질수록 CSPAM의 성능이 더 우수해진다. 데이터셋의 용량이 커질수록 닫힌 빈발 시퀀스의 수도 증가하기 때문이다. (실험 1)과 (실험 2)를 통하여 CSPAM은 SPAM과 BIDE보다 최대 4배, Clospan보다 최대 5배 성능 향상을 확인할 수 있다.



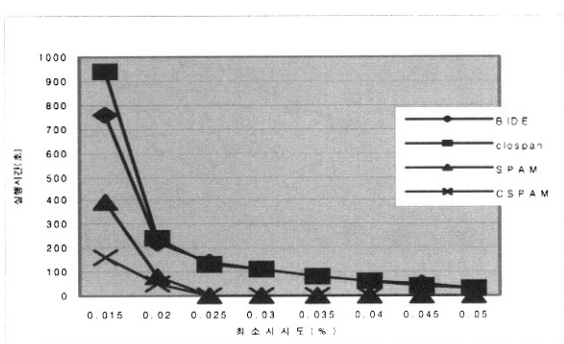
(실험 1) (a) D1C10T5S8 데이 터셋의 성능평가



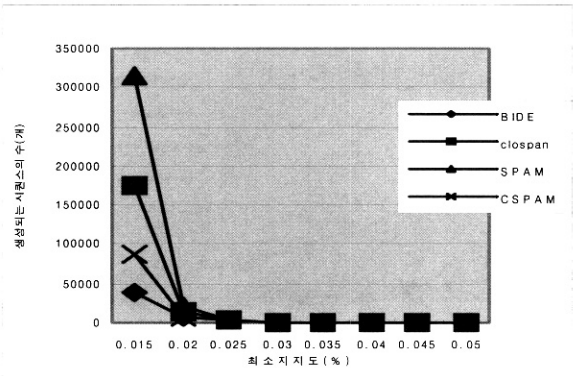
(실험 1) (b) D1C10T5S8 데이터셋의 생성된 시퀀스 수



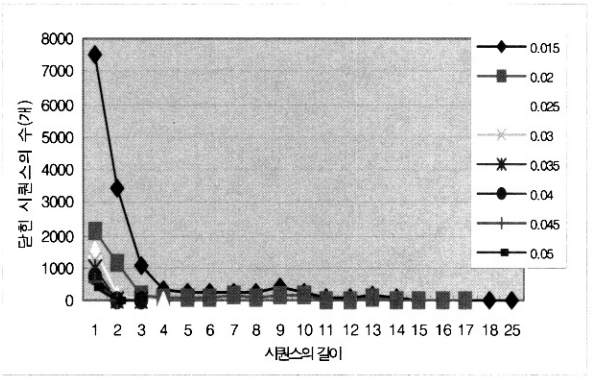
(실험 1) (c) D1C10T5S8 데이터셋의 패턴 분포



(실험 2) (a) D10C20T10S20 데이터셋의 성능평가



(실험 2) (b) D10C20T10S20 데이터셋의 생성된 시퀀스 수

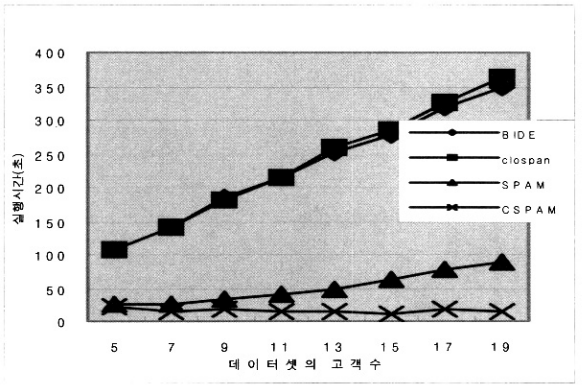


(실험 2) (c) D10C20T10S20 데이터셋의 패턴 분포

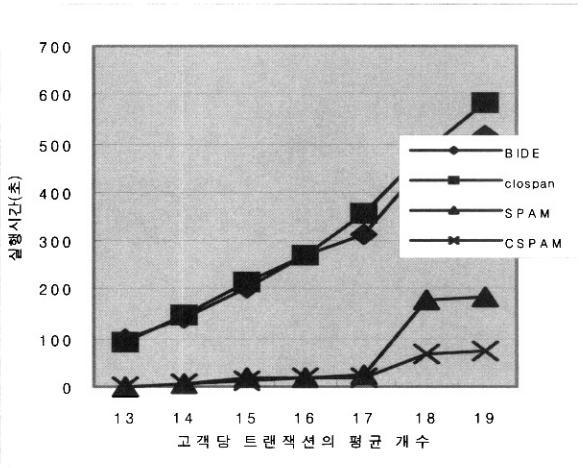
4.2.2 입력 파라미터 변화에 따른 성능비교

본 절에서는 데이터셋을 생성할 때 입력되는 파라미터들
고객의 수(D), 고객 당 트랜잭션의 평균개수(C), 트랜잭
당 아이템의 평균 개수(T), 잠재적인 최대 빈발 시퀀스
평균 길이(S)를 변화시켜가며 CSPAM과 SPAM, Clospa
BIDE의 실행시간을 비교한다.

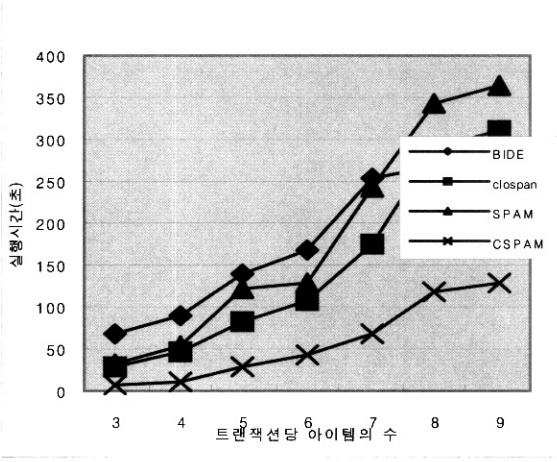
(실험 3~6)은 각 파라미터별로 실험한 결과로서 CSPAM
지지도가 상대적으로 낮아서 빈발 시퀀스와 닫힌 빈발 시



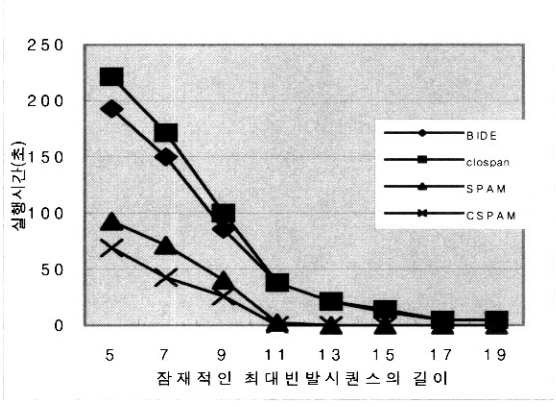
(실험 3) 데이터셋의 고객 수 변화에 따른 성능평가
(D?C20T10S10 지지도=0.04)



(실험 4) 고객 당 트랜잭션의 평균 개수에 따른 성능평가
(D10C?T10S10지지도=0.03)



(실험 5) 트랜잭션 당 아이템의 수 변화에 따른 성능평가
(D10C10T?S10 지지도=0.007)



(실험 6) 잠재적인 최대빈발시퀀스의 길이변화에 따른
성능평가(D10C10T10S?지지도=0.015)

스 개수 차이가 현저히 커질 때 우수한 성능을 보인다. 결론적으로 데이터셋의 크기가 커질수록, 고객수가 많아질수록,

고객 당 트랜잭션의 평균 개수가 많아질수록, 트랜잭션 당 아이템의 수가 많아질수록, 잠재적인 최대빈발시퀀스의 길이가 작을수록 제안하는 알고리즘이 우수한 성능을 보인다.

5. 결 론

순차 패턴 마이닝은 모든 빈발 시퀀스를 찾는 문제로 정의되지만 사용자가 임의로 정해주는 최소지지도가 낮거나 찾아야 되는 패턴이 긴 경우에는 기존에 제안된 알고리즘은 수행 시간이 오래 걸리거나 심지어 원하는 시간 안에 결과를 찾을 수가 없게 된다.

본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위해서 빈발 시퀀스보다 훨씬 적은 수를 가지며, 빈발 시퀀스의 정보를 갖고 있는 닫힌 빈발 시퀀스를 찾는 문제로 전환하고 비트맵을 이용한 시퀀스 특성을 정의하며 I-단계, S-단계 확장 시에 적용할 수 있는 가지치기 방법을 사용하였다. 제안하는 알고리즘의 성능 평가를 위해 기존의 알고리즘과 성능을 비교하고 다양한 데이터셋에 대하여 실험하였다. 빈발 시퀀스를 마이닝 대상으로 하는 SPAM과 비교 했을 때 최대 4배의 실행 시간 감소 효과를 볼 수 있으며, 닫힌 빈발 시퀀스를 마이닝 대상으로 하는 Clospan과 BIDE 보다는 최대 4~5배의 실행 시간 감소 효과를 볼 수 있다. 최대 효과는 빈발 시퀀스와 닫힌 빈발 시퀀스 개수의 차이가 현저히 나타날 경우로서 연구동기와 부합되는 것을 확인할 수 있다. 또한, 각 데이터 셋의 특성을 변화시켜가며 실행시간을 측정해 본 결과, 제안하는 알고리즘은 데이터 셋의 크기가 커질수록, 고객수가 많아질수록, 고객 당 트랜잭션의 평균 개수가 많아질수록, 트랜잭션 당 아이템의 수가 많아질수록, 잠재적인 최대빈발시퀀스의 길이가 작을수록 특히 효율적이다.

본 논문에서는 닫힌 빈발 시퀀스를 효율적으로 탐색하는 방법을 제안하였으나 이후에는 데이터 셋에 트랜잭션이 주기적으로 추가되는 상황에서 마이닝을 효율적으로 수행하기 위한 닫힌 빈발 시퀀스 갱신에 대한 연구가 필요한 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

[1] R. Agrawal, T. Imielenski, and A. Swami, "Mining Association Rules in Large Databases," In Proc. of ACM SIGMOD Conference on Management of Data, Washington D.C., May, 1993.

[2] R. Agrawal and R. Srikant, "Fast Algorithms for Mining Association Rules," In Proc. of the 20th VLDB Conference, Santiago, Chile, Sept., 1994.

[3] J.S. Park, M.-S. Chen, and P.S. Yu, "An Effective Hash-Based Algorithm for Mining Association Rules," In Proc. of ACM SIGMOD Conference on Management of Data, San Jose, California, May, 1995.

[4] A. Savasere, E. Omiencinsky, and S. Navathe, "An Efficient Algorithm for Mining Association Rules in Large Databases," In Proc. of the 21st VLDB Conference, Zurich, Swizerland, 1995.

[5] H. Toivonen, "Sampling Large Databases for Association Rules," In Proc. of the 22nd VLDB Conference, Bombay, India, 1996.

[6] R. Agrawal and R. Srikant, "Mining Sequential Patterns," In Proc. of the 11th Int. Conf. on Data Engineering, Taipei, Taiwan, March, 1995.

[7] R.Srikant and R.Agrawal, "Mining Sequential Patterns : Generalizations and Performance Improvements", In EDBT, pp.3-17, Mar., 1996.

[8] H. Mannila, H. Toivonen, and A.I. Verkamo, "Discovering Frequent Episodes in Sequences," In Proc. 1995 Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '95), Montreal, Canada, Aug., 1995.

[9] M. Garofalakis, R. Rastogi, and K. Shim, "SPIRIT: Sequential Pattern Mining with Regular Expression Constraints." In Proc. 1999 Int. Conf. Very Large Data Bases, Edinburgh, UK, Sept., 1999.

[10] J. Pei, J. Han, B. Mortazavi-Asl, H. Pinto, Q. Chen, U. Dayal, and M.-C. Hsu, "PrefixSpan: Mining Sequential Patterns Efficiently by Prefix-Projected Pattern Growth," In Proc. 2001 Int. Conf. Data Engineering, Heidelberg, Germany, April, 2001.

[11] M.J.Zaki, "SPADE : An Efficient Algorithm for Mining Frequent Sequences", Maching Learning, 2001.

[12] J. Ayres, J.E. Gehrke, T. Yiu, and J. Flannick, "Sequential Pattern Mining using a Bitmap Representation," In Proc. of 2002 ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery in Databases, Edmonton, Canada, July, 2002.

[13] J. Pei, J. Han, and R. Mao, "CLOSET: An Efficient Algorithm for Mining Frequent Closed Itemsets," In Proc. 2000 ACM SIGMOD Int. Workshop Data Mining and Knowledge Discovery (DKKD '00) Dallas, Texas, May, 2000.

[14] D. Burdick, M. Calimlim, and J. Gehrke, "MAFIA: A Maximal Frequent Itemset Algorithm for Transactional Databases," In Proc. 2001 Int. Conf. Data Engineering, Heidelberg, Germany, April, 2001.

[15] M.J. Zaki, and C. J. Hsiao, "CHARM : An Efficient Algorithm for Closed Itemset Mining," In Proc. 2002 SIAM Int. Conf. Data Engineering, Arlington, VA, April, 2002.

[16] X. Yan, J. Han, and R. Afshar, "CloSpan : Mining Closed Sequential Patterns in Large Datasets", In Proc. of 2003 SIAM Int.Conf. on Data Mining, May, 2003.

[17] J. Wang and J. Han, "BIDE : Efficient Mining of Frequent Closed Sequences", In Proc. 2004 Int. Conf. Data Engineering, Mar., 2004.

김 형 근

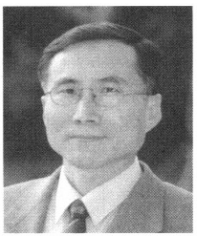
e-mail : hgkim@kangwon.ac.kr

2002년 강원대학교 정보통신공학과 (공학사)

2005년 강원대학교대학원 컴퓨터정보통신 공학과(공학석사)

2005년 한전서울전력관리처 직원

관심분야 : 데이터마이닝 및 지리정보 시스템



황 환 규

e-mail : wkwhang@kangwon.ac.kr

1976년 서울대학교 공과대학(학사)

1987년 플로리다대학교 전기공학과(석사)

1991년 플로리다대학교 전기공학과(박사)

1992년~1994년 한국전자통신연구소

1994년~현재 강원대학교 전기전자정보 통신공학부 교수

관심분야 : DBMS, 공간 데이터베이스, 데이터마이닝, 데이터웨어하우징