

# Factibilidad de aplicación del test cosmológico de Alcock-Paczyński utilizando vacíos cósmicos

Carlos Mauricio Correa

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA

Marzo, 2016

©FaMAF - UNC

Director: Dr. Dante Javier Paz



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución 2.5 Argentina](https://creativecommons.org/licenses/by/2.5/arg/)



Factibilidad de aplicación del test cosmológico de  
Alcock-Paczyński utilizando vacíos cósmicos

Carlos Mauricio Correa

Director: Dr. Dante Javier Paz

Presentado ante la Facultad de Matemática, Astronomía y Física como  
parte de los requerimientos para la obtención del grado de Licenciado en  
Astronomía de la

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA

Argentina, Marzo 2016



Dedicado a mis padres, mis ídolos;  
a José, mi hermano y mejor amigo;  
a mis abuelos, mis segundos padres;  
a Daniela, mi compañera de vida.



# Resumen

Se diseñó e implementó una versión del test cosmológico de [Alcock & Paczynski \(1979\)](#) utilizando la función de correlación cruzada void-galaxia,  $\xi_{vg}(\Delta\theta, \Delta z)$ , en términos de distancias angulares en el plano del cielo,  $\Delta\theta$ , y extensiones en redshift en la dirección radial de la línea de la visual,  $\Delta z$ . Para ello, se desarrolló un modelo dinámico-cosmológico que permite tratar, al mismo tiempo, las dos fuentes de distorsiones en los isocontornos de correlación:

- i) *de origen dinámico*: debido a la componente radial de las velocidades peculiares de las galaxias que rodean a los voids;
- ii) *de origen geométrico-cosmológico*: al transformar los observables  $(\Delta\theta, \Delta z)$  en unidades de distancia  $(\sigma, \pi)[h^{-1}Mpc]$ , para lo cual hay que asumir un modelo cosmológico.

El modelo consta de seis parámetros: cuatro que describen el perfil medio de densidad de una muestra de voids, la dispersión media de velocidades y el parámetro adimensional de materia del universo,  $\Omega_m$ . Para ajustar el modelo, se implementó un muestreo del espacio de parámetros mediante Cadenas de Markov. Con el fin de aplicar el test diseñado, se utilizaron halos de materia oscura y voids de la Simulación Millennium XXL. Se confeccionaron muestras de voids clasificándolos por tamaño y entorno. Se revalidaron los resultados teóricos y observacionales más importantes en lo que concierne a la naturaleza estructural y dinámica de los voids, midiendo perfiles de densidad, perfiles de velocidad, dispersión de velocidades y correlaciones entre halos y voids. Se evaluó la sensibilidad del test en función del redshift medio de las muestras,  $z$ , cubriendo un amplio rango:  $0,05 \leq z \leq 2$ . A redshifts bajos, donde predominan las distorsiones dinámicas, se encontraron sesgos debido a una deficiencia del modelo lineal de la velocidad de los voids. Por el contrario, a redshifts altos, donde predominan las distorsiones geométrico-cosmológi-

cas, los resultados mejoran y las incertezas disminuyen, mostrando así, el impacto que tendrá el test aplicado en los próximos relevamientos de galaxias.

**Palabras Claves:** Estructura en Gran Escala del Universo - Vacíos Cósmicos - Distorsiones en el Espacio de Redshift - Cosmología - Test de Alcock-Paczyński

**Códigos de Biblioteca:** 98.62.Py - 98.65.Dx - 98.80.Es



# Abstract

We designed and implemented a version of the [Alcock & Paczynski \(1979\)](#) cosmological test using the void-galaxy cross-correlation function,  $\xi_{vg}(\Delta\theta, \Delta z)$ , in terms of angular distances on the plane of the sky,  $\Delta\theta$ , and redshift sizes through the line of sight direction (LOS),  $\Delta z$ . For this, we developed a dynamic-cosmological model that takes into account, at the same time, the two sources of distortions on the correlation isocontours:

- i) *dynamical source*: due to the LOS component of the peculiar velocities of the galaxies that surround voids;
- ii) *geometric-cosmological source*: when we transform the observables  $(\Delta\theta, \Delta z)$  to physical dimensions  $(\sigma, \pi)[h^{-1}Mpc]$ , for which we must assume a cosmological model.

The model consists in six parameters: four that describe the mean density profile of a void sample, the mean velocity dispersion and the dimensionless matter parameter of the universe,  $\Omega_m$ . To fit the model, we implemented a Markov Chain sampling. We applied the designed test using dark matter haloes and voids of the Millennium XXL Simulation. We selected void samples by size and environment. We ratified the most important theoretical and observational results concerning the structural and dynamical nature of voids, by measuring density profiles, velocity profiles, velocity dispersions and void-haloes correlations. We evaluated the sensitivity of the test with the mean redshift of the void samples,  $z$ , covering a wide range:  $0,05 \leq z \leq 2$ . At low redshifts, where the dynamical distortions dominate, we found biases due to a deficiency of the linear velocity model of voids. On the contrary, at high redshifts, where the geometric-cosmological distortions dominate, the results improve and the error bars decrease, showing in this way, the impact of the test applied on the future galaxy surveys.

**Key words:** Large Scale Structure of the Universe - Cosmic Voids - Redshift-Space Distortions - Cosmology - Alcock-Paczyński Test



# Índice general

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Estructura en gran escala como laboratorio cosmológico</b>	<b>5</b>
2.1	Un modelo para nuestro universo . . . . .	5
2.1.1	Un universo en expansión . . . . .	5
2.1.2	Modelo cosmológico estándar $\Lambda$ CDM . . . . .	7
2.1.3	Determinación de los parámetros cosmológicos . . . . .	9
2.1.4	Distancias en cosmología . . . . .	10
2.2	Inhomogeneidades en el universo . . . . .	14
2.2.1	Descripción observacional de la LSS: relevamientos de galaxias . . . . .	14
2.2.2	Vacíos cósmicos . . . . .	16
2.2.3	Descripción teórica de la LSS: inestabilidad gravitacional . . . . .	16
2.2.4	Descripción estadística de la LSS: función de correlación . . . . .	18
2.2.5	Descripción numérica de la LSS: simulaciones de formación de estructura . . . . .	20
2.2.6	Implicancia cosmológica de la LSS . . . . .	23
2.3	Distorsiones espaciales . . . . .	23
2.3.1	Distorsiones dinámicas . . . . .	23
2.3.2	Distorsiones geométrico-cosmológicas . . . . .	26
2.3.3	Efectos combinados . . . . .	27
<b>3</b>	<b>Test cosmológico de Alcock-Paczyński utilizando voids</b>	<b>29</b>
3.1	Esencia del test AP . . . . .	29
3.2	Dificultades en la aplicación del test AP . . . . .	31
3.2.1	Dificultad 1: ausencia de auténticas reglas estándar . . . . .	31
3.2.2	Dificultad 2: contaminación por distorsiones dinámicas . . . . .	32

3.3	Dinámica de los voids . . . . .	32
3.3.1	Un método de identificación de voids . . . . .	33
3.3.2	Entorno y dinámica . . . . .	34
3.3.3	Perfiles de densidad . . . . .	35
3.3.4	Función de correlación void-galaxia . . . . .	41
3.3.5	Distorsiones dinámicas para el caso de los voids . . . . .	43
3.3.6	Modelo de $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$ . . . . .	43
3.3.7	Ajuste del modelo . . . . .	46
3.4	Diseño del test AP . . . . .	47
<b>4</b>	<b>Estadística y dinámica de voids identificados en la Simulación Millennium XXL</b> . . . . .	<b>51</b>
4.1	Simulación Millennium XXL . . . . .	51
4.1.1	Catálogo de halos de materia oscura y voids . . . . .	52
4.2	Análisis de entorno . . . . .	52
4.2.1	Perfiles de densidad individuales . . . . .	53
4.2.2	Distribución de los tipos de entorno . . . . .	55
4.2.3	Distribución de tamaños . . . . .	55
4.2.4	Distribución bidimensional . . . . .	55
4.2.5	Confección de muestras . . . . .	56
4.2.6	Perfiles medios de densidad . . . . .	59
4.3	Análisis dinámico . . . . .	63
4.3.1	Perfiles medios de velocidad . . . . .	64
4.3.2	Perfiles medios de dispersión de velocidades . . . . .	68
4.3.3	Correlaciones void-halo en el espacio de redshift . . . . .	68
4.3.4	Ajuste paramétrico de $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$ . . . . .	75
<b>5</b>	<b>Factibilidad de aplicación del test AP diseñado</b> . . . . .	<b>87</b>
5.1	Calibración . . . . .	88
5.2	Interrelación entre el redshift y $\Omega_m$ en la transformación geométrico- cosmológica . . . . .	92
5.3	Aplicación y análisis de factibilidad . . . . .	94
<b>6</b>	<b>Síntesis y conclusiones</b> . . . . .	<b>99</b>
	<b>Bibliografía</b> . . . . .	<b>105</b>

# Capítulo 1

## Introducción

En los últimos años, una notable mejora en la resolución y exactitud de las observaciones cosmológicas ha permitido imponer fuertes restricciones a los valores de los parámetros cosmológicos fundamentales. La inesperada conclusión de estos estudios es que, actualmente, el universo se encuentra en una fase de expansión acelerada. El origen de esta aceleración cósmica es uno de los problemas más importantes de la física, ya que plantea cuestiones fundamentales acerca de nuestra actual comprensión de las leyes básicas de la naturaleza. En el contexto de la relatividad general, la aceleración cósmica implica que la relación energía-densidad del universo está dominada por una componente de energía oscura que contrarresta la fuerza de atracción de la gravedad. Aunque puede inferirse la presencia de esta componente, no se sabe prácticamente nada acerca de su naturaleza. La explicación más plausible de este fenómeno es que se debe a la energía cuántica del vacío. No obstante, los resultados de la mecánica cuántica y la relatividad general difieren en varios órdenes de magnitud. Esta gran discrepancia es, probablemente, uno de los desafíos más grandes de la física. (ver Cap. 2, Sec. 2.1)

Existen varios métodos para testear la expansión y geometría del universo. No obstante, la mayoría están afectados por la evolución de galaxias u otros procesos astrofísicos (López-Corredoira, 2014). Por ejemplo, los *diagramas de Hubble*, el *test de brillo superficial de Tolman* y los *tests de tamaño angular* están todos afectados por la evolución de galaxias con el redshift. El *test de dilatación temporal de supernovas tipo Ia*, si bien es uno de los más satisfactorios en favor de la expansión del universo, necesita asumir que los procesos astrofísicos estelares que dan lugar a este fenómeno son idénticos en toda la historia cósmica del universo. Por otro lado, las *anisotropías en el CMB*<sup>1</sup> constituyen el

---

<sup>1</sup>CMB se refiere a la radiación de fondo de microondas.

soporte más importante del modelo cosmológico estándar. Sin embargo, es fundamental encontrar confirmaciones independientes. En este trabajo, se propone una implementación del *test cosmológico de Alcock & Paczynski (1979)* (test AP), que a diferencia de los demás métodos, sólo depende de un efecto geométrico y está libre de la evolución de galaxias. Específicamente, consiste en la evaluación de las distorsiones geométricas que se producen al comparar las dimensiones de alguna regla estándar<sup>2</sup> proyectadas en el plano del cielo,  $\sigma$ , y en la dirección radial de la línea de la visual,  $\pi$ , para lo cual se necesita medir su tamaño angular,  $\Delta\theta$ , y su extensión en redshift,  $\Delta z$ , respectivamente. El efecto cosmológico se hace presente al transformar estos observables en unidades de distancia:

$$(\Delta\theta, \Delta z) \xrightarrow{(z, H_0, \Omega_m, \Omega_\Lambda)} (\sigma, \pi) [h^{-1} Mpc], \quad (1.1)$$

pues para ello, se necesita asumir una cosmología fiduciaria, es decir, valores para los parámetros cosmológicos fundamentales que describen la expansión y el contenido de energía del universo:  $H_0$ ,  $\Omega_m$  y  $\Omega_\Lambda$ , los cuales generalmente presentarán desviaciones con respecto a los parámetros verdaderos subyacentes en la naturaleza. (ver Cap. 3, Sec. 3.1)

Si bien el test AP es en esencia simple, en la práctica, existen dos dificultades principales:

- i) la ausencia de auténticas reglas estándar;
- ii) la contaminación por distorsiones dinámicas.

El primer obstáculo puede tratarse construyendo reglas estándar en forma indirecta a partir de objetos que actúen como intermediarios. Un ejemplo de esta técnica es la función de correlación de una distribución de objetos,  $\xi(\sigma, \pi)$ , ya que en vista de la homogeneidad e isotropía que plantea el principio cosmológico, dichas correlaciones deben tener simetría esférica, es decir, deben ser iguales en ambas direcciones  $\sigma$  y  $\pi$ . En este caso, la cosmología fiduciaria junto con la Ec.(1.1) generan las anisotropías en los isocontornos de correlación de  $\xi(\sigma, \pi)$ . El segundo obstáculo tiene que ver con el hecho que se estiman distancias a partir de redshifts, los cuales están contaminados por las componentes radiales de las velocidades peculiares de las galaxias que conforman las estructuras. Éstas generan anisotropías adicionales en los isocontornos de  $\xi(\sigma, \pi)$  que sólo se manifiestan en la dirección  $\pi$ . Esto puede encararse tratando las dos fuentes de distorsiones, geométrico-cosmológicas y dinámicas, a la vez. (ver Cap. 3, Sec. 3.2)

---

<sup>2</sup>Objeto o estructura cuyas dimensiones reales son conocidas.

Los grandes relevamientos de galaxias, como el *Sloan Digital Sky Survey* (York et al., 2000, SDSS), y las simulaciones numéricas de formación de estructura, como la *Simulación Millennium* (Springel et al., 2005), muestran que la distribución de la materia en grandes escalas se caracteriza por una estructura similar a una red compuesta por cúmulos, paredes, filamentos y regiones vacías. Estos últimos se denominan voids. La estructura en gran escala (LSS, por sus siglas en inglés) que definen estas inhomogeneidades puede considerarse el “esqueleto” del universo. El modelo cosmológico actual describe una formación jerárquica de la estructura a partir de fluctuaciones pequeñas de densidad en el universo temprano mediante el proceso de inestabilidad gravitacional y expansión del universo. La dinámica de estos procesos es altamente no lineal, y por ello, las simulaciones numéricas constituyen una herramienta teórica fundamental. A pesar de su complejidad, la LSS contiene una cantidad invaluable de información acerca de las propiedades fundamentales del universo, tales como sus condiciones iniciales, su geometría y el contenido de materia y energía. Es por ello que la LSS puede ser usada como un potente laboratorio cosmológico. En particular, el test AP resulta particularmente efectivo si se aplica a los grandes vacíos cósmicos, los voids, pues estadísticamente exhiben simetría esférica y su evolución dinámica resulta relativamente sencilla de tratar mediante métodos analíticos. Además, puede calibrarse utilizando simulaciones numéricas. (ver Cap. 2, Sec. 2.2)

En este trabajo, se propone utilizar la función de correlación void-galaxia,  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$ . Para ello, será necesario abordar primero la dinámica de los voids con el fin de tratar las distorsiones dinámicas asociadas. Fundamentalmente, hay que entender que el entorno que rodea a los voids es el factor determinante en su estructura y evolución dinámica. De acuerdo al entorno, existen dos poblaciones fundamentales, las cuales están asociadas a dos modos dinámicos distintos. La primera está constituida por voids inmersos en entornos subdensos con respecto a la media del universo. Estos pueden tratarse como regiones aisladas y su dinámica consiste en una expansión isótropa. La segunda está constituida por voids inmersos en entornos sobredensos. Estos, a diferencia de los primeros, se están contrayendo debido al colapso gravitatorio de la pared sobredensa que los rodea. Este trabajo se basa en el modelo dinámico de  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$  elaborado por Paz et al. (2013) que tiene en cuenta estas dos poblaciones. (ver Cap. 3, Sec. 3.3)

Motivados por el potencial de las observaciones en LSS, se está construyendo y diseñando una nueva generación de relevamientos de galaxias. Entre los más importantes, se puede mencionar al *Baryon Oscillation Spectroscopic Survey* (Dawson et al., 2013, BOSS), el *Hobby-Eberly Telescope Dark Energy Experiment* (Hill et al., 2008, HETDEX),

la misión espacial *Euclid* de la ESA (Laureijs et al., 2011) y el *Dark Energy Spectroscopic Instrument* (Eisenstein & DESI Collaboration, 2015, DESI). Estos relevamientos proporcionarán información con una precisión sin precedentes, lo que brindará datos cosmológicos muy valiosos. En particular, en vista de su gran profundidad<sup>3</sup> resultarán ideales para aplicar el test AP utilizando voids.

El presente trabajo se organiza de la siguiente manera. En el Cap. 2, se repasan los conceptos básicos en cosmología y en LSS que servirán como herramientas para el desarrollo del mismo. En el Cap. 3, se explica el diseño del test propuesto. En el Cap. 4, se presenta y prepara el material utilizado para aplicar el test. Específicamente, se utilizará la *Simulación Millennium XXL* (Angulo et al., 2012), una simulación de materia oscura de gran resolución ( $6720^3$  partículas) y volumen ( $3h^{-1}Gpc$  de lado), comparable en tamaño con los relevamientos mencionados en el párrafo anterior. En el Cap. 5, se calibra y aplica el test a dos muestras de voids obtenidas de la simulación, representativas de los dos modos dinámicos (expansión y colapso). Además, dado que el test AP depende del redshift, y teniendo en cuenta la gran profundidad de los relevamientos que se avecinan, se analiza la sensibilidad del método diseñado en un amplio rango de redshifts:  $0,05 \leq z \leq 2$ , mostrando así la factibilidad de su aplicación. Finalmente, en el Cap. 6, se sintetizan las principales ideas y resultados del trabajo, y se exponen las conclusiones.

---

<sup>3</sup>Los próximos relevamientos de galaxias tendrán, en general, redshifts medios superiores a 0,5 (ver Cap. 5).



# Capítulo 2

## Estructura en gran escala como laboratorio cosmológico

Este capítulo tiene como objetivo repasar los conceptos básicos en cosmología y en estructura en gran escala que servirán como herramientas para el desarrollo de este trabajo.

### 2.1 Un modelo para nuestro universo

#### 2.1.1 Un universo en expansión

La mayoría de las galaxias presentan corrimientos al rojo en sus líneas espectrales (**redshifts**). Por lo tanto, la velocidad inferida (en la dirección de la línea de la visual) es positiva, por lo que las galaxias parecen alejarse radialmente de nosotros. [Hubble \(1929\)](#) descubrió que esta velocidad de escape,  $V$ , se incrementa linealmente con la distancia,  $D$ , la denominada **ley de Hubble**:

$$V = H_0 D, \tag{2.1}$$

donde  $H_0$  es una constante de proporcionalidad y se denomina **constante de Hubble**. Si se supone que no ocupamos una posición privilegiada en el universo, este fenómeno de recesión, denominado también **flujo de Hubble**, debe interpretarse como que el universo se está expandiendo.

La importancia de la Ec.(2.1) radica en que puede utilizarse para determinar distancias <sup>1</sup> midiendo corrimientos espectrales, una vez calibrado el valor de  $H_0$ . Se define el **parámetro de redshift** de un objeto astronómico,  $z$ , de la siguiente manera:

$$z := \frac{\lambda_{obs} - \lambda_0}{\lambda_0}, \quad (2.2)$$

donde  $\lambda_0$  denota la longitud de onda en el marco en reposo del emisor y  $\lambda_{obs}$ , la longitud de onda observada. Para el caso en que  $v \ll c$ , donde  $c$  denota la velocidad de la luz, o lo que es lo mismo,  $z \ll 1$ ,

$$V \approx zc. \quad (2.3)$$

Por lo tanto, combinando las Ec.(2.1) y (2.3), se obtiene

$$D \approx \frac{zc}{H_0}, \quad (2.4)$$

y de esta forma, una manera de estimar distancias a partir de cantidades conocidas y medibles. Debe enfatizarse que esta expresión sólo vale para  $z \ll 1$ . Para  $z \gtrsim 1$ , el redshift también es un indicador de distancia, pero la relación redshift-distancia debe generalizarse (ver Sec. 2.1.4).

Si bien los corrimientos espectrales son fácilmente medibles, la calibración de  $H_0$  resulta difícil debido a que los métodos clásicos de estimación de distancias requieren asumir numerosas hipótesis, y de esta manera, están acompañados de grandes incertezas. El valor de  $H_0$  ha sido medido con una precisión razonable sólo en los últimos años (ver Sec. 2.1.3). La incerteza en el valor de  $H_0$  se suele parametrizar por la **constante de Hubble normalizada**,  $h$ , definida de tal manera que

$$H_0 = h100kms^{-1}Mpc^{-1}. \quad (2.5)$$

De esta manera, la Ec.(2.4) se transforma en

$$D \approx \frac{c}{100}zh^{-1}Mpc, \quad (2.6)$$

y por lo tanto, todas las distancias determinadas a partir de redshifts están acompañadas del factor  $h^{-1}$ .

---

<sup>1</sup>La determinación de distancias es uno de los problemas centrales de la astronomía.

## 2.1.2 Modelo cosmológico estándar $\Lambda$ CDM

Para describir nuestro universo en expansión cuantitativamente, es necesario recurrir a modelos físico-matemáticos que consideren al universo como un todo, los denominados **modelos cosmológicos**.

Son dos los postulados fundamentales para construir modelos cosmológicos, los cuales en conjunto constituyen el **principio cosmológico**:

- *el universo es (estadísticamente) <sup>2</sup> homogéneo;*
- *el universo es (estadísticamente) isótropo.*

Por otra parte, la fuerza dominante en el universo es la gravedad. En efecto, las interacciones débil y fuerte poseen un rango extremadamente pequeño (subatómico), mientras que las interacciones electromagnéticas no juegan ningún rol en escalas grandes dado que la materia es eléctricamente neutra en promedio. La teoría aceptada de la gravitación es la **teoría de la relatividad general** (GR, por sus siglas en inglés) formulada por [Einstein \(1915\)](#).

Los modelos cosmológicos que resultan de aplicar el principio cosmológico y la GR se denominan **modelos de Friedmann-Lemaître-Robertson-Walker**. Puede verse que universos en expansión como el nuestro resultan naturales a partir de los mismos. Esencialmente, estos modelos se caracterizan por tres parámetros fundamentales <sup>3</sup>, los llamados **parámetros cosmológicos** ([Schneider, 2006](#), Cap. 4):

- la **constante de Hubble**,  $H_0$ , que cuantifica la tasa actual de expansión del universo;
- el **parámetro adimensional de materia**,  $\Omega_m$ , que caracteriza la densidad media actual de materia ( $\rho_m$ ) en el universo:

$$\Omega_m := \frac{8\pi G}{3H_0^2} \rho_m, \quad (2.7)$$

$G$  denota la constante de gravitación universal;

<sup>2</sup>El por qué del término “estadísticamente” se explica en la Sec. 2.2.

<sup>3</sup>Hay otros, pero no se tratarán en este trabajo.

- el **parámetro adimensional de energía oscura**,  $\Omega_\Lambda$ , que caracteriza la densidad actual de energía del vacío <sup>4</sup>:

$$\Omega_\Lambda := \frac{\Lambda}{3H_0^2}, \quad (2.8)$$

$\Lambda$  denota la constante cosmológica de las ecuaciones de campo de Einstein.

Los parámetros  $\Omega_m$  y  $\Omega_\Lambda$  en conjunto describen el contenido actual de energía en el universo. Hoy en día se conocen los valores de los parámetros cosmológicos con bastante precisión (ver Cuadro 2.1). Por ahora, basta decir que  $\Omega_m \approx 0,3$  y  $\Omega_\Lambda \approx 0,7$ . El descubrimiento de que  $\Omega_\Lambda > \Omega_m$  resultó inesperado y sorprendente. Esto implica que el universo se está expandiendo aceleradamente y que la energía oscura es la componente energética dominante en el universo, incluso por sobre la materia. Por otra parte, todo intento de determinar un valor razonable para  $\Omega_\Lambda$  a partir de la mecánica cuántica ha fallado. Esta gran discrepancia es, probablemente, uno de los desafíos más grandes de la física.

Asimismo,  $\Omega_m$  y  $\Omega_\Lambda$  dictan la geometría del universo. Esto puede entenderse mejor a partir del **parámetro adimensional de curvatura**,  $\Omega_k$ , definido de la siguiente manera:

$$\Omega_k := 1 - (\Omega_m + \Omega_\Lambda). \quad (2.9)$$

Sucede que  $\Omega_k = 0$  corresponde a un **universo plano**,  $\Omega_k < 0$  a un **universo abierto** con curvatura negativa (hiperbólico) y  $\Omega_k > 0$  a un **universo cerrado** con curvatura positiva (un espacio análogo sería una esfera 2-dimensional). En vista de los valores recién citados para  $\Omega_m$  y  $\Omega_\Lambda$ , el universo es esencialmente plano.

Existe otro hecho desconcertante: sólo una sexta parte de la materia total corresponde a materia bien conocida por la física, es decir, aquella compuesta principalmente por núcleos atómicos y electrones, y que interacciona con los fotones, ya sea absorbiendo o emitiendo. El resto corresponde a materia cuya presencia sólo puede inferirse gravitacionalmente ya que es invisible a los detectores. Se distingue así entre **materia bariónica** y **materia oscura** respectivamente (Schneider, 2006, Cap. 1). Definiendo parámetros adimensionales de materia para cada tipo,  $\Omega_b \approx 0,05$  y  $\Omega_{DM} \approx 0,25$  respectivamente (ver Cuadro 2.1 para valores precisos). Actualmente, se piensa que la materia oscura está constituida por una nueva clase de partícula elemental no relativista que no inter-

---

<sup>4</sup>Un valor  $\Omega_\Lambda \neq 0$  (o bien  $\Lambda \neq 0$ ) implica que el vacío ejerce una presión negativa contrarrestando la fuerza de gravedad, de manera tal que  $\Lambda$  es la densidad de energía asociada.

acciona con los fotones y suele referirse a ella como **materia oscura fría** (CDM, por sus siglas en inglés).

Estos elementos y características, que describen cualitativa y cuantitativamente al universo, conforman el modelo estándar hoy en día aceptado como válido y recibe el nombre de **modelo cosmológico  $\Lambda$ CDM**.

El modelo cosmológico estándar predice 4 hechos fundamentales que han sido confirmados convincentemente (Schneider, 2006, Cap. 4):

- aproximadamente 1/4 de la materia bariónica es helio (formado instantes luego del Big Bang) y el resto, prácticamente hidrógeno;
- existen 3 familias de neutrinos;
- una radiación térmica de cuerpo negro permea el universo (producida en su fase temprana y caliente) con una temperatura actual de  $T_0 \approx 2,73K$ ; dicha radiación, que encuentra su máximo de energía en la banda de microondas del espectro electromagnético, se denomina **radiación de fondo de microondas** (CMB, por sus siglas en inglés);
- las grandes estructuras en el universo se manifiestan como pequeñas anisotropías en el CMB.

Adicionalmente, ninguna otra observación ha contradicho al modelo estándar. Es por ello que, a la fecha, no existe otro modelo cosmológico competente. Sin embargo, la presencia de una energía de vacío junto con una densidad de materia total 6 veces superior a la bariónica implican que aún no entendemos aproximadamente el 95 % de la naturaleza de nuestro universo.

### 2.1.3 Determinación de los parámetros cosmológicos

Por muchos años, la determinación de los parámetros cosmológicos ha sido uno de los desafíos más importantes de la cosmología, por lo que se han diseñado diferentes y numerosos métodos para lograrlo (Cap. 1). Hasta hace poco, estos métodos producían resultados con incertezas relativamente grandes, que en muchos casos, ni siquiera se superponían. En años recientes, esta situación ha cambiado radicalmente. No sólo se ha logrado estimar los parámetros con gran precisión y por métodos independientes, sino que además, las regiones de confianza se solapan, es decir, los resultados son consistentes.

**Cuadro 2.1:** Parámetros cosmológicos obtenidos de la combinación de tres métodos independientes: a partir de las anisotropías en el CMB, a partir del relevamiento de galaxias 2dF y a partir del bosque  $Ly\alpha$ . Fuente: Spergel et al. (2003).

Parámetros cosmológicos	
$h$	$0,71^{+0,04}_{-0,03}$
$\Omega_m$	$0,27 \pm 0,04$
$\Omega_b$	$0,044 \pm 0,004$
$\Omega_m + \Omega_\Lambda$	$1,02 \pm 0,02$
$\sigma_8$	$0,84 \pm 0,04$

Este último hecho es mucho más importante en sí que los valores individuales de los parámetros, pues restringe aún más las regiones de confianza y fortalece notablemente la validez del modelo cosmológico estándar. La Fig. 2.1 muestra la consistencia en la estimación del par de parámetros  $\Omega_m$  y  $\Omega_\Lambda$  obtenida de tres métodos independientes: a partir de las *anisotropías en el CMB* (región verde), a partir de *supernovas tipo Ia* (región azul) y a partir de la *evolución de la abundancia de cúmulos de galaxias con el redshift* (región naranja).

A modo de completitud, el Cuadro 2.1 muestra las estimaciones de los parámetros cosmológicos <sup>5</sup> relevantes en este trabajo con sus respectivas incertezas obtenidas de la combinación de tres métodos independientes: a partir de las *anisotropías en el CMB*, a partir del *relevamiento de galaxias 2dF* y a partir del *bosque Ly $\alpha$* .

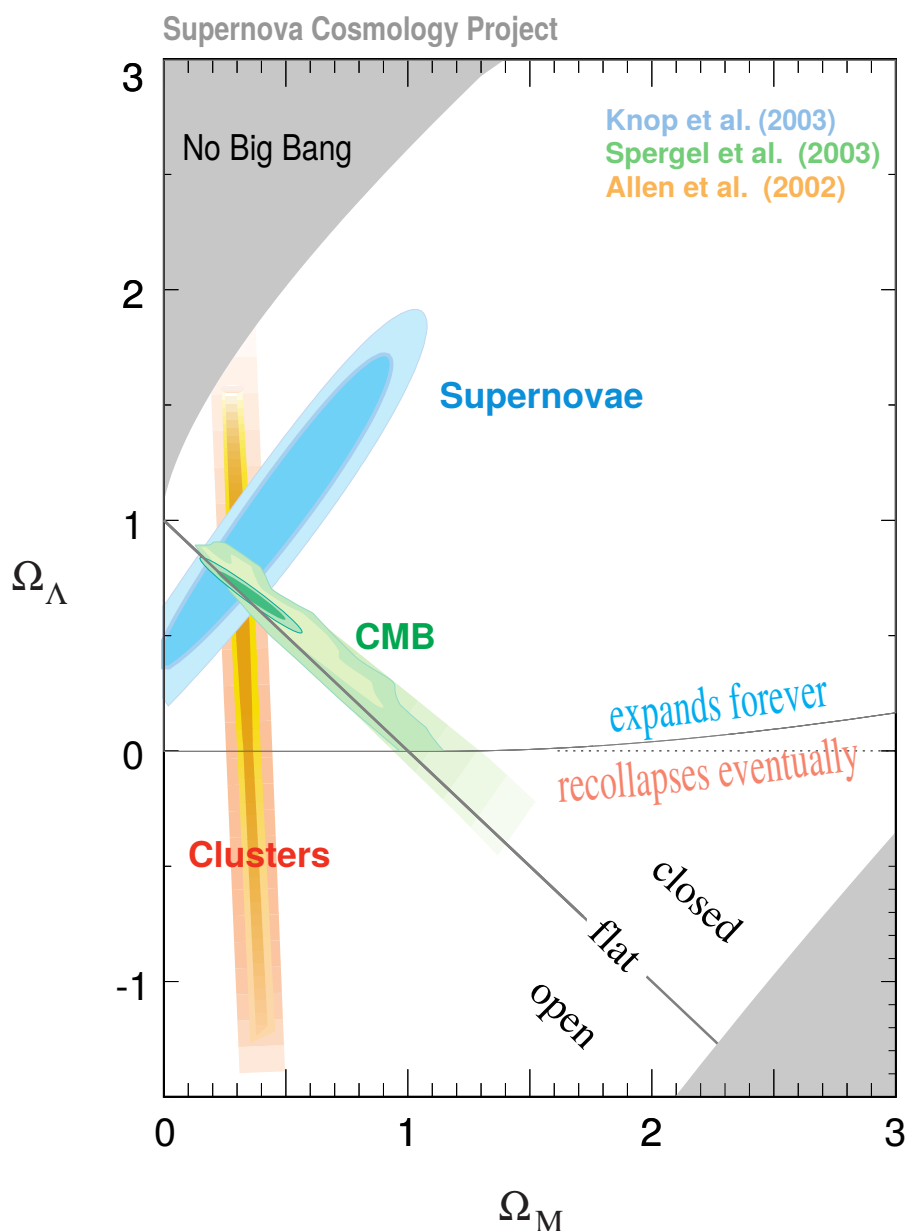
## 2.1.4 Distancias en cosmología

Recuérdese que para  $z \ll 1$ , puede usarse la ley de Hubble (Ec. 2.1) para estimar distancias. En esta sección se generalizará la relación redshift-distancia.

### Distancia diámetro angular y distancia luminosidad

En el espacio euclídeo, la distancia entre dos puntos está unívocamente definida, y por ende, existen varias maneras de determinarla. Se darán dos ejemplos aquí. Considérese primero una **regla estándar**, es decir, un objeto de dimensiones conocidas. En particular, y para simplificar la explicación, considérese una esfera de radio  $R$ . Supóngase que dicha esfera se encuentra a una distancia  $D_A$  y subtiende un ángulo sólido  $\omega$ . Como  $R$

<sup>5</sup> $\sigma_8$ , la normalización del espectro de potencias, se explica en la Sec. 2.2.5.



**Figura 2.1:** Regiones de confianza en la estimación del par de parámetros  $\Omega_m$  y  $\Omega_\Lambda$  derivadas de tres métodos independientes: a partir de las anisotropías en el CMB (región verde), a partir de supernovas tipo Ia (región azul) y a partir de la evolución de la abundancia de cúmulos de galaxias con el redshift (región naranja). *Fuente:* <http://supernova.lbl.gov/>.

es conocido, puede calcularse  $D_A$  a partir de la relación

$$D_A = R \sqrt{\frac{\pi}{\omega}}. \quad (2.10)$$

Considérese ahora una **candela estándar**, es decir, un objeto de luminosidad  $L$  conocida. Como en el caso anterior, supóngase que tal objeto se encuentra a una distancia  $D_L$  y su flujo luminoso medido es  $S$ . Como  $L$  es conocido, puede calcularse  $D_L$  a partir de la relación

$$D_L = \sqrt{\frac{L}{4\pi S}}. \quad (2.11)$$

En un espacio no euclídeo, esta equivalencia no está más asegurada. No obstante, en cosmología se utilizan las mismas prescripciones para definir distancias, pero definiciones diferentes conllevan a resultados también diferentes. Son dos las definiciones más importantes y que están motivadas en los ejemplos anteriores (Schneider, 2006, Cap. 4). Para una regla estándar se define la **distancia diámetro angular** a partir de la Ec.(2.10), mientras que para una candela estándar, se define la **distancia luminosidad** a partir de la Ec.(2.11). Debe recordarse que estas dos definiciones sólo coinciden localmente, es decir, para  $z \ll 1$ , donde las escalas son pequeñas y el espacio puede considerarse euclídeo.

Además de ser un indicador de distancia, el redshift es también un indicador de tiempo. Esto se debe a que la velocidad de la luz es finita, por lo que la información cósmica llega con un retraso, el cual se acentúa a medida que se observa a mayores distancias. Como la geometría y la expansión del universo evolucionan con el tiempo, o sea con el redshift, las Ec.(2.10) y (2.11) son en realidad funciones del redshift:  $D_A = D_A(z)$  y  $D_L = D_L(z)$ . Además existe una relación general entre ambas:

$$D_L(z) = (1 + z)^2 D_A(z). \quad (2.12)$$

### Distancia comóvil

En muchas ocasiones, es útil referirse a una distancia teórica libre de la expansión del universo (Schneider, 2006, Cap. 4). Escójase un instante de tiempo  $t_0$  e introdúzcase un sistema de coordenadas cartesianas  $\{\vec{x}\}$  en ese instante, con origen en el observador. En vista del principio cosmológico, puede asumirse que el universo es una esfera homogénea que se expande radialmente en torno al origen. Una partícula ubicada en la posición  $\vec{x}$  en el instante  $t_0$ <sup>6</sup>, estará ubicada en otra posición  $\vec{r}(t)$  para otro instante  $t$ , producto de la expansión de la esfera, de tal manera que, dado que dicha expansión es radial, la

<sup>6</sup>Las velocidades peculiares, adicionales a las inferidas por la expansión del universo, se tratan en la Sec. 2.3.1.



dirección de  $\vec{r}(t)$  es constante, por lo que puede escribirse

$$\vec{r}(t) = a(t)\vec{x}, \quad (2.13)$$

donde  $a(t)$  es el **factor de expansión** y sólo puede ser una función del tiempo en vista de la homogeneidad e isotropía. Nótese que para  $t_0$ ,  $\vec{r}(t_0) = \vec{x}$ , con lo cual  $a(t_0) = 1$ . Es conveniente elegir a  $t_0$  como el tiempo presente, con lo cual,  $t = 0$  corresponde al origen del universo. Este sistema  $\{\vec{x}\}$ , que sólo depende de la distribución espacial relativa de los objetos y no se modifica por la expansión del universo, se denomina **sistema de coordenadas comóviles**, de manera que  $d_{com} := \|\vec{x}\|$  constituye una **distancia comóvil**. Esta propiedad fundamental que caracteriza al sistema es la que permite considerar a  $d_{com}$  como una “verdadera distancia”.

Se ha mencionado que  $H_0$  representa la tasa actual de expansión del universo y que la misma evoluciona con el tiempo. Por lo tanto, para caracterizar la expansión en cualquier momento, se debe cambiar  $H_0$  por una función del redshift:  $H = H(z)$ , tal que, en particular,  $H(0) = H_0$ . Asumiendo la validez del modelo cosmológico estándar, puede verse (Schneider, 2006, Cap. 4) que

$$H(z) = H_0 \sqrt{\Omega_m(1+z)^3 + \Omega_\Lambda}. \quad (2.14)$$

Por otra parte, para un objeto a redshift  $z$ ,

$$d_{com}(z) = c \int_0^z \frac{dz'}{H(z')}. \quad (2.15)$$

Por lo tanto, combinando las Ec.(2.14) y (2.15), se obtiene una forma de calcular la distancia comóvil para todo redshift en función de los parámetros cosmológicos:

$$d_{com}(z) = \frac{c}{H_0} \int_0^z \frac{dz'}{\sqrt{\Omega_m(1+z')^3 + \Omega_\Lambda}}. \quad (2.16)$$

Finalmente, existe una relación entre  $d_{com}$  y  $D_A$ :

$$D_A(z) = \frac{d_{com}(z)}{1+z}, \quad (2.17)$$

y  $D_L$  se sigue de la Ec.(2.12). En este trabajo, será fundamental la relación entre  $d_{com}$  y  $D_A$  con los parámetros cosmológicos y el redshift (Ec. 2.16 y 2.17).

## 2.2 Inhomogeneidades en el universo

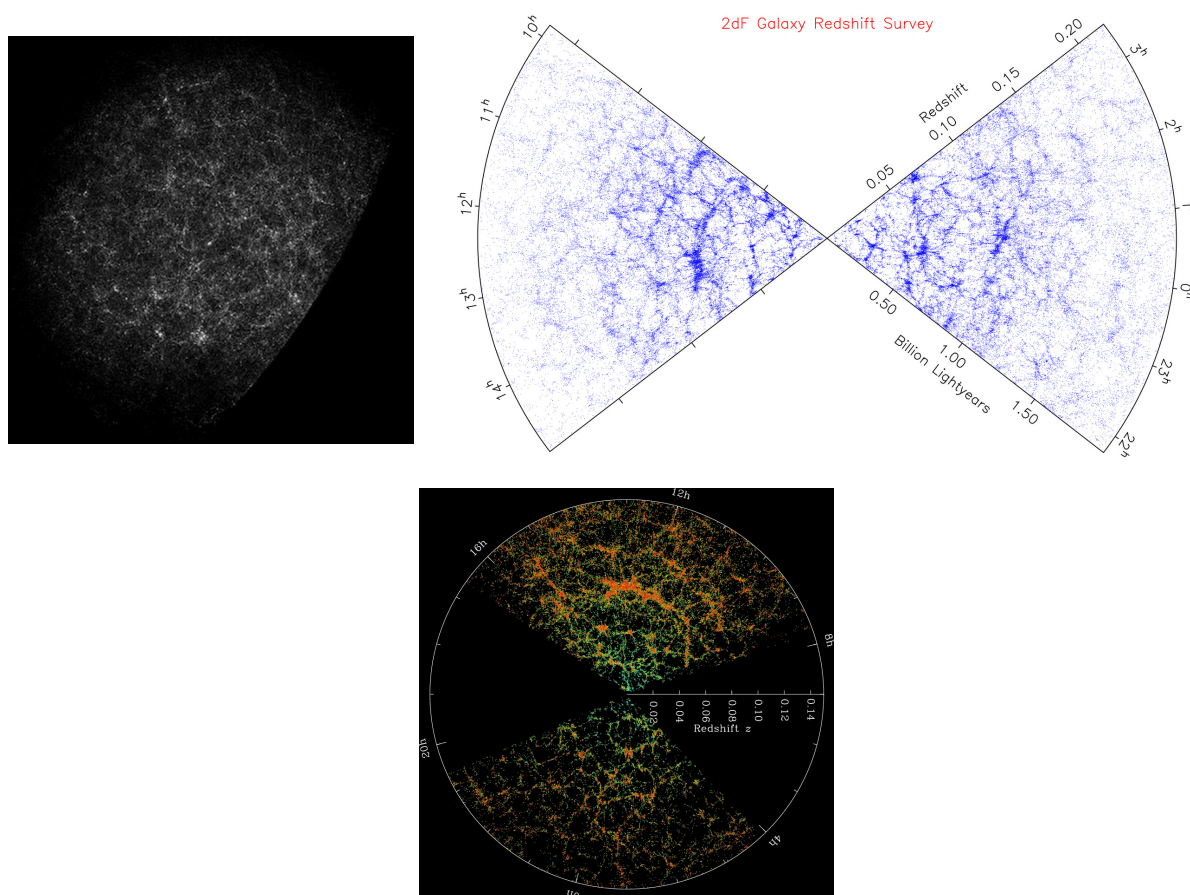
Las galaxias no están distribuidas uniformemente en el espacio sino que tienden a agruparse por la acción de la gravedad. Se distinguen dos tipos de asociaciones (Schneider, 2006, Cap. 6). A grandes rasgos, un **grupo de galaxias** es una agrupación de no más de 50 galaxias en una región no mayor a  $1,5h^{-1}Mpc$  y con una masa típica del orden de  $10^{13}h^{-1}M_{\odot}$ . Por otro lado, un **cúmulo de galaxias** es una agrupación de más de 50 galaxias en una región mayor a  $1,5h^{-1}Mpc$  y con una masa típica del orden de  $10^{14}h^{-1}M_{\odot}$ . Más aún, los cúmulos de galaxias tampoco están distribuidos uniformemente, sino que se agrupan en estructuras mayores llamadas **supercúmulos**. Incluso existen estructuras aún más grandes, como **paredes** y **filamentos**. Por ejemplo, la *Gran Pared* es una estructura de galaxias con una extensión de  $\sim 100h^{-1}Mpc$ . Esta red compuesta de grupos, cúmulos, paredes y filamentos conforma la **estructura en gran escala del universo** (LSS, por sus siglas en inglés) y puede considerarse el esqueleto del mismo.

En vista de esto, el universo está lejos de ser homogéneo e isótropo, tal como lo plantea el principio cosmológico. Sucede que esto debe entenderse en forma estadística, es decir, en escalas suficientemente grandes tales que, promediando sobre las mismas, el universo parezca homogéneo e isótropo. La pregunta es, ¿existe tal escala?. Hasta la fecha, no hay evidencia de estructuras con dimensiones mayores a  $200h^{-1}Mpc$ , por lo que el universo parece homogéneo e isótropo promediado en escalas de ese orden.

### 2.2.1 Descripción observacional de la LSS: relevamientos de galaxias

Existen dos maneras de estudiar la distribución espacial de las galaxias (Schneider, 2006, Cap. 8). Por un lado, están los **relevamientos fotométricos**, que permiten mapear la distribución angular de las mismas en la esfera celeste. Por otro lado, están los **relevamientos espectroscópicos**, los cuales cuentan, además, con el redshift de las galaxias, y de esta manera, con la tercer coordenada, la distancia, por lo cual permiten mapear la distribución espacial tridimensional de las mismas. Estos se construyen a partir de los relevamientos fotométricos. La Fig. 2.2 muestra la distribución de galaxias en tres relevamientos. En el *panel superior izquierdo* se aprecia la distribución angular de galaxias proyectadas en el cielo del hemisferio norte del relevamiento fotométrico *Lick* (Shane & Wirtanen, 1954). En el *panel superior derecho* se aprecia la distribución radial de galaxias en el relevamiento espectroscópico *Two-degree-Field Galaxy Redshift Survey* (Colless et al., 2001, 2dF). Por último, en el *panel inferior* se aprecia la distribución

radial de galaxias en el relevamiento espectroscópico *Sloan Digital Sky Survey* (SDSS) (York et al., 2000). En los tres casos, puede verse que la distribución de galaxias no es homogénea, sino que forma distintas estructuras, como cúmulos, filamentos y paredes.



**Figura 2.2:** Distribución de galaxias en tres relevamientos. Los colores más intensos indican mayor densidad. *Panel superior izquierdo.* Relevamiento fotométrico Lick. *Fuente:* Seldner et al. (1977). *Panel superior derecho.* Relevamiento espectroscópico 2dF. *Fuente:* <http://magnum.anu.edu.au/>. *Panel inferior.* Relevamiento espectroscópico SDSS. *Fuente:* <http://www.sdss.org/>. Para los dos últimos, la dirección radial corresponde a la velocidad de escape o bien el redshift, mientras que el ángulo polar es la ascensión recta.

## Sloan Digital Sky Survey

Uno de los relevamientos fotométricos y espectroscópicos más importantes hasta la fecha es el SDSS. Para su confección, se construyó un telescopio específico con dos instrumentos principales. Uno es una cámara con 30 CCDs que escaneó aproximadamente un cuarto del cielo en 5 bandas fotométricas (u, g, r, i, z), escogidas de tal manera que sus curvas

de transmisión se solapasen lo menos posible. El otro es un espectrógrafo multiobjeto con fibras ópticas capaz de tomar 640 espectros simultáneamente. El SDSS contiene aproximadamente un millón de espectros de galaxias. Esta enorme cantidad de datos generados ha sido publicada en intervalos regulares de tiempo.

### 2.2.2 Vacíos cósmicos

Como puede verse en la Fig. 2.2, las regiones sobredensas del universo encierran grandes vacíos cósmicos, es decir, grandes regiones subdensas, los denominados **voids**. No sólo constituyen otra componente de la LSS, sino que además, dado que ocupan la mayor parte del volumen del universo, juegan un rol fundamental en la formación y evolución de la estructura (Sheth & van de Weygaert (2004), Ceccarelli et al. (2013)).

En primera aproximación, puede caracterizarse a los voids como regiones subdensas, aproximadamente esféricas, en expansión y con movimientos isótropos (Sheth & van de Weygaert, 2004). No obstante, como se ampliará más adelante (ver Sec. 3.3.2), estudios detallados indican que el hecho de no ser regiones aisladas, sino parte de una red compleja, su estructura y dinámica es más complicada.

De esta manera, el estudio de la LSS puede encararse de dos formas complementarias: haciendo foco en las regiones sobredensas, o bien, en las regiones subdensas. Un enfoque basado en voids presenta ciertas ventajas, como por ejemplo, su dinámica es relativamente más sencilla y puede modelarse analíticamente (ver Sec. 3.3.6). Sin embargo, también presenta desventajas, en especial, el gran volumen que se necesita cubrir en un relevamiento para confeccionar muestras de voids con cantidades estadísticamente significativas.

### 2.2.3 Descripción teórica de la LSS: inestabilidad gravitacional

Las pequeñas anisotropías en el CMB sugieren que las inhomogeneidades en el universo temprano ( $z \approx 1000$ ) deben haber tenido amplitudes muy pequeñas. Hoy en día ( $z = 0$ ), dichas amplitudes son considerablemente más grandes. Por ejemplo, un cúmulo masivo de galaxias contiene 200 veces más masa en un radio de  $\sim 1,5h^{-1}Mpc$  que una esfera promedio del mismo radio. Por otro lado, el centro de un void está prácticamente vacío de materia. Por lo tanto, el universo se vuelve más inhomogéneo en el curso de su evolución.

Para estudiar la distribución de las inhomogeneidades y su evolución con el tiempo, se define el **contraste relativo de densidad** (Schneider, 2006, Cap. 7),  $\delta$ :

$$\delta(\vec{r}, t) := \frac{\rho(\vec{r}, t) - \bar{\rho}(t)}{\bar{\rho}(t)}, \quad (2.18)$$

donde  $\bar{\rho}(t)$  denota la densidad media de materia al tiempo  $t$  y  $\rho(\vec{r}, t)$  la densidad local en el punto  $\vec{r}$  y al tiempo  $t$ . De esta manera,  $\delta$  cuantifica los apartamientos o **fluctuaciones de densidad** con respecto a la media del universo:  $\Delta\rho(\vec{r}, t) := \rho(\vec{r}, t) - \bar{\rho}(t)$ . De la definición de  $\delta$ , y dado que  $\rho \geq 0$ , puede verse inmediatamente que  $\delta \geq -1$ . Además:

- $\delta = -1$  corresponde a una *región totalmente vacía*;
- $\delta = 0$  corresponde a una región con una densidad igual a la *media del universo*;
- $-1 < \delta < 0$  corresponde a una *región subdensa* (void);
- $\delta > 0$  corresponde a una *región sobredensa* (un grupo, cúmulo, etc.).

Volviendo al primer párrafo, las pequeñas anisotropías en el CMB implican que  $\|\delta\| \ll 1$  a  $z \approx 1000$ ,  $\delta \approx 200$  a  $z = 0$  para el cúmulo rico en galaxias y  $\delta \approx -1$  a  $z = 0$  para el centro de un void.

La dinámica del flujo de Hubble está controlada por el campo gravitacional de la distribución homogénea de materia ( $\bar{\rho}$ ), mientras que las fluctuaciones de densidad ( $\Delta\rho$ ) generan un campo gravitacional adicional. Para fluctuaciones de densidad pequeñas,  $\|\delta\| \ll 1$ , los campos gravitacionales adicionales son débiles, por lo que puede aplicarse la descripción newtoniana de la gravitación, el denominado **régimen lineal**. En este caso se aplica la *ecuación de Poisson*, que especifica la relación entre la densidad de materia y el potencial gravitacional. Dado que dicha ecuación es lineal, los efectos de  $\bar{\rho}$  y  $\Delta\rho$  pueden considerarse separadamente. No obstante, cuando  $\|\delta\| \gtrsim 1$ , aparecen importantes efectos no lineales (**régimen no lineal**) que complican considerablemente una descripción analítica, por lo que en estos casos, se recurre a métodos numéricos (ver Sec. 2.2.5).

En cualquier caso, las fluctuaciones de densidad se incrementan a lo largo del tiempo debido a su autogravedad, es decir,  $\|\delta\|$  siempre crece:

- las regiones sobredensas ( $\delta > 0$ ) incrementan su contraste de densidad;
- las regiones subdensas ( $\delta < 0$ ) decrecen su contraste de densidad (siendo  $-1$  su límite).

Es así que este efecto de **inestabilidad gravitacional** va modelando la estructura en el universo a lo largo del tiempo.

## 2.2.4 Descripción estadística de la LSS: función de correlación

La descripción teórica de la sección anterior no tiene como propósito describir el campo de densidad  $\delta(\vec{r}, t)$  en forma completa, en el sentido de que no existe ningún modelo cosmológico capaz de describir en detalle, por ejemplo, la distribución de materia en la inmediata vecindad de la *Vía Láctea*. Lo que se espera, en cambio, es poder predecir las propiedades estadísticas de la distribución de masa, como por ejemplo, la densidad numérica media de cúmulos de galaxias por encima de cierta masa límite. Para comprender esto, imagínese una gran cantidad de universos cuyos campos de densidad tengan las mismas propiedades estadísticas, pero cuyos campos individuales sean distintos (dependientes de distintas condiciones iniciales). Este ensamblaje estadístico se denomina **campo aleatorio**, y cualquier distribución individual del mismo, una **realización** del campo aleatorio. De esta manera, dos realizaciones distintas de un mismo campo aleatorio se consideran equivalentes si tienen idénticas propiedades estadísticas. Ahora bien, ¿qué propiedades estadísticas deben considerarse?. Tradicionalmente, la función de correlación de dos puntos y su transformada de Fourier, el espectro de potencias, han sido las herramientas estadísticas preferidas. A continuación, se describirá la primera de estas, que será la herramienta fundamental de este trabajo (Schneider, 2006, Cap. 7).

Como se ha mencionado, las galaxias no se encuentran distribuidas uniformemente en el espacio, sino que se aglomeran en grupos, cúmulos e incluso en estructuras más grandes. Esto significa que es más probable encontrar una galaxia en la vecindad de otra que en una posición arbitraria. Este fenómeno puede describirse considerando dos puntos  $\vec{x}$  e  $\vec{y}$  y dos elementos de volumen  $dV$  a sus alrededores. Por un lado, si  $\bar{n}$  denota la densidad numérica media de galaxias, la probabilidad de encontrar una galaxia en el elemento de volumen  $dV$  alrededor de  $\vec{x}$  es

$$P_1 = \bar{n}dV, \quad (2.19)$$

independientemente de  $\vec{x}$  si se asume un universo estadísticamente homogéneo; se escoge  $dV$  tal que  $P_1 \ll 1$ , de manera que la probabilidad de encontrar dos o más galaxias en un mismo elemento de volumen sea despreciable. Por otro lado, la probabilidad de encontrar una galaxia en el elemento de volumen  $dV$  alrededor de  $\vec{x}$ , y al mismo tiempo, una galaxia

en el elemento de volumen  $dV$  alrededor de  $\vec{y}$  es

$$P_2 = P_1^2[1 + \xi(\vec{x}, \vec{y})] = (\bar{n}dV)^2[1 + \xi(\vec{x}, \vec{y})], \quad (2.20)$$

donde la función  $\xi$ , llamada **función de correlación de dos puntos**, cuantifica el exceso de probabilidad con respecto a una distribución uniforme de galaxias. Por lo tanto, si tal distribución fuera uniforme, es decir, no correlacionada,  $P_2 = P_1^2$ , y con ello,  $\xi = 0$ , es decir, el exceso de probabilidad sería nulo.

La Ec.(2.20) se refiere a una distribución discreta de objetos. Para una distribución continua, la relación análoga depende de  $\delta$  y es la siguiente:

$$\langle \rho(\vec{x})\rho(\vec{y}) \rangle = \bar{\rho}^2 (1 + \langle \delta(\vec{x})\delta(\vec{y}) \rangle) = \bar{\rho}^2 [1 + \xi(\vec{x}, \vec{y})], \quad (2.21)$$

donde se ha cambiado  $\bar{n}$  por  $\bar{\rho}$  y los corchetes angulares denotan un promedio sobre las realizaciones de un campo aleatorio de universos (con las mismas propiedades estadísticas).

Debido a la homogeneidad estadística que plantea el principio cosmológico,  $\xi$  sólo puede depender del vector separación  $\vec{x} - \vec{y}$  y no de  $\vec{x}$  e  $\vec{y}$  individualmente. Además, debido a la isotropía estadística,  $\xi$  sólo puede depender de la distancia  $r := |\vec{x} - \vec{y}|$  y no de la dirección  $\vec{x} - \vec{y}$ . De esta manera,  $\xi$  es una función que depende sólo de la distancia entre dos puntos:  $\xi = \xi(r)$ , es decir, posee simetría esférica. Adicionalmente, si el campo aleatorio es homogéneo, el promedio sobre las realizaciones puede reemplazarse por un promedio espacial en una sola realización, es decir, la función de correlación puede ser estimada a partir de un única realización representativa tomando una gran cantidad de pares de puntos a distintas distancias  $r$ . Esta equivalencia se denomina **propiedad ergódica** y es de trascendental importancia ya que existe sólo un universo para estudiar.

Es así que la función de correlación provee un medio para caracterizar la estructura de la distribución de materia en el universo. Además de la correlación de dos puntos, puede definirse correlaciones de ordenes más altos, obteniéndose así funciones de correlación generales de  $n$  puntos. Puede demostrarse (Peebles, 1980) que las propiedades estadísticas de un campo aleatorio están completamente especificadas mediante el conjunto de todas las correlaciones de  $n$  puntos. No obstante, a mayor orden, crece la dificultad para medirlas observacionalmente, por lo que normalmente, sólo se utiliza la correlación de dos puntos.

Por último, también puede estudiarse la correlación entre dos distribuciones de objetos o campos de densidad diferentes, como por ejemplo, galaxias y cúmulos de galaxias, o galaxias y voids. En este último caso, tema de este trabajo, la **función de correlación void-galaxia**,  $\xi_{vg}$ , cuantifica el exceso de probabilidad de encontrar el centro de un void en el elemento de volumen  $dV$  alrededor de  $\vec{x}$ , y al mismo tiempo, una galaxia en el elemento de volumen  $dV$  alrededor de  $\vec{y}$ :

$$P = \bar{n}_v \bar{n}_g dV^2 [1 + \xi_{vg}(\vec{x}, \vec{y})], \quad (2.22)$$

donde  $\bar{n}_v$  y  $\bar{n}_g$  denotan la densidad numérica media de voids y galaxias respectivamente.

### 2.2.5 Descripción numérica de la LSS: simulaciones de formación de estructura

Como se mencionó al final de la Sec. 2.2.3, la dinámica gravitacional puede ser muy complicada como para ser examinada analíticamente. Por esta razón, se han desarrollado sofisticadas **simulaciones de formación de estructura** mediante métodos numéricos (Schneider, 2006, Cap. 7). Los resultados obtenidos, al ser comparados con las observaciones, han contribuido sustancialmente para establecer el modelo cosmológico estándar, pues sólo así pudo distinguirse cuantitativamente las predicciones de los diversos modelos. Esto fue posible debido al enorme desarrollo computacional de los últimos años, lo que a su vez permitió mejorar progresivamente la resolución espacial de estas simulaciones.

Normalmente, al desarrollar una simulación, sólo se tiene en cuenta las interacciones gravitacionales que sufre la materia oscura, prescindiendo de los complicados procesos astrofísicos de la materia bariónica. Esto está bien justificado en vista de que la materia en el universo está ampliamente dominada por materia oscura. Sólo en los últimos años, se ha incrementado la capacidad computacional lo suficiente como para incluir también los procesos hidrodinámicos y transferencias radiativas que afectan a la componente bariónica.

#### Factor de bias

La LSS observada se deriva a partir de la distribución espacial de las galaxias y no de la materia oscura (Sec. 2.2.1). Sólo si se asume que las primeras trazan la distribución



subyacente de materia, podrán entenderse las propiedades de la LSS. Por lo tanto, debe entenderse la conexión entre la materia bariónica y la materia oscura (Schneider, 2006, Cap. 8). Localmente, las galaxias actúan como partículas de prueba en el flujo de la materia. Por ende, se espera que se ubiquen en posiciones particulares del campo de densidad, aquellas donde los pozos de potencial son profundos, dando lugar así a un sesgo en la distribución de la materia. Este sesgo se cuantifica mediante el **factor de bias**,  $b$ , definido como

$$b := \frac{\delta_g}{\delta}, \quad (2.23)$$

donde  $\delta$  es el campo de densidad total de la materia y  $\delta_g$  el de las galaxias. En el caso de fluctuaciones de densidad pequeñas ( $\|\delta\| \ll 1$ ) puede asumirse que  $b$  es constante, pero debe tenerse en cuenta que, en el caso general,  $b$  podría depender de varios factores a la vez, como el tipo de galaxias, el redshift y la escala considerada. Este fenómeno constituye otro de los problemas que deben tenerse en cuenta en las simulaciones numéricas.

Es un hecho observacional que, seleccionando ejemplares en esferas de radio igual a  $8h^{-1}Mpc$ , el campo de densidad promedio de las galaxias es  $\langle \delta_{g,8} \rangle \approx 1$ . La dispersión asociada es, por ende,  $\sigma_{g,8}^2 \approx 1$ . De esta manera,

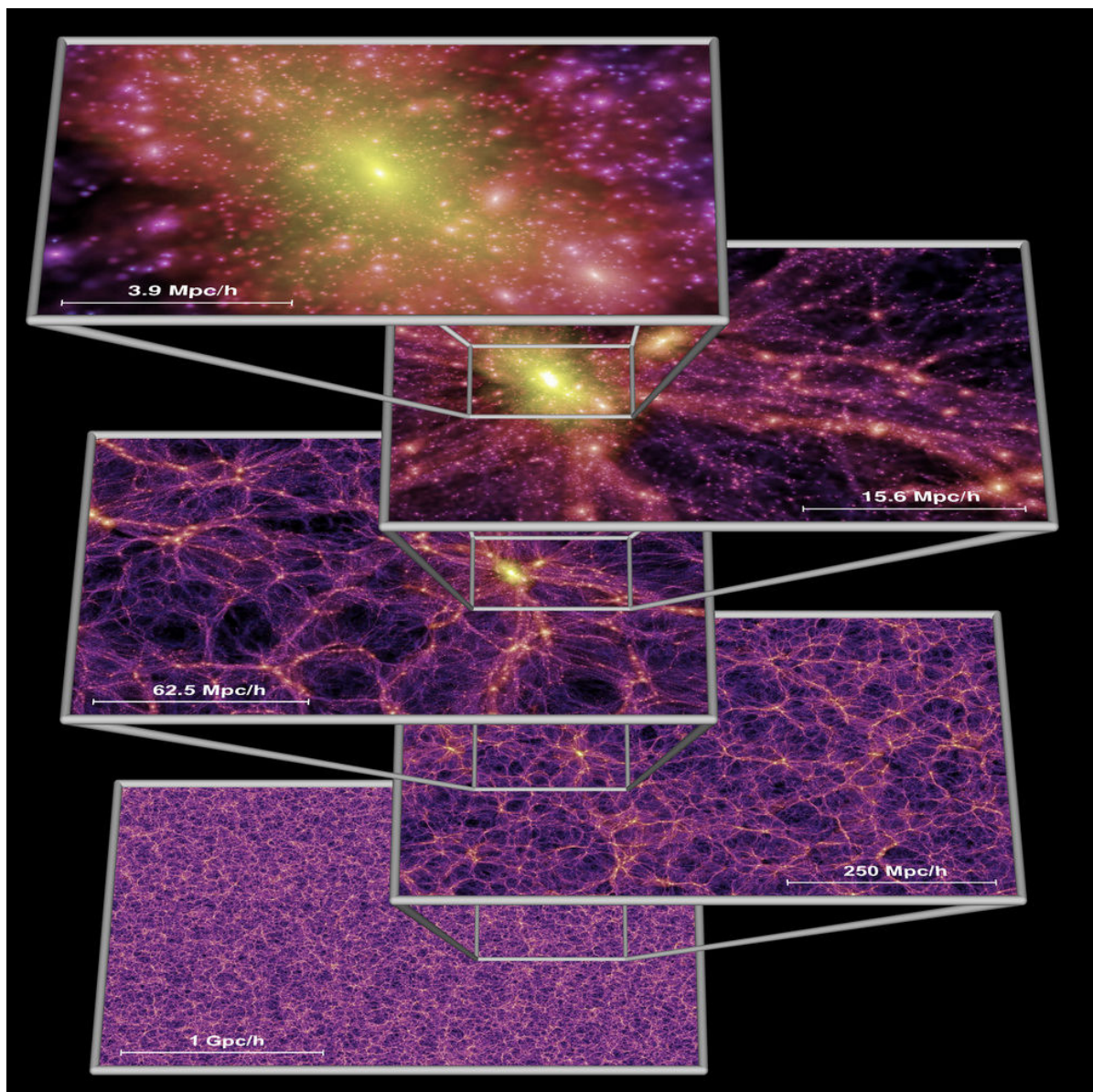
$$\sigma_8 = \frac{\sigma_{g,8}}{b} \approx \frac{1}{b}, \quad (2.24)$$

donde  $\sigma_8$  denota la dispersión asociada a la materia total y se considera otro parámetro cosmológico fundamental, usualmente referido como la **normalización del espectro de potencias**, a partir del cual se lo mide. Valores actuales indican que  $\sigma_8 \approx 0,8$  (ver Cuadro 2.1 para un valor más preciso). En consecuencia,  $b \approx 1$ . Esto quiere decir que las fluctuaciones están comenzando a ser no lineales en escalas inferiores a  $8h^{-1}Mpc$ , para las cuales el tratamiento analítico del régimen lineal deja de valer.

## Simulación Millennium

Una de las simulaciones de materia oscura más grandes e importantes hasta la fecha es la *Simulación Millennium* (Springel et al., 2005). Se basa en el modelo cosmológico estándar  $\Lambda$ CDM con parámetros  $h = 0,73$ ,  $\Omega_m = 0,25$ ,  $\Omega_\Lambda = 0,75$  y  $\sigma_8 = 0,9$ . Consiste en un cubo periódico de  $500h^{-1}Mpc$  de lado y  $2160^3 \approx 10^{10}$  partículas de materia oscura con una masa de  $8,6 \times 10^8 h^{-1}M_\odot$  cada una. Su resolución espacial es de  $\sim 5h^{-1}kpc$  con un consiguiente rango dinámico de  $\sim 10^5$ . Su volumen es suficientemente grande como

para contener una gran cantidad de cúmulos masivos, cuya historia evolutiva puede seguirse, y al mismo tiempo, resolver espacialmente halos de galaxias individuales. La Fig. 2.3 muestra la distribución de la materia oscura en esta simulación, en la que pueden apreciarse las componentes fundamentales de la LSS: cúmulos, paredes, filamentos y voids.



**Figura 2.3:** Distribución de la materia oscura en la Simulación Millennium en varias escalas. Cada recuadro es un corte inclinado del cubo de la simulación de  $15h^{-1}Mpc$  de espesor, en un ángulo elegido para evitar la repetición de estructura en los dos últimos paneles inferiores. Los colores más intensos indican mayor densidad. Los paneles yuxtapuestos hacen un zoom de la estructura en un factor de 4 en cada caso. Fuente: [Springel et al. \(2005\)](#).

## 2.2.6 Implicancia cosmológica de la LSS

A pesar de su complejidad, la LSS contiene una cantidad invaluable de información acerca de las propiedades fundamentales del universo, tales como sus condiciones iniciales, su geometría y el contenido de materia y energía. No sólo eso, sino que tiene codificada en sí misma la propia naturaleza de la gravitación, pues es este fenómeno el que origina la formación de estructura en primera instancia. Por todos estos motivos, la LSS puede ser usada como un potente laboratorio cosmológico y aportar significativamente a los demás métodos en la tarea de evaluar al modelo cosmológico estándar. El objetivo de este trabajo es extraer las virtudes cosmológicas de una de las componentes de la LSS, los voids, analizando su estructura y dinámica.

## 2.3 Distorsiones espaciales

Mucha de la información que proporcionan los relevamientos de galaxias no proviene directamente de la naturaleza intrínseca de la distribución espacial de las mismas, sino de los efectos observacionales que la distorsionan. A continuación, se describirán dos de estos efectos, los cuales serán usados para cosechar información cosmológica. El primero es un efecto dinámico y tiene que ver con el hecho que las distancias se estiman a partir de corrimientos espectrales, los cuales están contaminados por las velocidades peculiares propias de las galaxias. El segundo es un efecto geométrico-cosmológico y tiene que ver con el hecho que, para estimar tales distancias, se necesita asumir un modelo cosmológico.

### 2.3.1 Distorsiones dinámicas

#### Velocidades peculiares

Durante el colapso gravitacional que da lugar a la formación de estructura en el universo, las galaxias (y cualquier trazador de la materia, como gas o partículas de materia oscura, por ejemplo) adquieren velocidades propias crecientes a lo largo del tiempo, adicionales a las inferidas por la expansión del universo, lo que se traduce en un comportamiento dinámico complejo. Estas velocidades se denominan **velocidades peculiares**, y afectan al redshift de cada trazador debido a que generan un efecto Doppler adicional al redshift cosmológico del flujo de Hubble (Sec. 2.1.1). Dado que las dos fuentes de redshifts son indistinguibles, las distancias inferidas estarán subestimadas o sobrestimadas, depen-

diendo si la componente en la dirección de la línea de la visual de la velocidad peculiar es negativa (acercándose a nosotros) o positiva (alejándose de nosotros) respectivamente. Este sesgo en la determinación de distancias genera así una distorsión aparente de la distribución espacial de las galaxias.

### Espacio real y espacio de redshift

Para cuantificar estas distorsiones, se define un sistema de coordenadas  $\{\vec{r}\}$  con origen en el observador, de tal manera que el eje radial ( $\parallel$ ) coincida con la dirección de la línea de la visual y los otros dos ejes perpendiculares ( $\perp$ ), con el plano del cielo. Así, una galaxia en la posición  $\vec{r}$  y con una velocidad peculiar  $\vec{v}$  tiene asociadas las componentes  $(r_{\perp}, r_{\parallel})$  y  $(v_{\perp}, v_{\parallel})$  respectivamente. El sistema de coordenadas  $\{\vec{r}\}$  define así el **espacio real**. Ahora bien, la posición inferida a partir del redshift no es  $\vec{r}$ , sino  $\vec{s}$ :

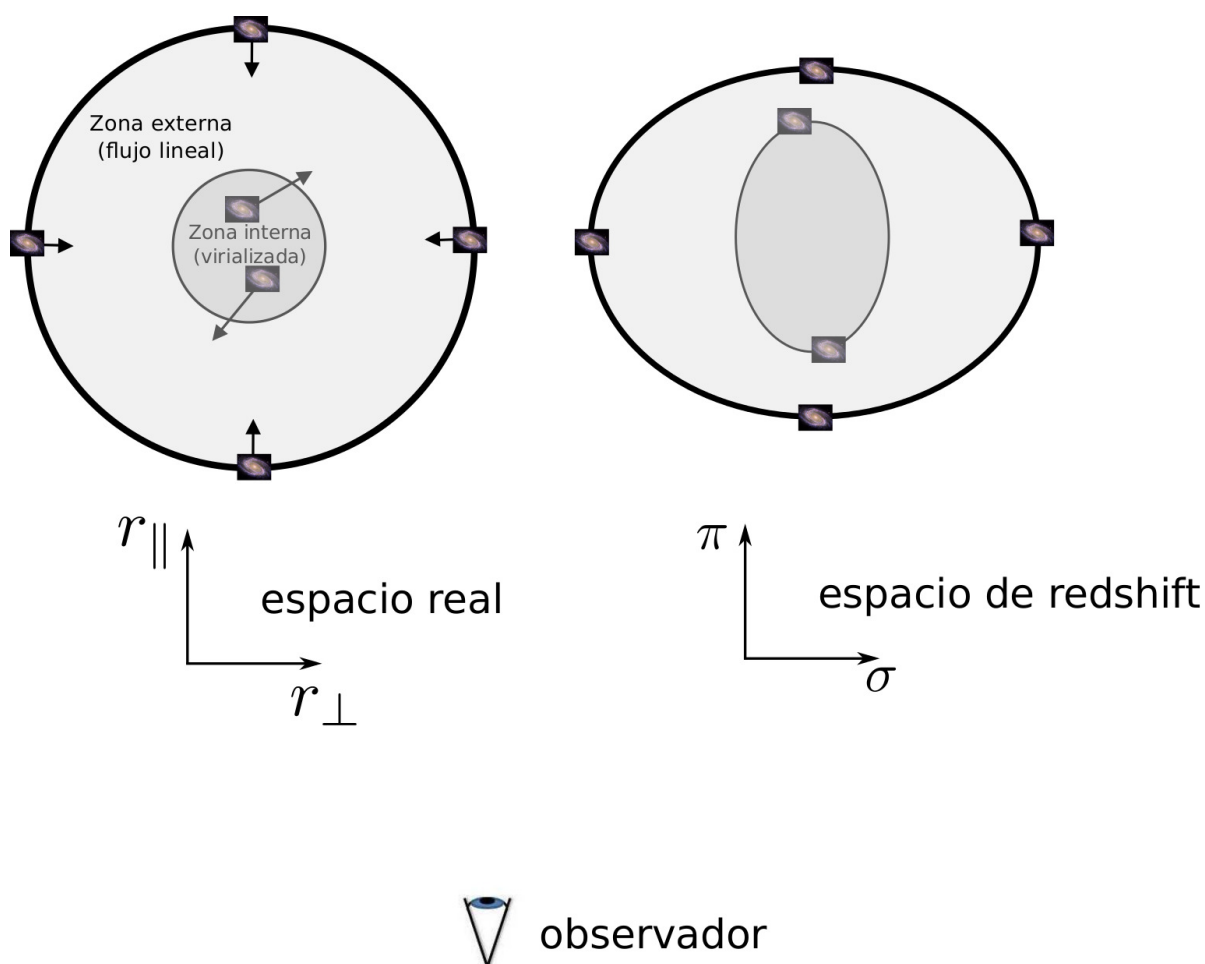
$$\vec{s} := \vec{r} + \frac{v_{\parallel}}{H(z)} \frac{\vec{r}}{r}, \quad (2.25)$$

donde  $r := \|\vec{r}\|$  (análogamente  $s := \|\vec{s}\|$ ). El sistema de coordenadas  $\{\vec{s}\}$  se denomina **espacio de redshift**, y las distorsiones aparentes que surgen de medir  $\vec{s}$  en vez de  $\vec{r}$ , **distorsiones en el espacio de redshift** (RSD, por sus siglas en inglés). Como es usual en la literatura (Peebles (1980); Paz et al. (2013)), las componentes asociadas de  $\vec{s}$  se denotan  $(\sigma, \pi)$ . Es importante notar que  $v_{\perp}$  no interviene en la Ec.(2.25) debido a que no se manifiesta en corrimientos espectrales, de manera que sólo la componente  $\pi$  queda distorsionada.

### RSD para el caso de una gran sobredensidad

Las principales características de las RSD fueron estudiadas por Kaiser (1987) y se esquematizan en la Fig. 2.4, en la cual se ilustra las distorsiones que sufre una gran sobredensidad, por ejemplo, un cúmulo de galaxias. Primeramente, considérese las galaxias en las zonas externas (escalas grandes del orden de  $10h^{-1}Mpc$ ). Éstas están sometidas a un flujo lineal y coherente hacia el centro de la sobredensidad, fenómeno denominado **caída gravitacional**. Una galaxia en el extremo más cercano al observador se está alejando, por lo que  $v_{\parallel} > 0$ , y de esta manera,  $s > r$ . Por el contrario, una galaxia en el extremo más lejano, se está acercando, por lo que  $v_{\parallel} < 0$ , y así,  $s < r$ . Las galaxias ubicadas a los costados sólo evidencian movimientos tangenciales, por lo que las distancias inferidas no presentan distorsiones, y  $s = r$ . En consecuencia, la región parece

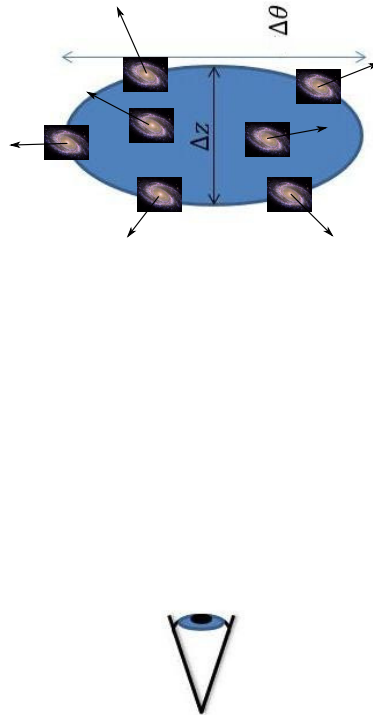
achatada en la dirección de la línea de la visual. Considérese ahora galaxias en las zonas internas y virializadas, con pozos de potencial profundos (escalas pequeñas del orden de  $1h^{-1}Mpc$ ). En este caso, las velocidades aleatorias adquiridas borronan la estructura haciendo que la región parezca elongada en la dirección de la línea de la visual, como barras apuntando al observador. Este efecto se conoce como **dedos de Dios**. El caso de las subdensidades se estudia en la Sec. 3.3.5.



**Figura 2.4:** Distorsiones aparentes de una gran sobredensidad. Las flechas indican las velocidades peculiares de las galaxias que la conforman. En las zonas externas con flujos lineales, la región parece achatada en la dirección de la línea de la visual. Por el contrario, en las zonas internas y virializadas, la región parece elongada, como barras apuntando al observador.

### 2.3.2 Distorsiones geométrico-cosmológicas

Como lo ilustra la Fig. 2.5, para determinar las dimensiones de una estructura en el universo, se mide su **tamaño angular**,  $\Delta\theta$ , y su **extensión en redshift**,  $\Delta z$ . No obstante, para transformar estos observables en dimensiones físicas, es decir, en unidades de distancia [ $h^{-1}Mpc$ ], se necesita asumir un modelo cosmológico, es decir, valores para sus parámetros fundamentales  $H_0$ ,  $\Omega_m$  y  $\Omega_\Lambda$  (ver Sec. 3.1). Estos valores iniciales constituyen lo que se denomina una **cosmología fiduciaria**, los cuales generalmente presentarán desviaciones con respecto a los parámetros reales subyacentes en la naturaleza, o incluso, el modelo cosmológico podría ser incorrecto. En cualquier caso, la transformación a dimensiones físicas tendrá sesgos que se traducirán, nuevamente, en distorsiones espaciales.



**Figura 2.5:** Medición del tamaño angular,  $\Delta\theta$ , y de la extensión en redshift,  $\Delta z$ , de una estructura en el universo. Las flechas indican las velocidades peculiares de las galaxias que la conforman. Dos tipos de distorsiones se manifestarán en la misma, de origen dinámico: por las velocidades peculiares; y de origen geométrico-cosmológico: por la transformación de los observables ( $\Delta\theta$ ,  $\Delta z$ ) en unidades de distancia.

### 2.3.3 Efectos combinados

En vista de las Sec. 2.3.1 y 2.3.2, existen dos fuentes de distorsiones, las cuales son indistinguibles en una observación:

- i) **distorsiones dinámicas** (RSD): debido a la componente radial en la dirección de la línea de la visual de las velocidades peculiares de las galaxias que conforman las estructuras en el universo;
- ii) **distorsiones geométrico-cosmológicas**: debido a la transformación a dimensiones físicas, es decir, a unidades de distancia [ $h^{-1}Mpc$ ], de los observables  $(\Delta\theta, \Delta z)$ .





## Capítulo 3

# Test cosmológico de Alcock-Paczyński utilizando voids

Como se mencionó en el Cap. 1, existen varios métodos para testear la expansión y geometría del universo, no obstante, la mayoría están afectados por la evolución de galaxias u otros procesos astrofísicos. A diferencia de estos, el **test cosmológico de Alcock & Paczynski (1979)** (test AP) sólo depende de un efecto geométrico. En este trabajo, se propone una implementación del mismo aplicado a los grandes vacíos cósmicos de la LSS, los voids. No obstante, antes se deberá abordar el estudio de la dinámica de estas estructuras para tratar las distorsiones dinámicas producidas por las velocidades peculiares de las galaxias que los rodean. Estas cuestiones y el diseño del test se abordarán en este capítulo.

### 3.1 Esencia del test AP

El test AP aprovecha las distorsiones geométrico-cosmológicas explicadas en la Sec. 2.3.2 para obtener información acerca de la expansión y geometría del universo. En esta sección, se explicará la manera de hacerlo.

Asúmase que se dispone de alguna regla estándar en el universo a un dado redshift  $z$ . En particular, considérese el caso de una esfera. Como se especificó en la Sec. 2.3.2, para determinar sus dimensiones, se mide su tamaño angular en el plano del cielo,  $\Delta\theta$ , y su extensión en redshift en la dirección de la línea de la visual,  $\Delta z$  (Fig. 2.5). Para determinar sus dimensiones físicas, estos observables deben transformarse en unidades

de distancia:

$$(\Delta\theta, \Delta z) \xrightarrow{(z, H_0, \Omega_m, \Omega_\Lambda)} (\sigma, \pi) [h^{-1} \text{Mpc}], \quad (3.1)$$

donde  $\sigma$  y  $\pi$  denotan, en este caso, las dimensiones de la estructura en cuestión proyectadas en el plano del cielo y en la dirección de la línea de la visual respectivamente. Específicamente,

$$\sigma = D_A(z) \Delta\theta, \quad (3.2)$$

$$\pi = \frac{dd_{com}(z)}{dz} \Delta z = \frac{c}{H(z)} \Delta z. \quad (3.3)$$

donde se usó la Ec.(2.15) para la última expresión. En consecuencia,

$$\frac{\sigma}{\pi} = \frac{\Delta\theta}{\Delta z} H(z) D_A(z). \quad (3.4)$$

Las tres relaciones anteriores quedan expresadas en términos de los parámetros cosmológicos insertando las Ec.(2.14), (2.16) y (2.17) donde corresponda:

$$\sigma = \frac{c\Delta\theta}{H_0(1+z)} \int_0^z \frac{dz'}{\sqrt{\Omega_m(1+z')^3 + \Omega_\Lambda}}, \quad (3.5)$$

$$\pi = \frac{c\Delta z}{H_0\sqrt{\Omega_m(1+z)^3 + \Omega_\Lambda}}, \quad (3.6)$$

$$\frac{\sigma}{\pi} = \frac{\Delta\theta}{\Delta z(1+z)} \int_0^z \sqrt{\frac{\Omega_m(1+z)^3 + \Omega_\Lambda}{\Omega_m(1+z')^3 + \Omega_\Lambda}} dz'. \quad (3.7)$$

Por definición, las dimensiones de una regla estándar son conocidas. Por lo tanto, el cociente del lado izquierdo de la Ec.(3.7) es conocido. En particular, para una esfera,  $\frac{\sigma}{\pi} = 1$ . Por lo tanto, puede ajustarse el lado derecho variando los valores de los parámetros cosmológicos hasta lograr el valor deseado en el lado izquierdo. Este proceso de ajuste es la esencia del test AP.

El desarrollo anterior demuestra que el test AP sólo depende del efecto geométrico-cosmológico subyacente en la transformación dada por la Ec.(3.1). A diferencia de los

demás métodos, no intervienen efectos evolutivos. Sólo asume la validez del principio cosmológico y la disposición de alguna regla estándar. Es más, si se dispone de tal regla estándar a lo largo de toda la historia cósmica del universo, es decir, a distintos redshifts, puede determinarse, además, la historia evolutiva de los parámetros cosmológicos:  $H(z)$ ,  $\Omega_m(z)$  y  $\Omega_\Lambda(z)$ . Esto fortalece aún más el poder del test AP.

## 3.2 Dificultades en la aplicación del test AP

Si bien el método es relativamente sencillo en la teoría, en la práctica, se presentan dos dificultades principales para su aplicación (López-Corredoira, 2014):

- i) la ausencia de auténticas reglas estándar;
- ii) la contaminación por distorsiones dinámicas.

Estas cuestiones serán abordadas a continuación.

### 3.2.1 Dificultad 1: ausencia de auténticas reglas estándar

El primer obstáculo que se presenta en la práctica se debe a que no existen auténticas reglas estándar en el universo. Por un lado, no existen objetos ni estructuras con formas perfectamente definidas. Por otro lado, la dinámica de sus constituyentes va introduciendo cambios estructurales con el tiempo. No obstante, se puede recurrir a objetos que actúen como intermediarios a partir de los cuales se pueda construir una regla estándar. En otras palabras, se trata de construir una regla estándar en forma indirecta a partir de objetos existentes y abundantes en el universo. A modo de ejemplo, se discutirán dos procedimientos típicos: *stacking* y la función de correlación de dos puntos de una distribución de objetos.

#### Stacking

Existen estructuras en el universo tales que, si bien sus formas individuales pueden ser muy complicadas, sus formas promedio están bien definidas y pueden actuar como una regla estándar. Esto se debe a que el promedio de un gran número de objetos similares borra las irregularidades individuales. Este procedimiento se denomina **stacking**. Tal es el caso de los voids, cuya forma promedio es esférica (Ryden, 1995). Lavaux &

Wandelt (2012) explican con detalle como poner en práctica este método y Sutter et al. (2014) lo llevaron a la práctica utilizando datos observacionales del SDSS. La desventaja de este método es que es imposible tratar las distorsiones dinámicas que afectan a esta forma promedio mediante argumentos físicos.

### Función de correlación

Si se conoce la forma teórica de la función de correlación de una distribución de objetos, ésta puede usarse como una regla estándar. Como se explicó en la Sec. 2.2.4, dicha función tiene simetría esférica:  $\xi = \xi(r)$ , y por lo tanto, será igual tanto en la dirección de la línea de la visual como en el plano del cielo. Aprovechando esto,  $\xi$  puede proyectarse en el espacio de redshift:  $\xi = \xi(\sigma, \pi)$ , de manera que los isocontornos de correlación sean circulares. De esta manera, las distorsiones geométrico-cosmológicas que resultan de aplicar la Ec.(3.1) se manifestarán como anisotropías en los isocontornos de correlación. López-Corredoira (2014) aplicaron esta técnica a la función de correlación de la distribución de galaxias,  $\xi_{gg}$ , en escalas chicas (menores a  $10h^{-1}Mpc$ ). En escalas grandes (mayores a  $100h^{-1}Mpc$ ), puede aprovecharse el pico característico de  $\xi_{gg}$  debido a las *oscilaciones bariónicas acústicas* (BAO, por sus siglas en inglés) (Melia & Lopez-Corredoira, 2015). La Fig. 3.1 muestra los rasgos de la curva  $\xi_{gg}$  en ambas escalas.

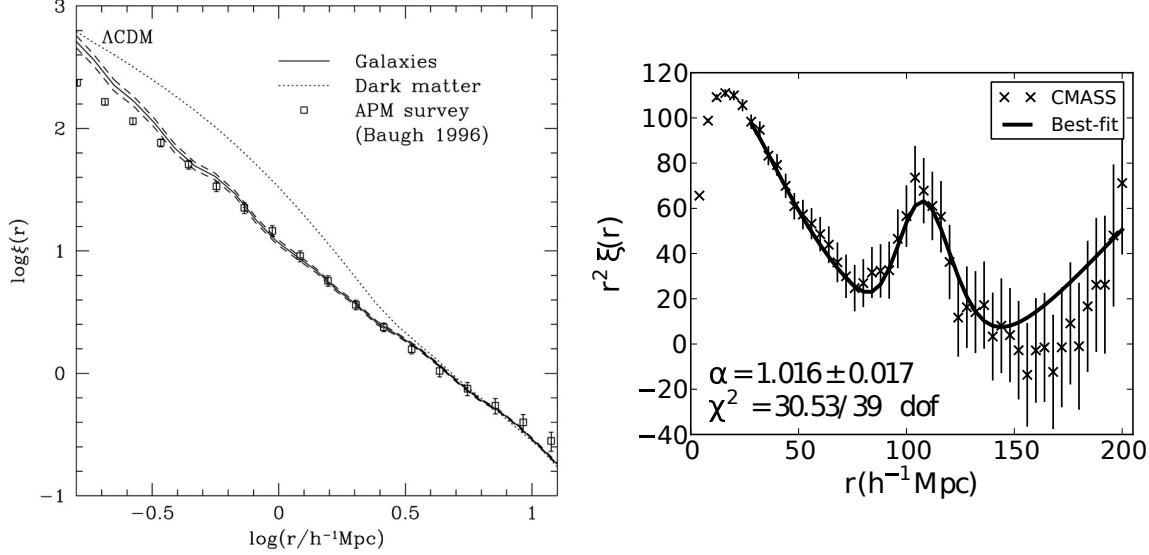
En este trabajo, en particular, se propone utilizar la función de correlación void-galaxia en el espacio de redshift,  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$ .

### 3.2.2 Dificultad 2: contaminación por distorsiones dinámicas

El segundo obstáculo tiene que ver con lo discutido en la Sec. 2.3.3: las dos fuentes de distorsiones, dinámicas y cosmológicas, son indistinguibles en una observación. Por lo tanto, si se pretende utilizar voids, es necesario entender primero su dinámica.

## 3.3 Dinámica de los voids

La dinámica de los voids está completamente determinada por el entorno que los rodea. Este tema se abordará a continuación. No obstante, antes se necesita una prescripción para identificarlos en los relevamientos de galaxias y/o simulaciones.



**Figura 3.1:** Función de correlación de la distribución de galaxias. *Panel izquierdo.* Caída típica con la distancia en escalas chicas. *Fuente:* Benson et al. (2000). *Panel derecho.* Pico característico de las BAO en escalas grandes. *Fuente:* Anderson et al. (2012).

### 3.3.1 Un método de identificación de voids

Existen varios métodos de identificación de voids, que aunque son muy distintos entre sí, concuerdan en las propiedades más prominentes de sus resultados (Colberg et al., 2008). A continuación se describirá el algoritmo de Padilla et al. (2005), ya que para la realización de este trabajo, se utilizó una versión modificada del mismo (ver Sec. 4.1.1).

Si se supone que los voids son regiones subdensas con simetría esférica, el campo de densidad en su entorno puede describirse como una función que sólo depende de  $r$ , la distancia al centro del void (**distancia void-céntrica**):  $\delta = \delta(r)$ . No obstante,  $\delta$  describe las fluctuaciones de densidad localmente, es decir, en cada cáscara de radio  $r$ . Para cuantificar las fluctuaciones en toda la región, es necesario integrar a  $\delta$  en el volumen  $V$  del void y sus alrededores. Para este fin, se define el **contraste integrado de densidad**,  $\Delta$ :

$$\Delta(r) := \frac{1}{V} \int_V \delta(r) dV = \frac{1}{V} \int_V \frac{\rho(r)}{\bar{\rho}} dV - 1, \quad (3.8)$$

donde se usó la definición de  $\delta$  (Ec. 2.18) para obtener la última expresión.

Con  $\Delta(r)$  como herramienta, el algoritmo de identificación puede resumirse en los siguientes pasos.

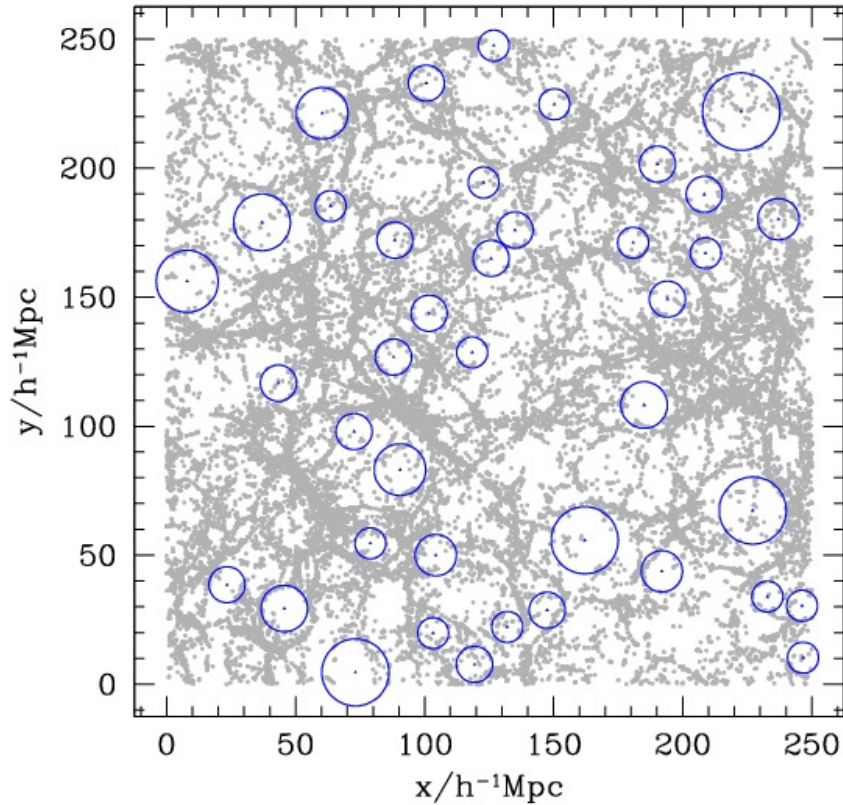
- 1) *Generación de centros candidatos.* Se generan centros aleatorios distribuidos uniformemente en el volumen del relevamiento (centros candidatos).
- 2) *Crecimiento de esferas.* A partir de estos centros, se hacen crecer esferas adquiriendo distintos radios, tal que para cada una, se evalúa  $\Delta(r)$ . Cuando se llega a un límite impuesto,  $\Delta_{lim} := -0,9$  por ejemplo, el crecimiento se detiene; si un centro cayó en una región sobredensa ( $\delta > \Delta_{lim}$ ), éste se elimina.
- 3) *Filtro.* Una región subdensa puede tener varios centros candidatos, y por ende, varias esferas yuxtapuestas. La convención es quedarse con la esfera que más ha crecido, eliminando las restantes. De esta manera, los voids quedan constituidos como esferas con un centro y un radio ( $R_{void}$ ) bien definidos.

La Fig. 3.2 ilustra el resultado de aplicar el algoritmo a una simulación numérica.

### 3.3.2 Entorno y dinámica

Hasta aquí, los voids se han tratado como regiones subdensas en expansión isótropa. Esta descripción se logra considerándolos como regiones aisladas en el universo (Sec. 2.2.2). No obstante, los voids no son regiones aisladas, sino parte de una red estructural compleja. En base a estudios analíticos y a simulaciones numéricas, [Sheth & van de Weygaert \(2004\)](#) demostraron que el entorno que rodea a un void constituye el factor determinante en su posterior evolución dinámica. Existen dos poblaciones de voids de acuerdo al entorno en el que están inmersos. La primera consiste en voids inmersos en entornos subdensos con respecto a la media del universo. Estos pueden tratarse como regiones aisladas, y por ende, su dinámica coincide con la mencionada al principio: expansión isótropa. La segunda, consiste en voids inmersos en entornos sobredensos con respecto a la media. Estos, a diferencia de los primeros, se están contrayendo debido al colapso gravitatorio de la pared sobredensa que los rodea. Adicionalmente, los voids grandes pertenecen preferentemente a la primera población, mientras que los voids chicos, a la segunda.

Se ve así que la descripción simplificada que considera a los voids como regiones aisladas es incompleta, pues sólo da cuenta de aquellos en expansión. Al considerar el entorno que los rodea, aparece un nuevo tipo dinámico: los que están colapsando. Esto tiene profundo impacto en la formación de estructura en el universo, ya que la cantidad de voids no permanece constante en el tiempo, sino que decrece cuando los del segundo

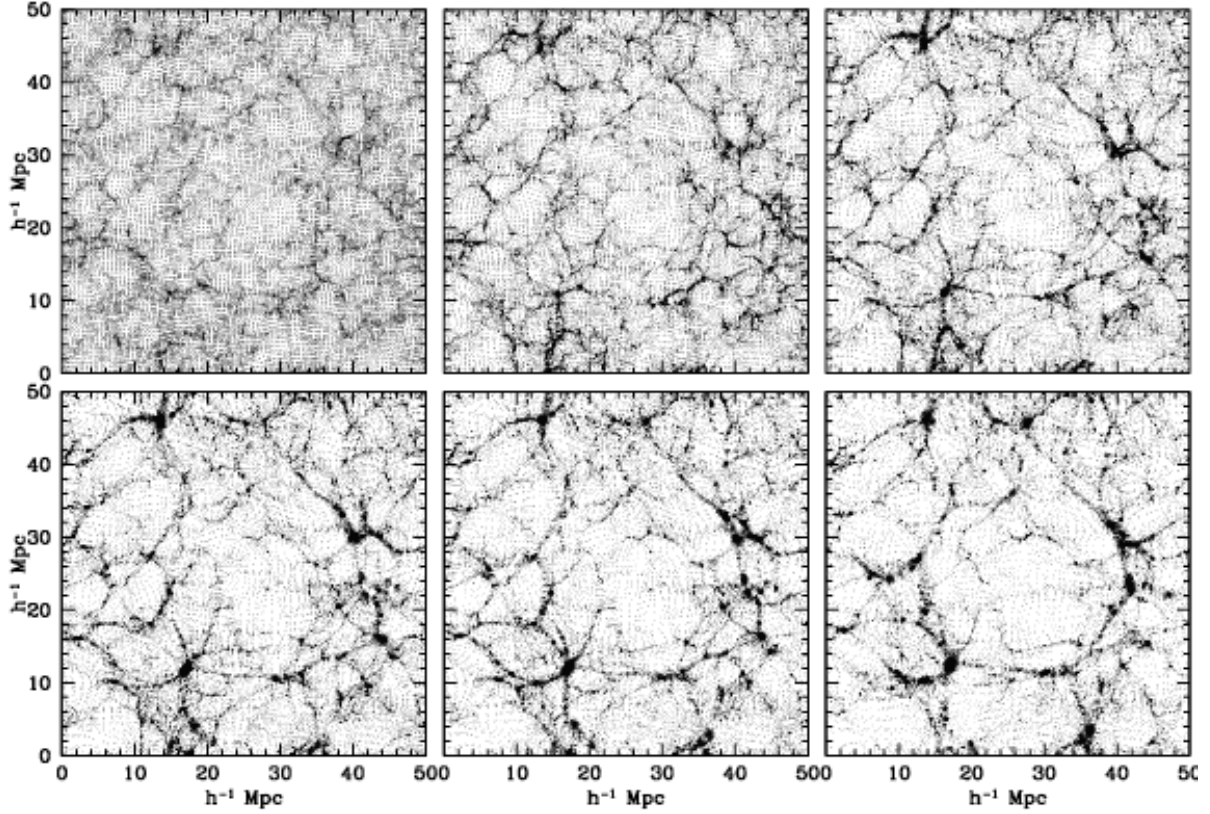


**Figura 3.2:** Voids identificados en una simulación numérica mediante el algoritmo descrito en el texto. Se muestra aquí una rodaja de  $10h^{-1}Mpc$  de espesor. Los puntos grises marcan la posición de las galaxias semianalíticas en esa región, mientras que los puntos y círculos azules, los centros y las extensiones espaciales de los voids resultantes respectivamente. *Fuente:* Padilla et al. (2005).

tipo colapsan del todo. Las Fig. 3.3 y 3.4 ejemplifican la evolución de los dos tipos de voids en una simulación numérica.

### 3.3.3 Perfiles de densidad

Dada la importancia que tiene el entorno que rodea a los voids, es necesario contar con una herramienta observacional que lo caracterice. Ceccarelli et al. (2013) demostraron que  $\Delta(r)$ , muestreado en un rango adecuado, permite hacerlo. Dado que  $\Delta(r)$  define una curva característica para cada void, se hará referencia a la misma como un **perfil de densidad** en lo que resta del trabajo.



**Figura 3.3:** Evolución comóvil de un void inmerso en un entorno subdenso (de izquierda a derecha y de arriba a abajo), mostrada en 6 salidas de una simulación numérica correspondientes a los siguientes valores del factor de expansión: 0.1, 0.2, 0.3, 0.35, 0.4 y 0.5. El void va vaciando su interior a medida que la materia gravita hacia las regiones más densas, y de esta manera, se va expandiendo. *Fuente:* [Sheth & van de Weygaert \(2004\)](#).

### Perfiles de densidad individuales

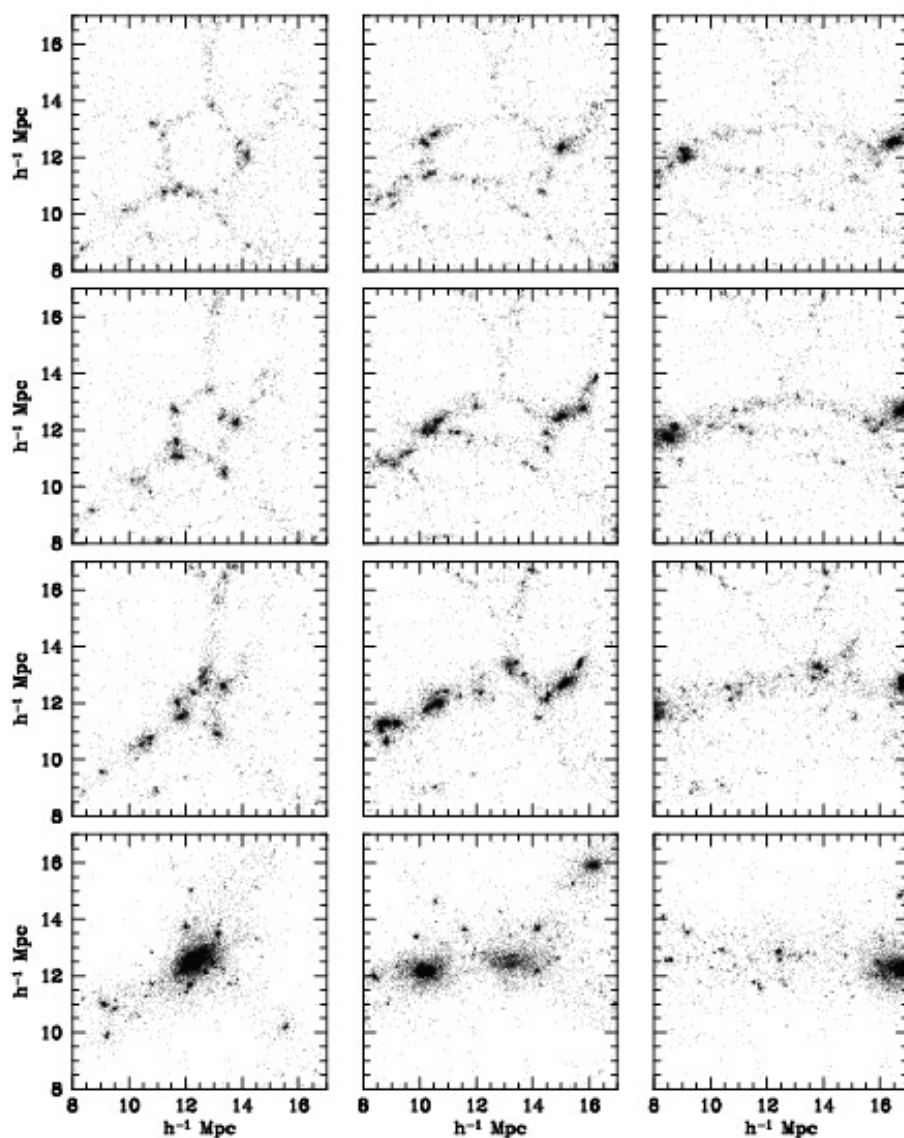
[Ceccarelli et al. \(2013\)](#) mostraron que existen dos tipos característicos de perfiles de densidad. Por un lado, están los perfiles **tipo R**, con las siguientes características:

- $\Delta(r) \approx -1$  en  $0 \lesssim r \lesssim R_{void}$ , correspondiente a las zonas más internas y vacías de los voids;
- $\Delta(r)$  crece y tiende asintóticamente a 0 por valores negativos:  $\Delta \rightarrow 0^-$  para  $r \gg R_{void}$ , compensándose así con la media del universo.

Por otro lado, están los perfiles **tipo S**, cuyas características son las siguientes:

- $\Delta(r) \approx -1$  en  $0 \lesssim r \lesssim R_{void}$ , correspondiente a las zonas más internas y vacías;





**Figura 3.4:** Evolución comóvil (de arriba a abajo) de tres voids (de izquierda a derecha) inmersos en entornos sobredensos, mostrada en 4 salidas de una simulación numérica correspondientes a los siguientes valores del factor de expansión: 0.3, 0.4, 0.5 y 1. La pared sobredensa que los rodea colapsa, y al final del proceso, el void desaparece. *Fuente:* [Sheth & van de Weygaert \(2004\)](#).

- $\Delta(r)$  crece y se hace positivo en la zona de la pared sobredensa que lo rodea;
- $\Delta(r)$  alcanza un máximo en esa zona;
- $\Delta(r)$  decrece y tiende asintóticamente a 0 por valores positivos:  $\Delta \rightarrow 0^+$  para  $r \gg R_{\text{void}}$ , compensándose así con la media del universo.

La Fig. 3.5 muestra las características principales de los perfiles de densidad de voids identificados en el SDSS por Ceccarelli et al. (2013). En el *panel izquierdo*, las curvas sólidas grises son los perfiles de densidad de algunos voids tomados al azar de una muestra definida de tal manera que los radios variasen en el rango  $6 < R_{void}[h^{-1}Mpc] < 8$ . La recta horizontal  $\Delta = 0$  indica la media del universo. Las curvas a trazos negras ejemplifican los dos tipos de perfiles descritos. Por último, la curva sólida negra es el perfil medio de la muestra, que resulta de promediar los perfiles individuales. El *panel derecho* es un histograma bidimensional  $(R_{void}, r)$ . La zona azul indica regiones subdensas ( $\Delta < 0$ ), la blanca indica regiones con densidad igual a la media del universo ( $\Delta = 0$ ), y la roja, regiones sobredensas ( $\Delta > 0$ ). Se evidencia, así, que ésta es una clasificación de acuerdo al entorno que rodea a los voids: los perfiles de tipo R corresponden a la población de voids inmersos en un entorno subdenso, mientras que los perfiles de tipo S, a la población de voids inmersos en un entorno sobredenso. Puede verse además, que los voids más chicos son preferentemente de tipo S, mientras que los más grandes, de tipo R.

### Perfil medio de densidad

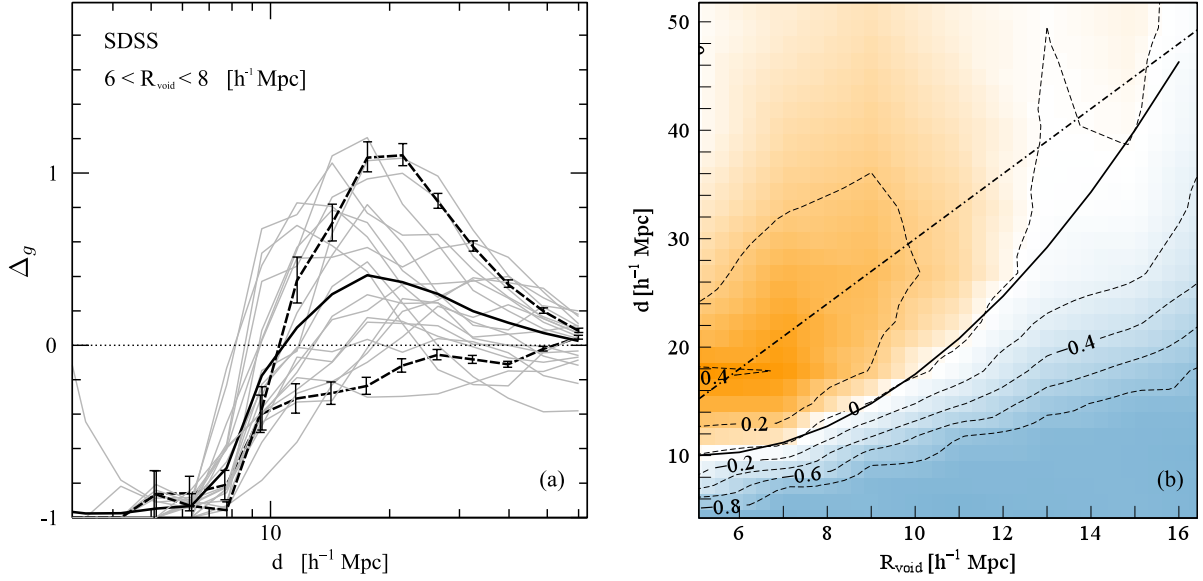
Ceccarelli et al. (2013) resaltan la necesidad de tomar muestras de voids clasificándolos por tamaño y entorno con el fin de realizar análisis estadísticos significativos. Así, una muestra está caracterizada por su **perfil medio de densidad**,  $\bar{\Delta}(r)$ , obtenido de promediar los perfiles individuales. Este perfil medio constituye una curva representativa de las individuales y más suave, acentuando así, los rasgos que definen a cada tipo. De esta manera, una muestra será de tipo R o S según su perfil medio. La Fig. 3.6 muestra los perfiles medios de cuatro muestras de voids del SDSS seleccionadas por dichos autores.

### Modelo paramétrico

Paz et al. (2013) elaboraron un modelo paramétrico que caracteriza satisfactoriamente los rasgos de los dos tipos de perfiles medios, R y S. El mismo será importante a la hora de modelar la dinámica de los voids, por lo que se explicará a continuación.

Las muestras R tienen los perfiles medios más simples, los cuales pueden ser modelados por una **función error** con dos parámetros: R y S:

$$\bar{\Delta}_R(r) := \frac{1}{2} \left[ \operatorname{erf} \left( S \log_{10} \left( \frac{r}{R} \right) \right) - 1 \right]. \quad (3.9)$$



**Figura 3.5:** Características principales de los perfiles de densidad de voids identificados en el SDSS por [Ceccarelli et al. \(2013\)](#). *Panel izquierdo.* Las curvas sólidas grises son los perfiles de densidad de algunos voids tomados al azar de una muestra definida de tal manera que los radios variasen en el rango  $6 < R_{\text{void}} [h^{-1} \text{Mpc}] < 8$ . La recta horizontal  $\Delta = 0$  indica la media del universo. Las curvas a trazos negras ejemplifican los dos tipos de perfiles descritos en el texto: tipo R (curva inferior) y tipo S (curva superior). La curva sólida negra es el perfil medio de la muestra, que resulta de promediar los perfiles individuales. *Panel derecho.* Histograma bidimensional  $(R_{\text{void}}, r)$ . La zona azul indica regiones subdensas ( $\Delta < 0$ ), la blanca indica regiones con densidad igual a la media del universo ( $\Delta = 0$ ), y la roja, regiones sobredensas ( $\Delta > 0$ ).

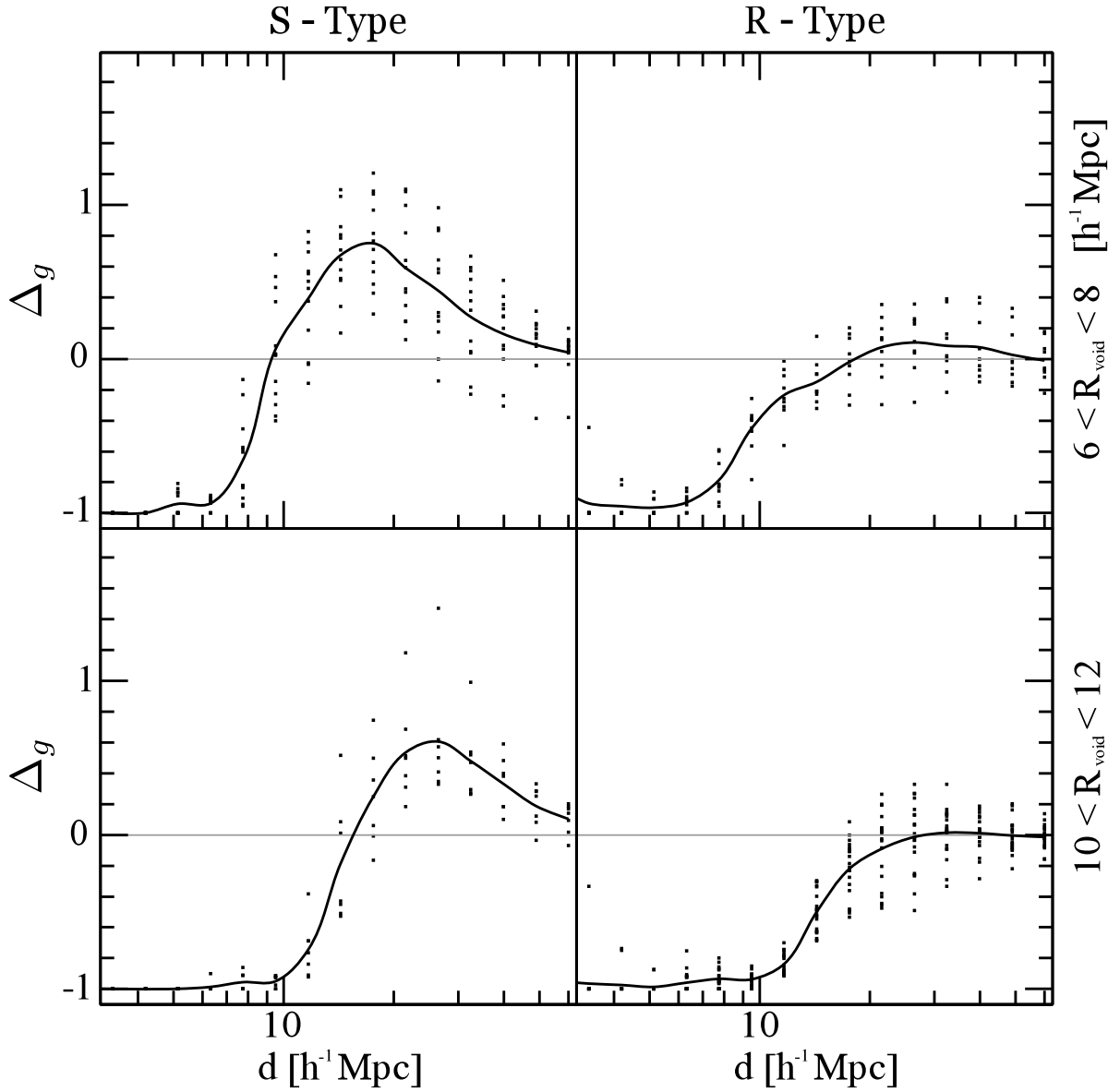
- El parámetro  $\mathbf{R} [h^{-1} \text{Mpc}]$  se interpreta como un radio característico de la muestra.
- El parámetro  $\mathbf{S}$  cuantifica el empinamiento de la curva.

Los perfiles medios de las muestras S son más complicados, pero aún pueden ser modelados agregando una **gausiana asimétrica** a la función error de la Ec.(3.9) que describa el pico sobredenso. Para ello, se necesita adicionar dos parámetros más: P y W:

$$\bar{\Delta}_S(r) := \frac{1}{2} \left[ \text{erf} \left( S \log_{10} \left( \frac{r}{R} \right) \right) - 1 \right] + P \exp \left[ -\frac{\log_{10}^2 \left( \frac{r}{R} \right)}{2\Theta^2(r)} \right], \quad (3.10)$$

donde

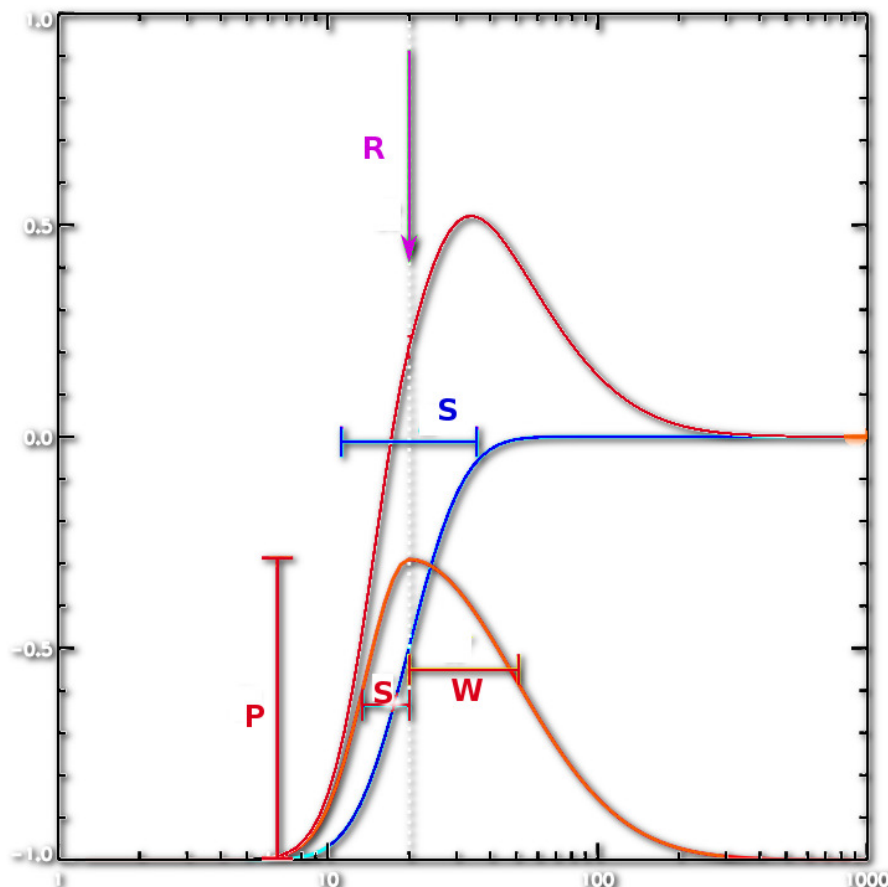
$$\Theta := \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2S}} & , r < R \\ \frac{1}{\sqrt{2W}} & , r > R. \end{cases} \quad (3.11)$$



**Figura 3.6:** Perfiles medios de densidad de 4 muestras de voids del SDSS (Ceccarelli et al., 2013).

- El parámetro **R** conserva la misma interpretación que antes, el radio característico de la muestra.
- El parámetro **P**, la amplitud del pico gaussiano, cuantifica la prominencia de la pared sobredensa que rodea a los voids.
- El parámetro **S** cuantifica el empinamiento interno de la curva y la extensión interna de la pared.
- El parámetro **W** cuantifica la extensión externa de la pared.

La interpretación gráfica de los parámetros del modelo se esquematiza en la Fig. 3.7.

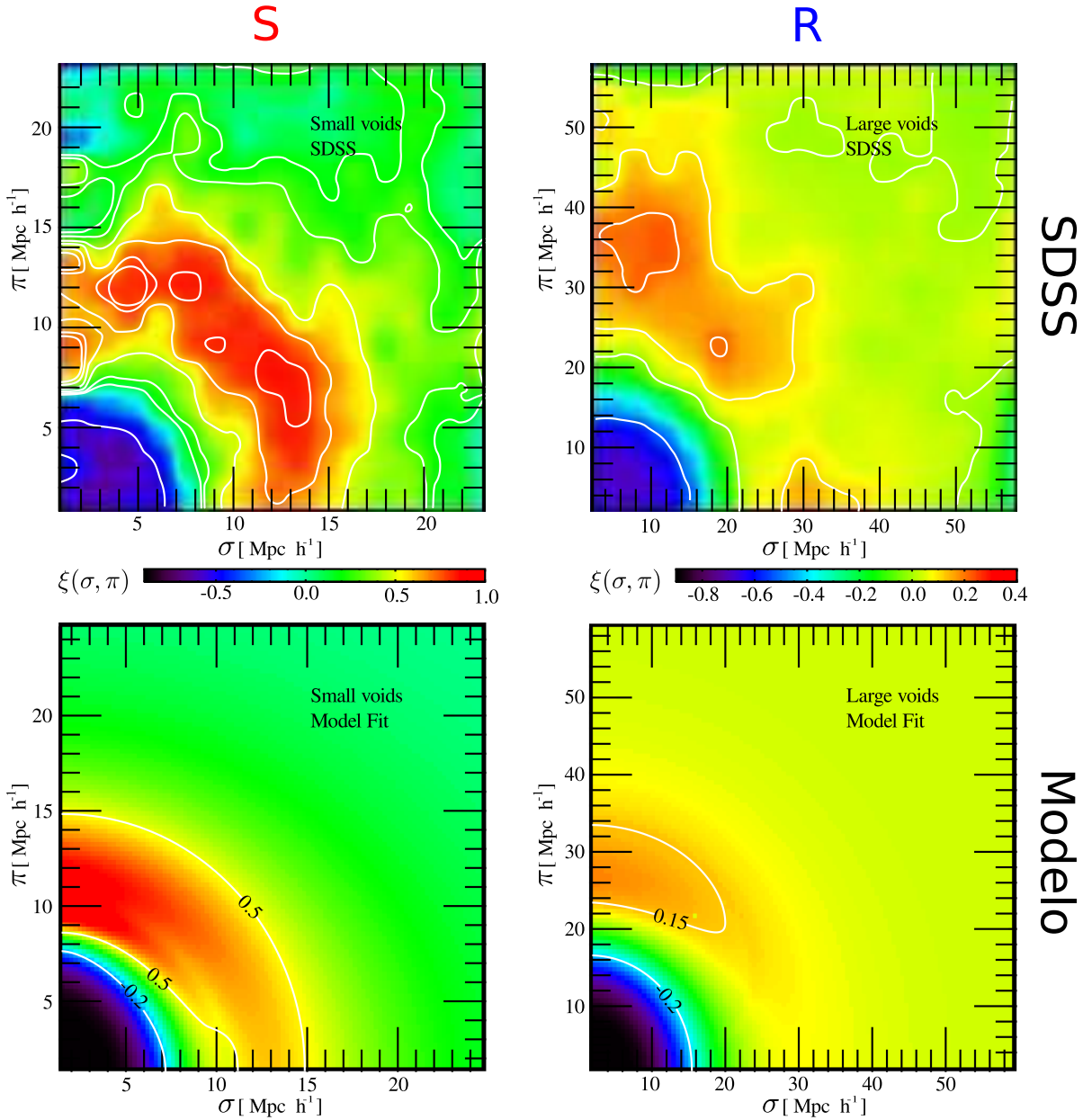


**Figura 3.7:** Interpretación gráfica de los parámetros  $R$ ,  $S$ ,  $P$ ,  $W$  del modelo de  $\bar{\Delta}(r)$ . La curva azul representa el perfil medio de una muestra  $R$ , mientras que la curva roja superior, el de una muestra  $S$ . La curva roja inferior es la gaussiana asimétrica correspondiente al perfil  $S$ . El parámetro  $R$  se interpreta como el radio representativo de la muestra;  $S$  cuantifica el empinamiento de la curva y la extensión interna de la pared sobredensa en el caso del perfil  $S$ ;  $P$  cuantifica la prominencia de dicha pared;  $W$  cuantifica la extensión externa de la misma.

### 3.3.4 Función de correlación void-galaxia

La Fig. 3.8 muestra la función de correlación void-galaxia en el espacio de redshift,  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$ , de dos muestras de voids seleccionadas del SDSS por Paz et al. (2013): una muestra  $S$  y otra  $R$ . Los *paneles superiores* son las correlaciones medidas, mientras que los *paneles inferiores*, las teóricas que resultan del ajuste del modelo que se describirá en la Sec. 3.3.6. Como puede verse,  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$  y  $\bar{\Delta}(r)$  están íntimamente relacionadas, es decir, poseen las mismas características. En efecto, nótese que en cualquier dirección del plano

$(\sigma, \pi)$ , se recuperan los rasgos principales de  $\bar{\Delta}(r)$ : crecimiento desde  $\xi_{vg} \approx -1$  en las zonas internas y vacías (zonas azules, déficit de correlación), pico sobredenso positivo en el caso de la muestra S:  $\xi_{vg} > 0$  (zonas rojas, exceso de correlación), y tendencia asintótica hacia la media del universo:  $\xi_{vg} \rightarrow 0$  (zonas verdes, correlación nula).



**Figura 3.8:** Función de correlación void-galaxia en el espacio de redshift,  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$ , de dos muestras de voids seleccionadas del SDSS por Paz et al. (2013): una muestra S y otra R. *Paneles superiores.* Correlaciones medidas. *Paneles inferiores.* Correlaciones teóricas que resultan del ajuste del modelo de la Sec. 3.3.6 con los procedimientos de la Sec. 3.3.7.

### 3.3.5 Distorsiones dinámicas para el caso de los voids

En la Sec. 2.3.1, se estudiaron las RSD para el caso de una gran región sobredensa. A continuación, se completará tal discusión analizando el caso de las regiones subdensas.

Considérese una cáscara esférica de galaxias alrededor del centro de un void. En primera aproximación, puede asumirse que estas galaxias están sometidas a un flujo lineal y radial con respecto al centro, ya sea positivo (expansión) o negativo (colapso), según los dos tipos dinámicos existentes. Ambos efectos se esquematizan en la Fig. 3.9. Si la cáscara está colapsando, el efecto es el mismo que el explicado en la Sec. 2.3.1 para las zonas externas de la gran región sobredensa, es decir, la cáscara parece achatada en la dirección de la línea de la visual (óvalo rojo). Por el contrario, si la cáscara se está expandiendo, el efecto es opuesto y la misma parece elongada en tal dirección, parecido al efecto de dedos de Dios (óvalo azul).

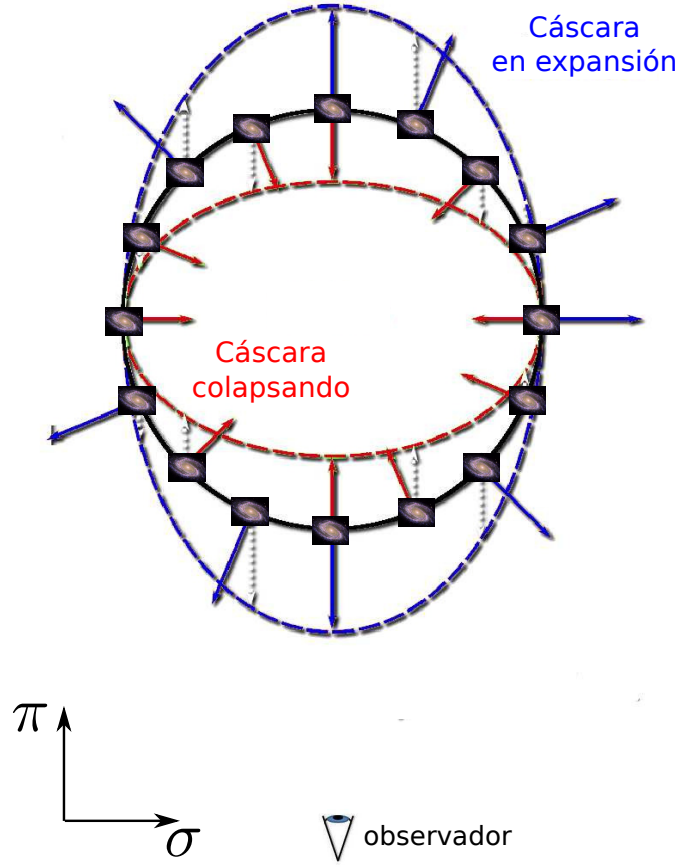
Ahora bien, puede pensarse que un void está compuesto por muchas de estas cáscaras unidas adyacentemente. Por un lado, un void de tipo R está compuesto por cáscaras en expansión, lo que corresponde a sucesivos óvalos azules como los de la Fig. 3.9. Por lo tanto, toda la región parece elongada en la dirección de la línea de la visual. Por el contrario, un void de tipo S posee dos regímenes. Las cáscaras internas, al confluir hacia la pared sobredensa, se están expandiendo (caso del óvalo azul), mientras que las cáscaras externas, están colapsando (caso del óvalo rojo). En consecuencia, las regiones internas del void parecen elongadas en la dirección de la línea de la visual, mientras que las zonas externas, achatadas.

La importancia del análisis realizado radica en que las mismas distorsiones explicadas aquí se aplican los isocontornos de correlación de  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$ , como anisotropías en la dirección  $\pi$  (Paz et al., 2013).

### 3.3.6 Modelo de $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$

Paz et al. (2013) elaboraron un modelo dinámico de  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$  que permite recuperar cuantitativamente las RSD. Este modelo será la base para el diseño del test AP, por lo que se detallará a continuación.

Considérese una muestra de voids de tamaños y en entornos similares, caracterizada por su perfil medio de densidad  $\bar{\Delta}(r)$ . Siguiendo los lineamientos de Peebles (1980),  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$  se calcula como la convolución de  $\xi_{vg}(r)$ , la función de correlación void-galaxia



**Figura 3.9:** Distorsión en el espacio de redshift de una cáscara esférica de galaxias alrededor del centro de un void. El círculo negro representa la cáscara en el espacio real. Las flechas indican las velocidades peculiares de las galaxias. El óvalo rojo, achatado en la dirección de la línea de la visual, representa el caso en que la cáscara está colapsando (flechas rojas). El óvalo azul, elongado en la dirección de la línea de la visual, representa el caso en que la cáscara se está expandiendo (flechas azules).

en el espacio real, con una función distribución de velocidades void-céntricas  $g(\vec{r}, \vec{v})$ <sup>1</sup>:

$$1 + \xi_{vg}(\sigma, \pi) = \int g(\vec{r}, \vec{v}) [1 + \xi_{vg}(r)] d^3v. \quad (3.12)$$

Para proseguir con el cálculo, debe adoptarse alguna prescripción para  $g$ . Paz et al. (2013) asumen que esta función puede ser aproximada por una *distribución de Maxwell-Boltzmann* centrada en un **perfil medio de velocidad radial**<sup>2</sup>,  $\bar{v}(r)$ , con una **dispersión media de velocidades radiales**  $\bar{\sigma}_v$ . Más aún, como la componente  $v_{\perp}$  no afecta

<sup>1</sup> $\vec{r}$  y  $\vec{v}$  denotan posición y velocidad de una galaxia relativas al centro de un void.

<sup>2</sup>En el caso ideal de un flujo isótropo perfecto, expansivo o contractivo, la velocidad es puramente radial (con respecto al centro del void), y es a lo que se refiere esta cantidad.



a las coordenadas  $(\sigma, \pi)$ , basta tomar una distribución marginal  $f$  de la forma

$$f\left(v_{\parallel} - \frac{r_{\parallel}}{r}\bar{v}(r)\right) = \int \int g\left(\vec{v} - \frac{\vec{r}}{r}\bar{v}(r)\right) d^2v_{\perp} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\bar{\sigma}_v} \exp\left[-\frac{\left(v_{\parallel} - \bar{v}(r)\frac{r_{\parallel}}{r}\right)^2}{2\bar{\sigma}_v^2}\right]. \quad (3.13)$$

Por lo tanto,

$$1 + \xi_{vg}(\sigma, \pi) = \int \frac{1}{\sqrt{2\pi}\bar{\sigma}_v} \exp\left[-\frac{\left(v_{\parallel} - \bar{v}(r)\frac{r_{\parallel}}{r}\right)^2}{2\bar{\sigma}_v^2}\right] [1 + \xi_{vg}(r)] d^3v. \quad (3.14)$$

Para poder continuar, debe conocerse  $\bar{\sigma}_v$ ,  $\xi_{vg}(r)$  y  $\bar{v}(r)$ .

- i) La literatura sugiere valores constantes para  $\bar{\sigma}_v$ , por ejemplo,  $\bar{\sigma}_v \approx 400 \text{ km/s}$  (Peebles, 1980).
- ii) Dado que  $\xi_{vg}(r) = \delta(r) = \rho(r)/\bar{\rho} - 1$  para una correlación cruzada, puede verse que

$$\xi_{vg}(r) = \frac{1}{3r^2} \frac{d}{dr} (r^3 \bar{\Delta}(r)). \quad (3.15)$$

- iii) Finalmente, tenemos la importante relación entre  $\bar{v}(r)$ ,  $\bar{\Delta}(r)$  y los parámetros cosmológicos  $(H(z), \Omega_m)$  (Peebles (1976), Paz et al. (2013)):

$$\bar{v}(r) = -\frac{1}{3} \frac{H(z)}{(1+z)} r \bar{\Delta}(r) \Omega_m^{0,6}, \quad (3.16)$$

para lo cual se utilizó el régimen lineal de la descripción analítica de la evolución de las inhomogeneidades en el universo mencionado en la Sec. 2.2.3. En particular, si se realizan observaciones a  $z = 0$ ,

$$\bar{v}(r) = -\frac{1}{3} H_0 r \bar{\Delta}(r) \Omega_m^{0,6}. \quad (3.17)$$

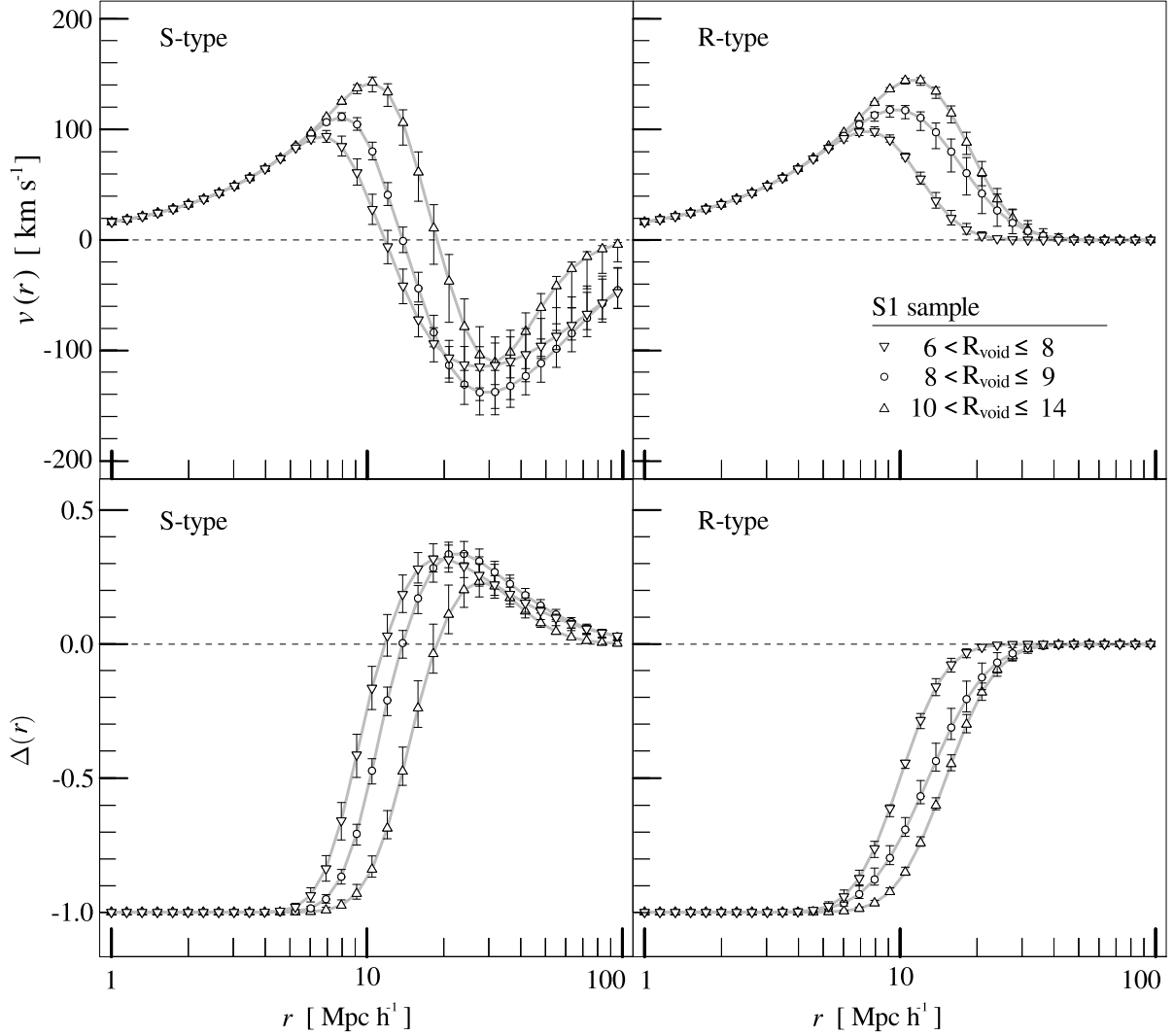
En conclusión, el cálculo de  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$  depende sólo de un modelo adecuado para  $\bar{\Delta}(r)$ , el cual debe insertarse en las Ec.(3.15) y (3.16), y éstas a su vez, en la Ec.(3.14). Se ve ahora la importancia de los dos modelos paramétricos de  $\bar{\Delta}(r)$  de acuerdo a los dos tipos dinámicos R y S (Ec. 3.9 y 3.10 respectivamente).

### 3.3.7 Ajuste del modelo

Dado que el cálculo de  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$  depende sólo del modelo de  $\bar{\Delta}(r)$ , es necesario un método para ajustar sus parámetros  $R, S, P$  y  $W$ .

El método que Paz et al. (2013) proponen consiste en muestrear el espacio de parámetros  $\{R, S, P, W\}$  mediante *Cadenas de Markov* (MCMC, por sus siglas en inglés). Para ello, implementaron el *algoritmo de Metropolis-Hastings*. Específicamente, el método consiste en comparar una correlación medida  $\xi_{vg}^{obs}(\sigma, \pi)$  con un conjunto de correlaciones modeladas  $\{\xi_{vg}^{teo}(\sigma, \pi)\}$ , generadas al variar los valores de un conjunto de parámetros  $\{(R, S, P, W)\}$  en el modelo, y construir la **función de likelihood**,  $L$ , que cuantifica estadísticamente las diferencias entre las mismas en términos probabilísticos. Ajustar el modelo significa maximizar  $L$ , es decir, minimizar las diferencias entre  $\xi_{vg}^{obs}$  y  $\{\xi_{vg}^{teo}\}$ . A partir de este proceso, se obtiene el mejor conjunto de parámetros  $(R, S, P, W)_{fit}$  que da lugar a un perfil medio de densidad teórico  $\bar{\Delta}^{fit}(r)$ , el cual a su vez, permite obtener una correlación teórica  $\xi_{vg}^{fit}(\sigma, \pi)$  que recupere, lo mejor posible, los principales rasgos de  $\xi_{vg}^{obs}$ . Esta técnica no sólo permite encontrar el máximo de  $L$ , sino que, además, permite mapear selectivamente las zonas aledañas, obteniéndose así, no sólo los mejores parámetros, sino también sus incertezas.

Adicionalmente,  $\bar{\Delta}^{fit}(r)$  permite obtener  $\bar{v}^{fit}(r)$  a partir de la Ec.(3.16), un perfil medio de velocidad teórico, con el cual puede analizarse la dinámica media del conjunto de voids de la muestra. La Fig. 3.10 muestra los perfiles de densidad y velocidad teóricos que resultan del ajuste aplicado a seis muestras del SDSS por Paz et al. (2013). Puede verse que los perfiles de densidad recuperan los rasgos principales de los dos tipos dinámicos R y S. Por otro lado, los perfiles de velocidad reflejan la dinámica dicotómica esperada. Para las muestras R, las curvas son siempre positivas; y luego tienden asintóticamente a 0 por valores positivos, correspondiente al campo medio de velocidad peculiar del universo. Esto indica que estos voids, en promedio, se están expandiendo. Por el contrario, para las muestras S, las curvas son positivas en las regiones internas, las cuales confluyen a la pared sobredensa que rodea a estos voids; se anulan en los máximos de densidad; son negativas en las regiones externas, las cuales confluyen a la pared; y finalmente tienden asintóticamente a 0 por valores negativos, compensándose con la media del universo. En definitiva, estos voids terminarán colapsando por completo.



**Figura 3.10:** Perfiles medios de densidad (*paneles inferiores*) y velocidad (*paneles superiores*) tóricos que resultan de aplicar el proceso de ajuste explicado en el texto a seis muestras de voids seleccionadas del SDSS por Paz et al. (2013), tres de las cuales son de tipo R (*paneles derechos*) y las otras tres de tipo S (*paneles izquierdos*).

### 3.4 Diseño del test AP

Se cuenta ahora con todas las herramientas para el diseño del test AP propuesto en este trabajo. La base del mismo es el modelo dinámico de la sección anterior.

El método consiste simplemente en agregar dos parámetro más:  $\bar{\sigma}_\nu^3$  y  $\Omega_m$ . Ahora, el espacio de parámetros es  $\{R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m\}$ . El procedimiento es el siguiente. En

<sup>3</sup>Se decidió agregar a  $\bar{\sigma}_\nu$  como parámetro adicional por razones que se explican en la Sec. 4.3.4.

primer lugar, debe seleccionarse una muestra de voids a un mismo redshift<sup>4</sup>, y cuyos tamaños y entornos sean similares. A continuación, debe medirse la función de correlación en términos de diferencias angulares y diferencias en redshift entre pares void<sup>5</sup>-galaxia,  $\xi_{vg}^{obs}(\Delta\theta, \Delta z)$ . Luego, la misma debe compararse con un conjunto de correlaciones modeladas  $\{\xi_{vg}^{teo}(\sigma, \pi)\}$ , generadas al variar los valores del conjunto de parámetros  $\{(R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m)\}$  en el modelo, junto con las correspondientes transformaciones dadas por las Ec.(3.1-3.6). Finalmente, deben minimizarse las diferencias entre  $\xi_{vg}^{obs}$  y  $\{\xi_{vg}^{teo}\}$  mapeando la función de likelihood en el espacio de parámetros. El fin último del test es obtener  $\Omega_m^{fit}$  junto con su incerteza.

El parámetro  $\Omega_m$  interviene en dos partes durante el proceso de ajuste.

**GC)** En la **transformación geométrico-cosmológica** de los observables  $(\Delta\theta, \Delta z)$  a dimensiones físicas  $(\sigma, \pi)$ , dada por las Ec.(3.1-3.6), que se reescribirán a continuación dada su importancia:

$$(\Delta\theta, \Delta z) \xrightarrow{(z, H_0, \Omega_m, \Omega_\Lambda)} (\sigma, \pi) [h^{-1} Mpc], \quad (3.18)$$

$$\sigma = \frac{c\Delta\theta}{H_0(1+z)} \int_0^z \frac{dz'}{\sqrt{\Omega_m(1+z')^3 + \Omega_\Lambda}}, \quad (3.19)$$

$$\pi = \frac{c\Delta z}{H_0 \sqrt{\Omega_m(1+z)^3 + \Omega_\Lambda}}. \quad (3.20)$$

**D)** En el **modelo lineal de la velocidad** dado por la Ec.(3.16):

$$\bar{v}(r) = -\frac{1}{3} \frac{H(z)}{(1+z)} r \bar{\Delta}(r) \Omega_m^{0,6}; \quad (3.21)$$

que en particular, para observaciones a  $z = 0$ ,

$$\bar{v}(r) = -\frac{1}{3} H_0 r \bar{\Delta}(r) \Omega_m^{0,6}. \quad (3.22)$$

Por lo tanto, esta versión del test AP tiene en cuenta las distorsiones geométrico-cosmológicas (parte GC) y dinámicas (parte D) a la vez. Cabe aclarar aquí que el

<sup>4</sup>La muestra de voids tendrá un **redshift medio**, que es el redshift que entra en juego en las ecuaciones.

<sup>5</sup>Recuérdese, centros de voids específicamente.

test propuesto supone el valor de  $H$  conocido por algún otro método, mientras que  $\Omega_\Lambda = 1 - \Omega_m$ , en virtud de la planitud que supone el modelo cosmológico estándar. Queda como trabajo futuro, investigar la posibilidad de agregar más parámetros la modelo, en particular,  $\sigma_8$  (o bien el factor de bias  $b$ , Ec. 2.23). En ese caso, la Ec.(3.21) debería reescribirse así:

$$\bar{v}(r) = -\frac{1}{3} \frac{H(z)}{(1+z)} r b \bar{\Delta}_g(r) \Omega_m^{0,6}, \quad (3.23)$$

donde  $\bar{\Delta}_g$  hace referencia a que se están usando galaxias como trazadoras de la materia. Como se explica en el Cap. 4, el presente trabajo se desarrolló en base a halos de materia oscura de una simulación, para lo cual se asumió que  $b = 1$ .



## Capítulo 4

# Estadística y dinámica de voids identificados en la Simulación Millennium XXL

En este capítulo, se presenta un análisis estadístico de voids identificados en la *Simulación Millennium XXL* (Angulo et al., 2012, MXXL), una simulación de materia oscura de gran resolución ( $6720^3$  partículas) y tamaño ( $3h^{-1}Gpc$  de lado). Estos voids constituyen la materia prima del trabajo, por lo que el objetivo principal es revalidar los resultados teóricos y observacionales más importantes de la Sec. 3.3 en lo que se refiere a la naturaleza estructural y dinámica de los voids.

### 4.1 Simulación Millennium XXL

La MXXL es una simulación de materia oscura, sucesora de la Simulación Millennium (Sec. 2.2.5). Al igual que ésta, se basa en el modelo cosmológico estándar  $\Lambda$ CDM, con parámetros  $h = 0,73$ ,  $\Omega_m = 0,25$ ,  $\Omega_\Lambda = 0,75$  y  $\sigma_8 = 0,9$ . Fue elaborada utilizando el código GADGET-3. Consiste en un cubo periódico de  $3h^{-1}Gpc$  de lado y  $6720^3 \approx 3 \times 10^{11}$  partículas de materia oscura con una masa de  $8,456 \times 10^9 h^{-1} M_\odot$  cada una.

### 4.1.1 Catálogo de halos de materia oscura y voids

Un **halo de materia oscura** es un conjunto de partículas de materia oscura virializadas, las cuales pueden considerarse como entidades independientes (partículas) trazadoras de la materia. Para la realización de este trabajo, se han utilizado halos de materia oscura identificados en la MXXL en vez de galaxias. Por lo tanto, la identificación de voids y los subsiguientes análisis estadísticos fueron realizados a partir de estos halos. Esto, sin embargo, está bien justificado. Padilla et al. (2005) mostraron que tanto la distribución de galaxias como la de halos de materia oscura trazan la distribución de voids de manera similar, con propiedades estadísticas y dinámicas comparables, como por ejemplo, abundancias, funciones de correlación y campos de velocidad.

El **catálogo de halos** contiene los halos de materia oscura identificados en la salida  $z = 0$  de la MXXL, con un corte inferior en la masa de  $5 \times 10^{11} h^{-1} M_{\odot}$ . En total, hay 127516240 halos, con sus correspondientes posiciones  $(X, Y, Z)[h^{-1} Mpc]$  y velocidades  $(v_X, v_Y, v_Z)[km/s]$  comóviles con respecto a un sistema de coordenadas cartesianas impuesto al cubo de la simulación. Al ser comóviles, estas últimas son las velocidades peculiares de los halos. A partir del catálogo de halos y una modificación del método de identificación de la Sec. 3.3.1 (que consiste en la generación de centros candidatos preferentemente en las regiones de baja densidad, y no de manera uniforme como en el método original), se identificaron 331122 voids<sup>1</sup>. El consiguiente **catálogo de voids** contiene las posiciones  $(X_v, Y_v, Z_v)[h^{-1} Mpc]$  comóviles de cada centro y los correspondientes radios  $R_{void}[h^{-1} Mpc]$ .

La Fig. 4.1 muestra la distribución espacial de los halos de materia oscura y los centros de voids identificados en una rodaja de la MXXL con dimensiones  $0 \leq x[h^{-1} Mpc] \leq 500$ ,  $0 \leq y[h^{-1} Mpc] \leq 500$  y  $0 \leq z[h^{-1} Mpc] \leq 25$ . En la misma, pueden apreciarse las componentes fundamentales de la LSS.

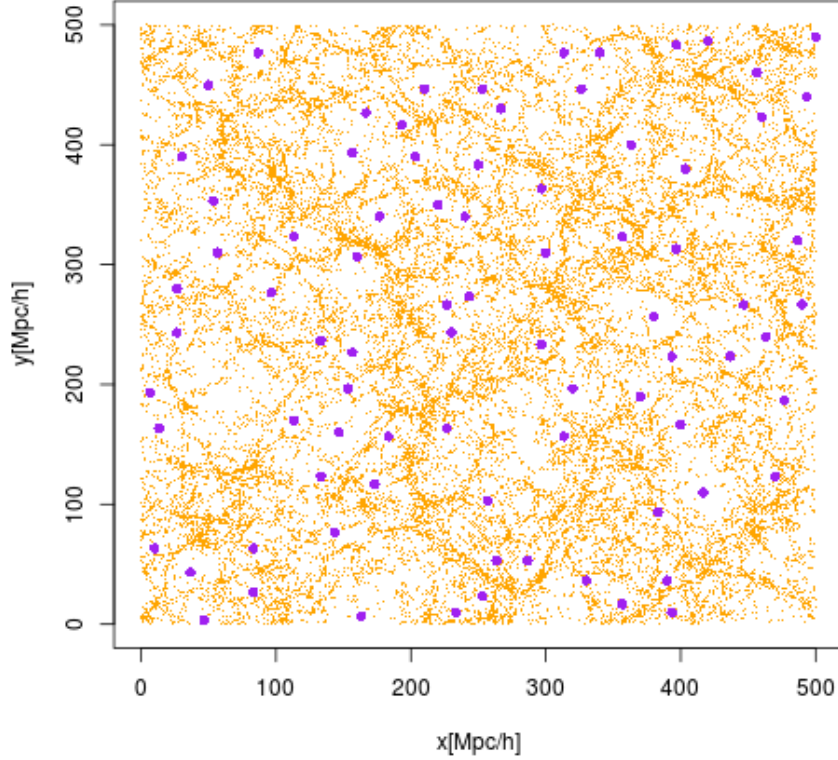
## 4.2 Análisis de entorno

Siguiendo los lineamientos de las Sec. 3.3.2 y 3.3.3, se presenta a continuación un análisis del entorno que rodea a los voids del catálogo, en base a sus tamaños y perfiles de densidad.

---

<sup>1</sup>Aporte del Dr. Nelson Padilla (Pontificia Universidad Católica de Chile).





**Figura 4.1:** Distribución espacial de los halos de materia oscura del catálogo (puntos de color naranja) en una rodaja de la MXXL con dimensiones  $0 \leq x[h^{-1}Mpc] \leq 500$ ,  $0 \leq y[h^{-1}Mpc] \leq 500$  y  $0 \leq z[h^{-1}Mpc] \leq 25$ . Los puntos morados corresponden a los centros de los voids identificados en esa región.

### 4.2.1 Perfiles de densidad individuales

En primer lugar, se calculó el perfil de densidad para cada void del catálogo en un rango de distancias considerado suficientemente amplio como para muestrear las características principales del entorno:  $1,5R_{void} \leq r \leq 7R_{void}$ . El rango elegido está basado en el trabajo de [Ceccarelli et al. \(2013\)](#).

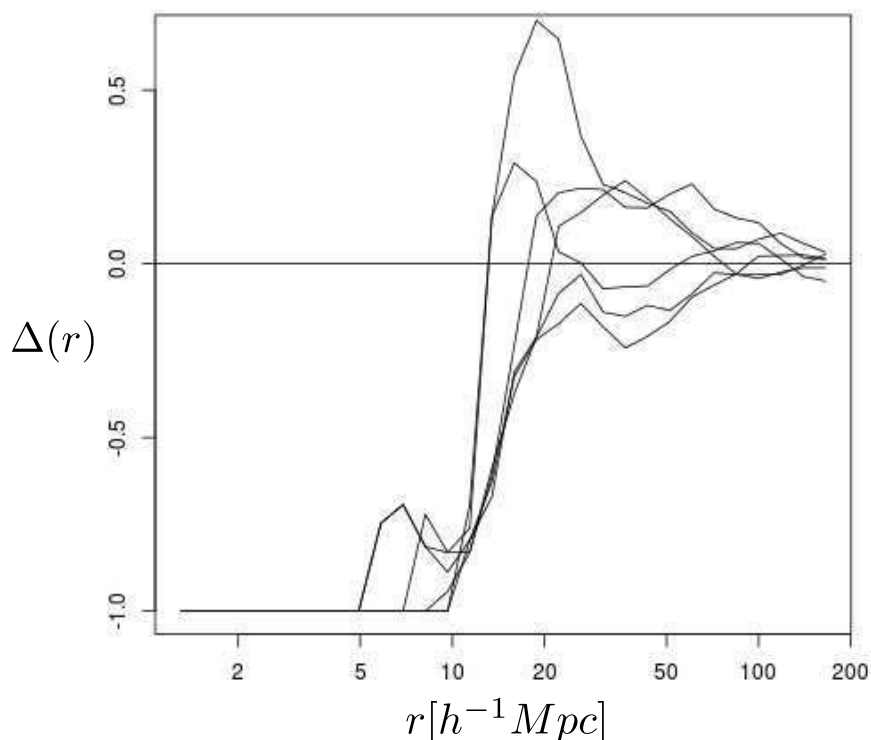
Para calcular  $\Delta(r)$ , se particionó la distancia void-céntrica  $r$  en 30 bins equiespaciados logarítmicamente, generando así, cáscaras esféricas concéntricas en 30 radios distintos. Luego, en cada cáscara, se contó y sumó el exceso de halos con respecto a la densidad numérica media del catálogo. En términos matemáticos, si  $r_i$  denota la distancia void-céntrica al centro del bin  $i$  (con un ancho  $dr_i$ ),  $N_{\leq i} := \sum_{j=1}^i N_j$ , la cantidad de halos hasta la cáscara  $i$  y  $\bar{N}_{\leq i}$ , la cantidad esperada en una distribución uniforme, el

contraste integrado de densidad en tal bin, se calcula así:

$$\Delta(r_i) = \frac{N_{\leq i}}{\bar{N}_{\leq i}} - 1. \quad (4.1)$$

Como la MXXL es un cubo,  $\bar{N}_{\leq i}$  puede calcularse en forma teórica:  $\bar{N}_{\leq i} = V_i N_h / l_{box}^3$ , donde<sup>2</sup>  $V_i = \frac{4}{3}\hat{\pi}(r_i + dr_i/2)^3$  es el volumen de la esfera de radio  $r_i + dr_i/2$ ,  $N_h = 127516240$  es la cantidad total de halos del catálogo y  $l_{box} = 3h^{-1}Gpc$ , la longitud de un lado del cubo.

La Fig. 4.2 muestra los perfiles de densidad de algunos voids de  $R_{void} = 11h^{-1}Mpc$  tomados al azar del catálogo. En la misma, se pueden apreciar los dos tipos característicos de perfiles discutidos en la Sec. 3.3.3: R y S.



**Figura 4.2:** Perfiles de densidad de algunos voids de  $R_{void} = 11h^{-1}Mpc$  tomados al azar del catálogo, muestreados en el rango de distancias  $1,5R_{void} \leq r \leq 7R_{void}$ .

<sup>2</sup> $\hat{\pi}$  denota el número irracional 3,141592... para distinguirlo de la coordenada  $\pi$ .

## 4.2.2 Distribución de los tipos de entorno

Para cada perfil de densidad, se calculó el **pico de densidad**,  $\Delta_{max}$ , definido como el valor máximo de la densidad integrada en el rango de distancias muestreado:

$$\Delta_{max} := \frac{max}{1,5R_{void} \leq r \leq 7R_{void}} \{\Delta(r)\}. \quad (4.2)$$

Este estadístico permite clasificar a los voids según sus perfiles en R y S, y por tanto, según el entorno que los rodea. Específicamente,  $\Delta_{max} = 0$  corresponde a un void de tipo R, mientras que  $\Delta_{max} > 0$ , a uno de tipo S. En cualquier caso, debe suceder que  $\Delta_{max} \geq 0$ , pues los voids deben compensarse con la media del universo.

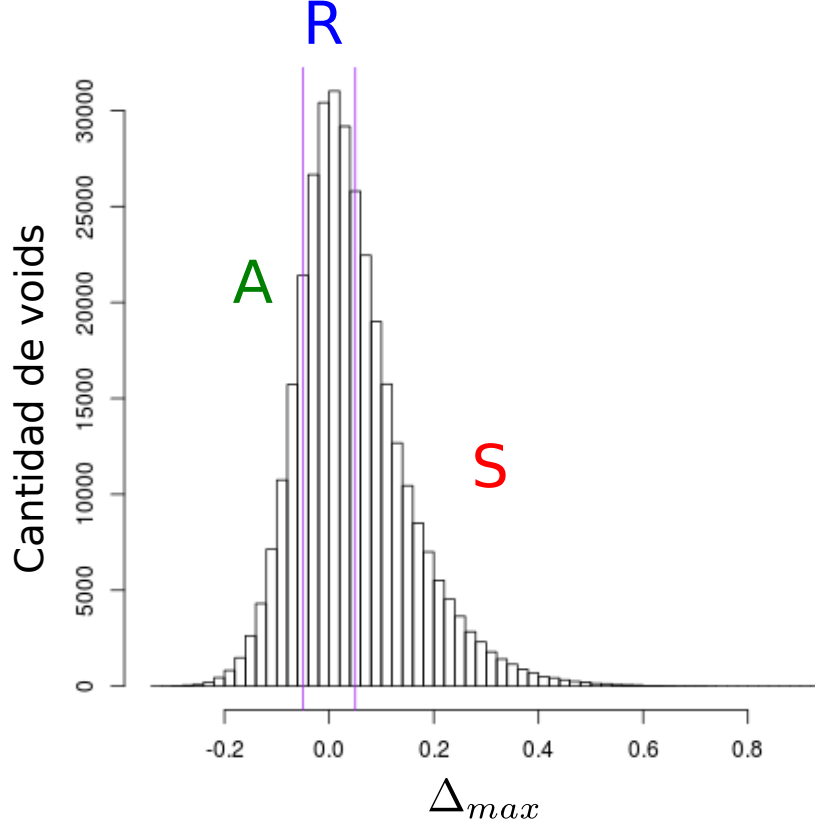
Con el fin de estudiar la distribución de los distintos tipos de entornos, se realizó un histograma de  $\Delta_{max}$ , Fig. 4.3. Como puede verse,  $-0,2 < \Delta_{max} < 0,6$ . El rango  $-\epsilon < \Delta_{max} < \epsilon$ , con  $\epsilon = 0,05$ , corresponde a los voids de tipo R;  $\epsilon$  es un valor pequeño que tiene en cuenta las incertezas que existen al estimar  $\Delta_{max}$ . Por otro lado, el rango  $\Delta_{max} > \epsilon$  corresponde a los voids de tipo S. No obstante, se observa algo inesperado, existe un rango negativo:  $\Delta_{max} < -\epsilon$ . En este rango, los voids todavía no se han compensado con la media del universo. Esto es llamativo porque se supuso que la cota superior de  $7R_{void}$  en el rango de muestreo era más que suficiente para detectar la compensación. Por este motivo, se ha decidido incluirlos en una nueva categoría: **atípicos**. Posiblemente estos voids sean de tipo R, pues como se verá en el transcurso de este capítulo, comparten muchas de sus propiedades.

## 4.2.3 Distribución de tamaños

Para estudiar la distribución de tamaños, se realizó un histograma de  $R_{void}$ , Fig. 4.4. En la misma, puede verse que los voids chicos son más abundantes que los grandes. Cabe destacar aquí que  $R_{void}$  asume valores discretos en el rango  $11 \leq R_{void}[h^{-1}Mpc] \leq 39$ . Esto se debe a que en el paso 2) del algoritmo de identificación (Sección 3.3.1) se hicieron crecer esferas a pasos de  $1h^{-1}Mpc$ .

## 4.2.4 Distribución bidimensional

La Fig. 4.5 muestra la distribución conjunta de entornos y tamaños a través de un histograma bidimensional  $(\Delta_{max}, R_{void})$ . La proyección en cada eje recupera los aspectos más

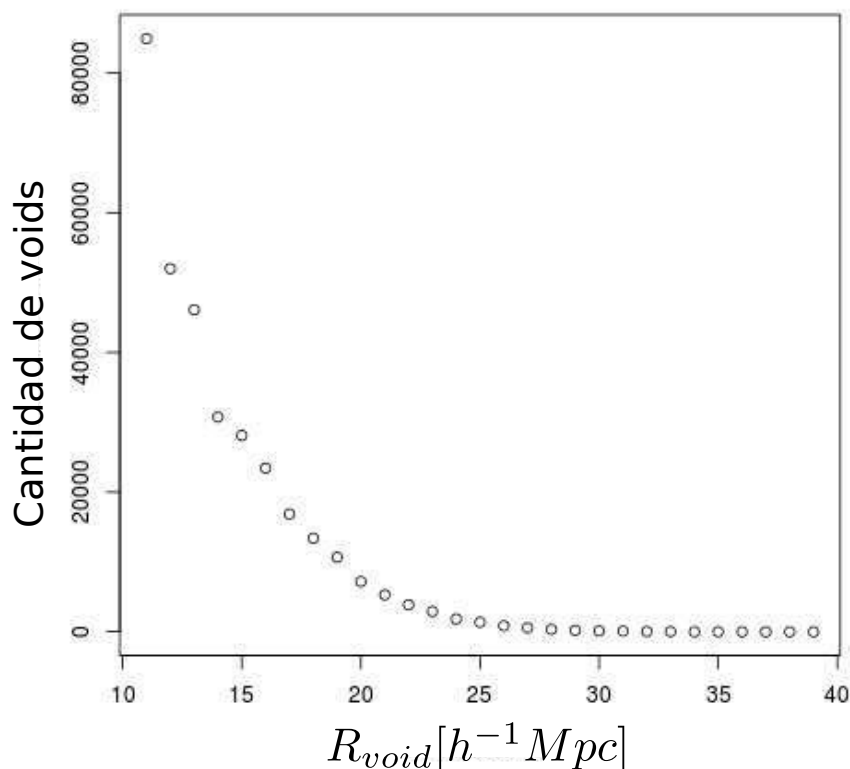


**Figura 4.3:** Distribución de los tipos de entorno que rodean a los voids, caracterizada por el estadístico  $\Delta_{max}$ . El rango  $-\epsilon < \Delta_{max} < \epsilon$  ( $\epsilon = 0,05$ ) corresponde a los voids de tipo R, mientras que  $\Delta_{max} > \epsilon$ , a los de tipo S;  $\epsilon$  es un valor pequeño que tiene en cuenta las incertezas al estimar  $\Delta_{max}$ . El rango  $\Delta_{max} < -\epsilon$  corresponde a una nueva categoría de voids denominada atípicos, en vista de que sus perfiles no concuerdan con los típicos R y S.

importantes de cada distribución individual (Fig. 4.3 y 4.4). Además, puede corroborarse uno de los hechos mencionados en la Sec. 3.3.2: los voids chicos son preferentemente de tipo S, mientras que los voids grandes, de tipo R. Esto era de esperarse en vista de la homogeneidad que plantea el principio cosmológico, pues es bastante improbable que una gran región subdensa contenga toda una pared sobredensa que lo rodee.

#### 4.2.5 Confección de muestras

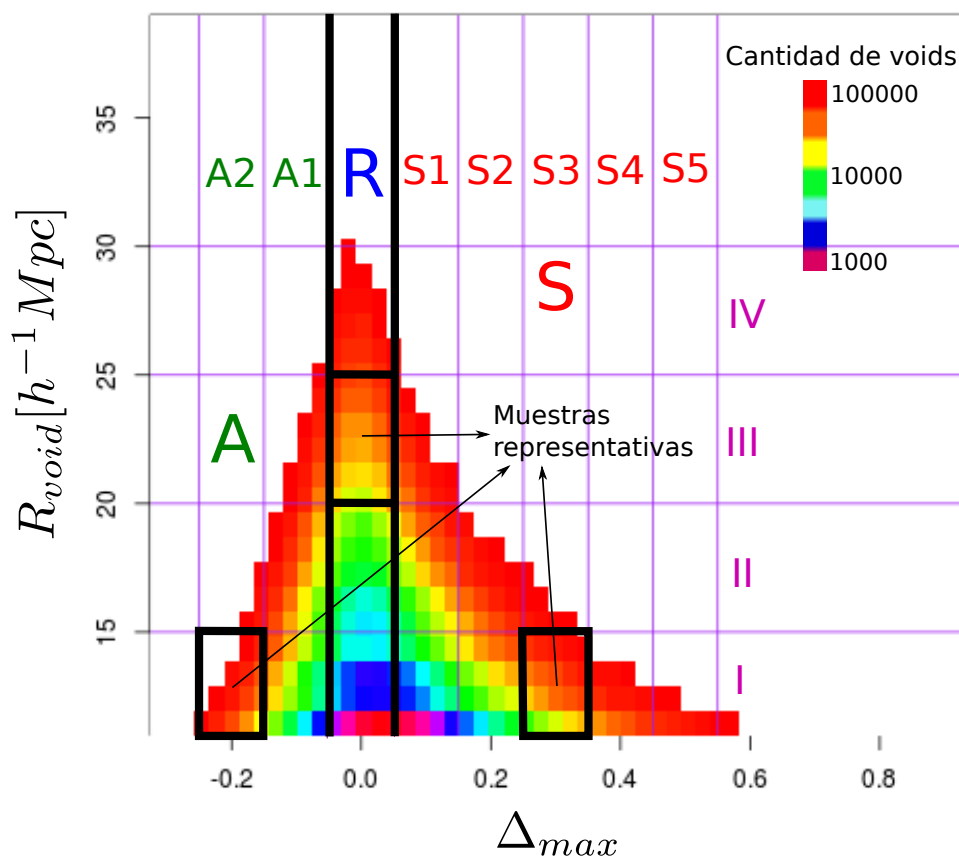
La distribución bidimensional de la Fig. 4.5 motiva la confección de muestras de voids clasificándolos por entorno y tamaño. Para ello, se partitionaron los ejes  $\Delta_{max}$  y  $R_{void}$  en los rangos  $-0,25 \leq \Delta_{max} \leq 0,55$  y  $10 \leq R_{void}[h^{-1}Mpc] \leq 30$ , en pasos de 0,1 y  $5h^{-1}Mpc$



**Figura 4.4:** Distribución de tamaños de los voids, caracterizada por los radios  $R_{void}$ .

respectivamente. Estas divisiones generan una grilla sobre el histograma, de tal manera que cada celda representa una muestra distinta. Los rangos y pasos elegidos aseguran que la mayoría de las muestras resultantes tengan una cantidad de voids estadísticamente significativa.

La nomenclatura adoptada para distinguir las muestras se ilustra en la Fig. 4.5 y se detalla a continuación. Los intervalos en  $\Delta_{max}$  se denominan **clases de densidad**, y se denotan con una letra A para los muestras atípicas, con una letra R para las de tipo R y con una letra S para las de tipo S, seguida de un número en caso de haber subdivisión. De la figura puede verse que la clase S está subdividida en 5 subclases: S1, S2, S3, S4 y S5, siendo S1 la correspondiente a muestras de voids con los entornos menos sobredensos, y S5 a aquellas con los entornos más sobredensos. Asimismo, la clase A está subdividida en dos subclases: A1 y A2, y la clase R no presenta subdivisión. Por otro lado, los intervalos en  $R_{void}$  se denominan **clases de tamaño**, y se denotan con números romanos sin subdivisión. De la figura puede verse que existen 4 clases de



**Figura 4.5:** Distribución conjunta de entornos y tamaños ( $\Delta_{max}, R_{void}$ ). La grilla sobre el histograma refleja las particiones en los ejes  $\Delta_{max}$  (clases de densidad) y  $R_{void}$  (clases de tamaño) para la confección de muestras, de tal manera que cada celda representa una muestra distinta. Las celdas con recuadros negros corresponden a tres muestras representativas según la clasificación por  $\Delta_{max}$  a las que se hará referencia con frecuencia a lo largo del trabajo: RIII, S3I y A2I.

tamaño: I, II, III y IV, siendo I la correspondiente a muestras con los voids más chicos, y IV a aquellas con los voids más grandes. Por ejemplo, una muestra de clase de densidad S3 y clase de tamaño I, se denota S3I. El Cuadro 4.1 indica la cantidad de voids en cada muestra. A lo largo del trabajo, se hará referencia con frecuencia a tres muestras representativas según la clasificación por  $\Delta_{max}$ : RIII, S3I y A2I.

**Cuadro 4.1:** Cantidad de voids en las muestra definidas a partir de las clases de densidad y clases de tamaño del histograma de la Fig. 4.5.

C.T/C.D	A	2	A1	R	S1	S2	S3	S4	S5
I	<b>4003</b>		36529	87593	68740	30030	<b>10404</b>	3202	968
II	160		10815	41044	16931	2380	238	21	1
III	0		1745	<b>11476</b>	2013	66	0	0	0
IV	0		140	1912	95	0	0	0	0

## 4.2.6 Perfiles medios de densidad

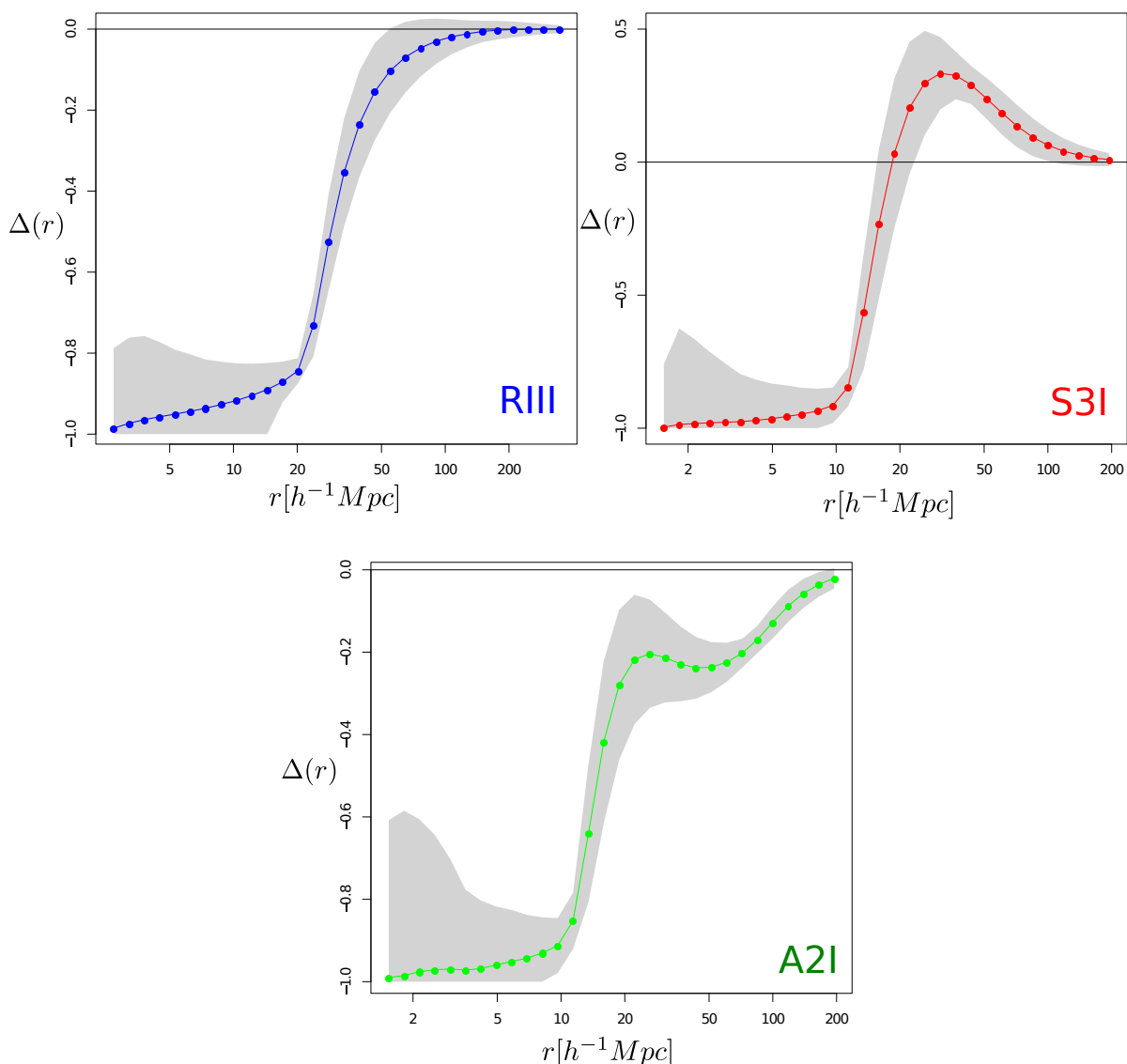
Para cada muestra de voids, se calculó el perfil medio de densidad promediando, bin a bin, los perfiles individuales. Para este análisis, se ha extendido el rango de muestreo de la Sec. 4.2.1 en  $0,1\bar{R}_{void} \leq r \leq 15\bar{R}_{void}$ . Aquí,  $\bar{R}_{void}$  es el radio medio de la muestra. Según la clase de tamaño:  $\bar{R}_{void}^I = 13h^{-1}Mpc$ ,  $\bar{R}_{void}^{II} = 17h^{-1}Mpc$ ,  $\bar{R}_{void}^{III} = 23h^{-1}Mpc$ ,  $\bar{R}_{void}^{IV} = 27h^{-1}Mpc$ . La Fig. 4.6 muestra los perfiles medios de densidad de las muestras RIII, S3I y A2I. Las sombras grises representan la dispersión estándar de las curvas individuales alrededor de la media, calculada bin a bin<sup>3</sup>.

### Muestras R

La Fig. 4.7 muestra los perfiles medios de densidad de las muestras RI, RII, RIII y RIV. Nótese que se ha fijado la clase de densidad R.

- En un análisis global, los perfiles poseen los rasgos principales descritos en la Sec. 3.3.3 para este tipo de voids (Figura 3.6). En particular,  $\bar{\Delta}(r) \approx -1$  en  $0 \lesssim r \lesssim \bar{R}_{void}$ , es creciente y  $\bar{\Delta}(r) \rightarrow 0^-$  para  $r \gg \bar{R}_{void}$ .
- En un análisis entre muestras, puede verse que, si bien los perfiles tienen formas similares, a medida que aumenta la clase de tamaño de I a IV, estos se desplazan horizontalmente hacia la derecha. Esto se debe a que se están considerando voids cada vez más grandes. El Cuadro 4.2 muestra un ajuste de los parámetros R y S del modelo de  $\bar{\Delta}_R(r)$  (*función error*, Ec. 3.9) para cada una de las muestras, utilizando el *método de Levenberg–Marquardt*.

<sup>3</sup>Para los gráficos de densidad subsiguientes, en los que se analiza la variación del perfil medio entre muestras de un mismo tipo, no se graficará la dispersión de las curvas individuales para una mejor visualización.

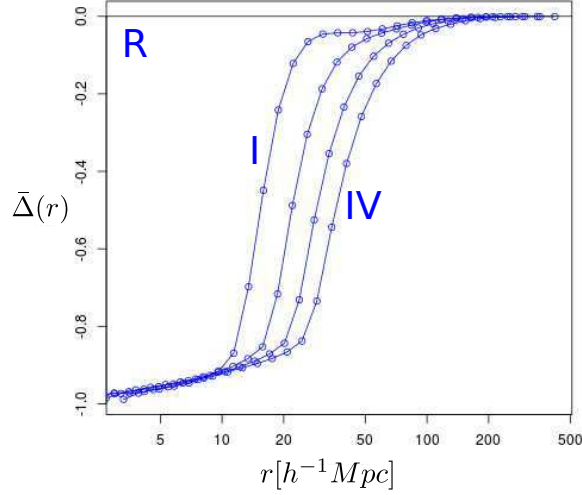


**Figura 4.6:** Perfiles medios de densidad (curvas a color) de las muestras RIII (*panel superior izquierdo*), S3I (*panel superior derecho*) y A2I (*panel inferior*). Las sombras grises representan la dispersión estándar de las curvas individuales alrededor de la media, calculada bin a bin.

## Muestras S

La Fig. 4.8 muestra los perfiles medios de densidad de algunas muestras S. El *panel izquierdo* corresponde a las muestras S2I Y S2II. Nótese que se ha fijado la clase de densidad S2. Por el contrario, el *panel derecho* corresponde a las muestras S1I, S2I, S3I, S4I y S5I, donde se ha fijado la clase de tamaño I.





**Figura 4.7:** Perfiles medios de densidad de las muestras RI, RII, RIII y RIV. Nótese que se ha fijado la clase de densidad R. A medida que aumenta la clase de tamaño de I a IV, los perfiles se desplazan horizontalmente hacia la derecha.

**Cuadro 4.2:** Ajuste de los parámetros R y S del modelo de  $\bar{\Delta}_R$  (Ec. 3.9) para cada muestra R utilizando el método de Levenberg–Marquardt.

Muestra/Parámetro	R [h <sup>-1</sup> Mpc]	S
RI	(15.5 ± 0.2)	(5.2 ± 0.3)
RII	(22.2 ± 0.4)	(4.0 ± 0.3)
RIII	(29.3 ± 0.6)	(3.4 ± 0.3)
RIV	(36.2 ± 0.8)	(3.2 ± 0.2)

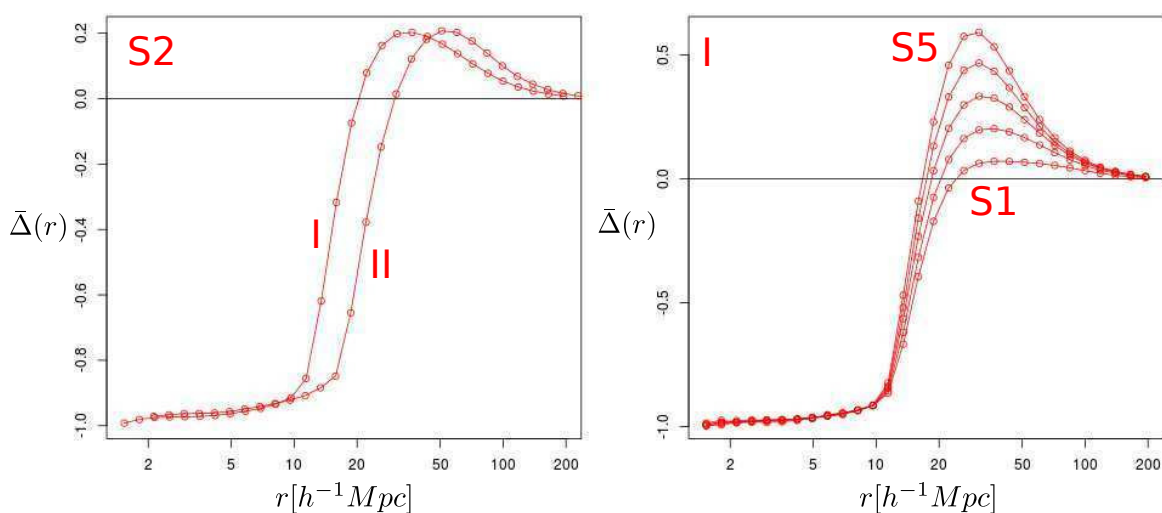
- En un análisis global, nuevamente, los perfiles poseen los rasgos principales descritos en la Sec. 3.3.3 para este tipo de voids (Figura 3.6). En particular,  $\bar{\Delta}(r) \approx -1$  en  $0 \lesssim r \lesssim \bar{R}_{void}$ ,  $\bar{\Delta}(r)$  crece y se hace positivo en la región de la pared sobredensa, luego alcanza un máximo en esa zona, decrece y finalmente  $\bar{\Delta}(r) \rightarrow 0^+$  para  $r \gg \bar{R}_{void}$ .
- En un análisis entre muestras, puede notarse lo siguiente.
  - i) Al fijar la clase de densidad S2 y aumentar la clase de tamaño de I a II (*panel izquierdo*), los perfiles tienen formas similares pero se desplazan horizontalmente hacia la derecha. Como antes, esto se debe a que se están considerando voids cada vez más grandes.

**Cuadro 4.3:** Ajuste de los parámetros R, S, P y W del modelo de  $\bar{\Delta}_S$  (Ec. 3.10) para cada muestra S utilizando el método de Levenberg–Marquardt.

Muestra/Parámetro	R [ $h^{-1}Mpc$ ]	S	P	W
S1I	(15.9 $\pm$ 0.3)	(5.8 $\pm$ 0.3)	(0.09 $\pm$ 0.02)	(1.3 $\pm$ 0.3)
S1II	(23.2 $\pm$ 0.9)	(4.6 $\pm$ 0.3)	(0.10 $\pm$ 0.04)	(1.4 $\pm$ 0.4)
S1III	(41 $\pm$ 8)	(3.1 $\pm$ 0.5)	(0.3 $\pm$ 0.1)	(2.8 $\pm$ 0.5)
S2I	(17.1 $\pm$ 0.4)	(5.7 $\pm$ 0.3)	(0.27 $\pm$ 0.03)	(1.6 $\pm$ 0.1)
S2II	(27 $\pm$ 2)	(4.4 $\pm$ 0.4)	(0.36 $\pm$ 0.07)	(2.0 $\pm$ 0.3)
S3I	(18.1 $\pm$ 0.4)	(5.5 $\pm$ 0.3)	(0.46 $\pm$ 0.03)	(1.8 $\pm$ 0.1)
S4I	(18.8 $\pm$ 0.4)	(5.4 $\pm$ 0.2)	(0.63 $\pm$ 0.03)	(2.05 $\pm$ 0.09)
S5I	(19.4 $\pm$ 0.4)	(5.3 $\pm$ 0.2)	(0.79 $\pm$ 0.03)	(2.19 $\pm$ 0.09)

ii) Al fijar la clase de tamaño I y aumentar la clase de densidad de S1 a S5 (*panel derecho*), el pico sobredenso positivo se vuelve más pronunciado. Esto se debe a que se están considerando voids con entornos cada vez más sobredensos.

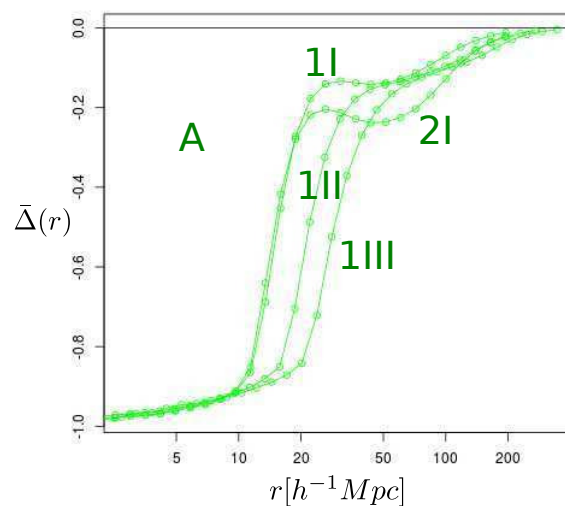
El Cuadro 4.3 muestra un ajuste de los parámetros R, S, P y W del modelo de  $\bar{\Delta}_S(r)$  (*función error + gaussiana asimétrica*, Ec. 3.10) para cada una de las muestras, utilizando el método de Levenberg–Marquardt.



**Figura 4.8:** Perfiles medios de densidad de algunas muestras S. *Panel izquierdo:* muestras S2I y S2II. Nótese que se ha fijado la clase de densidad S2. A medida que aumenta la clase de tamaño de I a II, los perfiles se desplazan horizontalmente hacia la derecha. *Panel derecho:* muestras S1I, S2I, S3I, S4I y S5I. Nótese que se ha fijado la clase de tamaño I. A medida que aumenta la clase de densidad de S1 a S5, el pico sobredenso positivo se vuelve más pronunciado.

## Muestras A

La Fig. 4.9 muestra los perfiles medios de densidad para las muestras A2I, A1I, A1II y A1III. Puede verse que los mismos no evidencian la tendencia asintótica de los perfiles R o S, sino que apenas se ven indicios de una compensación con la media del universo. Habría que extender aún más el rango de muestreo para estos voids. No obstante, manifiestan rasgos similares a los de tipo R. Podrían ser muestras R extremas.



**Figura 4.9:** Perfiles medios de densidad para las muestras A2I, A1I, A1II y A1III. Las curvas no evidencian la tendencia asintótica de los perfiles R o S, sino que apenas se ven indicios de una compensación con la media del universo.

## 4.3 Análisis dinámico

Al trabajar con catálogos reales de galaxias, no puede hacerse un análisis dinámico inmediato calculando perfiles de velocidad en forma directa, pues no se cuenta con las velocidades peculiares de las mismas. Recuérdese que se miden corrimientos espectrales, resultado del efecto combinado entre las velocidades peculiares y el flujo de Hubble. Por lo tanto, hay que recurrir a los métodos indirectos de las Sec. 3.3.4-3.3.7. No obstante, en una simulación se dispone de todos los datos, en particular, de las velocidades peculiares. Por lo tanto, pueden medirse perfiles de velocidad en forma directa. El objetivo de esta sección es aprovechar ambos enfoques y compararlos.

### 4.3.1 Perfiles medios de velocidad

En analogía con las Sec. 4.2.1 y 4.2.6, se calculó el perfil de velocidad radial de cada void en cada muestra en el rango de distancias extendido  $0,1\bar{R}_{void} \leq r \leq 15\bar{R}_{void}$ . Para ello, se siguió el mismo procedimiento de bineado, pero usando 50 bines. Dado un bin  $i$  (cáscara esférica alrededor del centro del void), la velocidad allí es

$$\nu(r_i) = \langle v_r \rangle_i, \quad (4.3)$$

donde  $r_i$  denota la distancia void-céntrica al bin  $i$  y  $\langle v_r \rangle_i$ , el promedio de las componentes radiales de las velocidades peculiares de los halos ubicados en tal bin.

El perfil medio de velocidad de una dada muestra resulta de promediar los perfiles individuales bin a bin. La Fig. 4.10 muestra los perfiles medios de velocidad de las muestras RIII, S3I y A2I. Como en el caso de la Fig. 4.6, las sombras grises representan la dispersión estándar de las curvas individuales alrededor de la media, calculada bin a bin.

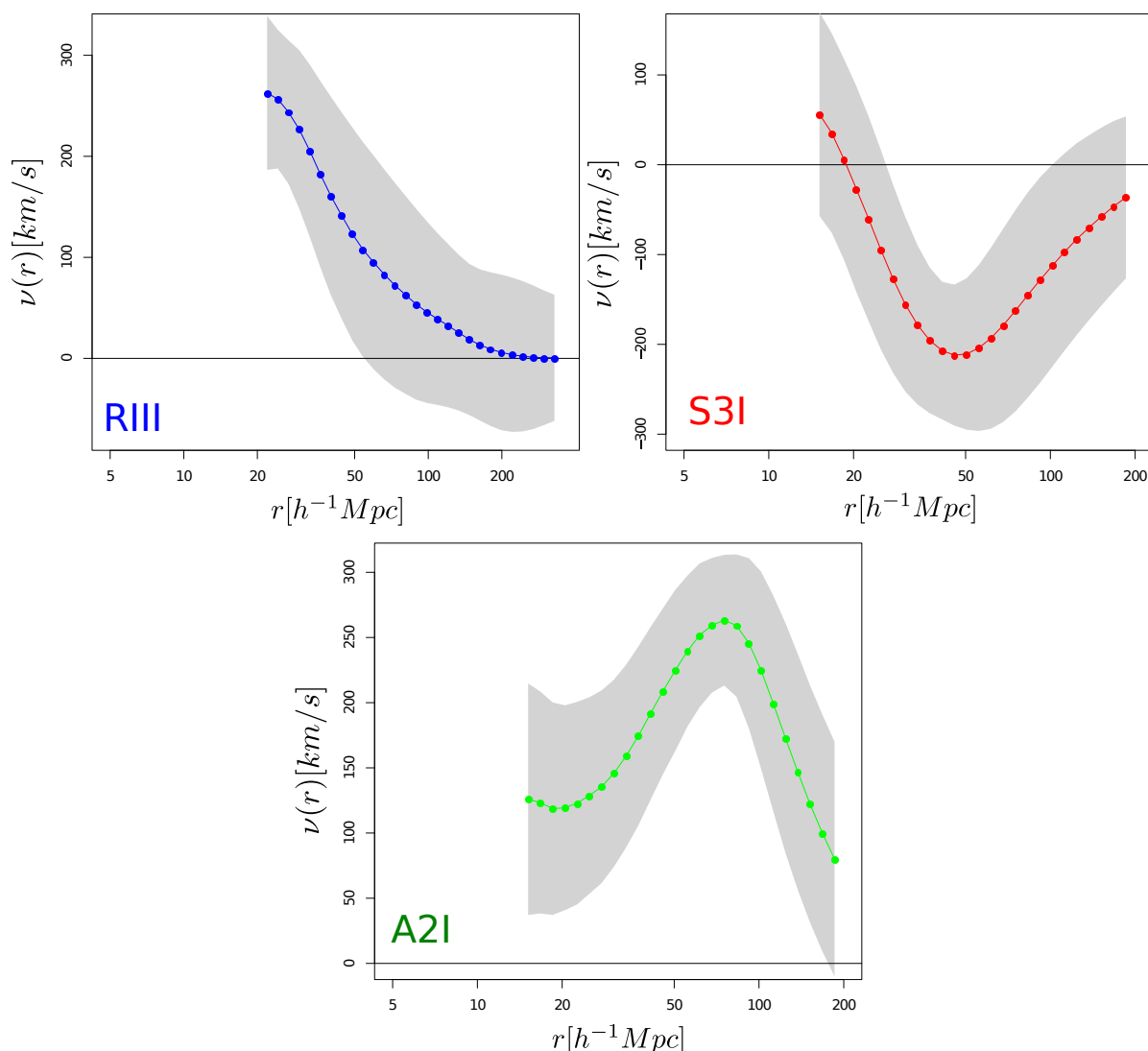
#### Muestras R

La Fig. 4.11 muestra los perfiles medios de velocidad de las muestras RI, RII, RIII y RIV. Nótese que se ha fijado la clase de densidad R.

- En un análisis global, los perfiles poseen los rasgos principales descritos en la Sec. 3.3.7 para este tipo de voids (Figura 3.10). En particular, puede verse que las curvas son siempre positivas y  $\bar{\nu}(r) \rightarrow 0^+$  para  $r \gg \bar{R}_{void}$ . Esto indica que, en promedio, estos voids se están expandiendo.
- En un análisis entre muestras, puede verse que, si bien los perfiles tienen formas similares, a medida que aumenta la clase de tamaño de I a IV, estos se desplazan verticalmente hacia arriba, es decir, aumenta la velocidad expansiva en cada cáscara.

#### Muestras S

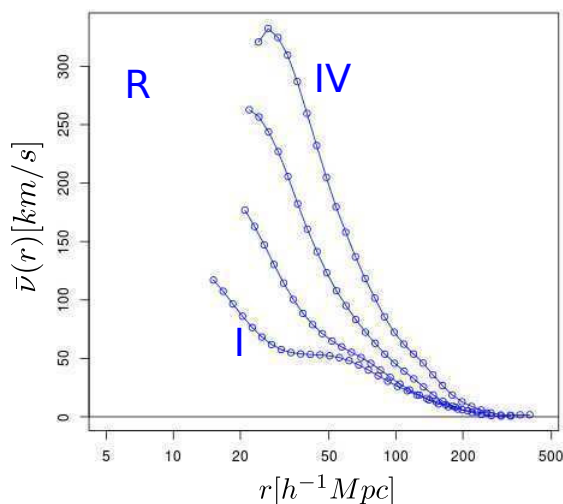
La Fig. 4.12 muestra los perfiles medios de velocidad de algunas muestras S. El *panel izquierdo* corresponde a las muestras S2I Y S2II. Nótese que se ha fijado la clase de



**Figura 4.10:** Igual a la Fig. 4.6, pero para los perfiles medios de velocidad.

densidad S2. Por el contrario, el *panel derecho* corresponde a las muestras S1I, S2I, S3I, S4I y S5I, donde se ha fijado la clase de tamaño I.

- En un análisis global, los perfiles recuperan los principales rasgos descritos en la Sec. 3.3.7 para este tipo de voids (Figura 3.10). En particular, puede verse que las curvas son positivas en las regiones internas, las cuales se expanden al confluír a la pared sobredensa que las rodea por la acción de la gravedad; se anulan en el máximo de densidad, son negativas en las regiones externas, las cuales colapsan al confluír, nuevamente, a la pared sobredensa, y finalmente,  $\bar{\nu}(r) \rightarrow 0^-$  para  $r \gg \bar{R}_{void}$ .
- En un análisis entre muestras, puede notarse lo siguiente.

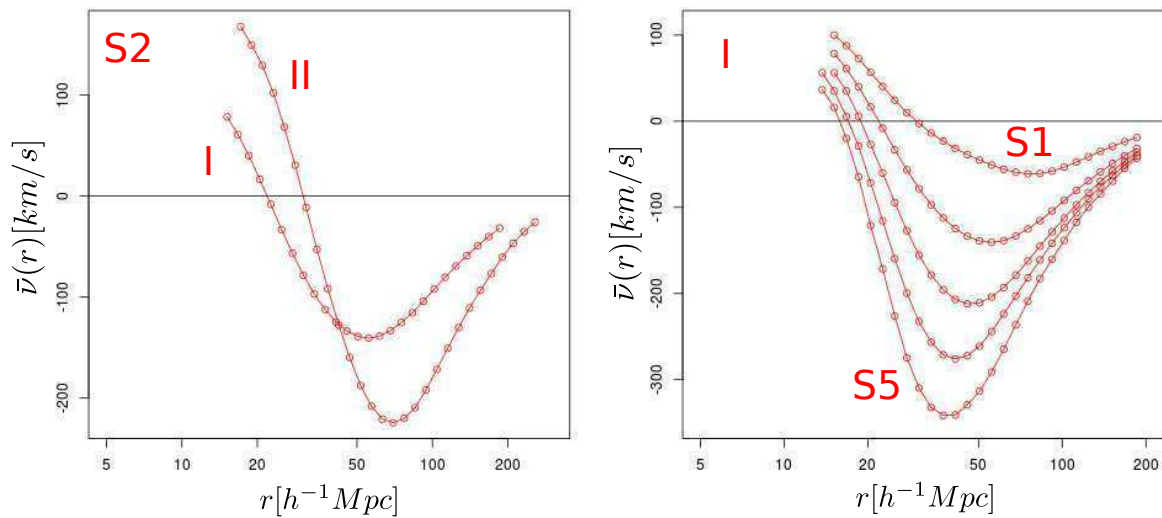


**Figura 4.11:** Perfiles medios de velocidad radial de las muestras RI, RII, RIII y RIV. Nótese que se ha fijado la clase de densidad R. A medida que aumenta la clase de tamaño de I a IV, los perfiles se desplazan verticalmente hacia arriba, lo que indica que aumentan las velocidades expansivas.

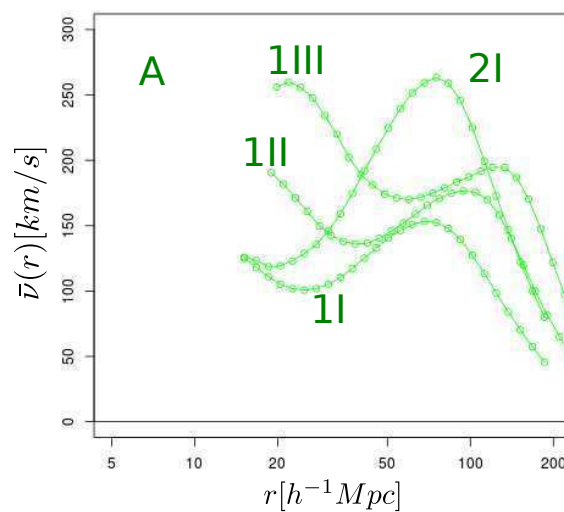
- i) Al fijar la clase de densidad S2 y aumentar la clase de tamaño de I a II (*panel izquierdo*), los perfiles se desplazan horizontalmente hacia la derecha (al considerar voids cada vez más grandes) y el módulo de la velocidad, en una dada cáscara, crece.
- ii) Al fijar la clase de tamaño I y aumentar la clase de densidad de S1 a S5 (*panel derecho*), el módulo de la velocidad, en una dada cáscara, crece notablemente. Esto se debe a que, al considerar voids en entornos cada vez más sobredensos, las atracciones gravitatorias se acentúan.

## Muestras A

La Fig. 4.13 muestra los perfiles medios de velocidad de las muestras A2I, A1I, A1II y A1III. Si bien son distintos entre sí y con respecto a los perfiles S y R, puede verse que el comportamiento general guarda similitudes con el de estos últimos. Esto refuerza el hecho que, posiblemente, estos voids sean de tipo R.



**Figura 4.12:** Perfiles medios de velocidad radial de algunas muestras S. *Panel izquierdo:* muestras S2I y S2II. Nótese que se ha fijado la clase de densidad S2. A medida que aumenta la clase de tamaño de I a II, los perfiles se desplazan horizontalmente hacia la derecha y el módulo de la velocidad crece. *Panel derecho:* muestras S1I, S2I, S3I, S4I y S5I. Nótese que se ha fijado la clase de tamaño I. A medida que aumenta la clase de densidad de S1 a S5, el módulo de la velocidad crece notablemente.



**Figura 4.13:** Perfiles medios de velocidad radial de las muestras A2I, A1I, A1II y A1III.

### 4.3.2 Perfiles medios de dispersión de velocidades

En la Sec. 3.3.6, se supuso que la dispersión de velocidades es constante:  $\sigma_\nu \approx 400 \text{ km/s}$ . Para corroborar esto, se procedió en forma análoga a la la Sec. 4.3.1 y se calculó, para cada void, el correspondiente **perfil de dispersión de velocidades radiales**,  $\sigma_\nu(r)$ , en el mismo rango extendido de distancias:  $0,1\bar{R}_{void} \leq r \leq 15\bar{R}_{void}$ .

$\sigma_\nu(r)$  se calcula como la dispersión estándar de  $\nu(r)$  bin a bin. Luego, el correspondiente perfil medio de una dada muestra,  $\bar{\sigma}_\nu(r)$ , se sigue de promediar los perfiles individuales, nuevamente, bin a bin. La Fig. 4.14 muestra los perfiles medios de dispersión de velocidades de las muestras R, S y A consideradas en las secciones anteriores. Puede verse que  $\bar{\sigma}_\nu$  está lejos de ser constante, sobre todo en las regiones internas y en las paredes sobredensas en el caso de las muestras S. En este último caso,  $\bar{\sigma}_\nu$  crece a mayor clase de densidad. No obstante, los perfiles tienden luego a estabilizarse en un valor aproximado de  $\sim 300 \text{ km/s}$ , independientemente del tipo de muestra.

### 4.3.3 Correlaciones void-halo en el espacio de redshift

Hasta aquí, se ha analizado la dinámica de los voids en forma directa, calculando perfiles de velocidad y de dispersión de velocidades directamente de los datos de los catálogos. A continuación, se encarará el enfoque complementario, a través de la **función de correlación void-halo**<sup>4</sup>,  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$ , siguiendo los lineamientos de las Sec. 3.3.4-3.3.7.

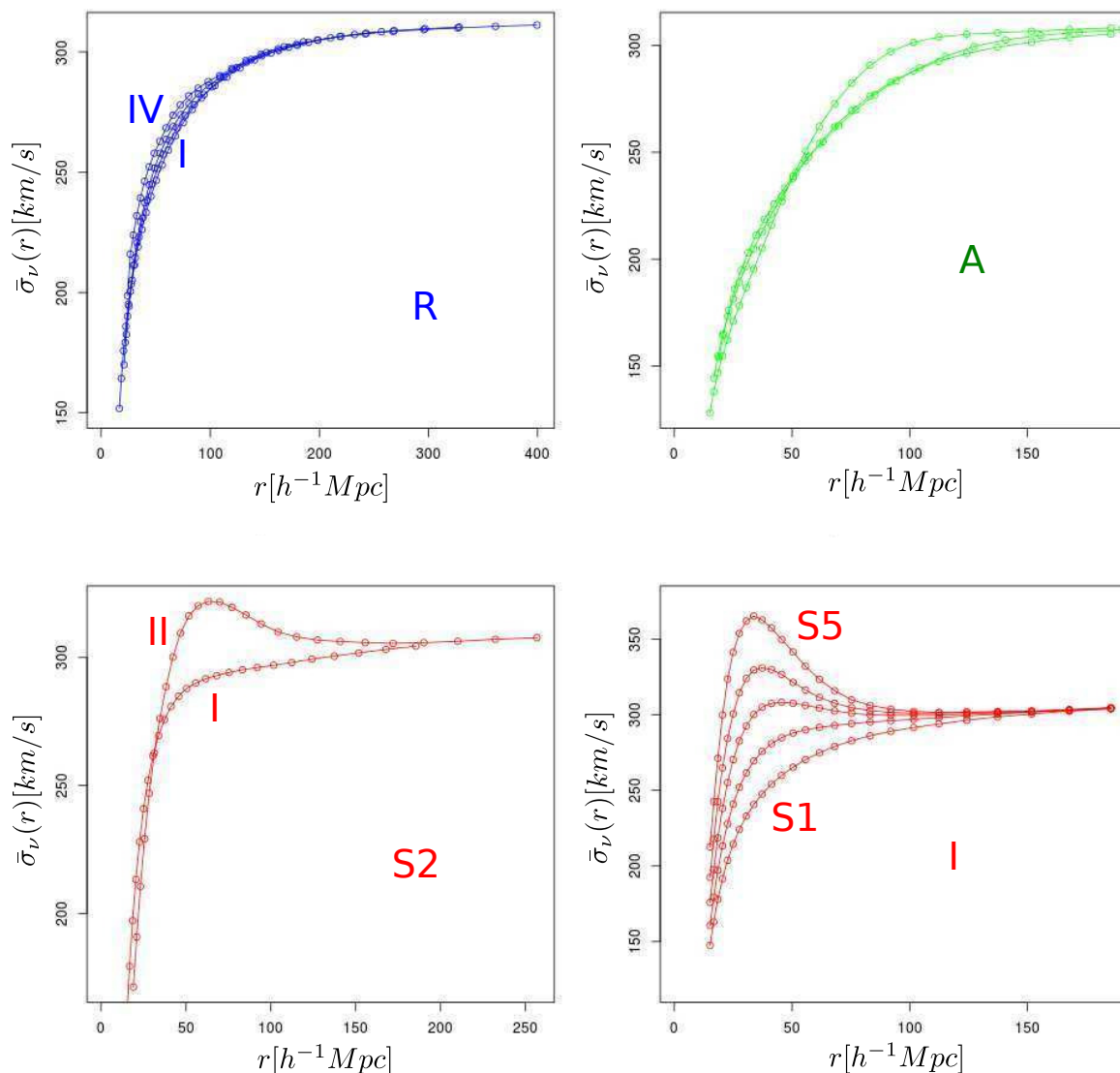
En primer lugar, se supuso la **aproximación de observador remoto**, que consiste en suponer que el cubo de la simulación representa una porción de universo muy remota con respecto al observador. Bajo esta aproximación, puede asumirse que la dirección  $Z$  del sistema de coordenadas  $(X, Y, Z)$  asociado a la simulación (Sec. 4.1.1) coincide con la línea de la visual ( $\pi$ ) en todo el volumen de la misma, es decir, puede despreciarse el ángulo que forman ambas direcciones debido a la lejanía del cubo. En este contexto, las direcciones  $(X, Y)$  coinciden con el plano del cielo ( $\sigma$ ).

Para cada muestra de voids, se calculó  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$  cubriendo el mismo rango de distancias que para los perfiles de densidad, velocidad y dispersión de velocidades, tanto en  $\sigma$  como en  $\pi$ :  $0,1\bar{R}_{void} \leq \sigma/\pi \leq 15\bar{R}_{void}$ . Para ello, se utilizaron  $30 \times 30$  bins equiespaciados logarítmicamente. La estimación de  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$  resulta, así, en una matriz de correlación de dimensión  $30 \times 30$ . Específicamente, dado un bin  $ij$ , al que le corresponde

---

<sup>4</sup>El término void-halo hace referencia a que se están usando halos de materia oscura en vez de galaxias.





**Figura 4.14:** Perfiles medios de dispersión de velocidades radiales de las muestras R, S y A de las Fig. 4.7-4.9. Las curvas demuestran que la dispersión no es constante, sino que presenta variabilidad, sobre todo en las regiones internas y en las paredes sobredensas en el caso de los tipo S. En todos los casos, tienden finalmente a un valor aproximado de  $300\text{km/s}$ , independiente del tipo de muestra.

el par de distancias void-céntricas (al centro del bin)  $(\sigma_i, \pi_j)$  (Davis & Peebles, 1983),

$$\xi_{vh}(\sigma_i, \pi_j) = \frac{(D_v D_h)_{ij}}{(D_v R)_{ij}} - 1, \quad (4.4)$$

donde  $(D_v D_h)_{ij}$  denota la cantidad de pares void-halo contados en el bin, y  $(D_v R)_{ij}$ , la cantidad de pares esperados en una distribución uniforme de halos. Nuevamente, como

la MXXL es un cubo,  $(D_v R)_{ij}$  puede calcularse en forma teórica. Si  $(d\sigma_i, d\pi_j)$  denotan las dimensiones del bin,  $(D_v R)_{ij} = V_i N_h / l_{box}^3$ , donde<sup>5</sup>  $V_i = 2\hat{\pi}((\sigma_i + d\sigma_i/2)^2 - (\sigma_i - d\sigma_i/2)^2)d\pi_j$  es el volumen comprendido por el bin,  $N_h = 127516240$ , la cantidad total de halos del catálogo, y  $l_{box} = 3h^{-1}Gpc$ , la longitud de un lado del cubo.

Para cada matriz de correlación, se calculó la correspondiente **matriz de covarianza**,  $C$ , cuyos elementos se determinan calculando la covarianza entre dos bins, es decir, entre dos distancias en el plano  $(\sigma, \pi)$ . Para ello, se utilizó un *remuestreo jackknife modificado* (Paz et al., 2013). El mismo consiste en quitar un conjunto de elementos en cada remuestreo, en vez de quitar de a un elemento, como se propone en el método original. Se adoptó por tomar conjuntos que contengan un orden de magnitud menos de elementos con respecto a la cantidad total de la muestra; así por ejemplo, si una muestra contiene 1000 voids, los conjuntos a quitar en cada remuestreo contienen 100 voids. Este criterio no es tan importante, en vista de que se corroboró que las incertezas obtenidas no varían significativamente al variar la cantidad de elementos en tales conjuntos. En este contexto, cada elemento  $C_{ij}$  de  $C$ , viene dado por

$$C_{ij} = \frac{n-1}{n} \sum_{k=1}^n [\xi_{(k)} - \xi_{(.)}]_i [\xi_{(k)} - \xi_{(.)}]_j, \quad (4.5)$$

donde  $n$  denota la cantidad de realizaciones jackknife,  $\xi_{(k)}$  es la función de correlación para la  $k$ -ésima realización jackknife y  $\xi_{(.)}$ , la media de  $\xi_{(k)}$  sobre las  $n$  realizaciones. Cabe aclarar aquí que  $C$  no es una matriz diagonal, dado que la independencia de los valores de correlación en bins a diferentes escalas no está garantizada. Nótese que  $C$  es una matriz de dimensión  $30^2 \times 30^2$ . Por otro lado, la diagonal de  $C$ , que contiene la varianza de cada bin, es una medida de la incerteza asociada a  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$ , a la que se hará referencia como **matriz error**. En este caso, la matriz error tiene dimensión  $30 \times 30$  al igual que la matriz de correlación.

Finalmente, para simular las RSD en  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$ , se contaminó la componente  $Z$  de la posición de cada halo utilizando la Ec.(2.25):

$$Z' = Z + \frac{v_Z}{100}. \quad (4.6)$$

En la Ec.(4.6), se ha reemplazado el factor  $H_0$  por el valor 100, ya que las coordenadas en la simulación están expresadas en unidades de  $h^{-1}Mpc$ .

---

<sup>5</sup>El problema tiene simetría cilíndrica, a diferencia de la Ec.(4.1), que tenía simetría esférica.

## Muestras R

La Fig. 4.15 muestra la función de correlación de las muestras RI, RII, RIII y RIV. Nótese que se ha fijado la clase de densidad R. Las tonalidades indican el grado de correlación. Las zonas azules y negativas indican un déficit de correlación correspondiente a las regiones internas y vacías de los voids. Las zonas verdes indican un exceso nulo de correlación correspondiente a las regiones externas similares a la media del universo.

- En un análisis global, las correlaciones evidencian los rasgos principales descritos en la Sec. 3.3.4 para este tipo de voids (Fig. 3.8). En particular, en cada dirección del plano  $(\sigma, \pi)$ , se evidencian los mismos rasgos de los correspondientes perfiles de densidad de la Fig. 4.7, específicamente, en cuanto a la variabilidad de  $\xi_{vh}$  con la distancia y la tendencia asintótica.
- En un análisis entre muestras, puede verse que, si bien las correlaciones son similares, a medida que aumenta la clase de tamaño de I a IV, aumenta la región azul, pues aumenta el tamaño de los voids considerados.

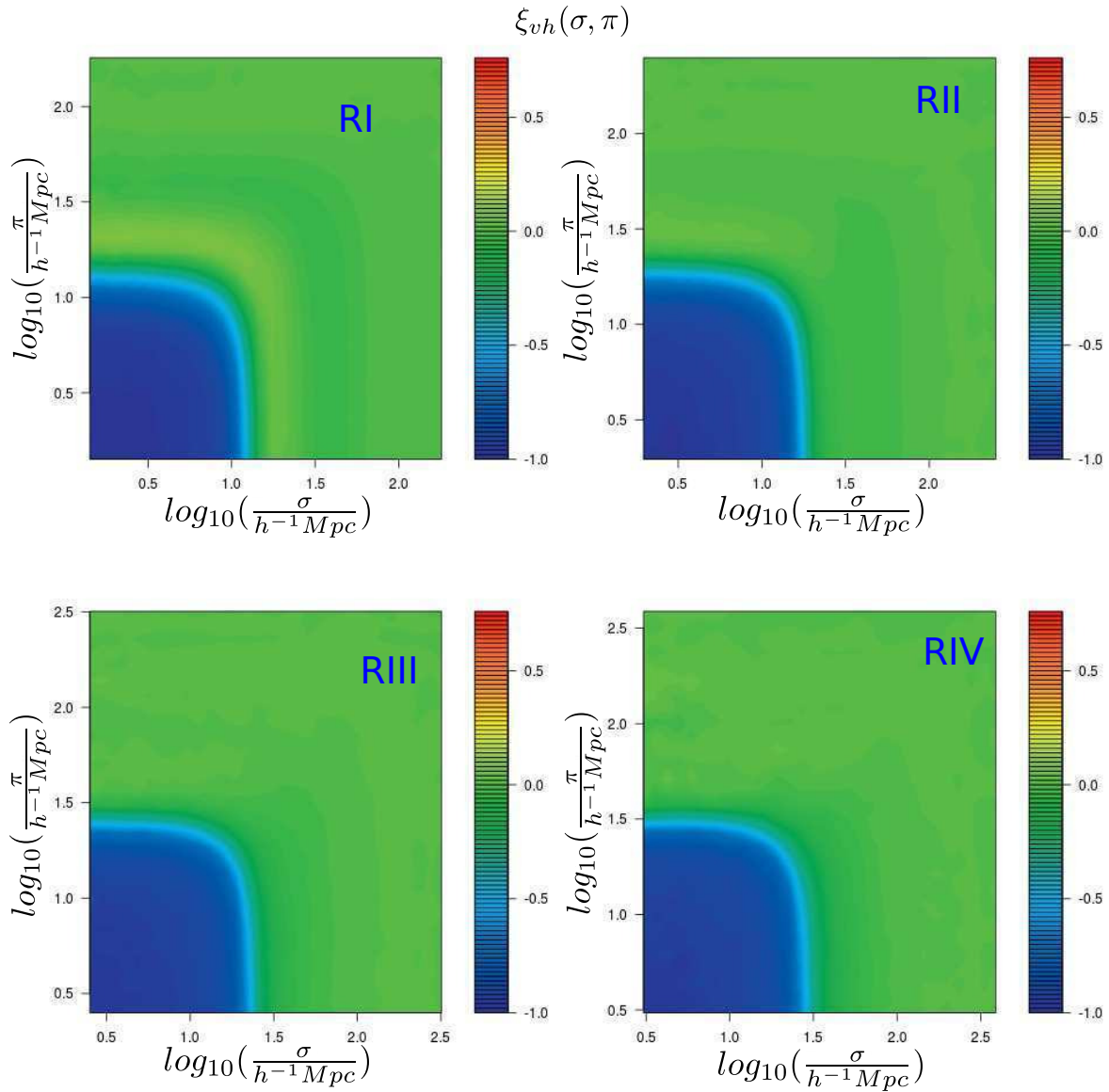
La Fig. 4.16 corresponde al caso particular de la muestra RIII, donde además de la matriz de correlación, se muestran las matrices de covarianza y error asociadas. Puede verse que el error es más grande en la dirección  $\pi$ , donde se producen las RSD.

La Fig. 4.17 muestra la misma correlación de la Fig. 4.16 pero en bins lineales, ya que estos permiten apreciar mejor las RSD. El *panel derecho*, es un zoom de las regiones internas del *panel izquierdo*, donde puede apreciarse que los isocontornos celestes entre  $20h^{-1}Mpc$  y  $25h^{-1}Mpc$  están elongados en la dirección  $\pi$ , tal como se explicó en la Sec. 3.3.5.

## Muestras S

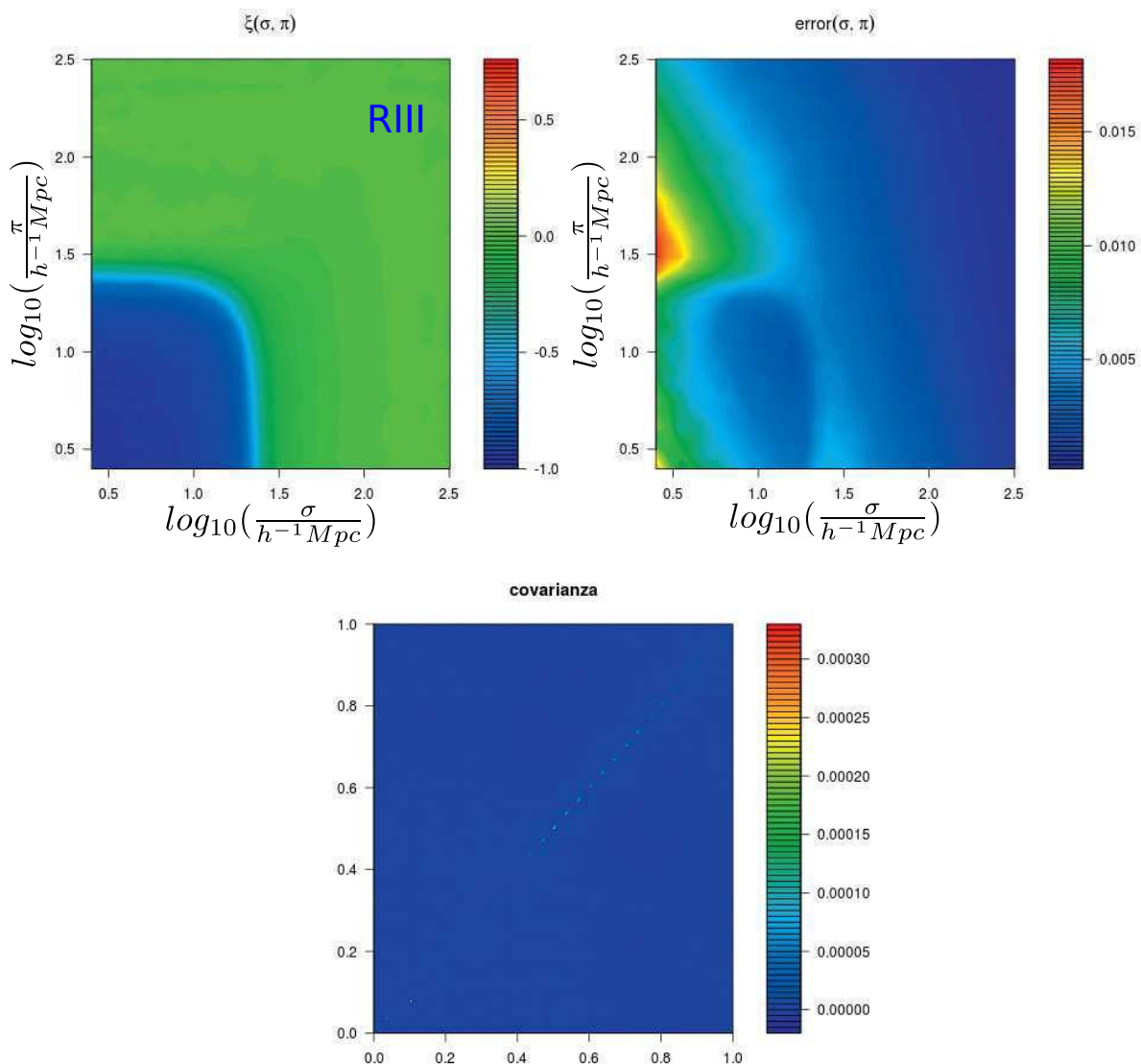
La Fig. 4.18 muestra la función de correlación de las muestras S2I y S2II, mientras que la Fig. 4.19, la de las muestras S1I S2I S3I S4I y S5I. Las referencias en cuanto a las tonalidades en el mapa son las mismas que en la Fig. 4.15, con la diferencia que aquí se observan zonas rojas y positivas que indican un exceso de correlación correspondiente a la pared sobredensa que rodea a este tipo de voids.

- En un análisis global, se llegan a las mismas conclusiones que en el caso de la Fig. 4.15.



**Figura 4.15:** Función de correlación void-halo en el espacio de redshift,  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$ , de las muestras RI, RII, RIII y RIV. Nótese que se ha fijado la clase de densidad R. Las tonalidades en el mapa indican el grado de correlación. Las correlaciones son muy similares, pero a medida que aumenta la clase de tamaño de I a IV, lo hace también la región azul.

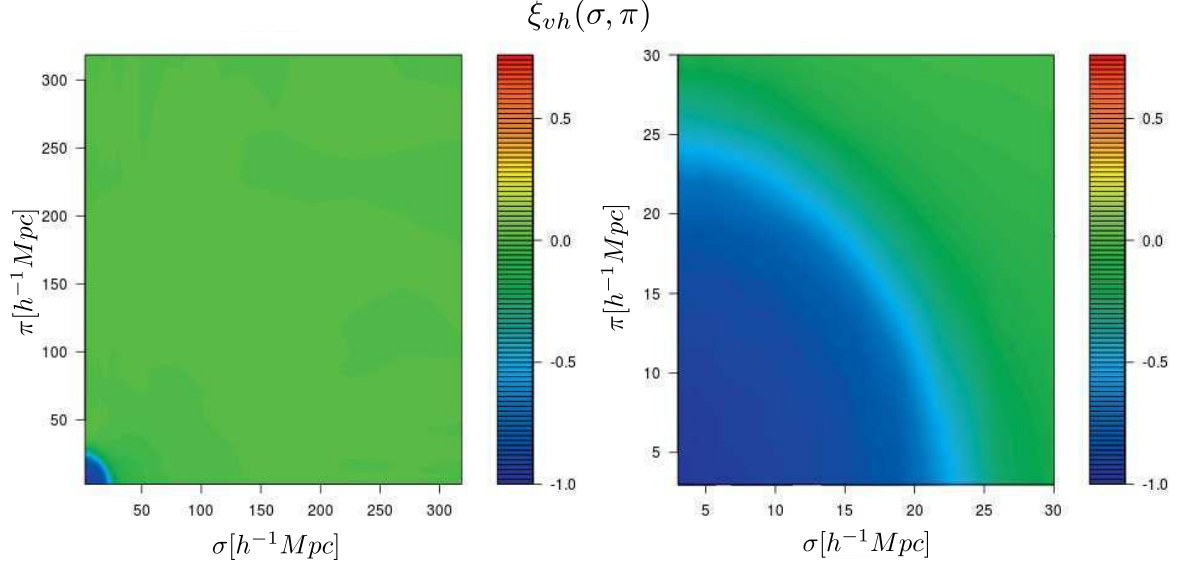
- En un análisis entre muestras, puede notarse lo siguiente.
  - i) Al fijar la clase de densidad S2 y aumentar la clase de tamaño de I a II (Fig. 4.18), las correlaciones son similares pero aumenta la zona azul, pues aumenta el tamaño de los voids considerados.



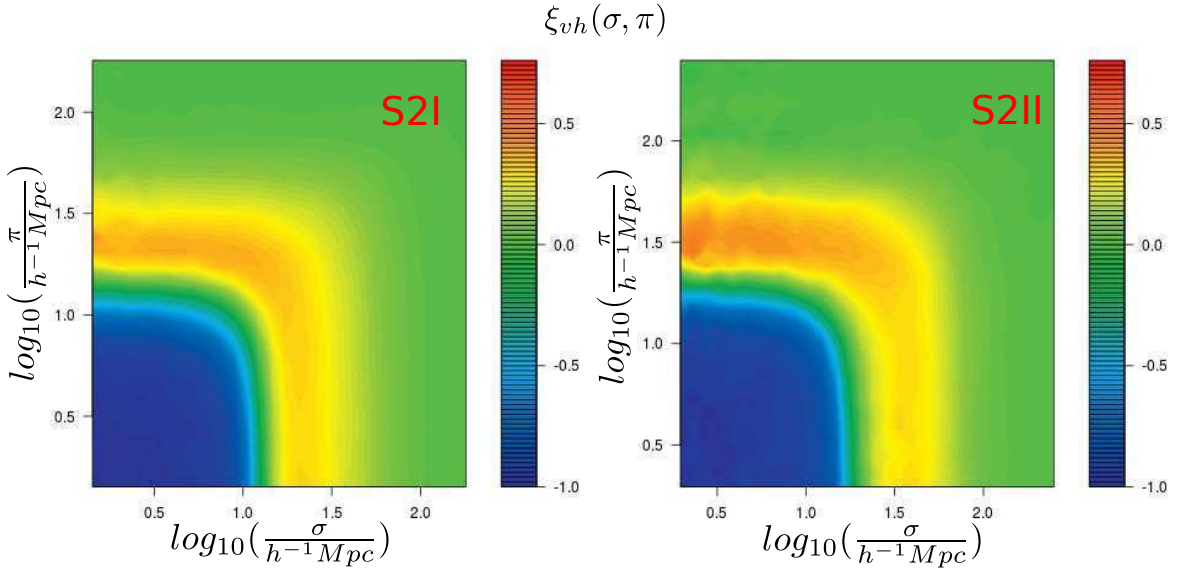
**Figura 4.16:** *Panel superior izquierdo.*  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$  correspondiente a la muestra RIII. *Panel superior derecho.* Matriz error asociada. El error es mayor en la dirección  $\pi$ , donde se producen las RSD. *Panel inferior.* Matriz de covarianza asociada.

- ii) Al fijar la clase de tamaño I y aumentar la clase de densidad de S1 a S5 (Fig. 4.19)<sup>6</sup>, las zonas rojas se intensifican, pues aumenta la prominencia de la pared sobredensa.

<sup>6</sup>Para los dos últimos paneles (S4I y S5I) se tuvo que cambiar la escala de correlación para poder efectuar la comparación.



**Figura 4.17:** *Panel izquierdo.*  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$  correspondiente a la muestra RIII en bins lineales. *Panel derecho.* Zoom de las regiones internas para apreciar mejor las RSD. Los isocontornos entre  $20h^{-1}Mpc$  y  $25h^{-1}Mpc$  están elongados en la dirección  $\pi$ .



**Figura 4.18:** Función de correlación void-halo en el espacio de redshift de las muestras S2I y S2II. Nótese que se ha fijado la clase de densidad S2. Las correlaciones son muy similares, pero a medida que aumenta la clase de tamaño de I a II, lo hace también la región azul.

La Fig. 4.20 es análoga a la Fig. 4.16, pero para la muestra S3I. Nuevamente, puede verse que el error es más grande en la dirección  $\pi$  donde se producen las RSD, específicamente, en la zona de la pared sobredensa.

Como en el caso de la Fig. 4.17, la Fig. 4.21 muestra las RSD para el caso de la muestra S3I. Puede apreciarse que los isocontornos amarillos y verdes entre  $40h^{-1}Mpc$  y  $100h^{-1}Mpc$  (*panel superior derecho*) están achatados en la dirección  $\pi$ , mientras que los isocontornos verdes y amarillos entre  $12h^{-1}Mpc$  y  $15h^{-1}Mpc$  (*panel inferior*) están elongados, tal como era de esperarse.

## Muestras A

Por completitud, la Fig. 4.22 muestra la función de correlación de las muestras A2I, A1I, A1II y A1III. Se ve que las correlaciones son parecidas a las de las muestras R, ratificando, nuevamente, las similitudes entre ambos tipos.

### 4.3.4 Ajuste paramétrico de $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$

El siguiente paso consiste en ajustar el modelo de la Sec. 3.3.6 a las correlaciones medidas en la sección anterior, siguiendo los procedimientos detallados en la Sec. 3.3.7.

El análisis de la Sec. 4.3.2 mostró que la dispersión de velocidades no es constante, sino que presenta variabilidad con la distancia void-céntrica. No obstante, tiende a estabilizarse a grandes distancias a un valor aproximado de  $\sim 300km/s$  independientemente de la muestra. Recuérdese también, que en la Sec. 3.3.6 se dio un valor estimativo de  $\sim 400km/s$ . En vista de esto, se decidió agregar a  $\bar{\sigma}_\nu$  como un parámetro más del modelo. No obstante, un análisis más detallado a futuro debería incluir un modelo para el perfil  $\sigma_\nu(r)$  en vez de un valor constante.

Las MCMC atraviesan el espacio de parámetros hasta alcanzar la **región de equilibrio**, es decir, hasta quedar atrapadas en la zona del máximo de  $L$  y sus alrededores. El máximo determina los mejores parámetros, mientras que los alrededores, las incertezas. La matriz de covarianza juega el rol de una métrica en el espacio de parámetros, que permite calcular  $L$  a medida que los sucesivos eslabones de la MCMC realizan el muestreo. Cada eslabón implica asumir un conjunto de parámetros particulares ( $R, S, P, W, \sigma_\nu$ ) a partir de un salto con probabilidad gaussiana (paso) desde un eslabón anterior. De esta manera (Paz et al., 2013),

$$\ln(L) = -\bar{\Delta}\xi \cdot C^{-1} \cdot \bar{\Delta}\xi + \text{constante}, \quad (4.7)$$

donde  $\bar{\Delta}\xi$  contiene las diferencias entre las correlaciones medidas y las modeladas.

La Ec.(4.7) refleja que el cómputo del likelihood depende de la inversa de la matriz  $C$ . Esta matriz es, por definición, definida positiva. No obstante, en la práctica, toma la forma de una matriz escasa, es decir, aquella que contiene un elevado número de componentes nulos. Esto se debe al hecho que la covarianza se aproxima a cero a medida que los pares de bins distan más. Adicionalmente, hay que agregar las fluctuaciones numéricas (positivas y negativas) introducidas por el estimador de  $C$  (Ec. 4.5). Esto conduce, en algunos casos, a una solución que puede estar dominada por ruido numérico o incluso puede no existir. Estos inconvenientes numéricos pueden tratarse aplicándole **tapering** a la matriz  $C$  (Paz & Sánchez, 2015). El procedimiento consiste en nulificar los elementos de  $C$  que posean grandes separaciones. Esto implica elegir una distancia límite, tal que la covarianza correspondiente a un par de bins en  $(\sigma, \pi)$  cuya distancia sea superior a la misma, sea forzada a valer cero. En este trabajo, se eligió como distancia límite a aquella dada por una separación de 15 bins en  $(\sigma, \pi)$  (recuérdese que las matrices de correlación son de  $30 \times 30$  bins). El valor límite elegido resulta prácticamente ideal, pues es lo suficientemente grande como para sólo introducir modificaciones mínimas a la matriz  $C$  original. El resultado final es una matriz definida semipositiva y libre de ruido numérico. Esta matriz modificada es la que debe invertirse para luego ser aplicada en la Ec.(4.7). Si bien el hecho de ser semidefinida positiva no implica la posibilidad de hallar una inversa, puede buscarse una pseudo-inversa mediante alguna técnica como, por ejemplo, la *descomposición en valores singulares*. Por último, hay que resaltar el hecho que el proceso de hallar la inversa, introduce nuevamente ruido numérico, por lo debe aplicársele tapering una vez más antes de ser usada en la Ec.(4.7).

El muestreo MCMC se llevó a cabo utilizando priors uniformes, es decir, se restringió la búsqueda en regiones planas y acotadas del espacio de parámetros. Los límites para  $\{R, S, P, W\}$  estuvieron motivados en los ajustes previos de los Cuadros 4.2 y 4.3, obtenidos mediante el método de Levenberg-Marquadt aplicado a los perfiles de densidad medidos directamente, mientras que para la dispersión de velocidades, se usó el hecho que  $\bar{\sigma}_v \rightarrow \sim 300km/s$  según los resultados de la Sec. 4.3.2. Se adaptó el algoritmo para realizar varias corridas de tal manera que una nueva MCMC pueda comenzar desde el último eslabón de una MCMC anterior. De esta manera, se pudo ir afinando el paso gaussiano de los eslabones analizando sucesivos histogramas de los mismos marginalizando en cada parámetro. Se encontró que el paso óptimo es aquel que es igual a la mitad de la dispersión estándar en tales histogramas.



**Cuadro 4.4:** Ajuste MCMC de los parámetros  $R$ ,  $S$ ,  $P$ ,  $W$  y  $\bar{\sigma}_\nu$  del modelo de  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$  (Sec. 3.3.6) para las muestras RIII y S3I.

Muestra/Ajuste	$\log_{10}(R[h^{-1}Mpc])$	$S$	$P$	$W$	$\bar{\sigma}_\nu[km/s]$
RIII	$(1.4941 \pm 0.0004)$	$(4.51 \pm 0.02)$	-	-	$(735 \pm 7)$
S3I	$(1.2673 \pm 0.0006)$	$(5.24 \pm 0.02)$	$(0.484 \pm 0.002)$	$(1.911 \pm 0.004)$	$(370 \pm 4)$

Dado que el proceso de ajuste es complicado, laborioso y demanda mucho tiempo de cómputo, sólo fueron analizadas las muestras RIII y S3I, en representación de los tipo R y S respectivamente.

### Muestra RIII

La Fig. 4.23 muestra las proyecciones de la función de likelihood en el espacio de parámetros  $\{R, S, \bar{\sigma}_\nu\}$  correspondiente a la muestra RIII, una vez que se logró alcanzar la zona de equilibrio. Precisamente, se trata de histogramas de los eslabones de las MCMC marginalizando a uno (*figuras diagonales*) o dos (*figuras fuera de la diagonal*) parámetros. En cualquier caso, la frecuencia de los mismos es proporcional a  $L$ . Como puede verse, los histogramas unidimensionales muestran distribuciones aproximadamente normales, por lo que las incertezas en la determinación de los parámetros pueden ser estimadas mediante las respectivas desviaciones estándar. El Cuadro 4.4 muestra los valores de  $(R, S, \sigma_\nu)_{fit}$  y sus incertezas. Nótese que la estimación  $\bar{\sigma}_\nu^{fit} = (735 \pm 7)km/s$  está lejos de los valores medidos en la Fig. 4.14.

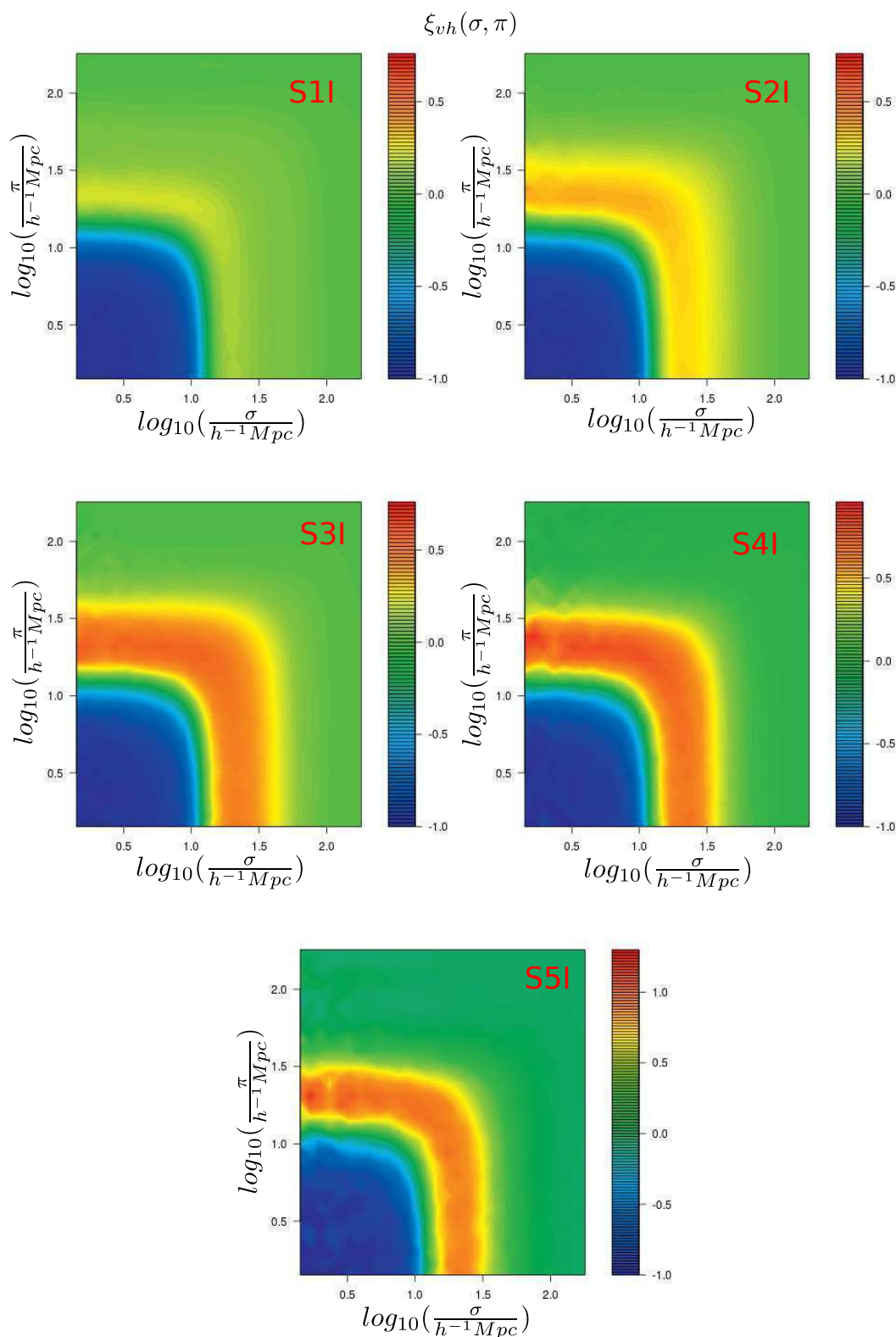
La Fig. 4.24 compara las correlaciones, perfiles medios de densidad y de velocidad medidos directamente a partir de los catálogos (Sec. 4.2.6, 4.3.1 y 4.3.3) con las contrapartes teóricas que resultan del ajuste para el caso de la muestra RIII. En general, los ajustes recuperan los rasgos principales de las cantidades medidas. No obstante, se evidencian algunas desviaciones en los perfiles de densidad y velocidad.

### Muestra S3I

La Fig. 4.25 es análoga a la Fig. 4.23, pero para la muestra S3I. En este caso, el espacio de parámetros es  $\{R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu\}$ . Nuevamente, los histogramas unidimensionales muestran distribuciones aproximadamente normales, por lo que las incertezas en la determinación de los parámetros pueden ser estimadas mediante las respectivas las desviaciones estándar. El Cuadro 4.4 muestra los valores de  $(R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu)_{fit}$  y sus incertezas. Nótese

que la estimación  $\bar{\sigma}_\nu^{fit} = (370 \pm 4) km/s$  se corresponde mejor con los valores medidos en la Fig. 4.14 que con respecto a la muestra RIII.

Al igual que en la Fig. 4.24, la Fig. 4.26 compara las mediciones directas con las contrapartes que resultan del ajuste. Como puede verse, se llegan a las mismas conclusiones que antes.



**Figura 4.19:** Función de correlación void-halo en el espacio de redshift de las muestras S1I, S2I, S3I, S4I y S5I. Nótese que se ha fijado la clase de tamaño I. A medida que aumenta la clase de densidad de S1 a S5, aumenta también la intensidad de las zonas rojas correspondientes a la pared sobredensa que rodea a este tipo de voids. Para poder efectuar la comparación, se han cambiado las escalas de correlación de los dos últimos gráficos.

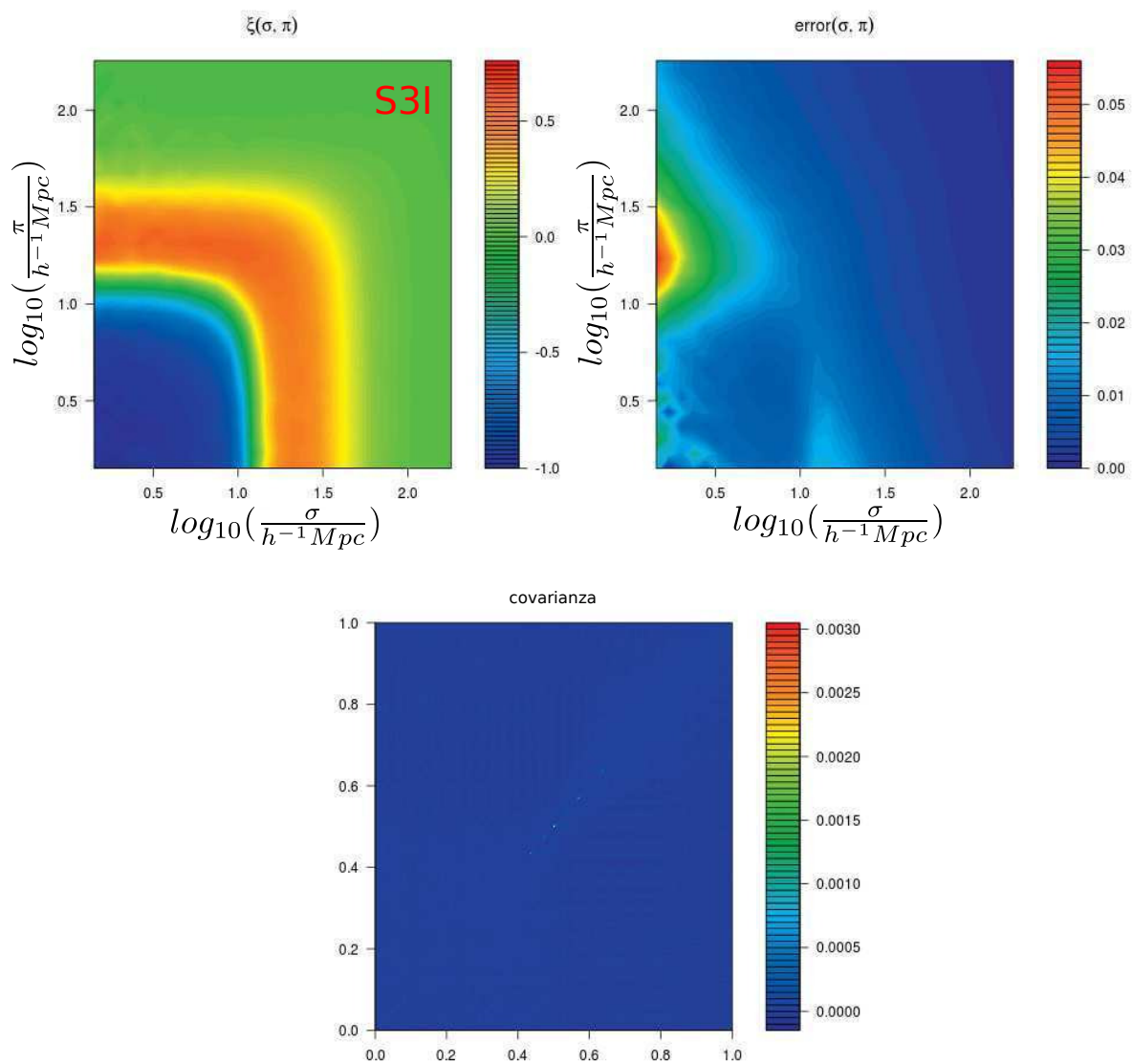
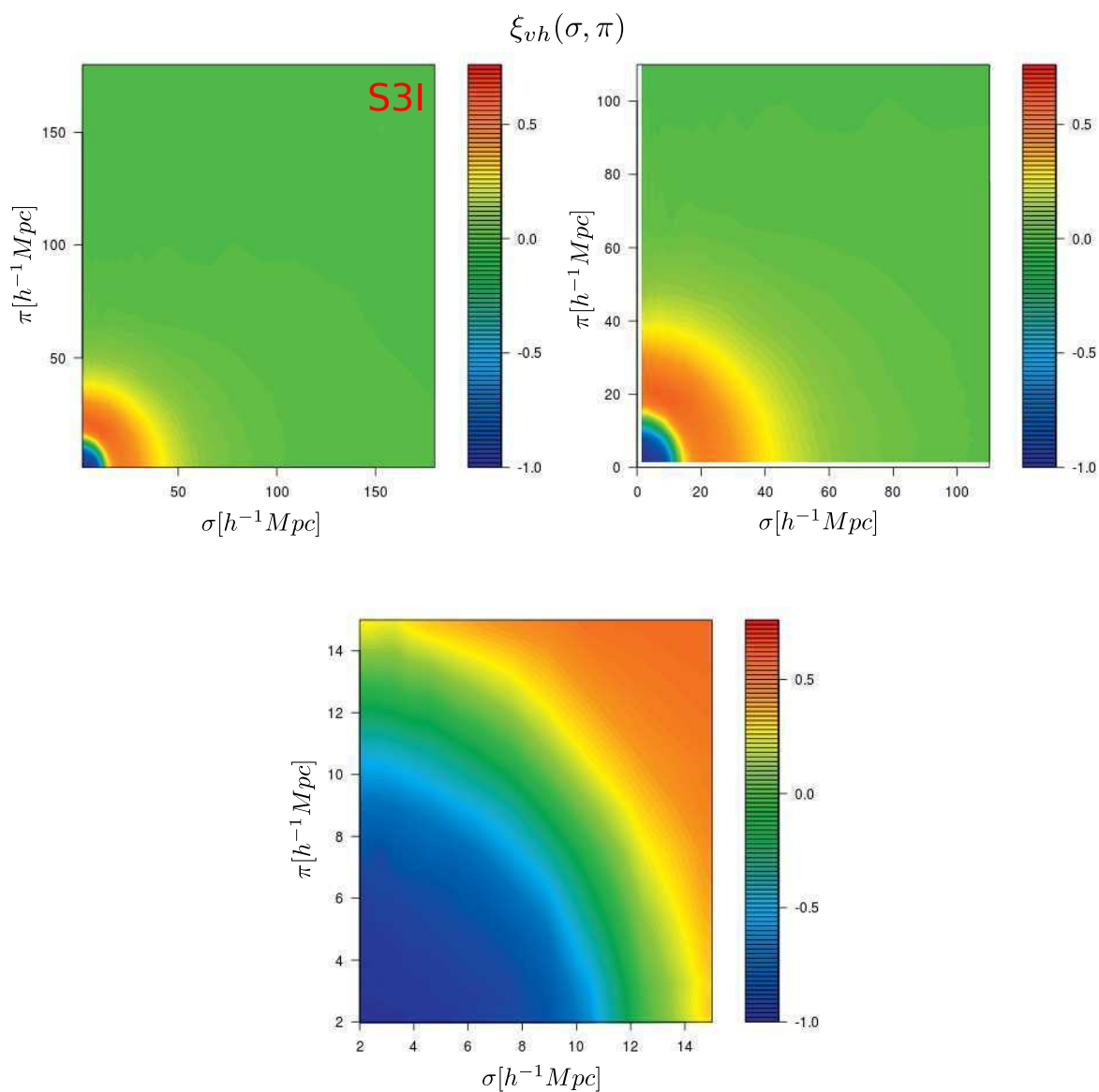
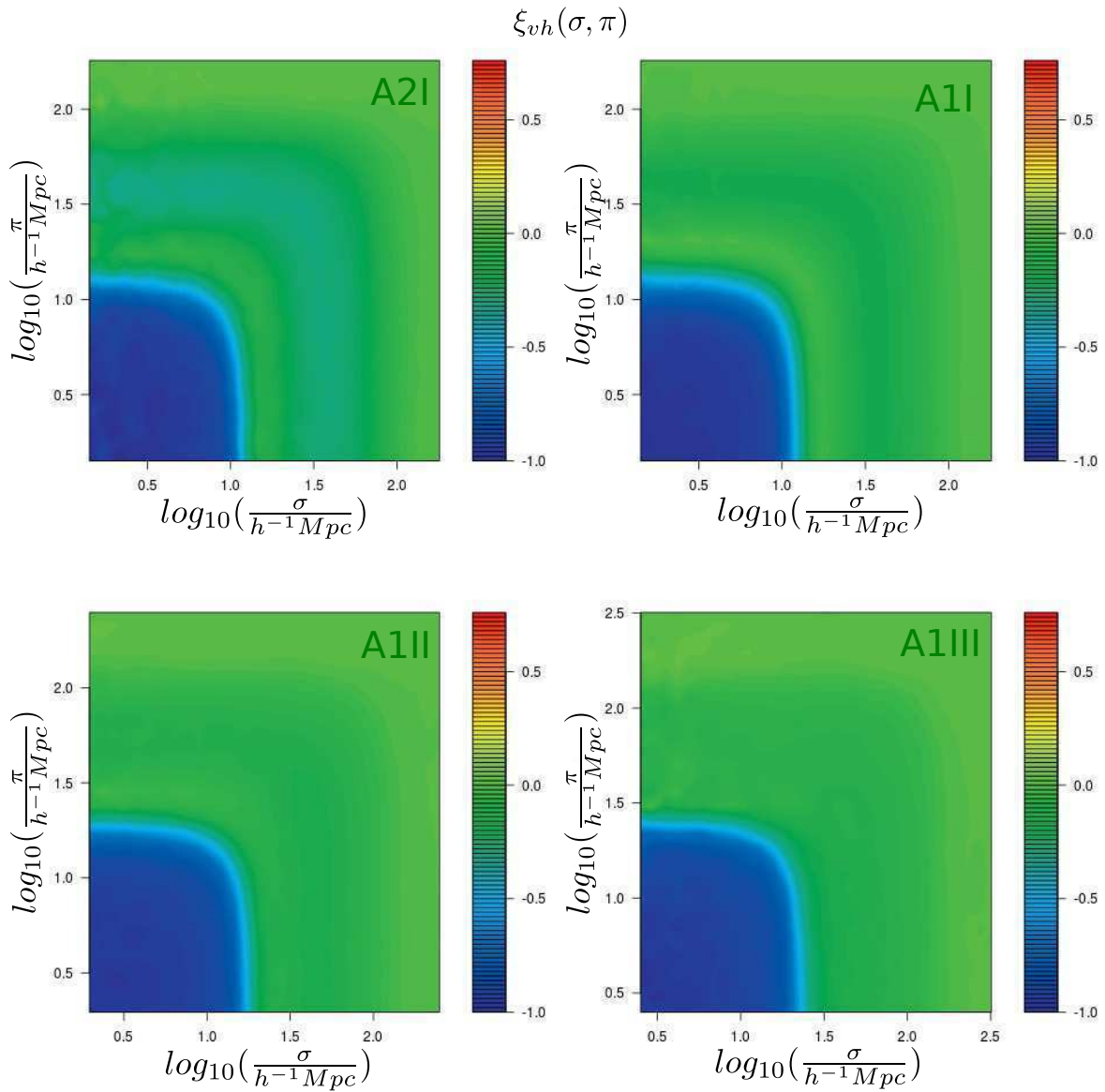


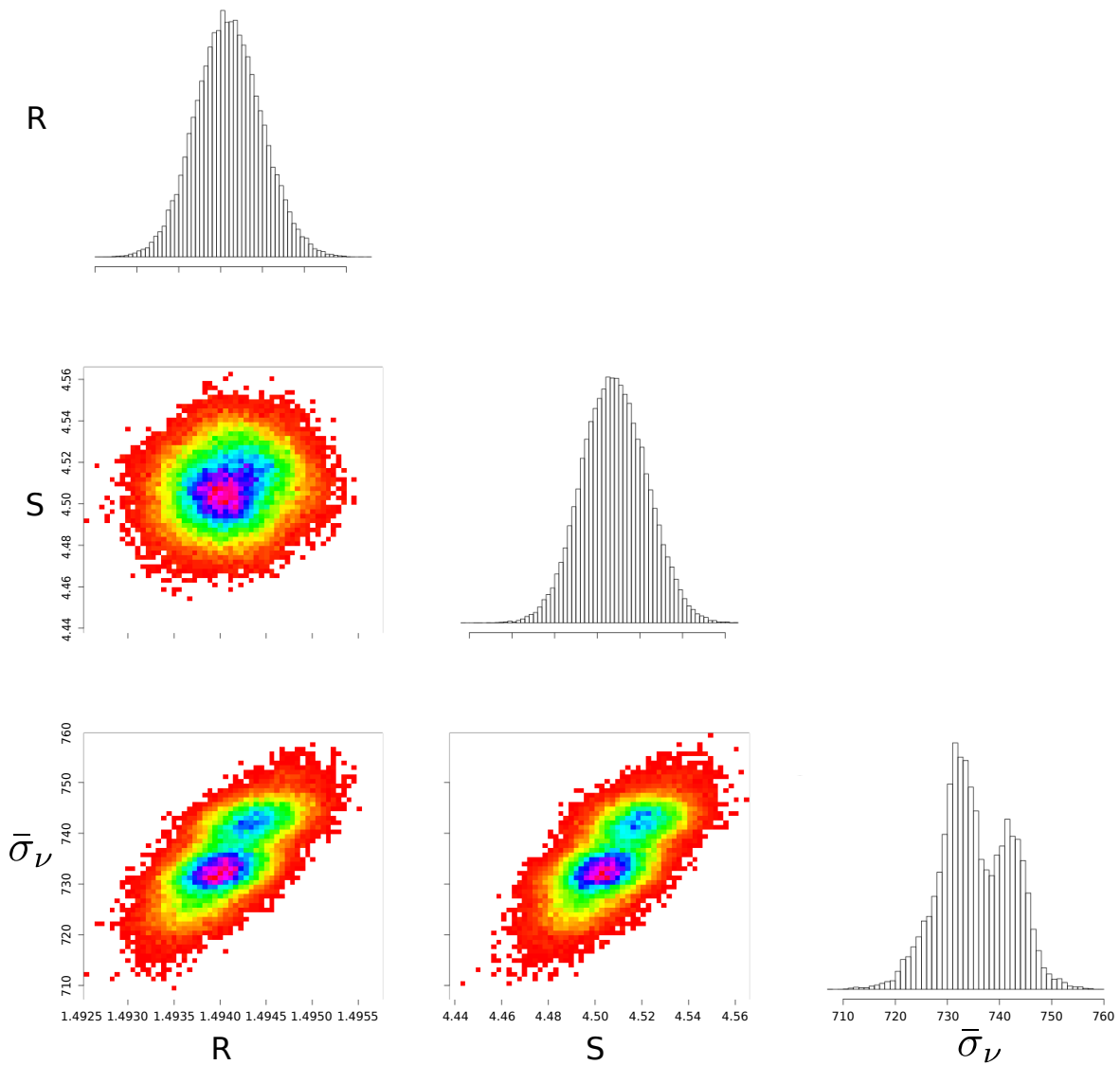
Figura 4.20: Igual a la Fig. 4.16, pero para la muestra S31.



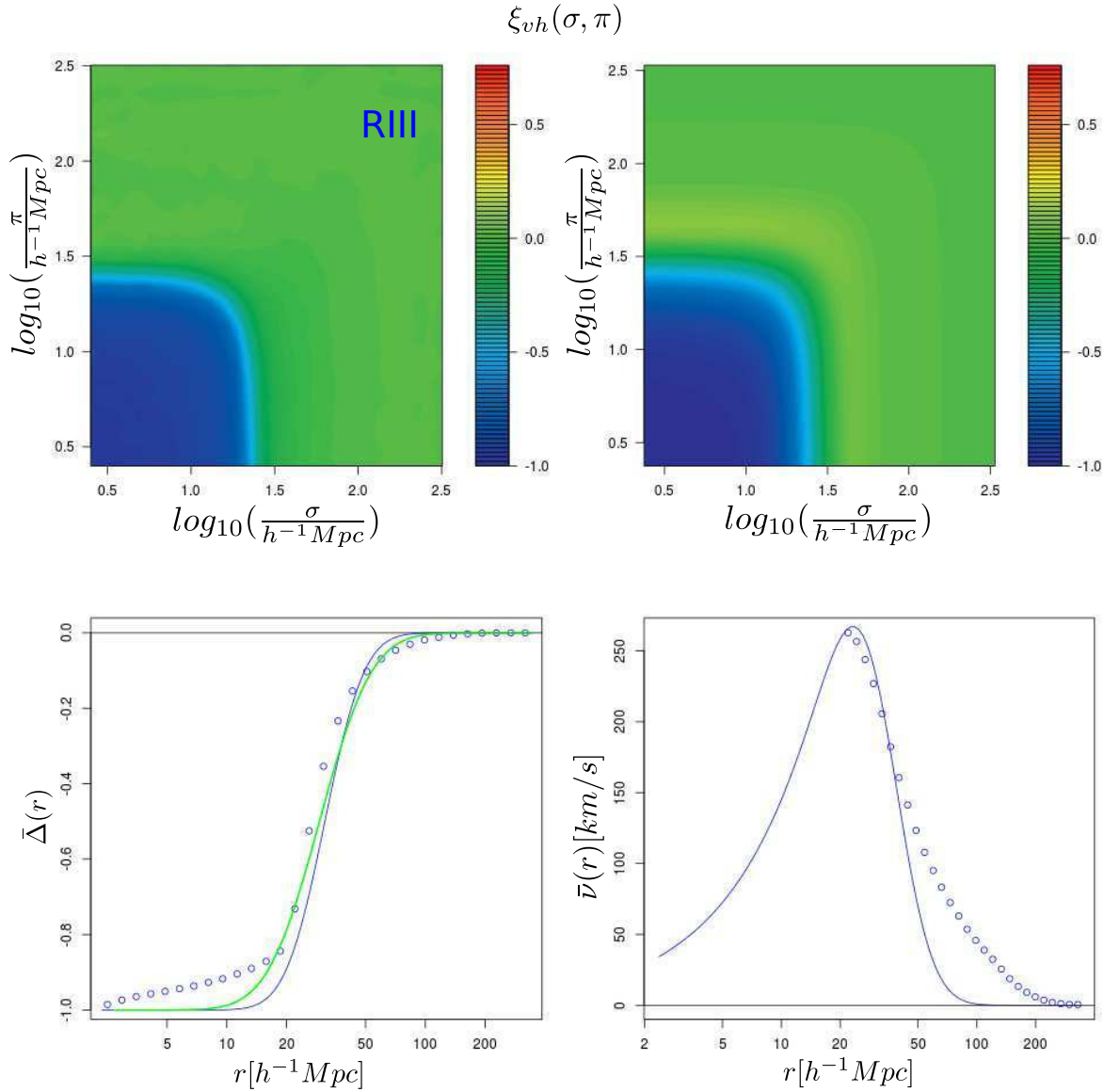
**Figura 4.21:** Igual a la Fig. 4.17, pero para la muestra S3I. Los paneles *superior derecho* e *inferior* son sucesivos zooms de las regiones internas del *panel superior izquierdo*. Los isocontornos entre  $40h^{-1}Mpc$  y  $100h^{-1}Mpc$  se encuentran achatados en la dirección  $\pi$ , mientras que aquellos entre  $12h^{-1}Mpc$  y  $15h^{-1}Mpc$ , están elongados.



**Figura 4.22:** Función de correlación void-halo en el espacio de redshift de las muestras A2I, A1I, A1II y A1III.

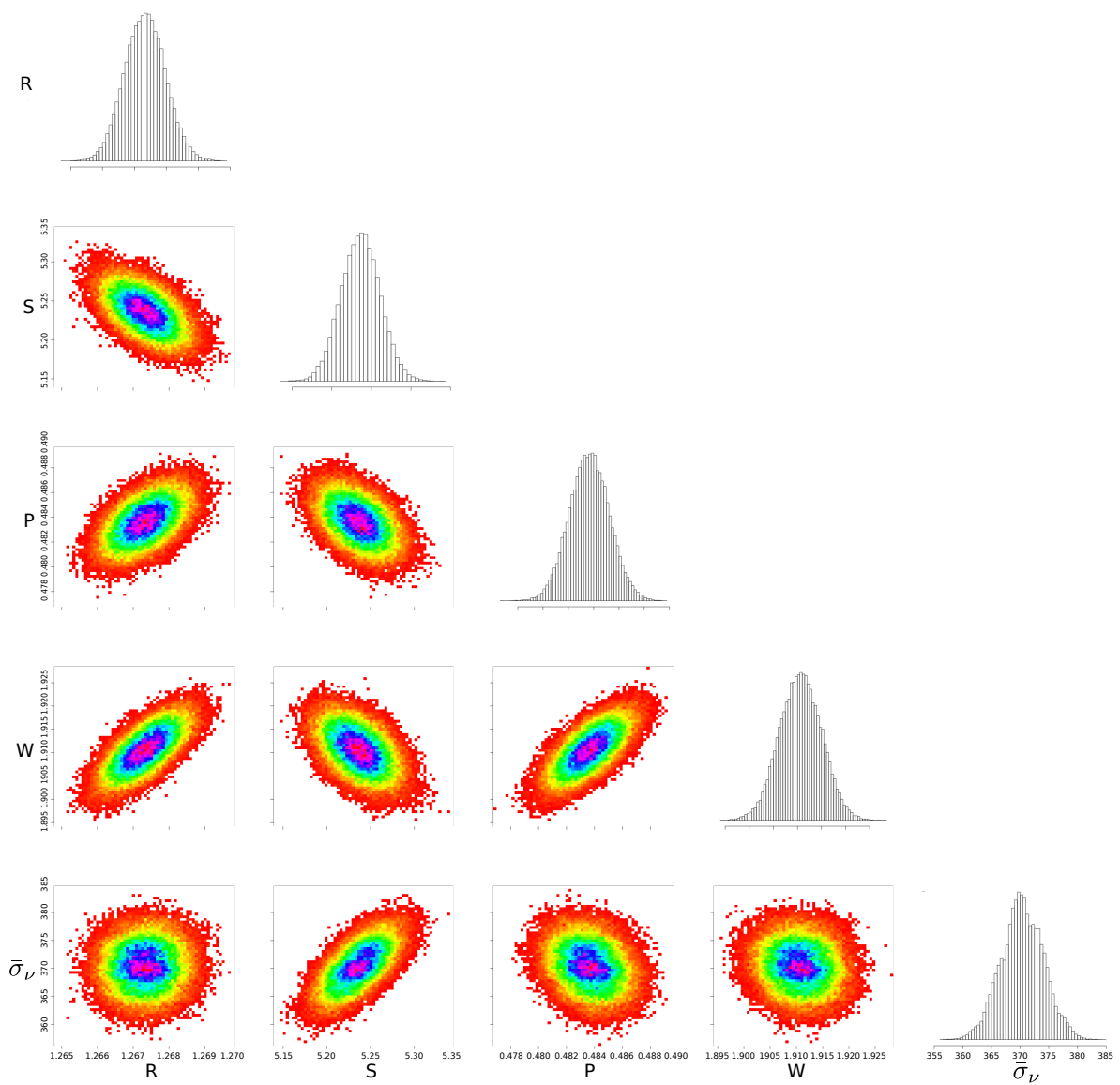


**Figura 4.23:** Proyecciones de la función de likelihood en el espacio de parámetros  $\{R, S, \bar{\sigma}_\nu\}$  para el caso de la muestra RIII, una vez alcanzada la zona de equilibrio. Precisamente, se trata de histogramas de los eslabones de las MCMC marginalizando a uno (diagonal) o a dos (fuera de la diagonal) parámetros, los cuales resultan proporcionales a la función de likelihood. Los histogramas de la diagonal reflejan distribuciones aproximadamente normales.

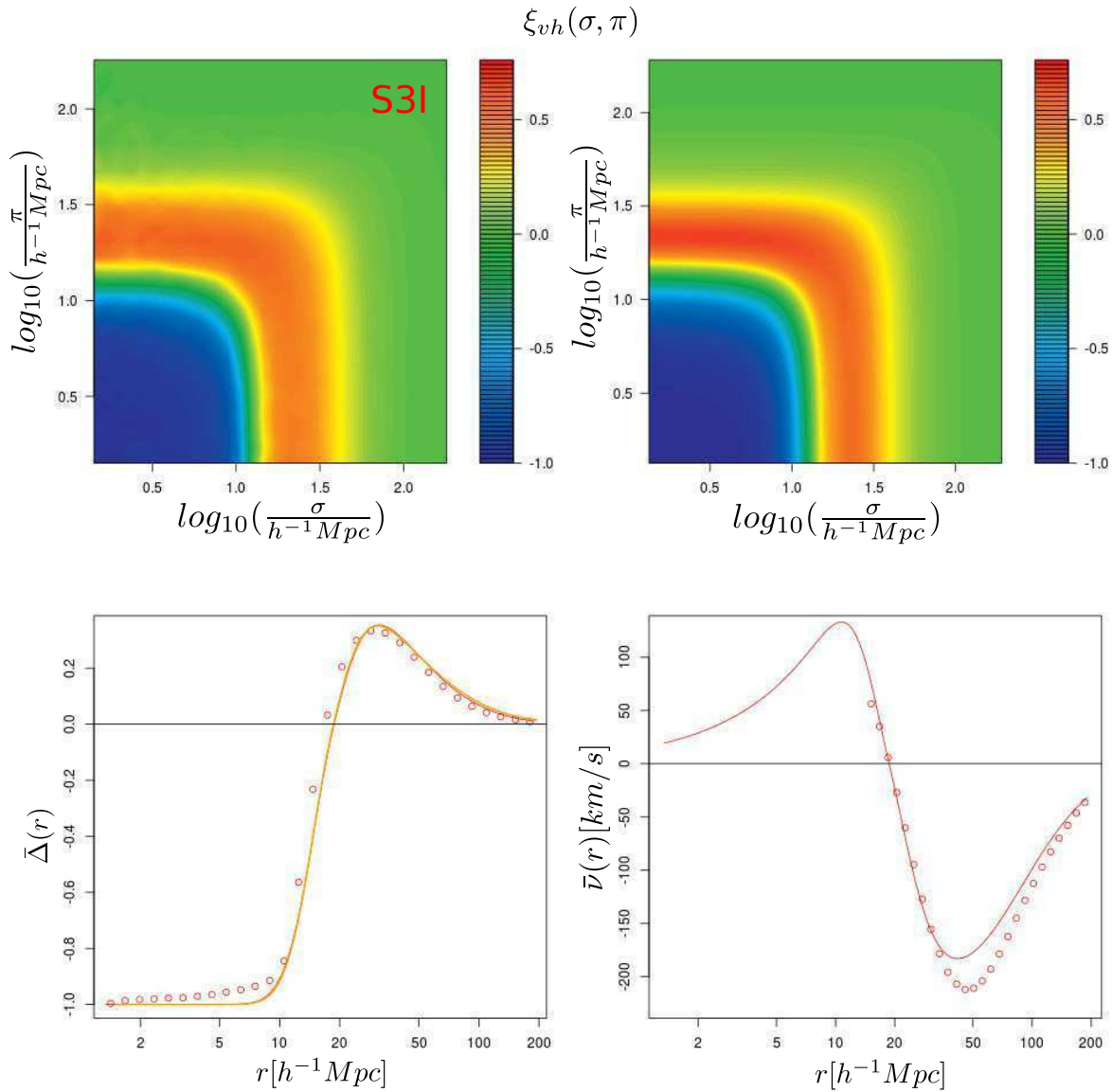


**Figura 4.24:** Ajuste paramétrico de  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$  para el caso de la muestra RIII. *Panel superior izquierdo.* Correlación medida directamente (es la misma de la Fig. 4.16). *Panel superior derecho.* Correlación teórica que resulta del ajuste. *Panel inferior izquierdo.* Los puntos corresponden al perfil medio de densidad medido directamente (es el mismo de la Fig. 4.6). La curva azul es el perfil teórico que resulta del ajuste MCMC, mientras que la curva verde, el que resulta del ajuste con el método de Levenberg-Marquardt (Cuadro 4.2). *Panel inferior derecho.* Los puntos corresponden al perfil medio de velocidad medido directamente (es el mismo de la Fig. 4.10). La curva azul es el perfil teórico que resulta del ajuste.





**Figura 4.25:** Igual a la Fig. 4.23, pero para la muestra S3I. En este caso, el espacio de parámetros es  $\{R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu\}$ .



**Figura 4.26:** Igual a la Fig. 4.24, pero para el caso de la muestra S3I. *Nota:* la curva roja en el *panel inferior izquierdo* es el perfil medio de densidad teórico que resulta del ajuste MCMC, mientras que la curva naranja (prácticamente superpuestas), el que resulta del ajuste con el método de Levenberg-Marquardt (Cuadro 4.3).

# Capítulo 5

## Factibilidad de aplicación del test AP diseñado

Como se explicó en la Sec. 3.4 en el diseño del test AP, el parámetro  $\Omega_m$  interviene en dos partes durante el proceso de ajuste:

**GC)** en la transformación geométrico-cosmológica dada por las Ec.(3.18)-(3.20);

**D)** en el modelo lineal de la velocidad dado por la Ec.(3.22).

A su vez, como lo indican las Ec.(3.18)-(3.20) de la parte **GC)**, el test AP depende del redshift medio de la muestra de voids que se quiera usar. Por lo tanto, este capítulo tiene como objetivo analizar la sensibilidad del ajuste  $\Omega_m^{fit}$  con el redshift, cubriendo un amplio rango:  $0,05 \leq z \leq 2$ . Para ello, se utilizarán las dos muestras representativas con las que se ha venido trabajando hasta aquí: RIII y S3I.

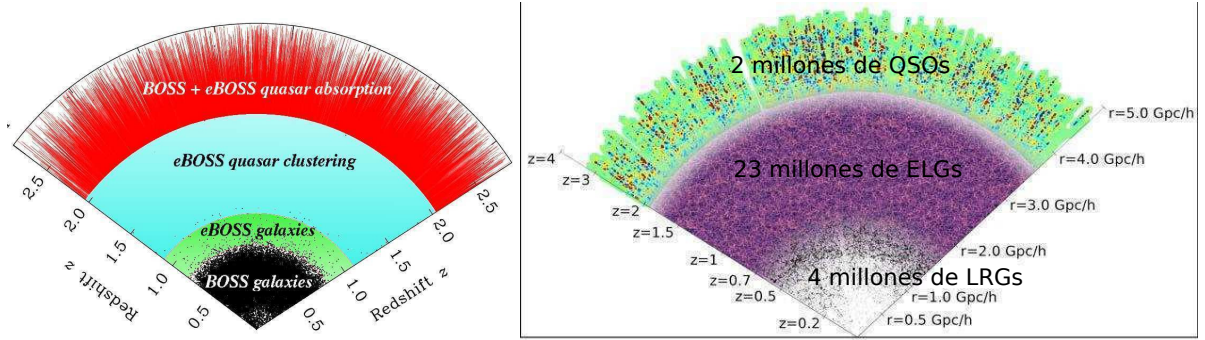
El rango elegido está motivado en el redshift medio de los próximos relevamientos de galaxias mencionados en el Cap. 1 (BOSS, HETDEX, Euclid, DESI). El **redshift medio de un relevamiento**,  $z_{rel}$ , es la media de la distribución de redshifts de los objetos que contiene<sup>1</sup>, y por ende, depende del tipo de objetos estudiados y del instrumento utilizado, en especial, de la magnitud límite de este último. Por lo tanto, puede pensarse que  $z_{rel}$  es el redshift óptimo de recopilación de datos para muestrear la LSS, en particular, para identificar voids. Por ejemplo, para el SDSS, uno de los relevamientos más importantes a la fecha<sup>2</sup>,  $z_{SDSS} = 0,1$ . Los futuros relevamientos tendrán, en general,  $z_{rel} > 0,5$ . La Fig. 5.1 muestra la distribución en redshift de los objetos de estudio de los proyectos

---

<sup>1</sup>En ocasiones se utiliza la mediana.

<sup>2</sup>Se refiere al SDSS espectroscópico, que es el de interés en este trabajo.

BOSS (y su versión extendida eBOSS) y DESI. De esta manera, este capítulo representa un análisis de cuán factible es la aplicación del test AP en los mismos.



**Figura 5.1:** Distribución en redshift de los objetos de estudio de dos de los proyectos mencionados en el texto. *Panel izquierdo:* BOSS y su versión extendida eBOSS; <http://www.sdss.org/surveys/eboss/>. *Panel derecho:* DESI; Eisenstein & DESI Collaboration (2015).

## 5.1 Calibración

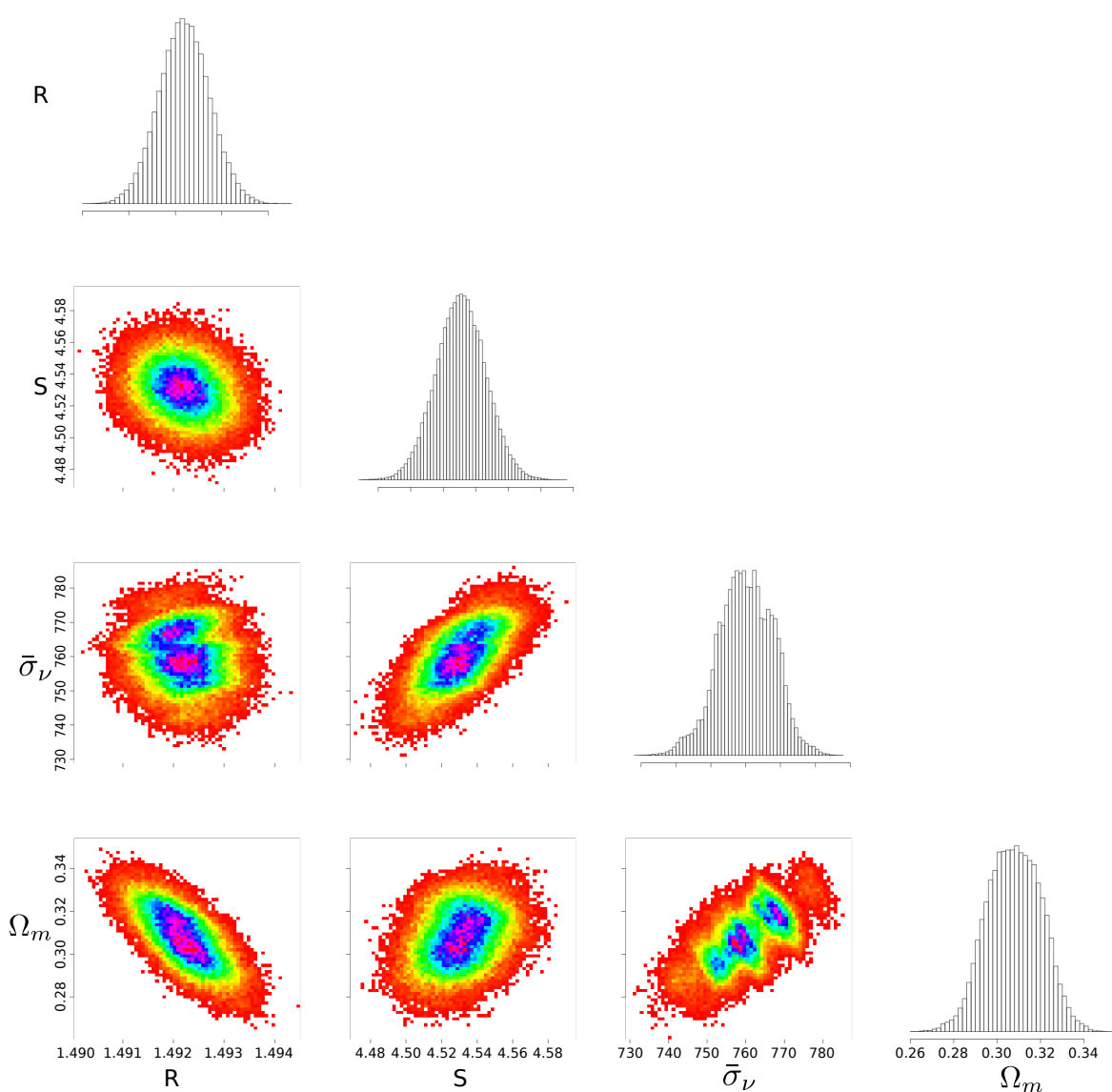
Antes de implementar el test AP, es necesario calibrarlo. La calibración consiste en repetir el proceso de ajuste de la Sec. 4.3.4 agregando un parámetro más:  $\Omega_m$ , es decir, ahora el espacio de parámetros es  $\{R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m\}$ . Este parámetro interviene únicamente en el modelo lineal de la velocidad dado por la Ec. 3.22<sup>3</sup>. Antes, el valor de  $\Omega_m$  estaba ímplicito y fijo según el valor original de la simulación:  $\Omega_m^{MXXL} = 0,25$ . El objetivo es evaluar la influencia de dicho modelo en el muestreo MCMC y recuperar el valor original recién mencionado. En otras palabras, el objetivo es evaluar la influencia de la parte **D**) mencionada al principio del capítulo, prescindiendo de la parte **GC**).

### Muestra RIII

La Fig. 5.2, al igual que la Fig. 4.23, muestra las proyecciones de la función de likelihood en el espacio de parámetros  $\{R, S, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m\}$  correspondiente al caso de la muestra RIII, después de haber alcanzado la zona de equilibrio. Nuevamente, los histogramas unidimensionales reflejan distribuciones aproximadamente normales, por lo que las incertezas

<sup>3</sup>Se eligió la Ec.(3.22) en vez de la Ec.(3.21) porque se está trabajando con la salida  $z = 0$  de la MXXL.

en la determinación de los parámetros pueden ser estimadas tomando las respectivas desviaciones estándar. El Cuadro 5.1 muestra los valores  $(R, S, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m)_{fit}$  y sus incertezas. Nótese que la estimación  $\bar{\sigma}_\nu^{fit} = (760 \pm 8) km/s$  sigue estando lejos de los valores medidos en la Fig. 4.14, pero más importante aún, que la calibración resultó insatisfactoria, pues  $\Omega_m^{fit} = (0,31 \pm 0,01)$  está lejos (sobrestimación) del valor  $\Omega_m^{MXXL} = 0,25$  subyacente de la simulación.



**Figura 5.2:** Calibración del test AP aplicado a la muestra RIII. La interpretación es igual a la de la Fig. 4.23, pero ahora el espacio de parámetros es  $\{R, S, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m\}$ .

La Fig. 5.3, al igual que la Fig. 4.24, compara las correlaciones, perfiles medios de densidad y de velocidad medidos directamente de los catálogos (Sec. 4.2.6, 4.3.1 y 4.3.3)

**Cuadro 5.1:** Calibración del test AP aplicado a las muestras RIII y S3I. Ajuste MCMC de los parámetros  $R$ ,  $S$ ,  $P$ ,  $W$ ,  $\bar{\sigma}_\nu$  y  $\Omega_m$  del modelo extendido de  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$ , en el que  $\Omega_m$  sólo varía en el modelo lineal de la velocidad (Ec. 3.22).

Muestra/Ajuste	$\log_{10}(R[h^{-1}Mpc])$	S	P	W	$\bar{\sigma}_\nu[km/s]$
RIII	$(1.4922 \pm 0.0005)$	$(4.53 \pm 0.02)$	-	-	$(760 \pm 8)$
S3I	$(1.2731 \pm 0.0007)$	$(5.21 \pm 0.02)$	$(0.514 \pm 0.002)$	$(1.927 \pm 0.004)$	$(330 \pm 5)$
Muestra/Ajuste	$\Omega_m$				
RIII	$(0.31 \pm 0.01)$				
S3I	$(0.107 \pm 0.006)$				

con las contrapartes teóricas que resultan del ajuste. En general, los ajustes recuperan los rasgos principales de las cantidades medidas. No obstante, se evidencian desviaciones aún más significativas en los perfiles de densidad y de velocidad. Esto indica una deficiencia en el modelo lineal de la velocidad. Posiblemente, esto se deba a efectos no lineales que deban ser considerados.

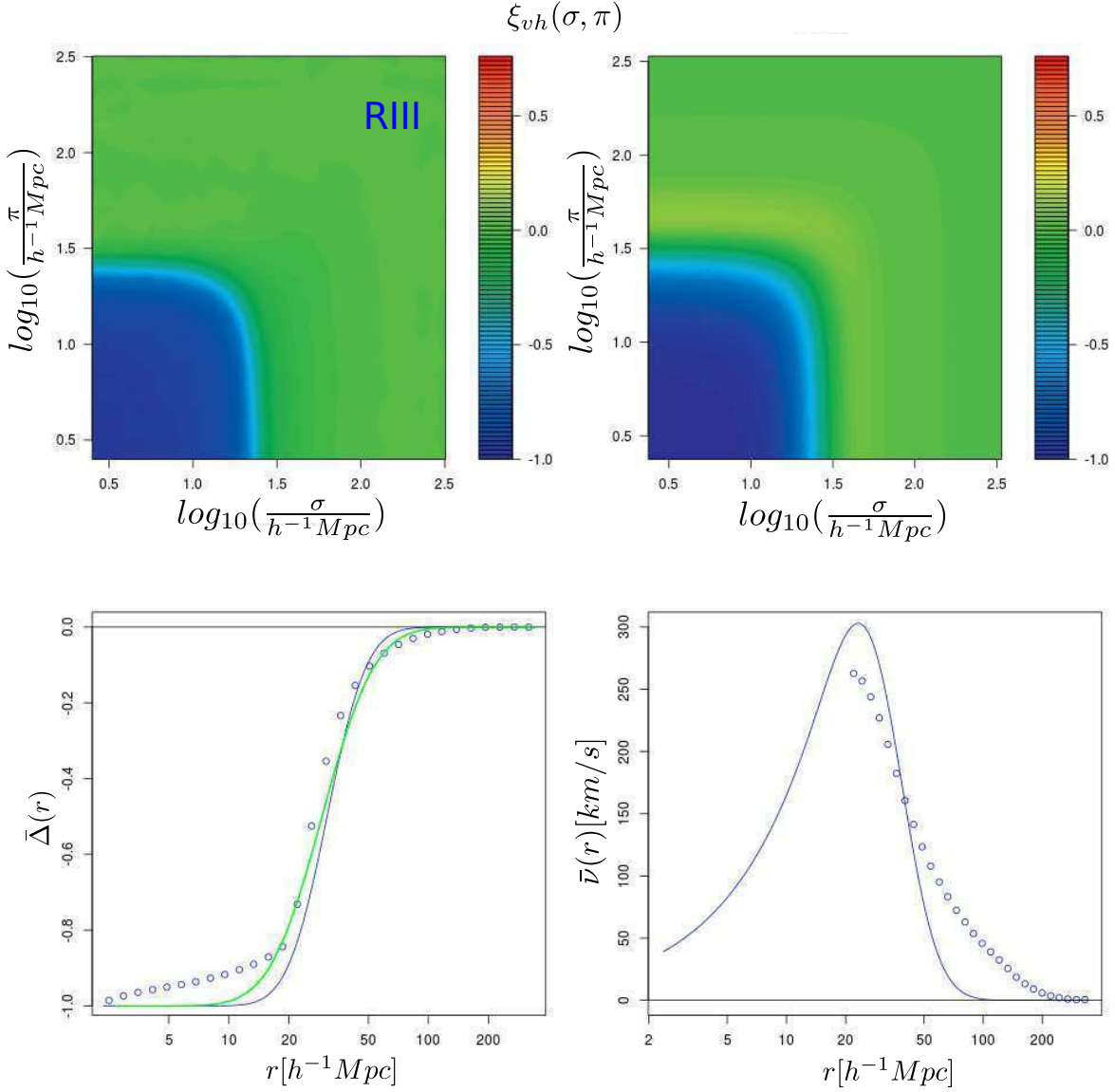
### Muestra S3I

La Fig. 5.4 es análoga a la Fig. 5.2, pero para la muestra S3I. En este caso, el espacio de parámetros es  $\{R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m\}$ . Nuevamente, los histogramas unidimensionales muestran distribuciones aproximadamente normales, por lo que las incertezas en la determinación de los parámetros pueden ser estimadas tomando las respectivas desviaciones estándar. El Cuadro 5.1 muestra los valores  $(R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m)_{fit}$  y sus incertezas. Por un lado, y como antes, la estimación  $\bar{\sigma}_\nu^{fit} = (330 \pm 5)km/s$  se corresponde mejor con los valores medidos en la Fig. 4.14 que con respecto a la muestra RIII. Por otro lado, la calibración del test volvió a resultar insatisfactoria, pues  $\Omega_m^{fit} = (0,107 \pm 0,006)$  está lejos (subestimación) del valor  $\Omega_m^{MXXL} = 0,25$  subyacente de la simulación.

Finalmente, al igual que en la Fig. 5.3, la Fig. 5.5 compara las mediciones directas con las contrapartes que resultan del ajuste. Como puede verse, se llegan a las mismas conclusiones que antes, en especial, las evidentes desviaciones entre los perfiles de velocidad observado y ajustado.

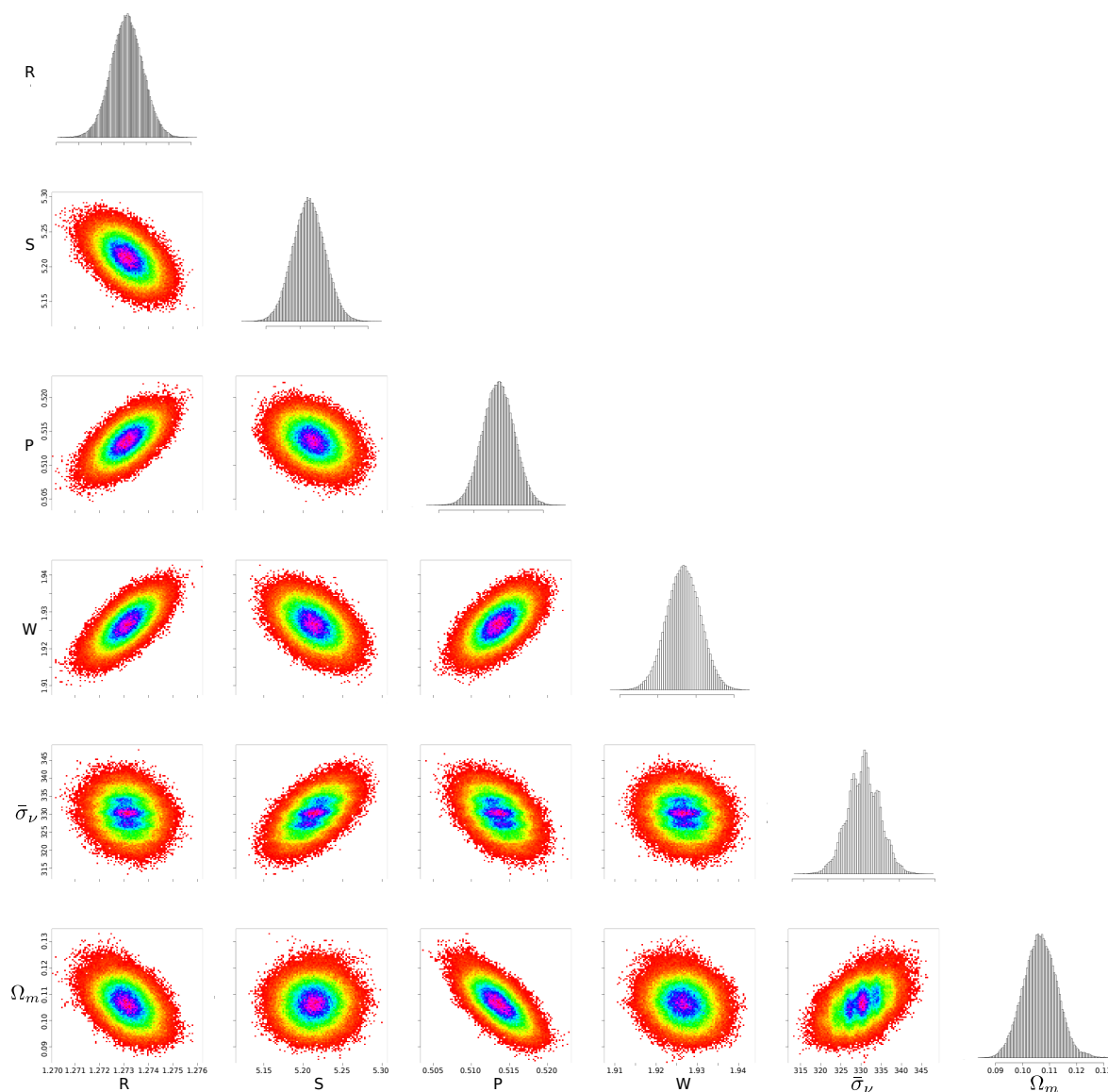
### Conclusión general

En vista de los resultados obtenidos, la calibración del test AP no resultó satisfactoria, dado que no pudo recuperarse el valor original  $\Omega_m^{MXXL} = 0,25$ . Esto se debe a una deficiencia en el modelo lineal de la velocidad dado por la Ec. 3.22, que como se dijo



**Figura 5.3:** Calibración del test AP aplicado a la muestra RIII. Igual a la Fig. 4.24, pero ahora los ajustes se obtuvieron agregando a  $\Omega_m$  como un parámetro más del modelo de  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$ , tal que  $\Omega_m$  sólo varía en el modelo lineal de la velocidad dado por la Ec.(3.22).

al principio de esta sección, es en el único lugar donde interviene el parámetro  $\Omega_m$ . Los paneles inferiores derechos de las Fig. 5.3 y 5.5 muestran evidentes desviaciones entre los perfiles medios de velocidad medidos y teóricos, reforzando así, esta idea. Incluso, estas discrepancias están más acentuadas aún que en los casos de las Fig. 4.24 y 4.26, cuando el valor de  $\Omega_m$  estaba fijo. Como conclusión, el modelo debe ser revisado para incluir posibles efectos no lineales.

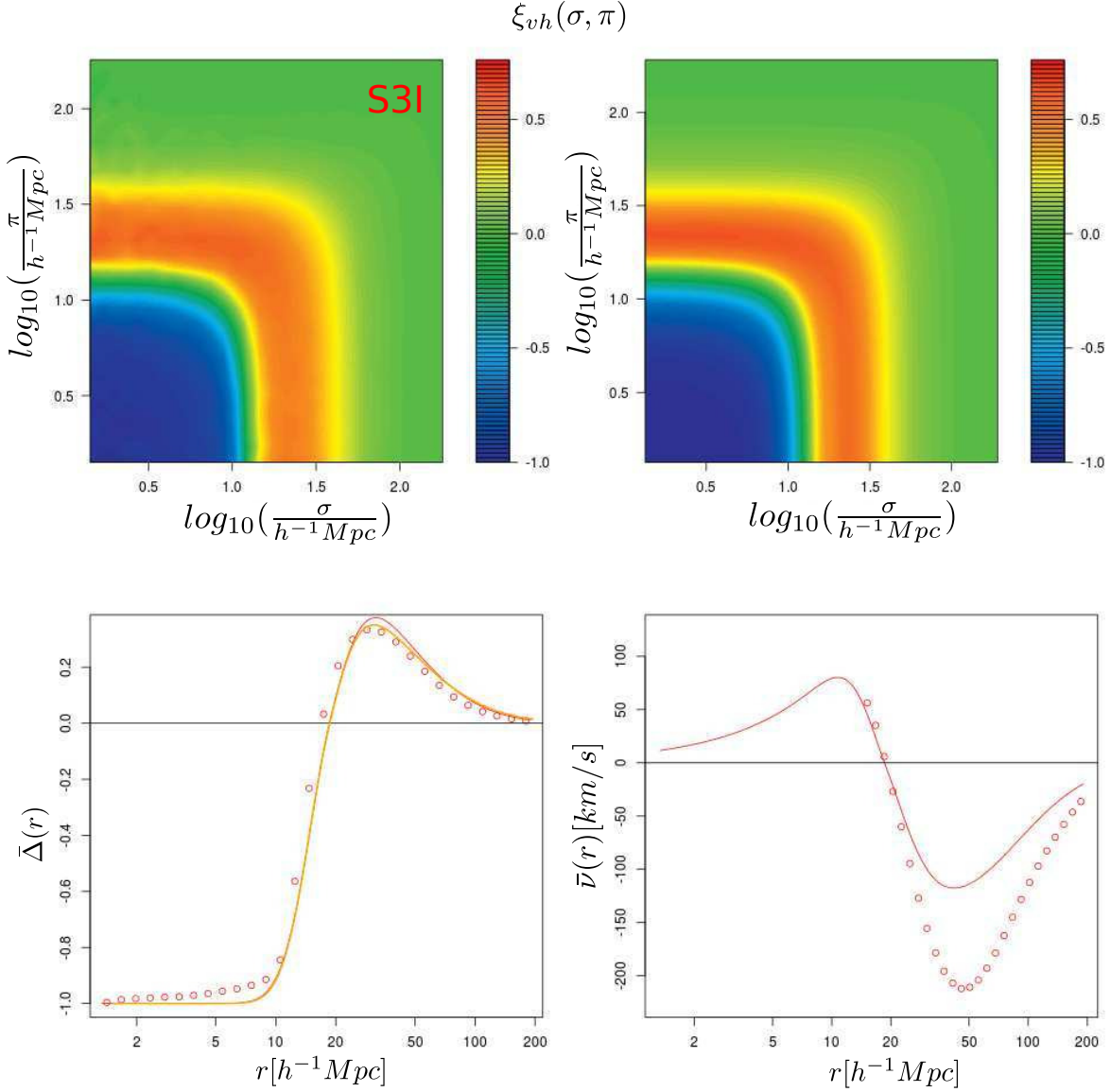


**Figura 5.4:** Calibración del test AP aplicado a la muestra S3I. Igual a la Fig. 4.25, pero ahora el espacio de parámetros es  $\{R, S, P, W, \bar{\sigma}_\nu, \Omega_m\}$ .

## 5.2 Interrelación entre el redshift y $\Omega_m$ en la transformación geométrico-cosmológica

La transformación geométrico-cosmológica dada por las Ec.(3.18)-(3.20) en la parte **GC** depende tanto del redshift como de los parámetros cosmológicos. Por lo tanto, antes de implementar la versión completa del test AP, es conveniente analizar la interrelación entre ambas.

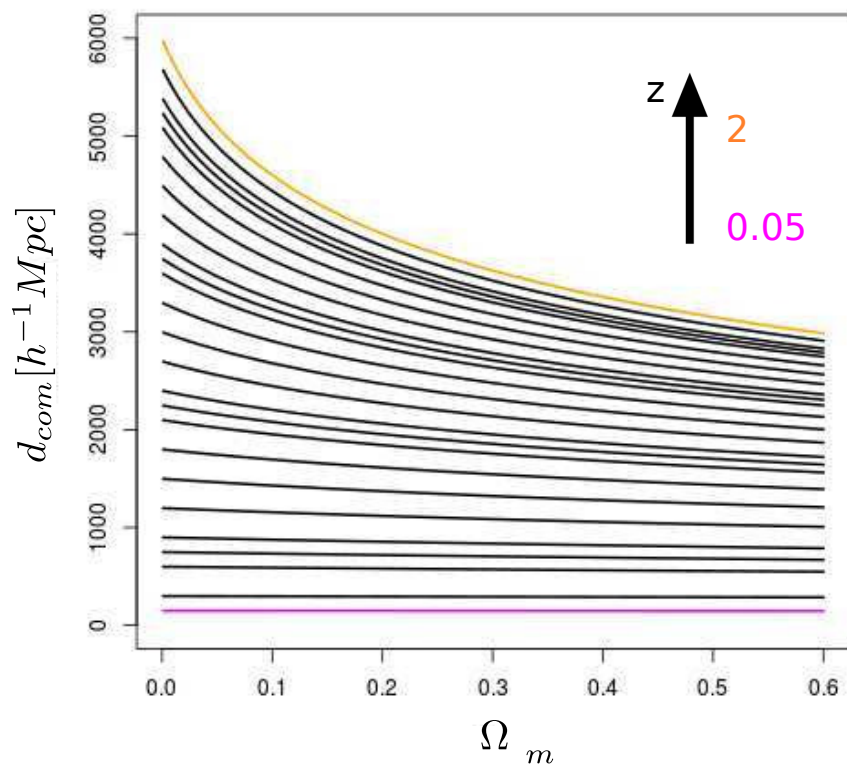




**Figura 5.5:** Calibración del test AP aplicado a la muestra S3I. Igual a la Fig. 4.26, pero ahora los ajustes se obtuvieron agregando a  $\Omega_m$  como un parámetro más del modelo de  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$ , tal que  $\Omega_m$  sólo varía en el modelo lineal de la velocidad dado por la Ec.(3.22).

La transformación depende básicamente de  $D_A(z)$  y  $H(z)$  (Ec. 3.2 y 3.3). A su vez,  $H(z)$  y  $D_A(z)$  dependen de  $d_{com}(z)$  (Ec. 2.15 y 2.17). Por lo tanto, el análisis se reduce a evaluar la dependencia de  $d_{com}$  con  $z$  y  $\Omega_m$ , el parámetro cosmológico de interés en este trabajo. Esto se muestra en la Fig. 5.6, donde se han graficado varias curvas  $d_{com}(\Omega_m)$  en el rango  $0,05 \leq z \leq 2$ . En particular, las curvas de color representan los extremos de dicho intervalo: la curva violeta corresponde a  $z = 0,1$ , mientras que la curva naranja, a  $z = 2$ . Como puede verse, las curvas a redshifts bajos son prácticamente planas e insensible a

$\Omega_m$ , mientras que a redshifts altos, la dependencia se hace cada vez más notoria. Por lo tanto, esto quiere decir que, a redshifts bajos, las distorsiones geométrico-cosmológicas causadas por la transformación son prácticamente despreciables frente a las distorsiones dinámicas. Sucede todo lo contrario a redshifts altos. En definitiva, mientras más alto sea el redshift, las distorsiones geométrico-cosmológicas se hacen cada vez más notorias. Por otro lado, las distorsiones dinámicas son iguales para todo redshift.



**Figura 5.6:** Distancia comóvil,  $d_{com}$ , en función del parámetro  $\Omega_m$  y el redshift,  $z$ . Cada curva corresponde a un  $z$  fijo. Las curvas cubren el rango  $0,05 \leq z \leq 2$ .

### 5.3 Aplicación y análisis de factibilidad

Finalmente, en esta sección se aplica el test AP en su versión completa. El procedimiento seguido y las hipótesis asumidas pueden resumirse en los siguientes pasos.

- Como datos de partida, se tomaron las correlaciones medidas correspondientes a las muestras RIII (Fig. 4.16) y S3I (Fig. 4.20).

- Los datos de los catálogos (Sec. 4.1.1) permiten medir  $\xi_{vg}$  en el espacio de redshift  $(\sigma, \pi)[h^{-1}Mpc]$  en forma directa. No obstante, los observables reales son las diferencias angulares y de redshift  $(\Delta\theta, \Delta z)$ . Por lo tanto, para simular una situación real y desligarse de la cosmología subyacente de la simulación, se llevó a cabo la transformación inversa

$$(\Delta\theta, \Delta z) \xleftarrow{(z, H_0, \Omega_m, \Omega_\Lambda)} (\sigma, \pi)[h^{-1}Mpc], \quad (5.1)$$

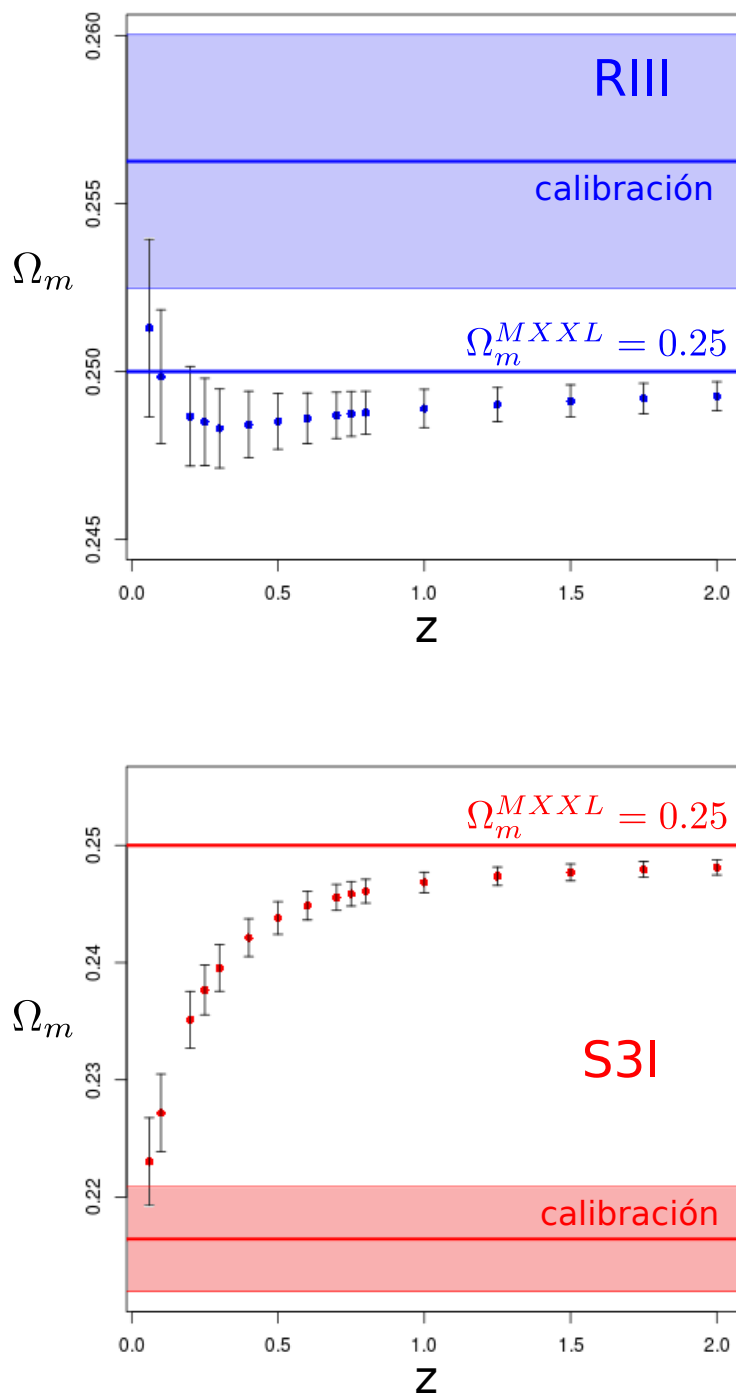
despejando  $\Delta\theta$  de la Ec.(3.19), y  $\Delta z$  de la Ec.(3.20). Esto es posible porque se conocen los parámetros con que fue realizada la simulación.

- Se supuso que las muestras elegidas se seleccionaron a distintos redshifts, cubriendo el rango  $0,1 \leq z \leq 2$ , en intervalos de 0,1 (con algunos puntos extras, como 0,05 por ejemplo). No obstante, hay que tener en cuenta que se utilizó la salida  $z = 0$  de la MXXL. Sin embargo, esto no constituye un problema, porque no es la intención mapear la evolución del parámetro  $\Omega_m(z)$  con el redshift, sólo se pretende evaluar los efectos de las distorsiones dinámicas y geométricas. Es por ello, que está bien justificado utilizar la Ec.(3.22) en lugar de la Ec.(3.21), la cual depende del redshift. En otras palabras, en todo momento se mantiene constante el valor  $\Omega_m^{MXXL} = 0,25$ .
- Debido a que la cantidad de parámetros influye en los tiempos de cómputo y la calibración realizada resultó insatisfactoria, se optó por fijar los valores correspondientes al mejor ajuste  $(R, S, P, W, \sigma_\nu)_{fit}$  dados en la Sec. 4.3.4, variando sólo  $\Omega_m$ .
- Previo a su implementación, se volvió a calibrar el test bajo estas hipótesis, según se indicó en la Sec. 5.1, pero ahora, aplicado al espacio de parámetros unidimensional  $\{\Omega_m\}$ . Los resultados se observan en la Fig. 5.7. El *panel superior* corresponde a la muestra RIII, mientras que el *panel inferior*, a la muestra S3I. Las rectas horizontales de color indican el valor objetivo  $\Omega_m^{MXXL} = 0,25$  y el obtenido en la calibración. Al igual que en los histogramas de  $\Omega_m$  de las Fig. 5.2 y 5.4, los eslabones de las MCMC se distribuyeron aproximadamente en forma normal, por lo que se eligió la correspondiente dispersión estándar como estimación de las incertezas del ajuste. Para ambas muestras, tales incertezas están representadas por las regiones sombreadas. Nuevamente, las calibraciones resultaron insatisfactorias, mostrando una sobrestimación del parámetro en el caso de la muestra RIII, y una subestimación en el caso de la muestra S3I.

Finalmente, la Fig. 5.7 también muestra la sensibilidad del test con el redshift en el rango de interés recién mencionado. En la misma, puede apreciarse como varía el ajuste  $\Omega_m^{fit}$  (puntos) y sus respectivas incertezas (barras de error calculadas a partir de una dispersión estándar de un histograma de los eslabones de las MCMC). En ambos casos, hay evidentes sesgos a redshifts bajos, los cuales van disminuyendo a medida que el redshift aumenta. De la misma manera, las barras de error decrecen.

- i) A redshifts bajos, las distorsiones dinámicas de  $\xi_{vh}(\sigma, \pi)$  dominan por sobre las geométrico-cosmológicas, como se explicó en la Sec. 5.2. Por lo tanto, durante el proceso de ajuste, la variación del parámetro  $\Omega_m$  pesa más en la parte **D)** que en la **GC)**. Pero los resultados de la calibración mostraron una ineficiencia en el modelo lineal de la velocidad. Por lo tanto, es probable que este sea el origen de los sesgos.
- ii) A redshifts altos, sucede lo contrario. Las distorsiones geométrico-cosmológicas dominan por sobre las dinámicas, y este efecto se acentúa mientras más alto sea el redshift. Por lo tanto, durante el proceso de ajuste, la variación del parámetro  $\Omega_m$  gana cada vez más peso en la parte **GC)** con respecto a la **D)**, atenuando así los sesgos y convergiendo al valor correcto  $\Omega_m^{MXXL}$ . Además, tal efecto es tan importante que puede cuantificarse precisamente, lo que se traduce en barras de error más chicas.
- iii) Incluso a redshifts altos, todavía se observan sistemáticas, las cuales parecen ser idénticas en ambas muestras: los ajustes no llegan  $\Omega_m^{MXXL}$ , sino que convergen por debajo. Quizás esto se deba a un posible factor de sesgo (Sec. 2.2.5; Ec. 2.23) entre la materia y los halos de materia oscura utilizados.

Como reflexión final, recuérdese que para el SDSS, uno de los relevamientos más importantes hasta la fecha,  $z_{SDSS} = 0,1$ . Teniendo en cuenta la Fig. 5.7, se ve que resulta inadecuado para la aplicación del test AP, pues las distorsiones dinámicas no están bien tratadas en vista de la deficiencia del modelo lineal de la velocidad encontrada. No obstante, a redshifts altos, los efectos dinámicos no son tan importantes e incluso el test mejora aunque no se disponga de un modelo dinámico efectivo. Esto demuestra la importancia que tendrán los relevamientos futuros, ya que en vista de su profundidad ( $z_{rel} > 0,5$ ), podrá aplicarse el test AP a redshifts altos. Sin embargo, también es deseable muestrear  $\Omega_m(z)$ , por lo que la cuestión de mejorar el modelo de la velocidad, teniendo en cuenta posibles efectos no lineales, es fundamental.



**Figura 5.7:** Sensibilidad del test AP en función del redshift,  $z$ , aplicado a las muestras RIII (*panel superior*) y S3I (*panel inferior*). El rango cubierto es  $0,05 \leq z \leq 2$ . En cada caso, las rectas horizontales de color indican el parámetro original con que fue elaborada la simulación:  $\Omega_m^{MXXL} = 0,25$  y el resultado de una calibración previa (ver texto.) Las regiones sombreadas representan las incertezas asociadas a dicha calibración. Los puntos y barras de error indican los resultados del ajuste  $\Omega_m^{fit}$  en distintos redshifts.



# Capítulo 6

## Síntesis y conclusiones

### Acerca del test cosmológico de Alcock-Paczyński utilizando voids

El test cosmológico de [Alcock & Paczynski \(1979\)](#) consiste en la evaluación de las distorsiones geométrico-cosmológicas que se producen al comparar las dimensiones de alguna regla estándar <sup>1</sup> proyectadas en el plano del cielo,  $\sigma$ , y a lo largo de la línea de la visual,  $\pi$ , para lo cual se necesita medir su tamaño angular,  $\Delta\theta$ , y su extensión en redshift,  $\Delta z$ , respectivamente. El efecto cosmológico se hace presente al transformar estos observables en unidades de distancia:

$$(\Delta\theta, \Delta z) \xrightarrow{(z, H_0, \Omega_m, \Omega_\Lambda)} (\sigma, \pi) [h^{-1} \text{Mpc}], \quad (6.1)$$

pues para ello, se necesita asumir una cosmología fiduciaria, es decir, valores para los parámetros cosmológicos fundamentales que describen la expansión y el contenido de energía del universo:  $H_0$ ,  $\Omega_m$  y  $\Omega_\Lambda$ , los cuales generalmente presentarán desviaciones con respecto a los parámetros verdaderos subyacentes en la naturaleza. Es así que el test AP depende sólo de un efecto geométrico, y no de la evolución de galaxias u otros procesos astrofísicos, como sucede con la mayoría de los demás métodos.

No obstante, en la práctica, existen dos dificultades principales ([López-Corredoira, 2014](#)):

- i) la ausencia de auténticas reglas estándar;
- ii) la contaminación por distorsiones dinámicas.

---

<sup>1</sup>Objeto o estructura cuyas dimensiones reales son conocidas.

El primer obstáculo puede tratarse construyendo reglas estándar en forma indirecta a partir de objetos que actúen como intermediarios. Un ejemplo de esta técnica es la función de correlación de una distribución de objetos,  $\xi(\sigma, \pi)$ . En vista de la homogeneidad e isotropía que plantea el principio cosmológico, dichas correlaciones deben tener simetría esférica, es decir, deben ser iguales en ambas direcciones  $\sigma$  y  $\pi$ . En este caso, la cosmología fiduciaria junto con la Ec.(3.1) genera anisotropías en los isocontornos de correlación de  $\xi(\sigma, \pi)$ . El segundo obstáculo tiene que ver con el hecho que estimamos distancias a partir de redshifts, los cuales están contaminados por las componentes radiales de las velocidades peculiares de las galaxias que conforman las estructuras. Estas generan anisotropías adicionales en los isocontornos de  $\xi(\sigma, \pi)$  que sólo se manifiestan en la dirección  $\pi$  (Kaiser, 1987). Ambos tipos de distorsiones, dinámicas y cosmológicas, son indistinguibles en una observación. Por lo tanto, resulta necesario tratar las dos fuentes de distorsiones a la vez.

### Diseño del test

En este trabajo, se propuso utilizar la función de correlación de la distribución conjunta de galaxias y voids,  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$ . Para poder diseñar el test en base a  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$ , fue necesario entender primero la dinámica de los voids. Sheth & van de Weygaert (2004) demostraron que el entorno que rodea a los voids es el factor determinante en su estructura y evolución dinámica. De acuerdo al entorno, existen dos poblaciones fundamentales, asociadas a dos modos dinámicos distintos. La primera está constituida por voids inmersos en entornos subdensos con respecto a la media del universo. Estos pueden tratarse como regiones aisladas, y su dinámica consiste en una expansión isotropa. La segunda está constituida por voids inmersos en entornos sobredensos. Estos, a diferencia de los primeros, se están contrayendo debido al colapso gravitatorio de la pared sobredensa que los rodea. Ceccarelli et al. (2013) demostraron que los perfiles de densidad,  $\Delta(r)$ , constituyen una eficaz herramienta para caracterizar los rasgos más importantes del entorno que rodea a los voids. Existen dos tipos característicos de perfiles:

- i) tipo R, asociados a los voids inmersos en entornos subdensos;
- ii) tipo S, asociados a los voids inmersos en entornos sobredensos.

Además, señalaron la necesidad de seleccionar muestras clasificando por tamaño y entorno a la hora de hacer estudios estadísticos. De esta manera, una dada muestra está caracterizada por su perfil medio de densidad,  $\bar{\Delta}(r)$ . Así, de acuerdo a este último, es



posible habar de una muestra de tipo R o S. Paz et al. (2013) encontraron una relación entre  $\bar{\Delta}(r)$  y  $\bar{v}(r)$ , el correspondiente perfil medio de velocidad radial, utilizando la aproximación lineal de la teoría de colapso gravitacional de las estructuras:

$$\bar{v}(r) = -\frac{1}{3}H_0r\bar{\Delta}(r)\Omega_m^{0,6}. \quad (6.2)$$

Este perfil caracteriza la dinámica dicotómica de los voids.

Paz et al. (2013) elaboraron un modelo para  $\xi_{vg}(\sigma, \pi)$  que contempla las distorsiones dinámicas. Fundamentalmente, este se basa en un modelo paramétrico para  $\bar{\Delta}(r)$ . Por un lado, las muestra R tienen perfiles medios que pueden aproximarse por una función error con dos parámetros: R (radio medio de la muestra) y S (empinamiento de la curva):

$$\bar{\Delta}_R(r) := \frac{1}{2} \left[ \text{erf} \left( S \log_{10} \left( \frac{r}{R} \right) \right) - 1 \right], \quad (6.3)$$

mientras que las muestras S, pueden aproximarse agregando una función gaussiana asimétrica a la función error anterior, para lo cual deben agregarse dos parámetros más: P (amplitud, prominencia de la pared sobredensa) y W (extensión externa de la pared)<sup>2</sup>:

$$\bar{\Delta}_S(r) := \frac{1}{2} \left[ \text{erf} \left( S \log_{10} \left( \frac{r}{R} \right) \right) - 1 \right] + P \exp \left[ -\frac{\log_{10}^2 \left( \frac{r}{R} \right)}{2\Theta^2(r)} \right], \quad (6.4)$$

$$\Theta := \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2S}} & , r < R \\ \frac{1}{\sqrt{2W}} & , r > R. \end{cases} \quad (6.5)$$

A partir de este modelo dinámico, se diseñó una versión del test AP. El método consiste simplemente en agregar dos parámetro más:  $\bar{\sigma}_v$ , la dispersión media de velocidades, y  $\Omega_m$ . A grandes rasgos, el procedimiento es el siguiente. En primer lugar, debe seleccionarse una muestra de voids a un mismo redshift, y cuyos tamaños y entornos sean similares. A continuación, debe medirse la función de correlación en términos de diferencias angulares y diferencias en redshift,  $\xi_{vg}^{obs}(\Delta\theta, \Delta z)$ . Luego, la misma debe compararse con un conjunto de correlaciones modeladas  $\{\xi_{vg}^{teo}(\sigma, \pi)\}$  generadas al aplicar un conjunto de parámetros  $\{(R, S, P, W, \bar{\sigma}_v, \Omega_m)\}$  al modelo, junto con el correspondiente conjunto de transformaciones dadas por la Ec.(6.1). Finalmente, deben minimizarse las diferen-

<sup>2</sup>En este caso, el parámetro S cuantifica la extensión interna de la pared

cias entre  $\xi_{vg}^{obs}$  y  $\xi_{vg}^{teo}$  mapeando la función de likelihood en el espacio de parámetros. Con este fin, se implementó un muestreo de Cadenas de Markov (MCMC) utilizando el algoritmo de Metropolis-Hastings. Este método es muy eficaz porque no sólo permite obtener los valores de los parámetros que resultan del mejor ajuste, sino también las incertezas asociadas. Esto último se debe a que las MCMC mapean tanto la zona del máximo del likelihood como sus alrededores. El fin último del test es obtener  $\Omega_m^{fit}$  junto con su incerteza.

Nótese que el parámetro  $\Omega_m$  interviene en dos partes durante el proceso de ajuste:

**GC)** en la transformación de observables a dimensiones físicas (Ec. 6.1);

**D)** en el modelo lineal de la velocidad de los voids (Ec. 6.2).

Es así que el método diseñado tienen en cuenta las distorsiones geométrico-cosmológicas y dinámicas a la vez.

### Implementación y análisis de factibilidad

Con el fin de aplicar el test AP diseñado, se utilizaron halos de materia oscura correspondientes a la salida  $z = 0$  de la Simulación Millennium XXL (Angulo et al., 2012), una simulación de gran resolución ( $6720^3$  partículas) y volumen ( $3h^{-1}Gpc$  de lado). El Dr. Nelson Padilla (Pontificia Universidad Católica de Chile) colaboró con el trabajo identificando voids en dicha simulación. A partir de los mismos, se confeccionaron distintas muestras clasificando por tamaño (clases de tamaño) y entorno (clases de densidad). En primera instancia, se buscó revalidar los resultados teóricos y observacionales más importantes en lo que concierne a la naturaleza estructural y dinámica de los voids. Los mismos pueden resumirse en los siguientes ítems.

- ✓ Las clases de densidad están asociadas a las dos poblaciones fundamentales de acuerdo al entorno (subdenso y sobredenso).
- ✓ Los voids chicos son más abundantes que los grandes. A su vez, los voids chicos son preferentemente de tipo S, mientras que los voids grandes, de tipo R. Esto era de esperarse en vista de la homogeneidad estadística del universo.
- ✓ Los perfiles medios de densidad y velocidad medidos directamente de la simulación recuperan los principales rasgos esperados para los dos tipos de voids.

- ✓ Ídem para las correlaciones medidas. En especial, pueden apreciarse los dos tipos de distorsiones dinámicas en los isocontornos que dan cuenta de la dinámica dicotómica.
- ✓ Fijando una clase de densidad y variando la clase de tamaño, no se evidencian modificaciones significativas en los perfiles. Por el contrario, fijando una clase de tamaño y variando la clase de densidad, las modificaciones son significativas. A mayores densidades, se acentúan los rasgos en los perfiles, sobre todo, en la zona de la pared sobredensa de los voids de tipo S. Esto demuestra que el tamaño no tiene una implicancia física significativa en la estructura y dinámica de los voids. En cambio, las distintas clases de densidad muestran la profunda influencia del entorno. Esto reafirma la importancia de elegir muestras tomando voids con características similares a la hora de hacer análisis estadísticos.
- ✓ Los ajustes  $(R, S, P, W, \bar{\sigma}_v)_{fit}$  y sus incertezas permiten obtener correlaciones y perfiles teóricos que recuperan los principales rasgos de los medidos.

No obstante, también se obtuvieron resultados inesperados.

- !) Existen voids atípicos que no evidencian compensación con la media del universo en el muestreo de los perfiles llevado a cabo (hasta  $15R_{void}$ ). No obstante, sus propiedades estructurales y dinámicas parecen indicar que se trata de voids de tipo R extremos.
- !) Los perfiles medios de dispersión de velocidades muestran que tal dispersión no es constante. Hay gran variabilidad en las zonas internas y en la pared sobredensa en el caso de las muestras S, aunque todas tienden luego a estabilizarse en un valor aproximado de  $\sim 300km/s$ .

El test AP diseñado se aplicó a dos muestras representativas de los dos tipos dinámicos: RIII, una muestra de tipo R; y S3I, una muestra de tipo S. En primer lugar, la calibración del test no resultó satisfactoria, dado a que no se recuperó el valor original de la simulación  $\Omega_m^{MXXL} = 0,25$ . Esto se debe a que el modelo lineal de la velocidad (Ec. 6.2) es deficiente, lo cual muestra que deben considerarse posibles efectos no lineales. En el caso de la muestra RIII, se llegó a una sobrestimación del parámetro:  $\Omega_m^{fit} = (0,31 \pm 0,01)$ , mientras que en el caso la muestra S3I, a una subestimación:  $\Omega_m^{fit} = (0,107 \pm 0,006)$ .

Finalmente, nótese que la Ec.(6.1) refleja que el test AP depende del redshift,  $z$ , en este caso, del redshift medio de las muestras usadas. Con el fin de evaluar cuán sensible es el test a esta cantidad, se supuso que tales muestras se encontraban a distintos

redshifts, repitiendo el proceso de ajuste. Se cubrió un amplio rango:  $0,05 \leq z \leq 2$ . Nuevamente, el objetivo era recuperar el valor original de la simulación. A redshifts bajos, se obtuvieron evidentes sesgos. Esto se debe a que, en este dominio, las distorsiones geométrico-cosmológicas son despreciables frente a las dinámicas, por lo que la variación de  $\Omega_m$  pesa más en la Ec.(6.2) (parte **D**) durante el proceso de ajuste, la cual es deficiente según los resultados de la calibración. Sucede lo contrario a redshifts más altos, donde las distorsiones dinámicas son despreciables frente a las geométrico-cosmológicas, y la variación de  $\Omega_m$  pesa más en la Ec.(6.1) (parte **GC**) durante el proceso de ajuste. De esta manera,  $\Omega_m^{fit}$  se aproxima mejor al valor correcto y las incertezas disminuyen. Esto demuestra el impacto que puede tener el test AP en los próximos relevamientos de galaxias que se avecinan (eBOSS, HETDEX, Euclid, DESI), los cuales tendrán en general redshifts medios superiores a 0,5.

# Bibliografía

Alcock C., Paczynski B., 1979, *Nature*, 281, 358

Anderson L., Aubourg E., Bailey S., Bizyaev D., Blanton M., Bolton A. S., Brinkmann J., Brownstein J. R., Burden A., Cuesta A. J., da Costa L. A. N., Dawson K. S., de Putter R., Eisenstein D. J., Gunn J. E., Guo H., Hamilton J.-C., Harding P., Ho S., Honscheid K., Kazin E., Kirkby D., Kneib J.-P., Labatie A., Loomis C., Lupton R. H., Malanushenko E., Malanushenko V., Mandelbaum R., Manera M., Maraston C., McBride C. K., Mehta K. T., Mena O., Montesano F., Muna D., Nichol R. C., Nuza S. E., Olmstead M. D., Oravetz D., Padmanabhan N., Palanque-Delabrouille N., Pan K., Parejko J., Pâris I., Percival W. J., Petitjean P., Prada F., Reid B., Roe N. A., Ross A. J., Ross N. P., Samushia L., Sánchez A. G., Schlegel D. J., Schneider D. P., Scóccola C. G., Seo H.-J., Sheldon E. S., Simmons A., Skibba R. A., Strauss M. A., Swanson M. E. C., Thomas D., Tinker J. L., Tojeiro R., Magaña M. V., Verde L., Wagner C., Wake D. A., Weaver B. A., Weinberg D. H., White M., Xu X., Yèche C., Zehavi I., Zhao G.-B., 2012, *MNRAS*, 427, 3435

Angulo R. E., Springel V., White S. D. M., Jenkins A., Baugh C. M., Frenk C. S., 2012, *MNRAS*, 426, 2046

Benson A. J., Cole S., Frenk C. S., Baugh C. M., Lacey C. G., 2000, *MNRAS*, 311, 793

Ceccarelli L., Paz D., Lares M., Padilla N., Lambas D. G., 2013, *MNRAS*, 434, 1435

Colberg J. M., Pearce F., Foster C., Platen E., Brunino R., Neyrinck M., Basilakos S., Fairall A., Feldman H., Gottlöber S., Hahn O., Hoyle F., Müller V., Nelson L., Plionis M., Porciani C., Shandarin S., Vogeley M. S., van de Weygaert R., 2008, *MNRAS*, 387, 933

Colless M., Dalton G., Maddox S., Sutherland W., Norberg P., Cole S., Bland-Hawthorn J., Bridges T., Cannon R., Collins C., Couch W., Cross N., Deeley K., De Propriis R., Driver S. P., Efstathiou G., Ellis R. S., Frenk C. S., Glazebrook K., Jackson C., Lahav O., Lewis I., Lumsden S., Madgwick D., Peacock J. A., Peterson B. A., Price I., Seaborne M., Taylor K., 2001, *MNRAS*, 328, 1039

Davis M., Peebles P. J. E., 1983, *ApJ*, 267, 465

Dawson K. S., Schlegel D. J., Ahn C. P., Anderson S. F., Aubourg É., Bailey S., Bark-

- houser R. H., Bautista J. E., Beifiori A., Berlind A. A., Bhardwaj V., Bizyaev D., Blake C. H., Blanton M. R., Blomqvist M., Bolton A. S., Borde A., Bovy J., Brandt W. N., Brewington H., Brinkmann J., Brown P. J., Brownstein J. R., Bundy K., Busca N. G., Carithers W., Carnero A. R., Carr M. A., Chen Y., Comparat J., Connolly N., Cope F., Croft R. A. C., Cuesta A. J., da Costa L. N., Davenport J. R. A., Delubac T., de Putter R., Dhital S., Ealet A., Ebelke G. L., Eisenstein D. J., Escoffier S., Fan X., Filiz Ak N., Finley H., Font-Ribera A., Génova-Santos R., Gunn J. E., Guo H., Haggard D., Hall P. B., Hamilton J.-C., Harris B., Harris D. W., Ho S., Hogg D. W., Holder D., Honscheid K., Huehnerhoff J., Jordan B., Jordan W. P., Kauffmann G., Kazin E. A., Kirkby D., Klaene M. A., Kneib J.-P., Le Goff J.-M., Lee K.-G., Long D. C., Loomis C. P., Lundgren B., Lupton R. H., Maia M. A. G., Makler M., Malanushenko E., Malanushenko V., Mandelbaum R., Manera M., Maraston C., Margala D., Masters K. L., McBride C. K., McDonald P., McGreer I. D., McMahon R. G., Mena O., Miralda-Escudé J., Montero-Dorta A. D., Montesano F., Muna D., Myers A. D., Naugle T., Nichol R. C., Noterdaeme P., Nuza S. E., Olmstead M. D., Oravetz A., Oravetz D. J., Owen R., Padmanabhan N., Palanque-Delabrouille N., Pan K., Parejko J. K., Pâris I., Percival W. J., Pérez-Fournon I., Pérez-Ràfols I., Petitjean P., Pfaffenberger R., Pforr J., Pieri M. M., Prada F., Price-Whelan A. M., Raddick M. J., Rebolo R., Rich J., Richards G. T., Rockosi C. M., Roe N. A., Ross A. J., Ross N. P., Rossi G., Rubiño-Martin J. A., Samushia L., Sánchez A. G., Sayres C., Schmidt S. J., Schneider D. P., Scóccola C. G., Seo H.-J., Shelden A., Sheldon E., Shen Y., Shu Y., Slosar A., Smee S. A., Snedden S. A., Stauffer F., Steele O., Strauss M. A., Streblyanska A., Suzuki N., Swanson M. E. C., Tal T., Tanaka M., Thomas D., Tinker J. L., Tojeiro R., Tremonti C. A., Vargas Magaña M., Verde L., Viel M., Wake D. A., Watson M., Weaver B. A., Weinberg D. H., Weiner B. J., West A. A., White M., Wood-Vasey W. M., Yeche C., Zehavi I., Zhao G.-B., Zheng Z., 2013, *AJ*, 145, 10
- Einstein A., 1915, *Sitzungsberichte der Königlich Preußischen Akademie der Wissenschaften* (Berlin), Seite 844-847.
- Eisenstein D., DESI Collaboration, 2015, in *American Astronomical Society Meeting Abstracts*, Vol. 225, *American Astronomical Society Meeting Abstracts*, p. 336.05
- Hill G. J., Gebhardt K., Komatsu E., Drory N., MacQueen P. J., Adams J., Blanc G. A., Koehler R., Rafal M., Roth M. M., Kelz A., Gronwall C., Ciardullo R., Schneider D. P., 2008, in *Astronomical Society of the Pacific Conference Series*, Vol. 399, *Panoramic Views of Galaxy Formation and Evolution*, Kodama T., Yamada T., Aoki K., eds., p. 115
- Hubble E., 1929, *Proceedings of the National Academy of Science*, 15, 168
- Kaiser N., 1987, *MNRAS*, 227, 1
- Laureijs R., Amiaux J., Arduini S., Auguères J. ., Brinchmann J., Cole R., Cropper M., Dabin C., Duvet L., Ealet A., et al., 2011, *ArXiv e-prints*

- Lavaux G., Wandelt B. D., 2012, *ApJ*, 754, 109
- López-Corredoira M., 2014, *ApJ*, 781, 96
- Melia F., Lopez-Corredoira M., 2015, ArXiv e-prints
- Padilla N. D., Ceccarelli L., Lambas D. G., 2005, *MNRAS*, 363, 977
- Paz D., Lares M., Ceccarelli L., Padilla N., Lambas D. G., 2013, *MNRAS*, 436, 3480
- Paz D. J., Sánchez A. G., 2015, *MNRAS*, 454, 4326
- Peebles P. J. E., 1976, *ApJ*, 205, 318
- , 1980, The large-scale structure of the universe
- Ryden B. S., 1995, *ApJ*, 452, 25
- Schneider P., 2006, *Extragalactic Astronomy and Cosmology*
- Seldner M., Siebers B., Groth E. J., Peebles P. J. E., 1977, *AJ*, 82, 249
- Shane C. D., Wirtanen C. A., 1954, *AJ*, 59, 285
- Sheth R. K., van de Weygaert R., 2004, *MNRAS*, 350, 517
- Spergel D. N., Verde L., Peiris H. V., Komatsu E., Nolita M. R., Bennett C. L., Halpern M., Hinshaw G., Jarosik N., Kogut A., Limon M., Meyer S. S., Page L., Tucker G. S., Weiland J. L., Wollack E., Wright E. L., 2003, *ApJS*, 148, 175
- Springel V., White S. D. M., Jenkins A., Frenk C. S., Yoshida N., Gao L., Navarro J., Thacker R., Croton D., Helly J., Peacock J. A., Cole S., Thomas P., Couchman H., Evrard A., Colberg J., Pearce F., 2005, *Nature*, 435, 629
- Sutter P. M., Pisani A., Wandelt B. D., Weinberg D. H., 2014, *MNRAS*, 443, 2983
- York D. G., Adelman J., Anderson Jr. J. E., Anderson S. F., Annis J., Bahcall N. A., Bakken J. A., Barkhouser R., Bastian S., Berman E., Boroski W. N., Bracker S., Briegel C., Briggs J. W., Brinkmann J., Brunner R., Burles S., Carey L., Carr M. A., Castander F. J., Chen B., Colestock P. L., Connolly A. J., Crocker J. H., Csabai I., Czarapata P. C., Davis J. E., Doi M., Dombeck T., Eisenstein D., Ellman N., Elms B. R., Evans M. L., Fan X., Federwitz G. R., Fiscelli L., Friedman S., Frieman J. A., Fukugita M., Gillespie B., Gunn J. E., Gurbani V. K., de Haas E., Haldeman M., Harris F. H., Hayes J., Heckman T. M., Hennessy G. S., Hindsley R. B., Holm S., Holmgren D. J., Huang C.-h., Hull C., Husby D., Ichikawa S.-I., Ichikawa T., Ivezić Ž., Kent S., Kim R. S. J., Kinney E., Klaene M., Kleinman A. N., Kleinman S., Knapp G. R., Korienek J., Kron R. G., Kunszt P. Z., Lamb D. Q., Lee B., Leger R. F., Limmongkol S., Lindenmeyer C., Long D. C., Loomis C., Loveday J., Lucinio R., Lupton R. H., MacKinnon B., Mannery E. J., Mantsch P. M., Margon B., McGehee P., McKay T. A., Meiksin A., Merelli A., Monet D. G., Munn J. A., Narayanan V. K., Nash T., Neilsen E., Neswold R., Newberg H. J., Nichol R. C., Nicinski T., Nonino M., Okada N.,

Okamura S., Ostriker J. P., Owen R., Pauls A. G., Peoples J., Peterson R. L., Petravick D., Pier J. R., Pope A., Pordes R., Prosapio A., Rechenmacher R., Quinn T. R., Richards G. T., Richmond M. W., Rivetta C. H., Rockosi C. M., Ruthmindsdorfer K., Sandford D., Schlegel D. J., Schneider D. P., Sekiguchi M., Sergey G., Shimasaku K., Siegmund W. A., Smee S., Smith J. A., Snedden S., Stone R., Stoughton C., Strauss M. A., Stubbs C., SubbaRao M., Szalay A. S., Szapudi I., Szokoly G. P., Thakar A. R., Tremonti C., Tucker D. L., Uomoto A., Vanden Berk D., Vogeley M. S., Waddell P., Wang S.-i., Watanabe M., Weinberg D. H., Yanny B., Yasuda N., SDSS Collaboration, 2000, AJ, 120, 1579