

# 예측모델 구현 기술



- ☞ 예측이란 무엇인가?
  - 예측(Prediction, Forecasting)

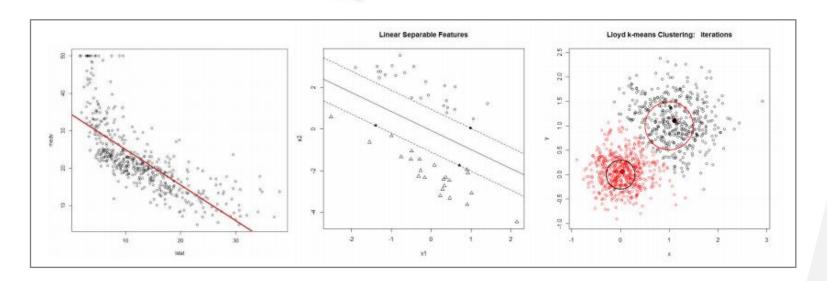
#### 미리 헤아려 짐작함

■ '짐작'의 정확도를 높이기 위해선 '헤아림'에 적합한 데이터가 필요함

예측은 과거의 또는 확보한 정보를 분석해 패턴을 찾고 그 패턴을 바탕으로 앞으로의 흐름 또는 연관성을 찾아내는 것임

- 🍄 학습이란 무엇인가?
  - 학습(Learning)
    - 01 기계가 학습한다
      - = 데이터에서 패턴을 찾아낸다
    - 02 학습을 완료했다
      - = 주어진 데이터를 대표하는 가장 좋은 패턴을 찾았다

- 🍄 학습이란 무엇인가?
  - 학습(Learning)
    - 03 학습을 필요한 데이터를 모으는 방법
      - 모아놓고 시작 : 인터넷에서 다운로드, 자동화 수집 도구 사용
      - 하면서 모으기 예뻐에 비선을 하면서 모으기



- 🍄 학습 유형
  - 기계 학습(Machine Learning)
    - 01 지도학습
      - 정답지(LABEL)가 있는 데이터에서 일정한 패턴을 찾는 학습
    - 02 지도학습
      - 정답지(LABEL)가 없는 데이터에서 일정한 패턴을 찾는 학습 예) 군집분석
    - 03 강화학습
      - 보상(Reward)을 기반으로 하는 학습



#### 회귀분석

■ 앞으로 어떻게 변화할 것인가?

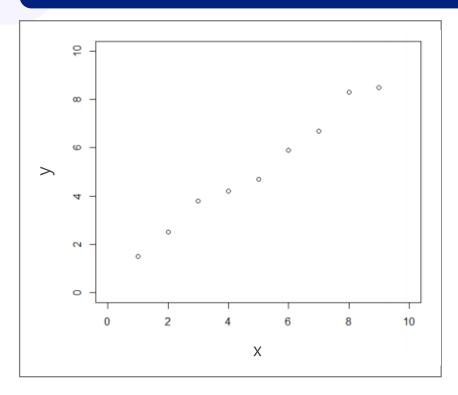
#### 분류분석/군집분석(군집화, Clustering)

• 이 데이터는 어디에 속하지?

☞ 선형 회귀(Linear Regression)

종속 변수 y와 한 개 이상의 독립 변수 x와의 선형 상관 관계를 모델링

#### 오차가 가장 적은 y = f(x) 함수를 찾는 문제(최소자승법)



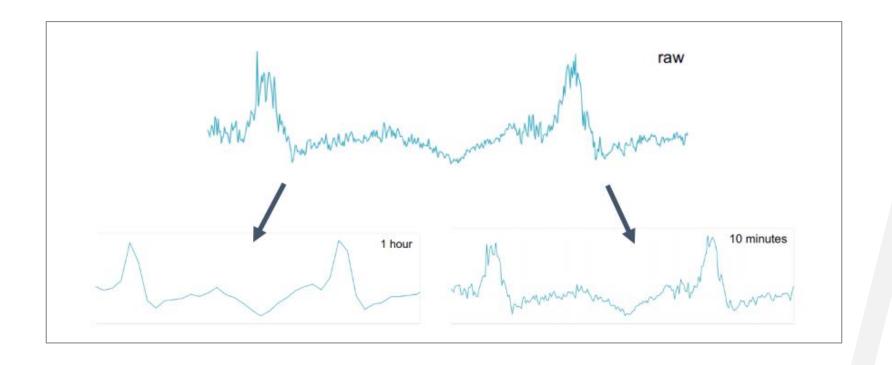
- f(x) = w x + b
  - w : 기울기(가중치)
  - b : 절편



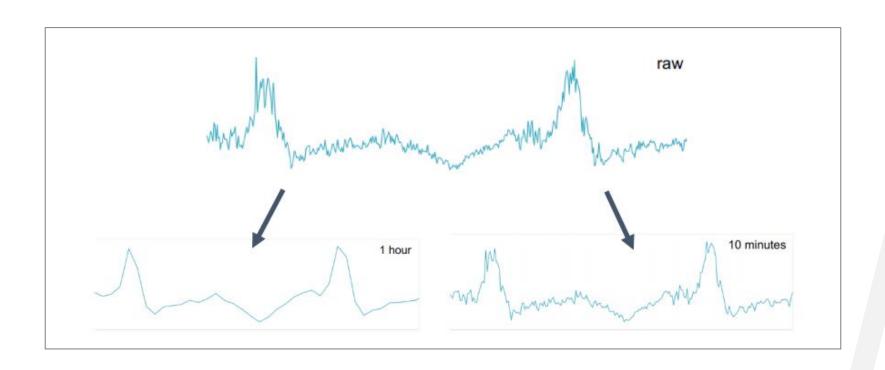


- 🕸 시계열(Time-series) 데이터
  - 01 시간 순서대로 인덱스 된 연속된 데이터 점으로 이루어진 데이터
  - 02 시간 경과에 따라 순서대로 관측되는 데이터
    - 예 연도별, 분기별, 월별, 일별, 시간별 등
  - 03 일반적인 머신러닝 모델링과 다른 접근 방식을 적용해야 함
    - 경향(Trend)
    - 주기(Cycle)
    - 계절성(Seasonality)
    - 불규칙성(Irregular)

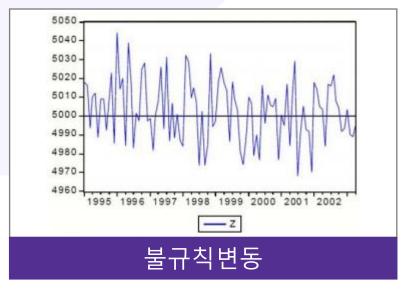
- 🕮 시계열(Time-series) 데이터 분석
  - 01 과거와 현재의 분석은 정확하게 수행이 가능함
  - 02 대상의 특징과 다른 요소와의 관계 규명에 유리함

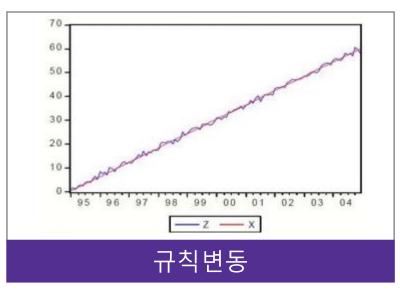


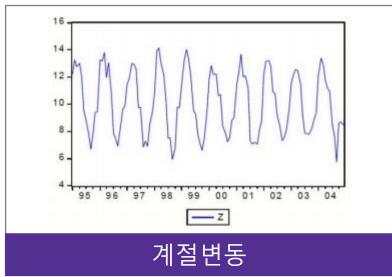
- 🕮 시계열(Time-series) 데이터 분석
  - 03 시계열 분석은 미래 예측을 위한 도구가 아님
    - 예 주식, 부동산 예측

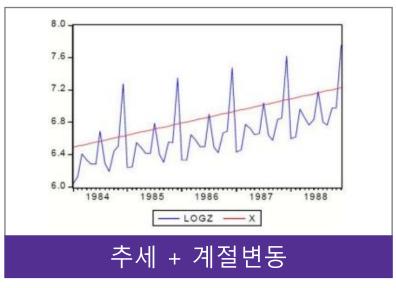


🕮 시계열(Time-series) 데이터 형태









🕮 시계열(Time-series) 분석



- 이전의 결과와 이후의 결과 사이에서 발생하는 자기상관성
- 이전에 생긴 불규칙한 사건이 이후의 결과에 편향성을 초래하는 이동평균



🍄 시계열(Time-series) 분석

#### AR 모형

■ 자기상관(Autocorrelation)을 시계열 모형으로 구성한 학은 변화

#### MR 모형

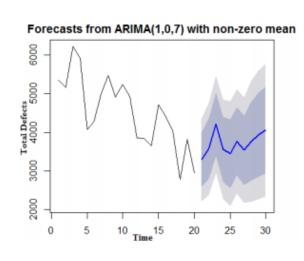
■ 이동평균(Moving Average)을 시계열 모형으로 구성한 ₩**현** 변화

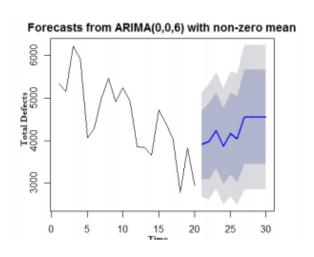


🍄 시계열(Time-series) 분석

#### ARIMA 모형

- Auto-regressive Integrated Moving Average
- 과거의 관측값과 오차를 사용해 현재의 시계열값을 설명하는 ARMA 모형을 일반화 한 모형
- 시계열 데이터는 반드시 '안정된 시계열' 형태여야 함









# 분류 모델 구현 기술



🕮 의사결정나무(Decision Tree)

지도학습 ML중 분류(Classification) 알고리즘 중 하나로 ML 알고리즘 중 직관적으로 이해하기 쉬운 알고리즘임

데이터내의 규칙을 학습을 통해 자동으로 찾아내 나무 모양의 분류 규칙을 만듦

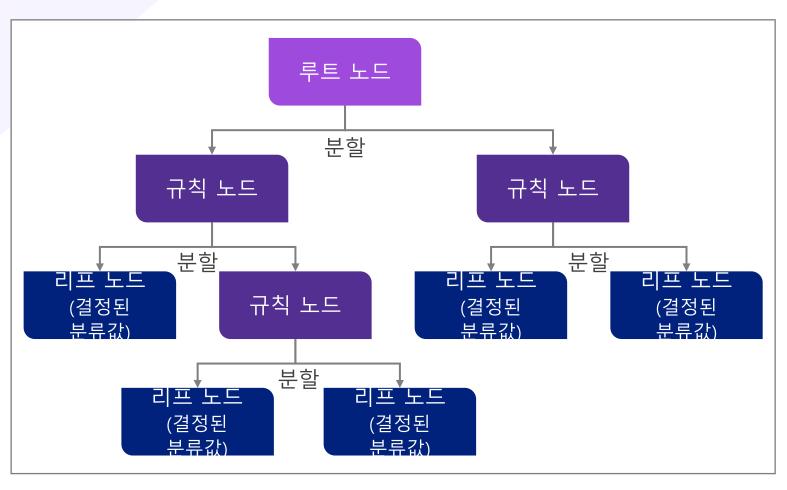
의사결정에 영향을 미치는 독립변수(Feature)에 대한 영향력을 분류하거나 예측함



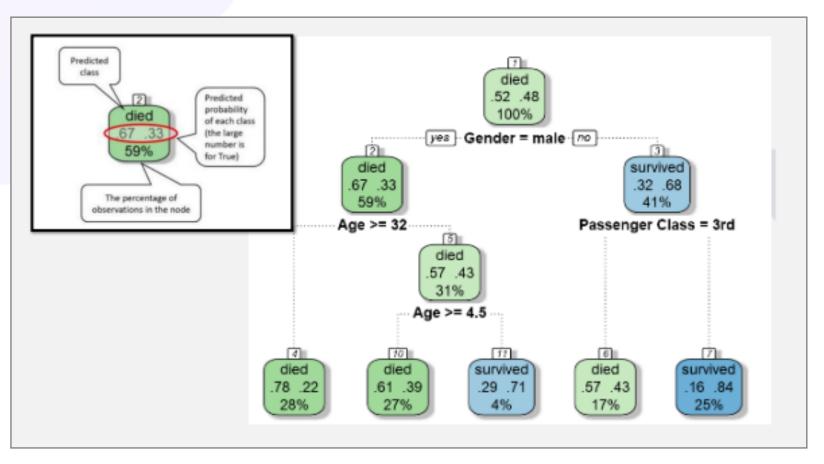
- 🥮 의사결정나무(Decision Tree)
  - 목표 변수(해석대상)
    - 01 이산형인 경우 분류나무(Classification Tree)
    - 02 연속형인 경우 회귀나무(Regression Tree)



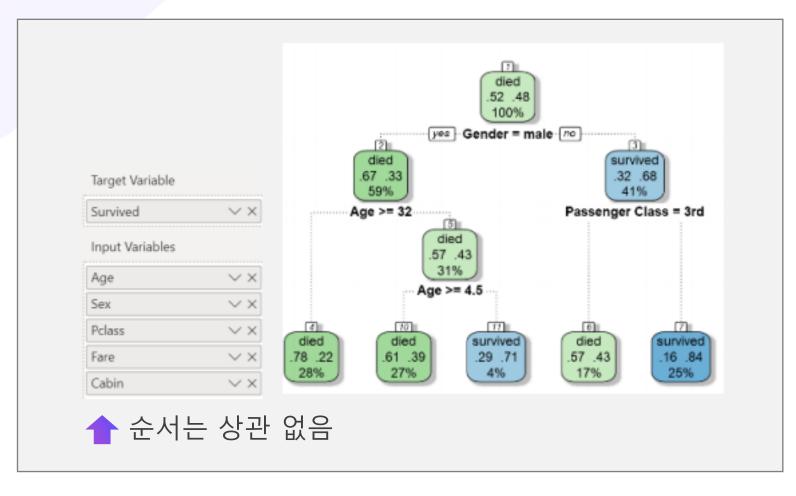
- 🥮 의사결정나무(Decision Tree)
  - 의사결정나무 구조와 용어



● 의사결정나무(Decision Tree)



- 🕮 의사결정나무(Decision Tree)
  - 타이타닉 생존율 분석 예제 실습

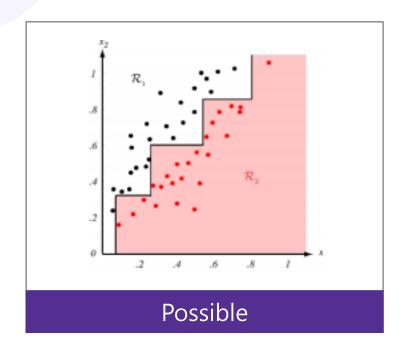


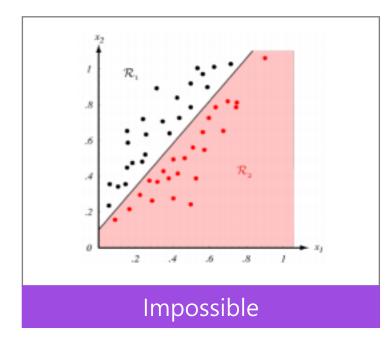
의사결정나무(Decision Tree)

장점	단점
쉽고 직관적 알고리즘  → 의사결정을 위한 규칙생성으로 해석 및  전용이 신유	데이터의 공간을 입력 변수의 수직 축으로만 나눔
적용이 쉬움	과접합(Overfitting)으로 인한
독립변수(입력변수)의	성능 저하
스케일링이나 정규화 등의 사전	→ 이를 극복하기 위한 튜닝
가공 영향도가 크지 않음	필요함
명목형 변수, 연속형 변수 모두	한 번 발생한 분기는 다시
처리 가능	되돌릴 수 없음

- 🕮 의사결정나무(Decision Tree)
  - 단점 추가

#### 데이터의 공간을 입력 변수의 수직 축으로만 나눔



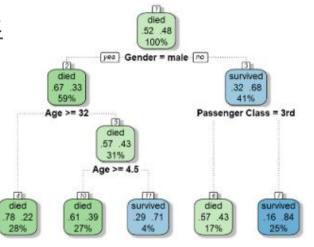


- 🥮 의사결정나무(Decision Tree)
  - 실습 옵션

#### Tree Parameters

Advanced Parameters

- Maximum depth
  - 노드의 깊이
  - 숫자가 커지면 시간도 많이 걸리고 과접합이 발생됨
- Minimum bucket Size
  - 마지막 노드가 되기 위한 최소 관측 값
  - 숫자가 커지면 단순한 트리 구조

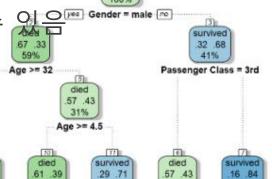


- 🥮 의사결정나무(Decision Tree)
  - 실습 옵션

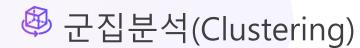
#### Tree Parameters

#### Advanced Parameters

- Complexity
  - 더 이상 분할되지 않은 복잡도의 정도
  - 이 수치가 낮아지면 정확도는 좋아지나 과접합 문제가 발생
- Cross-validation
  - 데이터셋을 몇 번 구간을 나눠 수행할 것인
  - 값이 올라가면 오류 값이 낮아질 수 있음
- Maximum attempts
  - 하나 이상의 최적의 깊이를 가지는 나무구조를 구성하는 시도 횟수







클러스터링은 데이터에서 비슷한 객체(데이터)들을 하나의 그룹으로 묶는 것임

데이터들이 어떤 클러스터에 할당되어야 하는 지에 대한 정보(라벨링, y)가 없는 비지도 학습 알고리즘에 해당됨

각 개체들의 유사도(거리)정보를 기반으로 작동함







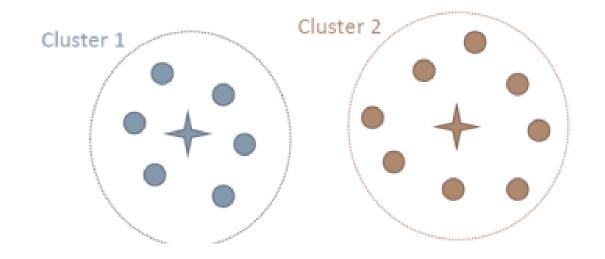




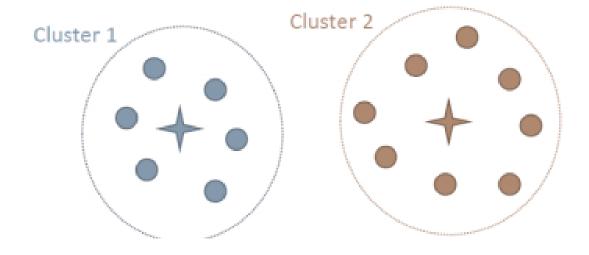
☞ 군집분석(Clustering)

장점	단점
위운 계산 → 다른 군집화 알고리즘에 비해 복잡도가 낮음	노이즈에 매우 민감
구현이 쉽고 다양한 언어와 플랫폼에서 제공되는 알고리즘	몇 가지 상황에서는 최적의 군집 구조를 찾기 어려움

- ☞ 군집분석(Clustering)
  - k-means Clustering
    - 01 분할 군집화 방법
      - 하나의 포인트는 반드시 하나의 군집에 소속



- ☞ 군집분석(Clustering)
  - k-means Clustering
    - 02 군집의 생성형태
      - 각 군집은 하나의 중심을 갖고 있음
        - 이를 Centroid라고 부름
        - 각 포인트는 가장 가까운 Centroid에 해당하는 군집에 소소되



學 군집분석(Clustering)

예 예

■ 판매 지역을 매출액과 매출수량에 따라 3그룹으로 구분하라

■ 자사상품을 매출합계와 총 판매 수량에 따라 4개의 그룹으로

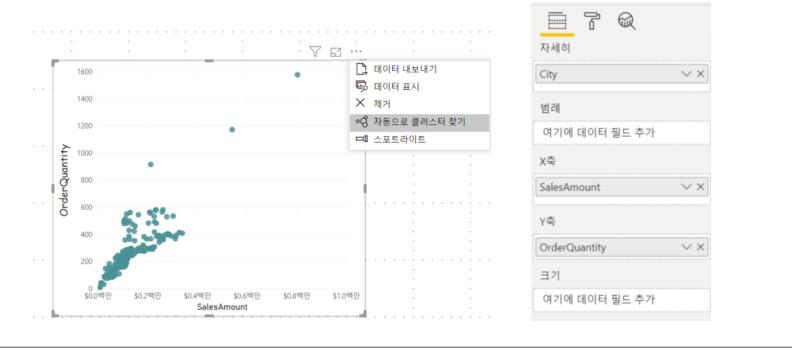
분류하라



❷ 군집분석(Clustering)



- 주의할 점
  - 추가옵션에서 자동으로 클러스터 찾기 선택
  - 범례 부분은 비워 두어야 함



- 🕮 군집분석(Clustering)
  - 클러스터링 옵션
    - 01 Data preprocessing
      - Scale data
        - 클러스터링 대상 독립변수의 수치를 동일한 스케일로 표준화
      - Apply PCA
        - Principal Component Analysis 적용하기
        - 2개 이상의 독립변수가 적용되는 경우 권장함

- ☞ 군집분석(Clustering)
  - 클러스터링 옵션
    - **02** Clusters definition
      - Number of clusters
        - 클러스터의 개수(auto, 2-12)
      - Method
        - 표시되는 클러스터의 개수를 자동화 하는 방법 (Fast, Moderate, Slow)

- 🕮 군집분석(Clustering)
  - 클러스터링 옵션
    - 03 Visual appearance
      - Draw ellipse
        - 군집을 표현하는 타원 그리기
          - ➡ 클러스트를 모두 포함하는 타원은 아님
      - Draw convex hull
        - 클러스터 그룹을 감싸기 위한 최소한의 부분 집합을 표시
          - → 즉 군집을 구성하는 가장 바깥 원소들을 이어 그린 것

- ☞ 군집분석(Clustering)
  - 클러스터링 옵션
    - 04 Maximum Data
      - Maximum exported rows
      - 최대 행 개수 지정
        - 예) 1000, 10000, 50000, Unlimited

