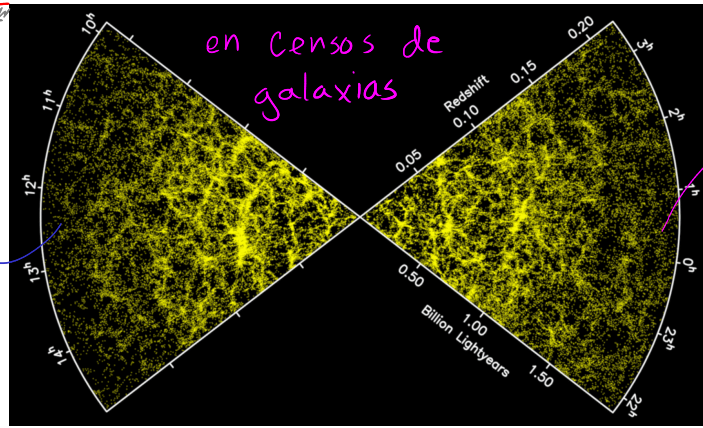


Función de Correlación de 2 puntos

Clase 1

Buscamos patrones

* Una manera de estudiarlas son las funciones de correlación de N-pts.

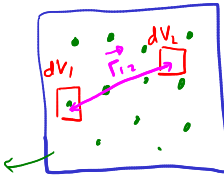


Estructura de Gran Escala del Universo
LSS - large scale structure

Para dist. aleatorias
 $dP_i = \bar{\rho} dV_i$

$N=2$

densidad $\bar{\rho}$
promedio



Probabilidad de encontrar puntos en V_1 y V_2 es:

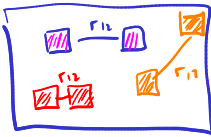
$$dP_{12} \equiv \bar{\rho}^2 (1 + \xi^{(2)}(\vec{r}_{12})) dV_1 dV_2$$

aleatorias

Definir correlaciones por "onza" de las dist. aleatorias

positivas son exesos
negativa son decrementos

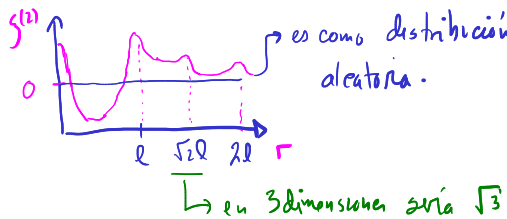
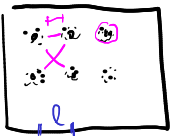
la función de correlación puede depender de la distancia entre volúmenes.



Si hay homogeneidad \rightarrow (invarianza ante traslaciones)
isotropía \rightarrow (invarianza ante rotaciones)

(De forma estadística) \Rightarrow
 $\xi^{(2)}$ no depende de \vec{r}_{12} sino sólo de su magnitud
 $|\vec{r}_{12}| \Rightarrow \xi^{(2)}(r)$

Ej.

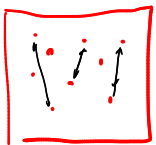


Pero ¿Cómo calculamos $\xi^{(2)}$?

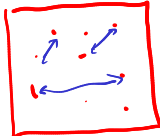
Estimadores de $\xi^{(2)}$

* la idea es contar y en el límite de una infinidad de datos acercarnos al valor teórico de $\xi^{(2)}$

* Estamos midiendo distancias entre puntos de los datos.



D - Datos



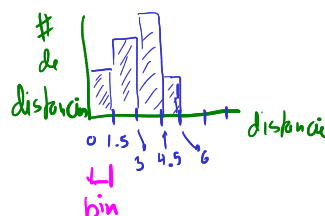
R - Aleatorios

Puedo calcular el número de distancias entre todos los puntos y las comparo con el mismo cálculo en la distribución aleatoria.

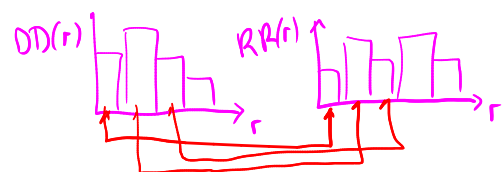
D: distancia
3.1, 3.2, 8.6, ...

R: distancia:
3.5, 3.0, 8.5, ...

Mejor comparamos Histogramas



Al histograma de distancias en D le llamo DD
" " " " " R " " RR



¿Cómo los comparamos? Comparo para cada bin: ej bin no. 3

Es una normalización y tomamos RR porque son universales

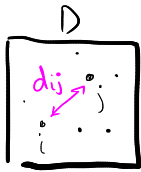
$$\frac{DD(r_3) - RR(r_3)}{RR(r_3)} = \frac{DD(r_3)}{RR(r_3)} - 1$$

Estimador Prebles-Hauser

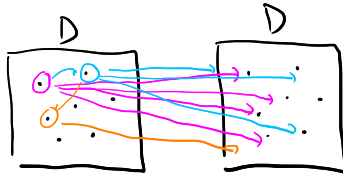
$$g^{(2)}(r) = \frac{DD(r)}{RR(r)} - 1 = \frac{DD - RR}{RR}$$

* Si el número de partículas es diferente entre D y R: Usamos histogramas normalizados $\frac{DD}{N_D}$, $\frac{RR}{N_R}$
 escogido N_D para que $\sum_r DD(r) = 1$ y similar para N_R .

Algoritmo



es equivalente a



For $i=1$ to n

For $j=1$ to n

distancia $[i][j] = \dots$ pitagoras

Histograma $[bin\ de] + 1$

1) Contamos doble ($d_{ij} = d_{ji}$)

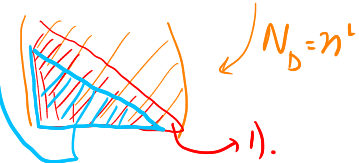
* Soln. For $j=i$ to n
 (o 0 to i)

$$N_D = \frac{n(n+1)}{2}$$

2) contamos al mismo punto (d_{ii})

* Soln. For $j=i+1$ to n
 (o 0 to $i-1$).

$$N_D = \frac{n(n-1)}{2}$$



∴ Para $n \gg 1$ estos códigos son $\Theta(n^2)$

Hay algoritmos más eficientes (basados en árboles, trees) ej. KD-tree

disminuye a $\Theta(n \log n)$.

¿El estimador de PH es sesgado? i.e. difiere fuertemente de $S_{real}^{(2)}$ para muestras finitas?

Formalismo de Hamilton: Campo de densidad $\rho(\vec{x})$ y construyo "sobredensidades" $\delta(\vec{x}) = \frac{\rho(\vec{x}) - \bar{\rho}}{\bar{\rho}}$

Tenemos galaxias: las escogido con una función de selección $W(\vec{x})$
 ej galaxia 1 en \vec{r}_1 es $\int_V \rho(\vec{x}) W(\vec{x}) d^3x$ donde $W(x) = \delta^3(\vec{x} - \vec{r}_1)$
 Volumen de los datos.

Definición: $\langle \cdot \rangle = \int_V d^3x$ $\bar{\rho} = \frac{\langle \rho(x) W(x) \rangle}{\langle W(x) \rangle}$ $\gamma_n^{(k)}(\vec{r}_1, \dots, \vec{r}_n) = \frac{\langle W_1 \dots W_n \delta_1 \dots \delta_n \rangle}{\langle W_1 \dots W_n \rangle}$ ($k \leq n$)

* $\langle \delta \rangle = \langle \frac{\rho - \bar{\rho}}{\bar{\rho}} \rangle = \frac{\langle \rho \rangle - \bar{\rho}}{\bar{\rho}} = \frac{\bar{\rho} - \bar{\rho}}{\bar{\rho}} = 0$
 * Número de galaxias $\langle n \rangle = \langle \rho W \rangle = \int_V \rho(\vec{x}) W(\vec{x}) d^3x$
 * $\bar{\rho} = \gamma_1'$

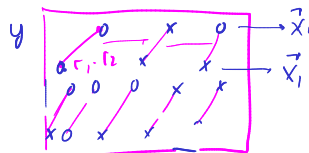
donde $W_i \equiv W(\vec{x}_i)$ $\delta_i \equiv \delta(\vec{x}_i)$

$$= \frac{\int d^3\vec{x}_1 d^3\vec{x}_2 \dots d^3\vec{x}_n W(\vec{x}_1) \dots W(\vec{x}_n) \delta(\vec{x}_1) \dots \delta(\vec{x}_n)}{\int d^3\vec{x}_1 \dots d^3\vec{x}_n W_1(\vec{x}_1) \dots W_n(\vec{x}_n)}$$

Con este formalismo estudiemos los histogramas DD y RR

$$DD(\vec{r}_1, \vec{r}_2) = \langle \rho_1 \rho_2 W_1 W_2 \rangle_{\vec{r}_1, \vec{r}_2} = \int_{\vec{r}_1 - \vec{r}_2 = \vec{x}_1 - \vec{x}_2} \rho(\vec{x}_1) \rho(\vec{x}_2) W(\vec{x}_1) W(\vec{x}_2) d^3\vec{x}_1 d^3\vec{x}_2$$

$\vec{r}_1 - \vec{r}_2$
 $\delta = \frac{\rho - \bar{\rho}}{\bar{\rho}}$



$$= \langle \bar{\rho} (1 + \delta_1) \bar{\rho} (1 + \delta_2) W_1 W_2 \rangle = \bar{\rho}^2 \left(\langle W_1 W_2 \rangle + \langle \delta_1 W_1 W_2 \rangle + \langle \delta_2 W_1 W_2 \rangle + \langle \delta_1 \delta_2 W_1 W_2 \rangle \right)$$

$W_1 \dots W_n$ no siempre es separable

ej $W_1 W_2 = W_1(\vec{x}_1) * W_2(\vec{x}_2)$

$W_1 W_2$ es la probabilidad conjunta de seleccionar 1 y 2.

$$= \bar{s}^2 \langle w_1 w_2 \rangle \left(1 + \frac{\langle \delta_1 w_1 w_1 \rangle}{\langle w_1 w_2 \rangle} + \frac{\langle \delta_2 w_1 w_2 \rangle}{\langle w_1 w_2 \rangle} + \frac{\langle \delta_1 \delta_2 w_1 w_2 \rangle}{\langle w_1 w_2 \rangle} \right) = \bar{s}^2 \langle w_1 w_2 \rangle \left(1 + \psi_2'(\bar{r}_1) + \psi_2'(\bar{r}_2) + \psi_2^2(\bar{r}_1, \bar{r}_2) \right)$$

$$RR(r_1, r_2) = \bar{s}^2 \int w_1 w_2 d^3 \vec{x}_1 d^3 \vec{x}_2 = \langle w_1 w_2 \rangle \bar{s}^2$$

es una corrección o sesgo?

$$\therefore \xi_{PH}^{(1)} = \frac{DD}{RR} - 1 = \underbrace{\psi_2^2(\bar{r}_1, \bar{r}_2) + \psi_2'(\bar{r}_1) + \psi_2'(\bar{r}_2)}_{\text{esta es la teoría}} = \xi_{real}^{(1)} + 2\psi_2'$$

para $n_D + n_R$ $\xi_{PH}^{(1)} = \frac{n_R^2}{n_D} \frac{DD}{RR} - 1$ $n_D = \langle s w \rangle = \langle \bar{s} (1 + \delta) w \rangle = \langle w \rangle + \langle \delta w \rangle = \langle w \rangle (1 + \frac{\langle \delta w \rangle}{\langle w \rangle}) = n_R (1 + \bar{\delta})$

$$\xi_{PH}^{(1)} = \frac{1}{(1 + \bar{\delta})} (\xi_{real}^{(1)} + \psi_2'(\bar{r}_1) + \psi_2'(\bar{r}_2)) = \xi_{real}^{(1)} + \psi_2'(\bar{r}_1) + \psi_2'(\bar{r}_2) - 2\bar{\delta} + O(\bar{\delta}^2, \bar{\delta}\psi, \bar{\delta}\xi)$$

$\hookrightarrow \bar{\delta} \ll 1$

Podemos tener correcciones menos relevantes:

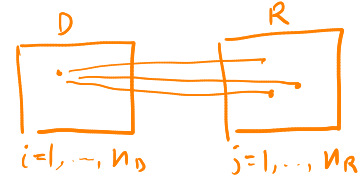
Davis-Peebles $\xi_{DP}^{(1)} = \frac{1}{N_{tot}} \frac{DD}{DR} - 1$

Hamilton $\xi_{Ham}^{(1)} = \frac{DD RR}{DR}$

Landy-Szalay $\xi_{LS}^{(1)} = 1 + \frac{1}{N_{tot}} \frac{DD}{RR} - 2 \frac{1}{N_{tot}} \frac{DR}{RR}$

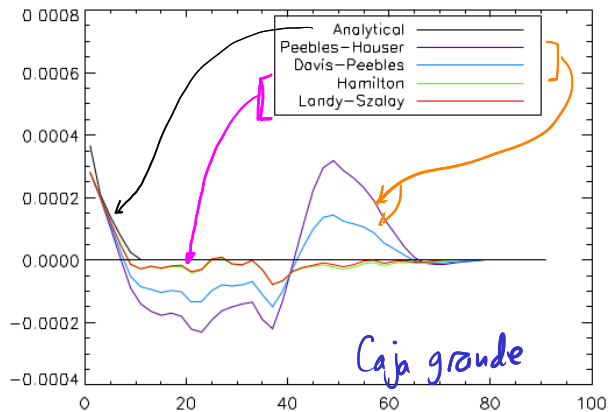
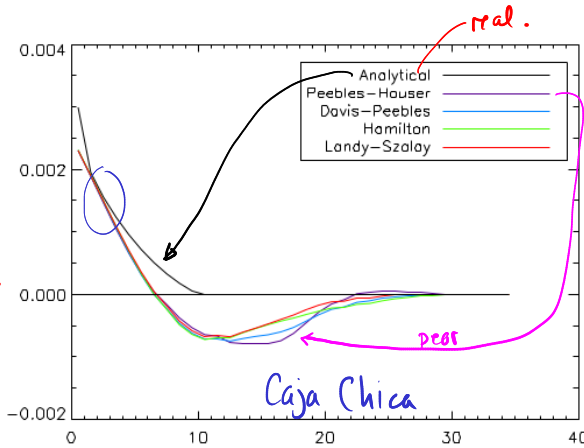
Donde $N_{tot} = n_D / n_R$

DR \rightarrow es un histograma que "mezcla" datos con aleatorios

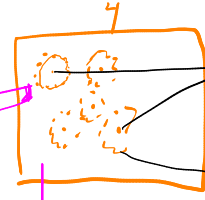
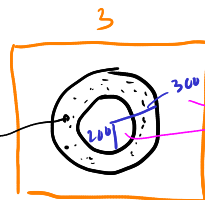
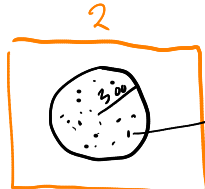
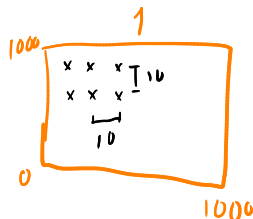


Ejemplo

Real se obtiene de un Proceso de Cox.



Cajas



aleatorios

misma

radio

Se interpretan

los puntos son aleatorios
los puntos en la aroallas aleatorias

Referencias

<https://arxiv.org/abs/2006.05434>

Hamilton: <http://articles.adsabs.harvard.edu/pdf/1993ApJ...417...19H>