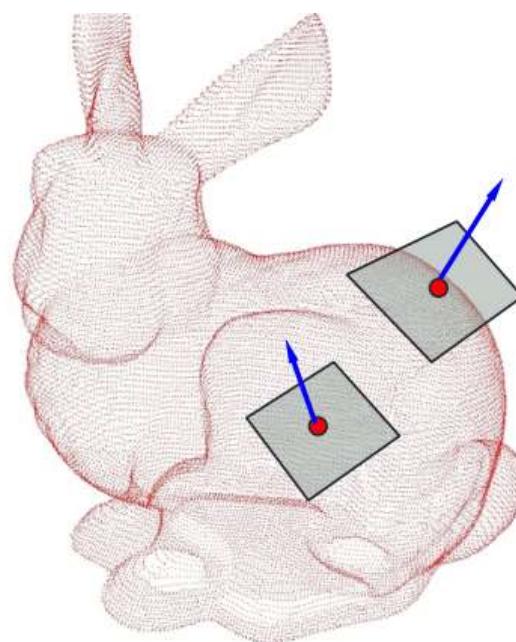


# Procesamiento Geométrico y Análisis de Formas

Ivan Sipiran

# Estimación de normales y eliminación de outliers

- Problemas fundamentales en procesamiento de geometría
- Pueden ser resueltas con el mismo enfoque



# Estimación de normales

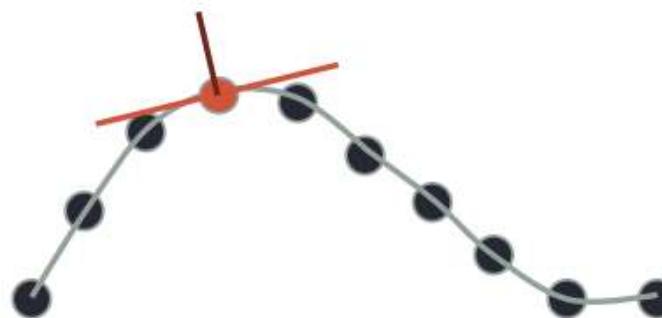
- Asumimos que tenemos un buen sampling de la superficie



- El objetivo es encontrar la mejor aproximación de la dirección tangente, y por lo tanto la normal a la línea tangente.

# Estimación de normales

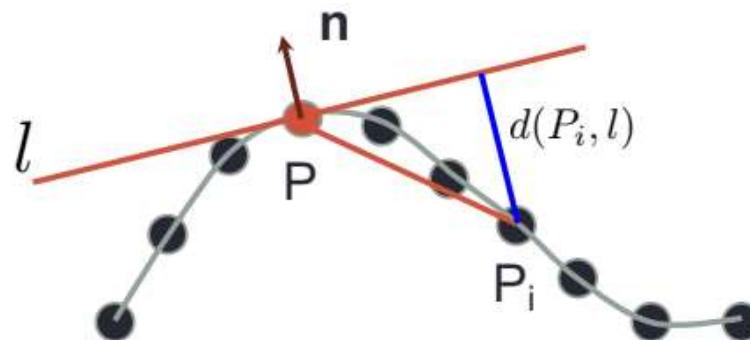
- Asumimos que tenemos un buen sampling de la superficie



- El objetivo es encontrar la mejor aproximación de la dirección tangente, y por lo tanto la normal a la línea tangente.

# Estimación de normales

- Asumimos que tenemos un buen sampling de la superficie

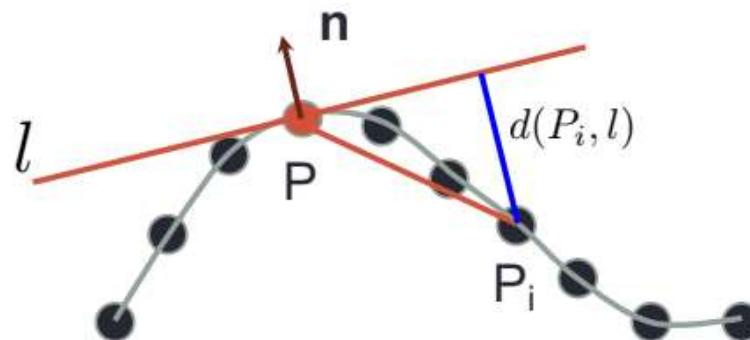


- Objetivo: encontrar la mejor aproximación de la normal en  $P$
- Método: dada una línea que pasa por  $P$  con normal  $\mathbf{n}$ , para otro punto  $p_i$

$$d(p_i, l)^2 = \frac{((p_i - P)^T \mathbf{n})^2}{\mathbf{n}^T \mathbf{n}} = ((p_i - P)^T \mathbf{n})^2 \text{ if } \|\mathbf{n}\| = 1$$

# Estimación de normales

- Asumimos que tenemos un buen sampling de la superficie

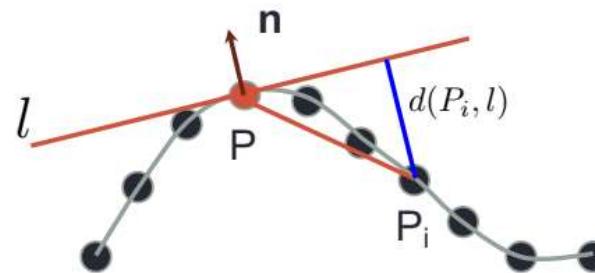


- Objetivo: encontrar la mejor aproximación de la normal en  $P$
- Método: encontrar el  $\mathbf{n}$  que minimiza  $\sum_{i=1}^k d(p_i, l)$  para un conjunto de puntos vecinos de  $P$

$$\mathbf{n}_{\text{opt}} = \arg \min_{\|\mathbf{n}\|=1} \sum_{i=1}^k ((p_i - P)^T \mathbf{n})^2$$

# Estimación de normales

- Asumimos que tenemos un buen sampling de la superficie

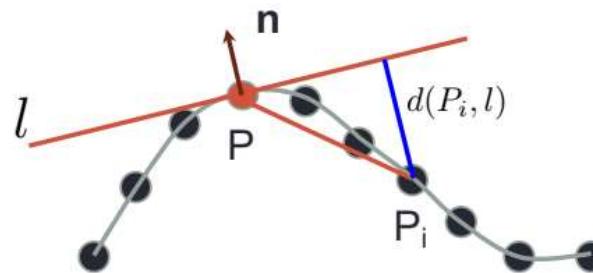


- Usando multiplicadores de Lagrange

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{n}} \left( \sum_{i=1}^k ((p_i - P)^T \mathbf{n})^2 \right) - \lambda \frac{\partial}{\partial \mathbf{n}} (\mathbf{n}^T \mathbf{n}) = 0$$
$$\left( \sum_{i=1}^k (p_i - P)(p_i - P)^T \right) \mathbf{n} = \lambda \mathbf{n} \quad \Rightarrow \quad C\mathbf{n} = \lambda \mathbf{n}$$

# Estimación de normales

- Asumimos que tenemos un buen sampling de la superficie



- Normal  $\mathbf{n}$  debe ser un vector propio de la matriz

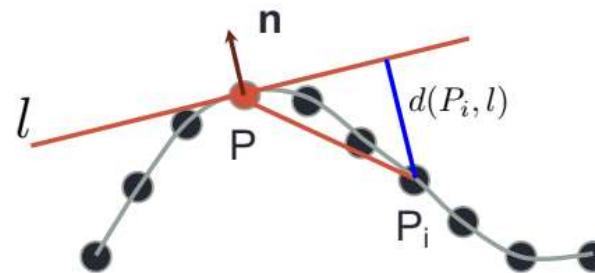
$$C\mathbf{n} = \lambda\mathbf{n} \quad C = \sum_{i=1}^k (p_i - P)(p_i - P)^T$$

- Más aún

$$\mathbf{n}_{\text{opt}} = \arg \min_{\|\mathbf{n}\|=1} \sum_{i=1}^k ((p_i - P)^T \mathbf{n})^2 = \arg \min_{\|\mathbf{n}\|=1} \mathbf{n}^T C \mathbf{n}$$

# Estimación de normales

- Asumimos que tenemos un buen sampling de la superficie



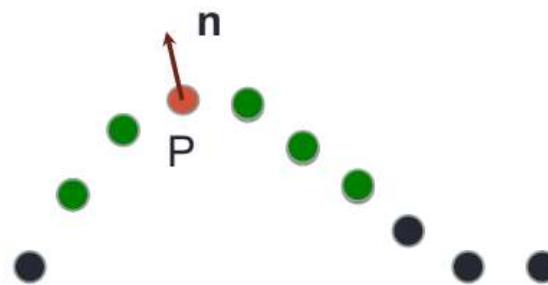
- Normal  $\mathbf{n}$  debe ser un vector propio de la matriz

$$C\mathbf{n} = \lambda\mathbf{n} \quad C = \sum_{i=1}^k (p_i - P)(p_i - P)^T$$

- La normal óptima debe ser el vector propio correspondiente al valor propio más pequeño en magnitud

# Estimación de normales

- Método



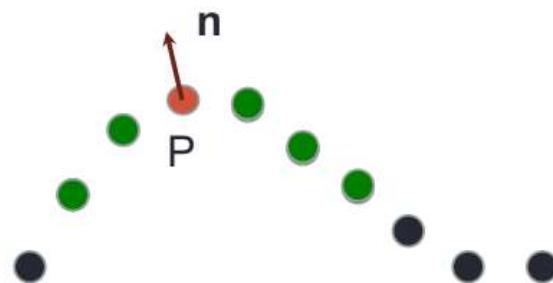
- Dado un punto  $P$ , encontrar sus  $k$  vecinos más cercanos
- Computar la matriz

$$C = \sum_{i=1}^k (p_i - P)(p_i - P)^T$$

- La normal  $\mathbf{n}$  es el vector propio correspondiente al valor propio más pequeño

# Estimación de normales

- Método

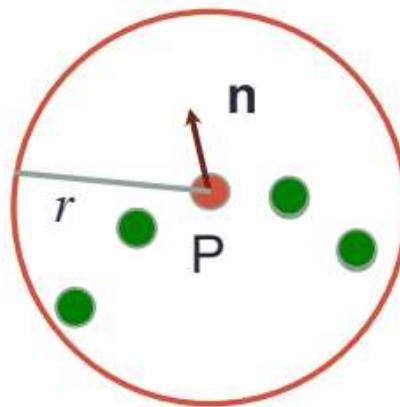


- Dado un punto  $P$ , encontrar sus  $k$  vecinos más cercanos
- Computar la matriz

$$C = \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{P})(p_i - \bar{P})^T, \quad \bar{P} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i$$

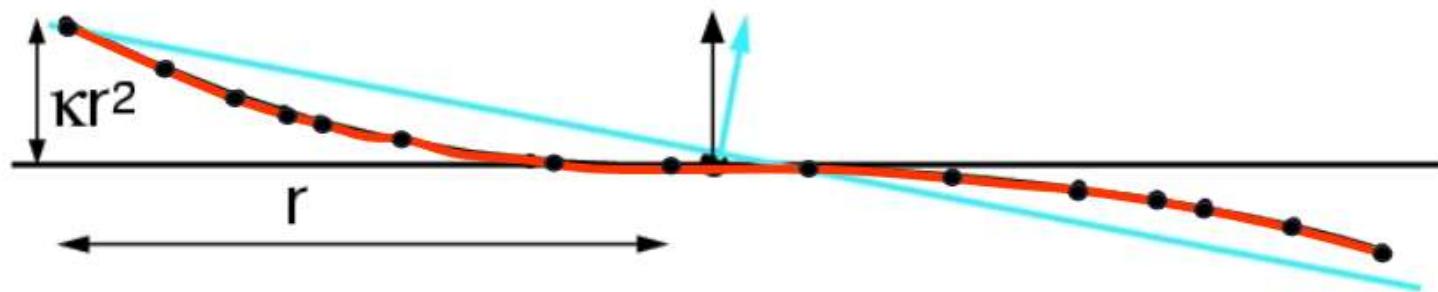
- La normal  $\mathbf{n}$  es el vector propio correspondiente al valor propio más pequeño

# Estimación de normales



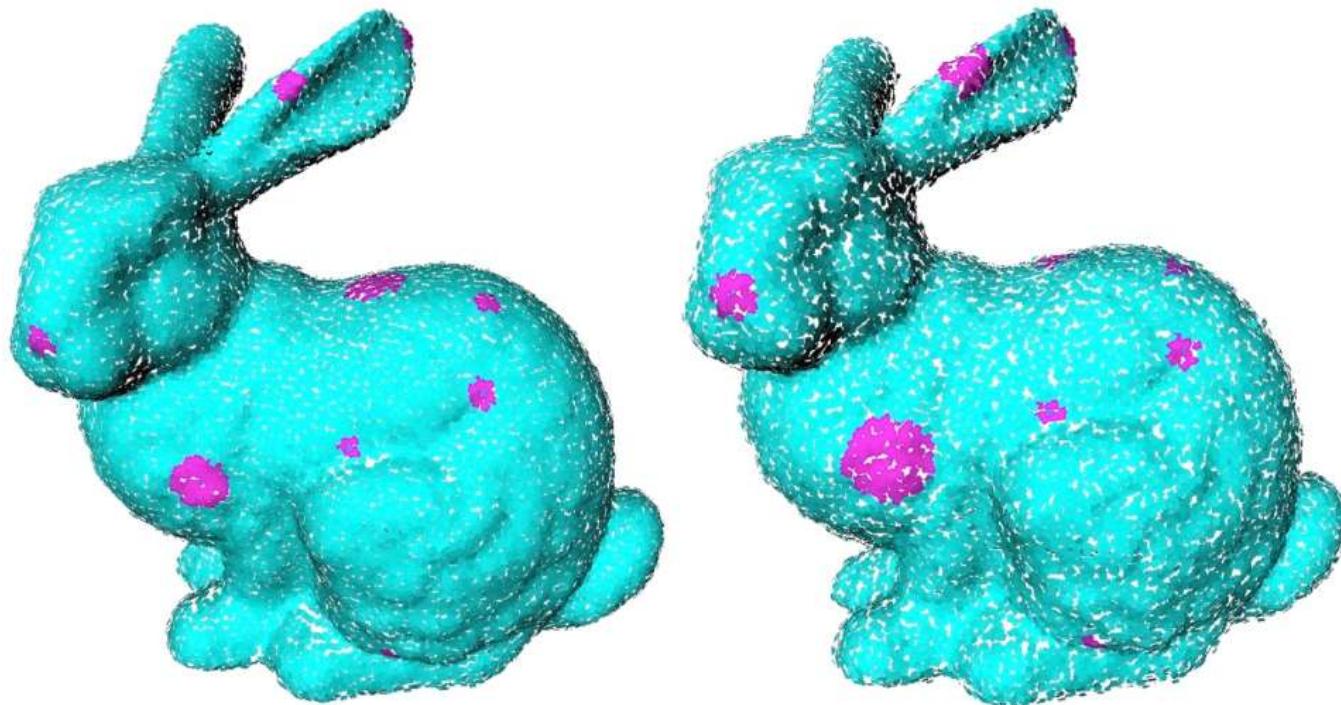
- Parámetro crítico  $k$ : Depende de la distribución de puntos
- Otra opción, usar un radio de búsqueda
- Qué radio usar?

# Estimación de normales



- Efecto de la curvatura
  - Debido a la curvatura, valores de  $r$  grandes pueden llevarnos a un sesgo de estimación
  - Debido a ruido, valores pequeños de  $r$  pueden llevarnos a errores

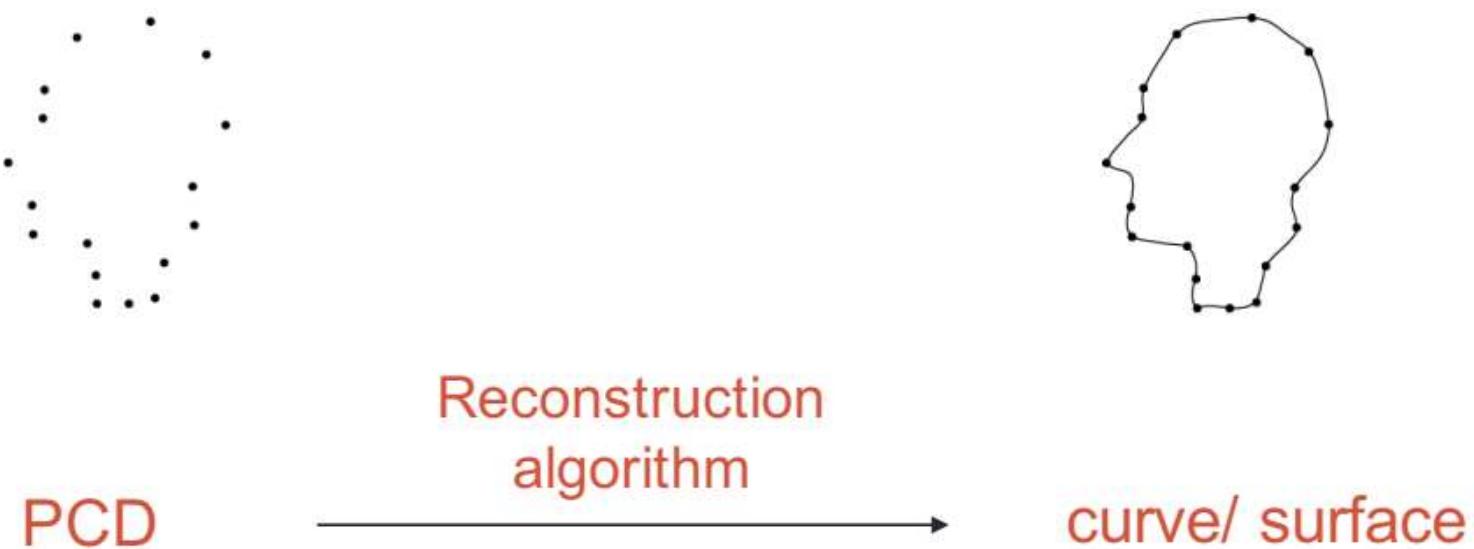
## Estimación de normales



- Desafortunadamente, la curvatura no es conocida en la práctica.  
Difícil escoger tamaño óptimo.

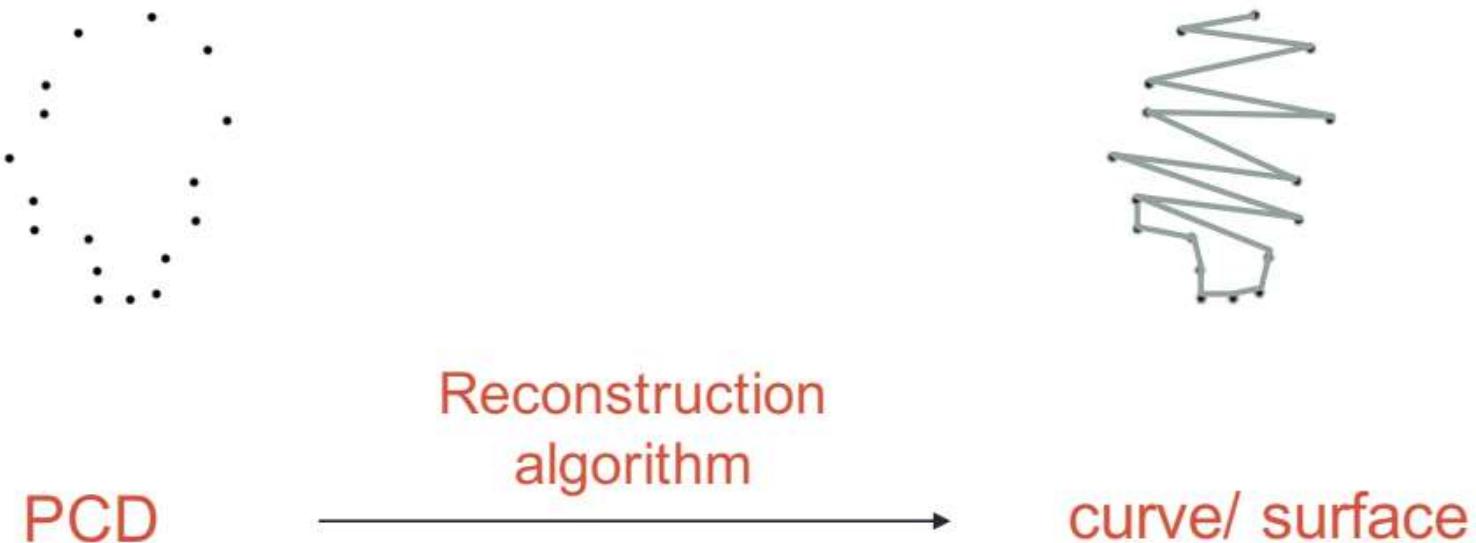
# Reconstrucción de superficie

- Objetivo principal
  - Construir una representación poligonal de la nube de puntos



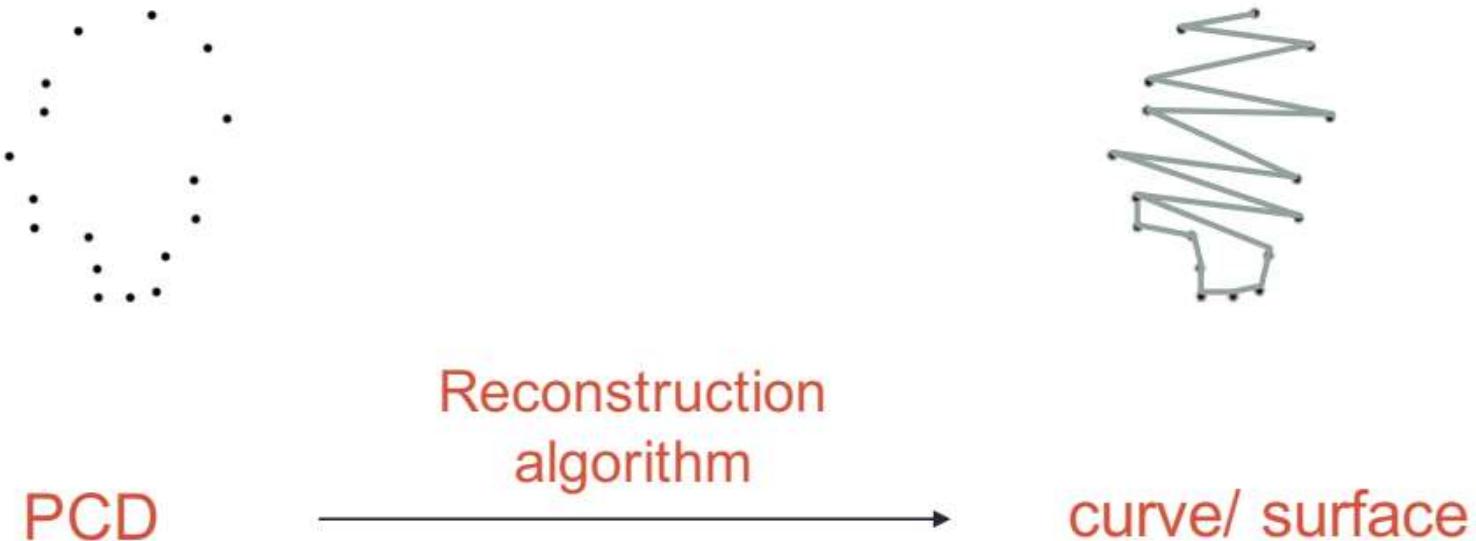
# Reconstrucción de superficie

- Problema principal
  - Data es no estructurada. Los puntos no están ordenados.



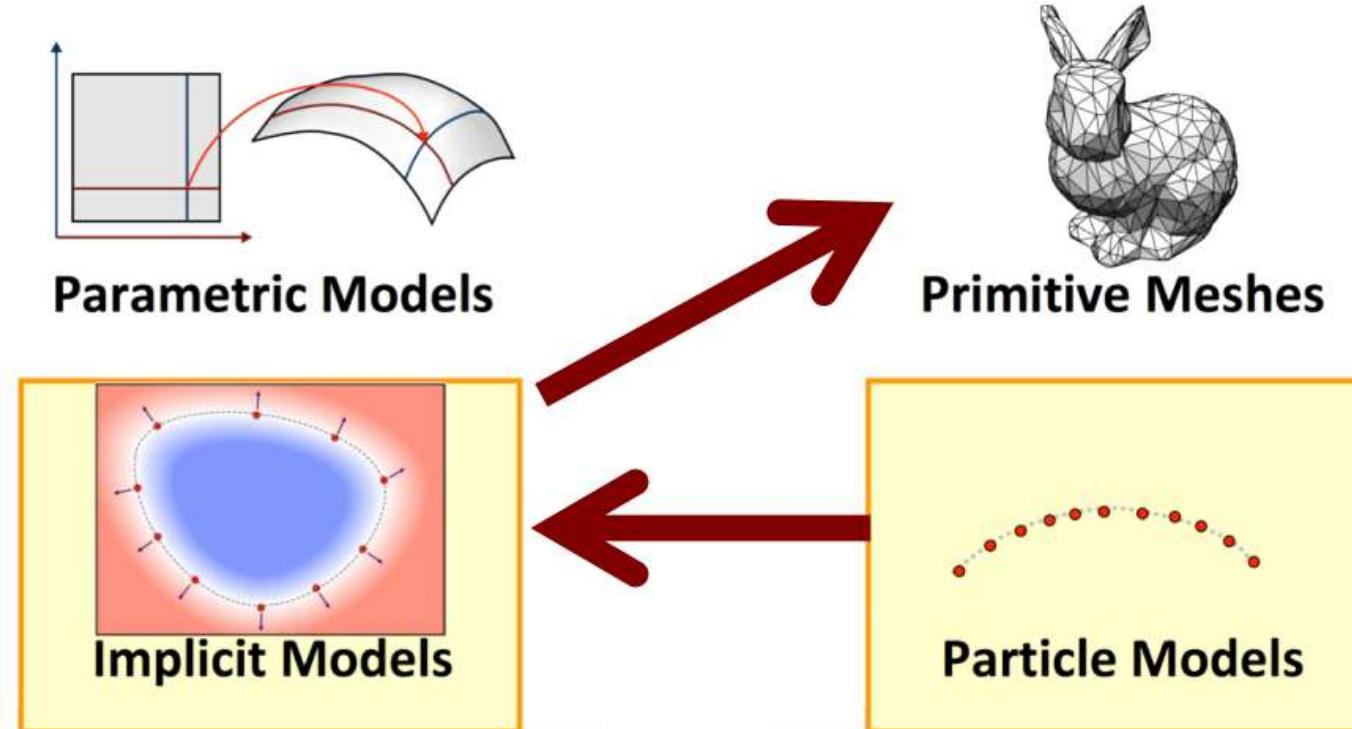
# Reconstrucción de superficie

- Problema principal
  - Data es no estructurada. Los puntos no están ordenados.
  - Inherently es un problema mal condicionado.



# Reconstrucción de superficie

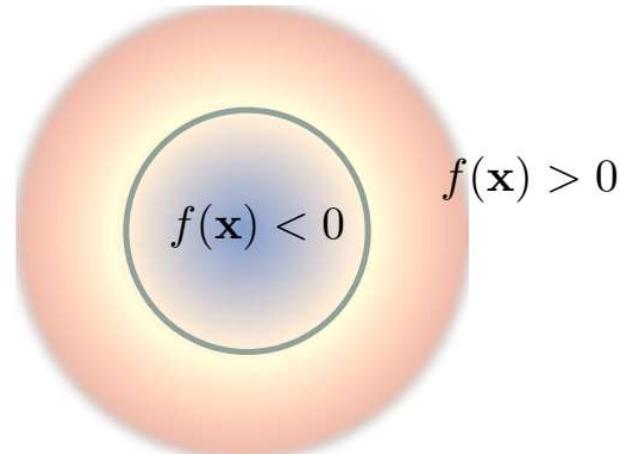
- Reconstrucción a través de modelos implícitos



# Superficies implícitas

- Dada una función  $f(x)$ , la superficie es definida como

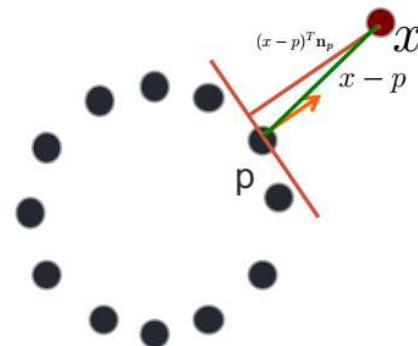
$$\{\mathbf{x}, \text{s.t. } f(\mathbf{x}) = 0\}$$



$$f(x, y) = x^2 + y^2 - r^2$$

# Superficies Implícitas

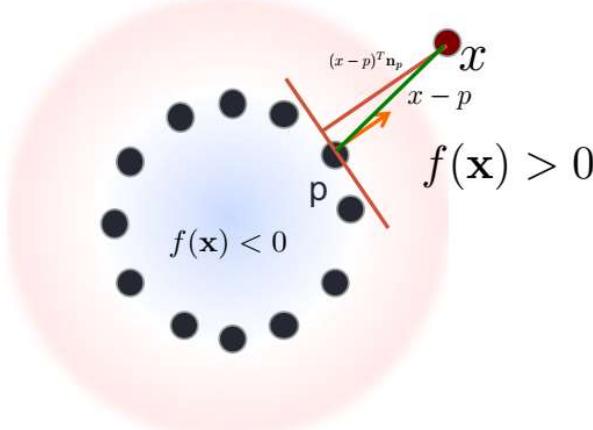
- Convertir desde una nube de puntos a una superficie implícita



- El método más simple:
  - Dado un punto  $x$  en el espacio, encontrar el punto más cercano
  - Hacer  $f(x) = (x - p)^T \mathbf{n}_p$  es la distancia al plano tangente

# Superficies Implícitas

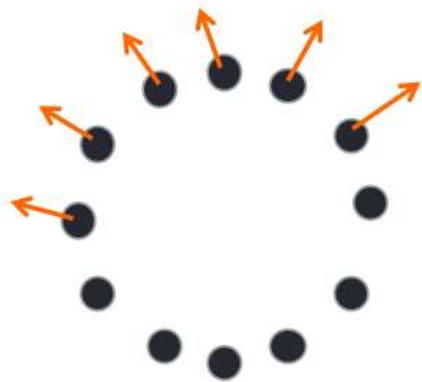
- Convertir desde una nube de puntos a una superficie implícita



- El método más simple:
  - Dado un punto  $x$  en el espacio, encontrar el punto más cercano
  - Hacer  $f(x) = (x - p)^T \mathbf{n}_p$  es la distancia al plano tangente

# Superficies Implícitas

- Convertir desde una nube de puntos a una superficie implícita

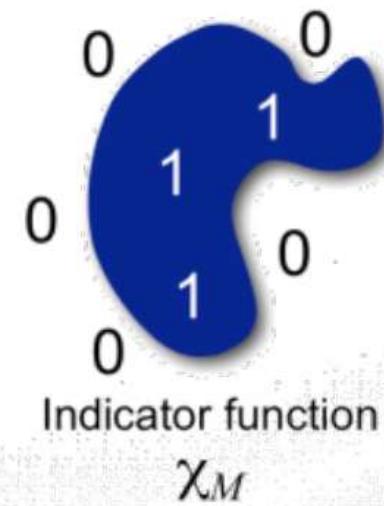


- El método más simple:
  - Dado un punto  $x$  en el espacio, encontrar el punto más cercano
  - Hacer  $f(x) = (x - p)^T \mathbf{n}_p$  es la distancia al plano tangente
  - Normales tienen que ser consistentes

# Reconstrucción de Poisson

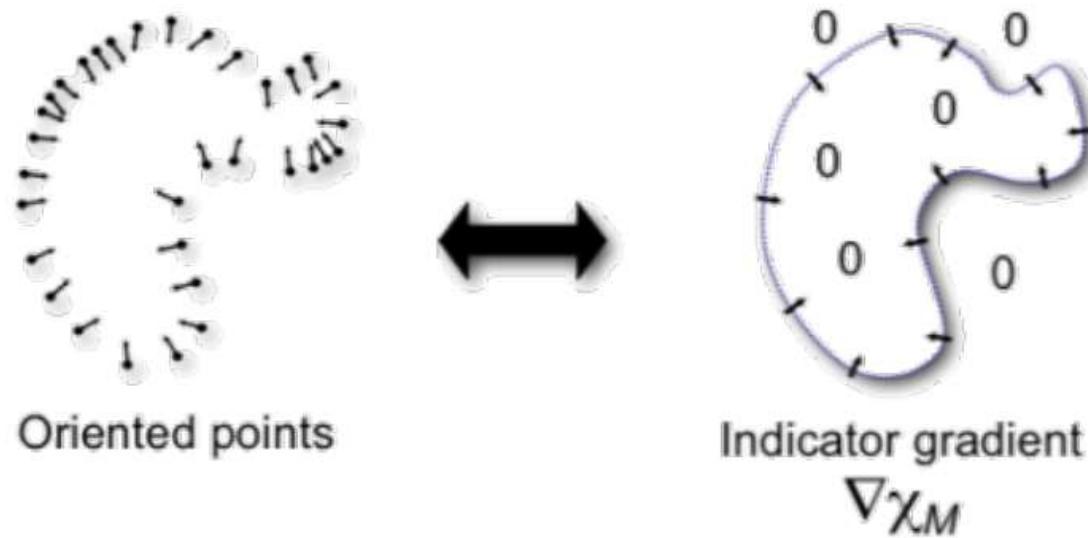
- Objetivo principal: construir una función indicadora de la superficie

$$\chi_M(p) = \begin{cases} 1 & \text{if } p \in M \\ 0 & \text{if } p \notin M \end{cases}$$



# Reconstrucción de Poisson

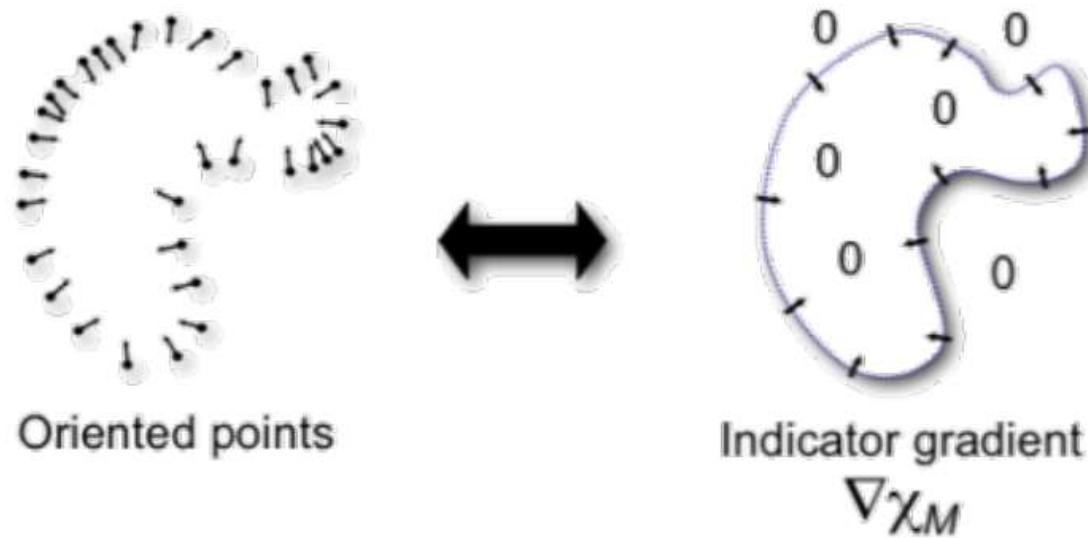
- Observación



- El gradiente de la función indicadora debería concordar con el campo vectorial de los puntos orientados

# Reconstrucción de Poisson

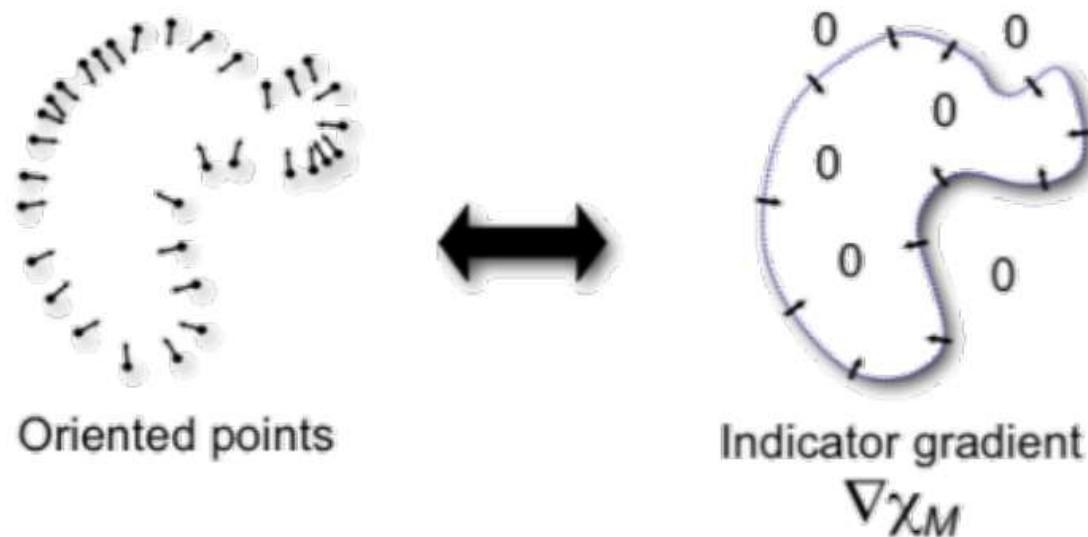
- Observación



$$\min_{\chi} \|\nabla \chi - V\|$$

# Reconstrucción de Poisson

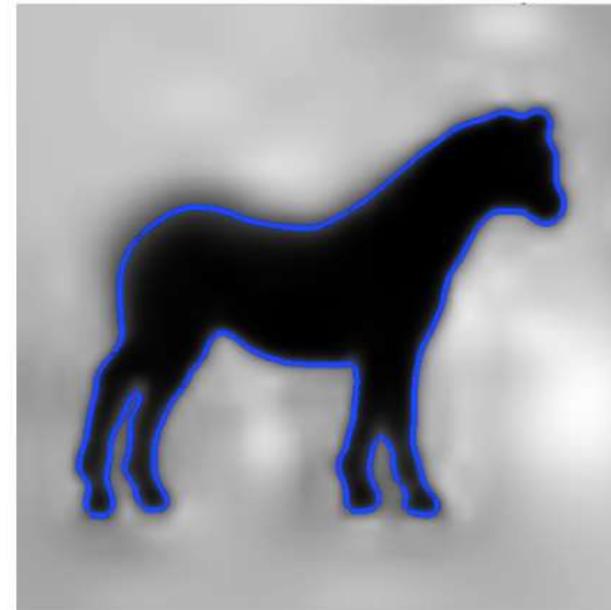
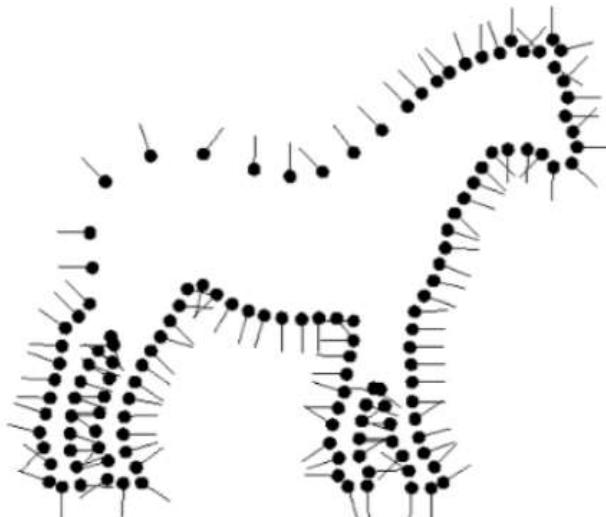
- Observación



$$\min_{\chi} \|\Delta \chi - \operatorname{div}(V)\|$$

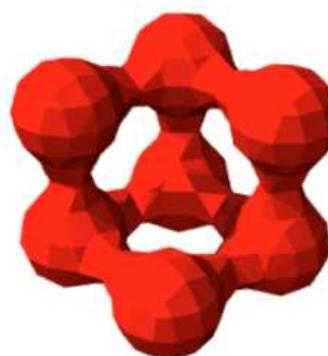
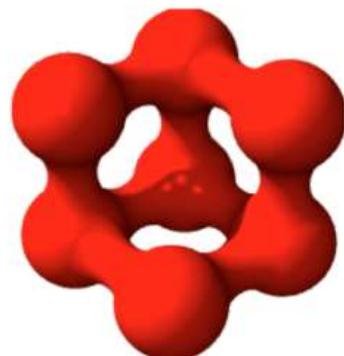
# Reconstrucción de Poisson

- Dada la función indicadora, se puede extraer la iso-superficie



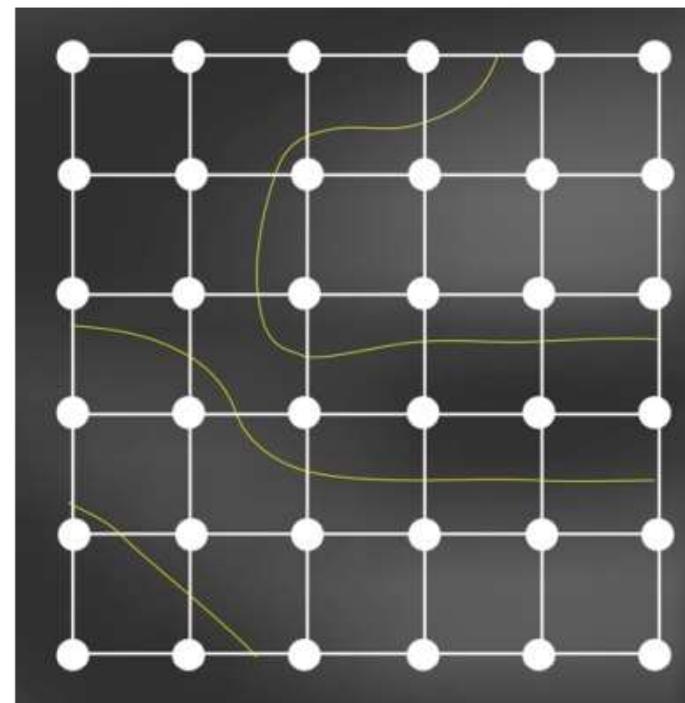
# Marching Cubes

- Convertir una representación implícita en una explícita
- Objetivo: dada la representación implícita  $\{\mathbf{x}, \text{s.t. } f(\mathbf{x}) = 0\}$
- Crear una malla triangular que aproxima la superficie



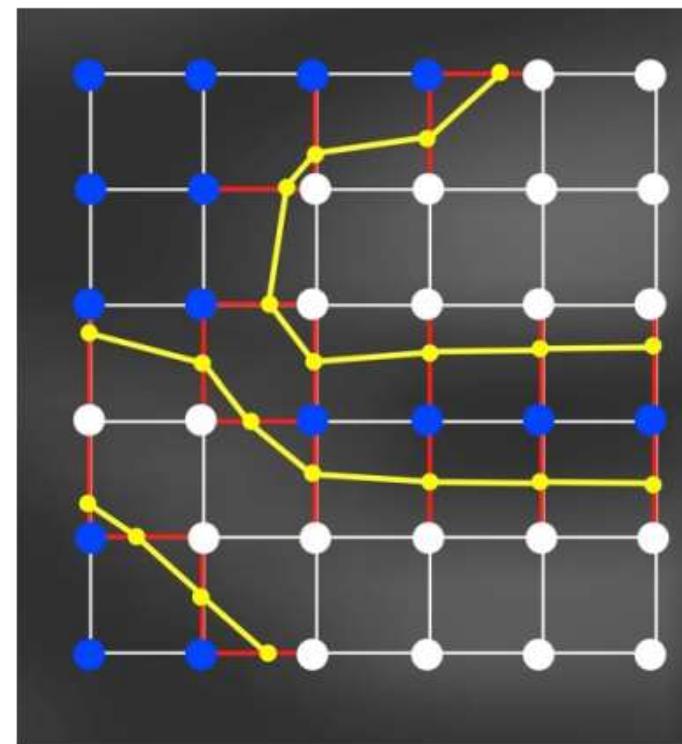
# Marching squares

- Dada una función  $f(x)$ 
  - $f(x) < 0$  dentro
  - $f(x) > 0$  fuera
- Discretizar el espacio
- Evaluar  $f(x)$  en la grilla



# Marching squares

- Dada una función  $f(x)$ 
  - $f(x) < 0$  dentro
  - $f(x) > 0$  fuera
- Discretizar el espacio
- Evaluar  $f(x)$  en la grilla
- Clasificar puntos
- Clasificar aristas
- Computar intersecciones
- Conectar intersecciones



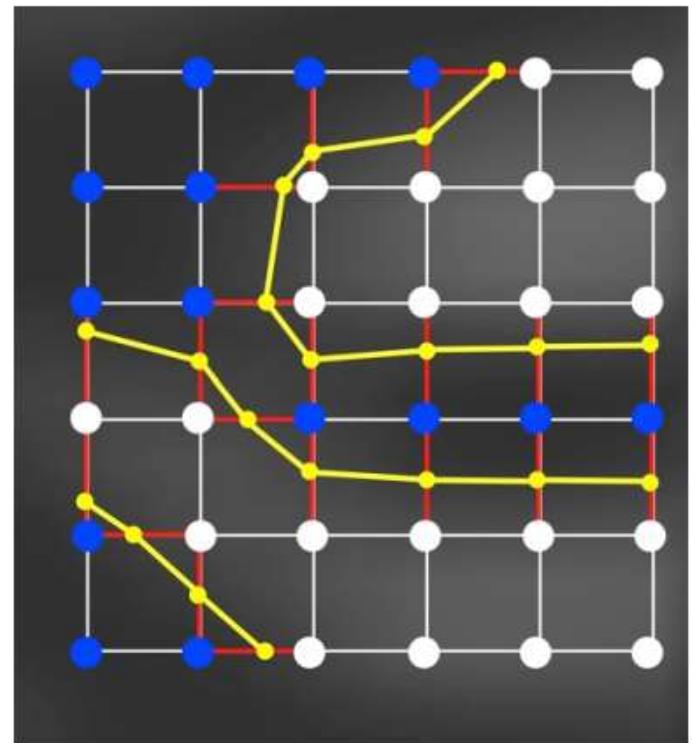
# Marching squares

- Computar intersecciones
- Aristas con cambio de signo contienen
- Intersecciones

$$\begin{aligned}f(x_1) < 0, f(x_2) > 0 \Rightarrow \\f(x_1 + t(x_2 - x_1)) = 0 \\ \text{for some } 0 \leq t \leq 1\end{aligned}$$

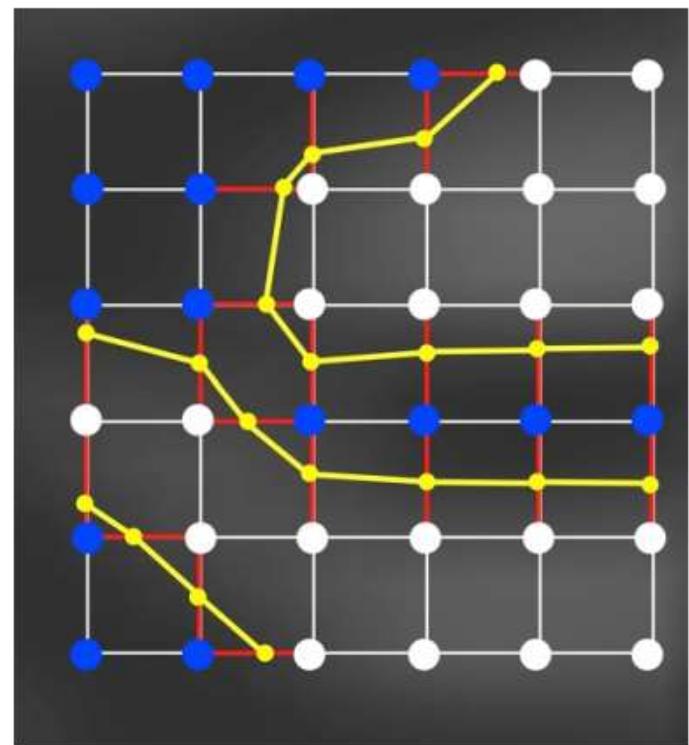
- Forma simple de computar  $t$

$$t = \frac{f(x_1)}{f(x_2) - f(x_1)}$$



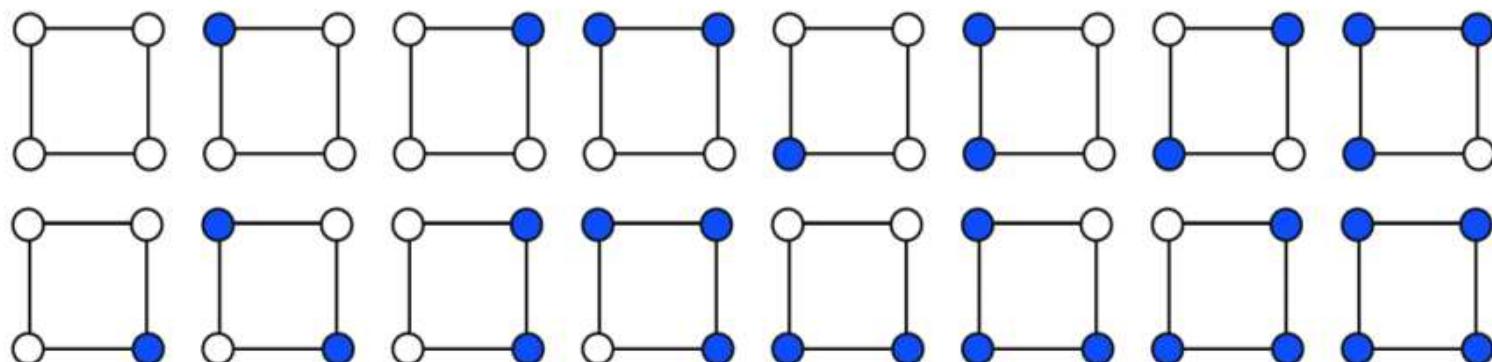
# Marching squares

- Conectar intersecciones
  - Tratar cada celda por separado
  - Enumerar todas las posibles combinaciones entrada/salida



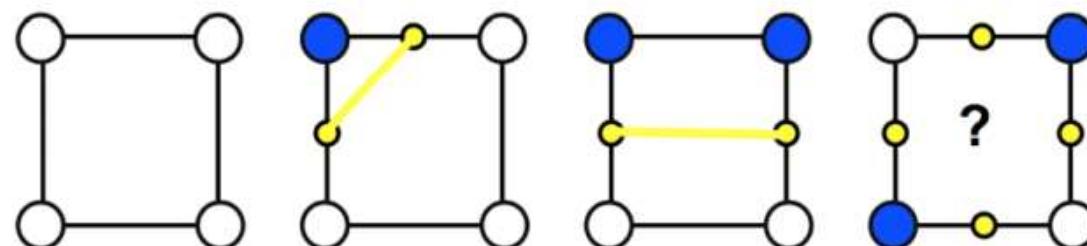
# Marching squares

- Conectar intersecciones
- Tratar cada celda por separado
- Enumerar todas las posibles combinaciones entrada/salida
- Agrupar las combinaciones



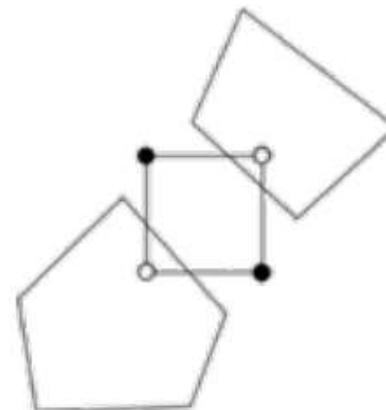
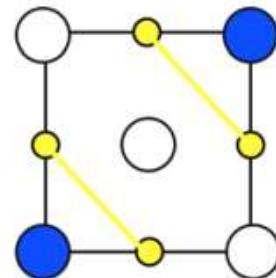
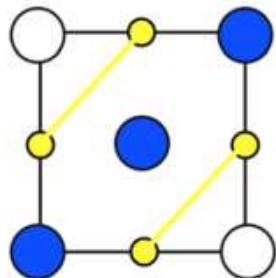
# Marching squares

- Conectar intersecciones
- Tratar cada celda por separado
- Enumerar todas las posibles combinaciones entrada/salida
- Agrupar las combinaciones con equivalencias de rotación

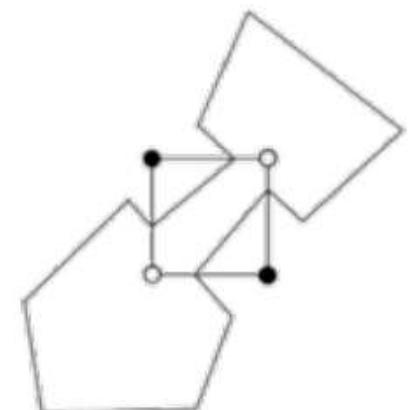


# Marching squares

- Conectar intersecciones
- Casos ambiguos



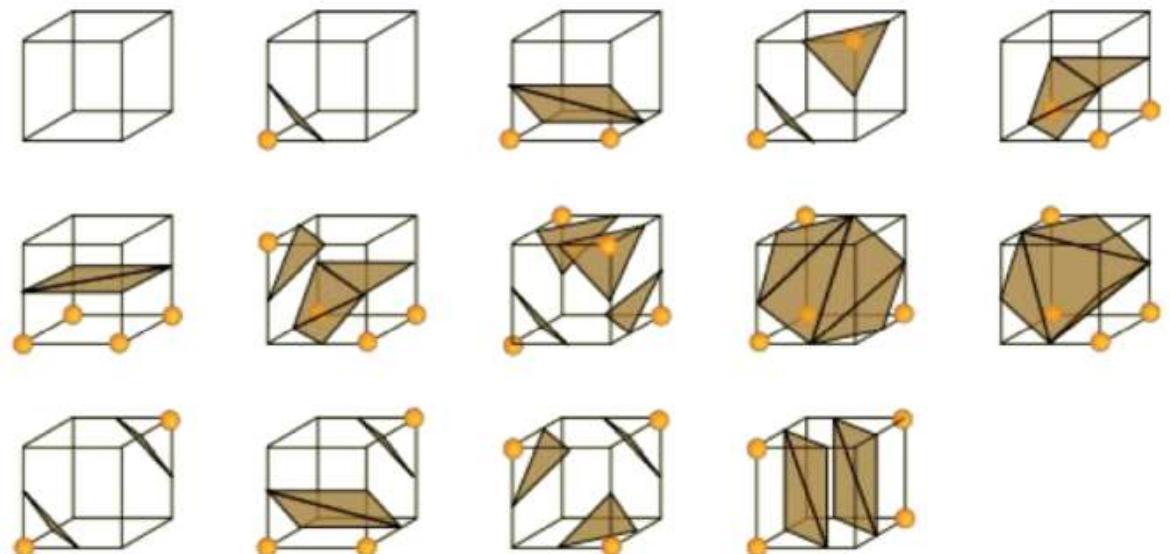
Break contour



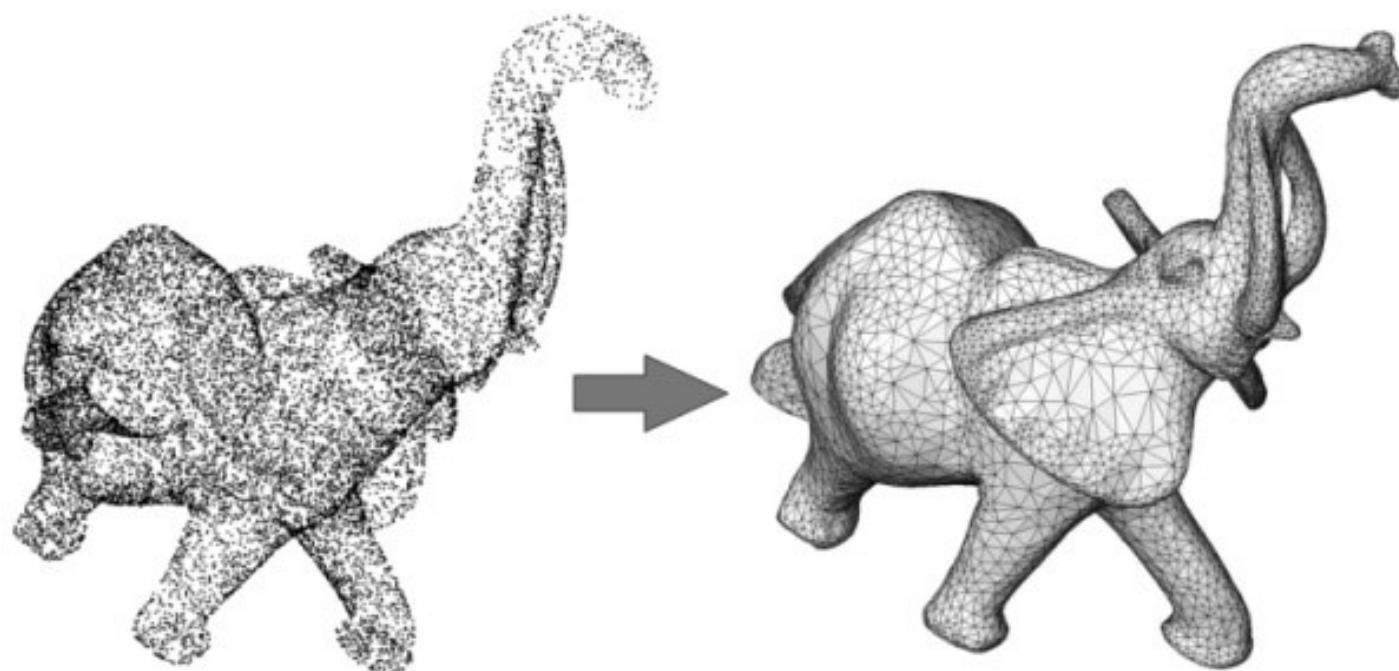
Join contour

# Marching cubes (3D)

- Celdas son voxels
- Líneas de intersección se vuelven triángulos
- 256 casos diferentes
- 14 casos únicos (simetría)

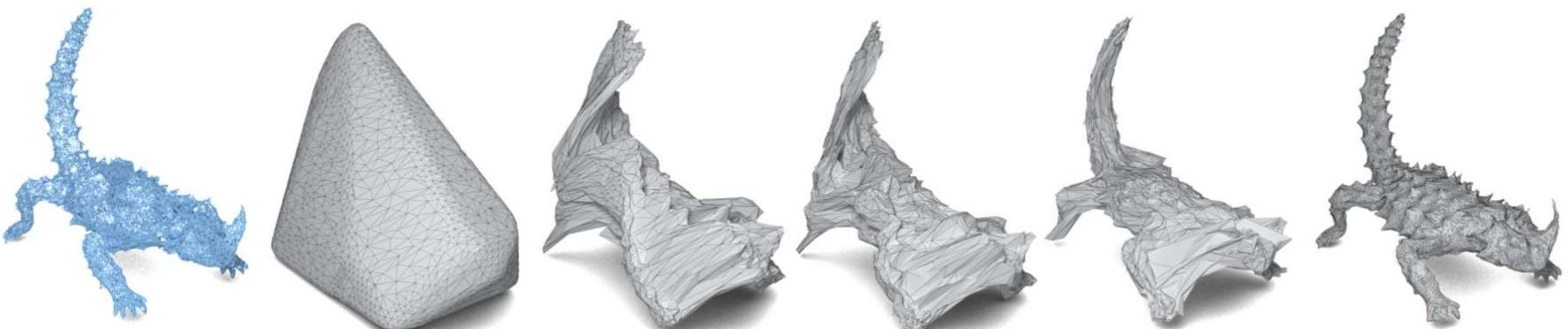


# Resultados



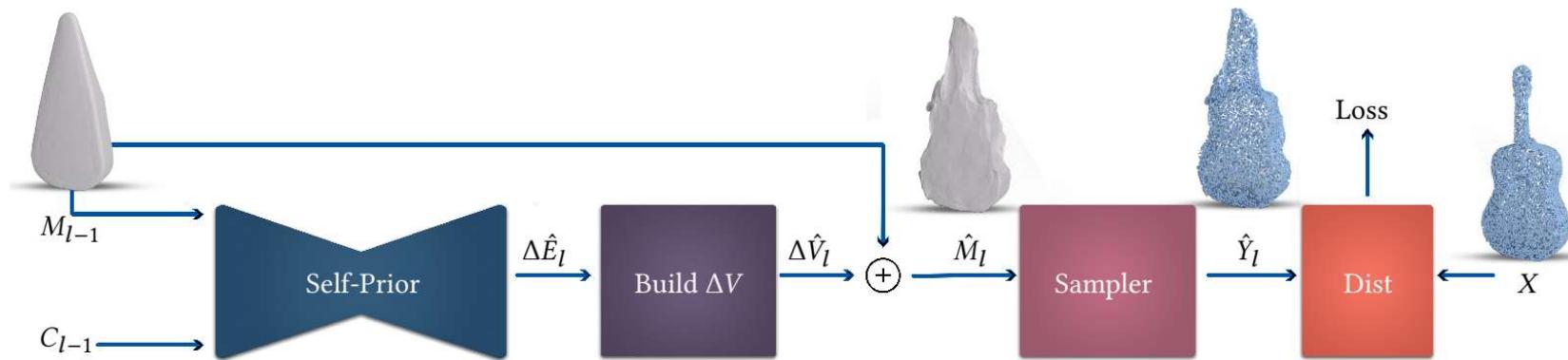
# Point2Mesh

- Red neuronal para reconstrucción de superficies



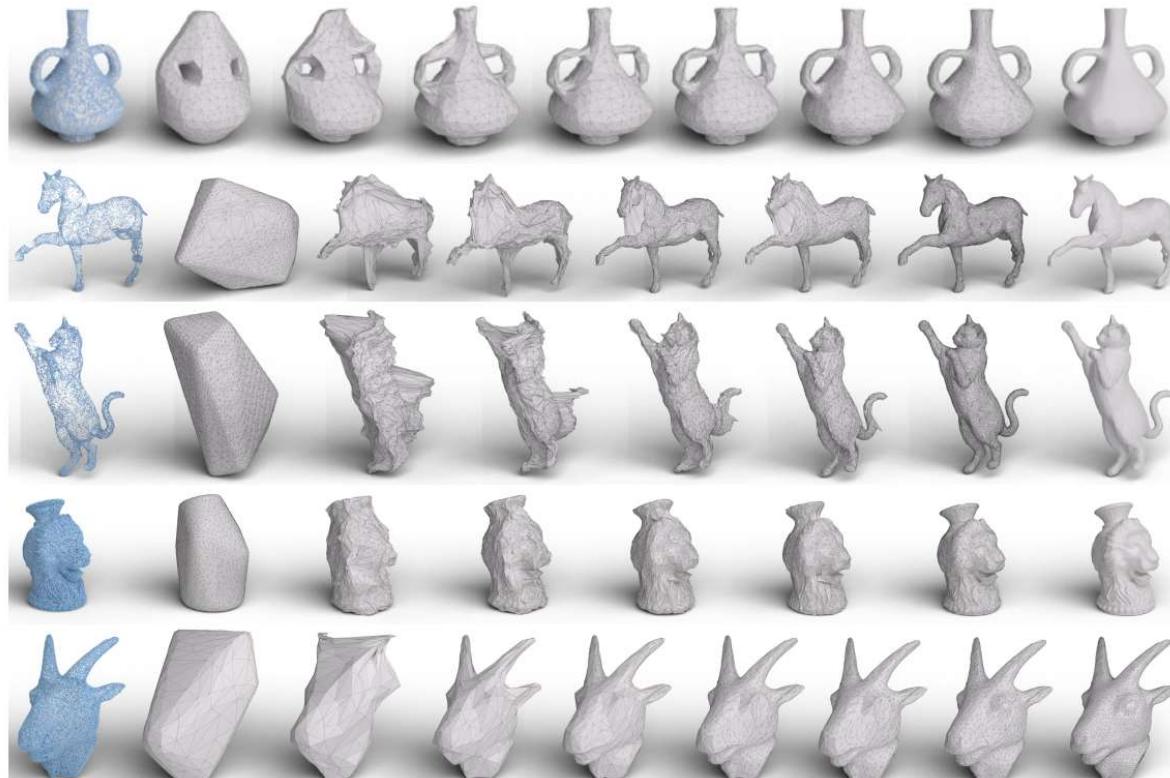
# Point2Mesh

- Red neuronal para reconstrucción de superficies



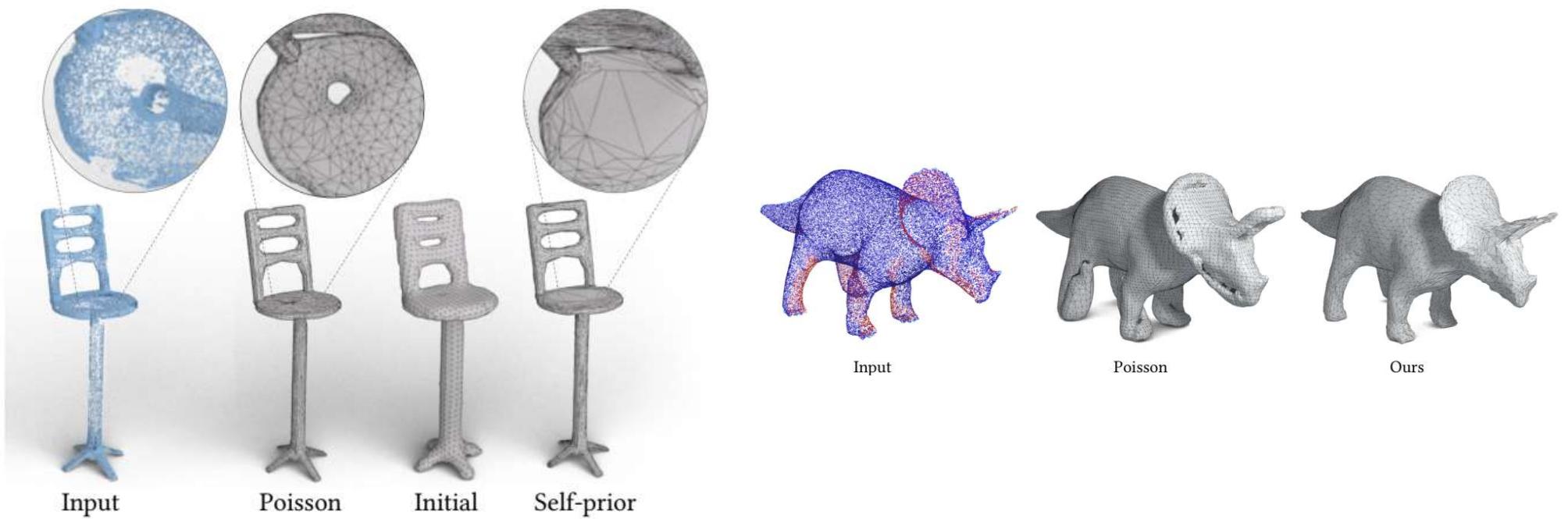
# Point2Mesh

- Red neuronal para reconstrucción de superficies



# Point2Mesh

- Red neuronal para reconstrucción de superficies



# Point2Mesh

- Red neuronal para reconstrucción de superficies

