

4강. 베이지안 분류기

※ 점검하기

Q1. 다음에 주어진 단계에 따라 데이터를 생성하고 베이지안 분류기를 이용하여 분류를 수행하시오.

- (1) 매트랩을 이용하여 다음과 같은 평균과 공분산을 가지는 가우시안 분포를 따르는 2차원 데이터를 각각 100개씩 가지는 두 클래스 집합을 생성하시오. 생성된 데이터를 2차원 평면상의 점으로 표시한 그래프를 그리시오.

$$\mu_1 = [0, 0]^T, \mu_2 = [4, 4]^T \quad \Sigma_1 = \Sigma_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$$

<관련학습보기>

1) 문제 정의 및 데이터 생성

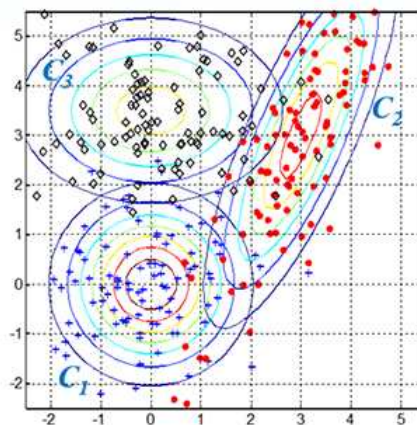
$$\mu_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \Sigma_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mu_2 = \begin{bmatrix} 3 \\ 3 \end{bmatrix}, \Sigma_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1.6 \\ 1.6 & 4 \end{bmatrix}$$

$$\mu_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 3.5 \end{bmatrix}, \Sigma_3 = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

» 학습 데이터: 100개/클래스

» 테스트 데이터: 10⁵개/클래스



교재 2장 [프로그램 2-1, 데이터 생성]에서 데이터 개수(N), 평균(m1,m2)와 공분산(s1,s2)의 값을 조정하면 된다.

[참조] 4. 매트랩을 이용한 베이지안 분류기 실험의 「1) 문제 정의 및 데이터 생성」

- (2) 각 클래스의 데이터 분포가 가우시안 함수를 따른다는 가정 하에, (1)에서 생성한 데이터 집합을 이용하여 각 클래스의 확률밀도함수 $p(x|c_k)$ 의 파라미터(평균과 공분산)를 추정하시오.

<관련학습보기>

2) 실험 결과

표본평균 $\hat{\mu}_1 = \begin{bmatrix} -0.14 \\ 0.04 \end{bmatrix}$, $\hat{\mu}_2 = \begin{bmatrix} 2.95 \\ 2.81 \end{bmatrix}$, $\hat{\mu}_3 = \begin{bmatrix} 0.14 \\ 3.45 \end{bmatrix}$

표본공분산 $\hat{\Sigma}_1 = \begin{bmatrix} 1.73 & 0.07 \\ 0.07 & 1.02 \end{bmatrix}$, $\hat{\Sigma}_2 = \begin{bmatrix} 0.99 & 1.59 \\ 1.59 & 3.87 \end{bmatrix}$, $\hat{\Sigma}_3 = \begin{bmatrix} 1.78 & -0.09 \\ -0.09 & 1.06 \end{bmatrix}$

표본공분산의 평균 $\hat{\Sigma} = \begin{bmatrix} 1.31 & 0.52 \\ 0.52 & 1.98 \end{bmatrix}$

베이지안 분류기의 분류 결과

결정규칙	공동 단위공분산행렬	공동 공분산행렬	일반적인 공분산행렬
학습오차	36%	39%	29%
테스트오차	34.65%	32.64%	29.02%

교재 2장 [프로그램 2-2, 데이터 분석]를 이용하여 집합의 표본평균과 표본공분산을 계산한다.
[참조] 4. 매트랩을 이용한 베이지안 분류기 실험의 「2) 실험 결과」

- (3) (2)에서 추정된 파라미터를 이용하여 교재 4.3절에서 소개된 판별함수를 찾으시오.

<관련학습보기>

2) 실험 결과

표본평균 $\hat{\mu}_1 = \begin{bmatrix} -0.14 \\ 0.04 \end{bmatrix}$, $\hat{\mu}_2 = \begin{bmatrix} 2.95 \\ 2.81 \end{bmatrix}$, $\hat{\mu}_3 = \begin{bmatrix} 0.14 \\ 3.45 \end{bmatrix}$

표본공분산 $\hat{\Sigma}_1 = \begin{bmatrix} 1.73 & 0.07 \\ 0.07 & 1.02 \end{bmatrix}$, $\hat{\Sigma}_2 = \begin{bmatrix} 0.99 & 1.59 \\ 1.59 & 3.87 \end{bmatrix}$, $\hat{\Sigma}_3 = \begin{bmatrix} 1.78 & -0.09 \\ -0.09 & 1.06 \end{bmatrix}$

표본공분산의 평균 $\hat{\Sigma} = \begin{bmatrix} 1.31 & 0.52 \\ 0.52 & 1.98 \end{bmatrix}$

베이지안 분류기의 분류 결과

결정규칙	공동 단위공분산행렬	공동 공분산행렬	일반적인 공분산행렬
학습오차	36%	39%	29%
테스트오차	34.65%	32.64%	29.02%

추정된 파라미터를 클래스 공동 단위공분산행렬의 결정규칙 ([식 4-26]), 클래스 공동 공분산행렬의 결정규칙([식 4-28]), 일반적인 공분산행렬의 결정규칙([식 4-29])에 대입하여 판별함수를 유도한다.
[참조] 4. 매트랩을 이용한 베이지안 분류기 실험의 「2) 실험 결과」

- (4) 새롭게 주어진 데이터 $x = [2, 1]^T$ 에 대해, (3)에서 얻어진 판별함수를 이용하여 어떤 클래스에 속하는지를 매트랩을 이용하여 판단하시오.

<관련학습보기>

3) 클래스 공통 단위공분산행렬

$$\begin{aligned} \ell_i(x) &= \ln g_i(x) = \ln p(x|C_i) \\ &= -\frac{1}{2}(x-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x-\mu_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| + \text{const} \end{aligned}$$

$\downarrow \Sigma_i = \sigma^2 I (i = 1, \dots, M)$

판별함수 $\ell_i(x) = -\frac{1}{2\sigma^2} (x-\mu_i)^T (x-\mu_i) - n \ln \sigma + \text{const}$

$\downarrow n \text{과 } \sigma \text{는 공통}$

결정규칙 $y(x) = \operatorname{argmin}_i \{(x-\mu_i)^T (x-\mu_i)\}$

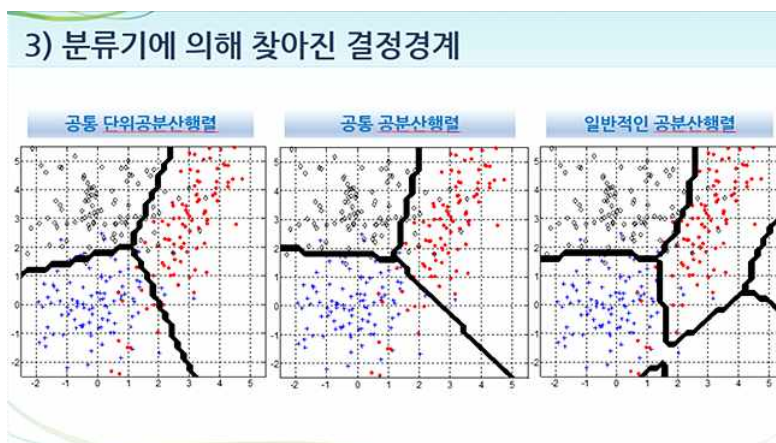
「최소거리 분류기」

교재 4장 [프로그램 4-1, Bayes Classifier]를 이용한다.

[참조] 3. 가우시안 확률분포와 베이지안 분류기의 「3) 클래스 공통 단위공분산행렬」

- (5) (3)에서 계산된 판별함수로부터 얻어지는 결정경계를 찾아 매트랩을 이용하여 (1)에서 그린 그래프 위에 표시하시오.

<관련학습보기>



교재 4장 [프로그램 4-2, Drawing Decision Boundary]를 이용한다.

[참조] 4. 매트랩을 이용한 베이지안 분류기 실험의 「3) 분류기에 의해 찾아진 결정경계」

※ 정리하기

1. 베이저안 분류기

- 1) 우도비 분류는 각 클래스에서 데이터 x 가 관찰된 확률밀도의 비율(우도비, $p(x|C_1)/p(x|C_2)$)을 이용한 분류이며, 특히 후험확률에 대한 베이즈 정리로부터 유도된 판별함수 $g_i(x) = p(x|C_i)p(C_i)$ 를 이용하여 분류하는 방식을 베이저안 분류기라고 함
- 2) 베이저안 분류기에서는 새로운 데이터가 주어지면 각 클래스에 대해서 $g_i(x)$ 의 값을 계산한 후, 그 값이 가장 큰 클래스로 데이터를 할당함

2. 베이저안 분류기의 결정경계와 오차

- 1) 이진 분류에서의 베이저안 분류기의 오류확률은 $p(C_1) \times (p(x|C_1))$ 함수의 영역 R1에 속하는 면적과 $p(C_2) \times (p(x|C_2))$ 함수의 영역 R2에 속하는 면적의 합으로 계산됨
- 2) 한편 다중 클래스인 경우에는 오류확률을 생각하기보다 바르게 결정할 확률을 계산하는 것이 더 용이함
- 3) 단순한 오류확률이 아닌 각 오분류에 대한 판단 결과가 초래할 비용을 함께 고려한 오류확률을 베이즈 위험이라고 함

3. 가우시안 확률분포와 베이저안 분류기

- 1) 확률밀도함수가 가우시안 분포를 따르는 경우에는 공분산 행렬의 형태에 따라 다른 판별 함수가 결정됨
 - 모든 클래스의 공분산이 동일하게 단위행렬의 상수 배인 행렬을 가지는 경우의 결정경계는 각 클래스의 평균을 잇는 직선에 수직이면서 그 중점을 지나는 직선이 되며, 이때의 분류기는 최소거리 분류기가 됨
 - 모든 클래스에 대해 동일한 공분산을 가지지만 그 형태는 일반적인 행렬이 되는 경우의 결정경계는 여전히 직선 형태가 됨
 - 하지만 결정규칙이 공분산도 함께 고려하여 거리를 계산하는 마할라노비스 거리가 되어 보다 좋은 성능을 기대할 수 있음
 - 각 클래스의 공분산이 서로 다른 일반적인 형태를 가지는 경우에는 자연스러운 곡선 형태의 결정경계를 가지기 때문에 보다 다양한 데이터 분포에 대해 적절한 결정규칙을 제공할 수 있을 것임
 - 하지만 클래스에 대해서 추정해야 할 파라미터가 많아져서 추정 오차에 의해서 최종 결정규칙이 나쁜 영향을 받을 가능성도 높아지는 문제를 가짐