

Chapter. 12

어디서 많이 봤던 패턴이다 싶을 때: 빈발 패턴 탐색

l 연관규칙 탐색

FAST CAMPUS ONLINE 데이터 탐색과 전처리 I

강사. 안길승

Ⅰ연관규칙이란?

- "A가 발생하면 B도 발생하더라"라는 형태의 규칙으로, 트랜잭션 데이터를 탐색하는데 사용
 - A: 부모 아이템 집합 (antecedent)
 - ➤ B: 자식 아이템 집합 (consequent)
 - \triangleright A와 B는 모두 공집합이 아닌 집합이며, A \cap B = \emptyset 을 만족함 (즉, 공통되는 요소가 없음)

• 규칙 예시

분야	규칙	해석	활용 예시
마트	{맥주, 종이컵} → {땅콩}	맥주와 종이컵을 <mark>구매</mark> 하면, 땅콩도 <mark>구매</mark> 하더라	맥주, 종이컵, 땅콩을 한 공간에 배치하자!
인터넷 쇼핑	{광고 팝업} → {다른 사이트 접속}	광고 팝업이 뜨면 (<mark>이벤트</mark>), 다른 사이트로 접속하더라 <mark>(행동)</mark>	불필요한 광고 팝업을 최대한 줄이자



Ⅰ연관규칙 탐색이란?

• 트랜잭션 데이터에서 의미있는 연관규칙을 효율적으로 탐색하는 작업

거래 ID	구매 아이템
1	{A, B}
2	{B, C, D}
3	{A, B, F}
4	{B}
•	•



규칙 ID	규칙	점수
1	$\{A\} \rightarrow \{B\}$	85
2	$\{B\} \to \{C\}$	80
3	$\{A, B\} \rightarrow \{C\}$	60
4	$\{A\} \rightarrow \{B\}$	55
:	:	:

트랜잭션 데이터

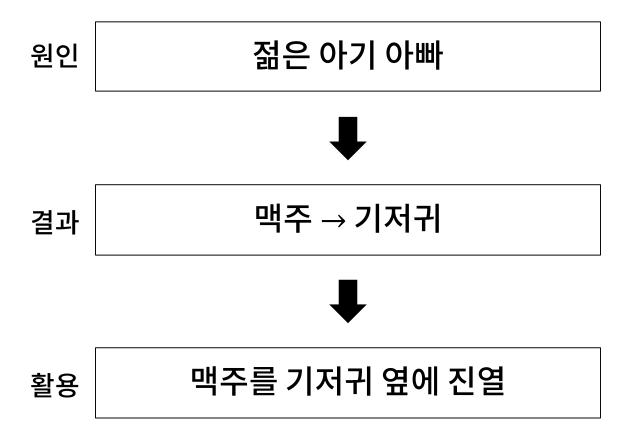
연관 규칙 목록

- 아이템의 개수가 n개라면, 생성 가능한 연관 규칙의 개수는 $\sum_{k=2}^{n} \binom{n}{k} imes (2^k-2)$ 로 매우 많음
- 아이템이 20개만 되더라도 34억 개 가량의 규칙이 생성되므로 효율적인 탐색이 필수적임



l 연관규칙 탐색의 활용 사례: 월마트

• 월마트에서는 엄청나게 많은 영수증 데이터에 대해 연관규칙 탐색을 적용하여, 매출을 향상시킴







Ⅰ연관규칙의 평가 척도

• 지지도 (support): 아이템 집합이 전체 트랜잭션 데이터에서 발생한 비율

$$S(A \to B) = \frac{N(A,B)}{n}$$

- ✓ n: 트랜잭션 데이터 크기
- \checkmark N(A, B): 트랜잭션 데이터에서 A와 B의 동시 출현 횟수

• 신뢰도 (confidence): 부모 아이템 집합이 등장한 트랜잭션 데이터에서 자식 아이템 집합이 발생한 비율

$$C(A \rightarrow B) = \frac{N(A,B)}{N(A)}$$

- \checkmark N(A): 트랜잭션 데이터에서 A의 출현 횟수
- \checkmark N(A, B): 트랜잭션 데이터에서 A와 B의 동시 출현 횟수

• 지지도와 신뢰도가 높은 연관규칙을 좋은 규칙이라고 판단

1연관규칙의 평가 척도 계산 예시

거래 ID	구매 아이템	
1	{빵, 우유}	
2	{맥주, 땅콩}	
3	{빵}	
4	{빵, 맥주, 땅콩}	
5	{빵, 우유}	



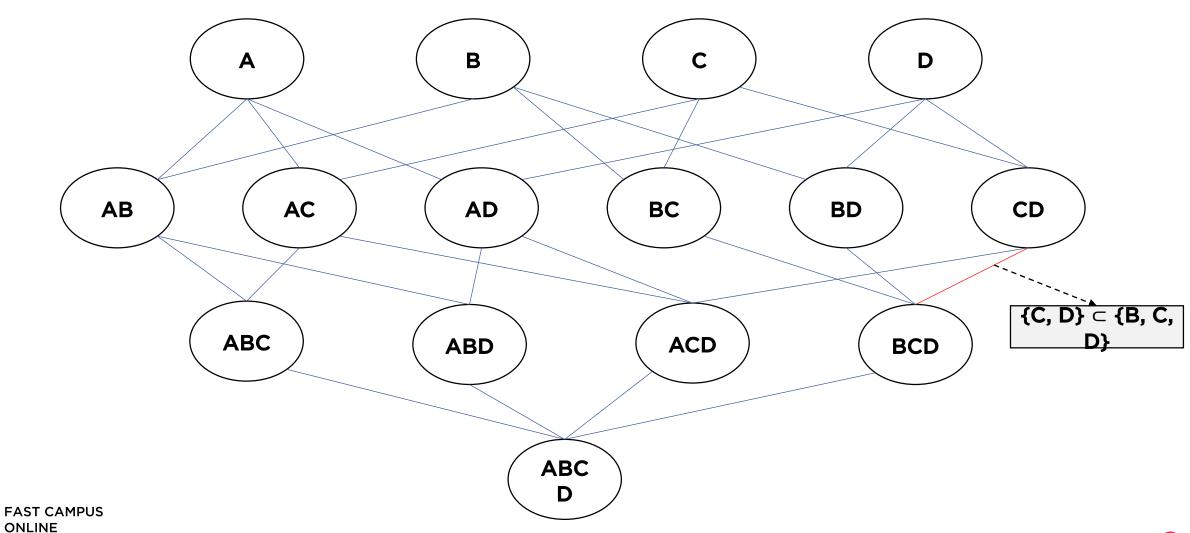
• C({빵} → {우유}) = 2 / 4



Ⅰ아이템집합 격자

안길승 강사.

• 아이템 집합과 그 관계를 한 눈에 보여주기 위한 그래프



I 지지도에 대한 Apriori 원리: 개요

- S(A → B)가 최소 지지도 (min support) 이상이면, 이 규칙을 빈발하다고 함
- 아이템 집합의 지지도가 최소 지지도 이상이면, 이 집합을 빈발하다고 함
- 지지도에 대한 Apriori 원리: 어떤 아이템 집합이 빈발하면, 이 아이템의 부분 집합도 빈발한다.

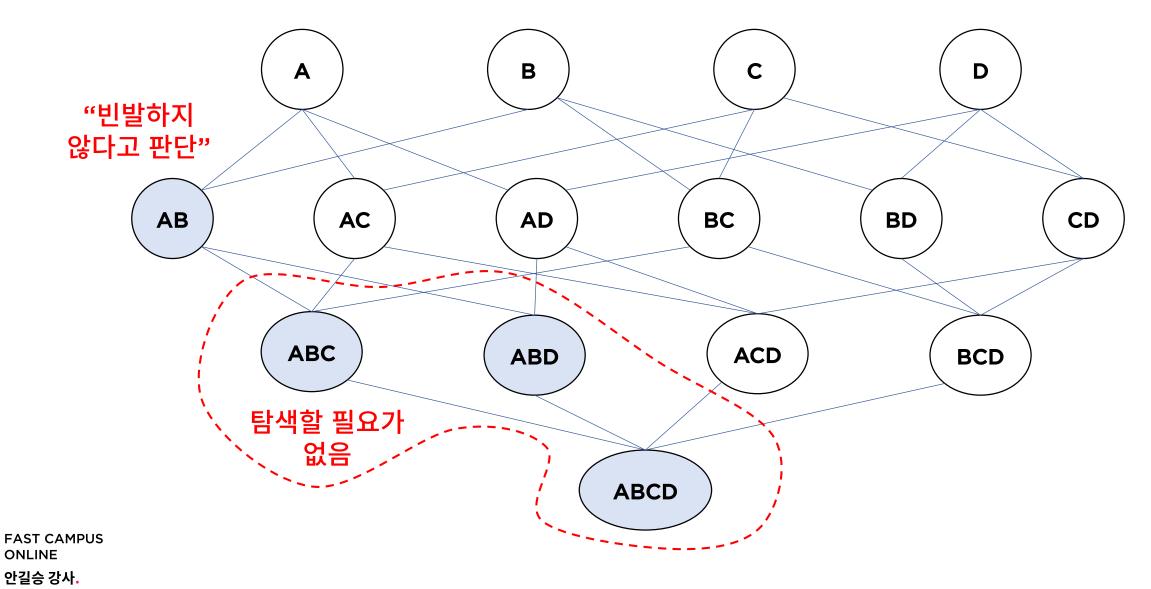
X ⊂ Y이면, S(X) ≥ S(Y)가 성립

(증명)

X가 Y의 부분 집합이면 $N(X) \ge N(Y)$ 가 항상 성립한다.

따라서 $S(X) = \frac{N(X)}{n} \ge S(Y) = \frac{N(Y)}{n}$ 이 성립한다.

I 지지도에 대한 Apriori 원리: 적용





I 지지도에 대한 Apriori 원리: 후보 규칙 생성

- Apriori 원리를 사용하여 모든 최대 빈발 아이템 집합을 찾은 후, 후보 규칙을 모두 생성함
 - ▶ 최대 빈발 아이템 집합: 최소 지지도 이상이면서, 이 집합의 모든 모집합이 빈발하지 않는 집합
 - ▶ (예시) {A, B, C}가 빈발한데, {A, B, C, D}, {A, B, C, E} 등이 빈발하지 않으면, {A, B, C}를 최대 빈발 아이템 집합이라고 함
- 만약, {A, B, C}가 최대 빈발아이템 집합이라면, 생성 가능한 후보 규칙은 다음과 같음

부모	자식	
	{B}	
{A}	{C}	
	{B, C}	

부모	자식	
	{A}	
{B}	{C}	
	{A, C}	

부모	자식	
{C}	{A}	
	{B}	
	{B, C}	

부모	자식
{A, B}	{C}
{C, A}	{B}
{B, C}	{A}

Ⅰ신뢰도에 대한 Apriori 원리

• 동일한 아이템 집합으로 생성한 규칙 $X_1 \rightarrow Y_1$ 과 $X_2 \rightarrow Y_2$ 에 대해서, 다음이 성립함

 $X_1 \subset X_2$ 이면, $C(X_1 \rightarrow Y_1) \leq C(X_2 \rightarrow Y_2)$ 가 성립

(증명)

$$C(X_1 \to Y_1) = \frac{N(X_1, Y_1)}{N(X_1)} = \frac{N(X_2, Y_2)}{N(X_2)} = \frac{N($$

그런데 두 규칙이 동일한 아이템 집합으로부터 생성되었으므로, $X_1 \cup Y_1 = X_2 \cup Y_2$ 이 성립한다.

즉, $N(X_1, Y_1) = N(X_2, Y_2)$ 가 성립한다.

또한, $X_1 \subset X_2$ 이므로, $N(X_1) \geq N(X_2)$ 가 성립한다.

따라서 $C(X_1 \rightarrow Y_1)$ 과 $C(X_2 \rightarrow Y_2)$ 의 분자가 같고, 분모는 $C(X_2 \rightarrow Y_2)$ 이 더 작으므로,

 $C(X_1 \rightarrow Y_1) \leq C(X_2 \rightarrow Y_2)$ 이 성립한다.



Ⅰ신뢰도에 대한 Apriori 원리: 적용

 $\{A,B,C\} \to \{D\}$

$$\{A, B, D\} \rightarrow \{C\}$$

$$\{A, C, D\} \rightarrow \{B\}$$

$$\{B,C,D\} \to \{A\}$$

최소 신뢰도 이하

$$\{A, B\} \rightarrow \{C, D\}$$

$$\{A,C\} \to \{B,D\}$$

$$|\{A,D\} \rightarrow \{B,C\}|$$

$$\{B,C\} \to \{A,D\}$$

$$\{B,D\} \to \{A,C\}$$

$$|\{C,D\} \rightarrow \{A,B\}|$$

$$\{A\} \rightarrow \{B,C,D\}$$

$$\{B\} \rightarrow \{A, C, D\}$$

$$\{C\} \rightarrow \{A, B, D\}$$

$$\{D\} \rightarrow \{A, B, C\}$$

탐색할 필요없음



Ⅰ관련 모듈: mlxtend

- apriori 함수를 이용한 빈발 아이템 집합 탐색과 association_rules 함수를 이용하여 연관규칙을 탐색하는 두 단계로 수행
- mlxtend.frequent_patterns.apriori(df, min_support):
 - df: one hot encoding 형태의 데이터 프레임
 - > min_support: 최소 지지도
- mlxtend.frequent_patterns.association_rules(frequent_dataset, metric, min_threshold):
 - ➤ frequent_dataset에서 찾은 연관 규칙을 데이터 프레임 형태로 반환
 - metric: 연관규칙을 필터링하기 위한 유용성 척도 (default: confidence)
 - > min_threshold: 지정한 metric의 최소 기준치



Imlxtend.preprocessing.TransactionEncoder

- 연관규칙 탐사에 적절하게 거래 데이터 구조를 바꾸기 위한 함수
- 인스턴스 생성 후, fit(data).transform(data)를 이용하여 data를 각 아이템의 출현 여부를 갖는 ndarray 및 DataFrame으로 변환

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	Diaper	Beer	Eggs	Coke
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





Chapter. 12

어디서 많이 봤던 패턴이다 싶을 때: 빈발 패턴 탐색

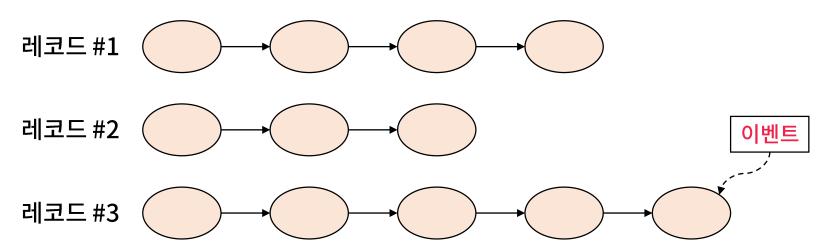
|빈발시퀀스탐색

FAST CAMPUS ONLINE 데이터 탐색과 전처리 I

강사. 안길승

1시퀀스 데이터란?

• 시퀀스 데이터란 각 요소가 (순서, 값) 형태로 구성된 데이터로, 분석 시에 반드시 순서를 고려해야 함



- 로그 데이터 대부분이 순서가 있는 시퀀스 데이터임
 - ▶ 고객 구매 기록
 - ▶ 고객 여정
 - ▶ 웹 서핑 기록



1시퀀스 데이터에서의 빈발 패턴

• 시퀀스 데이터에서의 빈발 패턴은 반드시 순서가 고려되어야 함

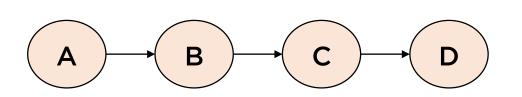
ID	기록	
#1	{A, B}	
#2	{B, C, D}	
#3	{B, A, F}	
#4	{B}	

시퀀스 데이터가 아닌 경우에는 {A, B} = {B, A}가 같음

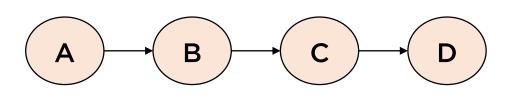
- 비시퀀스 데이터에서 $A \to B$ 가 출현한 ID: $\{\#1, \#3\}$
- 시퀀스 데이터에서 $A \rightarrow B$ 가 출현한 ID: $\{#1\}$

1지지도와 신뢰도

• 분석 목적에 따라, 특정 패턴의 등장 여부에 대한 정의가 필요함



- ➤ A → B는 출현했음
- ▶ B → A와 E → A는 출현하지 않았음
- ➤ A → C는 등장했다고 볼 수도, 그렇지 않다고 볼 수도 있음
- 일반적으로, 윈도우 내 (크기 L)에 특정 이벤트가 발생했는지를 기준으로 패턴의 등장 여부를 확인

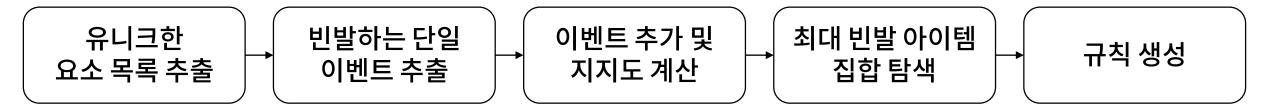


- > (L = 1) A → B는 등장했으나, A → C와 A → D는 등장하지 않음
- > (L = 2) A → B와 A → C는 등장했으나, A → D는 등장하지 않음
- > (L = 3) A → B, A → C, A → D 모두 등장함
- 지지도와 신뢰도에 대한 정의는 일반 데이터에 대한 것과 같으나, 출현 횟수를 계산하는 방식이 다름



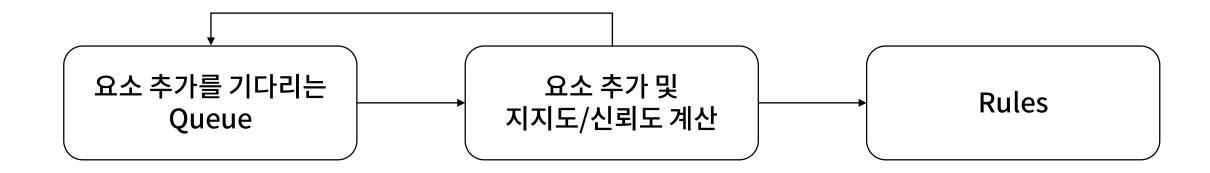
1순서를 고려한 연관규칙 탐사

- 시퀀스 데이터에 대한 연관규칙 탐사에 대해서는 $A \to B$ 와 $B \to A$ 가 다른 지지도를 갖기 때문에, 같은 항목 집합으로부터 규칙을 생성할 수 없음
- 신뢰도에 대한 apriori 원리는 성립함
- 따라서 개별 요소(이벤트)에 다른 요소를 추가하는 방식으로 규칙을 아래와 같이 직접 찾아 나가야 함



1동적 프로그래밍

- 원 문제를 작은 문제로 분할한 다음 <mark>점화식</mark>으로 만들어 **재귀적인 형태**로 원 문제를 해결하는 방식
- 시퀀스 데이터에 대한 연관 규칙 탐사 적용을 위한 동적 프로그래밍 구조





। 순서를 고려한 연관규칙 탐사 (예시: L = 2, 최소 지지도 = 2)

데이터 В В В В 최대 빈발 아이템 집합

탐색 과정

7 A

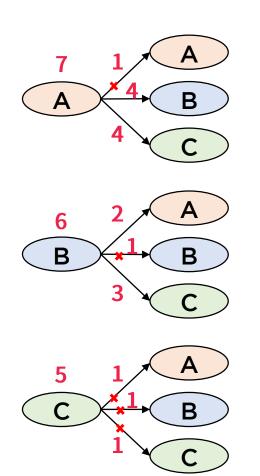
6 B

5 C



Ⅰ순서를 고려한 연관규칙 탐사 (예시: L = 2, 최소 지지도 = 2)

데이터 В В В В 최대 빈발 아이템 집합 {C}

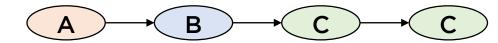


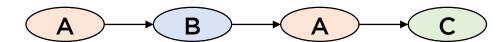
탐색 과정

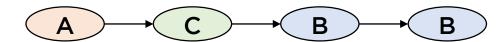


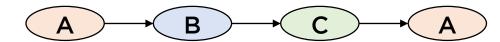
Ⅰ순서를 고려한 연관규칙 탐사 (예시: L = 2, 최소 지지도 = 3)

데이터









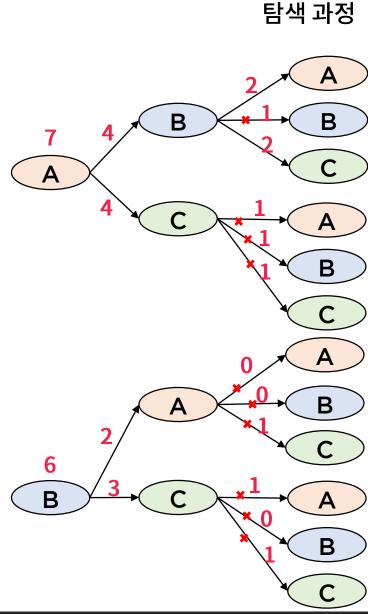
최대 빈발 아이템 집합

- {C}
- $\{B \rightarrow A\}$
- {B → C}
- {A → C}

FAST CAMPUS

ONLINE

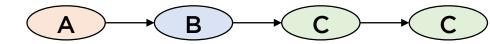
안길승 강사.

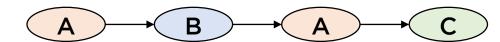


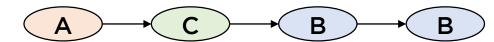


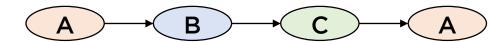
Ⅰ순서를 고려한 연관규칙 탐사 (예시: L = 2, 최소 지지도 = 3)

데이터



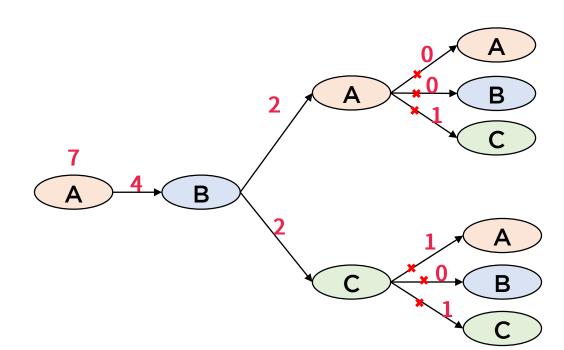






최대 빈발 아이템 집합

- - $\{A \rightarrow B \rightarrow A\}$
- $\{\mathsf{B}\to\mathsf{A}\}\quad \bullet\quad \{\mathsf{A}\to\mathsf{B}\to\mathsf{C}\}$
- $\{B \rightarrow C\}$
- $\{A \rightarrow C\}$



탐색 과정



I 순서를 고려한 연관규칙 탐사 (예시: L = 2, 최소 지지도 = 3)

최대 빈발 아이템 집합	탐색 순서 1	탐색 순서 2
С	None	None
B o A	B o A	None
B o C	B o C	None
$A \rightarrow C$	$A \rightarrow C$	None
$A \rightarrow B \rightarrow A$	(A → B) → A	A → (B → A)
$A \rightarrow B \rightarrow C$	(A → B) → C	A → (B → C)





Chapter. 12

어디서 많이 봤던 패턴이다 싶을 때: 빈발 패턴 탐색

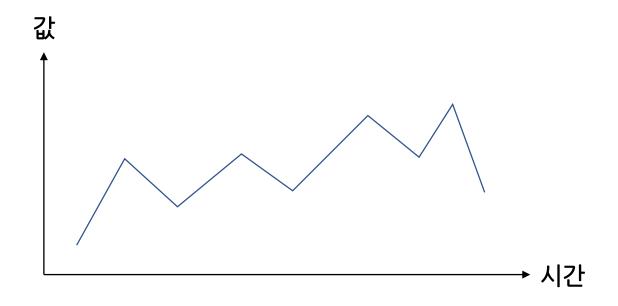
l 빈발 시계열 패턴

FAST CAMPUS ONLINE 데이터 탐색과 전처리 I

강사. 안길승

Ⅰ시계열 데이터란?

• 시계열 데이터란 각 요소가 (시간, 값) 형태로 구성된 데이터로, 반드시 순서 및 시간을 고려해야 함





1시계열과 시퀀스 데이터의 차이

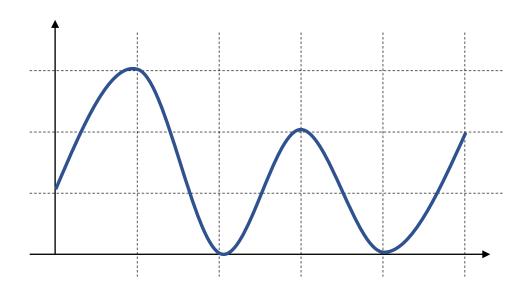
• 시계열 데이터와 시퀀스 데이터는 사용하는 인덱스와 값의 종류로 다음과 같이 구분할 수 있음

구분	시계열 데이터	시퀀스 데이터
인덱스	시간 (순서)	순서
값	주로 연속형	주로 범주형

• 다만, 엄밀히 말해서 시계열 데이터도 시퀀스 데이터에 속함

1시계열 패턴의 정의

• 시계열의 패턴은 크게 모양, 변화에 의한 패턴과 값에 의한 패턴으로 구분할 수 있음

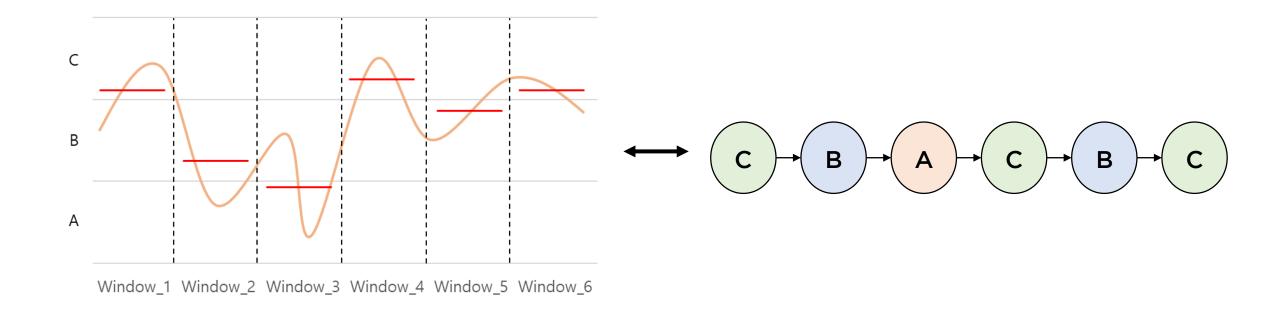


- 모양 패턴: \
- 변화 패턴: 증가 감소 증가 감소
- · 값 패턴: 보통 큼 보통 매우 작음 보통 · · ·

· 계절성 혹은 주기성이 있는 경우를 제외하면, 모양 패턴을 찾는 것은 거의 불가능에 가까움

I SAX: 시계열 → 시퀀스

- 시계열 데이터는 연속형이라는 특징 때문에 패턴을 찾으려면 이산화가 필요하며, SAX (symbolic aggregate approximation) 를 사용하면 시계열 데이터를 효과적으로 이산화할 수 있음
- SAX는 (1) 윈도우 분할, (2) 윈도우별 대표값 계산, (3) 알파벳 시퀀스로 변환이라는 세 단계로 구성됨







Chapter. 12

어디서 많이 봤던 패턴이다 싶을 때: 빈발 패턴 탐색

| 머신러닝에서의 빈발패턴탐쌝

FAST CAMPUS ONLINE 데이터 탐색과 전처리 l

강사. 안길승

I 추천 시스템

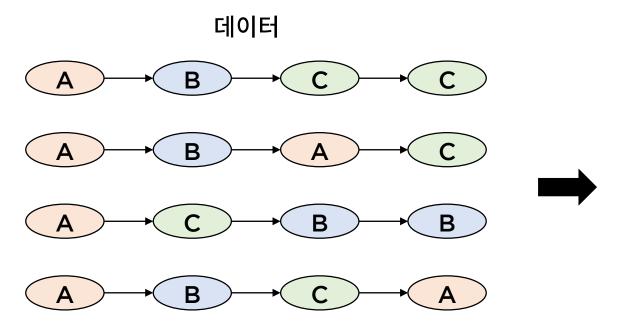
- "상품 A를 구매하면 상품 B도 구매할 것이다"라는 유의한 연관 규칙이 있다면, 상품 A를 구매하고 상품
 B를 구매하지 않은 고객에게 상품 B를 추천해주는 방법에 활용
- (예시) 아마존의 도서 추천





1시계열 및 시퀀스 데이터에서의 특징 추출

• 시계열 및 시퀀스 분류 과제에서 특징을 추출하는데도 활용



$A \rightarrow B$	B o C	$C \rightarrow A$
1	1	0
1	0	0
0	0	0
0	1	1





Chapter.

어디서 많이 봤던 패턴이다 싶을 때: 빈발 패턴 탐색

감사합니다

FAST CAMPUS ONLINE 데이터 탐색과 전처리 I

강사. 안길승