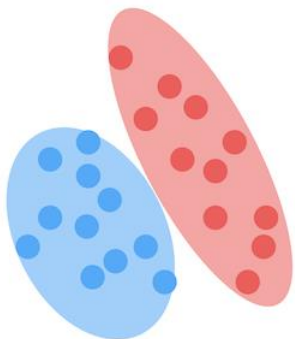


Generative Classifier

Generative Classifier

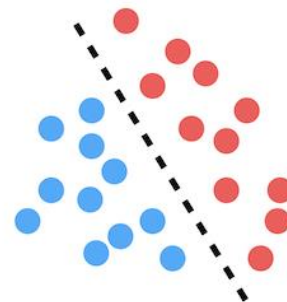


*generative model*이란 데이터 X 가 생성되는 과정을 두 개의 확률모형, 즉 $p(Y), p(X|Y)$ 으로 정의하고, 베이지스를 사용해 $p(Y|X)$ 를 간접적으로 도출하는 모델을 가리킵니다. *generative model*은 레이블 정보가 있어도 되고, 없어도 구축할 수 있습니다. 전자를 **지도학습기반의 *generative model***이라고 하며 **선형판별분석**이 대표적인 사례입니다. 후자는 **비지도학습 기반의 *generative model***이라고 하며 가우시안믹스처모델, 토픽모델링이 대표적인 사례입니다.

*generative model*은 *discriminative model*에 비해 가정이 많습니다. 그 가정이 실제 현상과 맞지 않는다면 *generative model*의 성능은 *discriminative model*보다 성능이 좋지 않을 수 있지만, 가정이 잘 구축되어 있다면 이상치에도 강건하고 학습데이터가 적은 상황에서도 좋은 예측 성능을 보일 수 있습니다. *generative model*은 범주의 분포(**distribution**)를 학습하는 것이 목표가 됩니다. 또한 *generative model*은 일반적인 **베이지안 추론**과 마찬가지로 학습데이터가 많을 수록 *discriminative model*과 비슷한 성능으로 수렴하는 경향이 있다고 합니다. 아울러 *generative model*은 $p(X|Y)$ 을 구축하기 때문에 이 모델을 활용해 X 를 샘플링할 수도 있습니다.

VS.

Discriminative Classifier



*discriminative model*이란 데이터 X 가 주어졌을 때 레이블 Y 가 나타날 조건부확률 $p(Y|X)$ 를 직접적으로 반환하는 모델을 가리킵니다. 레이블 정보가 있어야 하기 때문에 지도학습(supervised learning) 범주에 속하며 X 의 레이블을 잘 구분하는 결정경계(**decision boundary**)를 학습하는 것이 목표가 됩니다. *discriminative model*은 *generative model*에 비해 가정이 단순하고, 학습데이터 양이 충분하다면 좋은 성능을 내는 것으로 알려져 있습니다. 선형회귀와 로지스틱회귀는 *discriminative model*의 대표적인 예시입니다.

Base rate fallacy

기저율 무시의 오류

"흑인 청소년이 NBA 경기에서 뛸 수 있는 확률은 13만 5,800분의 1에 지나지 않지만, 농구에 미친 흑인 청소년들은 자신이 마이클 조던처럼 될 수 있다는 꿈을 버리지 않는다. 이런 현상을 가리켜 '기저율 무시(neglect of base rate)'라고 한다" -강준만 칼럼

'기저율'이란, '어떤 요소가 통계적으로 전체에서 차지하는 기본 비율'을 말한다. 기저율은 사안 발생의 개연성, 즉 발생 확률을 가늠할 수 있는 중요한 척도가 된다. 통계적으로 확률이 더 크고 개연성이 더 높은 요인이 있음에도 불구하고, 그보다 확률이 훨씬 낮고 현실에서 개연성도 희박한 특정 정보를 이 슈화하여 부각시킴으로써, 그 결과로 실제하는 진실을 보지 못하게 가로막는다. 이러한 판단 오류를 '기저율 무시의 오류' 또는 '기본비율 무시의 오류'라고 한다. 기저율 무시의 오류는 전체에서 차지하는 기본 비율, 즉 기저율을 고려하지 않았을 때 나타난다. 개념에서 설명한 것처럼, 기저율을 무시하게 만드는 주요 원인은 어떤 사안과 관련하여 추가로 제공된 특정 정보 때문이다. 이는 맥락에서 '기준점 편향'과 밀접한 관계가 있다. '기준점 편향'이란, '처음 제시된 정보가 기준점이 되어 판단에 중요한 영향을 미치는 현상'을 말한다.