

## 9. 비지도 학습\_군집분석

---

1. 비지도 학습 개요
2. 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

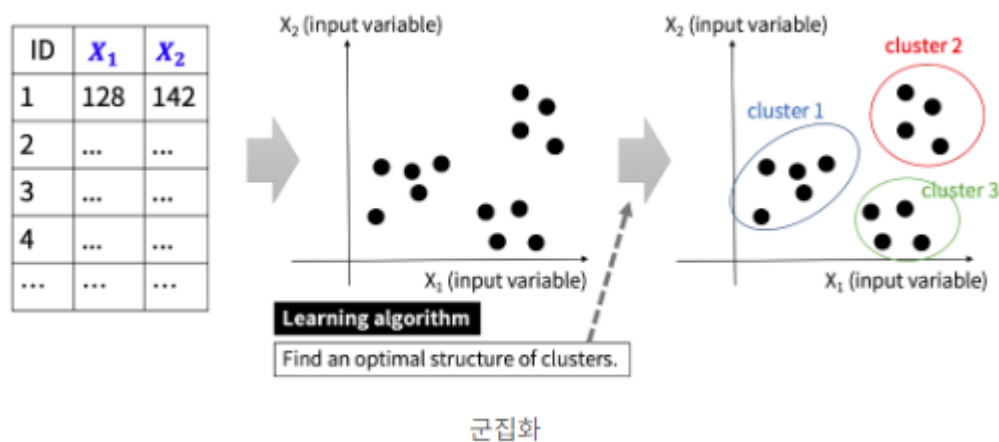
# 1. 비지도 학습 개요

## ❖ 비지도 학습(Unsupervised Learning)

- 지도 학습과 달리 타겟 값( $Y$ )이 없는 입력 데이터( $X$ )만을 학습하는 방법
- 입력데이터에 내재되어 있는 패턴이나 특징을 찾아 내는 용도

## ❖ 비지도 학습의 종류

- 군집화(Clustering): 유사한 포인트들끼리 그룹을 만드는 방법



# 1. 비지도 학습 개요

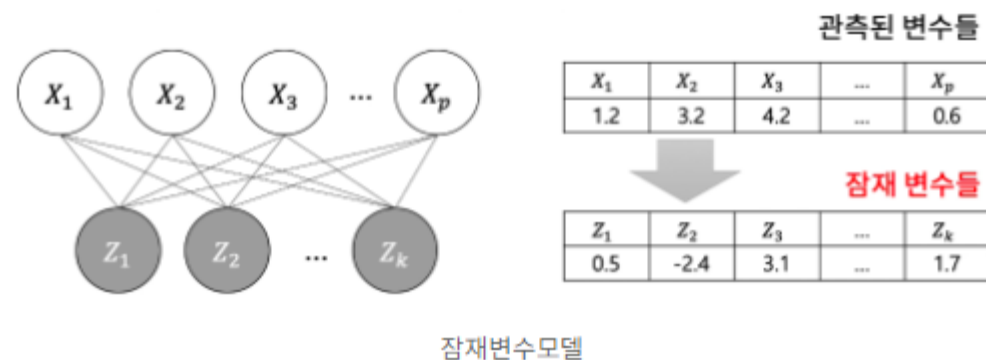
## ❖ 비지도 학습의 종류

### ■ 잠재변수 모델(Latent Variable Model)

- 표현된 데이터 속에 내재되어 있는 요인을 찾는 것
- 현재 데이터 속에 내재되어 있는 정보가 관측되지 않은 상태에서  $z$ 라는 내재되어 있는 변수를 찾아 냄

### ■ 종류

- 주성분 분석(Principal Component Analysis, PCA)
- 특이 값 분해(Singular Value Decomposition SVD)
- 비음수 행렬 분해(Nonnegative Matrix Factorization, NMF)
- 잠재 디리슬레 할당(Latent Dirichlet Allocation, LDA) :
  - Topic Modeling : 문서에서 주제를 찾는 모델링

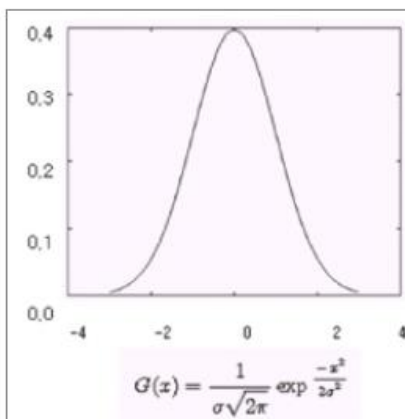


# 1. 비지도 학습 개요

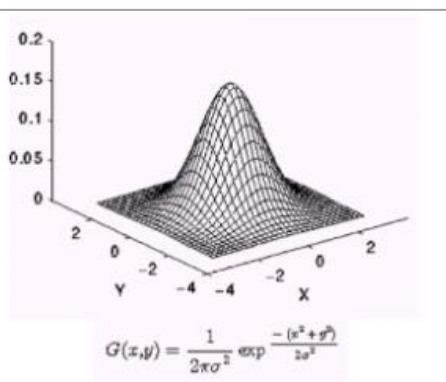
## ❖ 비지도 학습의 종류

### ■ 밀도 추정(Density Estimation)

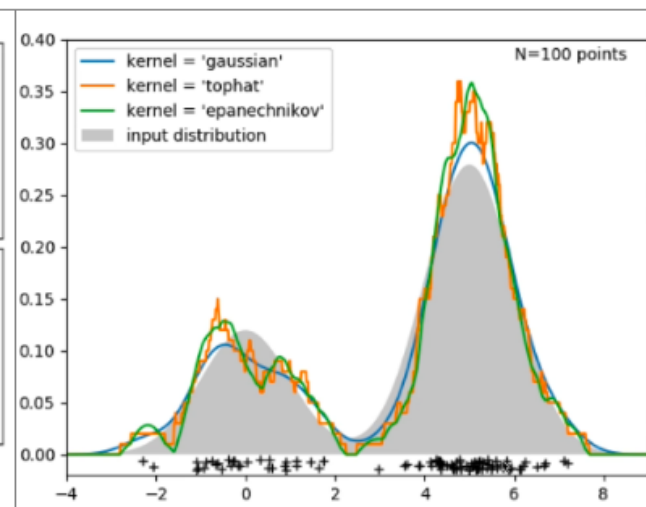
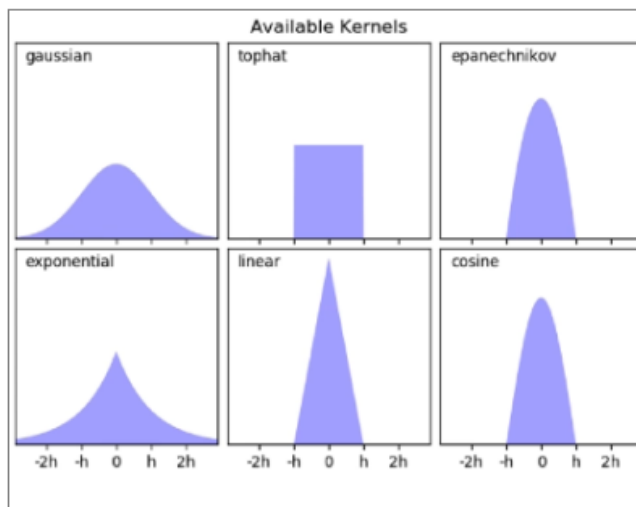
- 관측된 데이터를 이용하여 데이터 생성에 대한 확률밀도함수를 추정
- 가우시안 혼합모델 : 정규분포
- 커널 밀도 추정 : 커널이라고 하는 몇가지 분포를 이용해서 데이터 추정



수학점수만 고려하는 정규분포



수학점수, 영어점수 동시에 고려하는 정규 분포



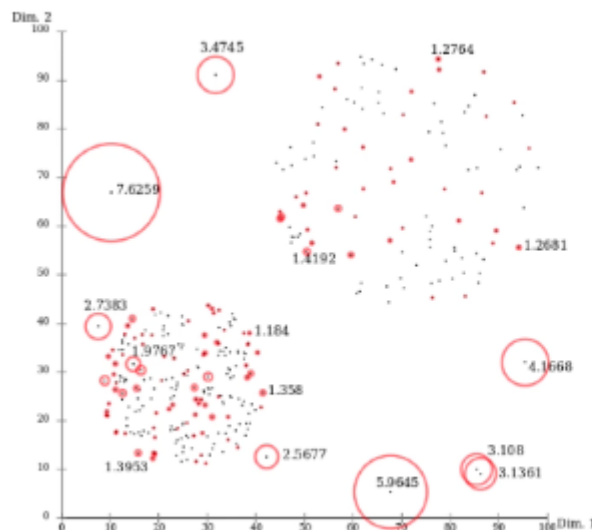
## ❖ 비지도 학습의 종류

- 이상치 탐지
  - 다른 포인트들과 비교하여 많이 벗어나 있는 포인트 찾아내기

- 종류

- 1) Local Outlier Factor (LOF)
- 2) Isolation Forest
- 3) One-class Support Vector Machine (SVM)

- 예 ) LOF



- 대다수의 점들과 모여있지 않은 주변에 떨어진 점들의 수가 LOF모델로 계산할 수 있는 점수를 나타냄

- 점수가 큰 것들을 데이터 포인트들과 떨어져 있는 anomaly로 생각

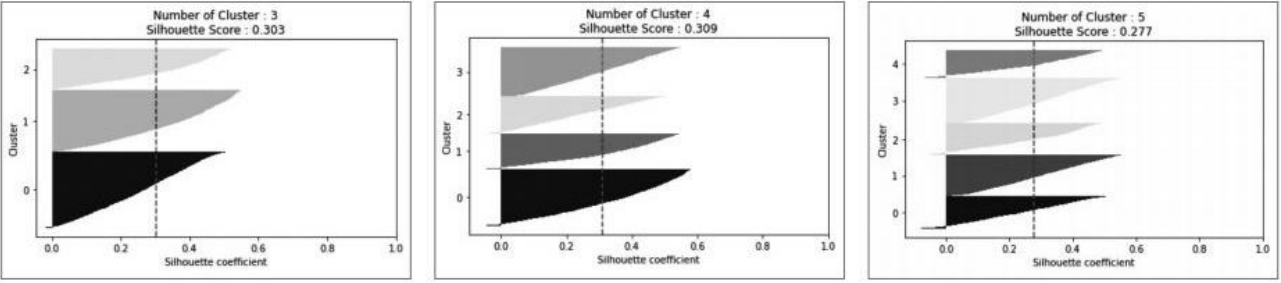
# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 분석 미리보기

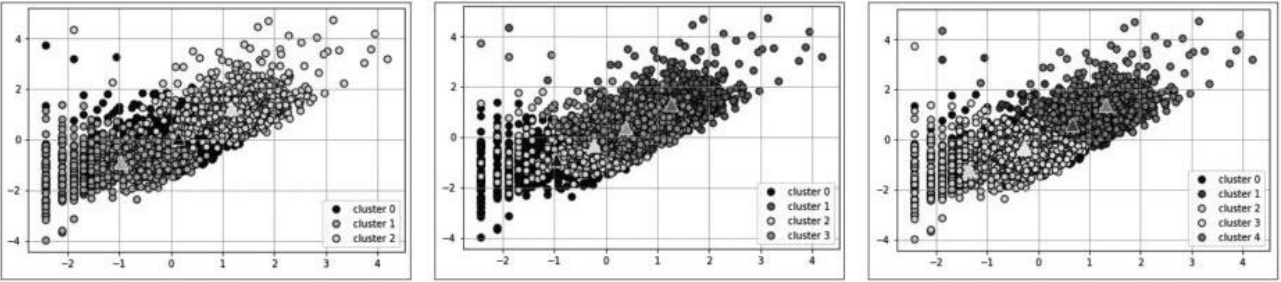
타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기	
목표	온라인 판매 데이터를 분석하여 타겟 마케팅에 필요한 소비자 군집을 구성한다.
핵심 개념	타겟 마케팅, 비지도 학습, 군집화, K-평균, 엘보우 방법, 실루엣 분석
데이터 수집	온라인 판매 데이터: UCI Machine Learning Repository에서 다운로드
데이터 준비 및 탐색	1. 데이터 정제: 자료형 변환, 오류 및 중복 데이터 제거 2. 데이터프레임의 컬럼 추출 및 분석용 데이터 생성 3. 로그 함수를 이용한 데이터 분포 조정: 데이터 치우침 조정
분석 모델 구축	사이킷런의 K-평균 군집화 모델 구축

결과 시각화

1. 클러스터의 비중을 가로 바 차트로 시각화



2. 클러스터의 데이터 분포를 스캐터 차트로 시각화



## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 목표설정

- K-평균으로 온라인 판매 데이터를 분석한 후 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집을 만듦

### ❖ 핵심 개념 이해

#### ■ 비지도 학습

- 훈련 데이터에 타겟값이 주어지지 않은 상태에서 학습을 수행하는 방식
- 훈련 데이터를 학습하여 모델을 생성하면서 유사한 특성(관계, 패턴 등)을 가지는 데이터를 클러스터로 구성
- 새로운 데이터의 특성을 분석하여 해당하는 클러스터를 예측



그림 12-1 머신러닝의 비지도 학습 구조

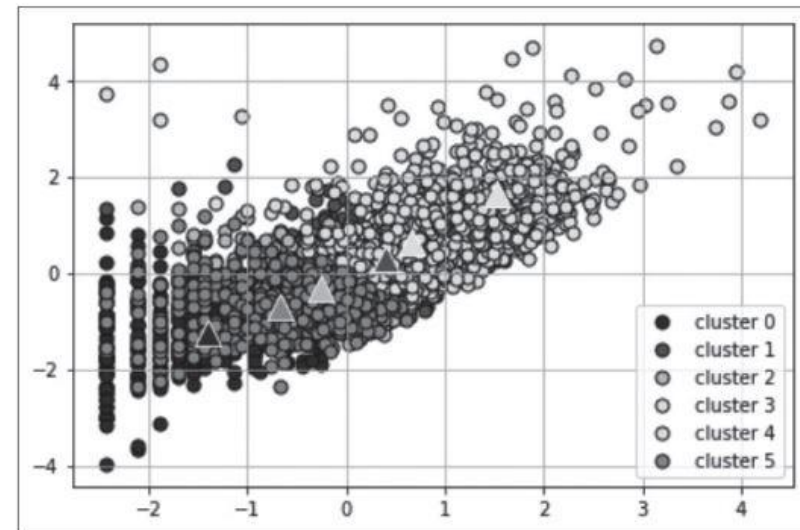


그림 12-2 데이터 군집화의 예

## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 핵심 개념 이해

#### ■ K-평균 알고리즘

- k개의 중심점을 임의의 위치로 잡고 중심점을 기준으로 가까이 있는 데이터를 확인한 뒤 그들과의 거리(유클리디안 거리의 제곱을 사용하여 계산)의 평균 지점으로 중심점을 이동하는 방식
- 가장 많이 활용하는 군집화 알고리즘이지만, 클러스터의 수를 나타내는 k를 직접 지정해야 하는 문제가 있음

#### ■ 엘보 방법

- 왜곡: 클러스터의 중심점과 클러스터 내의 데이터 거리 차이의 제곱값의 합
- 클러스터의 개수 k의 변화에 따른 왜곡의 변화를 그래프로 그려보면 그래프가 꺾이는 지점인 엘보가 나타나는데, 그 지점의 k를 최적의 k로 선택

#### ■ 실루엣 분석

- 클러스터 내에 있는 데이터가 얼마나 조밀하게 모여있는지를 측정하는 그래프 도구
- 데이터 i가 해당 클러스터 내의 데이터와 얼마나 가까운가를 나타내는 클러스터 응집력  $a(i)$
- 가장 가까운 다른 클러스터 내의 데이터 와 얼마나 떨어져있는가를 나타내는 클러스터 분리도  $b(i)$ 를 이용
- 실루엣 계수  $s(i)$ 를 계산
- -1에서 1 사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 좋은 군집화를 의미

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))}$$



## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 데이터 수집

#### 1. 온라인 거래 데이터 수집하기

UCI Machine Learning Repository(<https://archive.ics.uci.edu>)에 접속하여 'online retail'을 검색

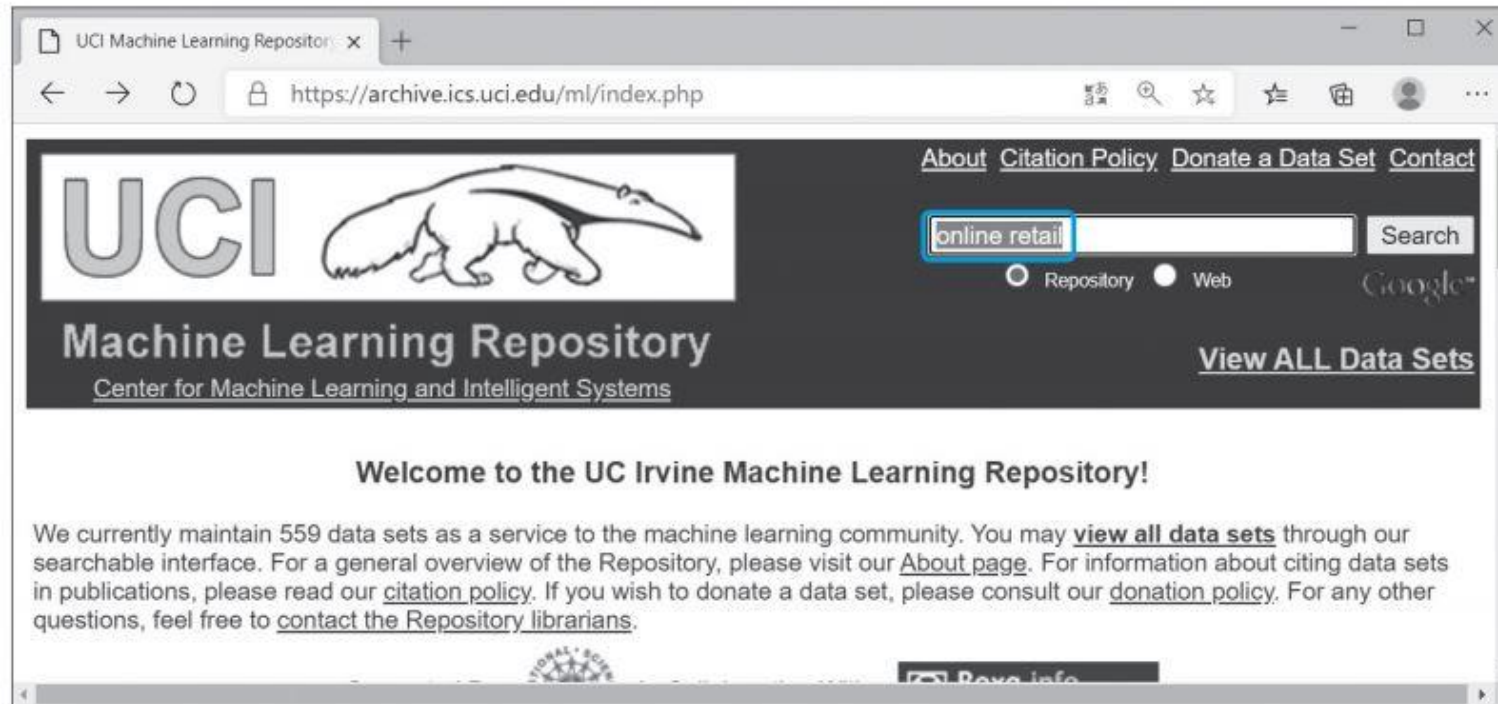


그림 12-3 UCI Machine Learning Repository 사이트에서 'online retail' 검색

## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 데이터 수집

2. 검색 결과 목록에서 'Online Retail Data Set - UCI Machine Learning Repository'를 클릭

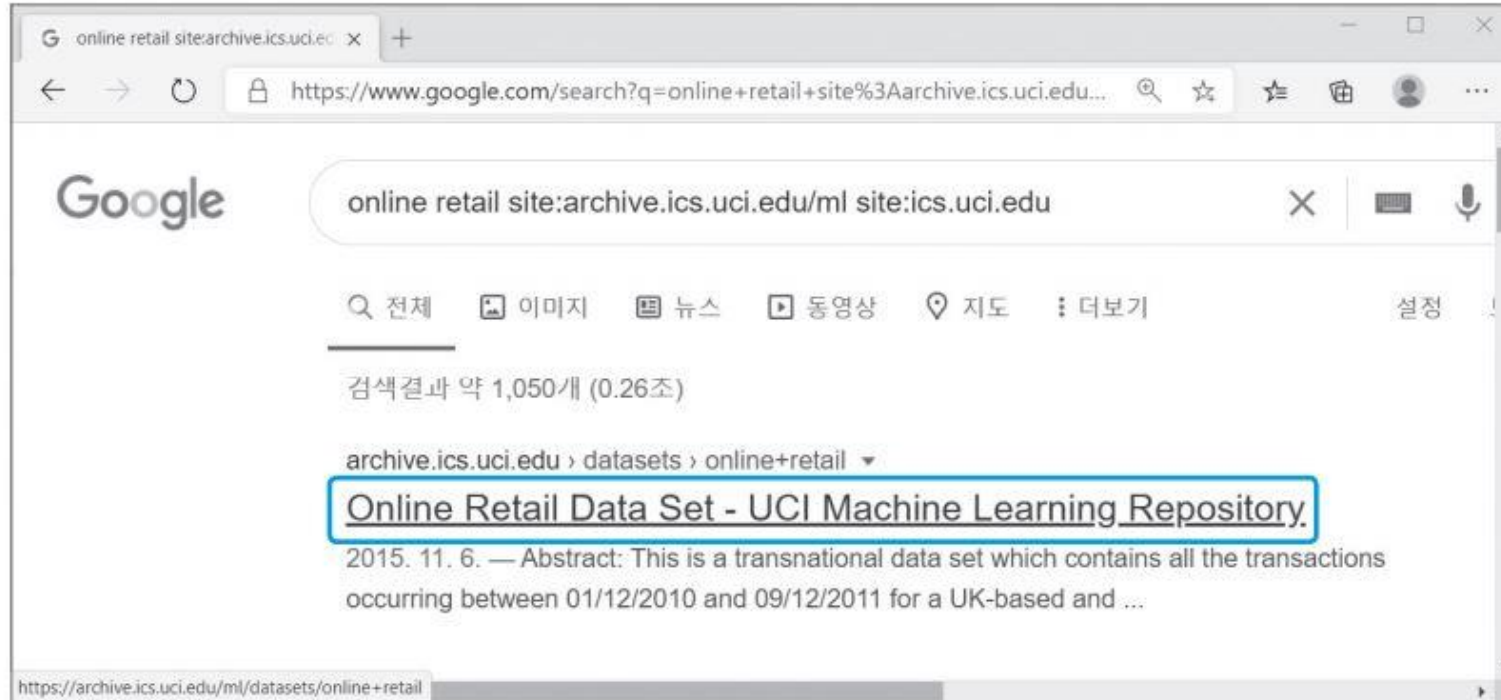


그림 12-4 검색 목록에서 다운로드할 데이터셋 선택

## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 데이터 수집

3. Online Retail Data Set 페이지가 나타나면 Data Folder를 클릭하여 'Online Retail. xlsx'를 다운로드

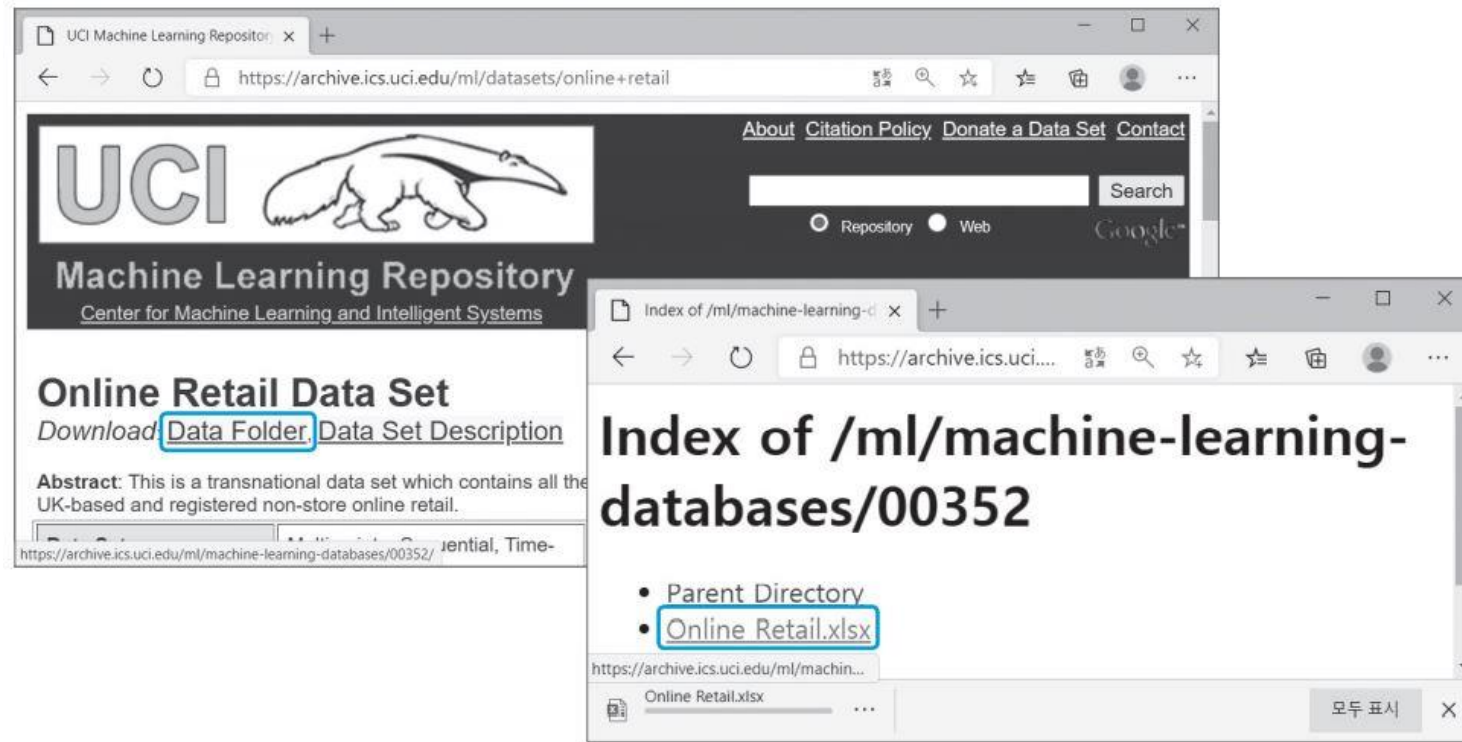


그림 12-5 데이터셋 다운로드

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 수집

4. My\_Python 폴더에 data 폴더를 만든 뒤 다운로드한 'Online Retail.xlsx' 파일을 옮기고 파일 이름을 'Online\_Retail.xlsx'로 수정

In [1]:	<pre>import pandas as pd import math</pre>																																																						
In [2]:	<pre>retail_df = pd.read_excel('data/Online_Retail.xlsx') retail_df.head()</pre>																																																						
Out[2]:	<table><tr><th></th><th>InvoiceNo</th><th>StockCode</th><th>Description</th><th>Quantity</th><th>InvoiceDate</th><th>UnitPrice</th><th>CustomerID</th><th>Country</th></tr><tr><td>0</td><td>536365</td><td>85123A</td><td>WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER</td><td>6</td><td>2010-12-01 08:26:00</td><td>2.55</td><td>17850.0</td><td>United Kingdom</td></tr><tr><td>1</td><td>536365</td><td>71053</td><td>WHITE METAL LANTERN</td><td>6</td><td>2010-12-01 08:26:00</td><td>3.39</td><td>17850.0</td><td>United Kingdom</td></tr><tr><td>2</td><td>536365</td><td>84406B</td><td>CREAM CUPID HEARTS COAT HANGER</td><td>8</td><td>2010-12-01 08:26:00</td><td>2.75</td><td>17850.0</td><td>United Kingdom</td></tr><tr><td>3</td><td>536365</td><td>84029G</td><td>KNITTED UNION FLAG HOT WATER BOTTLE</td><td>6</td><td>2010-12-01 08:26:00</td><td>3.39</td><td>17850.0</td><td>United Kingdom</td></tr><tr><td>4</td><td>536365</td><td>84029E</td><td>RED WOOLLY HOTTIE WHITE HEART.</td><td>6</td><td>2010-12-01 08:26:00</td><td>3.39</td><td>17850.0</td><td>United Kingdom</td></tr></table>		InvoiceNo	StockCode	Description	Quantity	InvoiceDate	UnitPrice	CustomerID	Country	0	536365	85123A	WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER	6	2010-12-01 08:26:00	2.55	17850.0	United Kingdom	1	536365	71053	WHITE METAL LANTERN	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850.0	United Kingdom	2	536365	84406B	CREAM CUPID HEARTS COAT HANGER	8	2010-12-01 08:26:00	2.75	17850.0	United Kingdom	3	536365	84029G	KNITTED UNION FLAG HOT WATER BOTTLE	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850.0	United Kingdom	4	536365	84029E	RED WOOLLY HOTTIE WHITE HEART.	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850.0	United Kingdom
	InvoiceNo	StockCode	Description	Quantity	InvoiceDate	UnitPrice	CustomerID	Country																																															
0	536365	85123A	WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER	6	2010-12-01 08:26:00	2.55	17850.0	United Kingdom																																															
1	536365	71053	WHITE METAL LANTERN	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850.0	United Kingdom																																															
2	536365	84406B	CREAM CUPID HEARTS COAT HANGER	8	2010-12-01 08:26:00	2.75	17850.0	United Kingdom																																															
3	536365	84029G	KNITTED UNION FLAG HOT WATER BOTTLE	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850.0	United Kingdom																																															
4	536365	84029E	RED WOOLLY HOTTIE WHITE HEART.	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850.0	United Kingdom																																															

In [1]: 필요한 모듈을 임포트  
In [2]: 'Online\_Retail.xlsx' 파일을 로드, 내용을 확인하기 위해 상위 5개 레코드를 표시

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

### 1. 데이터 정제하기

1. 데이터 정보 확인하기 - 데이터에 대한 정보를 확인하기 위해 다음을 입력

In [3]:	retail_df.info()
Out[3]:	<class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 541909 entries, 0 to 541908 Data columns (total 8 columns): InvoiceNo    541909 non-null object StockCode   541909 non-null object <b>Description   540455 non-null object</b> Quantity    541909 non-null int64 InvoiceDate   541909 non-null datetime64[ns] UnitPrice    541909 non-null float64 <b>CustomerID   406829 non-null float64</b> Country      541909 non-null object dtypes: datetime64[ns](1), float64(2), int64(1), object(4) memory usage: 33.1+ MB

- 데이터를 구성하는 항목 8개
  - invoiceNo: 6자리 정수로 이루어진 송장 번호. 'C'로 시작하는 것은 취소 주문
  - StockCode: 제품 고유의 품목 코드
  - Description: 제품 설명
  - Quantity: 주문 수량
  - Country: 주문 고객의 국적
  - InvoiceDate: 주문 날짜와 시간
  - UnitPrice: 제품 단가(£, 영국 파운드화)
  - CustomerID: 주문 고객 번호

In [3]: 데이터셋의 정보를 확인

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타깃 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

### 1. 데이터 정제하기

2. 데이터 정제하기 - CustomerID는 정수 형태이므로 자료형을 정수형으로 변경, CustomerID가 없는 데이터는 분석에 사용할 수 없으므로 제거, Quantity와 UnitPrice가 음수인 것도 제거

In [4]:	<pre>#오류 데이터 정제 retail_df = retail_df[retail_df['Quantity']&gt;0] retail_df = retail_df[retail_df['UnitPrice']&gt;0] retail_df = retail_df[retail_df['CustomerID'].notnull()]  # 'CustomerID' 자료형을 정수형으로 변환 retail_df['CustomerID'] = retail_df['CustomerID'].astype(int)  retail_df.info() print(retail_df.isnull().sum()) print(retail_df.shape)</pre>
In [5]:	<pre>retail_df.info() print(retail_df.isnull().sum()) print(retail_df.shape)</pre>

In [4]: 오류 데이터를 필터링하고 CustomerID의 자료형을 정수형으로 변환 `astype(int)`  
In [5]: 정리한 결과를 확인하면 `retail_df.info()` 데이터는 397,884개  
In [6]: 중복 레코드를 제거하면 `drop_duplicates()` 데이터는 392,692개

Out[5]:	<pre>&lt;class 'pandas.core.frame.DataFrame'&gt; Int64Index: 397884 entries, 0 to 541908 Data columns (total 8 columns): InvoiceNo 397884 non-null object StockCode 397884 non-null object Description 397884 non-null object Quantity 397884 non-null int64 InvoiceDate 397884 non-null datetime64[ns] UnitPrice 397884 non-null float64 CustomerID 397884 non-null int32 Country 397884 non-null object. dtypes: datetime64[ns](1), float64(1), int32(1), int64(1), object(4) memory usage: 25.8+ MB InvoiceNo 0 StockCode 0 Description 0 Quantity 0 InvoiceDate 0 UnitPrice 0 CustomerID 0 Country 0 dtype: int64 (397884, 8)</pre>
In [6]:	<pre>#중복 레코드 제거 retail_df.drop_duplicates(inplace = True) print(retail_df.shape) #작업 확인용 출력</pre>
Out[6]:	<pre>(392692, 8)</pre>

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

### 2. 데이터프레임의 컬럼 추출 및 분석용 데이터 생성하기

#### 1. 데이터 탐색을 위해 제품 수, 거래 건수, 고객 수를 알아보고 고객의 국적도 확인

In [7]:	<pre>pd.DataFrame([{'Product':len(retail_df['StockCode'].value_counts()),                 'Transaction':len(retail_df['InvoiceNo'].value_counts()),                 'Customer':len(retail_df['CustomerID'].value_counts())}],                 columns = ['Product', 'Transaction','Customer'], index = ['counts'])</pre>								
Out[7]:	<table><thead><tr><th></th><th>Product</th><th>Transaction</th><th>Customer</th></tr></thead><tbody><tr><td>counts</td><td>3665</td><td>18532</td><td>4338</td></tr></tbody></table>		Product	Transaction	Customer	counts	3665	18532	4338
	Product	Transaction	Customer						
counts	3665	18532	4338						
In [8]:	<pre>retail_df['Country'].value_counts()</pre>								
Out[8]:	<pre>United Kingdom 349203 Germany 9025 France 8326 EIRE 7226 Spain 2479 Netherlands 2359 ...</pre>								

In [7]: 개별 제품을 알 수 있는 StockCode의 개수value\_counts( )로 제품 수, InvoiceNo의 개수로 거래 건수, CustomerID의 개수로 고객 수를 구함 고객의 수는 4,338명

In [8]: 중복 레코드를 제거하면drop\_duplicates( ) 데이터는 392,692개

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

### 2. 데이터프레임의 컬럼 추출 및 분석용 데이터 생성하기

2. 마케팅에 이용하기 위해 고객의 주문 횟수, 주문 총액, 그리고 마지막 주문 후 며칠이 지났는지에 대한 정보를 추출

In [9]:

#주문 금액 컬럼 추가  
retail\_df['SaleAmount'] = retail\_df['UnitPrice']\*retail\_df['Quantity']  
retail\_df.head() #작업 확인용 출력

Out[9]:

	InvoiceNo	StockCode	Description	Quantity	InvoiceDate	UnitPrice	CustomerID	Country	SaleAmount
0	536365	85123A	WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER	6	2010-12-01 08:26:00	2.55	17850	United Kingdom	15.30
1	536365	71053	WHITE METAL LANTERN	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850	United Kingdom	20.34
2	536365	84406B	CREAM CUPID HEARTS COAT HANGER	8	2010-12-01 08:26:00	2.75	17850	United Kingdom	22.00
3	536365	84029G	KNITTED UNION FLAG HOT WATER BOTTLE	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850	United Kingdom	20.34
4	536365	84029E	RED WOOLLY HOTTIE WHITE HEART.	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850	United Kingdom	20.34

In [9]: 제품 단가UnitPrice와 주문 개수Quantity를 곱하여 주문 금액SaleAmount을 계산하고 컬럼으로 추가



# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

### 2. 데이터프레임의 컬럼 추출 및 분석용 데이터 생성하기

2. 마케팅에 이용하기 위해 고객의 주문 횟수, 주문 총액, 그리고 마지막 주문 후 며칠이 지났는지에 대한 정보를 추출

In [10]:

aggregations = { 'InvoiceNo':'count', 'SaleAmount':'sum', 'InvoiceDate':'max'}  
customer\_df = retail\_df.groupby('CustomerID').agg(aggregations)  
customer\_df = customer\_df.reset\_index()  
customer\_df.head() #작업 확인용 출력

Out[10]:

	CustomerID	InvoiceNo	SaleAmount	InvoiceDate
0	12346	1	77183.60	2011-01-18 10:01:00
1	12347	182	4310.00	2011-12-07 15:52:00
2	12348	31	1797.24	2011-09-25 13:13:00
3	12349	73	1757.55	2011-11-21 09:51:00
4	12350	17	334.40	2011-02-02 16:01:00

In [10]: 각 고객의 정보를 추출하기 위해 CustomerID를 기준으로 그룹을 만들고groupby( ), 주문 횟수를 계산하기 위해 InvoiceNo의 개수count를 구함. 주문 금액SaleAmount의 총액sum을 구하고, 주문일InvoiceDate 중에서 가장 최근 날짜max를 찾아 새로운 데이터프레임 객체인 customer\_df를 생성

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

### 2. 데이터프레임의 컬럼 추출 및 분석용 데이터 생성하기

2. 마케팅에 이용하기 위해 고객의 주문 횟수, 주문 총액, 그리고 마지막 주문 후 며칠이 지났는지에 대한 정보를 추출

In [11]:	<pre>customer_df = customer_df.rename(columns = {'InvoiceNo':'Freq', 'InvoiceDate':'ElapsedDays'}) customer_df.head() #작업 확인용 출력</pre>																														
Out[11]:	<table><tr><th></th><th>CustomerID</th><th>Freq</th><th>SaleAmount</th><th>ElapsedDays</th></tr><tr><td>0</td><td>12346</td><td>1</td><td>77183.60</td><td>2011-01-18 10:01:00</td></tr><tr><td>1</td><td>12347</td><td>182</td><td>4310.00</td><td>2011-12-07 15:52:00</td></tr><tr><td>2</td><td>12348</td><td>31</td><td>1797.24</td><td>2011-09-25 13:13:00</td></tr><tr><td>3</td><td>12349</td><td>73</td><td>1757.55</td><td>2011-11-21 09:51:00</td></tr><tr><td>4</td><td>12350</td><td>17</td><td>334.40</td><td>2011-02-02 16:01:00</td></tr></table>		CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	0	12346	1	77183.60	2011-01-18 10:01:00	1	12347	182	4310.00	2011-12-07 15:52:00	2	12348	31	1797.24	2011-09-25 13:13:00	3	12349	73	1757.55	2011-11-21 09:51:00	4	12350	17	334.40	2011-02-02 16:01:00
	CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays																											
0	12346	1	77183.60	2011-01-18 10:01:00																											
1	12347	182	4310.00	2011-12-07 15:52:00																											
2	12348	31	1797.24	2011-09-25 13:13:00																											
3	12349	73	1757.55	2011-11-21 09:51:00																											
4	12350	17	334.40	2011-02-02 16:01:00																											

In [11]: customer\_df의 컬럼 이름을 변경rename( )

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

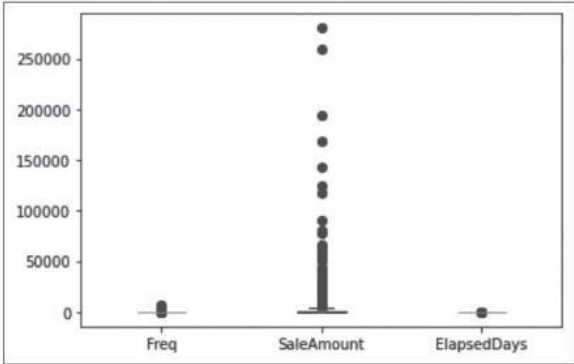
- 2. 데이터프레임의 컬럼 추출 및 분석용 데이터 생성하기
- 3. 마지막 주문일로부터 며칠이 지났는지에 대한 값을 ElapsedDays 컬럼에 저장  
'기준 날짜 - 마지막 구매일'로 계산해 구함(날짜기준: 2011년 12월 10일)

In [12]:	<pre>import datetime customer_df['ElapsedDays'] = datetime.datetime(2011,12,10) - customer_df['ElapsedDays'] customer_df.head() #작업 확인용 출력</pre>																																	
Out[12]:	<table><thead><tr><th></th><th>CustomerID</th><th>Freq</th><th>SaleAmount</th><th>ElapsedDays</th></tr></thead><tbody><tr><td>0</td><td>12346</td><td>1</td><td>77183.60</td><td>325 days 13:59:00</td></tr><tr><td>1</td><td>12347</td><td>182</td><td>4310.00</td><td>2 days 08:08:00</td></tr><tr><td>2</td><td>12348</td><td>31</td><td>1797.24</td><td>75 days 10:47:00</td></tr><tr><td>3</td><td>12349</td><td>73</td><td>1757.55</td><td>18 days 14:09:00</td></tr><tr><td>4</td><td>12350</td><td>17</td><td>334.40</td><td>310 days 07:59:00</td></tr></tbody></table>		CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	0	12346	1	77183.60	325 days 13:59:00	1	12347	182	4310.00	2 days 08:08:00	2	12348	31	1797.24	75 days 10:47:00	3	12349	73	1757.55	18 days 14:09:00	4	12350	17	334.40	310 days 07:59:00	In [12]: '기준 날짜 - 마지막 구매일'을 계산		
	CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays																														
0	12346	1	77183.60	325 days 13:59:00																														
1	12347	182	4310.00	2 days 08:08:00																														
2	12348	31	1797.24	75 days 10:47:00																														
3	12349	73	1757.55	18 days 14:09:00																														
4	12350	17	334.40	310 days 07:59:00																														
In [13]:	<pre>customer_df['ElapsedDays'] = customer_df['ElapsedDays'].apply(lambda x: x.days+1) customer_df.head() #작업 확인용 출력</pre>																																	
Out[13]:	<table><thead><tr><th></th><th>CustomerID</th><th>Freq</th><th>SaleAmount</th><th>ElapsedDays</th></tr></thead><tbody><tr><td>0</td><td>12346</td><td>1</td><td>77183.60</td><td>326</td></tr><tr><td>1</td><td>12347</td><td>182</td><td>4310.00</td><td>3</td></tr><tr><td>2</td><td>12348</td><td>31</td><td>1797.24</td><td>76</td></tr><tr><td>3</td><td>12349</td><td>73</td><td>1757.55</td><td>19</td></tr><tr><td>4</td><td>12350</td><td>17</td><td>334.40</td><td>311</td></tr></tbody></table>		CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	0	12346	1	77183.60	326	1	12347	182	4310.00	3	2	12348	31	1797.24	76	3	12349	73	1757.55	19	4	12350	17	334.40	311	In [13]: 마지막 구매 후 몇 일이 지났는지를 날짜수로 환산하여 ElapsedDays 값을 구함		
	CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays																														
0	12346	1	77183.60	326																														
1	12347	182	4310.00	3																														
2	12348	31	1797.24	76																														
3	12349	73	1757.55	19																														
4	12350	17	334.40	311																														

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

### 3. 데이터 분포 조정하기

In [14]:	<pre>import matplotlib.pyplot as plt import seaborn as sn  fig, ax = plt.subplots() ax.boxplot([customer_df['Freq'], customer_df['SaleAmount'], customer_df['ElapsedDays']], sym = 'bo') plt.xticks([1, 2, 3], ['Freq', 'SaleAmount', 'ElapsedDays']) plt.show()</pre>
Out[14]:	<div></div> <p>In [14]: customer_df의 3개 컬럼으로 박스플롯 3개를 그림</p>

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

### 3. 데이터 분포 조정하기

2. 로그 함수를 적용하여 값의 분포를 고르게 조정

파란색 점으로 표시된 `sym='bo'` 아웃라이어 값이 많은 것은 데이터 값이 치우침을 나타냄

In [15]:	<pre>import numpy as np  customer_df['Freq_log'] = np.log1p(customer_df['Freq']) customer_df['SaleAmount_log'] = np.log1p(customer_df['SaleAmount']) customer_df['ElapsedDays_log'] = np.log1p(customer_df['ElapsedDays']) customer_df.head() #작업 확인용 출력</pre>																																																
Out[15]:	<table><tr><th></th><th>CustomerID</th><th>Freq</th><th>SaleAmount</th><th>ElapsedDays</th><th>Freq_log</th><th>SaleAmount_log</th><th>ElapsedDays_log</th></tr><tr><td>0</td><td>12346</td><td>1</td><td>77183.60</td><td>326</td><td>0.693147</td><td>11.253955</td><td>5.789960</td></tr><tr><td>1</td><td>12347</td><td>182</td><td>4310.00</td><td>3</td><td>5.209486</td><td>8.368925</td><td>1.386294</td></tr><tr><td>2</td><td>12348</td><td>31</td><td>1797.24</td><td>76</td><td>3.465736</td><td>7.494564</td><td>4.343805</td></tr><tr><td>3</td><td>12349</td><td>73</td><td>1757.55</td><td>19</td><td>4.304065</td><td>7.472245</td><td>2.995732</td></tr><tr><td>4</td><td>12350</td><td>17</td><td>334.40</td><td>311</td><td>2.890372</td><td>5.815324</td><td>5.743003</td></tr></table>		CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	Freq_log	SaleAmount_log	ElapsedDays_log	0	12346	1	77183.60	326	0.693147	11.253955	5.789960	1	12347	182	4310.00	3	5.209486	8.368925	1.386294	2	12348	31	1797.24	76	3.465736	7.494564	4.343805	3	12349	73	1757.55	19	4.304065	7.472245	2.995732	4	12350	17	334.40	311	2.890372	5.815324	5.743003
	CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	Freq_log	SaleAmount_log	ElapsedDays_log																																										
0	12346	1	77183.60	326	0.693147	11.253955	5.789960																																										
1	12347	182	4310.00	3	5.209486	8.368925	1.386294																																										
2	12348	31	1797.24	76	3.465736	7.494564	4.343805																																										
3	12349	73	1757.55	19	4.304065	7.472245	2.995732																																										
4	12350	17	334.40	311	2.890372	5.815324	5.743003																																										

In [15]: 컬럼 값에 로그 함수 `log1p()`를 취한 값을 새 컬럼으로 추가하여 저장

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 데이터 준비 및 탐색

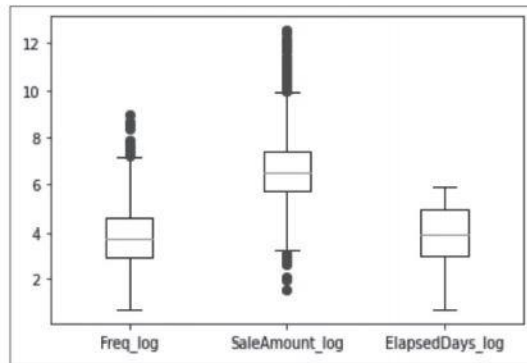
### 3. 데이터 분포 조정하기

2. 로그 함수를 적용하여 값의 분포를 고르게 조정

In [16]:

```
fig, ax = plt.subplots()
ax.boxplot([customer_df['Freq_log'], customer_df['SaleAmount_log'],
customer_df['ElapsedDays_log']], sym = 'bo')
plt.xticks([1, 2, 3], ['Freq_log', 'SaleAmount_log', 'ElapsedDays_log'])
plt.show()
```

Out[16]:



In [16]: 박스플롯을 그림

## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 분석 모델 구축

#### 1. K-평균 군집화 모델을 이용하여 분석 모델 구축하기

##### 1. X\_features를 정규 분포로 스케일링하기

In [17]:	<b>from</b> sklearn.cluster <b>import</b> KMeans <b>from</b> sklearn.metrics <b>import</b> silhouette_score, silhouette_samples
In [18]:	X_features = customer_df[['Freq_log', 'SaleAmount_log', 'ElapsedDays_log']].values
In [19]:	<b>from</b> sklearn.preprocessing <b>import</b> StandardScaler X_features_scaled = <b>StandardScaler().fit_transform</b> (X_features)

In [17]: K-평균 군집화 모델링을 위한 KMeans와 실루엣 계수 계산에 사용할 silhouette\_score, silhouette\_samples를 импорт

In [18]: K-평균 모델에 사용할 값을 위해 Freq\_log, SaleAmount\_log, ElapsedDays\_log 컬럼을 X\_features에 저장

In [19]: X\_features를 정규 분포로 스케일링 `StandardScaler().fit_transform`하여 X\_features\_scaled에 저장

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 분석 모델 구축

1. K-평균 군집화 모델을 이용하여 분석 모델 구축하기
2. 엘보 방법으로 클러스터 개수 k 선택하기

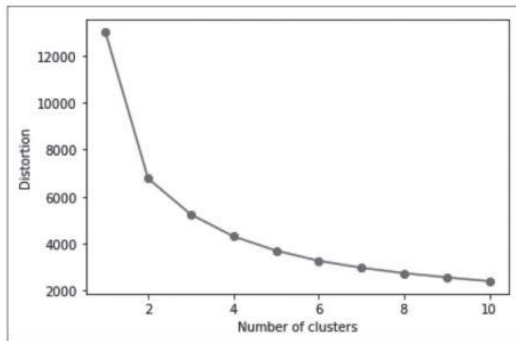
In [20]:

```
distortions = []

for i in range(1, 11):
    kmeans_i = KMeans(n_clusters = i, random_state = 0) #모델 생성
    kmeans_i.fit(X_features_scaled) #모델 훈련
    distortions.append(kmeans_i.inertia_)

plt.plot(range(1,11), distortions, marker = 'o')
plt.xlabel('Number of clusters')
plt.ylabel('Distortion')
plt.show()
```

Out[20]:



In [20]: K-평균 모델을 생성하고 `KMeans()` 훈련하는 `fit()` 작업을 클러스터의 개수인 1부터 10 까지 반복하면서 왜곡 값 `inertia_` 을 리스트 `distortions`에 저장 `append()` . 클러스터 개수에 따른 왜곡 값의 변화를 그래프로 그려서 `plot()` 시각화



# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 분석 모델 구축

### 1. K-평균 군집화 모델을 이용하여 분석 모델 구축하기

3. 클러스터의 개수 k를 3으로 설정하여 K-평균 모델을 다시 구축한 뒤 모델에서 만든 클러스터 레이블을 확인

In [21]:	<pre>kmeans = <b>KMeans</b>(n_clusters=<b>3</b>, random_state=0) #모델 생성 #모델 학습과 결과 예측(클러스터 레이블 생성) Y_labels = kmeans.<b>fit_predict</b>(X_features_scaled)</pre>																																																						
In [22]:	<pre>customer_df['ClusterLabel'] = Y_labels customer_df.head()</pre> <p>#작업 확인용 출력</p>																																																						
Out[22]:	<table><tr><th></th><th>CustomerID</th><th>Freq</th><th>SaleAmount</th><th>ElapsedDays</th><th>Freq_log</th><th>SaleAmount_log</th><th>ElapsedDays_log</th><th>ClusterLabel</th></tr><tr><td>0</td><td>12346</td><td>1</td><td>77183.60</td><td>326</td><td>0.693147</td><td>11.253955</td><td>5.789960</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>12347</td><td>182</td><td>4310.00</td><td>3</td><td>5.209486</td><td>8.368925</td><td>1.386294</td><td>2</td></tr><tr><td>2</td><td>12348</td><td>31</td><td>1797.24</td><td>76</td><td>3.465736</td><td>7.494564</td><td>4.343805</td><td>0</td></tr><tr><td>3</td><td>12349</td><td>73</td><td>1757.55</td><td>19</td><td>4.304065</td><td>7.472245</td><td>2.995732</td><td>0</td></tr><tr><td>4</td><td>12350</td><td>17</td><td>334.40</td><td>311</td><td>2.890372</td><td>5.815324</td><td>5.743003</td><td>1</td></tr></table>		CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	Freq_log	SaleAmount_log	ElapsedDays_log	ClusterLabel	0	12346	1	77183.60	326	0.693147	11.253955	5.789960	0	1	12347	182	4310.00	3	5.209486	8.368925	1.386294	2	2	12348	31	1797.24	76	3.465736	7.494564	4.343805	0	3	12349	73	1757.55	19	4.304065	7.472245	2.995732	0	4	12350	17	334.40	311	2.890372	5.815324	5.743003	1
	CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	Freq_log	SaleAmount_log	ElapsedDays_log	ClusterLabel																																															
0	12346	1	77183.60	326	0.693147	11.253955	5.789960	0																																															
1	12347	182	4310.00	3	5.209486	8.368925	1.386294	2																																															
2	12348	31	1797.24	76	3.465736	7.494564	4.343805	0																																															
3	12349	73	1757.55	19	4.304065	7.472245	2.995732	0																																															
4	12350	17	334.40	311	2.890372	5.815324	5.743003	1																																															

In [21]: 클러스터의 개수를 3으로 설정하고n\_clusters=3 다시 K-평균 군집화 모델을 생성

생성된 모델에서 X\_features\_scaled를 적용하여 학습하고 클러스터에 대한 레이블 예측 값Y\_labels을 구함fit\_predict( )

In [22]: 레이블 예측값Y\_labels을 customer\_df에 컬럼으로 추가하고 확인

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 결과 분석 및 시각화

### 1. 클러스터의 비중과 데이터 분포를 차트로 시각화하기

#### 1. 각 클러스터의 비중을 가로 바 차트로 시각화

```
In [23]: from matplotlib import cm

def silhouetteViz(n_cluster, X_features):
    kmeans = KMeans(n_clusters = n_cluster, random_state = 0)
    Y_labels = kmeans.fit_predict(X_features)

    silhouette_values = silhouette_samples(X_features, Y_labels, metric = 'euclidean')

    y_ax_lower, y_ax_upper = 0, 0
    y_ticks = []

    for c in range(n_cluster):
        c_silhouettes = silhouette_values[Y_labels == c]
        c_silhouettes.sort()
        y_ax_upper += len(c_silhouettes)
        color = cm.jet(float(c) / n_cluster)
        plt.barh(range(y_ax_lower, y_ax_upper), c_silhouettes, height = 1.0, edgecolor = 'none', color = color)
        y_ticks.append((y_ax_lower + y_ax_upper) / 2.)
        y_ax_lower += len(c_silhouettes)

    silhouette_avg = np.mean(silhouette_values)
    plt.axvline(silhouette_avg, color = 'red', linestyle = '--')
    plt.title('Number of Cluster : ' + str(n_cluster) + '\n' + 'Silhouette Score : ' + str(round(silhouette_avg,3)))
    plt.yticks(y_ticks, range(n_cluster))
    plt.xticks([0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1])
    plt.ylabel('Cluster')
    plt.xlabel('Silhouette coefficient')
    plt.tight_layout()
    plt.show()
```

In [23]: 실루엣 계수를 구하고, 각 클러스터의 비중을 가로 바 차트 `barh()`로 시각화하기 위해 `silhouetteViz` 함수를 정의

## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 결과 분석 및 시각화

#### 1. 클러스터의 비중과 데이터 분포를 차트로 시각화하기

#### 2. 클러스터의 데이터 분포를 확인하기 위해 스캐터 차트로 시각화

In [24]:

```
def clusterScatter(n_cluster, X_features):
    c_colors = []
    kmeans = KMeans(n_clusters = n_cluster, random_state = 0)
    Y_labels = kmeans.fit_predict(X_features)

    for i in range(n_cluster):
        c_color = cm.jet(float(i) / n_cluster) #클러스터의 색상 설정
        c_colors.append(c_color)
        #클러스터의 데이터 분포를 동그라미로 시각화
        plt.scatter(X_features[Y_labels == i,0], X_features[Y_labels == i,1], marker = 'o',
                    color = c_color, edgecolor = 'black', s = 50, label = 'cluster ' + str(i))

    #각 클러스터의 중심점을 삼각형으로 표시
    for i in range(n_cluster):
        plt.scatter(kmeans.cluster_centers_[i,0], kmeans.cluster_centers_[i,1], marker = '^',
                    color = c_colors[i], edgecolor = 'w', s = 200)
    plt.legend()
    plt.grid()
    plt.tight_layout()
    plt.show()
```

In [24]: 클러스터에 대한 데이터의 분포를 스캐터 차트 `scatter()` 로 시각화하기 위해 `cluster Scatter` 함수를 정의

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 결과 분석 및 시각화

### 1. 클러스터의 비중과 데이터 분포를 차트로 시각화하기

3. In [20]에서 생성한 그래프를 고려하여 클러스터 개수가 3, 4, 5, 6인 경우의 실루엣 계수와 각 클러스터의 비중, 그리고 데이터 분포를 시각화하여 비교

In [25]:	<code>silhouetteViz(3, X_features_scaled)</code>
In [26]:	<code>silhouetteViz(4, X_features_scaled)</code>
In [27]:	<code>silhouetteViz(5, X_features_scaled)</code>
In [28]:	<code>silhouetteViz(6, X_features_scaled)</code>

In [25]~[28]: silhouetteViz 함수를 호출하여 실루엣 계수와 클러스터의 비중을 시각화

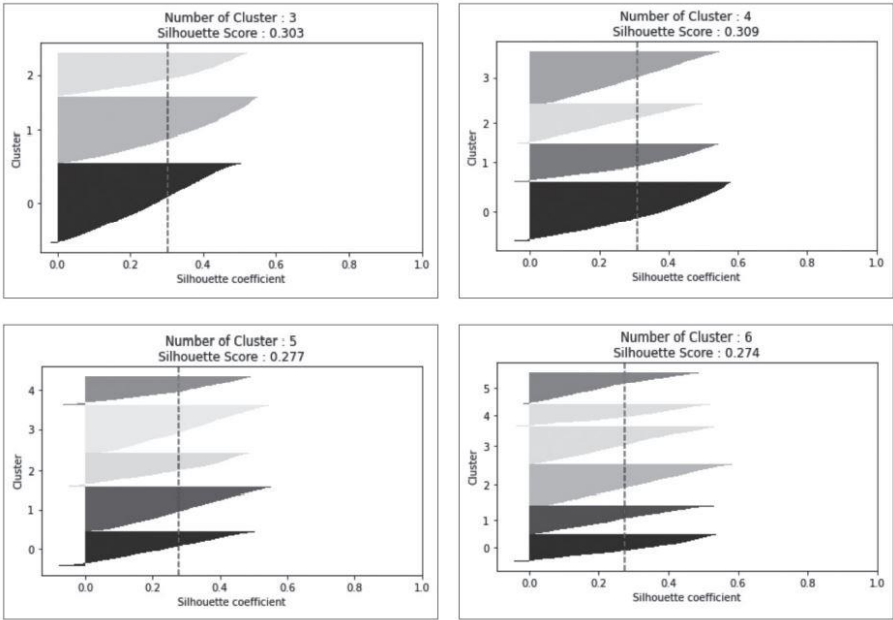


그림 12-6 클러스터의 비중 시각화

## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 결과 분석 및 시각화

1. 클러스터의 비중과 데이터 분포를 차트로 시각화하기
4. 클러스터 분포를 이용하여 최적의 클러스터 수를 확인

In [29]:	clusterScatter(3, X_features_scaled)
In [30]:	clusterScatter(4, X_features_scaled)
In [31]:	clusterScatter(5, X_features_scaled)
In [32]:	clusterScatter(6, X_features_scaled)

In [29]~[32]: clusterScatter 함수를 호출하여 클러스터의 데이터 분포(원으로 표시)와 클러스터의 중심점 위치(삼각형으로 표시)를 시각화

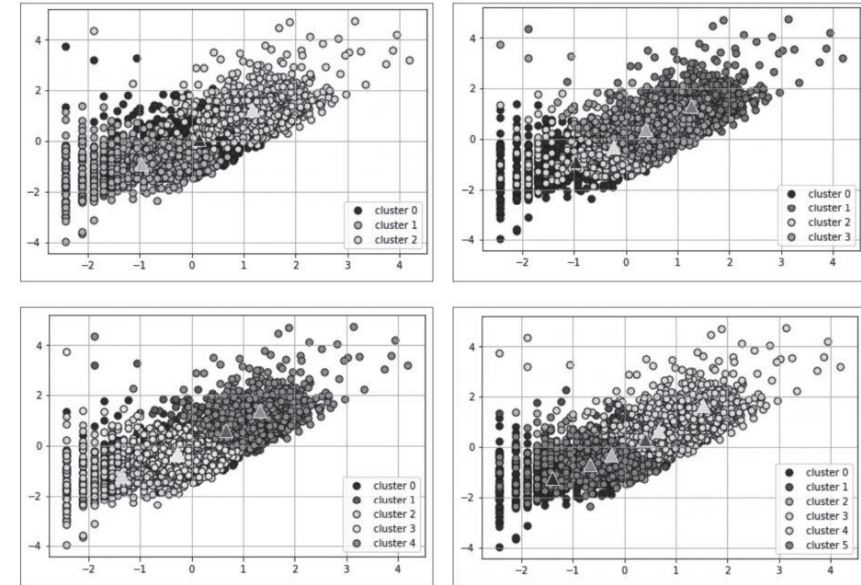


그림 12-7 클러스터의 데이터 분포 시각화

# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 결과 분석 및 시각화

### 1. 클러스터의 비중과 데이터 분포를 차트로 시각화하기

5. silhouetteViz 함수를 호출한 결과에서 클러스터가 4개인 경우가 더 좋은 것으로 나타났으므로 최종적으로 최적의 클러스터 개수 k를 4로 결정

In [33]:	<pre>best_cluster = 4 kmeans = KMeans(n_clusters = best_cluster, random_state = 0) Y_labels = kmeans.fit_predict(X_features_scaled)</pre>																																																						
In [34]:	<pre>customer_df['ClusterLabel'] = Y_labels customer_df.head()</pre>																																																						
Out[34]:	<table><tr><th></th><th>CustomerID</th><th>Freq</th><th>SaleAmount</th><th>ElapsedDays</th><th>Freq_log</th><th>SaleAmount_log</th><th>ElapsedDays_log</th><th>ClusterLabel</th></tr><tr><td>0</td><td>12346</td><td>1</td><td>77183.60</td><td>326</td><td>0.693147</td><td>11.253955</td><td>5.789960</td><td>3</td></tr><tr><td>1</td><td>12347</td><td>182</td><td>4310.00</td><td>3</td><td>5.209486</td><td>8.368925</td><td>1.386294</td><td>1</td></tr><tr><td>2</td><td>12348</td><td>31</td><td>1797.24</td><td>76</td><td>3.465736</td><td>7.494564</td><td>4.343805</td><td>3</td></tr><tr><td>3</td><td>12349</td><td>73</td><td>1757.55</td><td>19</td><td>4.304065</td><td>7.472245</td><td>2.995732</td><td>3</td></tr><tr><td>4</td><td>12350</td><td>17</td><td>334.40</td><td>311</td><td>2.890372</td><td>5.815324</td><td>5.743003</td><td>0</td></tr></table>		CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	Freq_log	SaleAmount_log	ElapsedDays_log	ClusterLabel	0	12346	1	77183.60	326	0.693147	11.253955	5.789960	3	1	12347	182	4310.00	3	5.209486	8.368925	1.386294	1	2	12348	31	1797.24	76	3.465736	7.494564	4.343805	3	3	12349	73	1757.55	19	4.304065	7.472245	2.995732	3	4	12350	17	334.40	311	2.890372	5.815324	5.743003	0
	CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	Freq_log	SaleAmount_log	ElapsedDays_log	ClusterLabel																																															
0	12346	1	77183.60	326	0.693147	11.253955	5.789960	3																																															
1	12347	182	4310.00	3	5.209486	8.368925	1.386294	1																																															
2	12348	31	1797.24	76	3.465736	7.494564	4.343805	3																																															
3	12349	73	1757.55	19	4.304065	7.472245	2.995732	3																																															
4	12350	17	334.40	311	2.890372	5.815324	5.743003	0																																															
In [35]:	<pre>customer_df.to_csv('data/Online_Retail_Customer_Cluster.csv')</pre>																																																						

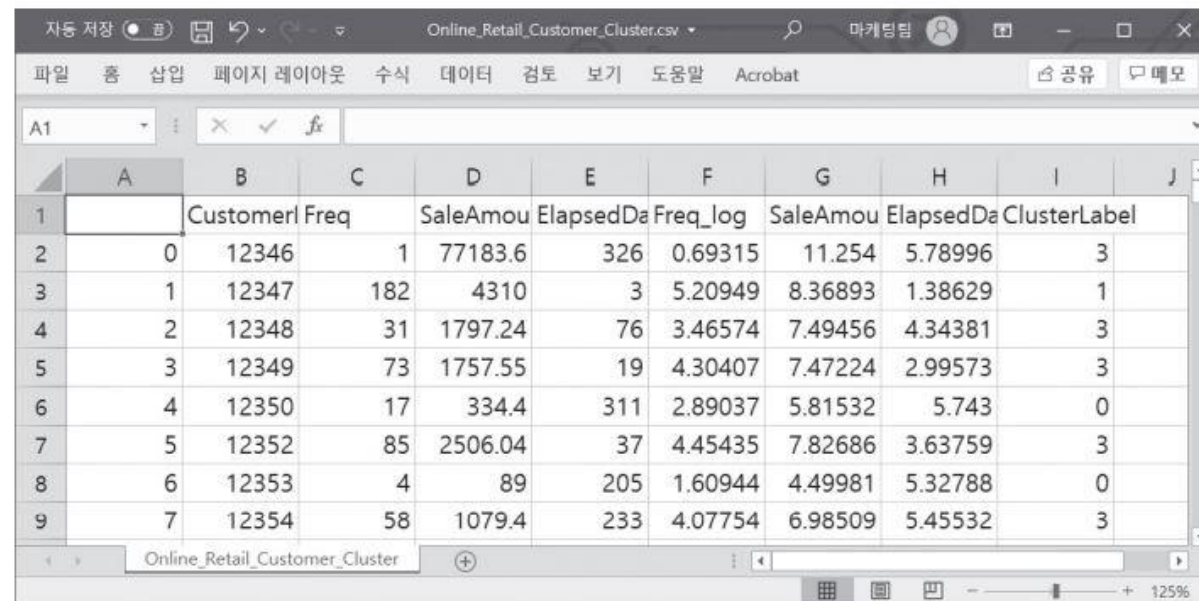
In [33]: 최적의 K-평균 군집화 모델의 레이블 예측값Y\_labels을 구함  
In [34]: 레이블 예측값Y\_labels을 customer\_df에 저장  
In [35]: customer\_df를 CSV 파일로 저장

## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 결과 분석 및 시각화

#### 1. 클러스터의 비중과 데이터 분포를 차트로 시각화하기

- '타겟 마케팅에 필요한 소비자 군집'



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1		CustomerID	Freq	SaleAmou	ElapsedDa	Freq_log	SaleAmou	ElapsedDa	ClusterLabel	
2	0	12346	1	77183.6	326	0.69315	11.254	5.78996	3	
3	1	12347	182	4310	3	5.20949	8.36893	1.38629	1	
4	2	12348	31	1797.24	76	3.46574	7.49456	4.34381	3	
5	3	12349	73	1757.55	19	4.30407	7.47224	2.99573	3	
6	4	12350	17	334.4	311	2.89037	5.81532	5.743	0	
7	5	12352	85	2506.04	37	4.45435	7.82686	3.63759	3	
8	6	12353	4	89	205	1.60944	4.49981	5.32788	0	
9	7	12354	58	1079.4	233	4.07754	6.98509	5.45532	3	

그림 12-8 완성된 소비자 군집 파일

## 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

### ❖ 결과 분석 및 시각화

#### 2. 추가 분석하기

1. 클러스터의 특징을 살펴보기 위해 먼저 ClusterLabel을 기준으로 그룹을 만듦

In [36]:	customer_df.groupby('ClusterLabel')['CustomerID'].count()
Out[36]:	ClusterLabel 0    1370 1     868 2     893 3    1207 Name: CustomerID, dtype: int64

전체 고객 4,338명 중에서 클러스터 0은 1,370명이고 클러스터 1은 868명, 클러스터 2는 893명, 클러스터 3은 1,207명으로 구성



# 01. [K-평균 군집화 분석 + 그래프] 타겟 마케팅을 위한 소비자 군집 분석하기

## ❖ 결과 분석 및 시각화

### 2. 추가 분석하기

2. 고객 클러스터에서 총 구매 빈도와 총 구매 금액, 마지막 구매 이후 경과일 정보를 추출하고, 구매 1회당 평균 구매 , 금액도 계산

In [37]:	customer_cluster_df = customer_df.drop(['Freq_log', 'SaleAmount_log', 'ElapsedDays_log'],axis = 1, inplace = False)																																															
In [38]:	#주문 1회당 평균 구매금액: SaleAmountAvg customer_cluster_df['SaleAmountAvg'] = customer_cluster_df['SaleAmount']/customer_cluster_df['Freq'] customer_cluster_df.head()																																															
Out[38]:	<table><thead><tr><th></th><th>CustomerID</th><th>Freq</th><th>SaleAmount</th><th>ElapsedDays</th><th>ClusterLabel</th><th>SaleAmountAvg</th></tr></thead><tbody><tr><td>0</td><td>12346</td><td>1</td><td>77183.60</td><td>326</td><td>3</td><td>77183.600000</td></tr><tr><td>1</td><td>12347</td><td>182</td><td>4310.00</td><td>3</td><td>1</td><td>23.681319</td></tr><tr><td>2</td><td>12348</td><td>31</td><td>1797.24</td><td>76</td><td>3</td><td>57.975484</td></tr><tr><td>3</td><td>12349</td><td>73</td><td>1757.55</td><td>19</td><td>3</td><td>24.076027</td></tr><tr><td>4</td><td>12350</td><td>17</td><td>334.40</td><td>311</td><td>0</td><td>19.670588</td></tr></tbody></table> <p>고객 클러스터 1은 다른 클러스터보다 구매 횟수가 월등히 높지만 구매당 평균 금액은 두 번째로 높음.</p>							CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	ClusterLabel	SaleAmountAvg	0	12346	1	77183.60	326	3	77183.600000	1	12347	182	4310.00	3	1	23.681319	2	12348	31	1797.24	76	3	57.975484	3	12349	73	1757.55	19	3	24.076027	4	12350	17	334.40	311	0	19.670588
	CustomerID	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	ClusterLabel	SaleAmountAvg																																										
0	12346	1	77183.60	326	3	77183.600000																																										
1	12347	182	4310.00	3	1	23.681319																																										
2	12348	31	1797.24	76	3	57.975484																																										
3	12349	73	1757.55	19	3	24.076027																																										
4	12350	17	334.40	311	0	19.670588																																										
In [39]:	customer_cluster_df.drop(['CustomerID'],axis = 1, inplace = False).groupby('ClusterLabel').mean()																																															
Out[39]:	<table><thead><tr><th></th><th>Freq</th><th>SaleAmount</th><th>ElapsedDays</th><th>SaleAmountAvg</th></tr></thead><tbody><tr><td>ClusterLabel</td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td>0</td><td>15.100000</td><td>298.966147</td><td>188.241606</td><td>43.290636</td></tr><tr><td>1</td><td>279.207373</td><td>7031.952834</td><td>13.479263</td><td>96.921011</td></tr><tr><td>2</td><td>37.793953</td><td>603.425354</td><td>20.959686</td><td>32.226856</td></tr><tr><td>3</td><td>79.455675</td><td>1520.324252</td><td>95.595692</td><td>103.086284</td></tr></tbody></table> <p>구매당 평균 금액은 고객 클러스터 3이 가장 높음</p>							Freq	SaleAmount	ElapsedDays	SaleAmountAvg	ClusterLabel					0	15.100000	298.966147	188.241606	43.290636	1	279.207373	7031.952834	13.479263	96.921011	2	37.793953	603.425354	20.959686	32.226856	3	79.455675	1520.324252	95.595692	103.086284												
	Freq	SaleAmount	ElapsedDays	SaleAmountAvg																																												
ClusterLabel																																																
0	15.100000	298.966147	188.241606	43.290636																																												
1	279.207373	7031.952834	13.479263	96.921011																																												
2	37.793953	603.425354	20.959686	32.226856																																												
3	79.455675	1520.324252	95.595692	103.086284																																												