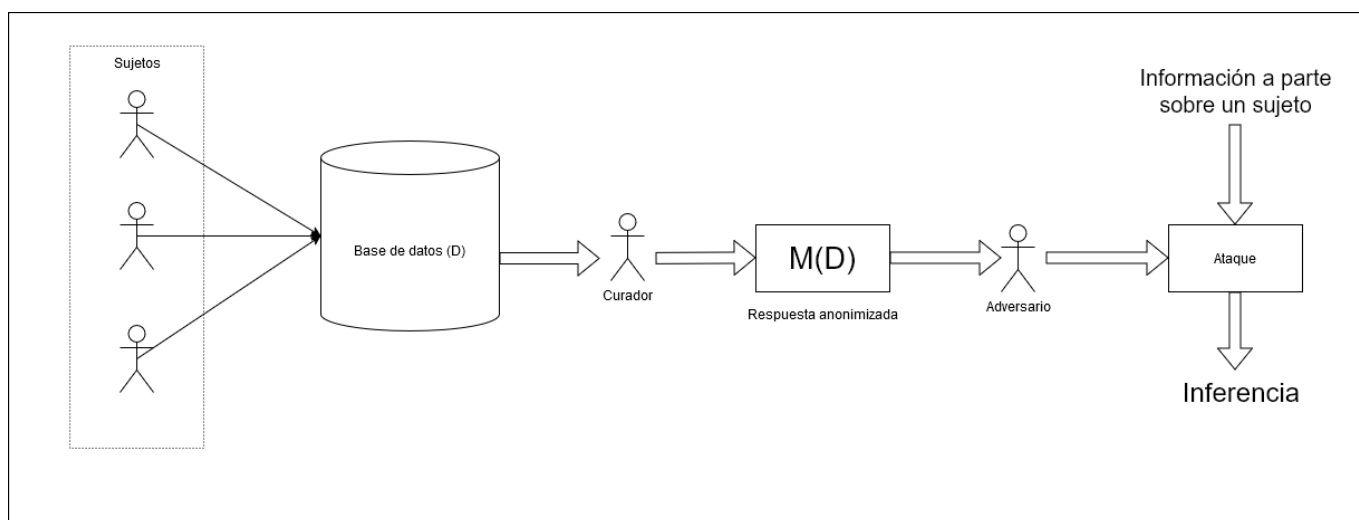


[PAN] Privacidad Diferencial (Resumen)

Caso base

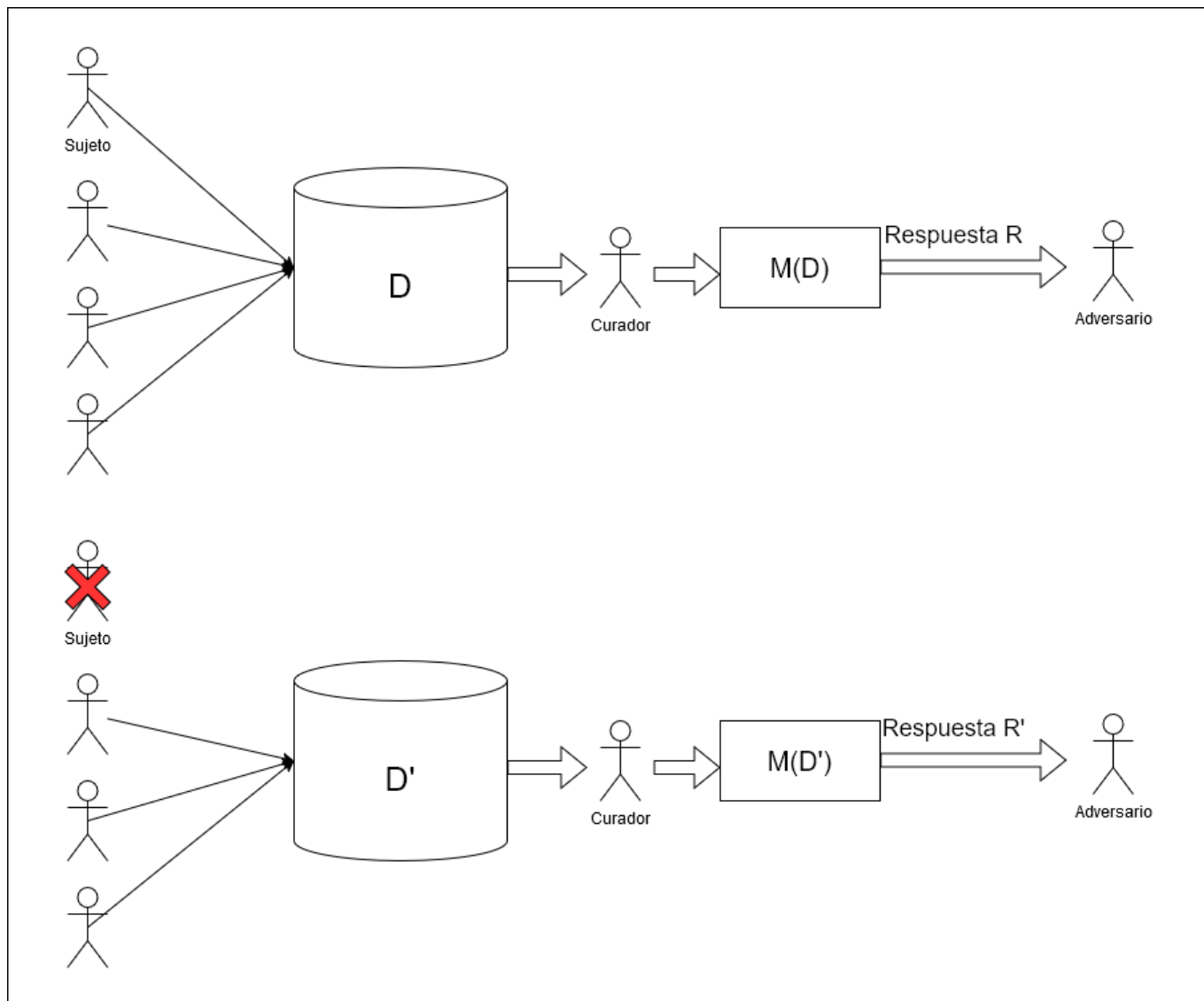
Tenemos un dataset D que contiene datos de usuarios, siendo cada fila los datos de un usuario. El Curador, que es una entidad de confianza para los usuarios, publica algunos datos usando un mecanismo M que da como resultado $R=M(D)$. El adversario trata de realizar inferencias sobre los datos D contenidos en R .

De que protege la privacidad diferencial



La privacidad diferencial protege contra el riesgo del conocimiento de información sobre un sujeto usando inferencia con información obtenida a parte. De esta forma, observando la respuesta R no se puede cambiar lo que el adversario puede saber.

La clave para dificultar a un adversario identificar datos sobre un sujeto es poder crear dos salidas $R=M(D)$ y $R=M(D')$, siendo D y D' dos datasets diferenciados por que el primero contiene al sujeto en cuestión y el segundo no, las cuales no puedan ser distinguibles la una de la otra. Para hacer esto se diseña el mecanismo M , el cual no puede ser determinístico, si no probabilístico.



La distribución de los datasets debe ser similar, es decir, dada una probabilidad R de que un dato viene del dataset D , esta tiene que ser similar a la probabilidad de que un dato venga del dataset D' . Los datasets que difieren en una fila son conocidos como vecinos. En resumidas cuentas, la probabilidad de que $M(D)=R$ debe ser muy similar a la de que $M(D')=R$

Como definir distribuciones similares

Definición tentativa de privacidad con parámetro P : Un mecanismo M es privado si para todas las salidas posibles de R un todos los pares de datasets vecinos (D, D'):

$$\Pr(M(D')=R) - P < \Pr(M(D)=R) < \Pr(M(D')=R) + P$$

From:
<https://www.knoppia.net/> - Knoppia

Permanent link:
https://www.knoppia.net/doku.php?id=pan:res_privacidad_diferencial&rev=1736272346

Last update: 2025/01/07 17:52



