FAST CAMPUS

2016 MACHINE LEARNING CAMP

3강: 연관규칙분석

강필성

고려대학교 산업경영공학부

pilsung_kang@korea.ac.kr

목차

I 연관규칙분석: A Priori Algorithm

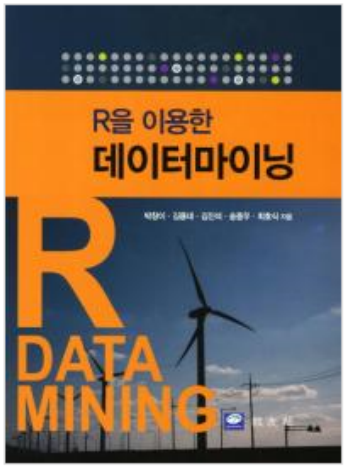
II 연관규칙분석: 활용 분야

III R 실습

한번쯤은 봤을법한...

R을 이용한 데이터마이닝 무료배송

박창이, 김용대, 김진석, 송종우, 최호식 지음 | 교우사 | 2011년 07월 30일 출간



크게보기

이 책의 영업점 진열 위치

광화문 | 강남 | 잠실 | 분당 | 목동

다른영업점 보기 영업점 전체재고

0 0 0 0

정 가 : ~~26,000원~~

판 매 가 : 26,000원 [0%↓ 0원 할인] 정가제 Free

청구할인가 : 23,400원 최대 10%할인 현대카드 M포인트 결제할인 안내

통합포인트 : 260원 [1%적립] 안내 Oh! POINT 0.3% 추가적립 안내

2014년 전국연합 학력평가 시행 고등학교 전학년 6월 모의고사 완벽대비

· 배송비 : 무료 배송비 안내

· 도착예정일 : 지금 주문하면 내일(13일,화) 도착 예정 > 도착예정일 안내

서울 종로구 종로1가 교보생명빌딩 지역변경

서울,수도권	부산	대구,창원
24시까지 주문하면 내일(13일,화) 도착	24시까지 주문하면 5월14일(수)이내 도착	24시까지 주문하면 5월14일(수)이내 도착

· 바로드림 : 인터넷 주문 1시간 후 선택 영업점에서 직접수령 안내 바로드림주문하기

신용카드 할인 KB LOTTE CARD HyundaiCard > 더보기

포인트 적립 > 더보기

주문수량 1 최저가보상 해외배송가능 프리미엄배송

장바구니 담기 바로구매 보관함에 담기

한번쯤은 봤을법한...

R을 이용한 데이터마이닝 무료배송

박창이, 김용대, 김진석, 송종우, 최호식 지음 | 교우사 | 2011년 07월 30일 출간

정 가 : 26,000원

판 매 가 : 26,000원 [0%↓ 0원 할인] 정기제 Free

청구할인가 : 23,400원 최대 10%할인 현대카드 M포인트 결제할인 안내

통합포인트 : 260원 [1%적립] 안내 Oh! POINT 0.3% 추가적립 안내

이 책과 함께 구매한 도서

위로

전체선택 장바구니에 담기 보관함에 담기

데이터마이닝 방법론(빅데이터 분석을 ...
25,000원
[0%+1%P]

R로 배우는 데이터 분석 기본기 데이...
28,800원
[10%+10%P]

데이터마이닝 입문(SAS Enterp...
20,000원
[0%+1%P]

데이터마이닝(비즈니스 인텔리전스를 위...
33,000원
[0%+1%P]

데이터마이닝(R SAS MS-SQL을...
30,000원
[0%+1%P]

한번쯤은 봤을법한...


amazon
Try Prime
Pilsung's Amazon.com
Today's Deals
Gift Cards
Sell
Help
Shop by Department
Search
Electronics
iPad
Go
Hello, Pilsung
Your Account
Computers
Brands
Best Sellers
Laptops & Tablets
Desktops & Monitors
Hard Drives & Storage
Computer Accessories
Electronics › Computers & Accessories › Tablets
Apple iPad Air 2 MH182LL/A (64GB, Wi-Fi, Gold) NEWEST VERSION
by Apple
739 customer reviews
27 answered questions
Price: $583.00
In Stock.
Sold by TechGiant and Fulfilled by Amazon. Gift-wrap available.
This item does not ship to Seoul, Korea; Republic of (South Korea). Please check other sellers who may ship internationally.
Learn more
Size: 64 GB
Frequently Bought Together
Price for all three: $601.84
Add all three to Cart
Add all three to Wish List
Show availability and shipping details
This item: Apple iPad Air 2 MH182LL/A (64GB, Wi-Fi, Gold) NEWEST VERSION $583.00
Tech Armor Apple iPad Air 2 / iPad Air (first generation) High Defintion (HD) Clear Screen Protectors ... $8.95
Apple iPad Air 2 Case - MoKo Ultra Slim Lightweight Smart-shell Stand Cover Case for Apple iPad Air 2 ... $9.89

일상 상활에서의 연관 규칙 분석

❖ 장바구니 분석: Market basket analysis (MBA)

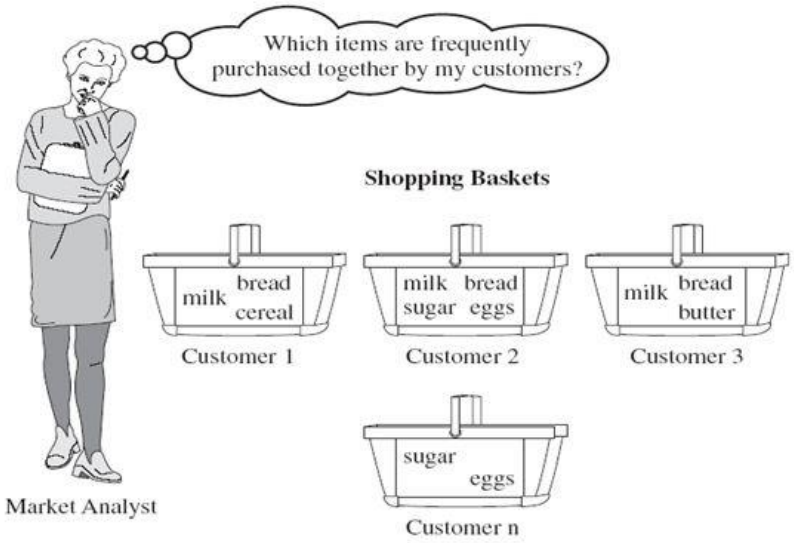
Wall Mart (USA)

E-Mart (Korea)

연관규칙 분석

❖ 목적

- 어떤 두 아이템 집합이 **빈번히 발생**하는가를 알려주는 **일련의 규칙**들을 생성
  - Produce rules that define "what goes with what"
- 우리의 데이터에 의하면 "X 아이템을 구매하는 고객들은 Y 아이템 역시 구매할 가능성이 높다" → 콘텐츠 기반 추천 시스템에 널리 사용
- 장바구니 분석(Market Basket Analysis)으로도 널리 알려짐



연관규칙 분석

❖ 데이터 속성

- 각 레코드는 트랜잭션의 형태를 가짐
- 행렬의 형태로 표현하게 되면 대부분의 셀이 0의 값는 갖는 희소행렬(sparse matrix)이 됨

Tid	Items
1	Bread, Milk
2	Bread, Diaper, Beer, Eggs
3	Milk, Diaper, Beer, Coke
4	Bread, Milk, Diaper, Beer
5	Bread, Milk, Diaper, Coke

Tid	Bread	Milk	Diapers	Beer	Eggs	Cola
1	1	1	0	0	0	0
2	1	0	1	1	1	0
3	0	1	1	1	0	1
4	1	1	1	1	0	0
5	1	1	1	0	0	1

연관규칙 분석: 예제

❖ 동네 작은 가게 매출 트랜잭션 데이터

Transaction	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
1				
2				
3				
4				
5				
6				
7				
8				
9				
10				

연관규칙 분석: 용어 및 규칙 생성

❖ 용어: Terminology

- 조건절(Antecedent) – "IF" part
- 결과절(Consequent) – "THEN" part
- 아이템 집합(Item set) – 조건절 또는 결과절을 구성하는 아이템들의 집합
- 조건절 아이템 집합과 결과절 아이템 집합은 상호배반 (한 아이템이 조건절과 결과절에 모두 포함될 수 없음)

❖ 규칙 생성: Generating rules

- 매우 많은 수의 규칙이 생성 가능 (예시: 첫번째 트랜잭션)
  - 계란을 구매하는 사람들은 라면도 함께 구매한다.
  - 계란과 라면을 구매하는 사람들은 참치도 함께 구매한다.
  - 참치를 구매하는 사람들은 계란도 함께 구매한다.
  - …

연관규칙 분석: 규칙의 효용성 측정 지표

For the rule A → B

❖ **지지도: Support**

$$\text{support}(A) = P(A)$$

- 빈발 아이템 집합(frequent item sets)을 판별하는데 사용

❖ **신뢰도: Confidence**

$$confidence(A \rightarrow B) = \frac{P(A,B)}{P(A)}$$

- 아이템 집합 간의 연관성 강도를 측정하는데 사용

❖ **향상도: Lift**

$$lift(A \rightarrow B) = \frac{P(A,B)}{P(A) \cdot P(B)}$$

- 생성된 규칙이 실제 효용가치가 있는지를 판별하는데 사용

연관규칙 분석: 규칙의 효용성 측정 지표

$$Rule: X \Rightarrow Y$$

$$Support = \frac{frq(X,Y)}{N}$$

$$Confidence = \frac{frq(X,Y)}{frq(X)}$$

$$Lift = \frac{Support}{Supp(X) \times Supp(Y)}$$

Rule	Support	Confidence	Lift
$A \Rightarrow D$	2/5	2/3	10/9
$C \Rightarrow A$	2/5	2/4	5/6
$A \Rightarrow C$	2/5	2/3	5/6
$B \& C \Rightarrow D$	1/5	1/3	5/9

연관규칙 분석: 규칙 생성

❖ 유용한 연관 규칙들을 어떻게 찾아낼 것인가?

- 이상적으로는 모든 생성 가능한 규칙을 만든 뒤, 각 규칙의 지지도, 신뢰도, 향상도를 측정하여 유용한 규칙들만을 찾아냄
- 아이템 수가 증가할수록 계산에 소요되는 시간이 기하급수적으로 증가함

❖ Brute-force approach

- 가능한 모든 규칙을 나열함
- 모든 규칙의 지지도와 신뢰도를 계산함
- 최소지지도와 최소신뢰도 조건을 만족하지 못하는 규칙을 제거
- **Computationally prohibitive!**

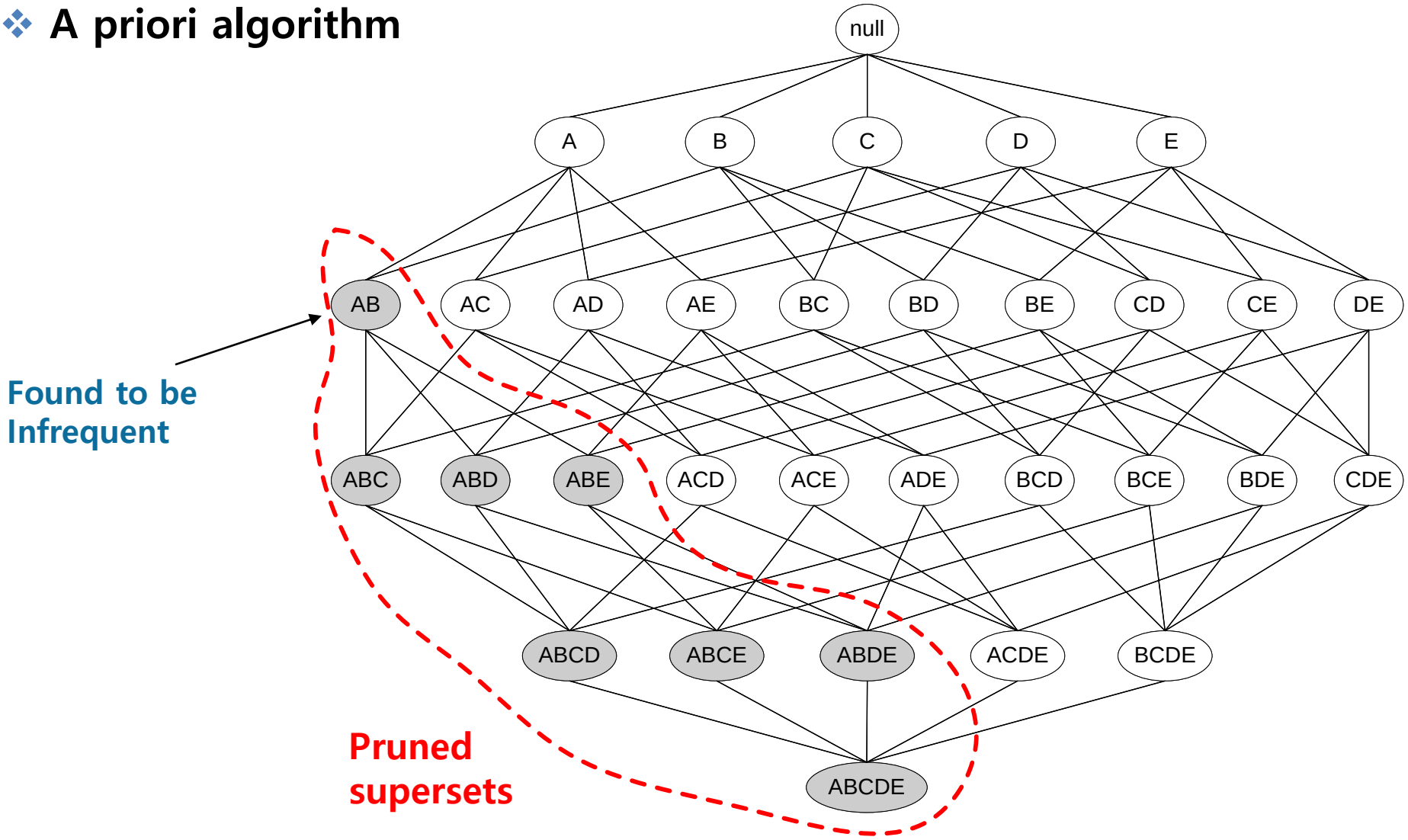
연관규칙 분석: 규칙 생성

❖ A priori algorithm

- 빈발 집합(frequent item sets)만을 고려하여 규칙 생성
- **지지도(support)**
  - 조건절에 속하는 아이템 집합이 발생할 확률
  - 아이템 집합 {계란, 라면}의 지지도는 40%
- **최소 지지도(minimum support)**
  - 유용한 규칙으로 인정받기 위해 필요한 최소 지지도
- 최소 지지도를 만족하지 못하는 아이템 집합의 상위집합(superset)은 항상 최소 지지도를 만족하지 않음
  - Support of an item set never exceeds the support of its subsets, which is known as **anti-monotone** property of support.

연관규칙 분석: 규칙 생성

❖ **A priori algorithm**



연관규칙 분석: 빈발 아이템 집합 생성

1

최소 지지도 조건 부여

- 최소 지지도: 2 transactions or 20%

Transaction	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
1				
2				
3				
4				
5				
6				
7				
8				
9				
10				

연관규칙 분석: 빈발 아이템 집합 생성

2

최소 지지도 조건을 만족하는 1개짜리 아이템 집합을 생성

- Support {noodle} = 8/10 = 80%
- Support {egg} = 5/10 = 50%
- Support {cola} = 5/10 = 50%
- Support {rice} = 3/10 = 30%
- Support {tuna} = 2/10 = 20%
- Support {onion} = 1/10 = 10%

양파(onion)는 최소 지지도 조건을 만족하지 못했으므로 이후 분석에서 제외

연관규칙 분석: 빈발 아이템 집합 생성

3

앞 단계에서 살아남은 아이템들을 이용하여 최소 지지도 조건을 만족하는 2개짜리 아이템 집합을 생성

	noodle	egg	cola	rice	tuna
noodle		40%	40%	20%	20%
egg			30%	0%	20%
cola				0%	10%
rice					0%
tuna					

- {noodle, egg}, {noodle, cola}, {noodle, rice}, {noodle, tuna}, {egg, cola}, {egg, tuna} are frequent two-item sets.

연관규칙 분석: 빈발 아이템 집합 생성

4

더 이상 최소 지지도 이상을 나타내는 아이템 집합이 없을 때까지 아이템 집합의 크기를 1씩 증가시키면서 반복 수행

Set-size	Item 1	Item 2	Item 3	…	Item 6
1	noodle				
1	egg				
1	cola				
1	rice				
1	tuna				
2	noodle	egg			
2	noodle	cola			
2	noodle	rice			
…	…	…			

연관규칙 분석: A Priori Algorithm

- **A priori algorithm**
  - Let k=1
  - Generate frequent itemsets of length 1
  - Repeat until no new frequent itemsets are identified
    - Generate length (k+1) candidate itemsets from length k frequent itemsets
    - Prune candidate itemsets containing subsets of length k that are infrequent
    - Count the support of each candidate by scanning the DB
    - Eliminate candidates that are infrequent, leaving only those that are frequent

연관규칙 분석: 규칙 평가

❖ 신뢰도: Confidence

- 조건절이 발생했다는 가정 하에 결과절이 발생할 조건부 확률
- E.g. "if noddle is purchased, then egg is also purchased"

$$\text{support}(noodle) = P(noodle) = \frac{8}{10}, \quad \text{support}(egg) = P(egg) = \frac{5}{10}$$

$$confidence(noodle \rightarrow egg) = \frac{P(noodle, egg)}{P(noodle)} = \frac{4/10}{8/10} = 0.5(50\%)$$

- 비교 대상 신뢰도(benchmark confidence): 전체 트랜잭션에서 결과절이 발생할 확률 (P(egg), support(egg))
- 규칙 (noodle → egg)의 신뢰도가 P(egg)보다 작으면 규칙으로서의 효용 가치는 낮음

연관규칙 분석: 규칙 평가

❖ 지지도: Lift

- 신뢰도/비교 대상 신뢰도: Confidence/(benchmark confidence)

$$lift(noodle \rightarrow egg)$$

$$= \frac{confidence(noodle \rightarrow egg)}{\text{support}(egg)} = \frac{\frac{P(noodle, egg)}{P(noodle)}}{P(egg)} = \frac{P(noodle, egg)}{P(noodle) \times P(egg)}$$

$$= \frac{\frac{4}{10}}{\frac{8}{10} \times \frac{5}{10}} = 1$$

- 신뢰도 = 1일 경우, 조건절과 결과절은 통계적으로 독립사건임을 의미함 ➔ 규칙 사이에 유의미한 연관성이 없음
- 신뢰도 > 1일 경우 조건절과 결과절은 서로 긍정적인 연관관계를 나타냄

연관규칙 분석: 사례 결과

- **규칙 생성을 위한 기준 지지도 및 신뢰도 설정**
  - 기준 지지도: 20%
  - 기준 신뢰도: 70%

Rule #	Antecedent (a)	Consequent	Support	Confidence	Lift
1	tuna=>	egg, noodle	2	100	2.5
2	tuna=>	egg	2	100	2
3	noodle, tuna=>	egg	2	100	2
4	rice=>	noodle	3	100	1.25
5	egg, tuna=>	noodle	2	100	1.25
6	tuna=>	noodle	2	100	1.25
7	cola=>	noodle	5	80	1
8	egg=>	noodle	5	80	1

연관규칙 분석: 요약

❖ 연관규칙분석

- 트랜잭션 데이터베이스에 존재하는 아이템 집합들 강의 연관성을 나타내는 규칙을 생성하는 분석 기법
- 다양한 분야의 추천 시스템 구축에 널리 사용됨
- 전체 규칙을 모두 생성하는 것이 비효율적이기 때문에 효율적인 빈발 집합을 찾아내는 A Priori 알고리즘을 사용
- 규칙의 효용성은 지지도, 신뢰도, 향상도의 세 가지를 이용하여 평가
- 규칙 1: A → B와 규칙 2: C → D에 대해 지지도, 신뢰도, 향상도가 모두 클 경우에만 규칙 1이 규칙 2보다 효과적인 규칙으로 결론지을 수 있음

목차

I 연관규칙분석: A Priori Algorithm

II 연관규칙분석: 활용 분야

III R 실습

사례 1: 유통에서의 연관규칙분석

❖ 국내 실제 유통회사 데이터를 이용한 분석 사례

- 데이터 구조

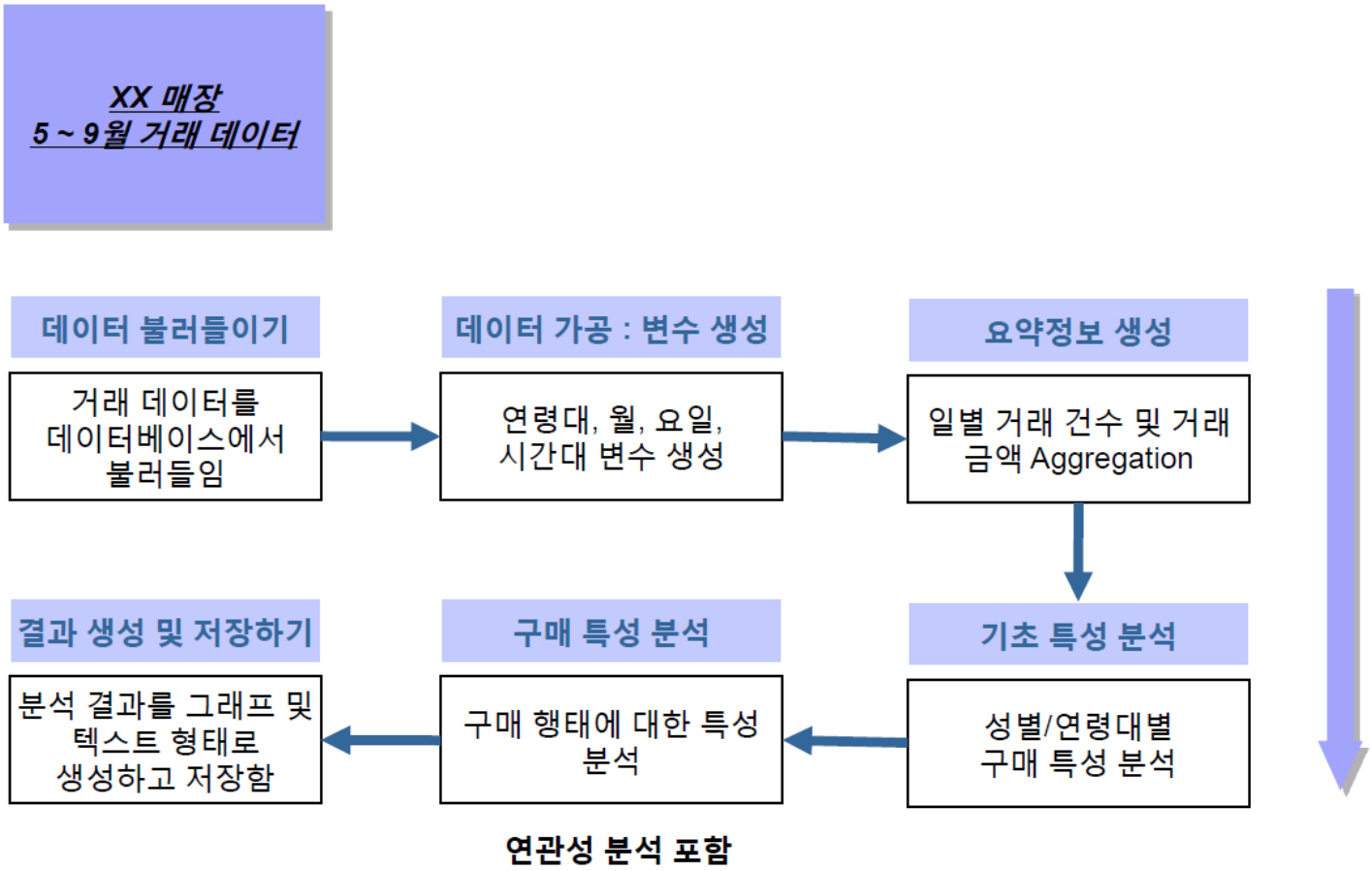
변수명	설명
회원번호	개인 고유 식별 번호
성별	남자 or 여자
연령대	회원의 생년월일을 기준으로 연령대 구분
발급일자	회원 가입일자
매출일자	상품 구매 일자
매출요일	상품 구매 요일
평일공휴일구분	평일 혹은 공휴일 구분 (공휴일은 토요일, 일요일, 휴일)
대분류명	상품의 대분류 구분
중분류명	상품의 중분류 구분
소분류명	상품의 소분류 구분
세분류명	상품의 세분류 구분
수량	상품 구매 개수
매출금액	상품 구매 금액

http://www.ktcloudware.com/seminar/down/09.pdf

사례 1: 유통에서의 연관규칙분석

❖ 국내 실제 유통회사 데이터를 이용한 분석 사례

- 데이터 분석 프로세스



http://www.ktcloudware.com/seminar/down/09.pdf

사례 1: 유통에서의 연관규칙분석

❖ 국내 실제 유통회사 데이터를 이용한 분석 사례

- 데이터 분석 시나리오

	시나리오 명	분석 방향
시나리오 1	기초 특성 분석	•상세 분석을 위한 데이터 파악 •구매 현황 리포트 작성
시나리오 2	그룹별 구매 패턴 분석	•전체, 성별/연령대별 상품 구매 패턴 파악
시나리오 3	개인별 구매 패턴 분석	•개인별 상품 구매 패턴 파악
시나리오 4	연관성 분석	•주로 구매하는 상품으로 장바구니를 구성함

http://www.ktcloudware.com/seminar/down/09.pdf

사례 1: 유통에서의 연관규칙분석

❖ 국내 실제 유통회사 데이터를 이용한 분석 사례

- 구매 물품의 시각화

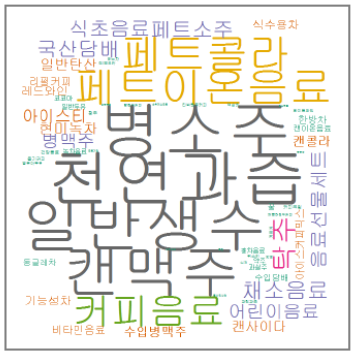
http://www.ktcloudware.com/seminar/down/09.pdf

사례 1: 유통에서의 연관규칙분석

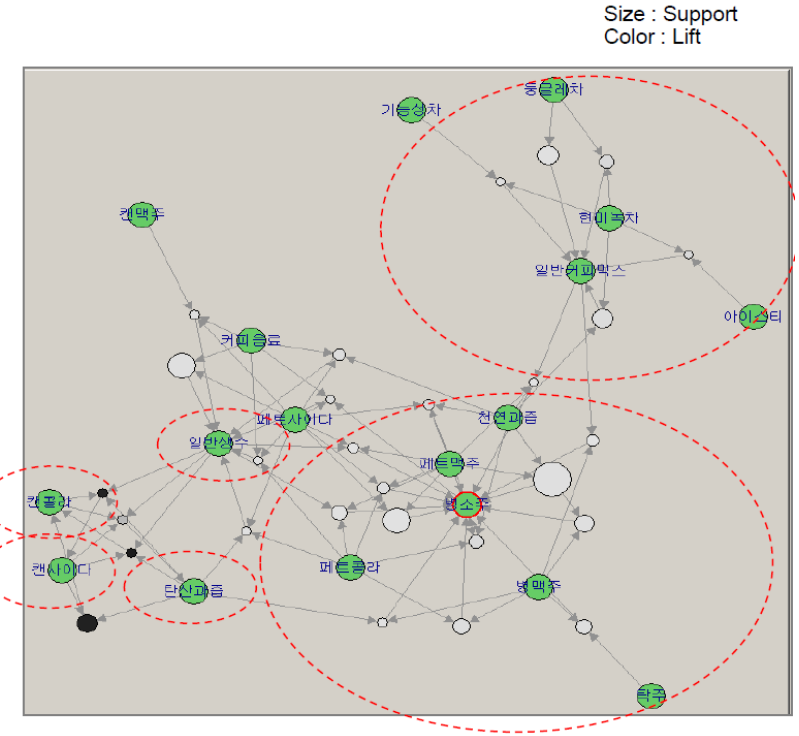
❖ 국내 실제 유통회사 데이터를 이용한 분석 사례

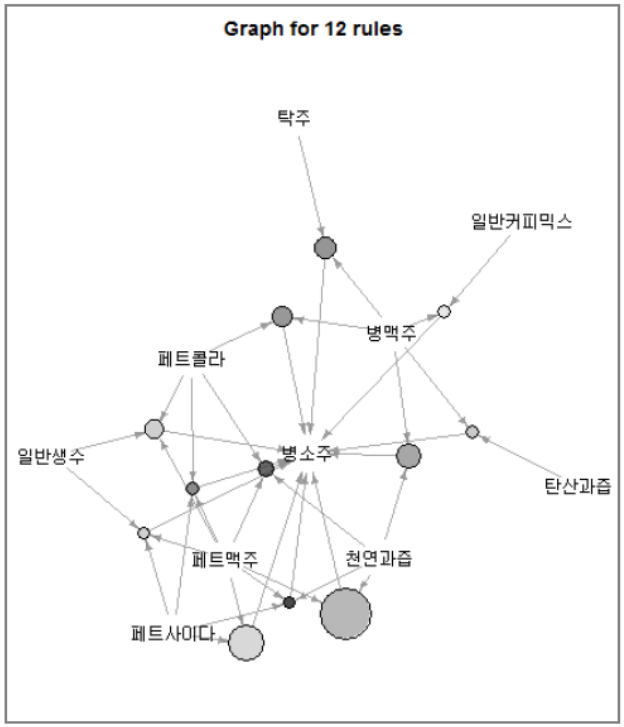
- 연관규칙 분석을 통한 상품집합 도출

● **주류,기호**



캔콜라	2
캔사이다	1
탄산과즙	1
일반커피믹스	5
일반생수	6
병소주	13



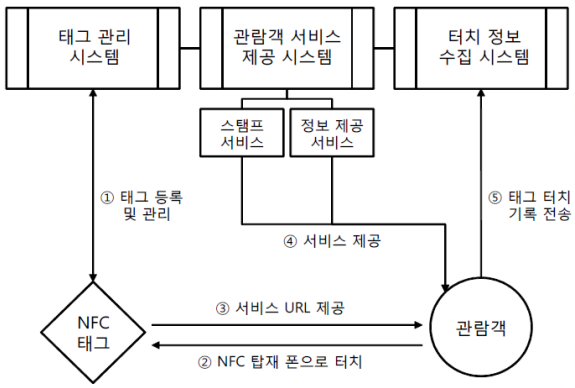


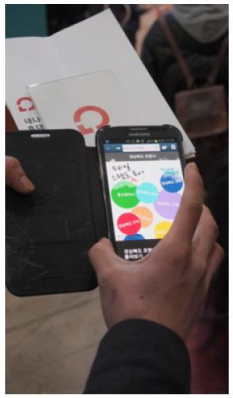
http://www.ktcloudware.com/seminar/down/09.pdf

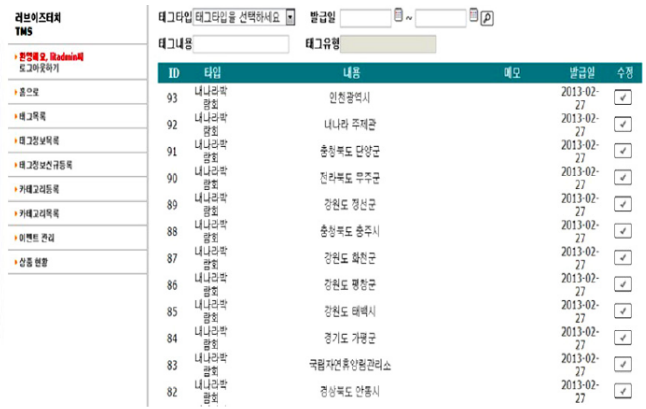
사례 2: 박람회 부스 이용 패턴 분석

❖ "2013 내나라 여행 박람회" 데이터를 이용한 분석 사례

- 연구 목적: 근접무선통신기술(NFC)을 이용하여 수집한 박람회 관람객 행동 데이터를 분석하여 전시부스간 연관관계 분석 및 부스 배치 최적화
- 데이터 수집 체계







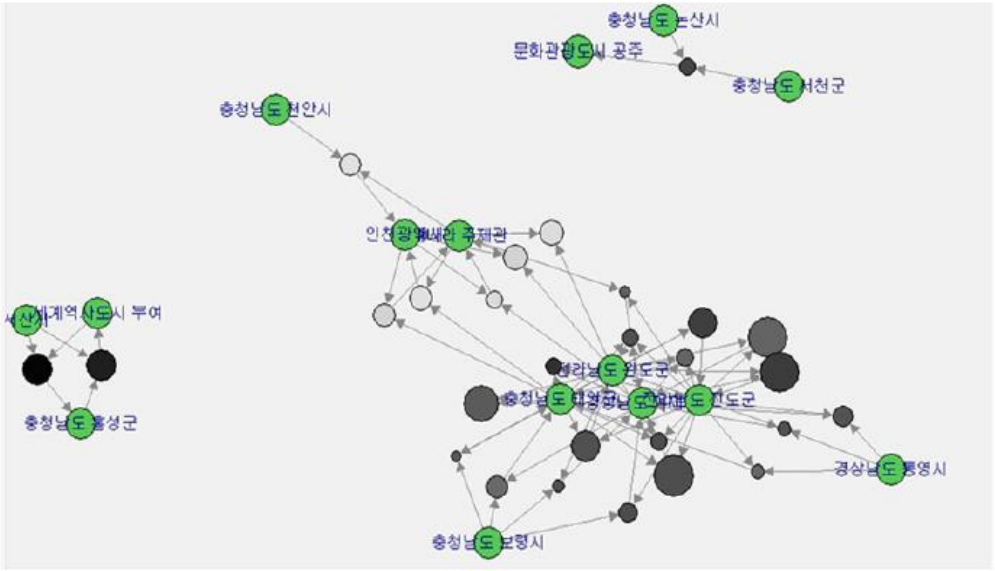
최명희, 전정호, 강희구, 이경전. (2013). 근접 무선 통신 기반 박람회 지원 시스템 구축 및 관람객 행동 데이터 분석 사례, Information Systems Review, 15(2): 111-127.

사례 2: 박람회 부스 이용 패턴 분석

❖ "2013 내나라 여행 박람회" 데이터를 이용한 분석 사례

- 연관규칙 분석 결과

	rules	support	confidence	lift
1	{충청남도 논산시,충청남도 서천군} => {문화관광도시 공주}	0.09631728	0.8500000	4.148157
2	{서산시,세계역사도시 부여} => {충청남도 홍성군}	0.10859301	0.9274194	5.280307
3	{서산시,충청남도 홍성군} => {세계역사도시 부여}	0.10859301	0.8156028	4.798463
4	{전라남도 진도군,충청남도 보령시} => {경상남도 거제시}	0.09820585	0.8888889	4.040057
5	{전라남도 완도군,충청남도 보령시} => {경상남도 거제시}	0.09254013	0.8750000	3.976931
6	{전라남도 완도군,충청남도 보령시} => {충청남도 태안군}	0.09065156	0.8571429	3.830018
7	{경상남도 거제시,충청남도 보령시} => {충청남도 태안군}	0.10103872	0.8045113	3.594842
8	{경상남도 통영시,전라남도 진도군} => {경상남도 거제시}	0.10009443	0.8688525	3.948990
9	{경상남도 통영시,전라남도 진도군} => {충청남도 태안군}	0.09348442	0.8114754	3.625960
10	{경상남도 통영시,전라남도 완도군} => {경상남도 거제시}	0.09348442	0.8761062	3.981959
11	{전라남도 완도군,전라남도 진도군} => {경상남도 거제시}	0.11709160	0.8104575	3.683582
12	{경상남도 거제시,전라남도 완도군} => {전라남도 진도군}	0.11709160	0.8157895	4.319605
13	{전라남도 진도군,충청남도 태안군} => {전라남도 완도군}	0.10859301	0.8156028	3.980292
14	{전라남도 완도군,충청남도 태안군} => {전라남도 진도군}	0.10859301	0.8041958	4.258217
15	{전라남도 진도군,충청남도 태안군} => {경상남도 거제시}	0.11803588	0.8865248	4.029312
16	{내나라 주제관,전라남도 진도군} => {경상남도 거제시}	0.09159585	0.8151261	3.704800
17	{전라남도 완도군,충청남도 태안군} => {경상남도 거제시}	0.11331445	0.8391608	3.814040
18	{내나라 주제관,전라남도 완도군} => {인천광역시}	0.10387158	0.8396947	1.967338
19	{인천광역시,전라남도 완도군} => {내나라 주제관}	0.10387158	0.8661417	2.084646
20	{내나라 주제관,충청남도 천안시} => {인천광역시}	0.10103872	0.8045113	1.884906
21	{경상남도 거제시,인천광역시} => {내나라 주제관}	0.09631728	0.8225806	1.979802
22	{내나라 주제관,충청남도 태안군} => {인천광역시}	0.10198300	0.8059701	1.888324
23	{인천광역시,충청남도 태안군} => {내나라 주제관}	0.10198300	0.8571429	2.062987
24	{경상남도 거제시,전라남도 완도군,전라남도 진도군} => {충청남도 태안군}	0.09631728	0.8225806	3.675582
25	{전라남도 완도군,전라남도 진도군,충청남도 태안군} => {경상남도 거제시}	0.09631728	0.8869565	4.031274
26	{경상남도 거제시,전라남도 진도군,충청남도 태안군} => {전라남도 완도군}	0.09631728	0.8160000	3.982230
27	{경상남도 거제시,전라남도 완도군,충청남도 태안군} => {전라남도 진도군}	0.09631728	0.8500000	4.500750



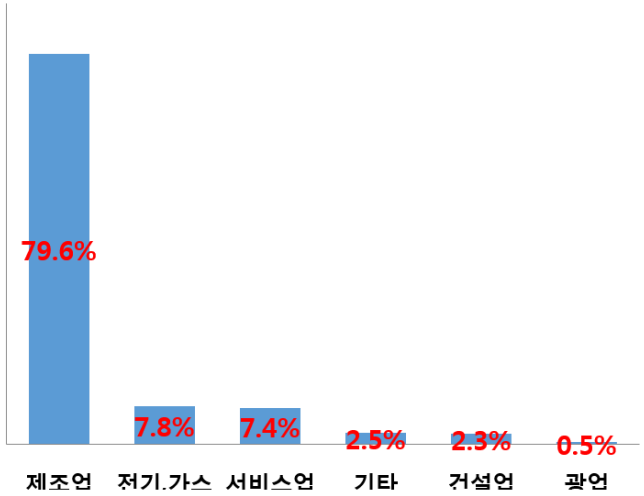
최명희, 전정호, 강희구, 이경전. (2013). 근접 무선 통신 기반 박람회 지원 시스템 구축 및 관람객 행동 데이터 분석 사례, Information Systems Review, 15(2): 111-127.

사례 3: 기업체 교육프로그램 추천

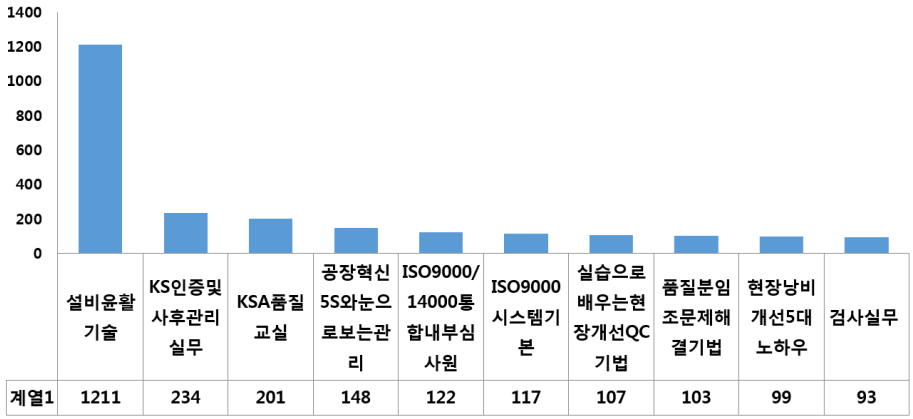
❖ 국내 K사의 기업체 교육 프로그램 운영 현황

- 교육 대상 기업의 주 업종은 제조업으로써 전체 교육 이수 기업의 79.6%에 해당함
- 대부분의 기업이 1 ~ 5개의 교육을 이수하고 있음

교육기관	기간	참여기업(수)	교육프로그램(수)	참가횟수
K사	2012 년 1월~8월	3,604	263	7,484



<참여기업의 업종별 분류>



<참여기업수 상위 10개 프로그램>

사례 3: 기업체 교육프로그램 추천

❖ 연관규칙분석 수행

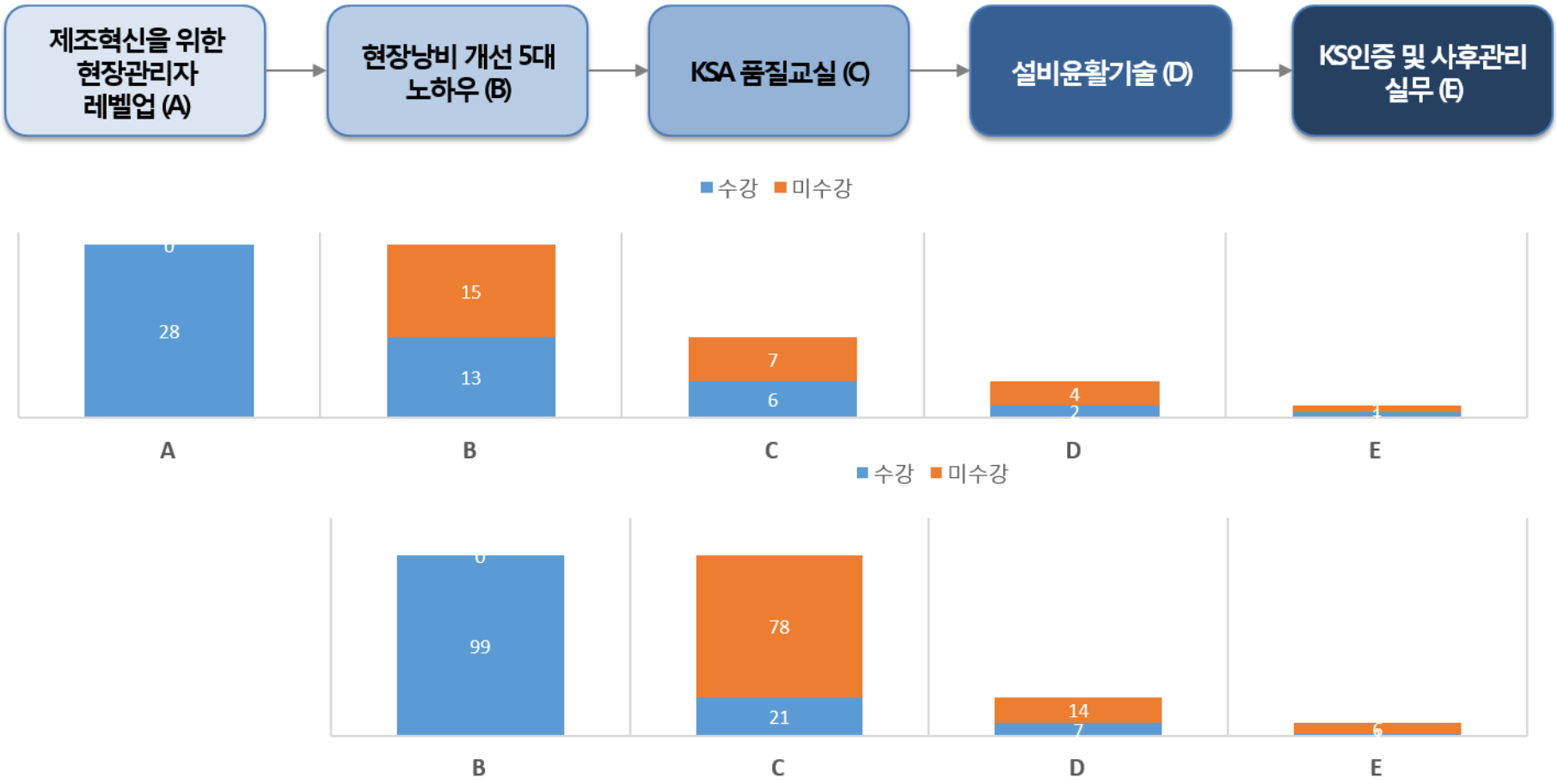
- 지지도와 신뢰도의 기준값을 변화시켜 가며 총 25가지의 조합에 대해 생성된 규칙을 조사
- 현실적으로 활용 가능한 20~40개의 규칙을 생성한 세 가지 조합에 대한 추가 분석 실시
  - ✓ Case 1: 지지도 0.01, 신뢰도 0.2, Case 2: 지지도 0.01, 신뢰도 0.2, Case 3: 지지도 0.005, 신뢰도 0.3

지지도(support)

신뢰도(confidence)	0.002	0.005	0.01	0.015	0.02
0.1	2,264	196	**40**	19	6
0.2	1,363	106	**24**	12	4
0.3	928	**40**	4	2	1
0.4	688	16	3	1	1
0.5	592	13	2	1	1

사례 3: 기업체 교육프로그램 추천

❖ 생성 규칙 분석 1: Chain 규칙 발굴을 통한 교육프로그램 단계적 추천



사례 3: 기업체 교육프로그램 추천

❖ 생성 규칙 분석 2: 수강기업수에 비해 규칙 등장 횟수가 높은 교육프로그램 발굴

순위	교육명	수강 기업수
1	설비윤활기술	1211
2	KS인증및사후관리실무	234
3	KSA품질교실	201
4	공장혁신5S와눈으로보는관리	148
5	ISO9000/14000통합내부심사원	122
6	ISO9000시스템기본	117
7	실습으로배우는현장개선QC기법	107
8	품질분임조문제해결기법	103
9	현장낭비개선5대노하우	99
10	검사실무	93

순위	교육명	규칙등장 횟수
1	설비윤활기술	11
2	KSA품질교실	10
3	현장낭비개선5대노하우	5
4	현장혁신3정5S추진실무	3
5	품질분임조문제해결기법	2
6	실습으로배우는현장개선QC기법	2
7	공장혁신5S와눈으로보는관리	2
8	검사실무	2
9	KS인증및사후관리실무	2
10	ISO9000시스템기본	2

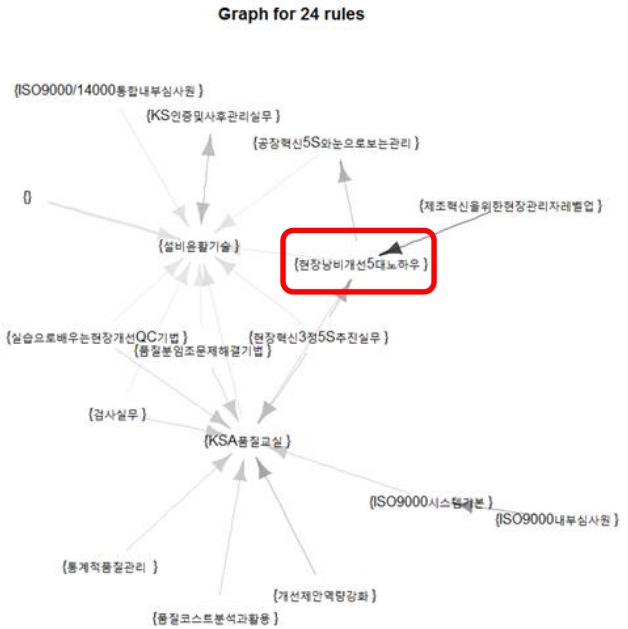


Table of Contents

I Association Rules: Theory

II Association Rules: Applications

III R Exercise

Association Rules

❖ Package "arules" & "arulesViz

Package 'arules'

February 21, 2014

Version 1.1-2

Date 2014-2-21

Title Mining Association Rules and Frequent Itemsets

Description Provides the infrastructure for representing,manipulating and analyzing transaction data and patterns (frequent itemsets and association rules). Also provides interfaces to C implementations of the association mining algorithms Apriori and Eclat by C. Borgelt.

Classification/ACM G.4, H.2.8, I.5.1

URL http://R-Forge.R-project.org/projects/arules/, http://lyle.smu.edu/IDA/arules/

Depends R (>= 2.14.2), Matrix (>= 1.0-0)

Imports stats, methods

Suggests pmml, arulesViz, testthat

Package 'arulesViz'

March 11, 2014

Version 0.1-9

Date 2014-03-10

Title Visualizing Association Rules and Frequent Itemsets

Author Michael Hahsler and Sudheer Chelluboina

Maintainer Michael Hahsler <mhahsler@lyle.smu.edu>

Depends R (>= 2.14.0), arules (>= 1.0-5), grid

Imports scatterplot3d, vcd, seriation, igraph

Suggests iplots, Rgraphviz, graph

Description Various visualization techniques for association rules and itemsets. The packages also includes several interactive visualizations for rule exploration. This package extends package arules.

Association Rules: Data Frame

Titanic Data

```
# Association Rules -------------------------------------------------------
# arules and arulesviz packages install
install.packages("arules", dependencies = TRUE)
install.packages("arulesViz", dependencies = TRUE)

library(arules)
library(arulesviz)
library(wordcloud)

# Load titanic data set
titanic <- read.delim("titanic.txt", dec=",")
str(titanic)
head(titanic)
```

```
> # Load titanic data set
> titanic <- read.delim("titanic.txt", dec=",")
> str(titanic)
'data.frame': 1313 obs. of  5 variables:
 $ Name    : Factor w/ 1310 levels "Abbing, Mr Anthony",..: 22 25 26 27 24 31 45 46 50 54 ...
 $ PClass  : Factor w/ 3 levels "1st","2nd","3rd": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ Age     : Factor w/ 75 levels "0.17","0.33",..: 28 18 30 24 5 48 66 39 60 73 ...
 $ Sex     : Factor w/ 2 levels "female","male": 1 1 2 1 2 2 1 2 1 2 ...
 $ Survived: int  1 0 0 0 1 1 1 0 1 0 ...
> head(titanic)
                                      Name PClass  Age    Sex Survived
1                  Allen, Miss Elisabeth Walton    1st   29 female        1
2                   Allison, Miss Helen Loraine    1st    2 female        0
3           Allison, Mr Hudson Joshua Creighton    1st   30   male        0
4 Allison, Mrs Hudson JC (Bessie Waldo Daniels)    1st   25 female        0
5                 Allison, Master Hudson Trevor    1st 0.92   male        1
6                           Anderson, Mr Harry    1st   47   male        1
```

Association Rules: Data Frame

❖ Data Preprocessing

- Categorize a numeric variable, remove NA, etc.

```
15  # Remove "Name" column and group "Age" column
16  titanic_ar <- titanic[,2:5]
17  titanic_ar$Age = as.character(titanic_ar$Age)
18  c_idx <- which(as.numeric(titanic_ar$Age) < 20)
19  a_idx <- which(as.numeric(titanic_ar$Age) >= 20)
20  na_idx <- which(is.na(titanic_ar$Age))
21
22  titanic_ar$Age[c_idx] <- "Child"
23  titanic_ar$Age[a_idx] <- "Adult"
24  titanic_ar$Age[na_idx] <- "Unknown"
25
26  # Convert the attribues to factor
27  titanic_ar$Age <- as.factor(titanic_ar$Age)
28  titanic_ar$Survived <- as.factor(titanic_ar$Survived)
```

	PClass	Age	Sex	Survived
1	1st	Adult	female	1
2	1st	Child	female	0
3	1st	Adult	male	0
4	1st	Adult	female	0
5	1st	Child	male	1
6	1st	Adult	male	1
7	1st	Adult	female	1
8	1st	Adult	male	0
9	1st	Adult	female	1
10	1st	Adult	male	0

Association Rules: Data Frame

- **Find rules (default setting)**

```
30  # Rule generation by Apriori algorithm with default settings
31  rules <- apriori(titanic_ar)
32  inspect(rules)
```

```
> rules <- apriori(titanic_ar)

parameter specification:
 confidence minval smax arem  aval originalSupport support minlen maxlen target   ext
        0.8    0.1    1 none FALSE            TRUE     0.1      1     10  rules FALSE

algorithmic control:
 filter tree heap memopt load sort verbose
    0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE

apriori - find association rules with the apriori algorithm
version 4.21 (2004.05.09)        (c) 1996-2004   Christian Borgelt
set item appearances ...[0 item(s)] done [0.00s].
set transactions ...[10 item(s), 1313 transaction(s)] done [0.00s].
sorting and recoding items ... [10 item(s)] done [0.00s].
creating transaction tree ... done [0.00s].
checking subsets of size 1 2 3 4 done [0.00s].
writing ... [16 rule(s)] done [0.00s].
creating S4 object  ... done [0.00s].
```

Association Rules: Data Frame

- Find rules (default setting)

```
> inspect(rules)
   lhs                    rhs             support confidence     lift
1  {PClass=3rd}        => {Survived=0} 0.4364052  0.8059072 1.226137
2  {Sex=male}          => {Survived=0} 0.5399848  0.8331375 1.267566
3  {Survived=0}        => {Sex=male}   0.5399848  0.8215527 1.267566
4  {PClass=2nd,
    Sex=male}          => {Survived=0} 0.1127190  0.8554913 1.301576
5  {PClass=2nd,
    Survived=0}        => {Sex=male}   0.1127190  0.9192547 1.418309
6  {PClass=1st,
    Sex=female}        => {Survived=1} 0.1020564  0.9370629 2.734141
7  {Sex=female,
    Survived=0}        => {PClass=3rd} 0.1005331  0.8571429 1.582881
8  {PClass=3rd,
    Age=Unknown}       => {Survived=0} 0.2536177  0.8473282 1.289156
9  {Age=Unknown,
    Sex=male}          => {Survived=0} 0.2566641  0.8798956 1.338706
10 {Age=Unknown,
    Survived=0}        => {Sex=male}   0.2566641  0.8023810 1.237986
11 {Age=Adult,
    Sex=male}          => {Survived=0} 0.2482864  0.8253165 1.255667
12 {Age=Adult,
    Survived=0}        => {Sex=male}   0.2482864  0.8693333 1.341286
13 {PClass=3rd,
    Sex=male}          => {Survived=0} 0.3358720  0.8837675 1.344596
14 {PClass=3rd,
    Age=Unknown,
    Sex=male}          => {Survived=0} 0.1957350  0.9081272 1.381658
15 {PClass=3rd,
    Age=Adult,
    Sex=male}          => {Survived=0} 0.1142422  0.8670520 1.319165
16 {PClass=3rd,
    Age=Adult,
    Survived=0}        => {Sex=male}   0.1142422  0.8064516 1.244267
```

Association Rules: Data Frame

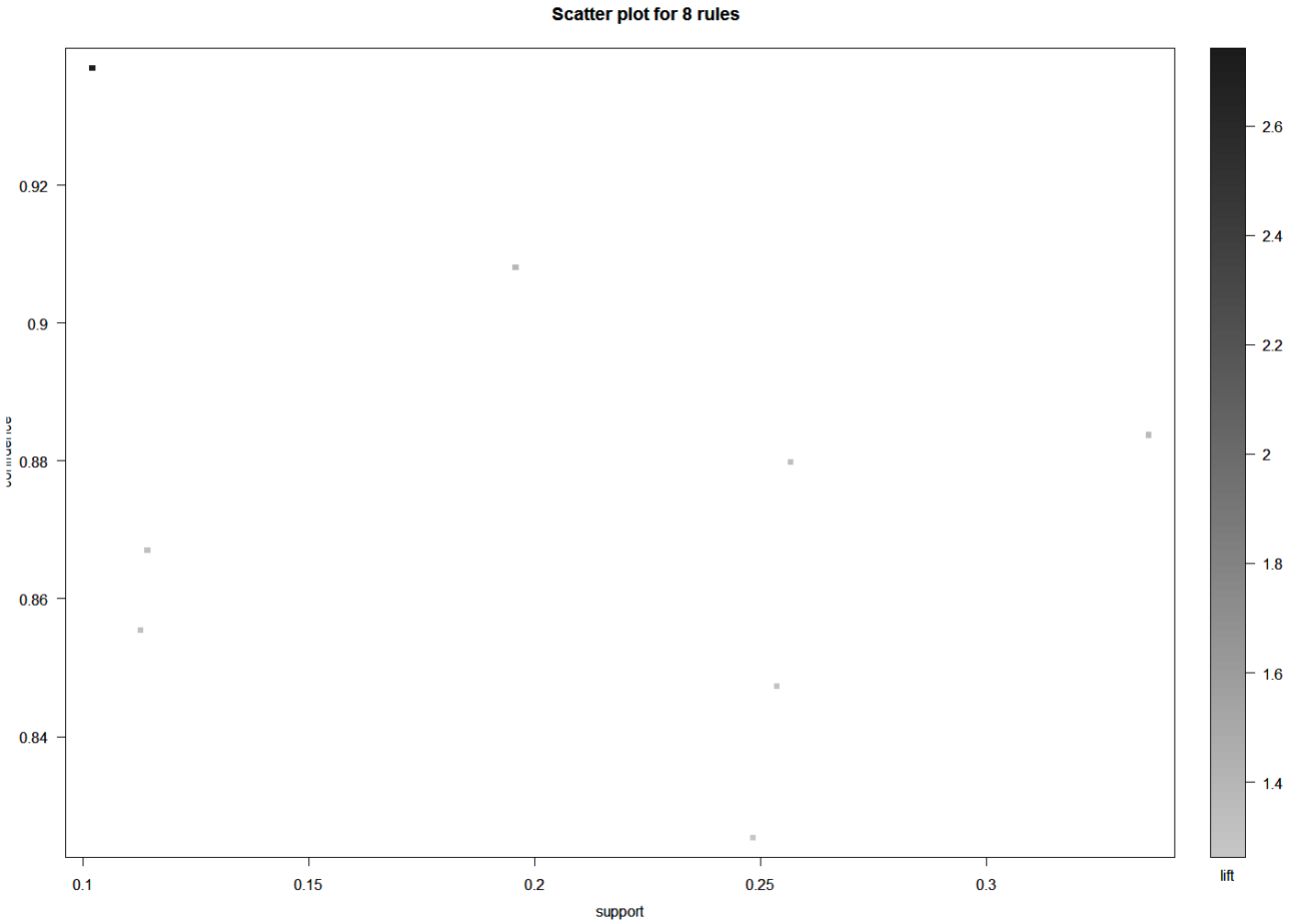
❖ Find rules (customized setting)

```
34  # Rule generation by Apriori algorithm with custom settings
35  rules <- apriori(titanic_ar, parameter = list(minlen = 3, support = 0.1, conf = 0.8),
36                   appearance = list(rhs = c("Survived=0", "Survived=1"), default="lhs"))
37  inspect(rules)
38
39  # Plot the rules
40  plot(rules, method="scatterplot")
41  plot(rules, method="graph", control=list(type = "items", alpha = 1))
42  plot(rules, method="paracoord", control=list(reorder=TRUE))
```

```
> inspect(rules)
  lhs                 rhs            support confidence     lift
1 {PClass=2nd,
   Sex=male}       => {Survived=0} 0.1127190  0.8554913 1.301576
2 {PClass=1st,
   Sex=female}     => {Survived=1} 0.1020564  0.9370629 2.734141
3 {PClass=3rd,
   Age=Unknown}    => {Survived=0} 0.2536177  0.8473282 1.289156
4 {Age=Unknown,
   Sex=male}       => {Survived=0} 0.2566641  0.8798956 1.338706
5 {Age=Adult,
   Sex=male}       => {Survived=0} 0.2482864  0.8253165 1.255667
6 {PClass=3rd,
   Sex=male}       => {Survived=0} 0.3358720  0.8837675 1.344596
7 {PClass=3rd,
   Age=Unknown,
   Sex=male}       => {Survived=0} 0.1957350  0.9081272 1.381658
8 {PClass=3rd,
   Age=Adult,
   Sex=male}       => {Survived=0} 0.1142422  0.8670520 1.319165
```

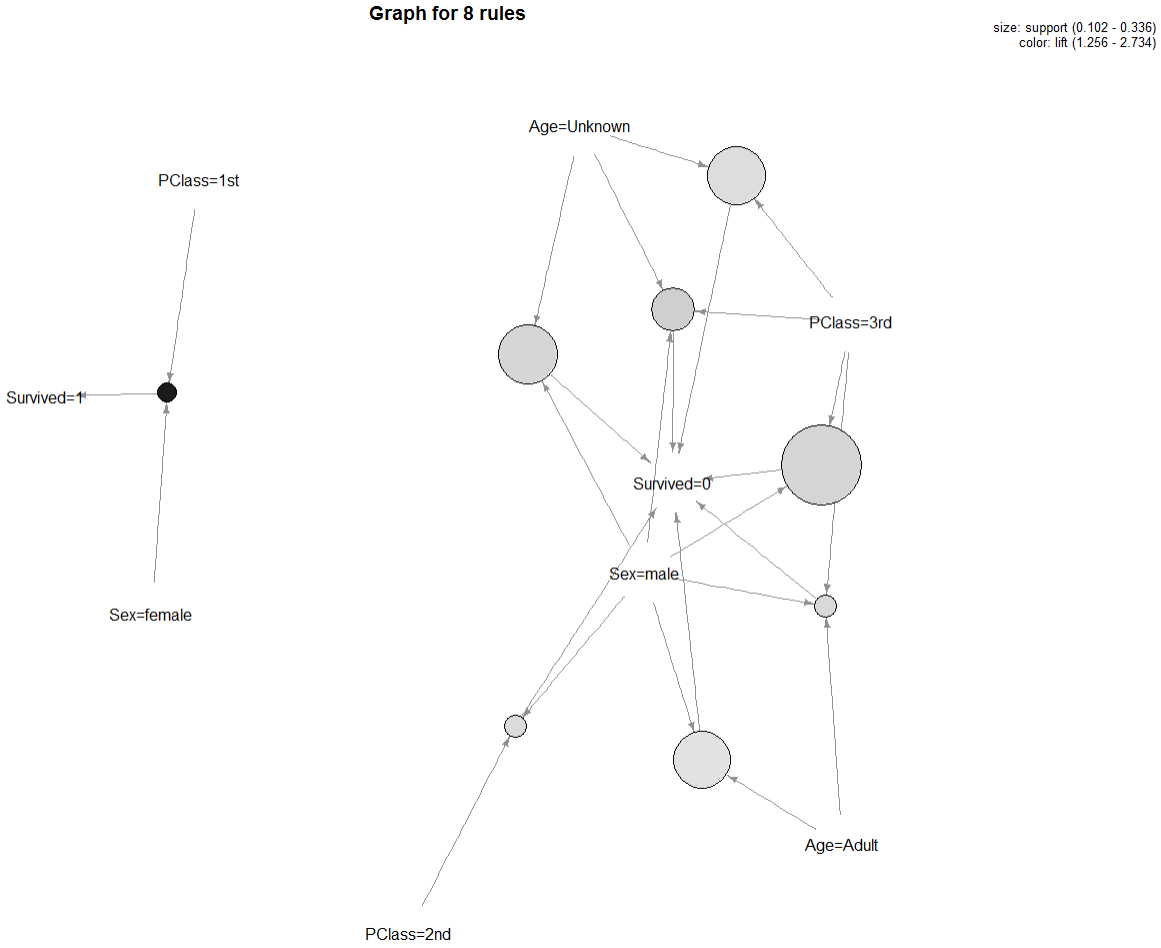
Association Rules: Data Frame

- Visualize the rules



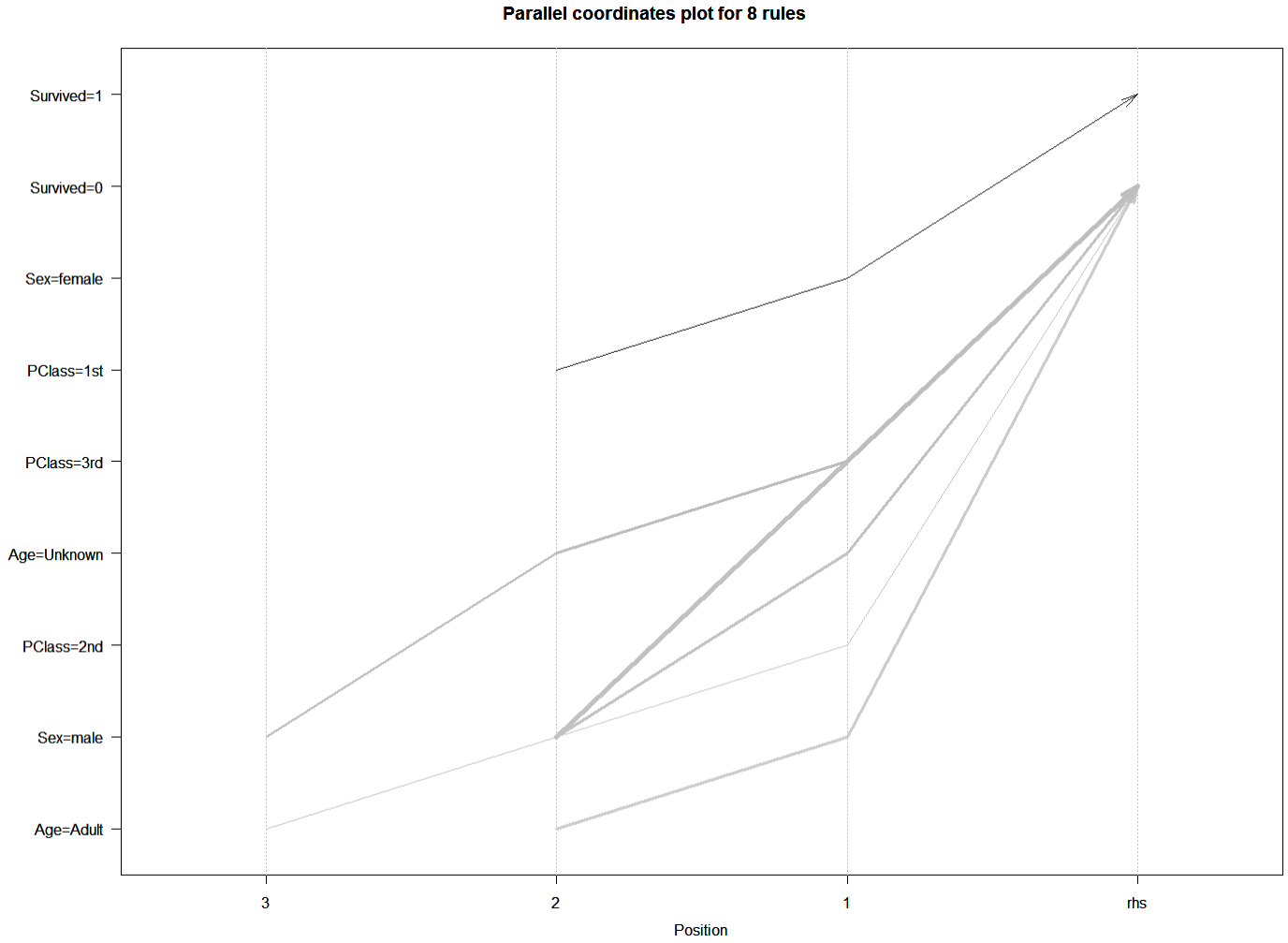
Association Rules: Data Frame

- Visualize the rules



Association Rules: Data Frame

- Visualize the rules



Association Rules: Transaction Data

❖ Groceries shopping data

```
44  # Load transaction data "Groceries"
45  data("Groceries")
46  summary(Groceries)
47  str(Groceries)
48  inspect(Groceries)
```

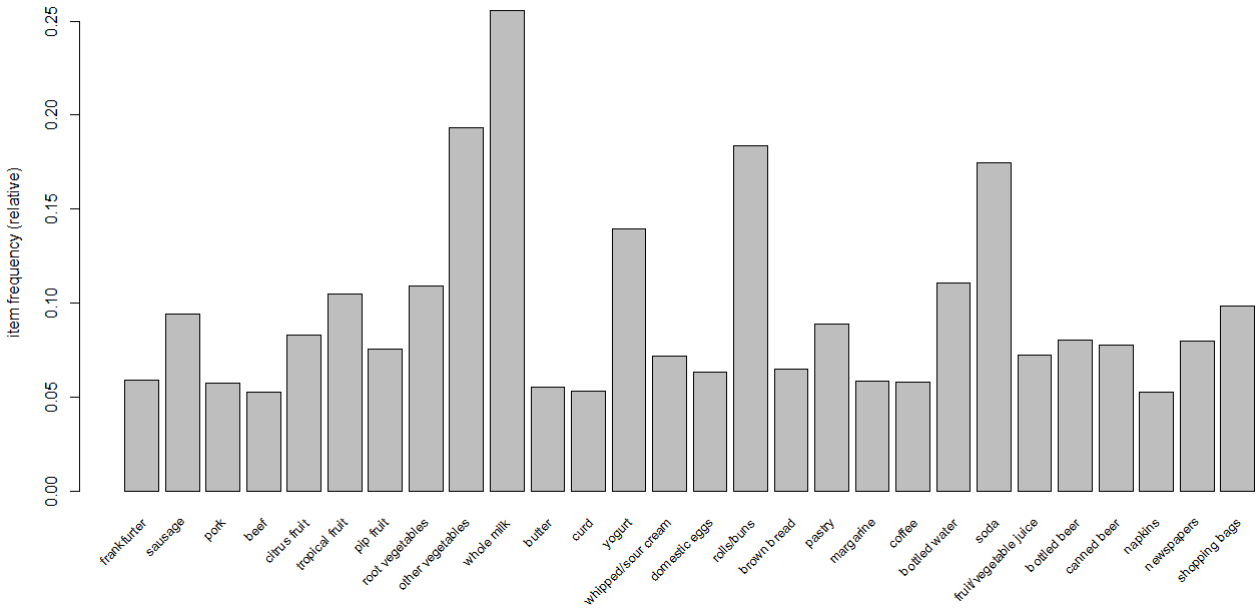
```
> summary(Groceries)
transactions as itemMatrix in sparse format with
 9835 rows (elements/itemsets/transactions) and
 169 columns (items) and a density of 0.02609146

most frequent items:
      whole milk other vegetables       rolls/buns             soda           yogurt          (Other)
            2513             1903             1809             1715             1372            34055

element (itemset/transaction) length distribution:
sizes
   1    2    3    4    5    6    7    8    9   10   11   12   13   14   15   16   17   18   19   20   21   22   23   24
2159 1643 1299 1005  855  645  545  438  350  246  182  117   78   77   55   46   29   14   14    9   11    4    6    1
  26   27   28   29   32
   1    1    1    3    1

   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
  1.000   2.000   3.000   4.409   6.000  32.000

includes extended item information - examples:
       labels  level2           level1
1 frankfurter sausage meet and sausage
2     sausage sausage meet and sausage
3  liver loaf sausage meet and sausage
```

Association Rules: Transaction Data

Groceries shopping data

- Item inspection

```
50  # Item inspection
51  itemName <- itemLabels(Groceries)
52  itemCount <- itemFrequency(Groceries)*9835
53
54  col <- brewer.pal(8, "Dark2")
55  wordcloud(words = itemName, freq = itemCount, min.freq = 1, scale = c(10, 0.2), col = col , random.order = FALSE)
56
57  itemFrequencyPlot(Groceries, support = 0.05, cex.names=0.8)
```



Association Rules: Transaction Data

- **Groceries shopping data**
  - Item inspection

Association Rules: Transaction Data

Find and visualize rules

```
59  # Rule generation by Apriori
60  rules <- apriori(Groceries, parameter=list(support=0.001, confidence=0.5))
61  rules
62
63  # List the first three rules with the highest lift values
64  inspect(head(sort(rules, by="lift"),3))
65
66  # Save the rules in a text file
67  write.csv(as(rules, "data.frame"), "Groceries_rules.csv", row.names = FALSE)
68
69  # Plot the rules
70  plot(rules)
71  plot(rules, method="grouped")
```

```
> inspect(head(sort(rules, by="lift"),3))
  lhs                          rhs                  support     confidence     lift
1 {Instant food products,
   soda}                    => {hamburger meat} 0.001220132  0.6315789 18.99565
2 {soda,
   popcorn}                 => {salty snack}    0.001220132  0.6315789 16.69779
3 {flour,
   baking powder}           => {sugar}          0.001016777  0.5555556 16.40807
```

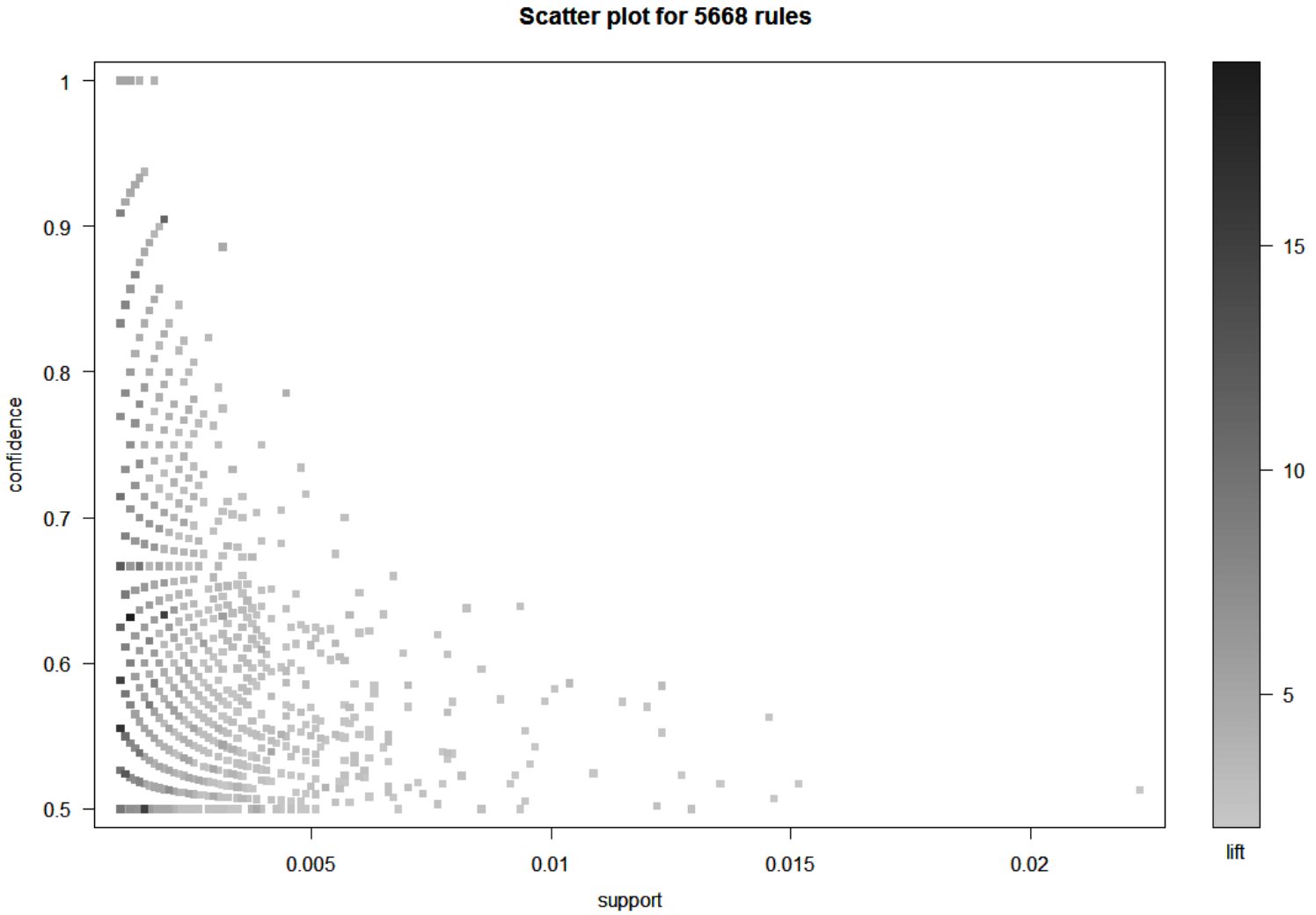
Association Rules: Transaction Data

❖ Find and visualize rules

	A	B	C	D
1	rules	support	confidenc	lift
2	{honey} => {whole milk}	0.001118	0.733333	2.870009
3	{tidbits} => {rolls/buns}	0.00122	0.521739	2.836542
4	{cocoa drinks} => {whole milk}	0.001322	0.590909	2.312611
5	{pudding powder} => {whole milk}	0.001322	0.565217	2.212062
6	{cooking chocolate} => {whole milk}	0.001322	0.52	2.035097
7	{cereals} => {whole milk}	0.00366	0.642857	2.515917
8	{jam} => {whole milk}	0.002949	0.54717	2.141431
9	{specialty cheese} => {other vegetables}	0.00427	0.5	2.584078
10	{rice} => {other vegetables}	0.003965	0.52	2.687441
11	{rice} => {whole milk}	0.004677	0.613333	2.400371
12	{baking powder} => {whole milk}	0.009253	0.522989	2.046793
13	{liver loaf,yogurt} => {whole milk}	0.001017	0.666667	2.609099
14	{tropical fruit,curd cheese} => {other vegetables}	0.001017	0.666667	3.445437
15	{curd cheese,rolls/buns} => {whole milk}	0.001017	0.625	2.446031
16	{other vegetables,curd cheese} => {whole milk}	0.00122	0.571429	2.236371
17	{whole milk,curd cheese} => {other vegetables}	0.00122	0.521739	2.696429
18	{other vegetables,cleaner} => {whole milk}	0.001017	0.625	2.446031
19	{liquor,red/blush wine} => {bottled beer}	0.001932	0.904762	11.23527
20	{soda,liquor} => {bottled beer}	0.00122	0.571429	7.09596

Association Rules: Transaction Data

- Find and visualize rules



Association Rules: Transaction Data

- Find and visualize rules