

# Motivacion

Supongamos un conjunto de variables de entrada,  $z$ , y una salida  $x$ .

La idea seria ver como depende la variable de salida  $x$  con las variables de entrada  $z$ .

En general este problema consiste en inferir la densidad condicional  $p(x|z)$ .

A partir de los datos que son un conjunto de  $n$  pares,  $(x_i, z_i)$ , los objetivos son:

- ▶ Poder evaluar analiticamente (parametricamente?) a  $p(x|z)$ .
- ▶ Dado un valor del target  $z^*$ , generar un conjunto de muestras  $x_j$  a partir de  $p(x|z^*)$

## Problema de transporte de Monge del baricentro

Buscamos un mapa que elimine de la densidad de  $x$  toda la variabilidad explicable por  $z$ . Esto es lo que hacemos cuando obtenemos  $p(x|z)$  dado un  $z^*$ .

Para encontrar ese mapa pongo dos condiciones

$$\min_{y=T(x,z)} \mathbb{E}_{\pi}[c(x,y)]$$

sueto a que  $y$  sea independiente de  $z$ .

En algun sentido decimos a que no quede mas informacion de  $x$  en  $z$ .

## Densidad condicional: Metodo generativo con OTBP

Una vez que encuentre el  $T$  lo puedo usar para generar muestras de la condicional.

Dado los datos  $\{x_i, z_i\}_{1:n}$  puedo transformar las muestras  $y_i = T(x_i, z_i)$ .

Si tengo un  $z^*$  sobre el cual quiero generar muestras de  $x$  condicionadas a  $z^*$

Antitransformo sobre  $x$  a  $x_i^* = T^{-1}(y_i, z^*)$  esto me dar  $N$  muestras posibles de la variabilidad de  $x$  dado  $z^*$ .

# Problema primal relajado

Función Objetivo

$$\min_{\mu, \pi} \int c(x, y) \pi(x, y) dx dy$$

Restricciones

$$\int \pi(x, y) dy = \rho(x), \quad \int \pi(x, y) dx = \mu(y)$$

donde  $\mu(y)$  es la distribución del baricentro y la  $\pi$  es la distribución conjunta que acopla  $\rho$  con  $\mu$

## Problema de adversarios empirico

Dadas las muestras  $(x_i, z_i)_{i=1}^N$ , proponemos trabajar en un espacios de funciones  $\mathcal{F}$  para  $z$  y  $\mathcal{G}$  para  $y$

$$\min_{y_i=T(x_i, z_i)} \max_{g, f} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [c(x_i, y_i) + \lambda g(y_i) f(z_i)] \right\},$$

Restricciones:  $\sum_{i=1}^n f(z_i) = 0$ ,  $\|f\| = \|g\| = 1$

Primeramente necesitamos encontrar las  $g$  y  $f$  en el espacio de funciones que maximizan la funcion de costo.

La independendencia impone una condicion de “sin correlación” entre la  $g$  y la  $f$ . Si  $y$  y  $z$  son independientes se tiene que

$$\mathbb{E}_{\pi}[g(y)f(z)] = 0$$

## Test functions

Vamos a restringir la búsqueda de las funciones  $f$  y  $g$  a espacios de dimension finita ( $\mathcal{F}$  y  $\mathcal{G}$ ).

Solo consideramos combinaciones lineales de un conjunto finito de funciones base ("features" o características).

$$f(z) = F(z)a = \sum_{j=1}^{m_z} F^j(z) a_j, \quad g(y) = G(y)b = \sum_{k=1}^{m_y} G^k(y) b_k$$

donde:  $F(z)$  y  $G(y)$  son vectores de funciones base predefinidas (por ejemplo, polinomios, funciones trigonométricas, kernels, etc.).  $a \in \mathbb{R}^{m_z}$  y  $b \in \mathbb{R}^{m_y}$  son los vectores de coeficientes a determinar.  $m_z$  y  $m_y$  son las dimensiones de estos espacios de características.

## Transformo al espacio ortogoanal

Se reemplaza  $G(y)$  por un operador ortogonal  $Q_y(y)$  que genere el mismo rango efectivo a traves de SVD,

$$\mathbf{G}_0 = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T$$

donde  $\mathbf{G}_0$  es la matriz evaluada en los puntos  $y_{0j}$ .

La cantidad de dimensiones de  $Q_y(y)$  es tal que genere gran parte de la variabilidad con  $m_y$  tal que  $\sum_k^{m_y} \sigma_k^2 > 0.99$

Se define una nueva matriz de transformación  $\mathbf{B}^y$  de tamaño  $m_y \times n_y$  que proyecta los coeficientes originales al espacio reducido y ortogonal:

$$\mathbf{B}_{jk}^y = \frac{1}{\sigma_k} \mathbf{V}_{jk}, \quad \text{para } j = 1, \dots, m_y; \quad k = 1, \dots, n_y$$

## Problema de adversarios en el espacio ortogonal

El nuevo operador de características ortogonales  $Q_y$  se define como:

$$Q_y(y) = G(y) \mathbf{B}^y$$

Entonces hemos representado al problema de maximización de funciones en un espacio finito y a través de coeficientes que tienen que ser determinados a través de la maximización.

Entonces ahora el problema min-max lo tenemos en  $a, b, y_l$ ,

$$\min_{\{y_i\}} \left\{ \max_{a,b} \sum_{i=1}^n c(x_i, y_i) + \lambda \sum_{h=1}^{n_z} \sum_{l=1}^{n_y} \left( \sum_{i=1}^n Q_z^h(z_i) Q_y^l(y_i) \right) a_h b_l, \quad \|a\| = \|b\| = 1 \right\}$$



## Determinacion explicita del $a$ y $b$ que maximizan

Se puede determinar en forma explicita la maximizacion en esencia  $a$  y  $b$  se deben alinear con las primeras componentes principales a izquierda y derecha.

Nuevamente entonces hacemos SVD sobre la matriz

$$\mathbf{a}^\top \mathbf{A} \mathbf{b} = \mathbf{a}^\top \mathbf{Q}_z^\top \mathbf{Q}_y \mathbf{b} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^\top.$$

Entonces las funciones son:  $f(z) = \mathbf{Q}_z(z)a$ ;  $g(x) = \mathbf{Q}_y(y)\mathbf{b}$ .

## Optimizacion con flujos de partículas

Dados  $a$  y  $b$  terminamos en un problema de minimizacion dado por

$$\min_{\{y_i\}} \sum_{i=1}^n c(x_i, y_i) + \lambda \|A(y)\|$$

Problema de optimizacion con mapas que mueven **todas** las particulas

$$y_i^{n+1} = y_i^n - \eta^n \left[ \frac{1}{n} \nabla_y c(x_i, y) \Big|_{y_i^n} + \lambda a' \nabla_y A \Big|_{y_i^n} b \right]$$

esto lo puedo ver como un descenso de gradientes.

$$\nabla_y A^{hl} \Big|_{y_i^n} = Q_z^h(z_i) \sum_j \nabla G^j(y) \Big|_{y_i} B_{jl}^y$$