Association Rules Market Basket Analysis

Gerome Yoo

2020

INDEX

- 1. Introduction
- 2. Association Rule
- 3. Measure
- 4. Algorithm
- 5. R Package

MACHINE LEARNING

Supervised Learning : 지도 학습

- ► Target Value to estimate
- ► Classification
- ► Regression

Unsupervised Learning : 비지도학습

- ► No Target Value to estimate
- Clustering
- ► Association Rules

Introduction

추천은 그 자체로 환전성이 있기 때문에 가치가 있다. 넷플릭스의 경우 대여되는 영화의 2/3가 추천을 통해 발생했으며, 구글 뉴스(Google News)의 경우 38% 이상이 추천을 통해서 조회가 발생하는 것으로 알려져 있다. 또한 아마존의 경우에도 추천을 통해 판매가 전체 매출액의 35%를 넘는다.

- 넷플릭스의 빅데이터, 인문학적 상상력과의 접점, 조영신, KISDI 동향 Focus -

Recommendation

Introduction

000

- ► Associtaion Rules
- ► Sequence Analysis
- ► Collaborative Filtering
- ► Content-based Recommendation
- ▶ Who-which Model

ASSOCIATION RULE ANALYSIS : 연관분석

- ► Retail, Wholesale & Distribution Industry: Market basket Analysis : 장바구니 분석
- ► Unsupervised Learning
- ► Collaborative Filtering
- ► Content-based Recommendation
- ▶ Who-which Model

ASSOCIATION RULE

Purpose : 목적

- ▶ 데이터 간의 연관법칙을 찾는 방법
- ▶ 특정 사건이 발생하였을 때 (빈번하게) 발생하는 또 다른 사건의 규칙(Rule)

R Package

Rule

- ▶ 규칙
- ▶ 인과관계로서 표현되나 인과관계가 아님.
- ► Mathematically Rule : if Condition then Result \iff if A then B

Item

- ▶ 상품 ex) 야채, 과자
- ▶ Denote Item space as *I*
- ightharpoonup Denote a Item as i_k
- ► Mathematically $I = \{i_1, i_2, \cdots, i_n\}$

Transaction

- ▶ 구매내역,구매로그
- ► Denote Transaction space as *T*
- ▶ Denote a Transaction as t_i
- ► Mathematically $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ where $t_i = \{i_2, i_3, \dots, i_k\}$

Support: 지지도

- $ightharpoonup P(A \cap B)$
- ▶ 항목 A와 B가 동시에 포함된 사례 수 ÷ 전체 사례 수
- ▶ 전체 거래에서 A와 B 종목을 모두 매수한 비중
- ▶ 얼마나 의미 있는 규칙인지 판단하는 지표

3 IMPORTANT MEASURES FOR ANALYSIS : 측도

Confidence : 신뢰도

- $ightharpoonup P(B|A) = P(A \cap B)/P(A)$
- ▶ 항목 A를 포함하는 거래 중 항목 B가 동시에 포함된 사례 수
- ▶ A 종목 매수 시 B 종목을 매수한 비중
- ▶ 채워넣어야함 o o

Lift : 향상도

- ▶ 항목 A를 포함하는 거래 중 항목 B가 동시에 포함된 사례 수
- ▶ A 종목 매수 시 B 종목을 매수한 비중
- ▶ 채워넣어야함 o o

IS Measure

- ▶ 항목 A와 B가 동시에 포함된 사례 수 ÷ 전체 사례 수
- Unsupervised Learning
- ► Collaborative Filtering
- ► Content-based Recommendation
- ▶ Who-which Model

Complexity for Brute-Force

- ▶ 항목 A와 B가 동시에 포함된 사례 수 ÷ 전체 사례 수
- ► Unsupervised Learning
- ► Collaborative Filtering
- ► Content-based Recommendation

$$R = \sum_{k=1}^{d-1} \left[\binom{d}{k} \times \sum_{j=1}^{d-k} \binom{d-k}{j} \right]$$
$$= 3^d - 2^{d+1} + 1$$

WHY NOT BRUTE-FORCE?

Proof

Recall
$$(a + b)^n = \sum_{x=0}^n \binom{n}{x} a^x b^{n-x}$$
: Binomial Theorem
$$R = \sum_{k=1}^{d-1} \left[\binom{d}{k} \times \sum_{j=1}^{d-k} \binom{d-k}{j} \right]$$

Algorithm

Proof

Then
$$\sum_{j=1}^{d-k} {d-k \choose j}$$

$$= \sum_{j=1}^{d-k} {d-k \choose j} 1^{j} 1^{d-k-j} + {d-k \choose 0} 1^{0} 1^{d-k} - {d-k \choose 0} 1^{0} 1^{d-k}$$

$$= \sum_{j=0}^{d-k} {d-k \choose j} 1^{j} 1^{d-k-j} - {d-k \choose 0} 1^{0} 1^{d-k}$$

$$= (1+1)^{d-k} - 1$$

$$= 2^{d-k} - 1$$

WHY NOT BRUTE-FORCE? Proof

Then
$$R = \sum_{k=1}^{d-1} {d \choose k} (2^{d-k} - 1)$$

$$= \sum_{k=1}^{d-1} {d \choose k} 2^{d-k} - \sum_{k=1}^{d-1} {d \choose k}$$

$$= \sum_{k=0}^{d} {d \choose k} 2^{d-k} - {d \choose d} 2^{0} 1^{d} - {d \choose 0} 2^{d} 1^{0}$$

$$- \sum_{k=0}^{d} {d \choose k} - {d \choose d} 1^{0} 1^{d} - {d \choose 0} 1^{d} 1^{0}$$

$$= \{ (2+1)^{d} - 1 - 2^{d} \} - \{ 2^{d} - 2 \}$$

$$= 3^{d} - 2^{d+1} + 1$$

ANALYSIS WITH R

Related Packages

- ► arules
- ► arulesSequences
- **▶** arulesViz
- ► arulesCBA
- ► arulesNBMiner
- ► RSarules

ANALYSIS WITH R

Arules Package

- Arules package provide pre-built function with Apriori Algorithm
- ► The package provide measure of Support, Confidence and Lift
- ▶ Does not provide IS measure and Cross Support.

ANALYSIS WITH R

Arules Viz

- ► Arules package provide pre-built function with Apriori Algorithm
- ► The package provide measure of Support, Confidence and Lift
- ▶ Does not provide IS measure and Cross Support.