Introducción a Machine Learning

Sesión 4: Detección de Anomalías

Ronald Cárdenas Acosta

Setiemnbre, 2016

Detección de Anomalías

- Data de entrenamiento: $x^1, x^2, ..., x^N$
- Objetivo: Detectar si x_{test} sigue el patrón de $P(X)$.
- Será anomalía si:

$$P(x_{test}) < \epsilon$$

- Aplicaciones en detección de:
  - Fraude financiero / crediticio
  - Fraude comercial (compras o devoluciones excesivas)
  - Funcionamiento de máquinas

Detección de Anomalías

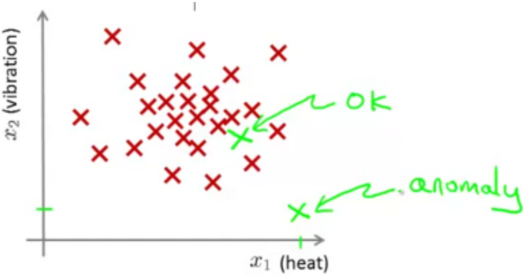

Figure: Detección de funcionamiento anómalo en un motor

Problemática

- Cantidad muy pequeña de muestras positivas (comúnmente 0-20).
- Cantidad grande de muestras negativas
- Muchos "tipos" de anomalia, de los cuales no se tiene suficiente data
- Futuras anomalías podrían verse totalmente diferente a las muestras de entrenamiento.

Validación y Evaluación

- Para una muestra de testeo x_{test}:

$$y_{pred} = \begin{cases} 1, \text{si } p(x_{test}) < \epsilon \text{ (anomalía)} \\ 0, \text{si } p(x_{test}) \geq \epsilon \text{ (normal)} \end{cases}$$

- Métricas de evaluación: Precisión, Recall, score F1.
- Cross-validación puede ser usada para hallar ϵ óptimo.
- Muchos "tipos" de anomalia, de los cuales no se tiene suficiente data
- Futuras anomalías podrían verse totalmente diferente a las muestras de entrenamiento.

Formas de estimar $P(X)$

Primera forma: Ajustar una distribución para cada característica x_j

$$P(X) = \prod_{j=1}^{M} p(x_j)$$

Para una distribución Gaussiana de media μ y varianza σ^2:

$$x_j \sim \mathcal{N}(\mu_j, \sigma_j^2)$$

Formas de estimar $P(X)$

Primera forma: Ajustar una distribución para cada característica x_j
Algoritmo:

- Ajustar parámetros de distribución

$$\mu_j = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_j^i$$

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (x_j^i - \mu_j)^2$$

- Dada una nueva muestra x, calcular $p(x)$:

$$p(x) = \prod_{j=1}^{M} \mathcal{N}(x_j; \mu_j, \sigma^2) = \prod_{j=1}^{M} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} exp(-\frac{(x_j - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2})$$

Será anomalía si $p(x) < \epsilon$

Formas de estimar $P(X)$

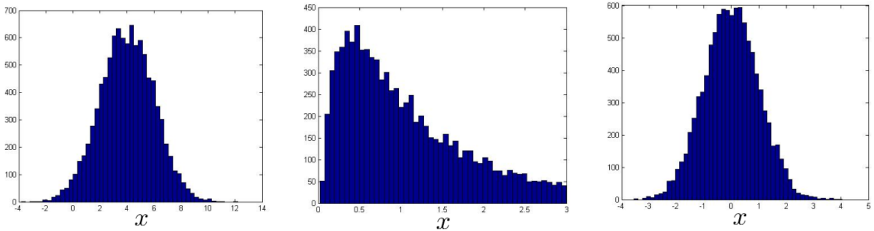

Figure: Primera forma de estimación de $P(X)$. Una distribución por característica

Formas de estimar $P(X)$

Segunda forma: Ajustar una distribución multivariable para todas las características x.

Algoritmo (distribución Gaussiana multivariable):

- Ajustar parámetros de distribución

$$\mu = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x^i$$

$$\Sigma^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x^i - \mu_j)^T(x^i - \mu_j)$$

- Dada una nueva muestra x, calcular $p(x)$:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N.|\Sigma|}} exp(-\frac{1}{2}(x-\mu).\Sigma^{-1}.(x-\mu)^T)$$

Será anomalía si $p(x) < \epsilon$

Formas de estimar $P(X)$

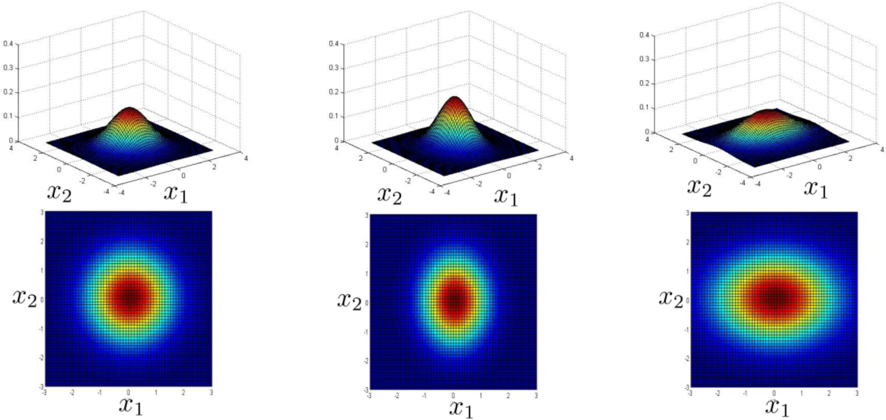

Figure: Segunda forma de estimación de $P(X)$. Una sola distribución para todas las características

Formas de estimar $P(X)$: comparación

- **Primera forma**: Ajustar una distribución para cada característica x_j
    - Requiere análisis previo para escoger qué características usar.
    - Computacionalmente barato: fácilmente escalable a grandes cantidades de data.
    - Buen comportamiento incluso si hay poca data de entrenamiento.
- **Segunda forma**: Ajustar una sola distribución para todas las características
    - Captura correlación entre características automáticamente (Σ)
    - Computacionalmente mas caro
    - Se requiere que $N > M$ para que Σ sea invertible