

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA

Facultad de Matemática, Astronomía y Física

TESIS DE DOCTORADO EN ASTRONOMÍA

MÉTODOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO APLICADOS A PROBLEMAS COSMOLÓGICOS.

AUTOR: LIC. MARTÍN EMILIO DE LOS RIOS

DIRECTORES: DR. MARIANO JAVIER DOMÍNGUEZ



Métodos de aprendizaje automático aplicados a Problemas Cosmológicos por [Martín Emilio de los Rios](#) se distribuye bajo una

[Licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional](#).

0.1. Palabras claves.

- Materia Oscura
- Cúmulos de galaxias.
- Cosmología.
- Aprendizaje Automático.

0.2. Clasificaciones

- **02.70.Rr** General statistical methods.
- **98.65.Cw** Galaxy Clusters.
- **98.80.Es** Observational cosmology.
- **95.35.+d** Dark matter (stellar, interstellar, galactic, and cosmological).
- **95.36.+x** Dark energy.

Los vicios de la humanidad demuestran lo poco que soy.

Agradecimientos

A mis viejos, Mónica y Jorge por el apoyo incondicional.

A mis hermanos, Macarena y Diego, porque sin saberlo me enseñan cada día algo nuevo.

A mis sobrinos, Valentina, Juan Lucas, Pietro, Teodelina y Felipe, por alegrar cada instante con sus sonrisas.

A mis amigos, por hacer que el día a día no sea rutina.

A mi director, Mariano Dominguéz, por el buen humor, las ganas, la paciencia y, sobretodo, uno que otro *pick-and-roll*.

A mi abuela 'nani' y mi amiga 'tito', por que aunque no las vea me ayudan a continuar.

A todos mis colegas del IATE, por brindarme su ayuda y apoyo en todo momento y hacer de este instituto un hermoso lugar de trabajo.

Resumen.

En este trabajo presentaremos el estudio de diferentes problemas cosmológicos mediante la implementación de técnicas de aprendizaje automático. En la primera parte de la tesis se presenta el marco teórico necesario para estudiar los diferentes problemas cosmológicos que abordamos durante la tesis. Mientras que en el Capítulo 1 se presenta una introducción general sobre el modelo cosmológico estándar, en el Capítulo 2 se detallan los principales algoritmos de aprendizaje automático que se utilizarán durante este trabajo. Esta clase de algoritmos presenta una nueva forma de analizar grandes conjuntos de datos y de buscar correlaciones entre las variables involucradas en un dado problema. Habiendo sido aplicadas con mucho éxito en diferentes áreas de la ciencia y en diversos problemas tecnológicos, en este trabajo utilizamos dichos método para abordar 2 problemas astronómicos: la clasificación de cúmulos de galaxias según su estado dinámico (Capítulo 3) y el análisis estadístico del fondo cósmico de microondas (Capítulo 7). Además también se presenta un estudio estadístico sobre la relación entre el estado dinámico de los cúmulos de galaxias y los campos magnéticos presentes en el medio intra-cúmulo (Capítulo 4) y una serie de estudios individuales (Capítulos 5 y 6) sobre los candidatos a cúmulos en interacción identificados mediante algoritmos de aprendizaje automático. Finalmente en el Capítulo 8 se presenta un estudio teórico sobre las implicaciones observacionales que tendría una posible interacción entre la materia oscura y los fotones del fondo cósmico de microondas.

Abstract.

In this work we present studies with novel machine learning techniques about different cosmological problems. In the first part of the work we present the necessary theoretical framework to understand the astronomical problems that we will address. In Chapter 1 we present an introduction of the standard cosmological model, while in Chapter 2 we present the principal details of the Machine learning techniques that we will use. This kind of algorithms represent a new way of analysing big datasets and to find patterns and relations between the variables that are involved in an specific problem. While these techniques have been applied with a lot of success in technological problems and in other areas of science, we apply it for 2 astronomical issues: the dynamical classification of galaxy clusters (Chapter 3) and the statistical study of the temperature anisotropies of the cosmological cosmic microwave background (Chapter 7). We also present an statistical analysis of the relation between the dynamical status of galaxy clusters and the magnetic fields in their intra-cluster medium (Chapter 4) and a series of individual studies of systems that were previously classify as merging clusters (Chapters 5 and 6). In the last Chapter (8) we introduce a theoretical study of the observational and cosmological implications that may have an interaction between the dark matter particle and the cosmic microwave background photons.

Índice general

	II
0.1. Palabras claves.	III
0.2. Clasificaciones	III
Agradecimientos	V
Resumen.	VII
Abstract.	VIII
1. Modelo cosmológico estándar.	1
1.1. Descripción general de la geometría y evolución del universo.	1
1.2. El sector oscuro.	7
1.2.1. La materia oscura.	8
1.2.2. Energía oscura.	22
Bibliografía	24
2. Introducción a las técnicas de aprendizaje Automático.	39
2.1. Aprendizaje Supervisado.	41
2.1.1. Modelos de aprendizaje supervisado más utilizados.	41
2.1.2. Evaluación de modelos y sobre-ajuste (<i>Overfitting</i>)	52
2.2. Aprendizaje No Supervisado.	57
2.2.1. Modelos de aprendizaje no supervisado más utilizados.	58
Bibliografía	62
	XI

3. Construcción de un catálogo de cúmulos en interacción a partir de técnicas de aprendizaje automático.	65
3.1. Los cúmulos en interacción y su importancia en la cosmología.	66
3.1.1. Desafiando el modelo cosmológico estándar.	67
3.1.2. Límites en la sección eficaz de la materia oscura.	70
3.2. El algoritmo MeSSI (<i>Merging Systems Identification</i>).	72
3.2.1. Confección de la muestra de entrenamiento utilizando simulaciones cosmológicas.	72
3.2.2. Estimación de <i>features</i> para la muestra de cúmulos.	75
3.2.3. Entrenamiento de diferentes modelos de aprendizaje automático.	78
3.2.4. Aplicación del algoritmo MeSSI a catálogos reales.	87
3.2.5. El caso de fusiones múltiples.	93
3.2.6. Conclusiones.	93
Bibliografía	95
4. Estudios estadísticos de cúmulos según su estado dinámico.	107
4.1. Introducción.	107
4.2. Datos observacionales.	109
4.2.1. Conjunto de Cúmulos de Galaxias.	109
4.2.2. Observaciones de la señal de Rotación de Faraday.	112
4.3. Análisis estadístico.	113
4.3.1. Distribuciones de densidad.	116
4.4. Campos magnéticos inferidos.	118
4.5. Conclusiones.	121
Bibliografía	123
5. Estudio individual de los candidatos a cúmulos en interacción A2029/33 y A1204.	129
5.1. Adquisición de datos.	130
5.1.1. Observaciones fotométricas.	130
5.1.2. Observaciones de la emisión en rayos-X.	130
5.1.3. Catálogos espectroscópicos.	131

5.2. Análisis de lentes débiles.	132
5.2.1. Identificación y clasificación de fuentes.	132
5.2.2. Medida de la elipticidad de las galaxias de fondo.	133
5.2.3. Estimación de las masas individuales de las subestructuras.	135
5.2.4. Distribución de densidad de masa proyectada.	137
5.2.5. Resultados.	138
5.3. Análisis dinámico.	138
5.3.1. Modelo de 2 cuerpos.	143
5.4. Conclusiones.	146
5.4.1. A1204.	146
5.4.2. A2029/A2033.	147
Bibliografía	148
6. Estudio individual del candidato a cúmulo en interacción A267.	157
6.1. Adquisición de datos.	158
6.1.1. Catálogos espectroscópicos y fotométricos.	158
6.1.2. Datos de la emisión en rayos-X.	158
6.1.3. Datos simulados.	159
6.2. Análisis dinámico y morfológico.	159
6.3. Grupos fósiles en simulaciones cosmológicas.	164
6.4. Conclusiones.	165
Bibliografía	168
7. Estudio sobre la distribución angular de los parámetros cosmológicos.	175
7.1. Sobre el espectro de potencias de temperaturas del fondo cósmico de microondas.	175
7.2. Análisis de componentes principales de los espectros de potencia.	179
7.2.1. Técnicas de Aprendizaje no supervisado aplicadas a las componentes principales.	183
7.3. <i>CosmoML</i> : Estimación de los parámetros cosmológicos mediante métodos de aprendizaje automático supervisado.	184
7.3.1. Estimación de los parámetros cosmológicos utilizando CMB+Supernovas.	194

7.4. Distribución angular de los parámetros cosmológicos.	196
7.4.1. Reconstrucción de los espectros de potencia.	200
7.4.2. Estimación de los parámetros cosmológicos.	203
7.4.3. Estimación de la distribución angular de los parámetros cosmológicos en datos de PLANCK.	206
7.5. Conclusiones.	212
Bibliografía	214
8. Estudio sobre la interacción entre materia oscura y fotones del CMB.	219
8.1. Función de redistribución para el efecto Sunyaev-Zeldovich generalizado.	220
8.2. Estudio sobre la interacción entre materia oscura y fotones.	227
8.2.1. Modelo de materia oscura dipolar.	227
8.2.2. Distribución de velocidades de las partículas de materia oscura. .	232
8.3. Conclusiones.	236
Bibliografía	239
9. Conclusiones finales.	243
Bibliografía	248
Índice alfabético	251

Índice de figuras

1.1. Densidad de energía vs factor de escala para los diferentes tipos de fluidos en un universo con curvatura espacial plana. a_{eq} corresponde al tiempo en el que la densidad de materia relativista y no relativista son iguales. Figura extraída de <i>Modern Cosmology</i> , Scott Dodelson [6].	5
1.2. Evolución del factor de escala en las distintas etapas del universo. Figura extraída de <i>Modern Astronomy</i> , Bradley W. Carrol & Dale A. Ostlie. [7] .	6
1.3. Curva de rotación de la galaxia espiral NGC 6503. Figura extraída de <i>Begeman et al. 1991</i> [13]	8
1.4. Espectro de potencia del fondo cósmico de microondas para diferentes valores de $\Omega_{dm,0}h^2$	10
1.5. Sección eficaz de la interacción entre la materia oscura y la materia bariónica como función de la masa de la materia oscura para los principales candidatos a materia oscura. En rojo se grafican aquellos candidatos que son clasificados como materia oscura caliente, en rosado aquellos que son materia oscura tibia y en azul aquellos que son clasificados como materia oscura fría. Figura extraída de <i>Roszkowski et al. 2017</i> [41]	14
1.6. Las 4 metodologías fundamentales de la búsqueda de materia oscura. <i>Bauer et al. 2013</i> [47]	16

- 1.7. Límites en el espacio de sección eficaz vs masa para interacciones escalares. Los límites establecidos por experimentos actuales son: LUX en líneas sólidas negras [59], en gris PandaX-II [60], en marrón XENON100 y XENON1T [61, 62] y en líneas violetas CDMSlite-II [63]. Los límites predichos para proyectos futuros son: CRESST-III [64] en celeste, Dark-Side G2 [65] en líneas punteadas violeta, DEAP3600 [66] en líneas punteadas azules, LZ [67] en línea negra punteada, SuperCDMS y SNOLAB [68] en línea rosa punteada y, en línea punteada marrón, XENON1T/nT [69]. También se muestra en verde el área favorecida por el modelo supersimétrico mínimo (MSSM por sus siglas en inglés) y en marrón el área favorecida por el modelo supersimétrico mínimo limitado (CMSSM por sus siglas en inglés). Las áreas sombreadas en la zona superior del gráfico corresponden a los eventos observados por CDMS (azul), CoGenT (gris), CRESST-II (celeste) y DAMA-LIBRA (verde claro). Finalmente, el área naranja sombreada en la parte inferior del gráfico corresponde al fondo irreducible de neutrinos [70]. Figura extraída de *Roszkowski et al. 2017* [41]. 19

- 1.8. Mapa de la emisión de rayos gamma observado por el telescopio espacial FERMI. Figura extraída de <http://www.nasa.gov> 20

1.9. Límites en el espacio de masas vs sección eficaz de la aniquilación de la materia oscura. En línea dorada se muestran los resultados obtenidos a partir del análisis de galaxias enanas con datos de Fermi-LAT [78]. En línea negra se muestra un análisis combinado entre Fermi-LAT y MAGIC [79]. Los resultados obtenidos por observaciones de HESS [80] se muestran en línea violeta, mientras que los límites obtenidos mediante observaciones de Fermi-LAT del centro galáctico [81] se muestran en líneas grises. Los resultados obtenidos por la colaboración Planck mediante el análisis del CMB [82] se grafican en líneas punteadas azul y verde. Los límites predichos para el análisis conjunto de 45 galaxias enanas [83] se muestran en línea punteada marrón, mientras que los límites esperados por la colaboración CTA [84] se muestran en línea punteada rosa, asumiendo un perfil NFW, y en línea punteada roja, asumiendo un perfil de Einasto. De manera complementaria se muestra, en línea punteada gris, el valor de la sección eficaz de la aniquilación correspondiente a la producción termal de las WIMPs [85]. Figura extraída de <i>Roszkowski et al. 2017</i> [41]	21
2.1. Porcentaje de objetos bien clasificados como función del número de ejemplos presentes en el set de entrenamiento.	40
2.2. Algoritmo <i>k-nearest neighbour</i> . (Izq.) Clasificador entrenado con $k = 1$. (Der.) Clasificador entrenado con $k = 15$. Figura extraída de <i>Hastie et al. 2001</i> [2].	43
2.3. Esquema de una clasificación mediante <i>Support Vector Machine</i>	45
2.4. Esquema de clasificación utilizando un <i>Random Forest</i> . Figuras extraídas de <i>Machine Learning: A Probabilistic Perspective</i> . <i>K. Murphy</i> [4].	47
2.5. Esquema de clasificación de una red neuronal artificial.	49
2.6. Comparación entre los esquemas de clasificación de algoritmos de aprendizaje automático tradicional y <i>Deep Learning</i>	52
2.7. Método clásico para evaluar la performance de un algoritmo de aprendizaje Supervisado.	54
2.8. Matriz de confusión utilizada para evaluar el rendimiento de algoritmos de aprendizaje automático supervisado.	55

2.9. Ejemplo de curva ROC utilizada para comparar diferentes métodos de aprendizaje automático supervisado.	57
2.10. Esquema de un análisis de componentes principales bidimensional.	60
2.11. Ejemplo de un algoritmo de reconstrucción facial al variar el número de componentes principales utilizado para la reconstrucción. Figura extraída de http://www.declanoller.com/tag/pca/	61
3.1. <i>Izq.</i> Imagen de la emisión rayos-X superpuesta a los contornos de masa extraídos del estudio de lentes gravitacionales débiles. <i>Der.</i> Imagen en el óptico superpuesta a los contornos de masa extraídos del estudio de lentes gravitacionales débiles. Figuras extraídas de <i>Clowe et al. 2006</i> [17].	67
3.2. Esquema de la geometría de un cúmulo en colisión. Figura extraída de <i>Harvey et al. 2015</i> [43].	71
3.3. Esquema de un halo que tuvo una fusión mayor en el <i>snapshot</i> 61 y cuyo halo sobrevivió como un subhalo hasta el <i>snapshot</i> 63.	75
3.4. Distribución de tiempos de fusión de la muestra de cúmulos en proceso de interacción. En línea negra se muestra el valor encontrado por <i>Pinkney et al. 1996</i> [69].	76
3.5. De izquierda a derecha y de arriba a abajo, se muestra el resultado de la aplicación del test de Dressler-Shectman iterativo.	79
3.6. Distribución de los <i>features</i> para cúmulos interactuantes (rojo) y no interactuantes (negro).	80
3.7. Distribución de los <i>features</i> para cúmulos interactuantes (rojo) y no interactuantes (negro).	81
3.8. Curva ROC comparativa de los diferentes métodos de aprendizaje automático utilizados para la clasificación de los cúmulos.	82
3.9. Tasa de verdaderos positivos (cruces rojas), tasa de falsos positivos (asteriscos azules), efectividad (puntos negros) y tamaño normalizado de la muestra final (diamantes verdes) en función de ν_{crit}	83
3.10. Tasa de verdaderos positivos (cruces rojas) y efectividad (puntos negros) en función del tamaño final de la muestra. En línea negra se marca el número de cúmulos y las tasas esperadas para un $\nu_{crit} = 0.3$	84

3.11. Curva ROC del <i>Random Forest</i> para clasificar si una galaxia pertenece o no a una subestructura en interacción.	85
3.12. Izq.: Comparación entre las masas encontradas y las masas reales para subestructuras de la simulación. En escala de colores puede verse el cociente de masas entre la subestructura 1 y 2. Der.: Comparación entre la distribución de los cocientes de masa de las subestructuras en interacción.	86
3.13. Izq.: Separación real y observada entre los centros de las subestructuras en interacción, normalizados al radio virial real. Der.: Valor absoluto de la separación en velocidad radial entre las subestructuras en fusión, normalizados a la dispersión de velocidades real.	87
3.14. Geometrías de los cúmulos clasificados como en fusión.	88
4.1. Distribución de las propiedades principales de los cúmulos relajados y no relajados	111
4.2. angular sigma(RMs)	114
4.3. projected sigma(RMs)	115
4.4. Angular Bright Faint	115
4.5. projected Sigma normalized R200	116
4.6. Angular sigma(RMs) by Han	117
4.7. all density distribution	119
4.8. Density ditribution M40	120
5.1. A1204: Perfil radial del <i>shear</i> como función de la distancia proyectada al centro de la subestructura. En el panel superior se grafica la componente primaria, mientras que en el panel inferior se muestra la componente secundaria de A1204. Las líneas sólidas y punteadas representan los perfiles ajustados SIS y NFW respectivamente. En puntos y cruces se grafican las componentes de la elipticidad de las galaxias de fondo promediadas en bins angulares.	139

- 5.2. *A2029/2033*: Perfil radial del *shear* como función de la distancia proyectada al centro de la subestructura. En el panel superior se grafica la componente primaria (*A2029*), mientras que en el panel inferior se muestra la componente secundaria (*A2033*). Las líneas sólidas y punteadas representan los perfiles ajustados SIS y NFW respectivamente. En puntos y cruces se grafican las componentes de la elipticidad de las galaxias de fondo promediadas en bins angulares. 140
- 5.3. Distribución de densidad proyectada en el campo de *A1204* obtenida con el análisis de lentes gravitacionales. En la parte inferior izquierda de cada panel se muestra la escala en unidades de $h_{70}M_{\odot}/pc^2$. Los contornos rojos corresponden a densidades proyectada mayores a 3σ ($250 h_{70}M_{\odot}/pc^2$). Los contornos de la emisión en rayos-X se grafican en azul. Los puntos rojos y los cuadrados verdes representan la posición de las BCGs y los centros dinámicos respectivamente. Los puntos rosados y celestes muestran las posiciones de las galaxias clasificadas como miembro de cada subestructura. 141
- 5.4. Distribución de densidad proyectada en el campo de *A2029/2033* obtenida con el análisis de lentes gravitacionales. En la parte inferior izquierda de cada panel se muestra la escala en unidades de $h_{70}M_{\odot}/pc^2$. Los contornos rojos corresponden a densidades proyectada mayores a 3σ ($400 h_{70}M_{\odot}/pc^2$). Los contornos de la emisión en rayos-X se grafican en azul. Los puntos rojos y los cuadrados verdes representan la posición de las BCGs y los centros dinámicos respectivamente. Los puntos rosados y celestes muestran las posiciones de las galaxias clasificadas como miembro de cada subestructura. 142

- 5.5. Ángulo proyectado en función de la velocidad radial relativa (V_r) estimada mediante las ecuaciones de movimiento de *A1204* (panel izquierdo) y *A2029/2033* (panel derecho). Las curvas negras sólidas separan las zonas de soluciones ligadas y no ligadas según el criterio Newtoniano. Las curvas azules son soluciones para las ecuaciones de movimiento ligadas (líneas sólidas) y no ligadas (líneas punteadas). En puntos rojos se muestran las soluciones para cada sistema según la velocidad radial relativa observada marcada en línea roja con su incerteza graficada en gris. Mientras que las curvas punteadas representan la incerteza en las curvas considerando los errores en la determinación de las masas de lentes gravitacionales. 145
- 6.1. Distribución de las galaxias miembro de las subestructuras identificadas por *MeSSI*. En escala de colores se muestra el *redshift* de cada galaxia. 160
- 6.2. Resultado del test de Dressler-Shectman para las galaxias internas ($< R_{200}$). En escala de colores se muestra la diferencia de velocidad radial entre cada galaxia y el promedio de todas las galaxias. El tamaño de los círculos es proporcional al estadístico δ de cada galaxias. 161
- 6.3. Diagrama del espacio de fases para las galaxias de la subestructura principal (puntos rojos) y la subestructura secundaria (puntos azules) identificada con *mclust*. En líneas punteadas se muestran los valores de $(|\Delta(v)|/\sigma_1) \times (R/R_{200})$ constante definidos en *Noble et al. 2013 [20]* 162
- 6.4. *Izq.*: Diagrama color-magnitud para el cúmulo *A267*. En puntos rojos y azules se grafican las galaxias pertenecientes a las subestructuras identificadas en dicha región. En puntos negros se grafican otras galaxias que se encuentran al mismo *redshift* del cúmulo y en cuadrados negros se resaltan aquellas galaxias que se encuentran dentro de $0.5R_{200}$ del centro del cúmulo. *Der.*: Histograma de los colores de las galaxias de ambas subestructuras. 163
- 6.5. Mapa de densidad proyectada realizado por *Okabe et al. [21]* superpuesto a los contornos de emisión en rayos-X. En círculos rojos y cuadrados verdes se resaltan las galaxias pertenecientes a las subestructuras identificadas por *MeSSI* en dicha región. 164

6.6. <i>Arriba.</i> : Masa media de grupos que tuvieron su última fusión mayor a un dado z_{merger} . <i>Abajo.</i> : Factor de crecimiento medio de grupos que tuvieron su última fusión mayor a un dado z_{merger} . En azul se muestran los grupos fósiles GF_{12} y en rojo los GF_{14}	166
7.1. Ejemplos de espectros de potencia calculados con CAMB para diferentes set de parámetros cosmológicos.	180
7.2. Ejemplo de un espectro <i>full-sky</i> (línea negra) superpuesto a los bins estimados (puntos rojos).	181
7.3. Espectros de potencia de los diferentes modelos cosmológicos que serán utilizados en los análisis de aprendizaje automático.	182
7.4. Correlación entre las 8 primeras componentes principales y los parámetros cosmológicos.	184
7.5. Modelos cosmológicos pertenecientes a los mismos grupos encontrados por <code>mclust</code> en el espacio $\Omega_m h^2 - \Omega_k$	185
7.6. Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	188
7.7. Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	189
7.8. Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado en el espacio de <i>features</i> extendido y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	190
7.9. Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado en el espacio de <i>features</i> extendido y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	191
7.10. Importancia relativa de los diferentes <i>features</i> a la hora de predecir los parámetros cosmológicos.	192
7.11. Importancia relativa de los diferentes <i>features</i> a la hora de predecir los parámetros cosmológicos.	193

7.12. Diagrama de Hubble (Modulo de distancia en función del <i>redshift</i>) bineado. En líneas grises se muestran las supernovas de las muestras simuladas y en línea negra se resalta la media de <i>MD</i> para cada bin de <i>z</i> . Mientras que en puntos negros se grafican la media de <i>MD</i> en bins de <i>z</i> de la muestra de supernovas JLA.	195
7.13. Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado en el espacio de <i>features</i> CMB+Diagrama de Hubble y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	197
7.14. Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado en el espacio de <i>features</i> CMB+Diagrama de Hubble y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	198
7.15. Importancia relativa de los <i>features</i> a la hora de estimar la constante de Hubble.	199
7.16. Zonas del cielo analizadas, correspondientes al esquema de pixelización de <i>Healpix</i> con <i>NSIDE</i> = 4.	200
7.17. Comparación entre el espectro de potencias de 2 zonas del cielo elegidas aleatoriamente y el espectro de potencia <i>full-sky</i> correspondiente.	201
7.18. Esquema de la arquitectura utilizada en la red neuronal.	201
7.19. Ejemplo de reconstrucción de un espectro de una zona del cielo correspondiente a un pixel del esquema de pixelización de <i>Healpix</i> con <i>NSIDE</i> = 4.	202
7.20. Histograma de Δ para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	203
7.21. Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos a partir de los espectros reconstruidos y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	204
7.22. Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos a partir de los espectros reconstruidos y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.	205
7.23. Mapa angular de la máscara de contaminación.	206
7.24. Mapa angular SILC, proporcionado por <i>Rogers et al.</i> [12, 13].	207

- 7.25. Histogramas de los parámetros cosmológicos estimados para las 192 zonas del cielo. En líneas negras las distribuciones de cada mapa simulado, mientras que en líneas rojas se muestran las distribuciones correspondientes a los datos reales. Además en línea vertical negra se muestra el promedio del parámetro cosmológico estimado con el mapa *full-sky* para cada simulación, donde la banda de error esta dada por la desviación estándar de los valores estimados. Mientras que en línea vertical roja se muestra el valor estimado mediante los métodos descritos en la sección 7.3 para el mapa *full-sky* de Planck, donde la banda de error corresponde al estadístico χ . A manera de comparación se agregó en línea vertical verde el valor estimado por la colaboración Planck con su respectivo error [11]. 208
- 7.26. Valor del parámetro cosmológico estimado en función del porcentaje de cielo que no esta afectado por la máscara de Planck en cada zona. 210
- 7.27. Histogramas de los parámetros cosmológicos estimados para las 192 zonas del cielo aplicando la máscara de contaminación de Planck. En líneas negras las distribuciones de cada mapa simulado, mientras que en líneas rojas se muestran las distribuciones correspondientes a los datos reales. Finalmente, en línea verde se muestra la distribución encontrada en los datos de Planck sumándole el valor del estadístico χ correspondiente al error detallado en la tabla 7.4. 211
- 8.1. Esquema del sistema de referencia que se utilizará para el análisis de las interacciones. 221
- 8.2. Función redistribución de energía para la interacción entre fotones del CMB y electrones en el medio intra-cúmulo que siguen una distribución de energía de Maxwell-Boltzmann con diferentes temperaturas. En líneas punteadas se grafican los resultados encontrados mediante el método de Boltzmann, mientras que en líneas sólidas se grafican los resultados obtenidos mediante el método de transferencia radiativa. 225

- 8.3. Función redistribución de energía para la interacción entre fotones del CMB y electrones provenientes de la aniquilación entre partículas de materia oscura de diferente masas que siguen una distribución de energía no termal. En líneas punteadas se grafican los resultados encontrados mediante el método de Boltzmann, mientras que en líneas sólidas se grafican los resultados obtenidos mediante el método de transferencia radiativa. 226
- 8.4. Sección eficaz de Thomson σ_{th} estimada mediante el método colisional y normalizada al valor teórico. 226
- 8.5. Diagramas de Feymann representativos de las interacciones entre la materia oscura y los fotones. 228
- 8.6. Sección eficaz para la interacción entre fotones y partículas de materia oscura dipolar de diferentes masas, estimada con el método colisional de Boltzmann. *Izq.* Materia oscura dipolar con $M = D = 2 * 10^{-16} KeV^{-1}$ y $m_{DM} = 10^6 KeV$. *Der.* Materia oscura dipolar con $M = D = 2 * 10^{-16} KeV^{-1}$ y $m_{DM} = 10^9 KeV$ 232
- 8.7. Función redistribución de energía para la interacción entre los fotones del CMB y una población de partículas de materia oscura dipolar con $M = D = 10^{-9} KeV^{-1}$. *Izq.* Partículas con una masa de $m_{dm} = 1e3 KeV$ y con una distribución de energía termal de diferentes temperaturas. *Der.* Partículas con una distribución de energía termal con $K_b T = 100 KeV$ y con diferentes masas. 233
- 8.8. Función redistribución de energía para la interacción entre los fotones del CMB y una población de partículas de materia oscura dipolar con una masa de $m_{DM} = 10^6 KeV$, una distribución termal con $k_B T = 5 * 10^4 KeV$ y diferentes valores de M y D . Para una mejor comparación el valor de δI_γ se multiplica por 10^{16} y 10^{28} para la materia oscura con $M = D = 2 * 10^{-13} KeV^{-1}$ y $M = D = 2 * 10^{-16} KeV^{-1}$ respectivamente. 234

- 8.9. Distribución de velocidades que tendría una población de partículas de materia oscura en un halo NFW ($\rho_0 = 10^{14} M_\odot / Mpc^3$, $r_0 = 1 Mpc$) a una distancia $r = 0.3 Mpc$ del centro. En líneas sólidas se muestran los resultados obtenidos mediante el método de Eddington, mientras que en líneas punteadas se muestra como comparación una distribución de Maxwell-Boltzmann. 236
- 8.10. Redistribución de energía producida por la interacción entre los fotones del CMB y materia oscura dipolar con una distribución de energía de Maxwell-Boltzmann con una dispersión de velocidades dependiente del radio (Ver ecuación 2.6 y 2.7 de *Petač et al. 2018 [7]*). Para una mejor comparación el valor de δI_γ se multiplica por $5 * 10^{11}$ y 10^4 para la materia oscura con $m_{dm} = 10^6 KeV$ y $m_{dm} = 10^9 KeV$ respectivamente. 237

Índice de tablas

3.1.	Comparación de las velocidades de caída iniciales para diferentes simulaciones. La velocidad V_{2500} es una velocidad estándar calculada asumiendo que el cúmulo se mueve como una masa puntual en una trayectoria en caída libre desde su posición inicial hasta una separación de $2500kPc$. Tabla extraída de <i>Lage & Farrar</i> [54].	70
3.2.	En esta tabla se presentan los candidatos a cúmulos en interacción identificados en el catálogo SDSS DR7 [1]. En la primera columna se presenta el nombre del cúmulo en estudio. Desde la 2 a la 5 columna se presentan la masa estimada y la posición de la subestructura principal en cada cúmulo. Desde la sexta a la novena columna se presentan la masa estimada y la posición de la segunda subestructura. Finalmente en la última columna se presentan los trabajos previos en los que se estudio cada objeto. Aquellos cúmulos que tienen una clasificación previa como cúmulo en interacción están identificados con \checkmark . Referencias: 1 [90],2 [93], 3 [29], 4 [19], 5 [83], 6 [2], 7 [76], 8 [75], 9 [68], 10 [16], 11 [26], 12 [65], 13 [24], 14 [32], 15 [8], 16 [73], 17 [10], 18 [50], 19 [3], 20 [46], 21 [27], 22 [13], 23 [70]	90
3.3.	En esta tabla se presentan los candidatos a cúmulos en interacción identificados en el catálogo Wings [15]. En la primera columna se presenta el nombre del cúmulo en estudio. Desde la 2 a la 5 columna se presentan la masa estimada y la posición de la subestructura principal en cada cúmulo. Desde la sexta a la novena columna se presentan la masa estimada y la posición de la segunda subestructura. Finalmente en la última columna se presentan los trabajos previos en los que se estudio cada objeto. Aquellos cúmulos que tienen una clasificación previa como cúmulo en interacción están identificados con \checkmark . Referencias: 1 [19], 2 [68], 4 [32], 3 [73], 5 [91], 6 [49], 7 [85], 8 [52], 9 [36], 10 [79], 11 [78], 12 [55], 13 [31]	91

3.4.	En esta tabla se presentan los candidatos a cúmulos en interacción identificados en el catálogo HeCS [77]. En la primera columna se presenta el nombre del cúmulo en estudio. Desde la 2 a la 5 columna se presentan la masa estimada y la posición de la subestructura principal en cada cúmulo. Desde la sexta a la novena columna se presentan la masa estimada y la posición de la segunda subestructura. Finalmente en la última columna se presentan los trabajos previos en los que se estudio cada objeto. Aquellos cúmulos que tienen una clasificación previa como cúmulo en interacción están identificados con \checkmark . Referencias: 1 [93], 2 [29], 3 [32], 4 [9], 5 [71], 6 [28], 7 [94], 8 [84], 9 [53], 10 [4], 11 [80], 12 [58]	92
4.1.	Correlación entre cúmulos de galaxias y catálogos de AGN en diferentes bandas fotométricas.	112
5.1.	Especificaciones de los datos observacionales utilizados en el estudio de cada cúmulo. En la columna (1) se detalla el Id. de cada cúmulo. En las columnas (2), (3) y (4), se detallan las coordenadas y <i>redshift</i> de los centros de los mismos. Finalmente en las columnas (5), (6), (7) y (8) se presentan las especificaciones de los datos observacionales utilizados. (\dagger <i>seeing</i> promedio del mosaico.).	131
5.2.	Resultados principales del análisis de lentes gravitacionales. En la columna (1) se presenta el Id de cada sistema. En las columnas (2), (3) y (4) se detallan las coordenadas angulares y el <i>redshift</i> de los centros utilizados para el análisis. En la columna (5) se muestra el factor geométrico. En las columnas (6) y (7) se muestran los resultados del ajuste para los perfiles SIS, dispersión de velocidades y M_{200} respectivamente, mientras que en las columnas (8), (9) y (10) se muestran los resultados para el ajuste de un perfil NFW: c_{200} , R_{200} y la masa estimada M_{200} respectivamente.	138
5.3.	Soluciones para el modelo de 2 cuerpos. Columna: (1) Identificación del cúmulo. (2) Clase de la solución. Valores resultantes de α (3), R (4), R_m (5), V (6) y probabilidad estimada P (7) para cada solución.	145
6.1.	Características principales de las subestructuras identificadas dentro de R_{200}	161
7.1.	Intervalos estudiados para cada parámetro cosmológico.	181

7.2. Importancia relativa de las primeras 10 componentes principales de los espectros.	183
7.3. Rendimiento, cuantificado mediante el estadístico χ , de los diferentes métodos de aprendizaje automático al estimar los parámetros cosmológicos. . .	189
7.4. Resultados sobre el rendimiento, cuantificado mediante el estadístico χ , del <i>Support Vector Machine</i> al estimar los parámetros cosmológicos en las diferentes zonas del cielo correspondientes al esquema de pixelización de <code>Healpix</code> con $NSIDE = 4$	205

Capítulo 1

Modelo cosmológico estándar.

1.1. Descripción general de la geometría y evolución del universo.

La cosmología puede definirse como el estudio del origen y la evolución del universo. Debido a las escalas espaciales y temporales involucradas, es necesario realizar dicho estudio en el marco de la teoría de la relatividad general. En dicha teoría la estructura del espacio-tiempo está representada por una variedad diferencial cuya geometría viene dada por un tensor métrico que cumple con las ecuaciones de campo de Einstein:

$$R_{\mu\nu} - \frac{1}{2}g_{\mu\nu}R - g_{\mu\nu}\Lambda = 8\pi GT_{\mu\nu} \quad (1.1)$$

donde $R_{\mu\nu}$ es el tensor de Ricci, $g_{\mu\nu}$ es el tensor métrico, Λ es la constante cosmológica, G es la constante de Newton y $T_{\mu\nu}$ es el tensor energía-momento que depende de la distribución de materia y energía del universo.

El modelo cosmológico estándar más aceptado en la actualidad tiene como suposición fundamental que el Universo es homogéneo e isotrópico en escalas grandes (Principio Cosmológico) . Dicha suposición esta soportada por diversas evidencias observacionales (distribución de galaxias en gran escala, el fondo cósmico de microondas [1, 2], etc.) y permite simplificar significativamente la descripción del universo, obteniendo que el Universo puede ser representado mediante la siguiente métrica conocida como de Friedmann-Robertson-Walker (FRW)

$$ds^2 = g_{\mu\nu} dx^\mu dx^\nu = dt^2 - a^2(t) \left[\frac{dr^2}{1 - Kr^2} + r^2(d\theta^2 + \sin^2(\theta)d\phi^2) \right] \quad (1.2)$$

donde $\{x^\mu\}_{\mu=0,1,2,3}$ son las coordenadas en el espacio-tiempo ((t,r, θ , ϕ) en la segunda igualdad), $a(t)$ es el factor de escala y K es una constante que determina la curvatura espacial ($K = 0$ curvatura plana, $K < 0$ curvatura abierta, $K > 0$ curvatura cerrada).

Suponiendo que el contenido de materia del universo se puede representar, a primera aproximación, por un fluido perfecto con ecuación de estado $p = \omega\rho$, y teniendo en cuenta las simetrías introducidas por el principio cosmológico, el tensor energía-momento de la ecuación 1.1 queda

$$T_{\mu\nu} = \text{diag}(\rho, -p, -p, -p) \quad (1.3)$$

donde ρ es la densidad total de materia y p es la presión. Introduciendo 1.3 y 1.2, en 1.1, obtenemos las llamadas ecuaciones de Friedmann que determinan la evolución del factor de escala del universo

$$\frac{\ddot{a}}{a} = -\frac{4\pi G}{3}(\rho + 3p) + \frac{\Lambda}{3} \quad (1.4)$$

$$\frac{\ddot{a}}{a} + 2 \left(\frac{\dot{a}}{a} \right)^2 + 2\frac{K}{a^2} = 4\pi G(\rho - p) + \Lambda \quad (1.5)$$

donde el punto indica derivación con respecto al tiempo cósmico t . Sustituyendo 1.4 en 1.5, obtenemos

$$H^2(t) \equiv \left(\frac{\dot{a}}{a} \right)^2 = \frac{8\pi G}{3}\rho + \frac{K}{a^2} + \frac{\Lambda}{3} \quad (1.6)$$

siendo $H(t)$ el parámetro de Hubble. Derivando 1.6 y combinándola con 1.4 se obtiene la ecuación de conservación de la energía

$$\dot{\rho} + 3H(\rho + p) = 0 \quad (1.7)$$

la cuál, teniendo en cuenta la ecuación de estado del fluido ideal ($p = \omega\rho$), se reduce a

$$\rho \propto a^{-3(1+\omega)} \quad (1.8)$$

Los últimos resultados observacionales [3, 4] sugieren que el universo está compuesto por más de una forma de materia, por lo que la densidad total de energía puede ser expresada como

$$\rho = \sum_{i=1}^N \frac{\rho_{i,0}}{a^{3(1+\omega_i)}} \quad (1.9)$$

donde $\rho_{i,0}$ es la densidad de cada fluido en el tiempo actual, ω_i es la ecuación de estado de cada fluido y se adopta una normalización del factor de escala tal que $a_0 = a(t_0) = 1$, donde t_0 es el tiempo actual. Utilizando esto, la ecuación 1.6 puede escribirse como

$$H^2(t) = \frac{8\pi G}{3} \sum_{i=1}^N \frac{\rho_{i,0}}{a^{3(1+\omega_i)}} + \frac{K}{a^2} \quad (1.10)$$

notar que la constante cosmológica puede ser descrita como un fluido monocomponente con ecuación de estado $p_\Lambda = -\rho_\Lambda$. Luego despejando K de 1.10, podemos obtener una expresión para la curvatura espacial del universo en función del contenido de materia y energía

$$K = H^2(t) \left(\frac{8\pi G}{3H^2} \sum_{i=1}^N \frac{\rho_{i,0}}{a^{3(1+\omega_i)}} - 1 \right) \quad (1.11)$$

Definimos la densidad crítica ρ_c , como el valor que tiene que tener la densidad total de materia para que $K = 0$, es decir para que la curvatura espacial sea plana.

$$\rho_c = \frac{3H^2}{8\pi G} \quad (1.12)$$

Teniendo en cuenta éste valor, podemos definir el parámetro de densidad Ω_i [5] para cada fluido i de acuerdo a

$$\Omega_i \equiv \frac{\rho_i}{\rho_c} \quad (1.13)$$

Definiendo, además, el parámetro de densidad para la curvatura como

$$\Omega_K = \frac{K}{H^2} \quad (1.14)$$

la ecuación 1.11 se reduce a

$$\sum_{i=1}^N \Omega_i + \Omega_\Lambda + \Omega_K = 1 \quad (1.15)$$

Finalmente con estas definiciones, la evolución del factor de escala (Ecuación 1.6) queda determinada por

$$H^2(t) = H_0^2 \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Omega_{i,0}}{a^{3(1+\omega_i)}} + \frac{\Omega_{K,0}}{a^2} + \Omega_{\Lambda,0} \right) \quad (1.16)$$

donde el subíndice 0, denota cantidades evaluadas en el tiempo actual t_0 . De esta ecuación se infiere claramente que la evolución del universo esta determinada por las proporciones y propiedades de los diferentes fluidos que componen el universo.

El universo está constituido principalmente por 3 tipos diferentes de materia. Teniendo en cuenta la ecuación de estado de cada fluido por separado se puede estudiar la evolución de su densidad y así, determinar que fluido domina la dinámica del universo en cada etapa.

- **Materia no relativista:** La ecuación de estado para la materia no relativista tiene $\omega = 0$, luego, teniendo en cuenta la ecuación 1.8, la densidad de la misma es $\rho \propto a^{-3}$. Este resultado se puede entender ya que la densidad de materia no relativista disminuye como a^{-3} debido al aumento del volumen del universo.
- **Materia relativista:** Para la materia relativista la ecuación de estado es $\omega = 1/3$, luego la densidad es $\rho \propto a^{-4}$. Este resultado se interpreta teniendo en cuenta que la densidad de materia relativista disminuye como a^{-3} debido al aumento del volumen del universo, pero además sufre una disminución que va como a^{-1} debido a que dicha materia va perdiendo energía por el efecto conocido como corrimiento al rojo (*redshift* cosmológico). Dicho corrimiento al rojo se puede estimar teniendo en cuenta la propagación de los fotones por geodésicas nulas de la métrica FRW. Comparando las longitudes de onda de los fotones en el momento de emisión (λ_e) y recepción (λ_r) se puede ver que sufrieron una pérdida de energía ($\lambda_e < \lambda_r$) proporcional al aumento del factor de escala:

$$1 + z = \frac{\lambda_r}{\lambda_e} = \frac{a_r}{a_e} \quad (1.17)$$

- Constante cosmológica : La constante cosmológica tiene una ecuación de estado $\omega = -1$ por lo que su densidad permanece constante a lo largo del tiempo $\rho = cte$.

Teniendo en cuenta la variación de las densidades de estos 3 fluidos con respecto al factor de escala, se puede ver que al comienzo ($a \rightarrow 0$) el universo estaba dominado por la materia relativista luego, debido a que la densidad de materia relativista decae como a^{-4} y la densidad de materia no relativista decae como a^{-3} , se cumple que en un determinado tiempo (t_{eq}) las densidades de ambos fluidos se igualan, lo que nos permite definir una escala característica $a_{eq} = a(t_{eq})$. A partir de t_{eq} la evolución del factor de escala queda dominada por el contenido de materia no relativista. Finalmente, teniendo en cuenta que la densidad de la constante cosmológica se mantiene constante, la evolución queda dominada por dicha constante en el universo tardío. Este comportamiento queda claro en las figuras 1.1 y 1.2 .

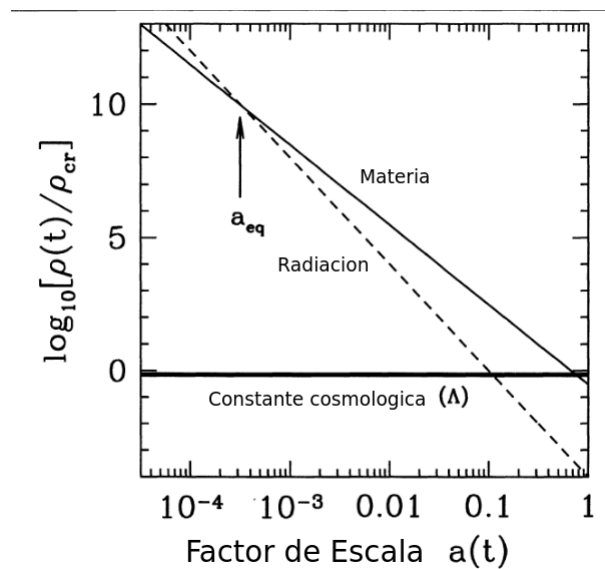


Figura 1.1: Densidad de energía vs factor de escala para los diferentes tipos de fluidos en un universo con curvatura espacial plana. a_{eq} corresponde al tiempo en el que la densidad de materia relativista y no relativista son iguales. Figura extraída de *Modern Cosmology*, Scott Dodelson [6].

En la última década, gracias a numerosas observaciones en distintas bandas del espectro electromagnético (Fondo cósmico de microondas [2], supernovas de tipo Ia [4, 8], etc.), se logró medir con una gran precisión los diferentes parámetros cosmológicos, llegando

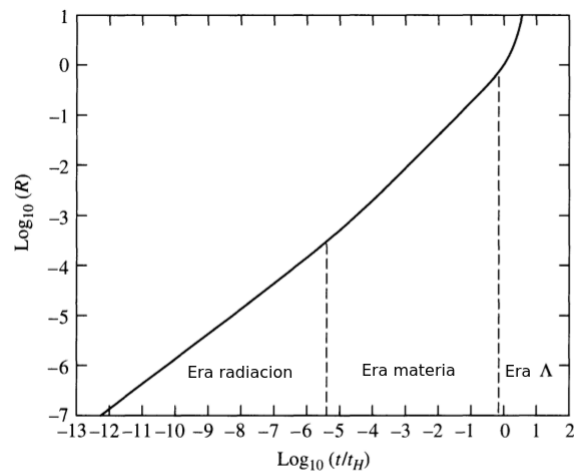


Figura 1.2: Evolución del factor de escala en las distintas etapas del universo. Figura extraída de *Modern Astronomy*, Bradley W. Carroll & Dale A. Ostlie. [7]

así al modelo actual más aceptado, el cuál postula que vivimos en universo plano ($K = 0$), con $\Omega_{m,0} = 0.321 \pm 0.013$, $\Omega_{\Lambda,0} = 0.679 \pm 0.013$ y $H_0 = 66.88 \pm 0.92$ [2].

Cabe destacar que, si bien este modelo permite explicar muchos de los fenómenos observados, aún quedan contradicciones, inconsistencias y observaciones difíciles de explicar dentro del modelo estándar. De estos problemas, uno de los más controversiales y más estudiado es la inconsistencia entre el valor de la constante de Hubble medida a través del fondo cósmico de microondas exigiendo la condición de curvatura espacial plana ($H_0 = 66.88$ [2]) y medida de manera local utilizando supernovas tipo Ia calibradas con estrellas cefeidas ($H_0 = 73.24$ [4]).

Es interesante notar que dichas mediciones fueron realizadas con conjuntos de datos independientes, que provienen de una física completamente diferente y que, por lo tanto, pueden tener errores sistemáticos de diferente naturaleza. La estimación hecha a través del fondo cósmico de microondas es interpretada mediante la teoría cinética en un universo en expansión (Ecuación de Boltzmann-Einstein) aplicada al universo temprano (Ver Capítulo 7). Si bien esta teoría es entendida con profundidad y aplicada con éxito en muchos escenarios diferentes, para interpretar los resultados de su aplicación al universo temprano es necesario entender las diversas fuentes de contaminación que van a afectar a los fotones desde que salen del CMB hasta que los observamos. Por otro lado, la medición hecha a través de las supernovas Ia utiliza modelos para las explosiones de supernovas Ia calibra-

dos utilizando estrellas cefeidas. La física interviniente en dichas explosiones hace que los modelos teóricos tengan muchos parámetros libres y sean difíciles de estudiar, sin embargo, a diferencia del CMB, tienen la ventaja de que las supernovas utilizadas se producen en el universo cercano ($z < 0.4$) y, por lo tanto, sus fotones no están tan afectados por contaminaciones secundarias.

Diversas soluciones han sido propuestas para resolver este conflicto [9–11], pero ninguna de manera concluyente, convirtiendo a éste en uno de los problemas abiertos más interesantes en la cosmología moderna.

1.2. El sector oscuro.

Como se menciona en la sec. 1.1 el modelo cosmológico estándar postula que vivimos en universo plano ($K = 0$), con $\Omega_{m,0} = 0.321 \pm 0.013$, $\Omega_{\Lambda,0} = 0.679 \pm 0.013$ y $H_0 = 66.88 \pm 0.92$ [2]. Donde $\Omega_{m,0} = 0.321$ es en realidad la combinación de materia bariónica ¹ $\Omega_{b,0} = 0.0494 \pm 0.0004$ y materia oscura $\Omega_{dm,0} = 0.269 \pm 0.004$.

De las diferentes componentes del universo, solo se comprende la física de la materia bariónica y la radiación (materia relativista), que solo componen aproximadamente un 5 % de la densidad de energía actual medida. El 95 % restante está compuesto por 2 formas de materia cuya naturaleza es aún desconocida, llamadas materia y energía oscura .

Si bien no se conocen con certeza las propiedades de dichas formas de materia, hay características generales que se pueden deducir de diferentes observaciones y que permiten acotar el espacio de parámetros (masas, constantes de acoplamiento, velocidades, etc.) de dichas partículas y, en algunos casos, hacer predicciones que pueden ser contrastadas con evidencias observacionales.

En esta sección se resumen las principales propiedades de la materia y la energía oscura, así como también se analizan los diferentes candidatos propuestos provenientes de extensiones del modelo estándar de partículas y teorías de gravedad modificada.

¹En astronomía se llama materia bariónica a toda materia no relativista que esté formada por, o sean partículas del modelo estándar de partículas, así, por ejemplo, los electrones están considerados dentro de la materia bariónica aunque no sean bariones.

1.2.1. La materia oscura.

Evidencias observacionales.

La materia oscura fue postulada por primera vez por Fritz Zwicky [12] en 1933 como una explicación a las grandes velocidades relativas observadas en las galaxias del cúmulo de Coma. Desde entonces, numerosas observaciones independientes y a diferentes escalas, indican la presencia de más materia de la que podemos inferir a través de la luz que nos llega de los diferentes objetos.

- Escala Galáctica:

Una de las principales evidencias de la materia oscura son los aplanamientos en las curvas de rotación de las galaxias espirales (figura 1.3).

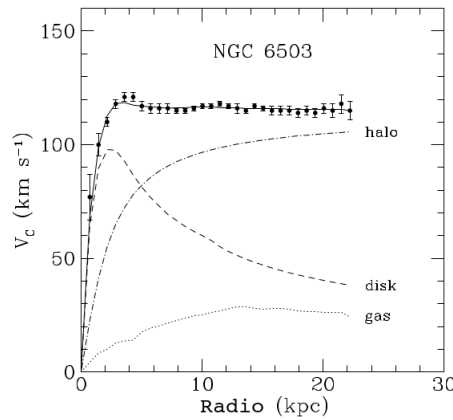


Figura 1.3: Curva de rotación de la galaxia espiral NGC 6503. Figura extraída de *Begeman et al. 1991* [13]

Asumiendo que las galaxias cumplen con el teorema del virial, se puede encontrar una relación entre la masa a una distancia r del centro y la velocidad de rotación:

$$M(r) \propto v^2 r / G \quad (1.18)$$

donde G es la constante de Newton y v la velocidad de rotación, que puede ser medida a través de la emisión del hidrógeno neutro (HI) en la línea de 21cm . Si toda la masa de la galaxia estuviese asociada a la luz emitida, entonces, luego del radio en el que se deja de observar emisión de luz la masa encerrada debería permanecer

constante y, por lo tanto, según 1.18, la velocidad de rotación debería caer como $v^2 \propto 1/r$, sin embargo, como se observa en la figura 1.3, la curva de rotación permanece constante ($v = cte$), implicando que $M \propto r$ más allá del punto en donde la galaxia deja de emitir luz. Esto sugiere la presencia de un halo de materia oscura que se extiende más allá de los límites en donde la galaxia emite luz.

También se encontraron evidencias de la presencia de materia oscura en galaxias elípticas, a través del estudio de lentes gravitacionales fuertes [14] y débiles [15].

- Escala de cúmulos de galaxias:

Las primeras evidencias de la presencia de materia oscura en la escala de los cúmulos de galaxias provienen de los trabajos de Zwicky en la década del 30, quién, mediante el teorema del virial, realizó una estimación de la masa del cúmulo de Coma [12, 16], y luego, comparando dicha estima con la luminosidad observada, encontró que el cociente masa-luminosidad de este cúmulo era diez veces más grande que el cociente masa-luminosidad de las galaxias, llegando a la conclusión de que este cúmulo debía tener muchas más masa de la observada. Actualmente, la masa de un cúmulo de galaxias puede ser determinada a través de varios métodos, como ser, la aplicación del teorema del virial a las distribuciones de velocidades radiales, el estudio de las lentes gravitacionales y las observaciones de los perfiles de emisión de rayos-X, proveniente del gas caliente en el medio intra-cúmulo (ICM por sus siglas en ingles). Comparando los resultados encontrados por dichos métodos con la masa bariónica, se encuentra una discrepancia que sugiere la existencia de una gran cantidad de materia oscura [17]. Otra evidencia de la existencia de materia oscura en escalas de cúmulos de galaxias, es el desfasaje entre la distribución de materia oscura (inferida a través del estudio de lentes gravitacionales) y la emisión en rayos-X del gas caliente en el medio intra-cúmulo de algunos cúmulos, que se creen que están en proceso de colisión ([18], [19], [20]). En el capítulo 3 se presenta un análisis detallado de la importancia de los cúmulos en interacción en la cosmología moderna.

- Escala cosmológica:

La información suministrada por el fondo cósmico de microondas (CMB por sus siglas en ingles) permite establecer límites muy precisos en las densidades de ma-

teria oscura y bariónica. Teniendo en cuenta las últimas observaciones realizadas por *Planck* [2], se obtuvieron los siguientes valores de los principales parámetros cosmológicos:

$$\begin{aligned}\Omega_{b,0}h^2 &= 0.02212 \pm 0.00022 \\ \Omega_{dm,0}h^2 &= 0.1206 \pm 0.0021 \\ \Omega_{\Lambda,0} &= 0.679 \pm 0.013 \\ H_0 &= 66.88 \pm 0.92\end{aligned}$$

donde $\Omega_{b,0}$ es la densidad de bariónes, $\Omega_{dm,0}$ es la densidad de materia oscura, $\Omega_{\Lambda,0}$ es la densidad asociada a la constante cosmológica y H_0 es la constante de Hubble.

Estos parámetros se obtienen realizando un ajuste al espectro de potencias proveniente de las fluctuaciones del CMB. Como se puede ver en la figura 1.4, la forma de dicho espectro es muy sensible a la cantidad de materia oscura, por lo que su ajuste permite medir con precisión dicho parámetro cosmológico.

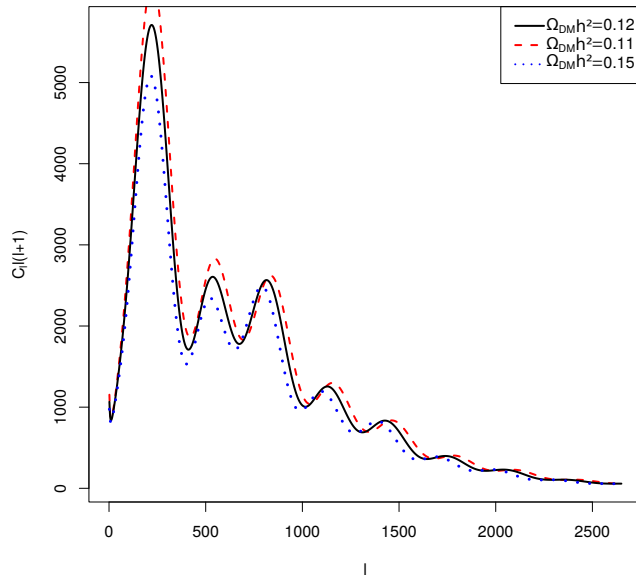


Figura 1.4: Espectro de potencia del fondo cósmico de microondas para diferentes valores de $\Omega_{dm,0}h^2$.

Propiedades generales de la materia oscura.

En la actualidad se encuentran en estudio una gran cantidad de candidatos a partícula de materia oscura. Es por esto que resulta fundamental tener en claro las propiedades que deben tener para ser candidatos factibles, así como también las observaciones con las cuáles deben ser consistentes. Teniendo en cuenta esto se pueden citar 6 puntos que debe cumplir un posible candidato a materia oscura [21].

1. ¿Concuera con la densidad primordial?

Para que una nueva partícula sea considerada como un posible candidato a materia oscura, es necesario que sea una partícula estable cuya vida media τ sea mayor que la edad del universo ($\tau \approx 4.3 * 10^{17} s$), garantizando su supervivencia hasta la actualidad. De igual manera, debe existir un mecanismo de producción que reproduzca los valores apropiados de la abundancia primordial medida ($\Omega_{DM} \sim 0.269$).

2. ¿Es Fría?

La evolución de las perturbaciones en el universo depende de las propiedades microscópicas de la materia oscura. En el modelo estándar, luego de la época de igualdad entre la densidad de materia y radiación (a_{eq}), las perturbaciones en la densidad de materia oscura empiezan a crecer, provocando que los bariónes, luego del desacople con los fotones, queden atrapados en los pozos de potencial generados por dichas perturbaciones, generando así las semillas donde luego se formarán las estructuras visibles del universo. Debido al carácter no colisional de la materia oscura existe una escala característica mínima, que depende de la velocidad (a mayor velocidad, mayor es la escala), más allá de la cuál no puede agruparse. Las observaciones sugieren que la materia oscura debe ser fría (CDM por sus siglas en inglés), es decir que se debe mover a velocidades no relativistas antes de a_{eq} , de manera de que pueda agruparse en escalas pequeñas. Otra consecuencia del modelo CDM es la formación jerárquica de las estructuras. Según este paradigma, primero se forman las estructuras de menor escala y luego, a través de fusiones, las de mayor escala, mientras que si la materia oscura fuese caliente (HDM por sus siglas en ingles) se formarían primero las estructuras grandes y luego, a través de la fragmentación, las más pequeñas. Este comportamiento queda reflejado en el espectro de potencia donde, para una materia oscura caliente, la potencia decae exponencialmente para k

grandes, es decir en escalas chicas. Cabe destacar que diversas evidencias observacionales [22, 23] así como simulaciones cosmológicas [24], favorecen los modelos de materia oscura fría.

3. ¿Es neutral?

Si bien se propusieron diferentes candidatos a materia oscura que tienen carga eléctrica (*CHAMPs*, *SIMP* [25], [26], [27]), estudios posteriores establecieron límites que descartaron la mayor parte de estos candidatos [21], favoreciendo el modelo actual que establece que la materia oscura debe ser neutral o tener una sección eficaz $\sigma_{\gamma-dm} < 2.25 \cdot 10^{-6} \sigma_{th} \left(\frac{m_{dm}}{GeV}\right)$ [28], donde σ_{th} es la sección eficaz de Thomson y m_{dm} es la masa de la partícula de materia oscura.

4. ¿Es consistente con la nucleosíntesis?

La nucleosíntesis predice la abundancia de los elementos químicos producidos durante los primeros tres minutos después del *big bang*. En el modelo estándar, la nucleosíntesis depende del cociente entre bariónes y fotones (ν_b) y de la tasa de expansión del universo, es por esto que cualquier partícula nueva que modifique uno de estos factores va a modificar la abundancia de los elementos primordiales pudiendo causar contradicciones con las observaciones.

5. ¿Modifica la historia y evolución estelar?

Algunos candidatos a materia oscura, pueden ser generados en el plasma caliente en el interior de las estrellas y luego escapar sin interactuar, produciendo así una pérdida de energía de la estrella. Esto puede modificar significativamente la evolución de la misma, ya que al perder energía se produce una contracción del sistema y por lo tanto un aumento en la tasa de generación de energía nuclear, lo que finalmente puede reducir la vida de la estrella. También podría ocurrir que la aniquilación entre partículas de materia oscura sirva como una fuente de energía comparable a las reacciones nucleares ([29], [30] y [31]), pudiendo afectar no solo la evolución de las estrellas más jóvenes, sino también la formación de las primeras estructuras y estrellas de población III ([32],[33] y [34]).

6. ¿Es compatible con los límites en la sección eficaz de la auto-interacción?

El modelo estándar propone una materia oscura no colisional, es decir con una sección eficaz de la auto-interacción σ muy baja. Existen en la literatura muchos límites para el cociente sección eficaz sobre masa (σ/m) que un candidato a materia oscura debe cumplir.

- *Gnedin y Ostriker* [35], mostraron que para $(0.3 \leq \sigma/m \leq 10^{14})\text{cm}^2/g$, los halos galácticos en los cúmulos se evaporarían en un tiempo menor a la edad del universo.
- *Natarajan et al.* [36] estudiando las lentes gravitacionales de los halos de la galaxias de los cúmulos, excluyen los valores de $\sigma/m \geq 42\text{cm}^2/g$.
- Un límite superior de $\sigma/m < 0.1\text{cm}^2/g$ fue obtenido por *Arabadjis et al.* [37] comparando los perfiles de los halos en simulaciones numéricas con las observaciones.
- *Hennawi & Ostriker* [38] excluyen valores σ/m menores a $0.02\text{cm}^2/g$ ya que sino los agujeros negros supermasivos en el centro de las galaxias serían mucho más masivos de lo observado.
- *Markevitch et al.* [39], estudiando las distribuciones de materia oscura y del gas en el cúmulo balístico, establecieron que $\sigma/m < 1\text{cm}^2/g$.
- *Harvey et al.* [40], analizando estadísticamente una muestra de 72 cúmulos en interacción, establecieron un límite de $\sigma/m < 0.47\text{cm}^2/g$

Candidatos a partícula de materia oscura.

Desde que se descubrieron las primeras evidencias observacionales de la existencia de la materia oscura, fueron propuestos numerosos y diversos candidatos. En la figura 1.5 se pueden ver los principales candidatos ordenados según su masa y la sección eficaz de la interacción predicha mediante la cuál se lo podría detectar. Como se puede observar, el rango de posibilidades se expande por varios ordenes de magnitud en ambas cantidades haciendo que el *zoo* de candidatos sea muy extenso.

Uno de los candidatos más estudiados son las partículas llamadas WIMPs (*weakly interacting massive particles*), que surgen de predicciones teóricas de algunas teorías que

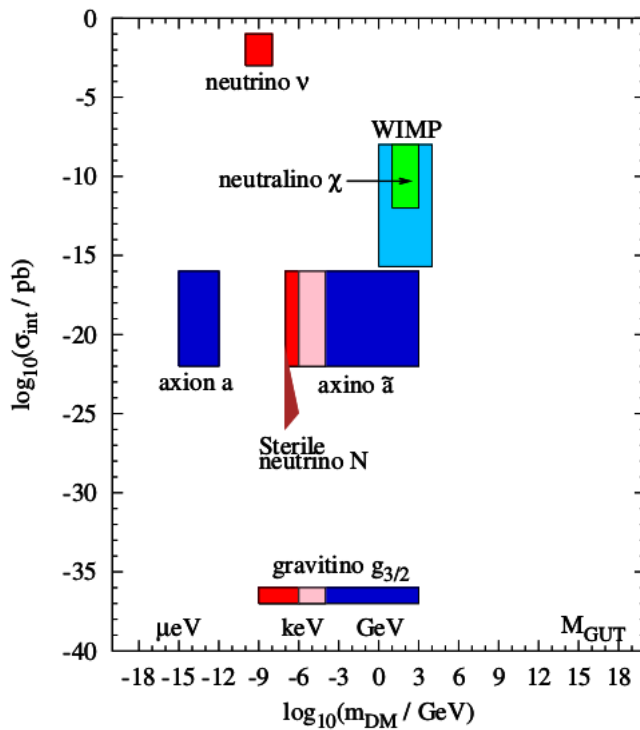


Figura 1.5: Sección eficaz de la interacción entre la materia oscura y la materia bariónica como función de la masa de la materia oscura para los principales candidatos a materia oscura. En rojo se grafican aquellos candidatos que son clasificados como materia oscura caliente, en rosado aquellos que son materia oscura tibia y en azul aquellos que son clasificados como materia oscura fría. Figura extraída de *Roszkowski et al. 2017* [41]

extienden el modelo estándar de partículas. Como su nombre lo indica, estas son partículas hipotéticas masivas ($m_{DM} \sim GeV$) que solo interactúan mediante la interacción débil (aunque con una sección eficaz menor) con las partículas del modelo estándar [41]. El hecho de que sean uno de los candidatos más estudiados se debe a que, teniendo en cuenta los mecanismos de producción predichos por la física de partículas, se puede obtener la densidad de materia oscura primordial medida, lo cuál se conoce como el *WIMP miracle*. Entre los principales WIMPs en estudio se pueden nombrar los provenientes de teorías de supersimetría como los neutralinos y los sneutrinos entre otros [42], y los provenientes de teorías de altas dimensiones como las partículas de Kaluza-Klein [43].

Además de los WIMPs, otros candidatos extensamente estudiados, predichos por diferentes teorías extensivas del modelo estándar de partículas son los axiones y los neutrinos estériles.

- **Axion:** Esta partícula fue postulada para resolver el problema de la violación de la simetría CP ². Diversas observaciones pusieron un límite en la masa del axion de $m_{axion} \leq 0.01eV$, y se espera que sean muy poco interactuantes con las partículas del modelo estándar, por lo que no estarían en equilibrio térmico en el universo temprano. Aunque el cálculo de la densidad primordial de axiones es incierto y depende de las suposiciones que se hagan sobre los mecanismos de producción, se puede encontrar un rango de masas en donde los axiones cumplen con todos los límites necesarios y representan un candidato posible a materia oscura [44]. Cabe aclarar que si bien por la masa se podrían considerar los axiones como HDM, sus propiedades físicas hacen que se comporten como CDM a la hora de formar estructuras.
- **Neutrinos estériles:** Los neutrinos estériles son partículas fundamentales hipotéticas propuestas para explicar algunos resultados obtenidos en experimentos con neutrinos. Los neutrinos estériles serían neutros, con spin 1/2 y solo interactuarían a través de la gravedad. Además fueron propuestos como explicación al reciente descubrimiento de una línea en el espectro de emisión de rayos- γ de objetos extragalácticos ([45] y [46]).

²La simetría CP es la composición de la simetría C que afirma que las leyes de la física serían las mismas si se intercambian las cargas positivas y negativas, y la simetría P que afirma que las leyes de la física permanecen inalteradas bajo inversiones especulares.

Experimentos de detección.

La diversidad de los posibles candidatos a materia oscura, implica que se debe buscar señales de maneras diferentes para poder estudiar todos los parámetros en juego. Es por esto que la búsqueda se basa en cuatro metodologías fundamentales (figura 1.6): la detección directa, que busca señales producida por la interacción entre la materia oscura y un blanco hecho de algún material conocido, la detección indirecta, que busca señales producidas por la aniquilación o el decaimiento de la materia oscura en partículas del modelo estándar, los experimentos en colisionadores de partículas, que buscan producir materia oscura a partir del choque de partículas conocidas y las pruebas astrofísicas que tratan de estudiar como afectan las propiedades de la materia oscura a los objetos astronómicos (sección 1.2).

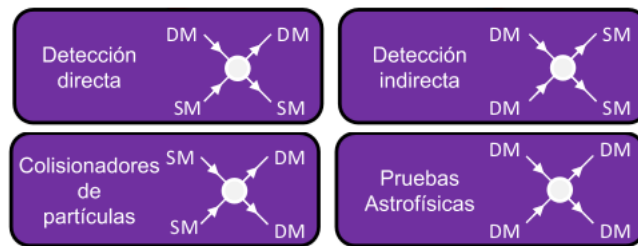


Figura 1.6: Las 4 metodologías fundamentales de la búsqueda de materia oscura. *Bauer et al. 2013 [47]*

- Detección directa:

Se cree que la materia oscura está presente en todo el universo, por lo que la tierra debería moverse dentro del halo de materia oscura de la vía láctea. Según diversos estudios la densidad local alrededor de la tierra es de $\rho_{DM} = 5 * 10^{-25} g/cm^3$ [47], por lo que existiría la posibilidad de detectar la materia oscura mediante las interacciones con partículas del modelo estándar. Como se dijo en las secciones anteriores, la materia oscura interactuaría muy débilmente con las partículas del modelo estándar, lo que significa un problema a la hora de querer detectarlas directamente. Otro problema es la contaminación por rayos-gamma, partículas β , muones y, sobretodo, neutrones, ya que estos últimos son muy difíciles de distinguir de una señal verdadera. Debido a la baja señal esperada, es necesario reducir al máximo la

contaminación, es por esto que todos los detectores de materia oscura se encuentran aproximadamente 2km bajo tierra.

Como no se sabe a priori como interactúa la materia oscura con la materia normal, se estudian dos casos, interacciones escalares independientes del spin e interacciones vectoriales dependientes del spin.

Hay en la actualidad una gran cantidad de experimentos de detección directa entre los que se destacan:

- *Cryogenic Dark Matter Search (CDMS)*: Es un arreglo de semiconductores, ubicado en Estados Unidos, que puede medir temperaturas del orden de los milikelvin. Este experimento logró medir tres eventos que interpretaron como la detección de la interacción de una partícula con una masa de $8.6 \text{ GeV}/c^2$ y una sección eficaz de $\sigma = 1.9 * 10^{-41} \text{ cm}^2$ [48]. Sin embargo, estos resultados no fueron confirmados por experimentos posteriores [49, 50].
- *DAMA/LIBRA*: Este experimento busca medir una señal en detectores de centelleo [51]. Dicha señal tendría una modulación anual causada por la variación de la velocidad de la tierra con respecto al halo de la galaxia, haciendo la tasa de detecciones esperada mayor o menor según la velocidad de la tierra se sume o se reste a la del sol.
En este detector se logro medir una señal, con modulación anual y un alto nivel de confiabilidad, durante más de 20 años, aunque la interpretación de esta señal como una detección de materia oscura es incompatible con los resultados de otros experimentos [52].
- *XENON*: Este detector, ubicado en Italia, utiliza Xenón líquido como blanco y alcanzó una sensibilidad para poder detectar una partícula con una sección eficaz de hasta $2 * 10^{-45} \text{ cm}^2$ y una masa de $65 \text{ GeV}/c^2$, descartando casi todas las zonas exploradas por otros experimentos (ver figura 1.7) y marcando una contradicción con los resultados observados por CDMS y DAMA/LIBRA ([53] y [54]).
- *CoGeNT*: Este detector busca señales producidas por el *scattering* de la materia oscura con núcleos de germanio. Esta colaboración logro medir una señal con una modulación anual consistente con una partícula con una masa de 7–10

- GeV [55], sin embargo ésta señal solo tiene un grado de confiabilidad de 2.8σ y no fue confirmada por experimentos posteriores en el mismo rango de masas.
- CRESST-II: Este detector busca señales producidas por el *scattering* elástico entre partículas de materia oscura y núcleos en cristales de $CaWO_4$ [56]. Durante las mediciones llevadas a cabo durante 2011 midieron un exceso en el número esperado de eventos en rangos de masas alrededor de $10 GeV$ y $25 GeV$ con niveles de confiabilidad de 4.2σ y 4.7σ respectivamente. Sin embargo, luego fue demostrado que estos excesos se debieron principalmente a contaminaciones no tenidas en cuenta previamente [57, 58].

En la figura 1.7, se puede ver el espacio de parámetros actual para una interacción escalar (independiente del spin) y las zonas de exclusión encontradas por los diversos experimentos.

- Detección indirecta:

La detección indirecta trata de detectar las señales producidas por la aniquilación y/o el decaimiento de la materia oscura en partículas del modelo estándar. Cabe destacar que, como se remarco anteriormente, se espera que la materia oscura sea una partícula estable o tenga una vida media del orden de la edad del universo, por lo que se espera que la señal proveniente del decaimiento sea despreciable. Estas señales podrían ser fotones muy energéticos (rayos-gamma, rayos-x), neutrinos o rayos cósmicos (positrones, electrones, etc.) y su energía depende de la naturaleza de la materia oscura. Teniendo en cuenta solo la aniquilación, el flujo de dicha radiación depende de la tasa de aniquilación que, a su vez, es proporcional a la densidad de materia oscura al cuadrado, $\Gamma_A \propto \rho_{DM}^2$ [71]. Es por esto que se espera que la señal aumente hacia el centro de la galaxia, donde se espera una mayor densidad de materia oscura.

Entre los proyectos más importantes de detección indirecta se destaca el telescopio espacial de rayos- γ Fermi, cuyas observaciones del centro de la Vía Láctea (figura 1.8), de algunos satélites de la misma y del cúmulo de Coma establecieron límites que excluyeron a algunos modelos de materia oscura ([72] y [73]). También es importante mencionar los telescopios HESS (*High Energy Stereoscopic System*) [74], VERITAS [75], MAGIC [76] y CTA (*Cherenkov telescope array*) [77], los cuales

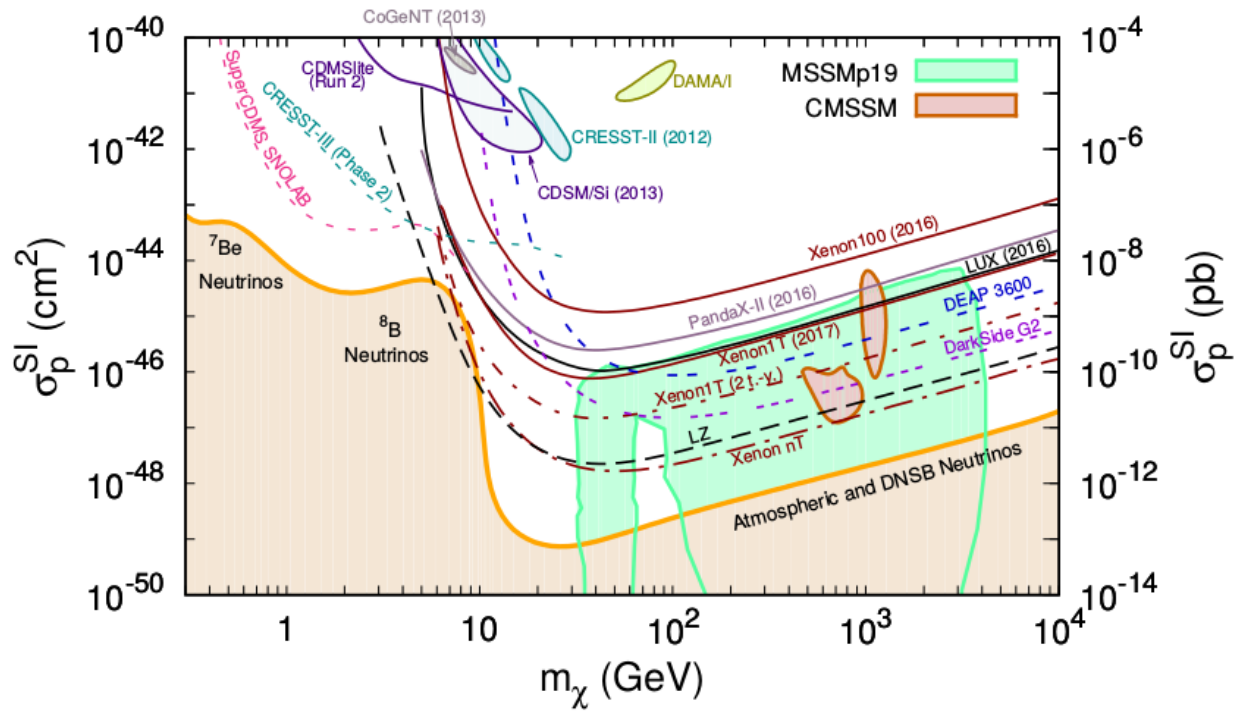


Figura 1.7: Límites en el espacio de sección eficaz vs masa para interacciones escalares. Los límites establecidos por experimentos actuales son: LUX en líneas sólidas negras [59], en gris PandaX-II [60], en marrón XENON100 y XENON1T [61, 62] y en líneas violetas CDMSlite-II [63]. Los límites predichos para proyectos futuros son: CRESST-III [64] en celeste, DarkSide G2 [65] en líneas punteadas violeta, DEAP3600 [66] en líneas punteadas azules, LZ [67] en línea negra punteada, SuperCDMS y SNOLAB [68] en línea rosa punteada y, en línea punteada marrón, XENON1T/nT [69]. También se muestra en verde el área favorecida por el modelo supersimétricos mínimo (MSSM por sus siglas en inglés) y en marrón el área favorecida por el modelo supersimétrico mínimo limitado (CMSSM por sus siglas en inglés). Las áreas sombreadas en la zona superior del gráfico corresponden a los eventos observados por CDMS (azul), CoGeNT (gris), CRESST-II (celeste) y DAMA-LIBRA (verde claro). Finalmente, el área naranja sombreada en la parte inferior del gráfico corresponde al fondo irreducible de neutrinos [70]. Figura extraída de *Roszkowski et al. 2017* [41].

están diseñados para detectar la radiación *Cherenkov* producida por la interacción entre los rayos- γ y la atmósfera terrestre. En la figura 1.9 se muestran los límites más recientes obtenidos por los diferentes telescopios, así como también los límites que se espera obtener en futuros experimentos.

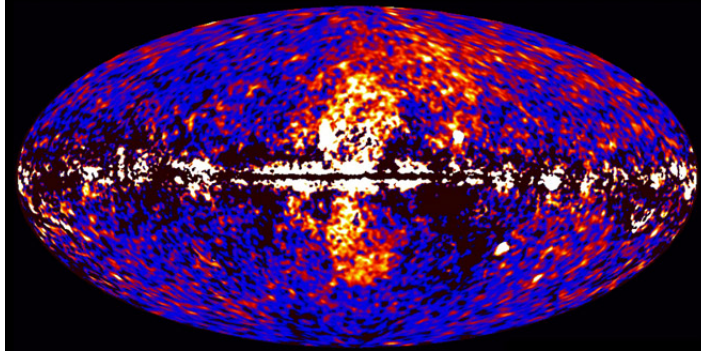


Figura 1.8: Mapa de la emisión de rayos gamma observado por el telescopio espacial FERMI. Figura extraída de <http://www.nasa.gov>

Es importante destacar dos trabajos ([45] y [46]) en los que, a través del estudio de la emisión de rayos- γ de diferentes fuentes extragalácticas (Galaxia Andrómeda, Cúmulo de Perseus, Cúmulo de Coma, etc.), identifican una línea en los $E = 3.55 - 3.57 \pm 0.03$ KeV que no coincide con ninguna línea de emisión conocida. Esta nueva línea puede ser interpretada como la emisión producida por el decaimiento de un neutrino estéril, con una masa de $m_{sn} = 7.06 \pm 0.05$ KeV, en fotones y neutrinos. Esta interpretación es consistente con todos los límites provenientes de las observaciones cosmológicas y astrofísicas y además, los resultados encontrados por *Boyarisky et al.* [45] en las observaciones de la emisión en rayos- γ de la galaxia Andrómeda y el Cúmulo de Perseus, son consistentes con las emisiones esperadas de ambos objetos si se les ajusta un perfil de densidad radial NFW [86]. Si bien esta señal también fue confirmada con observaciones del centro del cúmulo de Perseus realizadas por el telescopio Suzaku [87] y por observaciones del centro galáctico realizadas por XMM-Newton [88], las observaciones del telescopio Suzaku de otros cúmulos de galaxias [87] y del telescopio HITOMI XMM-Newton del cúmulo de Perseus [89] dieron resultados negativos. También es importante remarcar diferentes trabajos que discuten explicaciones astrofísicas para dicha señal, incluidas líneas de emisión de transiciones de átomos de potasio y cloro [87] o intercambio de cargas entre iones de sulfuro y átomos de hidrógeno neutro [90, 91]. Además, también se encontraron señales similares en remanentes de supernovas [92]. Es por esto que, si bien la interpretación de esta señal como el decaimiento de la materia oscura es alentadora, no se puede excluir la explicación astrofísica de la misma.

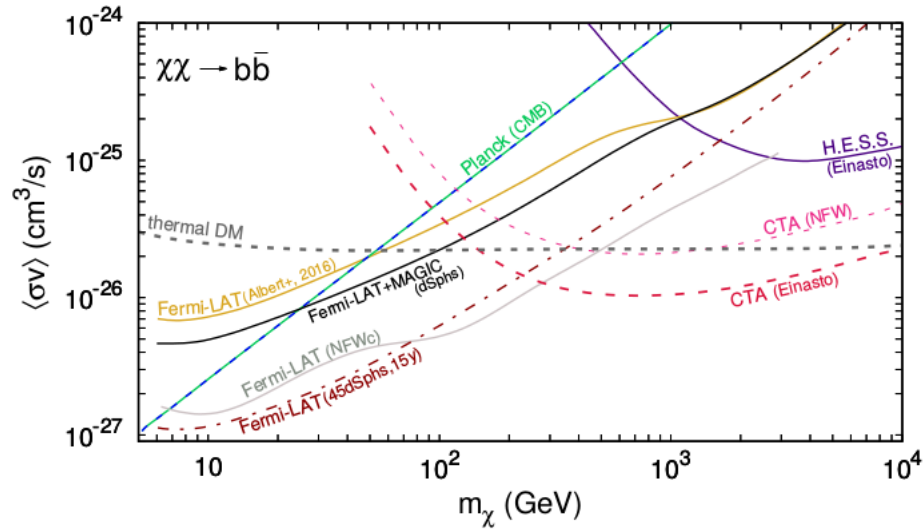


Figura 1.9: Límites en el espacio de masas vs sección eficaz de la aniquilación de la materia oscura. En línea dorada se muestran los resultados obtenidos a partir del análisis de galaxias enanas con datos de Fermi-LAT [78]. En línea negra se muestra un análisis combinado entre Fermi-LAT y MAGIC [79]. Los resultados obtenidos por observaciones de HESS [80] se muestran en línea violeta, mientras que los límites obtenidos mediante observaciones de Fermi-LAT del centro galáctico [81] se muestran en líneas grises. Los resultados obtenidos por la colaboración Planck mediante el análisis del CMB [82] se grafican en líneas punteadas azul y verde. Los límites predichos para el análisis conjunto de 45 galaxias enanas [83] se muestran en línea punteada marrón, mientras que los límites esperados por la colaboración CTA [84] se muestran en línea punteada rosa, asumiendo un perfil NFW, y en línea punteada roja, asumiendo un perfil de Einasto. De manera complementaria se muestra, en línea punteada gris, el valor de la sección eficaz de la aniquilación correspondiente a la producción termal de las WIMPs [85]. Figura extraída de *Roszkowski et al. 2017* [41]

- Colisionadores de partículas:

La materia oscura también puede ser producida en las colisiones entre partículas muy energéticas del modelo estándar. Una vez producida, la materia oscura se escaparía a través de los detectores sin dejar rastro, pero su existencia puede ser deducida por una disminución del momento observado, es por esto que la búsqueda en colisionadores es más efectiva para partículas de materia oscura de baja masa, que pueden ser producidas con una mayor cantidad de momento [47].

- Pruebas astrofísicas:

Los diferentes candidatos a materia oscura pueden afectar de manera significativa a distintos procesos astrofísicos, dando lugar a muchos fenómenos que pueden poner límites muy precisos en ciertas propiedades de la materia oscura. Por ejemplo, el acoplamiento de la materia oscura a las partículas del modelo estándar puede afectar el enfriamiento de los objetos compactos (estrellas, estrellas de neutrones, enanas blancas, etc.) y a la transparencia del medio extragaláctico [93, 94]. De igual manera, las fluctuaciones del fondo cósmico de microondas son sensibles a la tasa de aniquilación de la materia oscura durante la época de recombinación, cambiando sustancialmente el espectro de potencias medido [95]. También es importante destacar que, inclusive pequeñas interacciones entre los fotones y la materia oscura pueden tener consecuencias observables tanto en el espectro de potencias del CMB [96] como en la estructura en gran escala del universo [97–99].

1.2.2. Energía oscura.

El descubrimiento de que el universo se encuentra actualmente en una época de expansión acelerada ([100] y [8]), dio lugar a una nueva área de investigación dentro de la cosmología, debido a que fue una de las pruebas de que el 70 % del universo está compuesto por una nueva forma de materia, no solo diferente a la materia bariónica, sino también diferente a la materia oscura. Dicha materia fue bautizada como energía oscura (DE por sus siglas en inglés). Estos resultados fueron confirmados por otras observaciones, como ser las fluctuaciones en el fondo cósmico de microondas [3] y las oscilaciones acústicas bariónicas (BAO por sus siglas en inglés [101]).

Las propiedades de la energía oscura están caracterizadas por la ecuación de estado $P_{DE} = \omega_{DE}\rho_{DE}$, donde P_{DE} es la presión y ρ_{DE} la densidad de energía oscura. Para que la energía oscura pueda ser la causante de la expansión acelerada del universo, se debe cumplir que $\omega_{DE} < -1/3$.

Uno de los principales candidatos a energía oscura es la constante cosmológica Λ con $\omega_{\Lambda} = -1$. Esta constante podría interpretarse como la energía del vacío en la física de partículas, pero esta última es varios ordenes de magnitud mayor a la escala observada en cosmología [102]. Otros autores proponen un nuevo tipo de materia, como ser la quintaesencia ([103], [104]), el gas de Chaplygin [105] o la k-esencia ([106], [107]). Por otro

lado *Buchert et al. 2000* [108] proponen que las inhomogeneidades presentes en la distribución de materia a gran escala puede producir una expansión acelerada similar a la observada.

Bibliografía

- [1] Peter Schneider. *Extragalactic Astronomy and Cosmology*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2015.
- [2] N Aghanim, Y Akrami, M Ashdown, J Aumont, C Baccigalupi, M Ballardini, AJ Banday, RB Barreiro, N Bartolo, S Basak, et al. Planck 2018 results. vi. cosmological parameters. *arXiv preprint arXiv:1807.06209*, 2018.
- [3] Peter AR Ade, N Aghanim, M Arnaud, M Ashdown, J Aumont, C Baccigalupi, AJ Banday, RB Barreiro, JG Bartlett, N Bartolo, et al. Planck 2015 results-xiii. cosmological parameters. *Astronomy & Astrophysics*, 594:A13, 2016.
- [4] A. G. Riess, L. M. Macri, S. L. Hoffmann, D. Scolnic, S. Casertano, A. V. Filippenko, B. E. Tucker, M. J. Reid, D. O. Jones, J. M. Silverman, R. Chornock, P. Challis, W. Yuan, P. J. Brown, and R. J. Foley. A 2.4 % Determination of the Local Value of the Hubble Constant,. *ApJ*, 826:56, July 2016.
- [5] Sean Carrol. *Spacetime and Geometry: An Introduction to General Relativity*. Cummings, 2003.
- [6] Scott Dodelson. *Modern cosmology*. Academic Press, 2003.
- [7] Bradley W. Carrol and Dale A. Ostlie. *Modern Astronomy*. Pearson, 2007.
- [8] Saul Perlmutter, G Aldering, G Goldhaber, RA Knop, P Nugent, PG Castro, S Deustua, S Fabbro, A Goobar, DE Groom, et al. Measurements of ω and λ from 42 high-redshift supernovae. *The Astrophysical Journal*, 517(2):565, 1999.

- [9] K. Bolejko. Emerging spatial curvature can resolve the tension between high-redshift CMB and low-redshift distance ladder measurements of the Hubble constant. *PhRvD*, 97(10):103529, May 2018.
- [10] E. Di Valentino, C. Boehm, E. Hivon, and F. R. Bouchet. Reducing the H_0 and σ_8 tensions with dark matter-neutrino interactions. *PhRvD*, 97(4):043513, February 2018.
- [11] A. Enea Romano. Hubble trouble or Hubble bubble? *ArXiv e-prints*, September 2016.
- [12] F. Zwicky. Die Rotverschiebung von extragalaktischen Nebeln,. *Helvetica Physica Acta*, 6:110–127, 1933.
- [13] K. G. Begeman, A. H. Broeils, and R. H. Sanders. Extended rotation curves of spiral galaxies - Dark haloes and modified dynamics,. *MNRAS*, 249:523–537, April 1991.
- [14] L. V. E. Koopmans and T. Treu. The Structure and Dynamics of Luminous and Dark Matter in the Early-Type Lens Galaxy of 0047-281 at $z = 0.485$,. *ApJ*, 583:606–615, February 2003.
- [15] H. Hoekstra, H. K. C. Yee, and M. D. Gladders. Current status of weak gravitational lensing,. *NewAR*, 46:767–781, November 2002.
- [16] F. Zwicky. On the Masses of Nebulae and of Clusters of Nebulae. *ApJ*, 86:217, October 1937.
- [17] G. Bertone, D. Hooper, and J. Silk. Particle dark matter: evidence, candidates and constraints,. *Physics Reports*, 405:279–390, 2004.
- [18] D. Clowe, M. Bradac, A. H. Gonzalez, M. Markevitch, S. W. Randall, C. Jones, and D. Zaritsky. A Direct Empirical Proof of the Existence of Dark Matter,. *ApJL*, 648:L109–L113, September 2006.
- [19] W. A. Dawson, D. Wittman, M. J. Jee, P. Gee, J. P. Hughes, J. A. Tyson, S. Schmidt, P. Thorman, M. Bradac, S. Miyazaki, B. Lemaux, Y. Utsumi, and V. E. Margoniner.

- Discovery of a Dissociative Galaxy Cluster Merger with Large Physical Separation,. *ApJL*, 747:L42, March 2012.
- [20] M. S. Owers, S. W. Randall, P. E. J. Nulsen, W. J. Couch, L. P. David, and J. C. Kempner. The Dissection of Abell 2744: A Rich Cluster Growing Through Major and Minor Mergers,. *ApJ*, 728:27, February 2011.
- [21] M. Taoso, G. Bertone, and A. Masiero. Dark matter candidates: a ten-point test,. *JCAP*, 3:22, March 2008.
- [22] J. R. Bond and A. S. Szalay. The collisionless damping of density fluctuations in an expanding universe,. *ApJ*, 274:443–468, November 1983.
- [23] P. J. E. Peebles. The origin of galaxies and clusters of galaxies,. *Science*, 224:1385–1391, June 1984.
- [24] V. Springel, S. D. M. White, A. Jenkins, C. S. Frenk, N. Yoshida, L. Gao, J. Navarro, R. Thacker, D. Croton, J. Helly, J. A. Peacock, S. Cole, P. Thomas, H. Couchman, A. Evrard, J. Colberg, and F. Pearce. Simulations of the formation, evolution and clustering of galaxies and quasars,. *Nature*, 435:629–636, June 2005.
- [25] A. de Rujula, S. L. Glashow, and U. Sarid. Charged dark matter,. *Nuclear Physics B*, 333:173–194, March 1990.
- [26] S. Dimopoulos, D. Eichler, R. Esmailzadeh, and G. D. Starkman. Getting a charge out of dark matter,. *PhRvD*, 41:2388–2397, April 1990.
- [27] G. D. Starkman, A. Gould, R. Esmailzadeh, and S. Dimopoulos. Opening the window on strongly interacting dark matter,. *PhRvD*, 41:3594–3603, June 1990.
- [28] J. Stadler and C. Boehm. Constraints on γ -CDM interactions matching the Planck data precision. *ArXiv e-prints*, February 2018.
- [29] P. Salati and J. Silk. A stellar probe of dark matter annihilation in galactic nuclei,. *ApJ*, 338:24–31, March 1989.

- [30] P. C. Scott, J. Edsjo, and M. Fairbairn. Low Mass Stellar Evolution with WIMP Capture and Annihilation,. In H. V. Klapdor-Kleingrothaus and G. F. Lewis, editors, *Dark Matter in Astroparticle and Particle Physics*, pages 387–392, April 2008.
- [31] M. Fairbairn, P. Scott, and J. Edsjo. The zero age main sequence of WIMP burners,. *PhRvD*, 77(4):047301, February 2008.
- [32] E. Ripamonti, M. Mapelli, and A. Ferrara. The impact of dark matter decays and annihilations on the formation of the first structures,. *MNRAS*, 375:1399–1408, March 2007.
- [33] X. Chen and M. Kamionkowski. Particle decays during the cosmic dark ages,. *PhRvD*, 70(4):043502, August 2004.
- [34] D. Spolyar, K. Freese, and P. Gondolo. Dark Matter and the First Stars: A New Phase of Stellar Evolution,. *Physical Review Letters*, 100(5):051101, February 2008.
- [35] O. Y. Gnedin and J. P. Ostriker. Limits on Collisional Dark Matter from Elliptical Galaxies in Clusters,. *ApJ*, 561:61–68, November 2001.
- [36] P. Natarajan, A. Loeb, J.-P. Kneib, and I. Smail. Constraints on the Collisional Nature of the Dark Matter from Gravitational Lensing in the Cluster A2218,. *ApJL*, 580:L17–L20, November 2002.
- [37] J. S. Arabadjis, M. W. Bautz, and G. P. Garmire. Chandra Observations of the Lensing Cluster EMSS 1358+6245: Implications for Self-interacting Dark Matter,. *ApJ*, 572:66–78, June 2002.
- [38] J. F. Hennawi and J. P. Ostriker. Observational Constraints on the Self-interacting Dark Matter Scenario and the Growth of Supermassive Black Holes,. *ApJ*, 572:41–54, June 2002.
- [39] M. Markevitch, A. H. Gonzalez, D. Clowe, A. Vikhlinin, W. Forman, C. Jones, S. Murray, and W. Tucker. Direct Constraints on the Dark Matter Self-Interaction Cross Section from the Merging Galaxy Cluster 1E 0657-56,. *ApJ*, 606:819–824, May 2004.

- [40] D. Harvey, R. Massey, T. Kitching, A. Taylor, and E. Tittley. The nongravitational interactions of dark matter in colliding galaxy clusters,. *Science*, 347:1462–1465, March 2015.
- [41] L. Roszkowski, E. M. Sessolo, and S. Trojanowski. WIMP dark matter candidates and searches - current issues and future prospects,. *ArXiv e-prints*, July 2017.
- [42] John Ellis, J.S. Hagelin, D.V. Nanopoulos, K. Olive, and M. Srednicki. Supersymmetric relics from the big bang. *Nuclear Physics B*, 238(2):453 – 476, 1984.
- [43] Edward W. Kolb and Richard Slansky. Dimensional reduction in the early universe: Where have the massive particles gone? *Physics Letters B*, 135(5):378 – 382, 1984.
- [44] L. J. Rosenberg and K. A. van Bibber. Searches for invisible axions,. *Physics Reports*, 325:1–39, February 2000.
- [45] A. Boyarsky, O. Ruchayskiy, D. Iakubovskyi, and J. Franse. Unidentified Line in X-Ray Spectra of the Andromeda Galaxy and Perseus Galaxy Cluster. *Physical Review Letters*, 113(25):251301, December 2014.
- [46] E. Bulbul, M. Markevitch, A. Foster, R. K. Smith, M. Loewenstein, and S. W. Randall. Detection of An Unidentified Emission Line in the Stacked X-ray spectrum of Galaxy Clusters,. *ArXiv e-prints*, February 2014.
- [47] Daniel Bauer, James Buckley, Matthew Cahill-Rowley, Randel Cotta, Alex Drlica-Wagner, Jonathan L Feng, Stefan Funk, JoAnne Hewett, Dan Hooper, Ahmed Ismail, et al. Dark matter in the coming decade: Complementary paths to discovery and beyond. *Physics of the Dark Universe*, 7:16–23, 2015.
- [48] R Agnese, Z Ahmed, AJ Anderson, S Arrenberg, D Balakishiyeva, R Basu Thakur, DA Bauer, J Billard, A Borgland, D Brandt, et al. Silicon detector dark matter results from the final exposure of cdms ii. *Physical review letters*, 111(25):251301, 2013.
- [49] R Agnese, AJ Anderson, D Balakishiyeva, R Basu Thakur, DA Bauer, J Billard, A Borgland, MA Bowles, D Brandt, PL Brink, et al. Maximum likelihood analysis of low energy cdms ii germanium data. *Physical Review D*, 91(5):052021, 2015.

- [50] R Agnese, AJ Anderson, M Asai, D Balakishiyeva, R Basu Thakur, DA Bauer, J Billard, A Borgland, MA Bowles, D Brandt, et al. Search for low-mass weakly interacting massive particles using voltage-assisted calorimetric ionization detection in the supercdms experiment. *Physical review letters*, 112(4):041302, 2014.
- [51] R. Bernabei, P. Belli, F. Cappella, R. Cerulli, C. J. Dai, A. D'Angelo, H. L. He, A. Incicchitti, H. H. Kuang, J. M. Ma, F. Montecchia, F. Nozzoli, D. Prospero, X. D. Sheng, and Z. P. Ye. First results from DAMA/LIBRA and the combined results with DAMA/NaI. *European Physical Journal C*, 56:333, August 2008.
- [52] C. Savage, G. Gelmini, P. Gondolo, and K. Freese. Compatibility of DAMA/LIBRA dark matter detection with other searches. *JCAP*, 4:10, April 2009.
- [53] E Aprile, M Alfonsi, K Arisaka, F Arneodo, C Balan, L Baudis, B Bauermeister, A Behrens, Philippe Beltrame, K Bokeloh, et al. Limits on spin-dependent wimp-nucleon cross sections from 225 live days of xenon100 data. *Physical review letters*, 111(2):021301, 2013.
- [54] J. Angle. Erratum: Search for Light Dark Matter in XENON10 Data [Phys. Rev. Lett. 107, 051301 (2011)]. *Physical Review Letters*, 110(24):249901, June 2013.
- [55] C. E. Aalseth, P. S. Barbeau, J. Colaresi, J. I. Collar, J. Diaz Leon, J. E. Fast, N. E. Fields, T. W. Hossbach, A. Knecht, M. S. Kos, M. G. Marino, H. S. Miley, M. L. Miller, J. L. Orrell, and K. M. Yocum. CoGeNT: A search for low-mass dark matter using p-type point contact germanium detectors. *PhRvD*, 88(1):012002, July 2013.
- [56] Godehard Angloher, M Bauer, I Bavykina, A Bento, C Bucci, C Ciemniak, G Deuter, F von Feilitzsch, D Hauff, P Huff, et al. Results from 730 kg days of the cressst-ii dark matter search. *The European Physical Journal C*, 72(4):1971, 2012.
- [57] M. Kuzniak, M. G. Boulay, and T. Pollmann. Surface roughness interpretation of 730 kg days CRESST-II results. *Astroparticle Physics*, 36:77–82, August 2012.
- [58] G Angloher, A Bento, C Bucci, L Canonica, A Erb, F von Feilitzsch, N Ferreira Iachellini, P Gorla, A Gütlein, D Hauff, et al. Results on low mass wimps using an upgraded cressst-ii detector. *The European Physical Journal C*, 74(12):3184, 2014.

- [59] DS Akerib, S Alsum, HM Araújo, X Bai, AJ Bailey, J Balajthy, P Beltrame, EP Bernard, A Bernstein, TP Biesiadzinski, et al. Results from a search for dark matter in the complete lux exposure. *Physical review letters*, 118(2):021303, 2017.
- [60] PandaX-II Collaboration, Andi Tan, Mengjiao Xiao, Xiangyi Cui, Xun Chen, Yunhua Chen, Deqing Fang, Changbo Fu, Karl Giboni, Franco Giuliani, et al. Dark matter results from first 98.7-day data of pandax-ii experiment. *arXiv preprint arXiv:1607.07400*, 2016.
- [61] E Aprile, J Aalbers, F Agostini, M Alfonsi, FD Amaro, M Anthony, F Arneodo, P Barrow, L Baudis, Boris Bauermeister, et al. Xenon100 dark matter results from a combination of 477 live days. *Physical Review D*, 94(12):122001, 2016.
- [62] E Aprile, J Aalbers, F Agostini, M Alfonsi, FD Amaro, M Anthony, F Arneodo, P Barrow, L Baudis, Boris Bauermeister, et al. First dark matter search results from the xenon1t experiment. *Physical review letters*, 119(18):181301, 2017.
- [63] R Agnese, AJ Anderson, T Aramaki, M Asai, W Baker, D Balakishiyeva, D Barker, R Basu Thakur, DA Bauer, J Billard, et al. Wimp-search results from the second cdmslite run. *arXiv preprint arXiv:1509.02448*, 2015.
- [64] R Strauss, G Angloher, A Bento, C Bucci, L Canonica, X Defay, A Erb, F von Feilitzsch, N Ferreira Iachellini, P Gorla, et al. The cress-t-iii low-mass wimp detector. In *Journal of Physics: Conference Series*, volume 718, page 042048. IOP Publishing, 2016.
- [65] C. E. Aalseth, F. Acerbi, P. Agnes, I. F. M. Albuquerque, T. Alexander, A. Alici, A. K. Alton, P. Antonioli, S. Arcelli, R. Ardito, and et al. DarkSide-20k: A 20 Tonne Two-Phase LAr TPC for Direct Dark Matter Detection at LNGS,. *ArXiv e-prints*, July 2017.
- [66] P-A Amaudruz, M Batygov, B Beltran, J Bonatt, MG Boulay, B Broerman, JF Bueno, A Butcher, B Cai, M Chen, et al. Deap-3600 dark matter search. *arXiv preprint arXiv:1410.7673*, 2014.
- [67] M. Szydagis, LUX Collaboration, and LZ Collaboration. The Present and Future of Searching for Dark Matter with LUX and LZ,. In *Proceedings of*

- the 38th International Conference on High Energy Physics (ICHEP2016). 3-10 August 2016. Chicago, USA. Online at \langle A href="http://pos.sissa.it/cgi-bin/reader/conf.cgi?confid=282" \rangle http://pos.sissa.it/cgi-bin/reader/conf.cgi?confid=282/A \rangle , id.220, page 220, 2016.*
- [68] R Agnese, AJ Anderson, T Aramaki, I Arnquist, W Baker, D Barker, R Basu Thakur, DA Bauer, A Borgland, MA Bowles, et al. Projected sensitivity of the supercdms snolab experiment. *Physical Review D*, 95(8):082002, 2017.
- [69] E Aprile, J Aalbers, F Agostini, M Alfonsi, FD Amaro, M Anthony, L Arazi, F Arneodo, C Balan, P Barrow, et al. Physics reach of the xenon1t dark matter experiment. *Journal of Cosmology and Astroparticle Physics*, 2016(04):027, 2016.
- [70] J. Billard, E. Figueroa-Feliciano, and L. Strigari. Implication of neutrino backgrounds on the reach of next generation dark matter direct detection experiments., *PhRvD*, 89(2):023524, January 2014.
- [71] G. Bertone, D. Hooper, and J. Silk. Particle dark matter: evidence, candidates and constraints., *Physics Reports*, 405:279–390, January 2005.
- [72] A. Geringer-Sameth and S. M. Koushiappas. Exclusion of Canonical Weakly Interacting Massive Particles by Joint Analysis of Milky Way Dwarf Galaxies with Data from the Fermi Gamma-Ray Space Telescope., *Physical Review Letters*, 107(24):241303, December 2011.
- [73] Markus Ackermann, A Albert, Brandon Anderson, Luca Baldini, J Ballet, G Barbiellini, D Bastieri, K Bechtol, R Bellazzini, Elisabetta Bissaldi, et al. Dark matter constraints from observations of 25 milky way satellite galaxies with the fermi large area telescope. *Physical Review D*, 89(4):042001, 2014.
- [74] Felix Aharonian, AG Akhperjanian, AR Bazer-Bachi, M Beilicke, Wystan Benbow, David Berge, K Bernlöhr, C Boisson, Oliver Bolz, V Borrel, et al. Observations of the crab nebula with hess. *Astronomy & Astrophysics*, 457(3):899–915, 2006.
- [75] J Holder, VA Acciari, E Aliu, T Arlen, M Beilicke, W Benbow, SM Bradbury, JH Buckley, V Bugaev, Y Butt, et al. Status of the veritas observatory. In *AIP Conference Proceedings*, volume 1085, pages 657–660. AIP, 2008.

- [76] Jelena Aleksić, EA Alvarez, LA Antonelli, P Antoranz, M Asensio, M Backes, JA Barrio, D Bastieri, J Becerra González, W Bednarek, et al. Performance of the magic stereo system obtained with crab nebula data. *Astroparticle Physics*, 35(7):435–448, 2012.
- [77] John Carr, Csaba Balazs, Torsten Bringmann, Trygve Buanes, MK Daniel, Michele Doro, Christian Farnier, Mattia Fornasa, Jennifer Gaskins, GA Gomez-Vargas, et al. Prospects for indirect dark matter searches with the cherenkov telescope array (cta). *arXiv preprint arXiv:1508.06128*, 2015.
- [78] Andrea Albert, Brandon Anderson, Keith Bechtol, Alex Drlica-Wagner, Manuel Meyer, Miguel Sánchez-Conde, L Strigari, M Wood, TMC Abbott, Filipe B Abdalla, et al. Searching for dark matter annihilation in recently discovered milky way satellites with fermi-lat. *The Astrophysical Journal*, 834(2):110, 2017.
- [79] MAGIC Collaboration. Limits to dark matter annihilation cross-section from a combined analysis of MAGIC and Fermi-LAT observations of dwarf satellite galaxies,. *JCAP*, 2:039, February 2016.
- [80] H. Abdallah, A. Abramowski, F. Aharonian, F. Ait Benkhali, A. G. Akhperjanian, E. Anguner, M. Arrieta, P. Aubert, M. Backes, A. Balzer, and et al. Search for Dark Matter Annihilations towards the Inner Galactic Halo from 10 Years of Observations with H.E.S.S.,. *Physical Review Letters*, 117(11):111301, September 2016.
- [81] G. A. Gomez-Vargas, M. A. Sanchez-Conde, J.-H. Huh, M. Peiro, F. Prada, A. MorSELLI, A. Klypin, D. G. Cerdano, Y. Mambrini, and C. Munoz. Constraints on WIMP annihilation for contracted dark matter in the inner Galaxy with the Fermi-LAT,. *JCAP*, 10:029, October 2013.
- [82] Planck Collaboration, P. A. R. Ade, N. Aghanim, M. Arnaud, M. Ashdown, J. Aumont, C. Baccigalupi, A. J. Banday, R. B. Barreiro, J. G. Bartlett, and et al. Planck 2015 results. XIII. Cosmological parameters,. *A&A*, 594:A13, September 2016.
- [83] E. Charles, M. Sanchez-Conde, B. Anderson, R. Caputo, A. Cuoco, M. Di Mauro, A. Drlica-Wagner, G. A. Gomez-Vargas, M. Meyer, L. Tibaldo, M. Wood, G. Zaharijas, S. Zimmer, M. Ajello, A. Albert, L. Baldini, K. Bechtol, E. D. Bloom, F. Ce-

- raudo, J. Cohen-Tanugi, S. W. Digel, J. Gaskins, M. Gustafsson, N. Mirabal, and M. Razzano. Sensitivity projections for dark matter searches with the Fermi large area telescope,. *Physics Reports*, 636:1–46, June 2016.
- [84] M. Actis, G. Agnetta, F. Aharonian, A. Akhperjanian, J. Aleksic, E. Aliu, D. Allan, I. Allekotte, F. Antico, L. A. Antonelli, and et al. Design concepts for the Cherenkov Telescope Array CTA: an advanced facility for ground-based high-energy gamma-ray astronomy,. *Experimental Astronomy*, 32:193–316, December 2011.
- [85] G. Steigman, B. Dasgupta, and J. F. Beacom. Precise relic WIMP abundance and its impact on searches for dark matter annihilation,. *PhRvD*, 86(2):023506, July 2012.
- [86] J. F. Navarro, C. S. Frenk, and S. D. M. White. A Universal Density Profile from Hierarchical Clustering,. *ApJ*, 490:493, December 1997.
- [87] O. Urban, N. Werner, S. W. Allen, A. Simionescu, J. S. Kaastra, and L. E. Strigari. A Suzaku search for dark matter emission lines in the X-ray brightest galaxy clusters,. *MNRAS*, 451:2447–2461, August 2015.
- [88] A. Boyarsky, J. Franse, D. Iakubovskiy, and O. Ruchayskiy. Checking the Dark Matter Origin of a 3.53 keV Line with the Milky Way Center,. *Physical Review Letters*, 115(16):161301, October 2015.
- [89] F. A. Aharonian, H. Akamatsu, F. Akimoto, S. W. Allen, L. Angelini, K. A. Arnaud, M. Audard, H. Awaki, M. Axelsson, A. Bamba, and et al. Hitomi Constraints on the 3.5 keV Line in the Perseus Galaxy Cluster,. *ApJL*, 837:L15, March 2017.
- [90] C. Shah, S. Dobrodey, S. Bernitt, R. Steinbrügge, J. R. Crespo López-Urrutia, L. Gu, and J. Kaastra. Laboratory Measurements Compellingly Support a Charge-exchange Mechanism for the 'Dark Matter' ~ 3.5 keV X-Ray Line. *ApJ*, 833:52, December 2016.
- [91] L. Gu, J. Kaastra, A. J. J. Raassen, P. D. Mullen, R. S. Cumbee, D. Lyons, and P. C. Stancil. A novel scenario for the possible X-ray line feature at ~ 3.5 keV. Charge exchange with bare sulfur ions. *A&A*, 584:L11, December 2015.

- [92] T. Jeltema and S. Profumo. Discovery of a 3.5 keV line in the Galactic Centre and a critical look at the origin of the line across astronomical targets. *MNRAS*, 450:2143–2152, June 2015.
- [93] F. Iocco, M. Taoso, F. Leclercq, and G. Meynet. Main Sequence Stars with Asymmetric Dark Matter. *Physical Review Letters*, 108(6):061301, February 2012.
- [94] R. Barkana. Possible interaction between baryons and dark-matter particles revealed by the first stars. *Nature*, 555:71–74, March 2018.
- [95] N. Padmanabhan and D. P. Finkbeiner. Detecting dark matter annihilation with CMB polarization: Signatures and experimental prospects,. *PhRvD*, 72(2):023508, July 2005.
- [96] R. J. Wilkinson, J. Lesgourgues, and C. Boehm. Using the CMB angular power spectrum to study Dark Matter-photon interactions,. *JCAP*, 4:026, April 2014.
- [97] J. A. Schewtschenko, C. M. Baugh, R. J. Wilkinson, C. Boehm, S. Pascoli, and T. Sawala. Dark matter-radiation interactions: the structure of Milky Way satellite galaxies,. *MNRAS*, 461:2282–2287, September 2016.
- [98] J. A. Schewtschenko, R. J. Wilkinson, C. M. Baugh, C. Boehm, and S. Pascoli. Dark matter-radiation interactions: the impact on dark matter haloes. *MNRAS*, 449:3587–3596, June 2015.
- [99] C. Boehm, J. A. Schewtschenko, R. J. Wilkinson, C. M. Baugh, and S. Pascoli. Using the Milky Way satellites to study interactions between cold dark matter and radiation,. *MNRAS*, 445:L31–L35, November 2014.
- [100] A. G. Riess, L. M. Macri, S. L. Hoffmann, D. Scolnic, S. Casertano, A. V. Filippenko, B. E. Tucker, M. J. Reid, D. O. Jones, J. M. Silverman, R. Chornock, P. Challis, W. Yuan, P. J. Brown, and R. J. Foley. A 2.4 % Determination of the Local Value of the Hubble Constant. *ArXiv e-prints*, April 2016.
- [101] Daniel J Eisenstein, Idit Zehavi, David W Hogg, Roman Scoccimarro, Michael R Blanton, Robert C Nichol, Ryan Scranton, Hee-Jong Seo, Max Tegmark, Zheng Zheng, et al. Detection of the baryon acoustic peak in the large-scale correlation

- function of sdss luminous red galaxies. *The Astrophysical Journal*, 633(2):560, 2005.
- [102] S. Weinberg. The cosmological constant problem,. *Reviews of Modern Physics*, 61:1–23, January 1989.
- [103] Y. Fujii. Origin of the gravitational constant and particle masses in a scale-invariant scalar-tensor theory,. *PhRvD*, 26:2580–2588, November 1982.
- [104] B. Ratra and P. J. E. Peebles. Cosmological consequences of a rolling homogeneous scalar field,. *PhRvD*, 37:3406–3427, June 1988.
- [105] A. Kamenshchik, U. Moschella, and V. Pasquier. An alternative to quintessence,. *Physics Letters B*, 511:265–268, July 2001.
- [106] T. Chiba, T. Okabe, and M. Yamaguchi. Kinetically driven quintessence,. *PhRvD*, 62(2):023511, July 2000.
- [107] C. Armendariz-Picon, V. Mukhanov, and P. J. Steinhardt. Dynamical Solution to the Problem of a Small Cosmological Constant and Late-Time Cosmic Acceleration,. *Physical Review Letters*, 85:4438–4441, November 2000.
- [108] Thomas Buchert, Martin Kerscher, and Christian Sicka. Back reaction of inhomogeneities on the expansion: The evolution of cosmological parameters. *PhRvD*, 62:043525, August 2000.

Capítulo 2

Introducción a las técnicas de aprendizaje Automático.

Las técnicas de aprendizaje automático, o *Machine Learning*, son algoritmos computacionales que aprenden a realizar determinadas tareas (predicción, clasificación, etc.) gracias a su entrenamiento mediante ejemplos. Formalmente, Tom Mitchell [3] define que un programa computacional aprende a realizar una tarea T , en base a un entrenamiento E y teniendo en cuenta una medida P de su rendimiento, si dicha medida P al realizar T mejora con el entrenamiento E .

Si bien esta definición puede parecer compleja en un principio, la idea principal atrás de dichas técnicas es muy natural y queda clara al estudiar el siguiente ejemplo.

Ejemplo: Aprendiendo a clasificar objetos astronómicos.

En este ejemplo trataremos de clasificar objetos astronómicos en estrellas, estrellas variables y quasars, utilizando solamente información fotométrica. Específicamente vamos a utilizar sus colores $u - g$, $g - r$, $r - i$ e $i - z$, donde u , g , r , i y z son las bandas utilizadas por el catálogo SDSS. Utilizando el set de datos antes mencionado, en el cual conocemos tanto la emisión óptica de cada objeto como su clasificación real, entrenaremos un algoritmo de aprendizaje automático conocido como *Random Forest*^a y mediremos su rendimiento teniendo en cuenta la cantidad de objetos a los cuales les predice bien su clase y la cantidad de objetos que les predice una clase incorrecta. El resultado del entrenamiento de dicho algoritmo puede verse en la figura 2.1, donde se muestra que a medida que aumenta el número de ejemplos en el set de entrenamiento

también aumenta la performance de dicho algoritmo. Esto puede entenderse teniendo en cuenta que a medida que aumentamos el número de ejemplos en el set de entrenamiento, el algoritmo puede aprender mejor las características principales de cada clase de objeto. Lógicamente este proceso de aprendizaje nunca va a ser perfecto, es decir que siempre va a existir la posibilidad de que nuestro algoritmo se equivoque al predecir la clase de un nuevo objeto. Hoy en día la mayor parte del trabajo a la hora de crear un algoritmo que resuelva algún problema determinado reside en tratar de disminuir al máximo el margen de error.

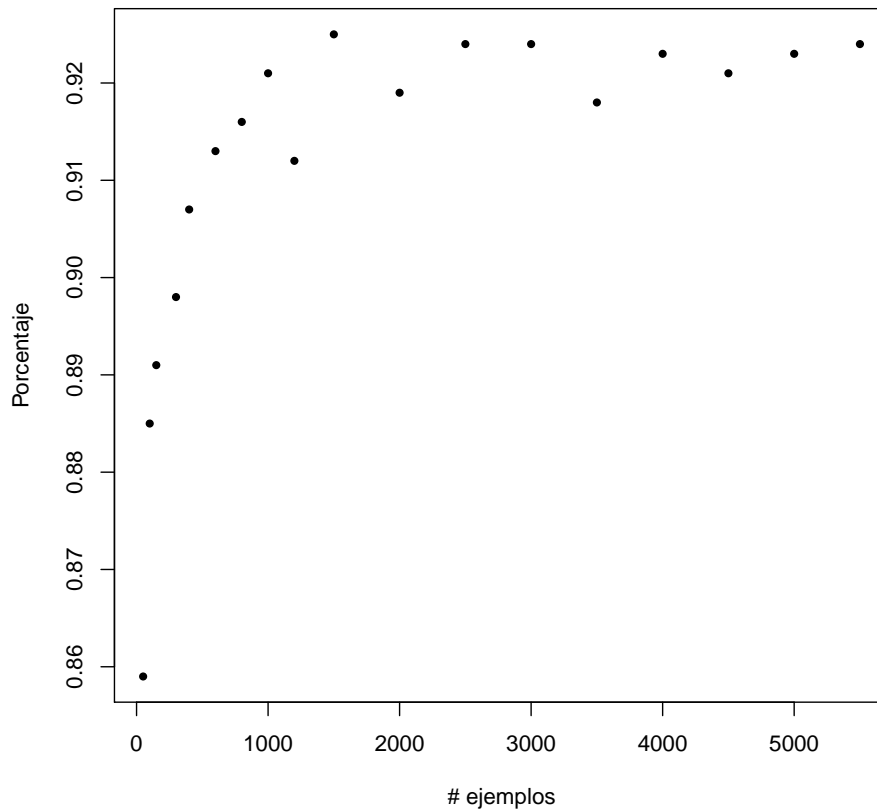


Figura 2.1: Porcentaje de objetos bien clasificados como función del número de ejemplos presentes en el set de entrenamiento.

⁴Los detalles de dicho algoritmo serán introducidos en la sección 2.1.1.

Las técnicas de aprendizaje automático pueden clasificarse en 2 grandes categorías:

Aprendizaje Supervisado y Aprendizaje No Supervisado. Es importante aclarar que existen otras categorías de métodos de aprendizaje automático, como por ejemplo el Aprendizaje por refuerzo (*Reinforcement Learning*), pero que no serán discutidas en esta tesis.

A grandes rasgos el objetivo del aprendizaje supervisado es establecer una correspondencia entre los datos de entradas y los datos de salida deseados, utilizando un conjunto de datos conocidos como set de entrenamiento. Un ejemplo de este tipo de algoritmo es el problema de clasificación, donde el sistema de aprendizaje trata de clasificar una serie de observaciones entre varias categorías.

Por otro lado el objetivo principal del aprendizaje no supervisado es encontrar estructuras o patrones en el conjunto de datos analizado sin tener información a priori de a que clase corresponde cada observación.

2.1. Aprendizaje Supervisado.

Como se dijo previamente, el objetivo principal del aprendizaje supervisado es aprender una correlación o correspondencia entre un conjunto de variables de entrada x (también llamadas *features*) y un conjunto de salida y a partir del análisis de un conjunto de datos conocidos $D = (x_i, y_i)_{i=1}^N$, donde N es el número de ejemplos que se van a estudiar y D es el conjunto de entrenamiento. En el esquema más sencillo, cada ejemplo x_i es un vector m -dimensional de números, sin embargo estos ejemplos pueden ser estructuras más complejas como imágenes, texto, series temporales, grafos, etc. De igual manera, cada elemento y_i del conjunto de salida, o *output*, puede ser una estructura compleja, sin embargo en la mayoría de los problemas, el conjunto de salida es una variable categórica (clases) finita o un número real. Cuando y_i es una variable categórica, el problema se conoce como clasificación, mientras que cuando $y_i \in \mathbb{R}^n$ el problema se llama regresión [4]. Este tipo de problemas se puede formalizar si suponemos $y = f(x)$ para alguna función f desconocida, luego el objetivo de nuestro algoritmo es estimar dicha función a partir de un conjunto de entrenamiento y luego hacer predicciones sobre nuevas observaciones.

2.1.1. Modelos de aprendizaje supervisado más utilizados.

- *K-nearest neighbours*:

Uno de los algoritmos de aprendizaje supervisado más simples es el llamado *k-nearest neighbour*. Este algoritmo estima la clasificación de un nuevo objeto teniendo en cuenta las clases de los k objetos, pertenecientes al set de entrenamiento, que están más cerca del objeto a clasificar. Para esto es necesario definir una métrica en el espacio de *features*. Formalmente podemos decir que, en un problema de regresión, la predicción y de un objeto con *features* x es:

$$y(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in N_{k,x}} y_i \quad (2.1)$$

donde $N_{k,x}$ es el subconjunto del set de entrenamiento formado por las k observaciones más cercanas al objeto que queremos clasificar, y los valores y_i son los *outputs* de dichos objetos. Por otro lado, en un problema de clasificación, el resultado será la clase predominante en los k ejemplos más cercanos al objeto en estudio.

Además de tener que definir una métrica adecuada al problema que queramos estudiar, debemos elegir el número de vecinos k que vamos a tener en cuenta a la hora de clasificar una nueva observación. Si elegimos un k muy grande, se podría perder el carácter local de nuestra clasificación pero, por otro lado, si elegimos un k muy chico corremos el riesgo de sobre-ajustar los datos de entrenamiento y de esta manera modelar el ruido que puede tener nuestro conjunto de entrenamiento en vez de modelar la señal original (Ver sección 2.1.2).

En la figura 2.2 (izq.) podemos ver un ejemplo de un clasificador entrenado con $k = 1$, mientras que en la derecha podemos ver un ejemplo de un clasificador entrenado con $k = 15$ en el mismo espacio de parámetros y con el mismo set de entrenamiento. Se puede observar que cuando trabajamos con $k = 1$ el algoritmo tiende a sobre-ajustar los datos de entrada.

En la sección 2.1.2 se estudiarán diferentes técnicas para elegir el mejor número de vecinos y así, evitar sobre-ajustar los datos de entrenamiento.

- Regresión logística:

La regresión logística consiste en modelar la probabilidad a posteriori $P(k|x)$ de cada clase k dados unos parámetros de entrada x_i mediante funciones lineales en cada

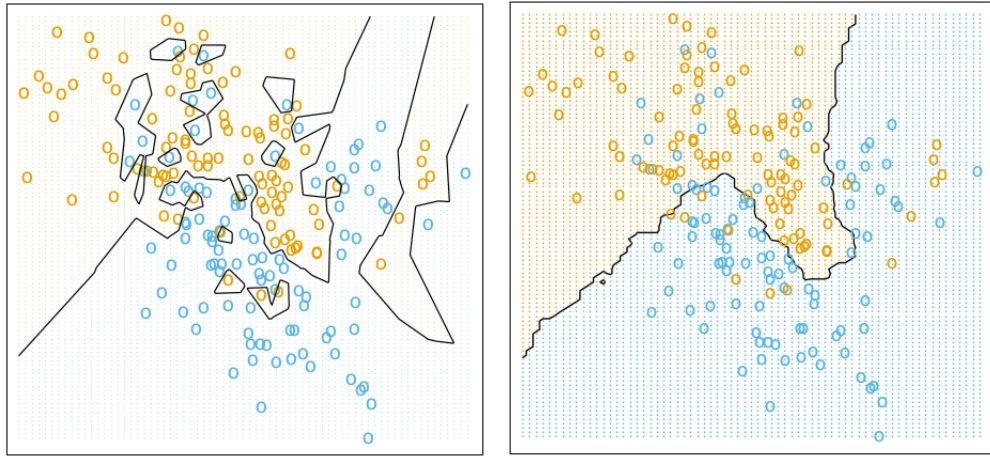


Figura 2.2: Algoritmo *k-nearest neighbour*. (Izq.) Clasificador entrenado con $k = 1$. (Der.) Clasificador entrenado con $k = 15$. Figura extraída de *Hastie et al. 2001* [2].

x_i , manteniendo cada probabilidad entre $[0, 1]$ y la suma total igual a 1. Teniendo en cuenta esto, podemos escribir nuestro modelo como:

$$\begin{aligned}
 \log \frac{P(k = 1|X = x_i)}{P(k = K|X = x_i)} &= \beta_{1,0} + \sum_{j=1}^n \beta_{1,j} x^j & (2.2) \\
 \log \frac{P(k = 2|X = x_i)}{P(k = K|X = x_i)} &= \beta_{2,0} + \sum_{j=1}^n \beta_{2,j} x^j \\
 &\vdots \\
 \log \frac{P(k = K - 1|X = x_i)}{P(k = K|X = x_i)} &= \beta_{K-1,0} + \sum_{j=1}^n \beta_{K-1,j} x^j \\
 P(k = K|X = x_i) &= \frac{1}{1 + \sum_{l=1}^{K-1} \exp(\beta_{l,0} + \sum_{j=1}^n \beta_{l,j} x^j)}
 \end{aligned}$$

donde la última línea de la ecuación 2.2 asegura que la probabilidad de que un dado objeto pertenezca a alguna clase es igual a 1. Vale aclarar que si bien en este caso se utilizó la probabilidad a posteriori de que el objeto pertenezca a la clase $k = K$ como factor normalizador, se puede elegir la probabilidad de pertenencia a cualquier clase sin afectar el resultado final.

Para terminar de definir el modelo es necesario estimar los valores de $\vec{\beta} \equiv \beta_{i,j}$. Para esto se pueden utilizar diferentes métodos teniendo en cuenta el número de clases que queramos estudiar y la dimensionalidad de nuestro espacio de parámetros. Una de las técnicas más utilizadas para ajustar los parámetros $\vec{\beta}$ teniendo N observaciones es maximizando el *likelihood* definido por:

$$l(\vec{\beta}) = \sum_{i=1}^N \log(p(k = k_i | X = x_i; \vec{\beta})) \quad (2.3)$$

Una vez más, teniendo en cuenta la dimensionalidad del problema, se pueden utilizar diferentes métodos (método del gradiente descendiente, método de Newton, etc.) para encontrar los valores que maximizan el *likelihood*.

- *Support Vector Machine:*

Un *Support Vector Machine* (SVM) es un algoritmo de aprendizaje supervisado originalmente creado para problemas de clasificación binaria que, dado un set de entrenamiento $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ con $y_i = \pm 1$ en un espacio de *features* de dimensión d , busca construir hiper-planos, es decir hiper-superficies de dimensión $d - 1$, que separen las clases.

Matemáticamente, podemos definir un hiper-plano como

$$x : f(x) = x^T \beta + \beta_0 = 0 \quad (2.4)$$

donde β es un vector unidad, x son los *features* y x^T es simplemente el vector transpuesto. Luego, podemos definir una regla de clasificación teniendo en cuenta $\text{sgn}(f(x) = x^T \beta + \beta_0)$ (se puede demostrar que $f(x)$ es geoméricamente la distancia del punto x al hiper-plano). Suponiendo que las clases son perfectamente separables (Ver figura 2.3 (a) y (b)) podemos encontrar un β tal que $y_i f(x_i) > 0 \forall i$. Para lidiar con problemas en donde las clases no sean perfectamente separables introducimos variables de costos ξ_i que cuantifican el error cometido en dicha clasificación (ver figura 2.3 (c)) para luego imponer un máximo en la suma de los costos $\sum_i \xi_i < C$.

Esta técnica es conocida como *Soft Margin* y permite que los modelos *SVM* no sobre

ajusten los datos y, por lo tanto, tengan una mejor generalización.

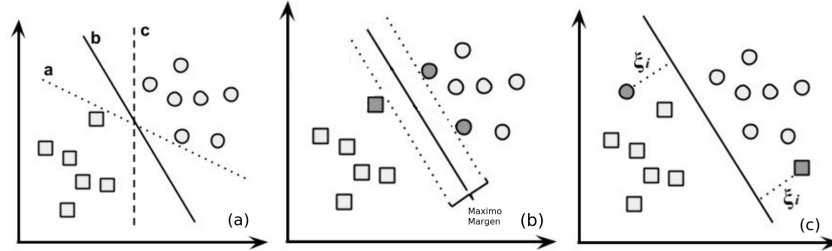


Figura 2.3: Esquema de una clasificación mediante *Support Vector Machine*.

Como puede verse en la figura 2.3 (a), hay casos en los que existen varios hiperplanos que separan las clases y que pueden ser utilizados como referencia para la clasificación. Finalmente nos quedamos con aquel hiper-plano que maximice la separación o margen entre las clases (Ver figura 2.3 (b)). Matemáticamente esto se traduce en:

$$\max_{\beta, \beta_0} M \quad (2.5)$$

$$y_i(x_i^T \beta + \beta_0) \geq M(1 - \xi_i) \quad (2.6)$$

$$\sum_i \xi_i \leq C$$

donde M es el margen entre las clases. Se puede demostrar que el hiper-plano va a depender solo de un subconjunto de observaciones (llamadas *support vectors*) que geoméricamente caen adentro, o sobre el margen que separa ambas clases.

Es importante notar que este algoritmo busca hiper-plano lineales en el espacio de *features*. Una forma de generalizar dicho procedimiento es agrandar el espacio de *features* a través de un conjunto de funciones bases $h(x)$. Así los hiper-planos se buscarán en un nuevo espacio de *features* definido por $h(x_i) = (h_1(x_i), h_2(x_i), \dots)$, traduciéndose en superficies no lineales en el espacio de *features* original.

Como se dijo previamente, los métodos SVM fueron creados para resolver problemas de clasificación binaria, sin embargo existen generalizaciones para resolver problemas de clasificación múltiple y problemas de regresión.

Suponiendo que queremos clasificar entre K clases diferentes, existen 2 tipos de generalizaciones. La primera opción es generar un clasificador binario $f_k(x)$ por cada clase a estudiar. Cada clasificador f_k tratará como una clase a las observaciones que pertenecen a la clase k y como otra clase a las observaciones que pertenecen a todas las otras clases originales. Finalmente tendremos K clasificaciones para cada observación, lo cuál puede dar lugar a ambigüedades en dicha clasificación. Otro problema que puede aparecer en dicha generalización es el desbalance entre las clases. Esto quiere decir que puede suceder que para una dada clase k existan pocas observaciones que pertenezcan a dicha clase comparado a la cantidad de observaciones que no pertenecen a dicha clase.

La segunda opción para generalizar las técnicas SVM para clasificación múltiple, es generar un clasificador $f_{k,k'}$ que estudie límites entre cada par de clases. De esta manera tendremos $K(K - 1)/2$ clasificadores, lo que, de vuelta, puede resultar en ambigüedades a la hora de clasificar una nueva observación.

- Árboles de decisión:

Los árboles de decisión son algoritmos de aprendizaje automático supervisado que pueden ser utilizados tanto para problemas de clasificación como de regresión. La idea de estos métodos es subdividir el espacio de datos de entrada (*features*) en sub-regiones y luego ajustar un modelo local a cada uno de estos subconjuntos. Esta idea puede ser representada a través de un árbol como puede verse en la figura 2.4 (a), en donde el espacio de entrada es subdividido en 2 regiones en cada nodo del árbol, llegando finalmente a subdividir el espacio de *features* en 5 regiones (representadas en la figura 2.4 (b)) en las cuales se ajusta un modelo local teniendo en cuenta los datos del set de entrenamiento que caen en cada región.

Suponiendo que tenemos N observaciones (x_i, y_i) con p *features* ($x_i = (x_{i,1}, \dots, x_{i,p})$) que vamos a utilizar para predecir una respuesta y_i , que nuestro espacio de entrada esta dividido en M sub-regiones y que ajustamos una constante c_m a cada región R_m , la predicción para una nueva observación x es:

$$f(x) = \sum_{m=1}^M c_m I_m(x) \quad (2.7)$$

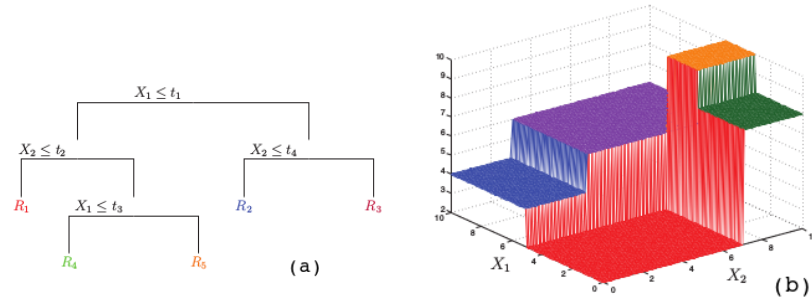


Figura 2.4: Esquema de clasificación utilizando un *Random Forest*. Figuras extraídas de *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. K. Murphy [4].

donde $I_m(x)$ es una función ventana que es igual a 1 si $x \in R_m$ y 0 si $x \notin R_m$. Si adoptamos un criterio de minimización de la suma de cuadrados $\sum_i (y_i - f(x_i))^2$, se puede demostrar que la constante c_m que mejor ajusta los datos en cada región es el promedio $\bar{c}_m = \text{prom}(y_i | x_i \in R_m)$. Para encontrar la mejor forma de particionar el espacio de entrada, se realiza en cada nodo una búsqueda en una grilla de (j, s) , donde j es la variable que será utilizada para subdividir el espacio y s es punto de división, luego cada nodo divide a nuestro espacio en 2 sub-regiones

$$R_1(j, s) = \{x | x_j \leq s\} \quad ; \quad R_2(j, s) = \{x | x_j \geq s\} \quad (2.8)$$

Luego el problema de encontrar la mejor sub-división se reduce a encontrar el par (j, s) que minimiza la suma de los cuadrados:

$$\min_{j,s} \left[\min_{c_1} \sum_{x_i \in R_1(j,s)} (y_i - c_1)^2 + \min_{c_2} \sum_{x_i \in R_2(j,s)} (y_i - c_2)^2 \right] \quad (2.9)$$

Una vez que encontramos el par (j, s) que nos da la mejor partición en este nodo, nuestro espacio de entrada que dividido en 2 sub-regiones. Luego aplicamos el mismo criterio para subdividir cada una de estas regiones y así sucesivamente [2]. Naturalmente surge la pregunta de hasta donde debemos hacer crecer nuestro árbol, ya que árboles muy grandes van a realizar un sobre-ajuste de los datos (ver sección 2.1.2), mientras que árboles muy chicos pueden no captar detalles importantes de nuestro problema. En la sección 2.1.2 se estudiarán diferentes métodos para poder

comparar diferentes algoritmos de aprendizaje supervisado (o, como en este caso, el mismo algoritmo pero con diferentes parámetros) y así poder evitar un sobre-ajuste sin perder información importante contenida en nuestro set de entrenamiento.

Si bien el modelo matemático presentado en esta sección solo sirve para problemas de regresión, se puede generalizar fácilmente a problemas de clasificación teniendo en cuenta la distribución de observaciones de diferentes clases que hay en cada sub-región y definiendo la probabilidad de que una nueva observación pertenezca a la clase K en dicha región de manera frecuentista:

$$P(x \in K | x \in R_m) = \frac{N_{K,R_m}}{N_{R_m}} \quad (2.10)$$

donde N_{k,R_m} es la cantidad de observaciones de clase K en R_m y N_{R_m} es la cantidad de observaciones en R_m . Luego podemos clasificar una nueva observación teniendo en cuenta cual es la clase más probable.

Uno de los principales problemas de los árboles de decisión es su inestabilidad, esto quiere decir que pequeños cambios en el set de entrenamiento pueden llevar a predicciones muy diferentes. Es por esto que en general conviene entrenar muchos árboles de decisión y luego promediar el resultado de cada uno para obtener un resultado final. El algoritmo conocido como *Random Forest* es una implementación de esta técnica [1].

Este método consiste en entrenar N árboles de decisión pero seleccionando en cada nodo $m < p$ *features* de manera aleatoria que serán estudiados para sub-dividir el espacio de entrada como fue explicado anteriormente. De esta manera se reduce la correlación entre los diferentes árboles. Si bien el valor de m es un parámetro que puede ser ajustado a cada problema para obtener un mejor rendimiento, es común usar $m = \sqrt{p}$ o $m = p/3$ [2] para problemas de clasificación y regresión respectivamente.

Es importante notar que la técnica de entrenar diferentes algoritmos de aprendizaje automático (o el mismo algoritmo pero con diferentes parámetros) para luego promediar los resultados de cada uno, conocida como *bagging*, se puede utilizar de manera más general combinando técnicas de aprendizaje automático muy diferentes entre si. Sin embargo, si los algoritmos son aproximadamente lineales, el resultado

final va a ser aproximadamente el mismo que si no se hubiese utilizado dicha técnica, por lo que solo tiene sentido combinar algoritmos altamente no lineales, como es el caso de los árboles de decisión.

- **Redes Neuronales Artificiales:**

Uno de los algoritmos de aprendizaje automático más estudiados y utilizados en la actualidad son las Redes Neuronales Artificiales (ANN por sus siglas en inglés). Este algoritmo fue desarrollado como un modelo del funcionamiento del cerebro humano, en donde la unidad básica es la neurona. En las redes artificiales cada neurona, o nodo, recibe una señal que procesa para luego producir otra señal que será enviada hacia las neuronas conectadas a ella. Luego una red neuronal artificial es un conjunto de neuronas (ver figura 2.5) inter-conectadas entre sí, que tiene una primera capa de neuronas que recibe los datos de entrada o *features*, un conjunto de capas intermedias que procesan los datos, llamadas capas ocultas y, finalmente, una capa de salida que produce la predicción para la cual fue entrenada. El número de neuronas en cada capa y la cantidad de capas ocultas es llamado la arquitectura de la red neuronal y debe variarse en cada problema para buscar una mejor optimización.

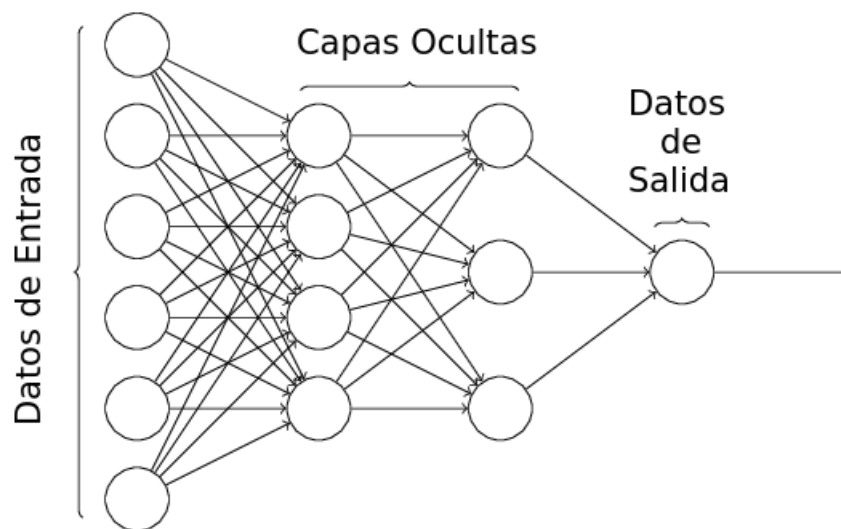


Figura 2.5: Esquema de clasificación de una red neuronal artificial.

Para entender en mayor detalle este método es necesario estudiar el funcionamiento de cada neurona por separado. Cada neurona recibe un conjunto de datos de entrada

x_i y a partir de estos genera una combinación lineal $x_i\omega_i$ de los mismos, donde ω_i es un vector de pesos que depende de cada neurona. Además cada neurona consta de una función de activación $f(x \cdot \omega)$ que recibe los datos de entrada pesados por ω y produce un valor entre 0 y 1. Dependiendo de la forma de esta función es el nombre que recibe la neurona. Las neuronas más simples son llamadas perceptrones y están caracterizadas por una función de activación donde $f(x \cdot \omega) = \text{sgn}(x \cdot \omega)$. Otro tipo de neuronas muy utilizadas son las llamadas sigmoidales y están definidas de acuerdo a:

$$f(x \cdot \omega) = \frac{1}{1 + e^{x \cdot \omega}} \quad (2.11)$$

Habiendo definido la arquitectura y el tipo de neuronas que se van a utilizar, faltan definir los pesos ω , correspondientes a cada neurona, que producen el mejor resultado. Para esto el algoritmo más utilizado es el llamado *backpropagation* que consiste en ir determinando los errores cometidos capa a capa, empezando por la capa de salida. Suponiendo que nuestro set de entrenamiento cuenta con n ejemplos de la forma (x_i, y_j) con $i = 1 \dots p$ y $j = 1 \dots k$, donde x_i son los *features* y y_j son los datos que queremos predecir, podemos definir el error de nuestra red como:

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p (y_{j,i} - \hat{y}_{j,i})^2 \quad (2.12)$$

Luego el algoritmo de *backpropagation* busca los pesos ω que minimicen dicho error y consta de los siguientes pasos [3]:

1. Inicializar todos los pesos ω a valores aleatorios chicos (entre -0.5 y 0.5).
2. Para cada ejemplo del set de entrenamiento realizar una predicción con la red, que llamaremos \hat{y}_j .
3. Estimar el error cometido en cada una de las predicciones $\delta_j = \hat{y}_j(1 - \hat{y}_j)(y_j - \hat{y}_j)$.
4. Para cada neurona h en una capa oculta estimar el error $\delta_h = o_h(1 - o_h) \sum_{j=1}^p \omega_{j,h} \delta_j$, donde o_h es el valor producido por la función de activación de la neurona h

y $\omega_{j,h}$ son los pesos asignados por las neuronas j de la capa siguiente a los valores que salen de la neurona h .

5. Actualizar los pesos según: $\omega_{j,h} = \omega_{j,h} + \eta \delta_j o_{j,h}$, donde η es un valor que cuantifica la tasa a la que se van a actualizar las neuronas en cada iteración y $o_{j,h}$ es el valor producido por la neurona h de una dada capa, que va a recibir la neurona j de la capa siguiente.
6. Volver al ítem 2 e iterar hasta conseguir la precisión requerida.

Es importante remarcar que dicho algoritmo no asegura la convergencia al mínimo global. Sin embargo por lo general los problemas atacados con redes neuronales son altamente dimensionales, lo que lleva a que cuando llegamos a un mínimo local en un parámetro por lo general no es un mínimo local de todos los demás parámetros, por lo que el algoritmo no se quedará atrapado ahí.

También es importante aclarar que existen diferentes algoritmos que implementan pequeñas variaciones al aquí descrito. Por ejemplo existen redes neuronales en las que el algoritmo de *backpropagation* es modificado agregando términos extra en la actualización de los errores, o buscando el mínimo de manera estocástica. También hay algoritmos en los que las neuronas pertenecientes a las capas ocultas pueden inter-conectarse de manera cíclica.

■ *Deep learning*:

Como vimos en los ejemplos anteriores, las técnicas de aprendizaje automático supervisado buscan correlaciones entre los datos de entrada llamados *features* y los datos de salida que uno quiere predecir. Históricamente, debido a las limitaciones computacionales, los algoritmos trabajan con, a lo sumo, algunas decenas de *features*, por lo que gran parte del trabajo consistía en encontrar cuales eran los mejores *features* para solucionar un determinado problema. Actualmente gracias al avance tecnológico, se desarrollaron nuevos métodos, llamados *deep learning*, que incorporaron el proceso de extracción de *features* al algoritmo de aprendizaje automático. Este cambio de paradigma queda claro con un ejemplo. En un primer momento, al tratar de predecir si una imagen contenía o no un auto, primero se manipulaban las imágenes del set de entrenamiento para obtener los mejores *features* y luego, con

estos se entrenaban, diferentes algoritmos de aprendizaje automático que, finalmente, predecían si había o no un auto en la imagen. Actualmente, los algoritmos de *deep learning* utilizan como datos de entrada directamente las imágenes, y en las primeras capas de estos algoritmos se producen de manera automática los *features* que serán utilizados por las siguientes capas para la predicción (ver figura 2.6).

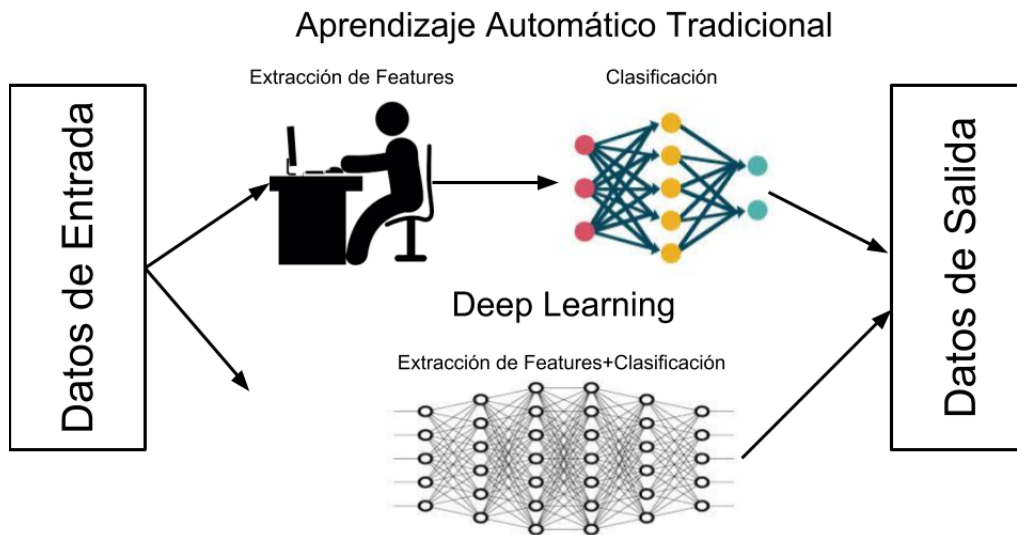


Figura 2.6: Comparación entre los esquemas de clasificación de algoritmos de aprendizaje automático tradicional y *Deep Learning*.

Si bien estas técnicas están siendo utilizadas en diversas aplicaciones con muy buenos resultados, debido al alto número de parámetros libres que se deben ajustar, requieren de un gran poder de cómputo y, por lo general, de la utilización de GPU's (*Graphical Processing Units*) por sus capacidad para resolver problemas paralelizables. Es por esto que la mayoría de los problemas siguen siendo estudiados mediante los métodos tradicionales, y recién cuando con estos no se obtiene la precisión requerida se tratan de resolver con *deep learning*.

2.1.2. Evaluación de modelos y sobre-ajuste (*Overfitting*) .

Como se vio en la sección anterior, la variedad y cantidad de diferentes modelos de aprendizaje supervisado es muy grande, y a esto hay que sumarle las diferentes implementaciones y variaciones que existen sobre cada algoritmo y las diferentes arquitecturas que

se pueden estudiar sobre una determinada implementación de un modelo. Queda claro que dada la cantidad de algoritmos diferentes que se pueden utilizar para resolver un mismo problema, es necesario tener una medida clara y objetiva de la performance de cada algoritmo para así poder compararlos y poder elegir el que tenga mejor rendimiento a la hora de resolver nuestro problema.

Es importante tener en cuenta que nuestro objetivo final es predecir los valores de y para nuevas observaciones que son independientes del set de entrenamiento utilizado, por lo que para poder realizar una medición precisa del rendimiento de nuestro modelo es necesario evaluarlo también en un set independiente al set de entrenamiento. Es por esto que al set de entrenamiento original se lo debe dividir en dos conjuntos mutuamente excluyentes, un set de entrenamiento propiamente dicho y un set de testeo. Luego, el entrenamiento de nuestro modelo se realizará utilizando solo los ejemplos del set de entrenamiento y posteriormente se evaluará el rendimiento de dicho modelo haciendo predicciones sobre los ejemplos del set de testeo. Como en el set de testeo también conocemos los valores reales de aquellas variables que queremos predecir, podemos comparar los valores predichos con los reales y así tener una medida confiable del rendimiento de nuestro modelo a la hora de predecir sobre datos independientes al set de entrenamiento. De esta manera también nos evitamos sobre-ajustar los datos, es decir, modelar las pequeñas variaciones presentes en nuestros datos, ya que es probable que estas sean ruido y no una señal verdadera.

Si estamos trabajando en un problema de regresión, la manera más natural e intuitiva de medir el rendimiento de nuestro algoritmo, es simplemente a través de una diferencia de cuadrados χ^2 definida por:

$$\chi^2 = \frac{\sum_i^N \omega_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i^N \omega_i} \quad (2.13)$$

donde y_i es el valor real de la variable que queremos predecir, \hat{y}_i es el valor predicho por nuestro método y ω_i es el peso relativo que le damos a cada ejemplo. El rendimiento de un algoritmo de regresión también puede visualizarse al graficarse el valor predicho vs el valor real (Ver figura 2.7), donde una predicción perfecta seguiría una recta uno a uno, y donde queda claro qué, el valor de χ da una medida de la dispersión de las predicciones alrededor de dicha recta uno a uno.

Por otro lado, si estamos trabajando en un problema de clasificación, la mejor manera de evaluar el rendimiento de nuestro modelo es contando la cantidad de predicciones

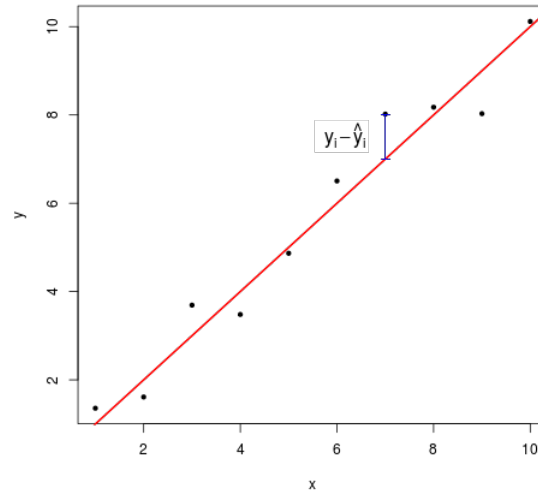


Figura 2.7: Método clásico para evaluar la performance de un algoritmo de aprendizaje Supervisado.

correctas e incorrectas que realizó nuestro algoritmo. A su vez, ésta información puede presentarse de diversas maneras. Una de las formas más comunes es a través de una matriz de confusión (En la figura 2.8 se puede ver una matriz de confusión para un problema de clasificación entre 2 categorías¹), en la cual cada fila representa una clase predicha y cada columna representa una clase real (o viceversa). De esta manera se puede ver que la diagonal de la matriz representa las predicciones correctas, mientras que los elementos fuera de la diagonal representan las predicciones incorrectas.

A partir de la información contenida en esta matriz es conveniente definir los siguientes estadísticos que ayudan a entender el rendimiento de nuestro algoritmo y son de utilidad a la hora de decidir entre diferentes técnicas.

- Tasa de verdaderos positivos (TPR por sus siglas en inglés): También conocido como *recall* o sensibilidad, este estadístico nos da una idea de la probabilidad de clasificar correctamente a un ejemplo positivo.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.14)$$

¹En los problemas de clasificación entre 2 categorías, también llamados de clasificación binaria, se suele llamar a una categoría 'positiva' y a la otra 'negativa'.

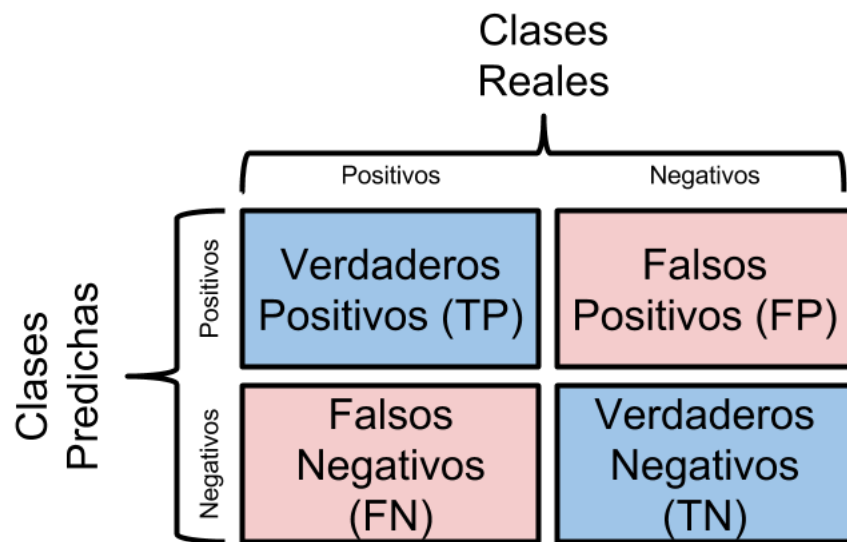


Figura 2.8: Matriz de confusión utilizada para evaluar el rendimiento de algoritmos de aprendizaje automático supervisado.

- Tasa de falsos positivos (FPR por sus siglas en inglés): Este estadístico nos da una medida de la probabilidad de clasificar incorrectamente a un ejemplo negativo.

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (2.15)$$

- Precisión: Este valor nos da una idea de la probabilidad de que un ejemplo predicho como positivo sea efectivamente positivo. De manera complementaria se puede definir la tasa de contaminación (FDR por sus siglas en inglés) como la probabilidad de que un ejemplo predicho como positivo sea en realidad negativo.

$$P = \frac{TP}{TP + FP} = 1 - FDR \quad (2.16)$$

- Exactitud: También conocido como *accuracy* (ACC), nos da una medida de la probabilidad de que la predicción de nuestro modelo sea la correcta.

$$ACC = \frac{TP + TN}{TOTAL} \quad (2.17)$$

Teniendo en cuenta dichas definiciones, es muy frecuente que el rendimiento de un algoritmo se analice gráficamente mediante la llamada curva ROC en la que se grafica la tasa de verdaderos positivos (TPR) versus la tasa de falsos positivos (FPR). En la figura 2.9 se puede ver un ejemplo de una curva ROC en la que se comparan 3 clasificadores. De este gráfico se puede concluir rápidamente que el clasificador con mejor rendimiento es el que se muestra en la curva roja, ya que tiene una alta tasa de verdaderos positivos y una baja tasa de falsos positivos. Un clasificador aleatorio va a trazar una curva 1-1 en dicho plano, ya que la probabilidad de que dicho algoritmo clasifique correctamente una observación es del 50 %.

Es importante tener en cuenta que la elección del mejor algoritmo depende fuertemente tanto del problema que queramos resolver así como del conjunto de datos utilizado, de las diferentes limitaciones computacionales o temporales que se nos presenten y del grado de precisión que queramos alcanzar.

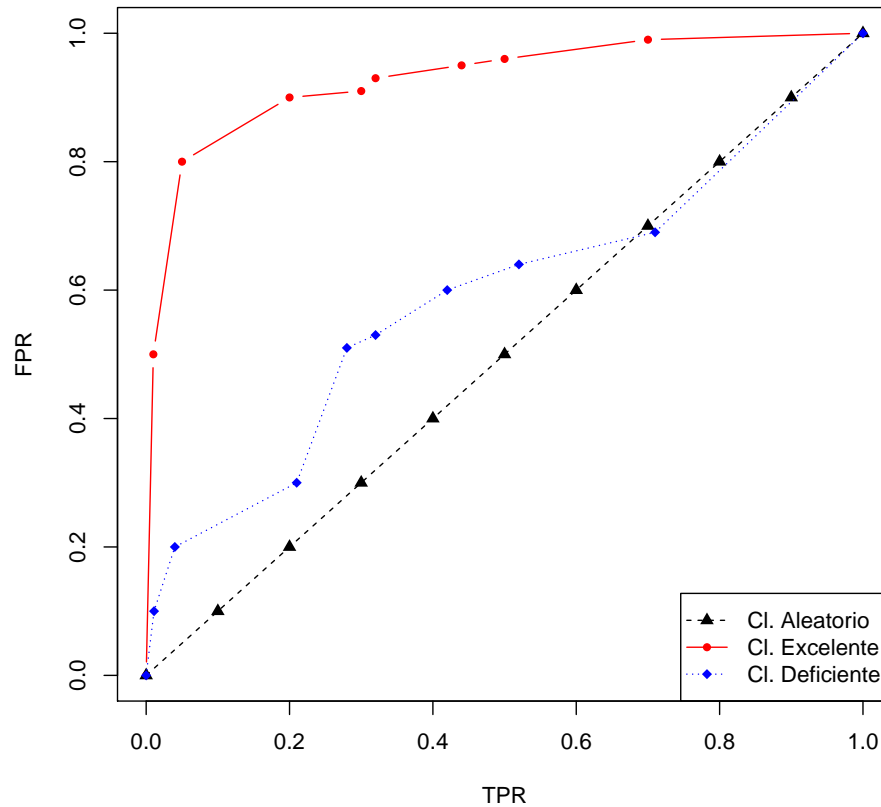


Figura 2.9: Ejemplo de curva ROC utilizada para comparar diferentes métodos de aprendizaje automático supervisado.

2.2. Aprendizaje No Supervisado.

La segunda gran categoría de métodos de aprendizaje automático son los llamados algoritmos de aprendizaje no supervisado. Esta clase de algoritmos solo trabaja con datos de entrada y su objetivo principal es buscar correlaciones o patrones entre los mismos, es por esto que a esta serie de técnicas también se las suele denominar *Knowledge Discovery* (Descubrimiento de conocimiento). La principal diferencia con el aprendizaje supervisado es que, al no especificar que tipo de correlaciones queremos encontrar o predecir, no existe una métrica obvia para cuantificar el error cometido por nuestro algoritmo.

2.2.1. Modelos de aprendizaje no supervisado más utilizados.

Dentro de las técnicas de aprendizaje automático no supervisado se destacan los métodos de *clustering* (agrupamiento) y de análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés).

- *K-means*:

El algoritmo *k-means* es una de las técnicas de agrupamiento más simples. Dado un conjunto de m datos de entrada \vec{x}_i pertenecientes al espacio de *features* \mathcal{F} con $i = 1, \dots, m$ el algoritmo consiste en:

1. Elijo aleatoriamente k centros $c \in \mathcal{F}$.
2. Dada una medida de distancia² en \mathcal{F} , asigno cada observación al grupo más cercano.
3. Actualizo el valor de los centros como el promedio de las observaciones que pertenecen a cada grupo.
4. Itero entre el paso 2 y 3 hasta que las asignaciones no cambien o se cumpla un criterio de convergencia.

Si no se conoce a priori el número de grupos que mejor se adaptan al problema, es necesario iterar en la cantidad de centros a ajustar.

- *Mixtura de Gaussianas*:

La mixtura de Gaussianas es un algoritmo similar al *k-means* pero que busca asignar cada observación a una gaussiana multi-dimensional. Dado un conjunto de m datos de entrada $\vec{x}_i \in \mathbb{R}^n$ con $i = 1, \dots, m$ el algoritmo consiste en:

1. Elijo aleatoriamente los parámetros de k Gaussianas n -dimensionales (es decir, los centros, y las matrices de covarianza).
2. Estimo la probabilidad de que cada observación pertenezca a cada gaussiana y asigno dicha observación a la gaussiana más probable.

²Si $\mathcal{F} = \mathbb{R}^n$ suele usarse la distancia Euclídea

3. Actualizo los parámetros de cada gaussiana teniendo en cuenta las observaciones asignadas a la misma.
4. Itero entre el paso 2 y 3 hasta que las asignaciones no varíen o se alcance un criterio de convergencia.

Al igual que en el caso del algoritmo *k-means*, si uno no conoce a priori el número de gaussianas, se debe explorar distintos valores de este parámetro para encontrar el mejor ajuste a nuestros datos de entrada.

- **Análisis de Componentes Principales (PCA por sus siglas en inglés):** El método de análisis de componentes principales es una técnica estadística que permite reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos a través del análisis de las correlaciones entre las diferentes variables. Esta técnica nos permite encontrar la mejor forma de representar n observaciones $x \in \mathbb{R}^p$ como combinación lineal de $q \leq p$ vectores en \mathbb{R}^p .

Para estudiar las correlaciones entre las diferentes variables, construimos la matriz de covarianza definida por:

$$C_{i,j} = \sum_{k=1}^n \frac{(x_{i,k} - \bar{x}_i)(x_{j,k} - \bar{x}_j)}{n} \quad (2.18)$$

donde $\bar{x}_i = \sum_{k=1}^n \frac{x_{i,k}}{n}$. De la definición sigue que la matriz de covarianza es una matriz simétrica, que en la diagonal tiene las varianzas de cada variable y afuera de la diagonal tiene las covarianzas entre las diferentes variables.

Estudiando los autovalores de dicha matriz, podemos encontrar las direcciones de mayor correlación. Para encontrar dichos autovalores es necesario determinar las raíces del polinomio característico de grado $\leq p$ definido por $\det(C_{i,j} - \lambda.I)$. Suponiendo que tenemos p raíces reales, podremos encontrar p autovectores que definen una nueva base en la cuál la matriz de covarianza resulta diagonal y cuyos elementos son los autovalores correspondientes a cada autovector. Matemáticamente esto puede expresarse de la siguiente manera:

$$D = P^{-1}CP \quad (2.19)$$

donde $P = (\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_n)$ y α_i es el autovector correspondiente al autovalor λ_i puesto en columna y D es la matriz de covarianza en la base de autovectores que resulta diagonal.

En la figura 2.10 se puede ver un ejemplo de un análisis de componentes principales bidimensional, en donde se puede observar que la dirección de la primera componente es la de mayor correlación en los datos. Es importante notar que el cambio de base definido por la matriz P corresponde a una rotación.

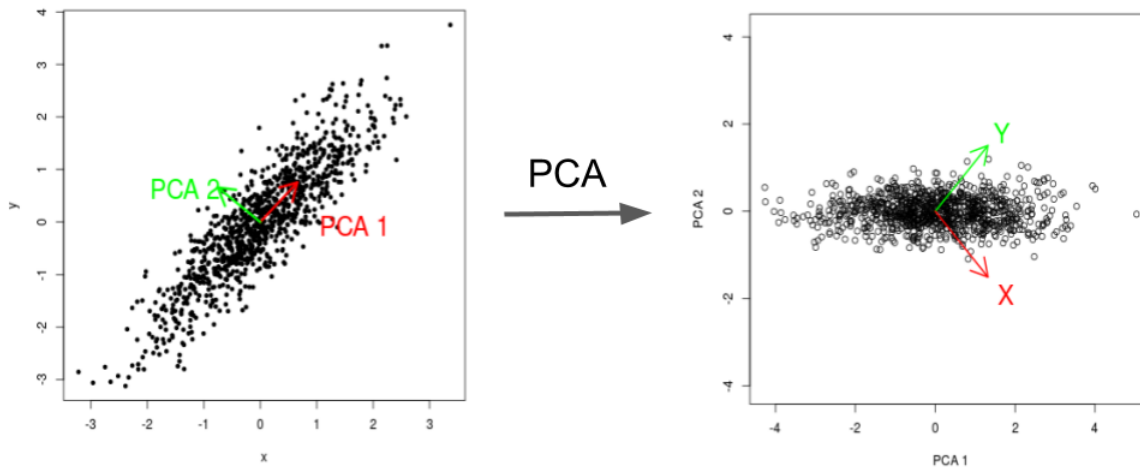


Figura 2.10: Esquema de un análisis de componentes principales bidimensional.

Intuitivamente se puede ver en el ejemplo graficado en la figura 2.10 que el conjunto de datos puede ser representado solo por la coordenada correspondiente a la componente principal 1 sin perder mucha información debido a que la mayor parte de la correlación de los datos es justamente la correlación en dicha dirección. Es por esto que una de las aplicaciones más importantes de esta técnica consiste en reducir la dimensionalidad de problemas multi-dimensionales.

En la figura 2.11 podemos ver un ejemplo en el cual se muestra la reconstrucción de la imagen de una cara como función de las componentes utilizadas para su representación. Puede verse que, mientras menos componentes utilizemos perdemos mayor

información, sin embargo la información que se gana al incorporar componentes de menor correlación (ver las reconstrucciones de las últimas 2 filas de la figura 2.11) no es mucha, por lo que ignorar dichas componentes en la representación de la imagen no conducirá a grandes errores.

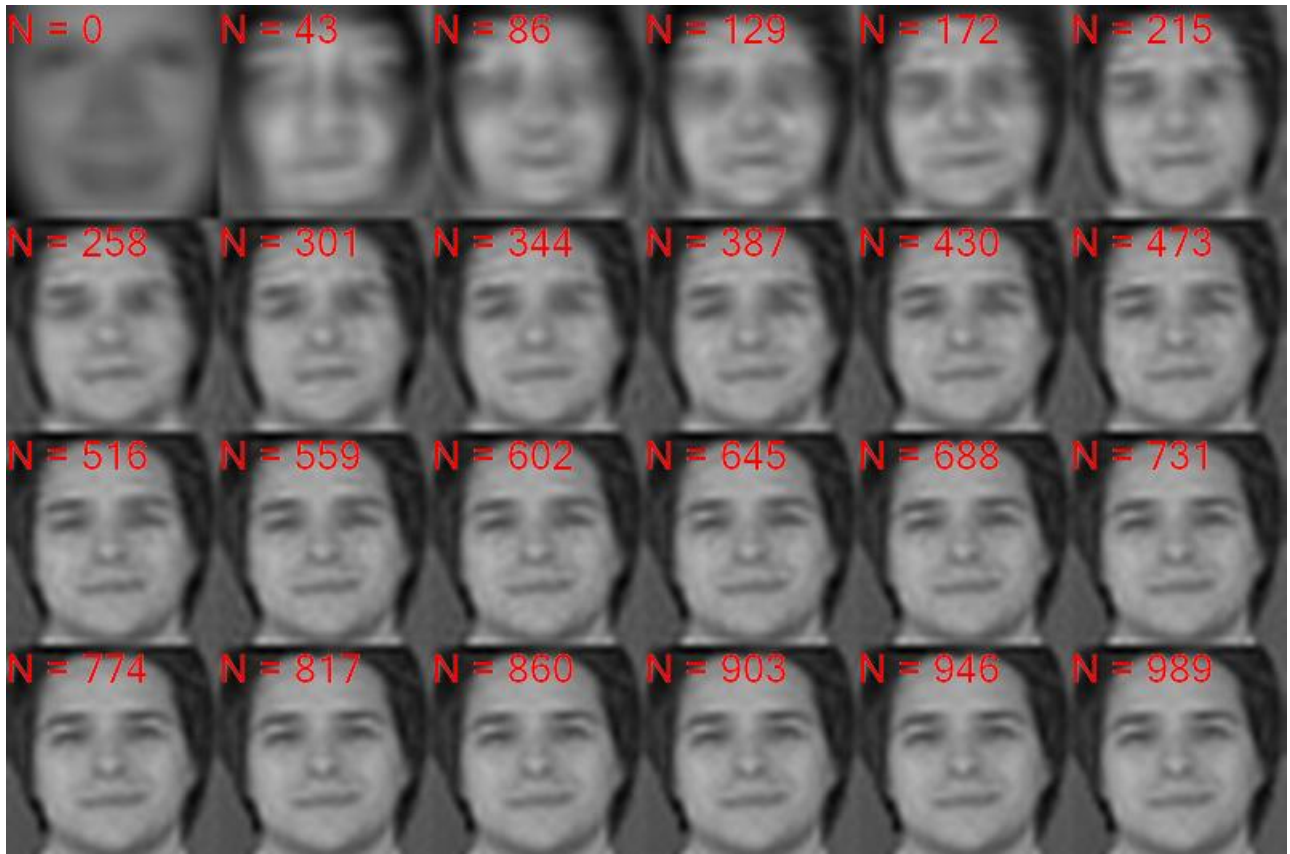


Figura 2.11: Ejemplo de un algoritmo de reconstrucción facial al variar el número de componentes principales utilizado para la reconstrucción. Figura extraída de <http://www.declanoller.com/tag/pca/>

Bibliografía

- [1] Leo Breiman. Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32, Oct 2001. ISSN 1573-0565. doi: 10.1023/A:1010933404324. URL <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- [2] Trevor Hastie, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman. *The Elements of Statistical Learning*. Springer Series in Statistics. Springer New York Inc., New York, NY, USA, 2001.
- [3] Thomas M. Mitchell. *Machine Learning*. McGraw-Hill, Inc., New York, NY, USA, 1 edition, 1997. ISBN 0070428077, 9780070428072.
- [4] Kevin P. Murphy. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. The MIT Press, 2012. ISBN 0262018020, 9780262018029.

Capítulo 3

Construcción de un catálogo de cúmulos en interacción a partir de técnicas de aprendizaje automático.

A manera de introducción, en la primera parte de este capítulo se presentará un breve resumen de los principales trabajos sobre el estudio de cúmulos de galaxias en proceso de interacción y su importancia en la cosmología actual. En la segunda parte de este capítulo, se presentará el trabajo realizado en el marco de este doctorado, con el objetivo de construir un catálogo de cúmulos de galaxias en proceso de interacción a partir de catálogos fotométricos y espectroscópicos de galaxias. Los resultados presentados en este capítulo fueron publicados en el boletín número 57 de la asociación Argentina de Astronomía en el año 2015 [22] y en la revista *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society* en el año 2016 [23].

Este trabajo fue realizado en colaboración con el Dr. Mariano Dominguez, el Dr. Dante Paz y el Dr. Manuel Merchán.

3.1. Los cúmulos en interacción y su importancia en la cosmología.

El modelo cosmológico estándar predice una formación de estructuras jerárquica, en la que las estructuras más grandes se forman por la fusión de estructuras menores. En este contexto, el estudio de cúmulos de galaxias en proceso de interacción, sus propiedades principales, tasas de fusión, etc. resultan fundamentales para el desarrollo de la cosmología moderna.

El cúmulo balístico o *bullet cluster* (1E0657558), es el cúmulo en proceso de fusión más estudiado. *Clowe et al. 2006* [17] realizaron un estudio conjunto de la emisión en rayos-X, emisión en el óptico y de lentes gravitacionales producidas por dicho cúmulo. Este cúmulo está compuesto por 2 sub-estructuras claramente distinguibles en todas las imágenes. En este estudio se encontró que existe un desfase (Ver figura 3.1 *Izq.*) entre la distribución de masa, trazada por los mapas de lentes gravitacionales (contornos negros), y la emisión en rayos-X (puntos negros) que proviene del gas caliente. Mientras que la distribución de galaxias coincide con la distribución de masa de ambas sub-estructuras (Ver figura 3.1 *Der.*). Como es sabido la mayor parte de la masa bariónica de los cúmulos está en forma de gas caliente y no en forma de galaxias (hay aproximadamente 10 veces más masa en gas caliente que en galaxias [67]), lo que implica que el desfase encontrado entre la distribución de masa y la distribución de gas no puede ser producido por las galaxias.

Para lograr explicar las propiedades observadas en este objeto se supone una nueva forma de materia, denominada materia oscura, diferente a las galaxias y al gas, que domina la distribución de masa del cúmulo. Luego este cúmulo sería en realidad el producto de 2 sub-estructuras que chocaron. Debido a que las galaxias solo interactúan gravitacionalmente, la probabilidad de que, en la interacción de cúmulos, colisionen 2 galaxias es muy baja, lo que se traduce en el carácter no colisional de las mismas. Esto produce que las galaxias pasen de largo sin verse sustancialmente afectadas por la colisión. Por otra parte, el gas, además de las interacciones gravitacionales, tiene también interacciones de carácter colisional (viscosidad, presión, etc.), lo que implica que en la colisión su distribución se vea afectada, produciendo el desfase observado.

Si bien esta no fue la primera referencia a la materia oscura, es considerada por gran

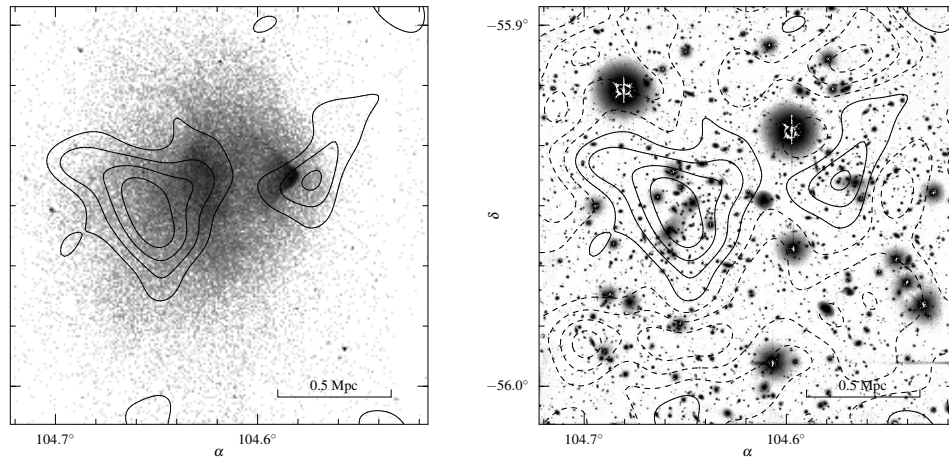


Figura 3.1: *Izq.* Imagen de la emisión rayos-X superpuesta a los contornos de masa extraídos del estudio de lentes gravitacionales débiles. *Der.* Imagen en el óptico superpuesta a los contornos de masa extraídos del estudio de lentes gravitacionales débiles. Figuras extraídas de *Clowe et al. 2006* [17].

parte de la comunidad científica como una de las evidencias más importantes a su favor. Es importante aclarar que también existen teorías de la gravedad modificada (MOND, TeVeS, etc.) que pueden explicar el desfasaje encontrado sin necesidad de agregar una nueva forma de materia [5, 47].

3.1.1. Desafiando el modelo cosmológico estándar.

En esta sección se presenta un breve resumen de los principales trabajos que abordaron el estudio de las propiedades principales del *bullet cluster* y la reciente discusión de si estas propiedades presentan un problema para el modelo cosmológico estándar.

Mediante un estudio detallado de lentes gravitacionales *Markevitch et al.* [60], modelando el perfil radial de masa mediante un perfil de *King* $\rho = \rho_0(1 + \frac{r^2}{r_c^2})^{-3/2}$, obtuvieron como mejores parámetros $\rho_0 = 2.6 * 10^{-25} g/cm^3$ y $r_c = 210$ Kpc, lo que resulta en una estima de la masa de $M \approx 7 * 10^{13} M_{\odot}$. Para el cúmulo secundario se obtuvo $\rho_0 = 1.3 * 10^{-24} g/cm^3$ y $r_c = 70$ Kpc con un radio de truncamiento de $r_{tr} = 150$ Kpc. A través de la emisión en rayos-X encontraron que la velocidad relativa entre ambos cúmulos es de $v_{rel} \approx 4500 km/s$, mientras que la velocidad del cúmulo secundario a lo largo de

la línea de la visual es de $600km/s$ [6], lo que implica que el choque es aproximadamente en el plano del cielo.

El descubrimiento de este cúmulo, trajo consigo una discusión sobre cual es la probabilidad de encontrar un objeto con características similares en simulaciones cosmológicas. En particular la propiedad más llamativa de este cúmulo es la alta velocidad con la que esta cayendo el cúmulo secundario hacia el primario ($v_s \approx 4500km/s$ [60]).

Uno de los primeros trabajos en realizar un estudio estadístico sobre las probabilidades de encontrar un cúmulo similar al *bullet cluster* fue el trabajo realizado por *Hayashi & White* [44] en el 2006. En dicho trabajo buscaron en la simulación *Millenium* [88] halos de materia oscura con velocidades y masas similares a las observadas en el *bullet cluster*. Encontraron que 1 de cada 100 cúmulos secundarios de cúmulos más masivos que $10^{14}M_{\odot}$ tiene una velocidad comparable a la del cúmulo secundario del *bullet cluster*, llegando a la conclusión final de que dicho cúmulo es raro pero no imposible en un universo con una cosmología Λ CDM. Sin embargo es importante remarcar que esta probabilidad varía significativamente con la velocidad del cúmulo.

En el 2007 *Farrar & Rosen* [30], utilizando una velocidad de $v_s = 4740km/s$ medida por *Markevitch* con nuevos datos [59], calcularon que la probabilidad de encontrar un sistema similar al *bullet cluster* era de $0.8 * 10^{-7}$ pudiendo significar un problema para el modelo cosmológico estándar.

Siguiendo una línea de trabajo diferente, *Milosavljevič et al.* [66], *Springel & Farrar* [87] y *Mastropietro & Burkert* [61] estudiaron las propiedades del cúmulo balístico a través de simulaciones hidrodinámicas de la interacción entre las subestructuras. Dichos trabajos encontraron que la velocidad del shock de gas es considerablemente mayor a la del centro de masa del cúmulo secundario por ejemplo, cuando la velocidad del shock es de $\sim 4500km/s$, la velocidad del centro de masa del cúmulo secundario es de solo $\sim 2600km/s$ [87]. Si bien, teniendo en cuenta esta nueva velocidad para el cúmulo secundario, se puede aliviar la tensión con el modelo cosmológico estándar, hay que tener cierta precaución con dichos resultados ya que según *Mastropietro & Burkert* las propiedades del shock de gas no son reproducidas con fidelidad por las simulaciones.

En un estudio estadístico, *Lee & Komatsu* [56], cuantificaron la rareza de los sistemas similares al *bullet cluster*, buscando, en una simulación de $3Gpc$ de lado, cúmulos con una velocidad similar a la del cúmulo secundario del *bullet cluster*. Ellos estudiaron la distri-

bución de las velocidades de dichos cúmulos a una distancia entre $1 - 3R_{200}$, donde R_{200} es el radio en el cual la densidad del halo de materia oscura es 200 mayor a la densidad del universo, y la compararon con las velocidades iniciales utilizadas en las simulaciones citadas anteriormente. Encontraron que ningún cúmulo tiene, a esa distancia, la velocidad necesaria para explicar la emisión en rayos-X (3000km/s [61]), nuevamente dando lugar a un conflicto con el modelo ΛCDM .

En un análisis similar *Forero-Romero et al.* [33] estudiaron la distribución de los desplazamientos entre la materia oscura y el gas en los cúmulos de la simulación cosmológica *MareNostrum* [40], encontrando que los cúmulos simulados presentan desfases similares e inclusive mayores a los observados en el *bullet cluster*, concluyendo finalmente que esta propiedad no representa un problema para el modelo cosmológico estándar.

Siguiendo esta línea de estudio, *Watson et al.* [92], buscaron sistemas similares al *bullet cluster* en una simulación cosmológica de 6Gpc de lado con 6000^3 partículas de materia oscura. Ellos consideraron cúmulos secundarios con masas mayores a $10^{13}M_{\odot}$ que estaban colisionando con cúmulos de masas mayores a $7 * 10^{14}M_{\odot}$ a $z = 0.32$. Teniendo en cuenta la velocidad relativa entre las subestructuras y la distancia entre las mismas, en este estudio encuentran que el *bullet cluster* es un sistema extremo, sin embargo hay otros objetos que tienen velocidades similares e inclusive mayores, pero que tienen una distancia mayor entre sus subestructuras. Finalmente, en base a estos resultados, concluyen que no habría problema alguno entre las propiedades del *bullet cluster* y el modelo cosmológico estándar.

Más recientemente *Lage & Farrar* [54] realizaron un estudio detallado de las propiedades fundamentales del *bullet cluster*. Para este estudio realizaron simulaciones hidrodinámicas variando las condiciones iniciales y luego las compararon pixel a pixel con las observaciones de dicho cúmulo. En la tabla 3.1 se puede observar una comparación entre los datos reales y los resultados obtenidos en simulaciones hidrodinámicas por diferentes autores. Utilizando χ^2 como una figura de mérito encuentran que la simulación realizada por *Lage & Farrar* [54] es la que mejor ajusta las observaciones.

Para estimar la probabilidad de ocurrencia de un objeto con dichas características, *Lage & Farrar* utilizaron la simulación cosmológica *Horizon* [51]. Buscaron halos de materia oscura con masas y distancias similares a las encontradas en ambas subestructuras del *bullet cluster* y estimaron las velocidades entre ellos. Encuentran que la velocidad

Autores	M_{Main} ($10^{14}M_{\odot}$)	M_{Sub} ($10^{14}M_{\odot}$)	R_{Initial} (kpc)	V_{Initial} (km/sec)	V_{2500} (km/sec)	χ^2
<i>Milosavljevic et al.</i> [66]	12.7	2.54	4600	0	1546	–
<i>Randall et al.</i> [74]	8.56	5.25	4000	4100	4225	–
<i>Springel & Farrar</i> [87]	15.0	1.50	3370	2057	2386	13.67
<i>Mastropietro & Burkert</i> [61]	7.13	1.14	5000	3000	3228	19.93
<i>Lage & Farrar</i> [54]	19.1	2.59	2800	2799	2943	3.92

Tabla 3.1: Comparación de las velocidades de caída iniciales para diferentes simulaciones. La velocidad V_{2500} es una velocidad estándar calculada asumiendo que el cúmulo se mueve como una masa puntual en una trayectoria en caída libre desde su posición inicial hasta una separación de $2500kPc$. Tabla extraída de *Lage & Farrar*[54].

estimada mediante sus simulaciones hidrodinámicas ($\approx 2943km/s$) esta 1.4σ de la media para halos con masas similares, concluyendo que dicha velocidad es consistente con un universo Λ CDM.

Teniendo en cuenta la misma muestra de halos, *Lage & Farrar* también estudiaron la distribución de índices de concentración y la distribución de formas, cuantificada mediante el cociente de los ejes principales de una elipse ajustada a las partículas de materia oscura de cada subestructura. Todos los valores estimados para el *bullet cluster* son compatibles con una cosmología estándar, con la posible excepción del índice de concentración de la subestructura principal del cúmulo, el cuál es más bajo que el esperado para un halo de masa similar.

Finalmente llegan a la conclusión de que el *bullet cluster* no presenta un problema para el modelo cosmológico estándar, aunque recalcan la importancia de usar simulaciones cosmológicas más grandes con el fin de tener un mayor número de halos con masas similares a las del *bullet cluster*.

3.1.2. Límites en la sección eficaz de la materia oscura.

Desde el descubrimiento del *bullet cluster*, se crearon muchos proyectos para realizar una búsqueda de objetos con características similares. Gracias a esto, se lograron encontrar nuevos cúmulos en interacción (*Baby Bullet* [11], *Abell 520* [18, 48], *Abell 2744* [63], etc.).

Utilizando imágenes de los telescopios espaciales *CHANDRA* y *Hubble* *Harvey et al.*

2015 [43] construyeron una muestra de 72 cúmulos en colisión. Teniendo en cuenta que cada cúmulo cuenta con 3 componentes principales (gas, materia oscura y galaxias) y que al colisionar las distribuciones de estas componentes se pueden ver afectadas de diferente manera según sus propiedades físicas, desarrollaron un esquema en el que se representan las distribuciones de dichas componentes (ver figura 3.2). En color fucsia se representa la distribución de gas difuso caliente observada a través de su emisión en rayos-x. En azul se representa la distribución de materia oscura inferida a través de la medición de lentes gravitacionales. Finalmente, en verde se grafica la distribución de las galaxias (estrellas) observadas en el óptico.

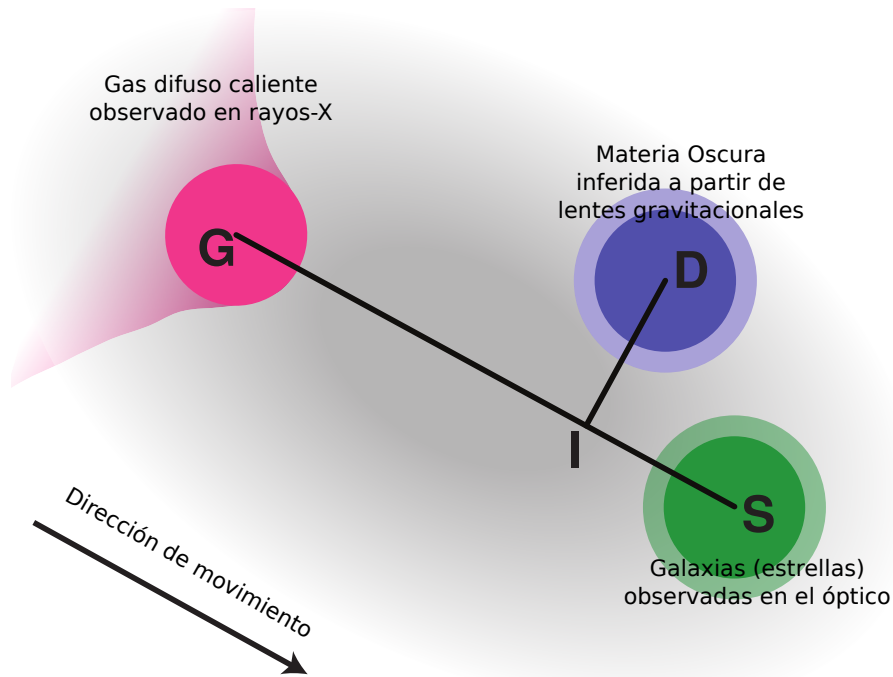


Figura 3.2: Esquema de la geometría de un cúmulo en colisión. Figura extraída de *Harvey et al. 2015* [43].

Teniendo en cuenta este esquema, definen la separación entre la distribución de galaxias y la distribución del gas δ_{SG} y la separación entre la distribución de galaxias y la distribución de materia oscura en la dirección paralela y perpendicular a $S - G$ δ_{SI} y δ_{DI} respectivamente. Usando estas cantidades, definen $\beta \equiv \delta_{SI}/\delta_{SG}$ y $\beta_{\perp} \equiv \delta_{DI}/\delta_{SG}$. Suponiendo que las galaxias son no colisionales, β está relacionado con la sección eficaz de la auto-interacción de la materia oscura. Por otro lado, teniendo en cuenta la geometría del

problema y, sumando la medición de todos los cúmulos, es de esperar que $\langle \beta_{\perp} \rangle = 0$.

Aplicando dicho método en el catálogo de 72 cúmulos, encontraron $\langle \beta_{\perp} \rangle = 0.06 \pm 0.07(68\%CL)$ y $\langle \beta \rangle = -0.04 \pm 0.07(68\%CL)$, lo que se traduce en un límite para la sección eficaz de la auto-interacción de la materia oscura de $\sigma_{dm}/m < 0.47\text{cm}^2/g$ (98%CL).

3.2. El algoritmo MeSsI (*Merging Systems Identification*).

Teniendo en cuenta la importancia adquirida por los cúmulos en interacción en los últimos años para el desarrollo de estudios cosmológicos, se multiplicaron los esfuerzos concentrados en la búsqueda de tales objetos. Con este fin se desarrollaron diferentes métodos de identificación que aprovechan las características particulares de los mismos en las diferentes bandas del espectro electromagnético [38, 93]. En particular existe una gran colaboración dedicada exclusivamente a la búsqueda, identificación y análisis de cúmulos en proceso de fusión llamada *Merging Cluster Collaboration*. Dicha colaboración centro su búsqueda utilizando información de la emisión en radio y en rayos-X de los cúmulos [38]. A partir de esta búsqueda continuaron analizando individualmente los sistemas identificados [7, 37, 39].

En este contexto desarrollamos un método de identificación automática de cúmulos en proceso de interacción. Para esto utilizamos técnicas de aprendizaje supervisado que, en base a propiedades estimadas a partir de datos fotométricos y espectroscópicos, clasifican a un dado cúmulo como un cúmulo en interacción o no.

3.2.1. Confección de la muestra de entrenamiento utilizando simulaciones cosmológicas.

Como se especifico en la sección 2 el primer paso a la hora de trabajar con algoritmos de aprendizaje automático supervisado es construir una muestra de entrenamiento representativa de los objetos que luego se clasificarán. En nuestro caso, el objetivo final es clasificar un cúmulo de galaxias utilizando datos fotométricos (magnitudes y colores), astrométricos (posiciones angulares) y espectroscópicos (redshift).

Para el armado de la muestra de entrenamiento utilizamos los datos de la simulación

cosmológica *Millenium* [88] y del modelo semi-analítico de *Guo et al.* [42].

La simulación *Millenium* [88] utiliza 2160^3 partículas que evolucionan en un cubo de 500 Mpc de lado, lo que resulta en que cada partícula tiene una masa de $m_p = 8.61 * 10^8 M_\odot$. Las condiciones iniciales fueron generadas utilizando el código *CMBFAST* [82] para computar un espectro de potencias lineal con un modelo Λ CDM con parámetros cosmológicos consistentes con los datos de WMAP 2003 ($\Omega_{b,0} = 0.045$; $\Omega_{m,0} = 0.25$; $\Omega_{\Lambda,0} = 0.75$; $H_0 = 73$) [86].

Los datos de la simulación están organizados en diferentes salidas (*snapshots*) que representan la evolución temporal de las partículas, siendo el *snapshot* 0, el comienzo de la simulación y el *snapshot* 63 el tiempo actual ($z = 0$).

Con el objetivo de identificar conjuntos de partículas de materia oscura gravitacionalmente ligadas (halos de materia oscura) utilizaron el algoritmo *Friends-of-Friends* (*FOF*) [45]. Dicho algoritmo construye los halos de materia oscura presentes en un dado *snapshot* agrupando partículas según un criterio de proximidad espacial. Luego, aplicando una adaptación del algoritmo *SUBFIND* [35], identificaron los subhalos que están en el interior de otros halos. Una vez que identificaron todos los halos y subhalos, se pueden calcular diferentes propiedades físicas como ser el momento angular, la dispersión de velocidades, las masas y radios viriales, etc.

Teniendo en cuenta que en un universo Λ CDM la formación de estructuras se produce de manera jerárquica, es decir que primero se forman las estructuras más chicas y luego, mediante fusiones de estas, se forman las estructuras más grandes, es necesario estudiar la evolución temporal de los halos de materia oscura. Una vez identificados los halos y subhalos en las diferentes salidas de una dada simulación, el siguiente paso es obtener las historias de fusiones de los mismos. Construir un árbol de fusiones consiste en averiguar cuando y como los (sub)halos se fueron fusionando hasta llegar a formar los (sub)halos presentes en el *snapshot* 63 correspondiente a $z = 0$.

Cada partícula posee un número identificador, o ID, que nos permite encontrarla en las diferentes salidas de la simulación, de esta manera, tomando pares consecutivos de salidas temporales, se puede analizar qué partículas pertenecen a cada (sub)halo en cada *snapshot* y, así, estudiar qué (sub)halos se fusionaron para dar lugar a los subhalos presentes en el siguiente *snapshot* [89].

Una vez construidos los arboles de fusión de cada subhalo de materia oscura, conoce-

mos la evolución de dicho objeto a lo largo de toda la simulación. Como esta simulación es solo de materia oscura, para poder construir un catálogo de galaxias comparable a los catálogos reales, es necesario relacionar los halos de materia oscura con objetos reales (galaxias, cúmulos de galaxias, etc.). Uno de los métodos más eficientes para poblar los halos con galaxias son los llamados modelos semi-analíticos. Dichos métodos pueblan los halos mediante diferentes recetas que modelan los procesos físicos que no se pueden simular debido a la resolución de la simulación [42].

Para realizar este trabajo, utilizamos los datos del modelo semi-analítico de *Guo et al.* [42] aplicados a la simulación cosmológica *Millenium*. Vale aclarar que este modelo nos provee de información fotométrica (magnitudes absolutas en las bandas del SDSS), posición 3D y velocidades 3D para cada galaxia. Finalmente, para construir un catálogo similar al SDSS, es necesario elegir una posición para el observador y desde ahí estimar la posición angular, *redshift* y magnitudes aparentes de cada galaxia. Con el objetivo de aprovechar al máximo los datos de la simulación, construimos 8 catálogos eligiendo como posición para el observador cada uno de los 8 nodos del cubo de la simulación. Luego, a cada uno de estos catálogos le aplicamos los mismos criterios de selección fotométrica ($14.5 < z < 17.77$) y la misma máscara angular que el SDSS espectroscópico.

Para reproducir los mismos procedimientos que se realizan en catálogos reales, utilizamos un algoritmo FOF con el objetivo de identificar cúmulos de galaxias en cada uno de nuestros 8 catálogos simulados. Finalmente, relacionamos cada cúmulo identificado con un halo de la simulación teniendo en cuenta cual es el halo que comparte mayor número de galaxias con el cúmulo identificado.

Estudiando los arboles de fusión de los halos asociados a los cúmulos identificados, definimos como cúmulo en proceso de interacción a un cúmulo cuyo halo asociado haya sufrido una fusión mayor (definimos como fusión mayor a una fusión en la cual el cociente entre los halos interactuantes es mayor a 0.25) y cuyas subestructuras hayan sobrevivido hasta el *snapshot* 63 como subhalos diferentes dentro del mismo halo. En la figura 3.3 se puede ver un esquema representativo de un halo que tuvo una fusión mayor en el *snapshot* 61 y cuyo halo sobrevivió como un subhalo hasta el *snapshot* 63. La muestra final de cúmulos cuenta con 1447 cúmulos a $z = 0$ con masas mayores a $10^{13} M_{\odot}$ y con más de 30 galaxias¹, de los cuales 132 están en proceso de interacción. En la figura 3.4 se muestra la

¹Como se explica en la sección 3.2.2 establecemos un mínimo en el número de galaxias miembros debido a que el test de *Dressler & Shectman* solo puede ser aplicados a cúmulos con más de 30 galaxias.

distribución de los tiempos en el que se produjeron las fusiones para los cúmulo que están en un proceso de interacción. Se puede ver que dicha distribución presenta un máximo en $t \approx 3Gyr$ consistente con lo encontrado por otros autores que estudiaron el tiempo que tardan las subestructuras producidas por una fusión en desaparecer según el test de *Dressler-Shectman* [69].

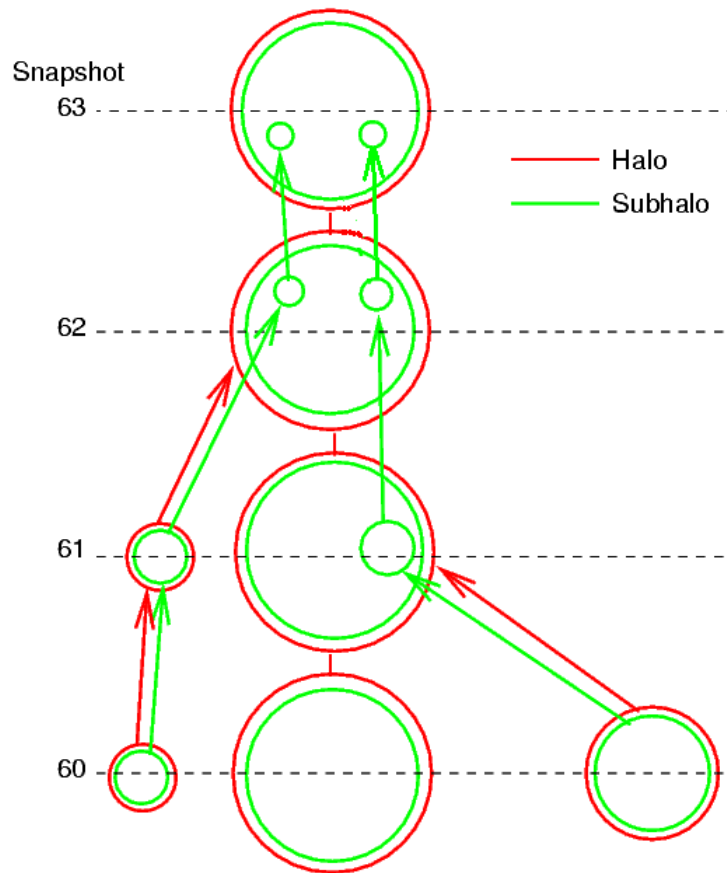


Figura 3.3: Esquema de un halo que tuvo una fusión mayor en el *snapshot* 61 y cuyo halo sobrevivió como un subhalo hasta el *snapshot* 63.

3.2.2. Estimación de *features* para la muestra de cúmulos.

Como se explico en el capítulo 2, una de los procesos más importantes a la hora de trabajar con algoritmos de aprendizaje automático es encontrar un set de *features* que sirvan como predictores a la hora de realizar la clasificación.

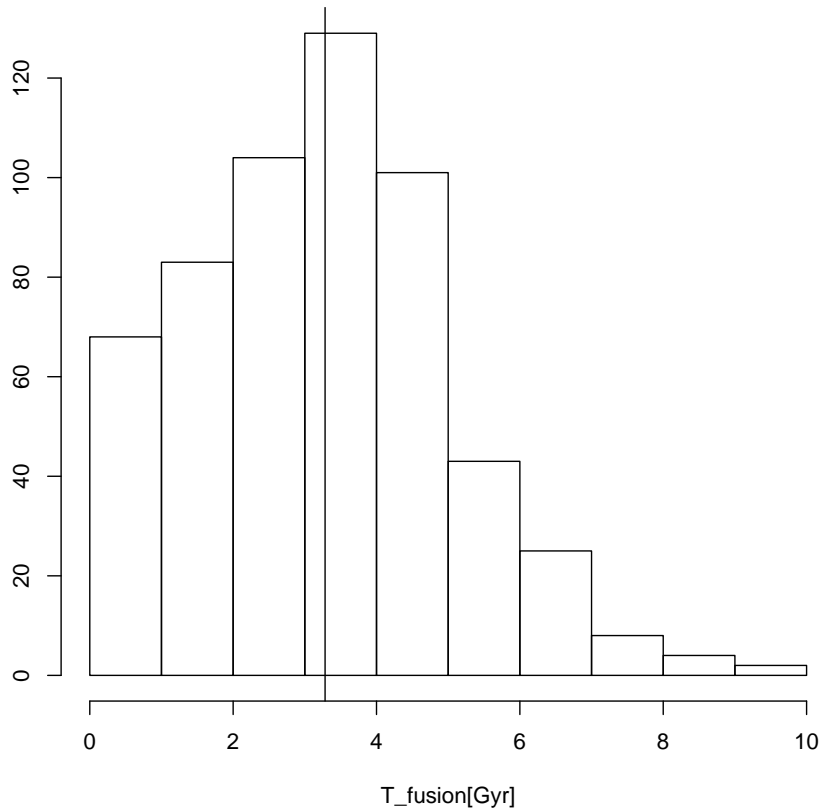


Figura 3.4: Distribución de tiempos de fusión de la muestra de cúmulos en proceso de interacción. En línea negra se muestra el valor encontrado por *Pinkney et al. 1996* [69].

Teniendo en cuenta la física del problema, podemos intuir ciertas propiedades que deberían estar correlacionadas con las interacciones entre cúmulos. Por ejemplo, en un proceso de fusión como el que estamos estudiando, es de esperar que los cúmulos tengan un grado mayor de subestructuras, tengan una distribución de velocidades no gaussiana, presenten una distribución angular asimétrica, etc. Considerando estas propiedades hemos seleccionado los siguientes *features*:

- El test de *Dressler & Shectman* [25]: Este test fue diseñado para identificar las subestructuras presentes en cúmulos de galaxias. Con este objetivo definen el siguiente estadístico para cada galaxia del cúmulo:

$$\delta^2 = \left(\frac{11}{\sigma^2} \right) [(\bar{v}_{local} - \bar{v})^2 + (\sigma_{local} - \sigma)^2]$$

donde σ es la desviación estándar de la distribución de velocidades de todo el cúmulo, σ_{local} es la desviación estándar de la distribución de velocidades de las $n_{vec} = 10$ galaxias más cercanas a la galaxia que estamos estudiando, \bar{v} es la velocidad media radial de todo el cúmulo y \bar{v}_{local} es la velocidad media de las $n_{vec} = 10$ galaxias más cercanas a la galaxia que estamos analizando.

Luego se puede definir el estadístico Δ para el cúmulo mediante

$$\Delta = \sum_{i=1}^{ngal} \delta_i \quad (3.1)$$

donde $ngal$ es el número de galaxias del cúmulo. Si la distribución de velocidades es gaussiana y las variaciones en las velocidades locales son aleatorias, $\Delta \approx ngal$, sin embargo, Δ puede ser muy diferente a $ngal$ aún sin que haya subestructura real. Es por esto que es necesario realizar simulaciones Monte Carlo para poder calibrar el estadístico Δ para cada cúmulo. En cada realización distribuimos aleatoriamente las velocidades sobre las galaxias, de manera de obtener la misma distribución de velocidades pero eliminando la posible subestructura.

Es conveniente definir el valor p de un cúmulo mediante

$$p = \frac{N(\Delta_{MC} > \Delta)}{N_{MC}} \quad (3.2)$$

donde $N(\Delta_{MC} > \Delta)$ es el número de realizaciones Monte Carlo en las que se midió un valor de Δ mayor al real y N_{MC} es el número de realizaciones Monte Carlo. Es decir que mientras más chico es el valor de p , más probabilidades hay de que el cúmulo presente subestructura.

Finalmente vamos a utilizar como *feature* para nuestro entrenamiento, tanto el valor Δ como el valor p del cúmulo.

- Test de *Dressler-Shectman* iterativo: Teniendo en consideración que el estadístico δ de cada galaxia correlaciona con el hecho de que la galaxia pertenece o no a una

subestructura dentro del cúmulo, desarrollamos un algoritmo iterativo. En un primer paso este algoritmo obtiene el valor de δ para cada galaxia aplicando el test de *Dressler-Shectman* con $n_{vec} = 0.2 * n_{gal}$. Luego se eliminan aquellas galaxias con $\delta_i < \bar{\delta} * 0.7$, quedando solo las galaxias con mayor probabilidad de estar en una subestructura. En el siguiente paso aplicamos nuevamente el test de *Dressler-Shectman* pero con la nueva muestra de galaxias. Finalmente decimos que el algoritmo converge si el número de galaxias entre 2 pasos consecutivos es igual, o dicho de otra manera, que al aplicar el test, toda las galaxias tengan $\delta_i > 0.7 * \bar{\delta}$.

En la figura 3.5 se muestran, como ejemplo de la aplicación del test iterativo, las posiciones angulares de las galaxias de un cúmulo que tuvo una convergencia en 4 pasos.

Finalmente usamos como *feature* para nuestro entrenamiento el número de iteraciones que realizo el algoritmo hasta converger.

- Teniendo en cuenta que se espera que en un cúmulo en proceso de interacción la distribución de velocidades radiales se aparte de una distribución normal, utilizamos como *features* diferentes métodos que miden el apartamiento de una dada distribución con respecto a una distribución gaussiana. Estos métodos son el test de *Anderson-Darling*, el test de *Cramer-von Mises*, el test de *Kolmogorov-Smirnov* y el test de *Shapiro-Wilk*. Los 3 primeros test son parte del paquete `nortest` [41] de R, mientras que el test de *Shapiro-Wilk* es parte del paquete `stats` de R.
- Finalmente también añadimos como *features* diferentes propiedades de los cúmulos, como ser las magnitudes en la banda R del SDSS, el índice de color G-R y el número de galaxias miembro de cada cúmulo.

3.2.3. Entrenamiento de diferentes modelos de aprendizaje automático.

Una vez construido un set de entrenamiento representativo del problema que queremos analizar, el siguiente paso es buscar correlaciones entre los *features* y la clasificación dinámica del cúmulo. Es importante notar que a esta altura del problema, lo más eficiente sería tratar de investigar si existe alguna propiedad que separe los cúmulos en proceso de

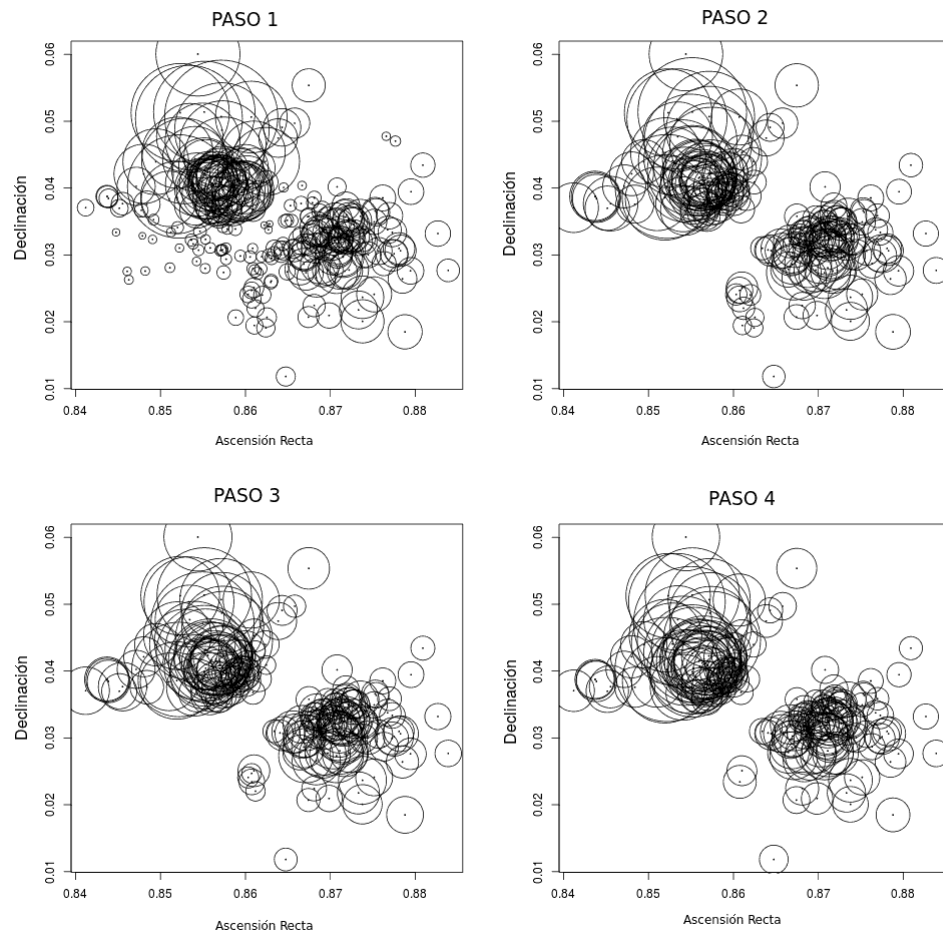


Figura 3.5: De izquierda a derecha y de arriba a abajo, se muestra el resultado de la aplicación del test de Dressler-Shectman iterativo.

interacción de manera natural sin necesidad de introducir ningún algoritmo de aprendizaje automático [22]. En las figuras 3.6 y 3.7 se muestran las distribuciones de los *features* graficando los cúmulos en fusión en rojo. Como se puede observar, ninguno de estos parámetros separa claramente ambas clases, mostrando la necesidad de aplicar algoritmos de aprendizaje automático que busquen correlaciones más profundas.

Como se explico en el capítulo 2 existen diferentes algoritmos de aprendizaje automático, por lo que a la hora de atacar un problema es necesario probar con varias modelos y comparar sus resultados. En este trabajo entrenamos 3 algoritmos diferentes: Regresión logística [14, 21], *Support Vector Machine* [20, 64] y *Random Forest* [12, 57].

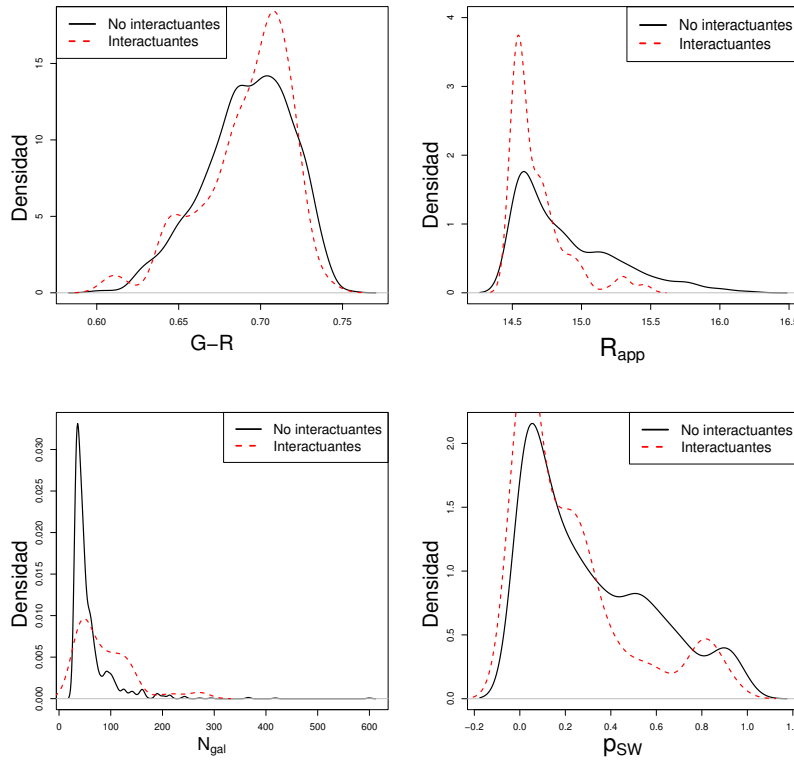


Figura 3.6: Distribución de los *features* para cúmulos interactuantes (rojo) y no interactuantes (negro).

Con el objetivo de comparar la performance de cada algoritmo, construimos, a partir del set de entrenamiento total, 8 sub-conjuntos de cúmulos. Luego entrenamos cada algoritmo utilizando 7 sub-conjuntos. Una vez entrenados, utilizamos cada modelo para predecir el estado dinámico de los cúmulos del sub-conjunto restante. Como conocemos el estado dinámico real de dichos cúmulos podemos evaluar la performance de cada uno de los métodos.

En la figura 3.8 se muestra la curva ROC que sirve para comparar el rendimiento de los diferentes métodos. Se puede observar que el algoritmo con mejor rendimiento es el *Random Forest*, alcanzando una tasa de verdaderos positivos (TPR) de ≈ 0.85 y manteniendo la tasa de falsos positivos (FPR) por debajo de 0.1.

Para cada cúmulo el *Random Forest* nos devuelve un estadístico ν_{RF} entre 0 y 1 relacionado con la probabilidad del cúmulo de estar en un proceso de interacción. Luego decimos

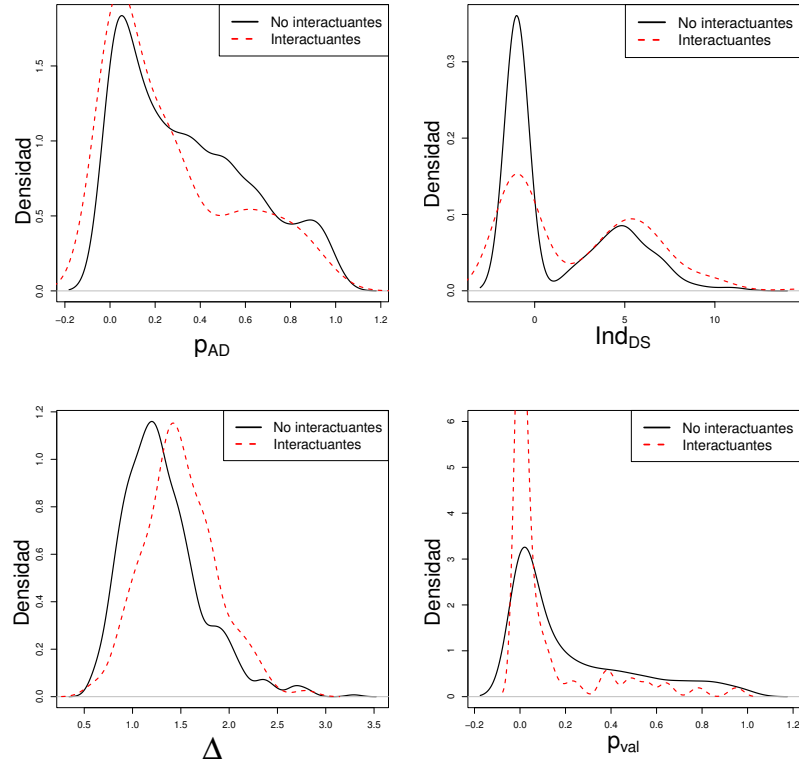


Figura 3.7: Distribución de los *features* para cúmulos interactuantes (rojo) y no interactuantes (negro).

que un cúmulo es identificado como en fusión por nuestro algoritmo si $\nu_{RF} > \nu_{crit}$, donde ν_{crit} es un valor crítico a definir. Es importante notar que podemos variar dicho límite para lograr tener una muestra final lo más pura (es decir sin cúmulos no interactuantes) posible pero sin perder completitud. Para esto evaluamos la tasa de verdaderos positivos, la tasa de falsos positivos, la efectividad (número de cúmulos en fusión identificados dividido el número total de cúmulos clasificados como en fusión) y el tamaño normalizado de la muestra final (número de cúmulos identificados dividido el máximo número de cúmulos identificados en un sub-conjunto) en función de ν_{crit} (Ver figura 3.9).

Finalmente seleccionamos un valor de $\nu_{crit} = 0.3$, asegurándonos una muestra final con una baja tasa de falsas detecciones. Es importante remarcar que este ν_{crit} impacta seriamente en el número de cúmulos que recuperamos, sin embargo, preferimos perder completitud pero mantener una alta pureza en la muestra final.

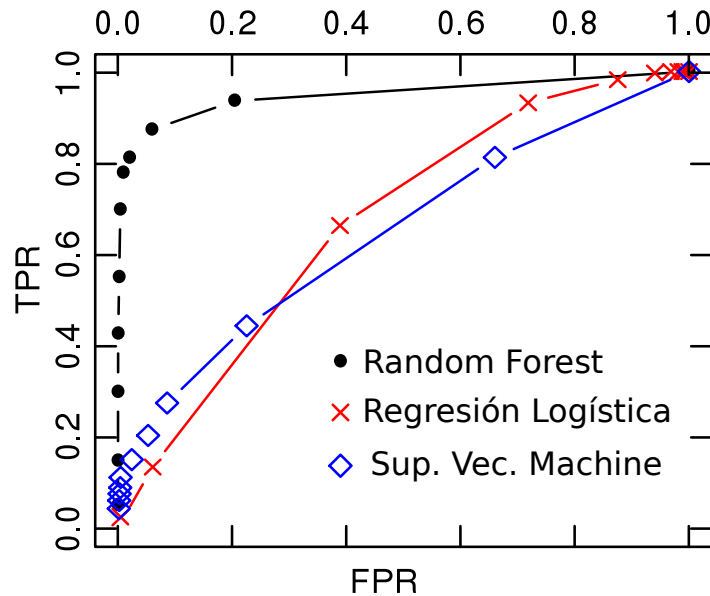


Figura 3.8: Curva ROC comparativa de los diferentes métodos de aprendizaje automático utilizados para la clasificación de los cúmulos.

En la figura 3.10 se grafica la tasa de verdaderos positivos (TPR) y la efectividad del método como función del número de cúmulos clasificados como interactuantes. Se puede ver como a medida que se aumenta el número de cúmulos encontrados por nuestro método (debido a que se reduce el ν_{crit}) la tasa de verdaderos positivos aumenta, es decir que se aumenta el número de cúmulos en fusión bien clasificados. Por otro lado, al aumentar el tamaño de la muestra final, disminuye la efectividad de nuestro algoritmo, lo que quiere decir que si bien aumentamos el número de cúmulos en fusión bien clasificados, también aumenta el número de cúmulos clasificados como en interacción pero que en realidad no están en un proceso de fusión, aumentando la contaminación de la muestra final. En línea negra se marca el número de cúmulos y las tasas esperadas para un $\nu_{crit} = 0.3$.

Es importante aclarar que este algoritmo clasifica a un cúmulo, pero no identifica las subestructuras que están en interacción ni a las galaxias que pertenecen a dichas subestructuras.

Con este fin y, teniendo en cuenta el mismo conjunto de cúmulos utilizado anteriormente, armamos un nuevo set de entrenamiento y un nuevo algoritmo de aprendizaje automático con el objetivo de estimar la probabilidad de una galaxia de pertenecer o no a una subestructura en interacción. Para esto discriminamos a aquellas galaxias que perte-

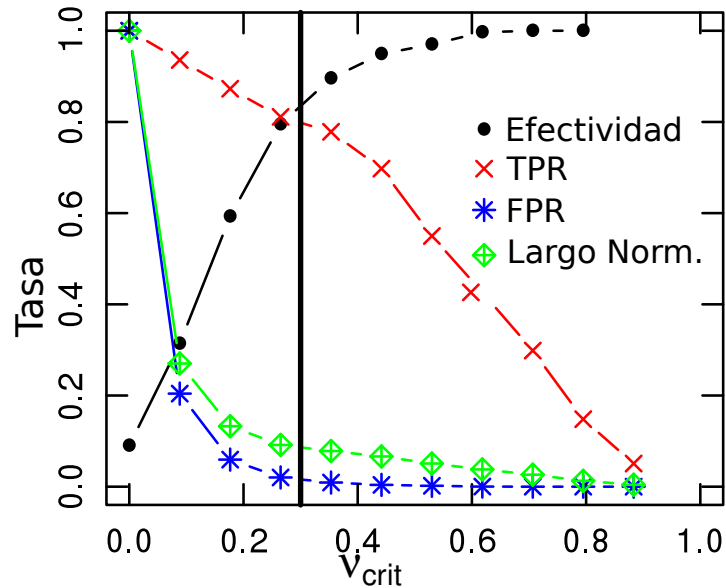


Figura 3.9: Tasa de verdaderos positivos (cruces rojas), tasa de falsos positivos (asteriscos azules), efectividad (puntos negros) y tamaño normalizado de la muestra final (diamantes verdes) en función de v_{crit} .

neces a dichas subestructuras de las que no pertenecen a ninguna subestructura en fusión. Para este nuevo algoritmo vamos a usar como *features* las siguientes propiedades de las galaxias:

- Magnitud aparente de la galaxia en la banda R.
- Índice de color G-R de la galaxia.
- Índice de color G-R del cúmulo al que pertenece la galaxia.
- Estadístico δ de cada galaxia, calculado mediante el test de *Dressler-Shectman* [25].
- Estadístico Δ del cúmulo al que pertenece dicha galaxia. Calculado mediante el test de *Dressler-Shectman* [25].
- Test de normalidad de *Shapiro-Wilk* aplicado a la distribución de velocidades de las 10 galaxias más cercanas a la galaxia en estudio.

Utilizando estos *features* entrenamos diferentes algoritmos de aprendizaje automático. En la figura 3.11 se puede ver la curva ROC para un *Random Forest*. Dicho algoritmo

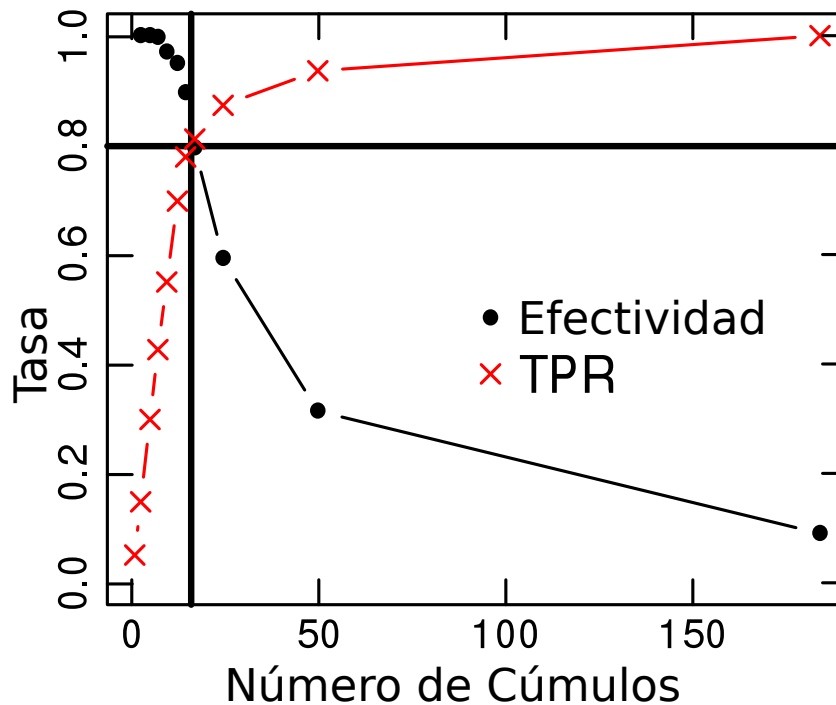


Figura 3.10: Tasa de verdaderos positivos (cruces rojas) y efectividad (puntos negros) en función del tamaño final de la muestra. En línea negra se marca el número de cúmulos y las tasas esperadas para un $\nu_{crit} = 0.3$.

fue el que obtuvo mejor performance a la hora de clasificar las galaxias. Esta técnica nos devuelve un estadístico que es proporcional a la probabilidad de que la galaxia pertenezca a la subestructura en interacción. Como en el caso de los cúmulos, debemos elegir un corte $\nu_{crit,gal}$ en dicha probabilidad de manera que aquellas galaxias con $\nu_{gal} > \nu_{crit,gal}$ son clasificadas como galaxias en subestructuras en interacción, mientras que aquellas galaxias con $\nu_{gal} < \nu_{crit,gal}$ no.

Como puede verse en la curva ROC este método no es lo suficientemente bueno como para garantizar una muestra final con baja contaminación y alta completitud, es decir que sin importar el corte en $\nu_{crit,gal}$ que elijamos, la muestra final tendrá galaxias mal clasificadas. Es por esto que decidimos utilizar este método solo para estimar la probabilidad de cada galaxia pero no introducimos ningún corte $\nu_{crit,gal}$. En cambio, utilizando el paquete `mclust` [81], realizamos una mixtura de 2 gaussianas pesada por la probabilidad estimada mediante el *Random Forest*. De esta manera agrupamos aquellas galaxias que estén próximas entre ellas y que tengan una alta probabilidad de pertenecer a una subestructura

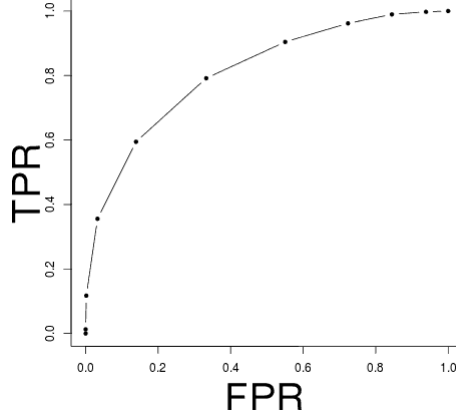


Figura 3.11: Curva ROC del *Random Forest* para clasificar si una galaxia pertenece o no a una subestructura en interacción.

en fusión.

Luego de encontrar las galaxias que pertenecen a cada una de las subestructuras que están en un proceso de interacción, podemos estimar diferentes propiedades de dichas subestructuras. Estimamos la posición angular y el *redshift* del centro de cada subestructuras haciendo un promedio entre las galaxias que las componen.

Para estimar la dispersión de velocidades y el radio virial utilizamos las siguientes fórmulas:

$$R_{vir} = \frac{\pi n_{gal}(n_{gal} - 1)}{2 \sum_{i>j}^{n_{gal}} R_{ij}^{-1}} \quad (3.3)$$

$$\sigma = \frac{\sqrt{\pi}}{n_{gal}(n_{gal} - 1)} \sum_{i=1}^{n_{gal}-1} \omega_i g_i \quad (3.4)$$

$$\omega_i = i(n_{gal} - 1) \quad (3.5)$$

$$g_i = v_{i+1} - v_i \quad (3.6)$$

donde R_{vir} es el radio virial, R_{ij} es la distancia proyectada entre la galaxia i y la galaxia j y σ es la dispersión de velocidades.

Teniendo en cuenta estas cantidades y, asumiendo que cada subestructura esta en equilibrio dinámico, también es posible estimar una masa dinámica. Vale aclarar que, si bien,

nuestro método busca identificar subestructuras que estén en interacción y que, por lo tanto, no estén en equilibrio dinámico, este es el único estimador de la masa que podemos utilizar teniendo en cuenta solo la información fotométrica y el *redshift*, además, como se puede ver en las figuras 3.12 y 3.13, al testear dichos estimadores en las simulaciones, logramos calcular con un margen de error aceptable todas las propiedades de las subestructuras.

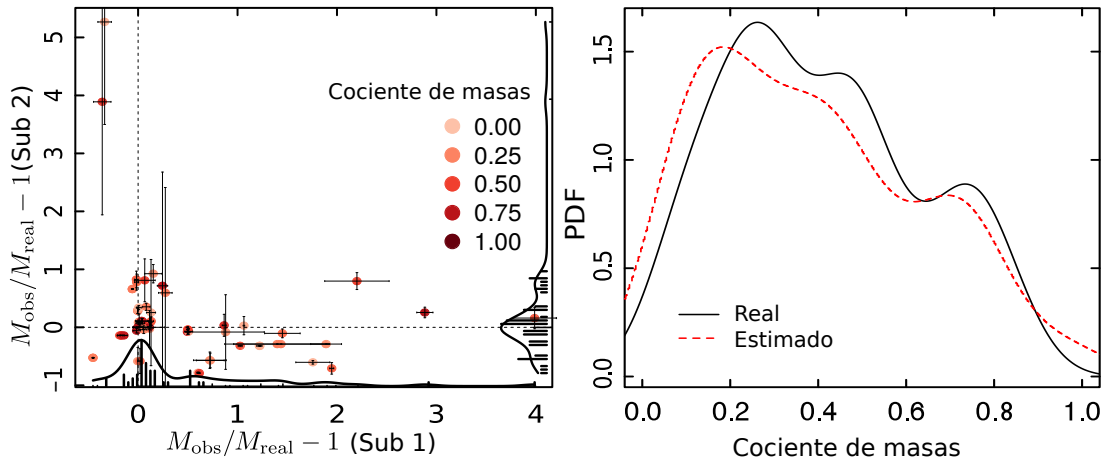


Figura 3.12: Izq.: Comparación entre las masas encontradas y las masas reales para subestructuras de la simulación. En escala de colores puede verse el cociente de masas entre la subestructura 1 y 2. Der.: Comparación entre la distribución de los cocientes de masa de las subestructuras en interacción.

En la figura 3.14 se presenta las geometrías de los cúmulos identificados como en interacción. En el eje-x se grafica la distancia angular proyectada entre las subestructuras normalizada a la suma de los radios viriales. Matemáticamente esto es: $r_{\text{norm}} = d_{1,2}/(r_{\text{vir}1} + r_{\text{vir}2})$, donde $d_{1,2}$ es la separación angular proyectada entre los centros de las subestructuras y $r_{\text{vir}1,2}$ son los radios viriales correspondientes. Mientras que en el eje-y se presenta la diferencia de velocidades entre las subestructuras, normalizada a la suma de la dispersión de velocidades de cada subestructura. Matemáticamente esto es: $v_{\text{norm}} = |v_{1,2}|/(\sigma_1 + \sigma_2)$, donde $v_{1,2}$ es la diferencia entre las velocidades radiales de los centros y $\sigma_{1,2}$ son las dispersiones de velocidades correspondientes.

Teniendo en cuenta estos parámetros, se pueden distinguir 3 casos. Cúmulos relajados mal clasificados como en fusión, indicados con cuadrados magenta en la figura 3.14. Cúmulos en fusión bien clasificados pero en los que nuestro método falla en identificar

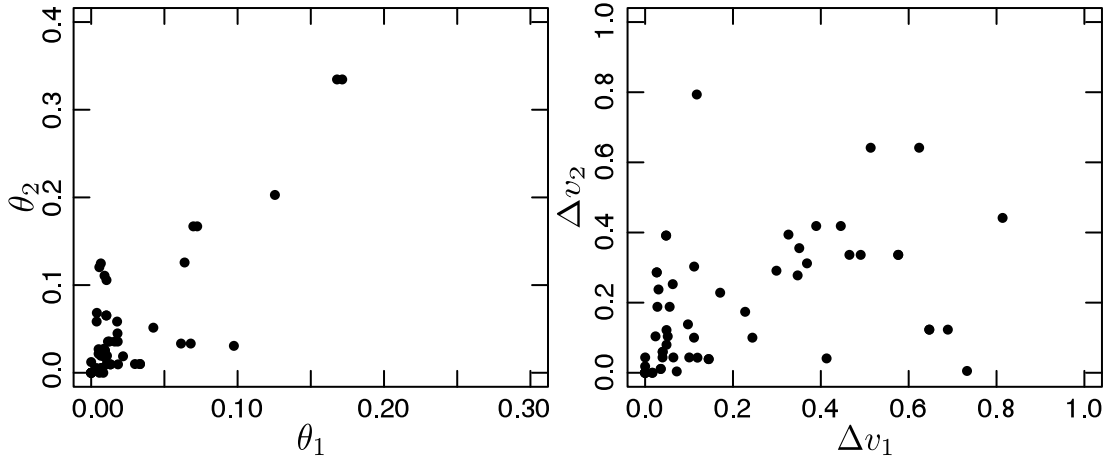


Figura 3.13: Izq.: Separación real y observada entre los centros de las subestructuras en interacción, normalizados al radio virial real. Der.: Valor absoluto de la separación en velocidad radial entre las subestructuras en fusión, normalizados a la dispersión de velocidades real.

correctamente las subestructuras en interacción, marcados con cruces rojas. Cúmulos en interacción bien clasificados y en los que nuestra técnica reconstruye correctamente las subestructuras, graficados con puntos negros.

Como puede verse, la tasa de falsos positivos $FPR \sim 15\%$ no varía como función del parámetro r_{norm} . Sin embargo, los cúmulos bien clasificados pero en los que no se logra identificar correctamente las subestructuras se concentran en valores de $r_{norm} < 0.22$. Es importante aclarar que, si bien para estos cúmulos no se logra encontrar las subestructuras que están en el proceso de interacción, la clasificación de dicho cúmulo como en fusión no se ve alterada.

3.2.4. Aplicación del algoritmo *MeSS I* a catálogos reales.

Con el objetivo de identificar nuevos candidatos a cúmulos en proceso de fusión aplicamos nuestro algoritmo a 3 catálogos de cúmulos de galaxias. Catálogo WINGS [15], HeCS [77] y un catálogo de cúmulos construido mediante la aplicación de un algoritmo Friends-of-Friends a los datos del SDSS-DR7 [1] espectroscópico. Vale aclarar que esta técnica había sido utilizada anteriormente por *Merchán et al.* [62] aplicada a las galaxias del SDSS-DR5.

Teniendo en cuenta las limitaciones del test de *Dressler & Shectman*, y que para es-

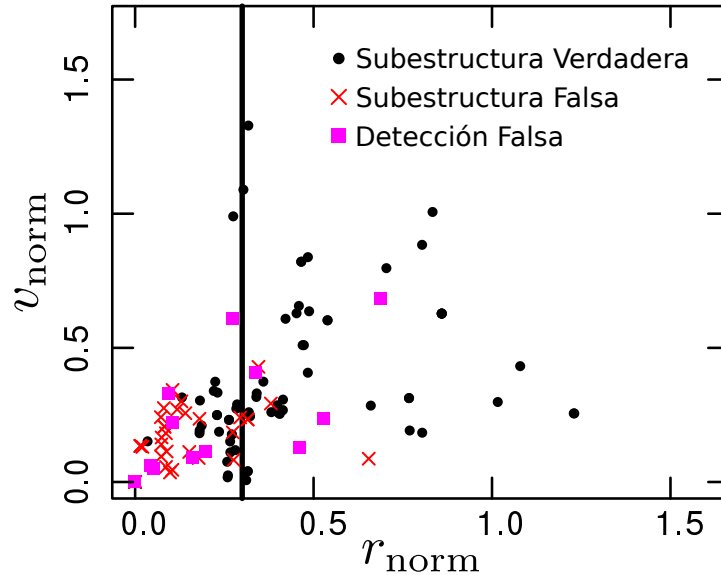


Figura 3.14: Geometrías de los cúmulos clasificados como en fusión.

timar las propiedades de los cúmulos de manera confiable se necesitan tener muchas galaxias, solo estudiamos aquellos cúmulos que presentan más de 30 galaxias. También es importante aclarar que como en el set de entrenamiento se utilizó el color G-R del SDSS, para el catálogo WINGS tuvimos que estimar dicho color utilizando el color b-v y aplicando las fórmulas presentadas por la colaboración 2df basadas en los resultados de Fukugita *et al.* [34].

En las tablas 3.2, 3.3 y 3.4 se presentan las principales propiedades de aquellos cúmulos identificados como en interacción y que tienen un $r_{\text{norm}} > 0.22$, es decir que se puede confiar en la reconstrucción de sus subestructuras. En la primera columna se presenta el nombre del cúmulo en estudio. Desde la 2ª a la 5ª columna se presentan la masa estimada y la posición de la subestructura principal de cada cúmulo. Desde la sexta a la novena columna se presentan la masa estimada y la posición de la segunda subestructura. Finalmente en la última columna se presentan los trabajos previos en los que se estudio cada objeto. Aquellos cúmulos que tienen una clasificación previa como cúmulo en interacción están identificados con \checkmark .

Los errores reportados para cada propiedad corresponden a la desviación estándar computada utilizando 100 realizaciones de nuestro algoritmo para cada cúmulo.

Además reportamos los siguientes candidatos a cúmulos en interacción que presentan

$r_{norm} < 0.22$: A2593, A2199✓, A2048✓, A3266✓, A3497, A667, A1201✓, A267✓, Zw8197, A697✓, A750, Zw2701, Zw3146, A1246, A1302, A1413, A1682✓, A1763✓, A1902, A1918, A1930, A2009, A2034✓, A2069✓, A2111✓, A2219✓, A2050, A2259 y RXC 1504.

Name	$M_1 [10^{14} M_\odot]$	$RA_1 [^\circ]$	$DEC_1 [^\circ]$	z_1	$M_2 [10^{14} M_\odot]$	$RA_2 [^\circ]$	$DEC_2 [^\circ]$	z_2	Referencias
A1991	5.7 ± 1.2	223.58 ± 0.05	18.53 ± 0.09	0.0583 ± 0.0003	2.6 ± 1.02	223.67 ± 0.6	18.67 ± 0.1	0.0586 ± 0.0003	1,2,3,4,5 1,2,3,4,5
Abell 1424	4.9 ± 2.3	179.38 ± 0.09	5.08 ± 0.02	0.0760 ± 0.0004	5.1 ± 1.4	179.19 ± 0.1	5.01 ± 0.04	0.0746 ± 0.0005	3,6,7,8 3,6,7,8
A1589 ✓	5.5 ± 0.4	190.25 ± 0.01	18.53 ± 0.02	0.0721 ± 0.0001	1.1 ± 0.5	190.34 ± 0.01	18.22 ± 0.005	0.0716 ± 0.0002	2,22 2,22
31170	25.4 ± 0.8	255.63 ± 0.05	34.06 ± 0.05	0.0993 ± 0.0001	13.3 ± 1.3	255.76 ± 0.005	33.90 ± 0.005	0.0989 ± 0.0002	
A2029/33	24.3 ± 4.6	227.73 ± 0.05	5.68 ± 0.1	0.0796 ± 0.0004	13.4 ± 1.8	227.81 ± 0.1	6.13 ± 0.2	0.0805 ± 0.0009	9,10,11,12,23 9,10,11,12,23
A2069 ✓	22.6 ± 0.6	230.99 ± 0.05	29.94 ± 0.04	0.1146 ± 0.0002	32 ± 10	231.07 ± 0.05	29.86 ± 0.09	0.1146 ± 0.0004	2,3,13 2,3,13
Abell 2142 ✓	18.3 ± 0.6	239.61 ± 0.005	27.23 ± 0.005	0.0901 ± 0.0004	11.3 ± 1.8	239.33 ± 0.005	27.5 ± 0.005	0.0893 ± 0.0001	2 2
A1913	5.5 ± 1.1	216.73 ± 0.02	16.75 ± 0.06	0.0530 ± 0.0004	2.1 ± 1.4	216.84 ± 0.04	16.62 ± 0.1	0.0533 ± 0.0013	2,3,14 2,3,14
A2399	5.1 ± 0.3	329.29 ± 0.02	-7.81 ± 0.02	0.0576 ± 0.0001	2.4 ± 0.3	329.49 ± 0.04	-7.79 ± 0.02	0.0581 ± 0.0002	2,7,14,15,16 2,7,14,15,16
A85 ✓	7.4 ± 0.3	10.425 ± 0.005	-9.25 ± 0.01	0.0559 ± 0.0001	1.8 ± 1.1	10.47 ± 0.01	-9.51 ± 0.05	0.0573 ± 0.002	2,17,18,19,21 2,17,18,19,21
55731	1.9 ± 0.4	244.72 ± 0.06	24.21 ± 0.08	0.0661 ± 0.0004	2.05 ± 0.3	244.63 ± 0.07	24.32 ± 0.08	0.0656 ± 0.0005	x x
A1750 ✓	8.7 ± 1.1	202.80 ± 0.02	-1.89 ± 0.02	0.0868 ± 0.0009	7.5 ± 1.6	202.82 ± 0.04	-1.73 ± 0.1	0.0848 ± 0.0016	2,3,4,7,20 2,3,4,7,20

Tabla 3.2: En esta tabla se presentan los candidatos a cúmulos en interacción identificados en el catálogo SDSS DR7 [1]. En la primera columna se presenta el nombre del cúmulo en estudio. Desde la 2 a la 5 columna se presentan la masa estimada y la posición de la subestructura principal en cada cúmulo. Desde la sexta a la novena columna se presentan la masa estimada y la posición de la segunda subestructura. Finalmente en la última columna se presentan los trabajos previos en los que se estudio cada objeto. Aquellos cúmulos que tienen una clasificación previa como cúmulo en interacción están identificados con ✓. Referencias: 1 [90], 2 [93], 3 [29], 4 [19], 5 [83], 6 [2], 7 [76], 8 [75], 9 [68], 10 [16], 11 [26], 12 [65], 13 [24], 14 [32], 15 [8], 16 [73], 17 [10], 18 [50], 19 [3], 20 [46], 21 [27], 22 [13], 23 [70]

Name	$M_1 [10^{14} M_\odot]$	$RA_1 [^\circ]$	$DEC_1 [^\circ]$	z_1	$M_2 [10^{14} M_\odot]$	$RA_2 [^\circ]$	$DEC_2 [^\circ]$	z_2	Referencias
A3158 ✓	57.8 ±7.3	55.76 ±0.02	-53.64 ±0.02	0.0644 ±0.0002	6.9 ±4.3	55.37 ±0.01	-53.50 ±0.04	0.0624 ±0.0003	2,1,3,5,6
A3809	8.6 ±0.5	326.68 ±0.01	-43.91 ±0.005	0.0630 ±0.0001	6.8 ±1.5	327.07 ±0.05	-43.95 ±0.01	0.0639 ±0.0003	3,7
Abell 3128 ✓	24.5 ±4	52.51 ±0.01	-52.58 ±0.01	0.0629 ±0.0003	2.3 ±1.1	52.89 ±0.009	-52.74 ±0.01	0.0627 ±0.0003	3,8,9,10
A3266 ✓	24.4 ±0.4	67.66 ±0.01	-61.44 ±0.005	0.0631 ±0.0001	9.1 ±1.1	68.11 ±0.08	-61.32 ±0.04	0.0615 ±0.0002	9,11,13
Abell 500	10.4 ±0.3	69.7 ±0.005	-22.09 ±0.005	0.0679 ±0.0001	3.5 ±4.6	69.48 ±0.05	-22.27 ±0.05	0.0687 ±0.0001	4,3,8
A376	18.6 ±2.1	41.51 ±0.04	36.93 ±0.02	0.0480 ±0.0003	5.8 ±2.5	41.39 ±0.1	36.73 ±0.09	0.0474 ±0.0008	3,12
A3490	42.6 ±4.2	176.43 ±0.04	-34.37 ±0.02	0.0690 ±0.0002	63.7 ±36.1	176.19 ±0.1	-34.46 ±0.08	0.0698 ±0.0012	3

Tabla 3.3: En esta tabla se presentan los candidatos a cúmulos en interacción identificados en el catálogo Wings [15]. En la primera columna se presenta el nombre del cúmulo en estudio. Desde la 2 a la 5 columna se presentan la masa estimada y la posición de la subestructura principal en cada cúmulo. Desde la sexta a la novena columna se presentan la masa estimada y la posición de la segunda subestructura. Finalmente en la última columna se presentan los trabajos previos en los que se estudio cada objeto. Aquellos cúmulos que tienen una clasificación previa como cúmulo en interacción están identificados con ✓. Referencias: 1 [19], 2 [68], 4 [32], 3 [73], 5 [9], 6 [49], 7 [85], 8 [52], 9 [36], 10 [79], 11 [78], 12 [55], 13 [31]

Name	$M_1 [10^{14} M_{\odot}]$	$RA_1 [^{\circ}]$	$DEC_1 [^{\circ}]$	z_1	$M_2 [10^{14} M_{\odot}]$	$RA_2 [^{\circ}]$	$DEC_2 [^{\circ}]$	z_2	Referencias
A689	32.3 ±7.9	129.39 ±0.02	14.99 ±0.04	0.2788 ±0.0002	9.9 ±8.5	129.29 ±0.1	15.06 ±0.0007	0.2791 ±0.0007	x
Abell 1758N ✓	59.3 ±9	203.07 ±0.02	50.59 ±0.01	0.2768 ±0.0002	29.1 ±15.8	203.25 ±0.02	50.57 ±0.03	0.2783 ±0.0007	1,4,5,6
A1758S ✓	43 ±4	203.21 ±0.005	50.42 ±0.001	0.2742 ±0.0002	15.8 ±1.6	202.96 ±0.001	50.39 ±0.001	0.2739 ±0.0001	1,4,5,6
A2631 ✓	84.9 ±2.1	354.36 ±0.001	0.26 ±0.001	0.2762 ±0.0001	77.1 ±4.3	354.60 ±0.005	0.269 ±0.01	0.2766 ±0.0002	1,12
A2055	20.02 ±7.6	229.68 ±0.04	6.23 ±0.06	0.1013 ±0.0007	3.9 ±2.2	229.71 ±0.08	6.19 ±0.1	0.0997 ±0.0018	2,3
A2261	65.8 ±8.1	260.60 ±0.01	32.06 ±0.01	0.2253 ±0.0002	13.4 ±3.8	261.10 ±0.02	32.27 ±0.02	0.2232 ±0.0004	2
A2187	22.4 ±1.9	246.01 ±0.01	41.23 ±0.001	0.1829 ±0.0001	8.9 ±0.9	246.27 ±0.06	41.22 ±0.005	0.1824 ±0.0001	x
A646	16.9 ±3.9	126.20 ±0.05	47.12 ±0.01	0.1269 ±0.0002	16.5 ±4.3	125.89 ±0.1	47.09 ±0.02	0.1263 ±0.0004	3
A1033	26.02 ±1.9	157.90 ±0.01	35.022 ±0.005	0.1223 ±0.0001	14.1 ±5.5	158.06 ±0.06	35.14 ±0.03	0.1222 ±0.0004	7
Abell 1835	105 ±14	210.25 ±0.01	2.87 ±0.01	0.2516 ±0.0006	17 ±25	210.29 ±0.09	2.75 ±0.04	0.2479 ±0.002	1,8,9
A990	41.8 ±3.8	155.87 ±0.005	49.17 ±0.02	0.1410 ±0.0001	3.9 ±9.2	155.84 ±0.04	49.74 ±0.2	0.1416 ±0.0005	x
CLG 2130.4-0000	37.2 ±18.4	322.50 ±0.05	0.02 ±0.01	0.1355 ±0.0002	21.4 ±11.02	322.34 ±0.02	0.03 ±0.04	0.1368 ±0.0007	1
A1204	12.1 ±0.8	168.33 ±0.01	17.61 ±0.001	0.1703 ±0.0001	3.4 ±1.1	168.54 ±0.03	17.52 ±0.01	0.1705 ±0.0001	10
A1437	59.3 ±3.4	180.10 ±0.01	3.36 ±0.005	0.1324 ±0.0001	19.7 ±1.8	180.36 ±0.05	3.30 ±0.02	0.1326 ±0.0004	3,11
A795	33.5 ±5.01	141.00 ±0.02	14.17 ±0.04	0.1378 ±0.0002	19.1 ±11.1	140.95 ±0.05	14.32 ±0.1	0.1384 ±0.0005	
Zw3179	26.4 ±3.4	156.53 ±0.02	12.62 ±0.01	0.1425 ±0.0001	6.2 ±7.2	156.48 ±0.08	12.53 ±0.1	0.1424 ±0.0003	

Tabla 3.4: En esta tabla se presentan los candidatos a cúmulos en interacción identificados en el catálogo HeCS [77]. En la primera columna se presenta el nombre del cúmulo en estudio. Desde la 2 a la 5 columna se presentan la masa estimada y la posición de la subestructura principal en cada cúmulo. Desde la sexta a la novena columna se presentan la masa estimada y la posición de la segunda subestructura. Finalmente en la última columna se presentan los trabajos previos en los que se estudio cada objeto. Aquellos cúmulos que tienen una clasificación previa como cúmulo en interacción están identificados con ✓. Referencias: 1 [93], 2 [29], 3 [32], 4 [9], 5 [71], 6 [28], 7 [94], 8 [84], 9 [53], 10 [4], 11 [80], 12 [58]

Es importante notar que nuestro método fue capaz de identificar cúmulos previamente clasificados como objetos interactuantes, lo que demuestra su efectividad, pero además fue capaz de identificar nuevos candidatos que ampliarían la lista de cúmulos en fusión permitiendo así nuevos estudios estadísticos.

3.2.5. El caso de fusiones múltiples.

Es interesante notar que existen cúmulos cuyas propiedades sugieren que son el producto de la interacción entre más de 2 subestructuras [63, 72]. Con el objetivo de estudiar dichos objetos, buscamos cúmulos similares en los catálogos simulados construidos a partir de la simulación *Millenium*. Teniendo en cuenta los 8 catálogos simulados encontramos 27 casos de fusiones múltiples sobre un total de 132 cúmulos. A cada uno de los casos múltiples le aplicamos nuestro algoritmo de clasificación permitiéndole a la mixtura de gaussianas identificar más de 2 grupos. Encontramos que dicha técnica solo es capaz de identificar y estimar las propiedades de manera confiable de las 2 subestructuras más importantes de cada cúmulo, mientras que las subestructuras menores pueden aparecer como contaminación en las subestructuras mayores o no aparecer ligadas a ningún grupo.

Siguiendo con el análisis de este tipo particular de objetos, realizamos un estudio individual del cúmulo Abell 1758 [72] que presenta 4 subestructuras en interacción. En una primera iteración nuestro algoritmo fue capaz de clasificar correctamente a dicho cúmulo como un cúmulo en interacción, pero falló en reconstruir correctamente las subestructuras conocidas. Teniendo en cuenta la información previa relativa a dicho objeto, separamos el cúmulo en 2 componentes, una hacia el norte y otra hacia el sur, y realizamos un análisis con *MeSSI* a cada una de ellas de manera individual. Nuestro algoritmo fue capaz de clasificar cada componente como un cúmulo en interacción y de identificar correctamente las 2 subestructuras que están interactuando en cada componente. Esto pone de manifiesto que cualquier información previa de un cúmulo puede ser de gran ayuda a la hora de realizar un estudio individual del mismo.

3.2.6. Conclusiones.

En este capítulo se presentaron los resultados obtenidos en la primera etapa del doctorado, los cuales fueron presentados en diversos congresos nacionales e internacionales y

publicados en la revista internacional *Monthly Notices of the Royal Academy* [23] y en el 57°boletín de la Asociación Argentina de Astronomía en el año 2015 [22].

En este trabajo introducimos un nuevo método para detectar sistemas de galaxias en interacción utilizando información espectroscópica y fotométrica. Este método está basado en técnicas de aprendizaje automático entrenadas utilizando un catálogo simulado a partir de los datos de la simulación *Millenium* [87] y del semi-analítico de *Guo et al.* [42]. Luego de comparar la performance de diferentes métodos, encontramos que el algoritmo con mejor rendimiento a la hora de clasificar identificar cúmulos en proceso de interacción es el *Random Forest* con el cuál logramos obtener una muestra final con alta pureza y con una completitud aceptable. Es importante aclarar que como *features* fueron utilizadas diferentes propiedades de los cúmulos obtenidas de los datos espectro-fotométricos de cada catálogo.

Además, utilizando técnicas de mixtura de Gaussianas, fuimos capaces de reconstruir las subestructuras que están en proceso de interacción y así estimar sus principales propiedades, como ser la posición, el radio virial, la masa y la dispersión de velocidades.

Finalmente, aplicamos nuestro método a 3 catálogos de cúmulos de galaxias: SDSS-DR7, WINGS y HeCS. Encontramos 12, 4 y 16 candidatos a cúmulos en interacción en los que fuimos capaces de reconstruir de manera confiable las subestructuras. Además reportamos otros 29 candidatos en los que, debido a su geometría, no fuimos capaces de identificar de manera confiable sus subestructuras.

Es importante notar que 19 de dichos candidatos fueron previamente reportados como cúmulos en interacción, lo que refuerza la validez de nuestro método. También reportamos por primera vez 40 nuevos candidatos a cúmulos en fusión que deben ser confirmados en estudios individuales.

Finalmente de desarrollo una interfaz web (<http://200.16.29.98/martin/merclust>) en la que cualquier persona puede subir los datos de cúmulos y analizarlos utilizando nuestro algoritmo de manera gratuita, o bien descargar el código fuente para utilizarlo de manera local.

Bibliografía

- [1] K. N. Abazajian, J. K. Adelman-McCarthy, M. A. Agüeros, S. S. Allam, C. Allende Prieto, D. An, K. S. J. Anderson, S. F. Anderson, J. Annis, N. A. Bahcall, and et al. The Seventh Data Release of the Sloan Digital Sky Survey,. *Astrophys. J. Suppl. Ser.*, 182:543, June 2009. doi: 10.1088/0067-0049/182/2/543.
- [2] M. H. Abdullah, G. B. Ali, H. A. Ismail, and M. A. Rassem. Studying the dynamical properties of 20 nearby galaxy clusters. *MNRAS*, 416:2027–2040, September 2011. doi: 10.1111/j.1365-2966.2011.19178.x.
- [3] J. A. L. Aguerra and R. Sánchez-Janssen. A study of catalogued nearby galaxy clusters in the SDSS-DR4. II. Cluster substructure. *A&A*, 521:A28, October 2010. doi: 10.1051/0004-6361/200913901.
- [4] F. Andrade-Santos, G. B. Lima Neto, and T. F. Laganá. A New Method to Quantify X-Ray Substructures in Clusters of Galaxies. *ApJ*, 746:139, February 2012. doi: 10.1088/0004-637X/746/2/139.
- [5] G. W. Angus, B. Famaey, and H. S. Zhao. Can MOND take a bullet? Analytical comparisons of three versions of MOND beyond spherical symmetry,. *MNRAS*, 371: 138–146, September 2006. doi: 10.1111/j.1365-2966.2006.10668.x.
- [6] R. Barrena, A. Biviano, M. Ramella, E. E. Falco, and S. Seitz. The dynamical status of the cluster of galaxies 1E0657-56,. *aap*, 386:816–828, May 2002. doi: 10.1051/0004-6361:20020244.
- [7] B. Benson, D. M. Wittman, N. Golovich, M. James Jee, R. J. van Weeren, and W. A. Dawson. MC^2 : A Deeper Look at ZwCl 2341.1+0000 with Bayesian

- Galaxy Clustering and Weak Lensing Analyses. *ApJ*, 841:7, May 2017. doi: 10.3847/1538-4357/aa6d66.
- [8] H. Böhringer et al. Substructure of the galaxy clusters in the REXCESS sample: observed statistics and comparison to numerical simulations. *A&A*, 514:A32, May 2010. doi: 10.1051/0004-6361/200913911.
- [9] W. Boschin, M. Girardi, R. Barrena, and M. Nonino. Abell 1758N from an optical point of view: new insights on a merging cluster with diffuse radio emission. *A&A*, 540:A43, April 2012. doi: 10.1051/0004-6361/201118076.
- [10] G. Boué, F. Durret, C. Adami, G. A. Mamon, O. Ilbert, and V. Cayatte. An optical view of the filament region of Abell 85. *A&A*, 489:11–22, October 2008. doi: 10.1051/0004-6361:20078972.
- [11] M. Bradac, S. W. Allen, T. Treu, H. Ebeling, R. Massey, R. G. Morris, A. von der Linden, and D. Applegate. Revealing the Properties of Dark Matter in the Merging Cluster MACS J0025.4-1222,. *ApJ*, 687:959–967, November 2008. doi: 10.1086/591246.
- [12] Leo Breiman. Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32, Oct 2001. ISSN 1573-0565. doi: 10.1023/A:1010933404324. URL <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- [13] J. O. Burns, G. Rhee, F. N. Owen, and J. Pinkney. Clumped X-ray emission around radio galaxies in Abell clusters. *ApJ*, 423:94–115, March 1994. doi: 10.1086/173792.
- [14] Angelo Canty and B. D. Ripley. *boot: Bootstrap R Functions*, 2015. R package version 1.3-15.
- [15] A. Cava et al. WINGS-SPE Spectroscopy in the WIde-field Nearby Galaxy-cluster Survey. *A&A*, 495:707–719, March 2009. doi: 10.1051/0004-6361:200810997.
- [16] T. E. Clarke, E. L. Blanton, and C. L. Sarazin. The Complex Cooling Core of A2029: Radio and X-Ray Interactions. *ApJ*, 616:178–191, November 2004. doi: 10.1086/424911.

- [17] D. Clowe, M. Bradac, A. H. Gonzalez, M. Markevitch, S. W. Randall, C. Jones, and D. Zaritsky. A Direct Empirical Proof of the Existence of Dark Matter,. *ApJL*, 648: L109–L113, September 2006. doi: 10.1086/508162.
- [18] D. Clowe, M. Markevitch, M. Bradac, A. H. Gonzalez, S. M. Chung, R. Massey, and D. Zaritsky. On Dark Peaks and Missing Mass: A Weak-lensing Mass Reconstruction of the Merging Cluster System A520,. *ApJ*, 758:128, October 2012. doi: 10.1088/0004-637X/758/2/128.
- [19] S. A. Cohen, R. C. Hickox, G. A. Wegner, M. Einasto, and J. Vennik. Star Formation and Substructure in Galaxy Clusters. *ApJ*, 783:136, March 2014. doi: 10.1088/0004-637X/783/2/136.
- [20] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3):273–297, 1995. ISSN 0885-6125. doi: 10.1023/A:1022627411411. URL <http://dx.doi.org/10.1023/A%3A1022627411411>.
- [21] A. C. Davison and D. V. Hinkley. *Bootstrap Methods and Their Applications*. CUP, Cambridge, 1997. URL <http://statwww.epfl.ch/davison/BMA/>. ISBN 0-521-57391-2.
- [22] M. de los Rios, M. J. Domínguez, and D. Paz. Construcción de un catálogo de cúmulos de galaxias en proceso de colisión. *Boletín de la Asociación Argentina de Astronomía La Plata Argentina*, 57:22–24, August 2015.
- [23] M. de los Rios, M. J. Domínguez R., D. Paz, and M. Merchán. The MeSSI (merging systems identification) algorithm and catalogue. *MNRAS*, 458:226–232, May 2016. doi: 10.1093/mnras/stw215.
- [24] A. Drabent, M. Hoeft, R. F. Pizzo, A. Bonafede, R. J. van Weeren, and U. Klein. Diffuse radio emission in the complex merging galaxy cluster Abell2069. *A&A*, 575:A8, March 2015. doi: 10.1051/0004-6361/201424828.
- [25] A. Dressler and S. A. Shectman. Evidence for substructure in rich clusters of galaxies from radial-velocity measurements,. *AJ*, 95:985–995, April 1988. doi: 10.1086/114694.

- [26] R. J. H. Dunn, A. C. Fabian, and G. B. Taylor. Radio bubbles in clusters of galaxies. *MNRAS*, 364:1343–1353, December 2005. doi: 10.1111/j.1365-2966.2005.09673.x.
- [27] F. Durret, G. Lima Neto, and W. Forman. An XMM-Newton view of the cluster of galaxies Abell 85. *A&A*, 432:809–821, March 2005. doi: 10.1051/0004-6361:20041666.
- [28] F. Durret, T. F. Laganá, and M. Haider. The merging cluster Abell 1758 revisited: multi-wavelength observations and numerical simulations. *A&A*, 529:A38, May 2011. doi: 10.1051/0004-6361/201015978.
- [29] M. Einasto et al. Multimodality in galaxy clusters from SDSS DR8: substructure and velocity distribution. *A&A*, 540:A123, April 2012. doi: 10.1051/0004-6361/201118697.
- [30] G. R. Farrar and R. A. Rosen. A New Force in the Dark Sector?., *Physical Review Letters*, 98(17):171302, April 2007. doi: 10.1103/PhysRevLett.98.171302.
- [31] A. Finoguenov, M. J. Henriksen, F. Miniati, U. G. Briel, and C. Jones. A Puzzling Merger in A3266: The Hydrodynamic Picture from XMM-Newton. *ApJ*, 643:790–796, June 2006. doi: 10.1086/503285.
- [32] P. Flin and J. Krywult. Substructures in Abell clusters of galaxies. *A&A*, 450:9–14, April 2006. doi: 10.1051/0004-6361:20041635.
- [33] J. E. Forero-Romero, S. Gottlober, and G. Yepes. Bullet Clusters in the MARENOSTRUM Universe,. *ApJ*, 725:598–604, December 2010. doi: 10.1088/0004-637X/725/1/598.
- [34] M. Fukugita, K. Shimasaku, and T. Ichikawa. Galaxy Colors in Various Photometric Band Systems. *pasj*, 107:945, October 1995. doi: 10.1086/133643.
- [35] S. Ghigna, B. Moore, F. Governato, G. Lake, T. Quinn, and J. Stadel. Dark matter haloes within clusters,. *MNRAS*, 300:146–162, October 1998. doi: 10.1046/j.1365-8711.1998.01918.x.

- [36] M. Girardi, E. Escalera, D. Fadda, G. Giuricin, F. Mardirossian, and M. Mezzetti. Optical Substructures in 48 Galaxy Clusters: New Insights from a Multiscale Analysis. *ApJ*, 482:41–62, June 1997.
- [37] N. Golovich, W. A. Dawson, D. Wittman, G. Ogrean, R. van Weeren, and A. Bonafede. MC²: Dynamical Analysis of the Merging Galaxy Cluster MACS J1149.5+2223. *ApJ*, 831:110, November 2016. doi: 10.3847/0004-637X/831/1/110.
- [38] N. Golovich, W. A. Dawson, D. M. Wittman, M. J. Jee, B. Benson, B. Lemaux, R. J. van Weeren, F. Andrade-Santos, D. Sobral, F. de Gasperin, M. Bruggen, M. Bradac, K. Finner, and A. Peter. Merging Cluster Collaboration: Optical and Spectroscopic Survey of a Radio-Selected Sample of Twenty Nine Merging Galaxy Clusters. *ArXiv e-prints*, November 2017.
- [39] Nathan Golovich, Reinout J. van Weeren, William A. Dawson, M. James Jee, and David Wittman. MC²: Multiwavelength and Dynamical Analysis of the Merging Galaxy Cluster ZwCl 0008.8+5215: An Older and Less Massive Bullet Cluster. *ApJ*, 838:110, April 2017. doi: 10.3847/1538-4357/aa667f.
- [40] S. Gottlober and G. Yepes. Shape, Spin, and Baryon Fraction of Clusters in the MareNostrum Universe,. *ApJ*, 664:117–122, July 2007. doi: 10.1086/517907.
- [41] Juergen Gross and Uwe Ligges. *nortest: Tests for Normality*, 2015. URL <http://CRAN.R-project.org/package=nortest>. R package version 1.0-3.
- [42] Q. Guo et al. From dwarf spheroidals to cD galaxies: simulating the galaxy population in a Λ CDM cosmology. *MNRAS*, 413:101–131, May 2011. doi: 10.1111/j.1365-2966.2010.18114.x.
- [43] D. Harvey, R. Massey, T. Kitching, A. Taylor, and E. Tittley. The nongravitational interactions of dark matter in colliding galaxy clusters,. *Science*, 347:1462–1465, March 2015. doi: 10.1126/science.1261381.
- [44] E. Hayashi and S. D. M. White. How rare is the bullet cluster?,. *MNRAS*, 370: L38–L41, July 2006. doi: 10.1111/j.1745-3933.2006.00184.x.

- [45] J. P. Huchra and M. J. Geller. Groups of galaxies. I - Nearby groups,. *ApJ*, 257: 423–437, June 1982. doi: 10.1086/160000.
- [46] H. S. Hwang and M. G. Lee. Galaxy activity in merging binary galaxy clusters. *MNRAS*, 397:2111–2122, August 2009. doi: 10.1111/j.1365-2966.2009.15100.x.
- [47] N. S. Israel and J. W. Moffat. The Train Wreck Cluster Abell 520 and the Bullet Cluster 1E0657-558 in a Generalized Theory of Gravitation,. *ArXiv e-prints*, April 2016.
- [48] M. J. Jee, H. Hoekstra, A. Mahdavi, and A. Babul. Hubble Space Telescope/Advanced Camera for Surveys Confirmation of the Dark Substructure in A520,. *ArXiv e-prints*, January 2014.
- [49] M. Johnston-Hollitt, M. Sato, J. A. Gill, M. C. Fleenor, and A.-M. Brick. Radio observations of the Horologium-Reticulum supercluster - I. A3158: excess star-forming galaxies in a merging cluster? *MNRAS*, 390:289–303, October 2008. doi: 10.1111/j.1365-2966.2008.13730.x.
- [50] J. C. Kempner, C. L. Sarazin, and P. M. Ricker. Chandra Observations of A85: Merger of the South Subcluster. *ApJ*, 579:236–246, November 2002. doi: 10.1086/342748.
- [51] J. Kim, C. Park, J. R. Gott, III, and J. Dubinski. The Horizon Run N-Body Simulation: Baryon Acoustic Oscillations and Topology of Large-scale Structure of the Universe,. *ApJ*, 701:1547-1559, August 2009. doi: 10.1088/0004-637X/701/2/1547.
- [52] V. Kolokotronis, S. Basilakos, M. Plionis, and I. Georgantopoulos. Searching for cluster substructure using APM and ROSAT data. *MNRAS*, 320:49–60, January 2001. doi: 10.1046/j.1365-8711.2001.03924.x.
- [53] P. M. Korngut et al. MUSTANG High Angular Resolution Sunyaev-Zel’dovich Effect Imaging of Substructure in Four Galaxy Clusters. *ApJ*, 734:10, June 2011. doi: 10.1088/0004-637X/734/1/10.
- [54] C. Lage and G. R. Farrar. The bullet cluster is not a cosmological anomaly,. *JCAP*, 2:038, February 2015. doi: 10.1088/1475-7516/2015/02/038.

- [55] K. Lakhchaura and K. P. Singh. Dynamics of 10 Clusters of Galaxies with Substructures. *AJ*, 147:156, June 2014. doi: 10.1088/0004-6256/147/6/156.
- [56] J. Lee and E. Komatsu. Bullet Cluster: A Challenge to Λ ,CDM Cosmology,. *ApJ*, 718:60–65, July 2010. doi: 10.1088/0004-637X/718/1/60.
- [57] Andy Liaw and Matthew Wiener. Classification and regression by randomforest. *R News*, 2(3):18–22, 2002. URL <http://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>.
- [58] A. W. Mann and H. Ebeling. X-ray-optical classification of cluster mergers and the evolution of the cluster merger fraction. *MNRAS*, 420:2120–2138, March 2012. doi: 10.1111/j.1365-2966.2011.20170.x.
- [59] M. Markevitch. Chandra Observation of the Most Interesting Cluster in the Universe,. In A. Wilson, editor, *The X-ray Universe 2005*, volume 604 of *ESA Special Publication*, page 723, January 2006.
- [60] M. Markevitch, A. H. Gonzalez, D. Clowe, A. Vikhlinin, W. Forman, C. Jones, S. Murray, and W. Tucker. Direct Constraints on the Dark Matter Self-Interaction Cross Section from the Merging Galaxy Cluster 1E 0657-56,. *ApJ*, 606:819–824, May 2004. doi: 10.1086/383178.
- [61] C. Mastropietro and A. Burkert. Simulating the Bullet Cluster,. *MNRAS*, 389:967–988, September 2008. doi: 10.1111/j.1365-2966.2008.13626.x.
- [62] M. Merchán and A. Zandivarez. Galaxy groups in the 2dF Galaxy Redshift Survey: the catalogue. *MNRAS*, 335:216–222, September 2002. doi: 10.1046/j.1365-8711.2002.05623.x.
- [63] J. Merten, D. Coe, R. Dupke, R. Massey, A. Zitrin, E. S. Cypriano, N. Okabe, B. Frye, F. G. Braglia, Y. Jimenez-Teja, N. Benitez, T. Broadhurst, J. Rhodes, M. Meneghetti, L. A. Moustakas, L. Sodre, Jr., J. Krick, and J. N. Bregman. Creation of cosmic structure in the complex galaxy cluster merger Abell 2744,. *MNRAS*, 417:333–347, October 2011. doi: 10.1111/j.1365-2966.2011.19266.x.

- [64] David Meyer, Evgenia Dimitriadou, Kurt Hornik, Andreas Weingessel, and Friedrich Leisch. *e1071*, TU Wien, 2014. URL <http://CRAN.R-project.org/package=e1071>. R package version 1.6-4.
- [65] E. T. Million and S. W. Allen. Chandra measurements of non-thermal-like X-ray emission from massive, merging, radio halo clusters. *MNRAS*, 399:1307–1327, November 2009. doi: 10.1111/j.1365-2966.2009.15359.x.
- [66] M. Milosavljevic, J. Koda, D. Nagai, E. Nakar, and P. R. Shapiro. The Cluster-Merger Shock in 1E 0657-56: Faster than a Speeding Bullet?.. *ApJL*, 661:L131–L134, June 2007. doi: 10.1086/518960.
- [67] Houjun Mo, Frank van den Bosch, and Simon White. *Galaxy Formation and Evolution*. Cambridge University Press, 2010. doi: 10.1017/CBO9780511807244.
- [68] V. Parekh, K. van der Heyden, C. Ferrari, G. Angus, and B. Holwerda. Morphology parameters: substructure identification in X-ray galaxy clusters. *A&A*, 575:A127, March 2015. doi: 10.1051/0004-6361/201424123.
- [69] J. Pinkney, K. Roettiger, J. O. Burns, and C. M. Bird. Evaluation of Statistical Tests for Substructure in Clusters of Galaxies,. *Astrophys. J. Suppl. Ser.*, 104:1, May 1996. doi: 10.1086/192290.
- [70] Planck Collaboration, P. A. R. Ade, N. Aghanim, M. Arnaud, M. Ashdown, F. Atrio-Barandela, J. Aumont, C. Baccigalupi, A. Balbi, A. J. Banday, and et al. Planck intermediate results. VIII. Filaments between interacting clusters. *A&A*, 550:A134, February 2013. doi: 10.1051/0004-6361/201220194.
- [71] B. Ragozzine, D. Clowe, M. Markevitch, A. H. Gonzalez, and M. Bradač. Weak-lensing Results for the Merging Cluster A1758. *ApJ*, 744:94, January 2012. doi: 10.1088/0004-637X/744/2/94.
- [72] B. Ragozzine, D. Clowe, M. Markevitch, A. H. Gonzalez, and M. Bradač. Weak-lensing Results for the Merging Cluster A1758. *ApJ*, 744:94, January 2012. doi: 10.1088/0004-637X/744/2/94.

- [73] M. Ramella et al. Substructures in WINGS clusters. *A&A*, 470:39–51, July 2007. doi: 10.1051/0004-6361:20077245.
- [74] S. W. Randall, M. Markevitch, D. Clowe, A. H. Gonzalez, and M. Bradac. Constraints on the Self-Interaction Cross Section of Dark Matter from Numerical Simulations of the Merging Galaxy Cluster 1E 0657-56,. *ApJ*, 679:1173–1180, June 2008. doi: 10.1086/587859.
- [75] G. F. R. N. Rhee, M. P. van Haarlem, and P. Katgert. Substructure in Abell clusters. *A&A*, 246:301–312, June 1991.
- [76] K. Rines and A. Diaferio. CIRS: Cluster Infall Regions in the Sloan Digital Sky Survey. I. Infall Patterns and Mass Profiles. *AJ*, 132:1275–1297, September 2006. doi: 10.1086/506017.
- [77] K. Rines, M. J. Geller, A. Diaferio, and M. J. Kurtz. Measuring the Ultimate Halo Mass of Galaxy Clusters: Redshifts and Mass Profiles from the Hectospec Cluster Survey (HeCS). *ApJ*, 767:15, April 2013. doi: 10.1088/0004-637X/767/1/15.
- [78] K. Roettiger and R. Flores. A Prediction of Observable Rotation in the Intracluster Medium of Abell 3266. *ApJ*, 538:92–97, July 2000. doi: 10.1086/309132.
- [79] J. A. Rose, A. E. Gaba, W. A. Christiansen, D. S. Davis, N. Caldwell, R. W. Hunsstead, and M. Johnston-Hollitt. Multiple Merging Events in the Double Cluster A3128/A3125. *AJ*, 123:1216–1246, March 2002. doi: 10.1086/339183.
- [80] S. Schindler. X-ray and optical observations of three clusters of galaxies: Abell 901, Abell 1437, and Abell 3570. *A&As*, 142:433–441, March 2000. doi: 10.1051/aas:2000161.
- [81] Luca Scrucca, Michael Fop, Thomas Brendan Murphy, and Adrian E. Raftery. mclust 5: clustering, classification and density estimation using Gaussian finite mixture models. *The R Journal*, 8(1):205–233, 2016.
- [82] U. Seljak and M. Zaldarriaga. A Line-of-Sight Integration Approach to Cosmic Microwave Background Anisotropies,. *ApJ*, 469:437, October 1996. doi: 10.1086/177793.

- [83] M. Sharma et al. A Chandra X-Ray Observation of A1991: The Late Stages of Infall? *ApJ*, 613:180–188, September 2004. doi: 10.1086/422866.
- [84] G. P. Smith and J. E. Taylor. Connecting Substructure in Galaxy Cluster Cores at $z = 0.2$ with Cluster Assembly Histories. *ApJL*, 682:L73–L76, August 2008. doi: 10.1086/591271.
- [85] J. M. Solanes, E. Salvador-Solé, and G. González-Casado. Substructure in the ENACS clusters. *A&A*, 343:733–739, March 1999.
- [86] D. N. Spergel, L. Verde, H. V. Peiris, E. Komatsu, M. R.olta, C. L. Bennett, M. Halpern, G. Hinshaw, N. Jarosik, A. Kogut, M. Limon, S. S. Meyer, L. Page, G. S. Tucker, J. L. Weiland, E. Wollack, and E. L. Wright. First-Year Wilkinson Microwave Anisotropy Probe (WMAP) Observations: Determination of Cosmological Parameters., *Astrophys. J. Suppl. Ser.*, 148:175–194, September 2003. doi: 10.1086/377226.
- [87] V. Springel and G. R. Farrar. The speed of the ‘bullet’ in the merging galaxy cluster 1E0657-56., *MNRAS*, 380:911–925, September 2007. doi: 10.1111/j.1365-2966.2007.12159.x.
- [88] V. Springel, S. D. M. White, A. Jenkins, C. S. Frenk, N. Yoshida, L. Gao, J. Navarro, R. Thacker, D. Croton, J. Helly, J. A. Peacock, S. Cole, P. Thomas, H. Couchman, A. Evrard, J. Colberg, and F. Pearce. Simulations of the formation, evolution and clustering of galaxies and quasars., *Nature*, 435:629–636, June 2005. doi: 10.1038/nature03597.
- [89] D. Tweed, J. Devriendt, J. Blaizot, S. Colombi, and A. Slyz. Building merger trees from cosmological N-body simulations. Towards improving galaxy formation models using subhaloes., *aap*, 506:647–660, November 2009. doi: 10.1051/0004-6361/200911787.
- [90] A. Vikhlinin, A. Kravtsov, W. Forman, C. Jones, M. Markevitch, S. S. Murray, and L. Van Speybroeck. Chandra Sample of Nearby Relaxed Galaxy Clusters: Mass, Gas Fraction, and Mass-Temperature Relation. *ApJ*, 640:691–709, April 2006. doi: 10.1086/500288.

-
- [91] Y. Wang, H. Xu, L. Gu, J. Gu, Z. Qin, J. Wang, Z. Zhang, and X.-P. Wu. A joint Chandra and XMM-Newton view of Abell 3158: a massive off-centre cool gas clump as a robust diagnostic of a merger stage. *MNRAS*, 403:1909–1918, April 2010. doi: 10.1111/j.1365-2966.2010.16264.x.
- [92] W. A. Watson, I. T. Iliev, J. M. Diego, S. Gottlober, A. Knebe, E. Martinez-Gonzalez, and G. Yepes. Statistics of extreme objects in the Juropa Hubble Volume simulation,. *MNRAS*, 437:3776–3786, February 2014. doi: 10.1093/mnras/stt2173.
- [93] Z. L. Wen and J. L. Han. Substructure and dynamical state of 2092 rich clusters of galaxies derived from photometric data. *MNRAS*, 436:275–293, November 2013. doi: 10.1093/mnras/stt1581.
- [94] J. D. Wing and E. L. Blanton. An Examination of the Optical Substructure of Galaxy Clusters Hosting Radio Sources. *ApJ*, 767:102, April 2013. doi: 10.1088/0004-637X/767/2/102.

Capítulo 4

Estudios estadísticos de cúmulos según su estado dinámico.

4.1. Introducción.

Los cúmulos de galaxias son uno de los principales objetos astronómicos en donde se ha logrado demostrar la presencia de campos magnéticos [8, 10] y estudiar sus propiedades [4, 13], sin embargo el rol que cumplen en la formación de estructuras sigue en debate. Teniendo en cuenta las densidades electrónicas típicas en cúmulos de galaxias, el campo magnético debería ser capaz de producir una señal del efecto de Rotación de Faraday (RF) que puede brindarnos información acerca de la física del medio intracúmulo [15, 19, 23].

Si bien la presencia de campos magnéticos en cúmulos de galaxias fue demostrada, el rol que cumplen los mismos en la evolución del universo y en la formación de estructuras no está comprendido en su totalidad. Teniendo en cuenta la formación jerárquica de estructuras y la física de los procesos electromagnéticos, es de esperar que la fusión de 2 o más cúmulos pueda afectar de manera considerable los campos magnéticos en el medio intra-cúmulo.

Numerosos trabajos [3, 14, 16, 17, 20] estudiaron las propiedades cosmológicas de los campos magnéticos y su influencia en la evolución del universo. En particular *Stasyszyn et al.* [18] estudiaron la relación entre la estructura en gran escala del universo (LSS por sus siglas en inglés) y la señal RF utilizando simulaciones hidrodinámicas. Si bien encontraron que la LSS debería producir una señal, ésta estaría debajo de la sensibilidad de los

instrumentos actuales. Sin embargo, con la nueva generación de instrumentos y, mediante técnicas estadísticas, se podrían detectar efectos producidos por los campos magnéticos de la LSS [7, 12, 22].

Uno de los primeros trabajos en estudiar estadísticamente el medio intra-cúmulo (ICM por sus siglas en inglés) de 16 cúmulos de galaxias fue *Clarke et al.* [9], donde prueban que existe un aumento de la intensidad de los campos magnéticos hacia el centro de los cúmulos. Modelando la densidad de electrones inferida a partir de observaciones en rayos-X, calculan un campo magnético promedio de $\langle |B| \rangle = 5 - 10 (l/10\text{kpc})^{1/2} h_{75}^{1/2} \mu\text{G}$, donde l es el largo característico de la celda en integración. En otro estudio *Boehringer et al.* [5] analizan la correlación entre la señal RF y diferentes propiedades de los cúmulos. Utilizando 1722 cúmulos de galaxias extraídos de CLASSIX encuentran que la señal RF aumenta con la densidad del ICM e infieren un campo magnético de $\langle |B| \rangle = 2 - 6 (l/10\text{kpc})^{1/2} \mu\text{G}$.

Debido a que la rotación de Faraday se origina por la integración de los campos magnéticos en la línea de la visual y que el valor de σ_{RF} está afectado por el largo característico de las celdas de ICM en la línea de la visual, se puede encontrar una relación entre σ_{RF} y el campo magnético [5]. Teniendo en cuenta estos resultados, en este capítulo se presentan los resultados del estudio de la correlación entre el estado dinámico de los cúmulos de galaxias y sus campos magnéticos mediante el análisis de la señal RF en la línea de visual de los mismos. Con este objetivo construimos una muestra de cúmulos relajados y una muestra de cúmulos no relajados y, utilizando la señal RF en la línea de la visual de cada uno, inferimos propiedades sobre sus campos magnéticos.

Encontramos un incremento de la señal RF en los cúmulos no relajados que sugiere la presencia de procesos físicos que aumentan los campos magnéticos en dichos cúmulos.

Cabe destacar que este trabajo fue realizado en colaboración con el Dr. Federico Stasyszyn y fue aceptado para su publicación en la revista *Monthly Notices of the Royal Astronomy*.

4.2. Datos observacionales.

4.2.1. Conjunto de Cúmulos de Galaxias.

Teniendo en cuenta que en la construcción del catálogo de cúmulos en fusión mediante técnicas de aprendizaje automático se buscó una baja contaminación y no una alta completitud y que, debido a esta decisión, no cuenta con suficiente número de cúmulos como para realizar un análisis estadístico decidimos estudiar la correlación entre cúmulos de galaxias y mediciones de RF utilizando el catálogo de cúmulos construido por *Wen & Han* [25], basados en datos fotométricos del SDSS/DR8. En este catálogo los autores clasifican a los cúmulos en relajados y no relajados y cuenta con 589 y 1503 sistemas respectivamente. Debe tenerse en cuenta que los cúmulos relajados son aquellos que no están interactuando y que, por lo tanto, presentan una distribución suave y simétrica de masa y luminosidad. Mientras que, los cúmulos no relajados son aquellos que tienen grandes subestructuras y que pueden ser el producto de interacciones con otros cúmulos similares.

Las interacciones entre cúmulos introducen modificaciones significativas en todas las componentes de los sistemas (galaxias, ICM, distribución de materia oscura, etc.), lo que produce características particulares en diferentes bandas del espectro electromagnético (presencia de halos en radio, distribución asimétrica de emisión en rayos-X, etc.). Teniendo en cuenta esto *Wen & Han* calibraron su método utilizando un conjunto de cúmulos con información multibanda y un estado dinámico conocido. Luego estimaron 3 parámetros que cuantifican diferentes propiedades de la distribución de luz de dichos sistemas, a saber¹:

- α : Teniendo en cuenta el mapa de luminosidad suavizado I , definen el parámetro $S^2 = \sum_{ij} I^2(x_i, y_j)$, donde (x, y) es la posición de un dado pixel del mapa en un sistema de coordenadas centrado en cada cúmulo. Luego, teniendo en cuenta que los cúmulos relajados presentan una distribución de luminosidad más simétrica que los cúmulos no relajados definen el parámetro $\Delta^2 = \sum_{ij} [I(x_i, y_j) - I(-x_i, -y_j)]^2 / 2$. Finalmente definen el parámetro de asimetría como $\alpha = \frac{\Delta^2}{S^2}$, donde $\alpha = 0$ implica una distribución simétrica y $\alpha = 1$ una distribución asimétrica.
- β : Teniendo en cuenta que es de esperar que los mapas de brillo superficial suaviza-

¹Para mayores detalles sobre las definiciones de estos parámetros ver *Wen & Han 2013* [25]

dos de cúmulos relajados sean similares en todas las direcciones y que, por otro lado, si un sistema presenta subestructuras significativas es de esperar que dichos mapas tengan un cambio abrupto en una determinada dirección. El parámetro β cuantifica la diferencia en el perfil de luminosidad en diferentes direcciones.

- δ : Teniendo en cuenta la simetría de la distribución de luminosidad en cúmulos relajados, dicho mapas pueden ser ajustados correctamente por un perfil elíptico de *King 2 – dimensional*. Por otro lado, cúmulos con mucho grado de subestructuras no deberían poder ser ajustados con dicho modelo. El parámetro δ cuantifica la desviación del mapa de luminosidad del cúmulo de un perfil elíptico de *King 2 – dimensional*.

Finalmente, utilizando dichos parámetros y, calibrando el método teniendo en cuenta el estado dinámico de cúmulos conocidos, definen el parámetro de relajación Γ como:

$$\Gamma = \beta - 1.90\alpha + 3.58\delta + 0.10 \quad (4.1)$$

encontrando que los cúmulos relajados tienen $\Gamma > 0$, mientras que aquellos sistemas no relajados tienen $\Gamma < 0$.

Luego estiman dicho parámetro para 2092 cúmulos de galaxias pertenecientes al SDS-S/DR8. En la muestra final encuentran 589 cúmulos relajados y 1503 cúmulos no relajados. En la figura 4.1 se pueden ver las distribuciones de las principales propiedades de ambas muestras. Encontramos que todas las distribuciones son similares, con excepción de la distribución en la magnitud R_{mag} , en donde aquellos cúmulos relajados son levemente más brillantes. Excluyendo dicha magnitud, las 2 muestras tienen estadísticamente las mismas propiedades y solo difieren en su estado dinámico.

Teniendo en cuenta la posibilidad de tener AGNs adentro de los cúmulos que afecten de manera considerable el medio intra cúmulo, estudiamos la probabilidad de tener dicho fenómeno en ambas muestra de cúmulos. Específicamente estudiamos la correlación entre los cúmulos relajados y no relajados con los AGNs presentes en los catálogos *Veron et al. 2010* [24], *Assef et al. 2018* [2], *Abdo et al. 2010* [1] (Rayos- γ) y *Horiuchi et al. 2004* [11] (Radio). Luego contamos cuantos cúmulos tienen al menos un AGN en bins radiales de diferente largo. Encontramos que ambas muestras de cúmulos (relajados y no relajados) tienen las mismas proporciones de cúmulos con y sin AGN en todos los catálogos. Esto

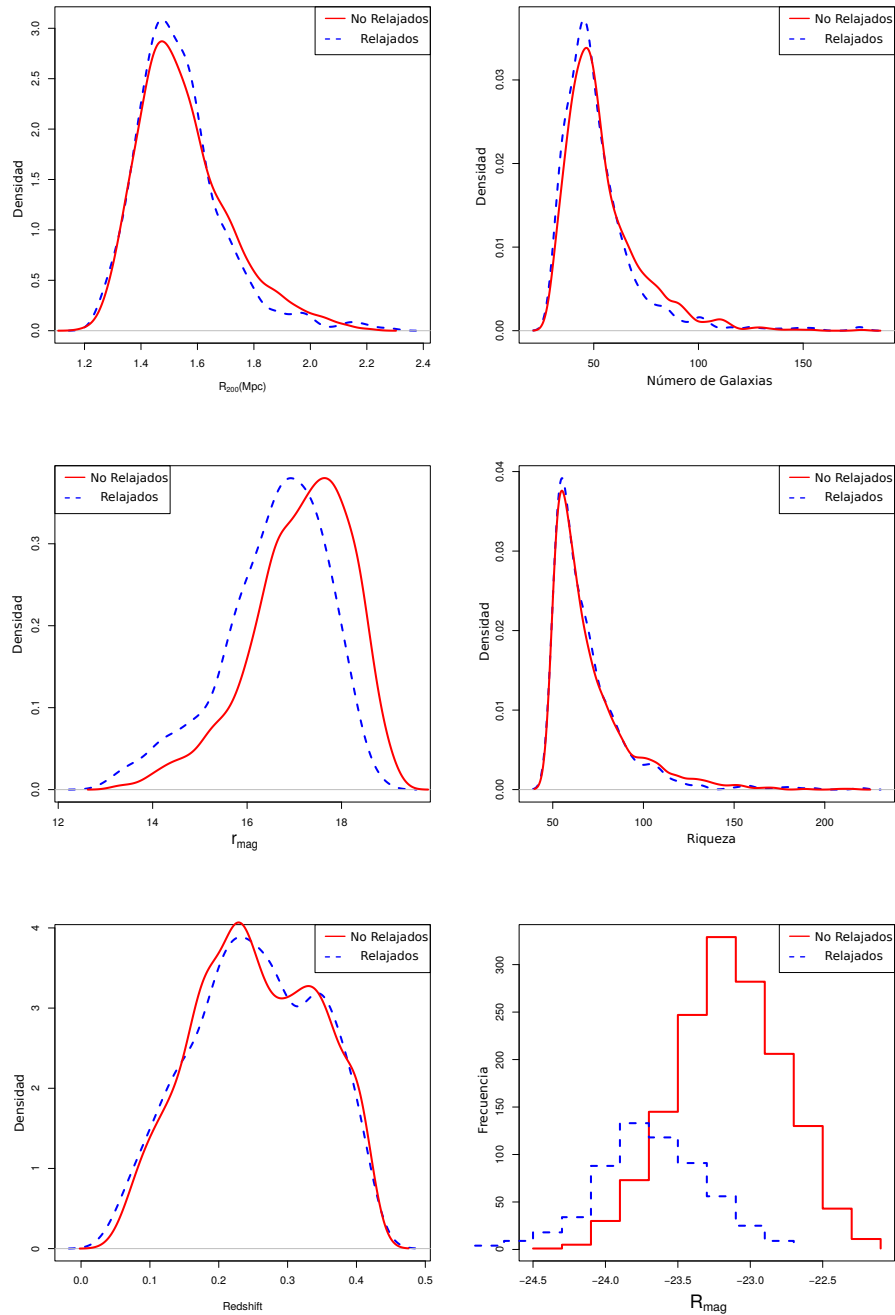


Figura 4.1: Comparación de las propiedades principales de los cúmulos relajados y no relajados. *Arriba Izq.:* Distribución del radio del cúmulo (R_{200}). *Arriba Der.:* Distribución del número de galaxias miembro. *Centro Izq.:* Distribución de magnitud aparente r_{mag} . *Centro Der.:* Distribución de la riqueza del cúmulo. *Abajo Izq.:* Distribución de *redshift*. *Abajo Der.:* Histograma de magnitud absoluta R_{mag} .

Tabla 4.1: Correlación entre cúmulos de galaxias y catálogos de AGN en diferentes bandas fotométricas.

Catálogo	Radio	No relajados	Relajados
<i>Veron et al. 2010</i> [24]	30'	72 %	74 %
<i>Assef et al. 2018</i> [2]	30'	97 %	96 %
<i>Abdo et al. 2010</i> [1]	30'	1.9 %	1.8 %
<i>Horiuchi et al. 2004</i> [11]	30'	0.8 %	0.3 %

refuerza la idea de que la única diferencia entre ambas muestras es su estado dinámico. Estos resultados se resumen en la table 4.1.

4.2.2. Observaciones de la señal de Rotación de Faraday.

Para la información de RF utilizamos el catálogo de *Taylor et al.* [21] que contiene mediciones de la señal de RF de 37.543 fuentes polarizadas del catálogo NRAO VLA Sky Survey (NVSS). Es importante resaltar que este catálogo solo tiene observaciones en 2 frecuencias, lo que puede causar ambigüedades para valores altos de RF, sin embargo tiene la ventaja de que tiene una gran área de cobertura lo que nos permite obtener una mejor correlación con la distribución de cúmulos de galaxias. Además solo encontramos 2 valores extremos de RF, por lo que dichas ambigüedades no contribuirán estadísticamente y, por lo tanto, no tendrán influencia en nuestros análisis.

Con el objetivo de remover la contaminación producida por nuestra galaxia, estimamos la media de los valores de RF en un círculo de 6° alrededor de cada cúmulo y luego sustrajimos dicho valor como fue descrito en *Boehringer et al.* [5] y *Staszyn et al.* [18].

Además del catálogo de *Taylor et al.* [21], también analizamos la correlación entre las mediciones de RF del catálogo de *Xu et al.* [26] y los cúmulos de galaxias. Si bien este catálogo tiene menos cantidad de mediciones y menor área de cobertura, tiene la ventaja de tener estimaciones del *redshift* de la fuente de RF, lo que nos permite estudiar solo aquellas fuentes que están atrás de cada cúmulo analizado.

4.3. Análisis estadístico.

Con el objetivo de estudiar la correlación entre las mediciones de RF y el estado dinámico de los cúmulos de galaxias, estimamos la desviación estándar de RF (σ_{RF}) en 5 bins radiales alrededor de cada cúmulo. En la figura 4.2 se puede ver la desviación estándar en función de la distancia angular para la muestra de cúmulos relajados y no relajados (líneas sólidas negras y rojas respectivamente). Se puede ver que los cúmulos no relajados presentan una mayor desviación estándar en las regiones centrales que aquellos sistemas relajados. Con el objetivo de estudiar si dicha diferencia presenta alguna relación con el número de galaxias miembro de cada cúmulo, realizamos el mismo análisis pero solo teniendo en cuenta aquellos sistemas con más de 40 galaxias. Estos resultados se muestran en líneas punteadas. Como se puede observar la diferencia entre relajados y no relajados aumenta levemente, manteniéndose dentro de los errores, cuando utilizamos solo cúmulos con más de 40 miembros, lo que puede implicar que dicho efecto está dominado por los sistemas más grandes. Para estimar los errores en la medición de la desviación realizamos una técnica de *bootstrapping* que consiste en estimar σ_{RF} removiendo de a un cúmulo de galaxia a la vez, y luego calculando la dispersión en las mediciones de σ_{RF} .

Con el objetivo de evitar bias producidos por la diferencia en las distribuciones de luminosidad de la muestra de cúmulos relajados y no relajados (ver figura 4.1), decidimos armar una sub-muestra aleatoria de cúmulos no relajados que sigan la distribución de R_{mag} y la densidad numérica de los sistemas relajados. Teniendo en cuenta dicha sub-muestra, estimamos la desviación estándar σ_{RF} en bins radiales como explicamos previamente. Nuevamente encontramos que aquellos sistemas no relajados presentan una mayor dispersión en las zonas centrales.

En la figura 4.3 se muestra σ_{RF} como función de la distancia proyectada al centro del cúmulo. Nuevamente se puede observar la tendencia de que aquellos sistemas no relajados tienen una mayor dispersión en las zonas centrales, tanto para la muestra con cúmulos de más de 40 galaxias (líneas punteadas) como para la muestra total (líneas sólidas).

Continuando con el análisis, dividimos la muestra de cúmulos en brillantes ($R_{mag} < -23.5$) y débiles ($R_{mag} > -23.5$) y estimamos la desviación σ_{RF} en bins radiales para ambas muestras sin tener en cuenta el estado dinámico de los sistemas. En la figura 4.4 se muestra la dispersión σ_{RF} en función de la distancia angular. Se puede ver que no hay una diferencia significativa entre dichas muestras, lo que indica que la diferencia encontrada

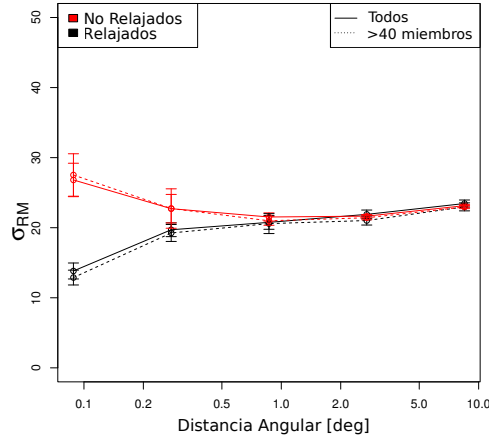


Figura 4.2: Desviación estándar de las mediciones de Rotación de Faraday como función de la distancia angular al centro del cúmulo. En rojo se muestran los resultados para la muestra de sistemas no relajados, mientras que en negro se muestran los resultados para aquellos sistemas relajados. En líneas sólidas se muestran los resultados para las muestras completas, mientras que en líneas punteadas se muestran los resultados para las submuestras con cúmulos con más de 40 galaxias miembro.

previamente, es producida por el estado dinámico de los cúmulos.

En la figura 4.5 se puede observar la desviación estándar en función de la distancia proyectada normalizada al radio R_{200} de cada sistema. Se puede ver que la diferencia entre las muestras relajadas y no relajadas persisten hasta aproximadamente 2 veces el radio R_{200} de cada cúmulo, mostrando que dicha diferencia es inherente a los cúmulos.

Como puede verse en todas las figuras, la diferencia entre los cúmulos relajados y no relajados aumenta levemente, manteniéndose dentro de los errores, cuando solo estudiamos aquellos sistemas con más de 40 galaxias. Esto podría implicar que los cúmulos más chicos no contribuyen significativamente a este efecto, debido al hecho de que por tener masas y tamaños relativamente menores no producen una cantidad significativa de rotación de Faraday.

Teniendo en cuenta que la rotación de Faraday es un efecto integrado a lo largo de la línea de la visual, una fuente natural de incerteza en nuestro análisis es la integración sin conocer la distancia hacia las fuentes polarizadas. Para reducir dicha fuente de error utilizamos el catálogo de *Xu et al.*[26], el cuál consta de aproximadamente 3600 fuentes

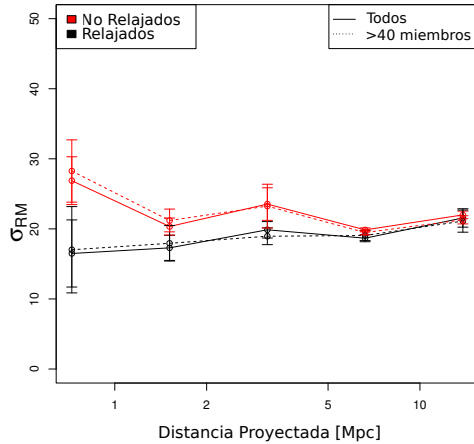


Figura 4.3: Desviación estándar de las mediciones de Rotación de Faraday como función de la distancia proyectada al centro del cúmulo. En rojo se muestran los resultados para la muestra de sistemas no relajados, mientras que en negro se muestran los resultados para aquellos sistemas relajados. En líneas sólidas se muestran los resultados para las muestras completas, mientras que en líneas punteadas se muestran los resultados para las sub-muestras con cúmulos con más de 40 galaxias miembro.

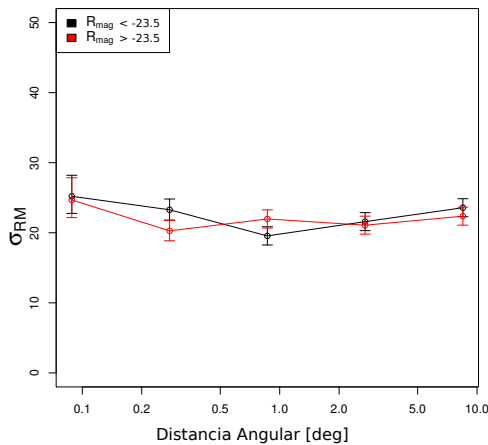


Figura 4.4: Desviación estándar de las mediciones de Rotación de Faraday como función de la distancia angular al centro del cúmulo. En negro se muestran los resultados para la muestra de sistemas brillantes, mientras que en rojo se muestran los resultados para sistemas débiles.

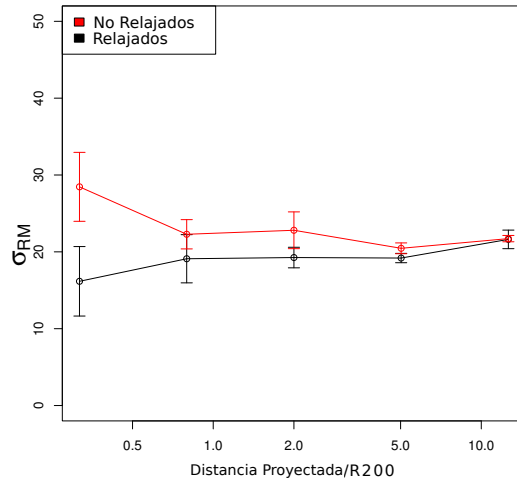


Figura 4.5: Desviación estándar de las mediciones de Rotación de Faraday como función de la distancia proyectada al centro del cúmulo, normalizada al radio R_{200} del mismo. En rojo se muestran los resultados para la muestra de sistemas no relajados, mientras que en negro se muestran los resultados para aquellos sistemas relajados. En líneas sólidas se muestran los resultados para las muestras completas, mientras que en líneas punteadas se muestran los resultados para las sub-muestras con cúmulos con más de 40 galaxias miembro.

puntuales extragalácticas en radio confirmadas, a las cuáles les estimaron el *redshift*. Esto nos permite estimar la desviación estándar σ_{RF} como se explico previamente, pero solo utilizando aquellas fuentes que están más lejos que el cúmulo en estudio. En la figura 4.6 se puede ver los resultados de dicho análisis, en donde se observa nuevamente la tendencia a que los sistemas no relajados tengan una mayor dispersión en las zonas centrales. Un problema de este catálogo es el reducido número de fuentes (aproximadamente el 6 % del número de fuentes del catálogo de *Taylor et al.* [21]) y la baja cobertura angular, lo que se traduce en mayores incertidumbres en las mediciones.

4.3.1. Distribuciones de densidad.

Siguiendo con el análisis de las correlaciones entre mediciones de RF y el estado dinámico de los cúmulos estudiamos la probabilidad de que una distribución aleatoria de cúmulos de galaxias se superpongan a las mediciones de RF.

Con este objetivo generamos 1000 catálogos distribuyendo aleatoriamente las posi-

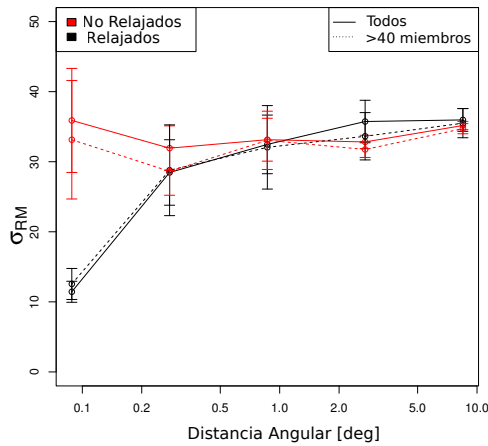


Figura 4.6: Desviación estándar de las mediciones de Rotación de Faraday como función de la distancia angular al centro del cúmulo, para el catálogo de *Xu et al.* [26], teniendo en cuenta solo las mediciones de fuentes que se encuentran más lejos que el cúmulo en estudio. En rojo se muestran los resultados para la muestra de sistemas no relajados, mientras que en negro se muestran los resultados para aquellos sistemas relajados. En líneas sólidas se muestran los resultados para las muestras completas, mientras que en líneas punteadas se muestran los resultados para las sub-muestras con cúmulos con más de 40 galaxias miembro.

ciones angulares de los cúmulos de galaxias y calculamos la cantidad de cúmulos con al menos una medición de RF a menos de un radio R_{200} . En la figura 4.7 se muestra la distribución de probabilidad de los catálogos aleatorios (sistemas relajados en negro y sistemas no relajados en rojo). De manera comparativa se muestra, en línea vertical negra sólida y en línea roja punteada vertical, la cantidad de cúmulos relajados y no relajados en el catálogo real que tienen al menos una medición de RF dentro de un radio R_{200} . Puede verse que tanto los cúmulos relajados y no relajados presentan valores que están a más de 3σ de la media encontrada para los catálogos aleatorios y con tendencias opuestas. Para una mejor comparación se sustrajo de ambas muestras el número mínimo de cúmulos con al menos una medición encontrado en los catálogos aleatorios. Vale aclarar que el error en las mediciones fue estimado mediante una técnica de *bootstrap* como fue explicado previamente. Estos resultados demuestran que los cúmulos relajados (no relajados) tiene una menor (mayor) probabilidad de tener al menos una medición de RF dentro de un radio R_{200} que una muestra aleatoria.

En la figura 4.8 se muestra el mismo análisis pero teniendo en cuenta aquellos sistemas con más y menos de 40 galaxias miembro. Se puede ver que en la muestra de cúmulos con más de 40 galaxias las diferencias persisten, mientras que en la muestra de sistemas con menos de 40 galaxias no hay diferencias significativas entre la muestra de cúmulos relajados (no relajados) con las muestras aleatorias.

Vale destacar que estos resultados son consistentes con los encontrados previamente, en los que quedaba de manifiesto que los cúmulos no relajados presentan una mayor dispersión hacia las zonas centrales que los sistemas relajados.

4.4. Campos magnéticos inferidos.

Teniendo en cuenta que la rotación de Faraday se origina por la integración de los campos magnéticos en la línea de la visual y que el valor de σ_{RF} está afectado por el largo característico de las celdas de ICM en la línea de la visual $\Lambda = (L/l)^{1/2}$, donde L es el largo de la columna de densidad electrónica del ICM y l es el largo característico de la celda de ICM con campos magnéticos coherentes, se puede encontrar una relación entre σ_{RF} , la densidad electrónica N_e y el campo magnético [5]:

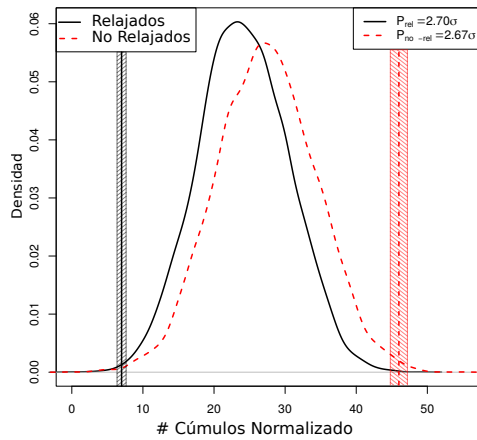


Figura 4.7: Distribución de probabilidades de tener al menos una medición RF dentro de un radio R_{200} en 1000 catálogos construidos con posiciones angulares aleatorias. En negro y rojo se muestran los valores medidos para los cúmulos relajados y no relajados respectivamente. En líneas verticales se muestran los valores medidos en el catálogo real de *Wen & Han* [25]. Para una mejor comparación se sustrajo el número mínimo de cúmulos con al menos una medición de RF dentro de un radio R_{200} encontrados en los catálogos aleatorios para cada sub-conjunto (relajados y no relajados).

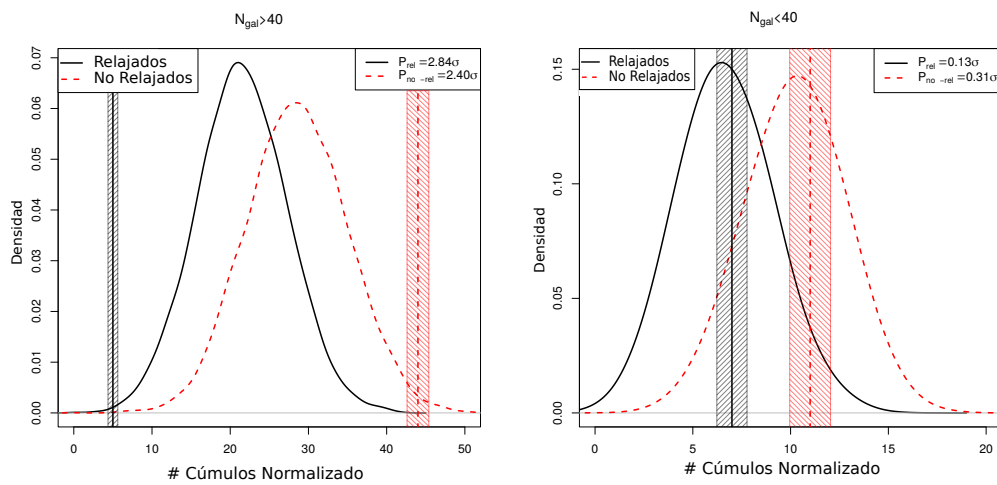


Figura 4.8: Distribución de probabilidades de tener al menos una medición RF dentro de un radio R_{200} para cúmulos con más (menos) de 40 galaxias miembro en 1000 catálogos construidos con posiciones angulares aleatorias. En negro y rojo se muestran los valores medidos para los cúmulos relajados y no relajados respectivamente. En líneas verticales se muestran los valores medidos en el catálogo real de *Wen & Han* [25]. Para una mejor comparación se sustrajo el número mínimo de cúmulos con al menos una medición de RF dentro de un radio R_{200} encontrados en los catálogos aleatorios para cada sub-conjunto (relajados y no relajados).

$$\frac{B_{\parallel}}{1\mu\text{G}} = 3.801 \times 10^{18} \frac{\sigma_{RM}}{\text{rad m}^{-2}} \left(\frac{N_e}{\text{cm}^{-2}} \right)^{-1} \Lambda \quad (4.2)$$

Como no disponemos de un valor confiable para la densidad de electrones N_e de los cúmulos pertenecientes a nuestra muestra, utilizamos un valor constante de $N_e = 10^{21} \text{cm}^{-2}$. Además, asumiendo que $L \sim 1 \text{ Mpc}$ y $l \sim 1 \text{ Kpc}$ podemos inferir un valor de campo magnético de $B_{\parallel} = 3.0 \pm 0.25 \mu\text{G}$ para los sistemas no relajados y de $B_{\parallel} = 2.2 \pm 0.40 \mu\text{G}$ para los relajados.

Por otro lado, si asumimos que $l = 10 \text{ Kpc}$ para los cúmulos no relajados y $l = 25 \text{ Kpc}$ para los cúmulos relajados los valores para el campo magnético son de $B_{\parallel} = 0.96 \pm 0.08 \mu\text{G}$ y $B_{\parallel} = 0.45 \pm 0.08 \mu\text{G}$ respectivamente.

Vale aclarar que asumimos un valor constante de L debido a que no encontramos diferencias significativas en las distribuciones de las propiedades fundamentales de los sistemas relajados y no relajados (Ver figura 4.1), sin embargo, si tenemos en cuenta que es esperable que la turbulencia sea mayor en los sistemas no relajados, es de esperar que estos tengan un valor l menor.

Es importante notar que si efectivamente la dispersión σ_{RF} es menor en los cúmulos relajados, puede ser consecuencia del efecto de depolarización de las fuentes intrínsecas [6], lo que implicaría que no seríamos capaces de observar la rotación de Faraday aunque existan campos magnéticos. Este fenómeno podría explicar los resultados encontrados en la sección 4.3.1. Si bien el catálogo de *Taylor et al.* [21] fue construido en base a datos extraído de NVSS, los cuales no fueron diseñados para estudios de polarización, por lo que pueden estar afectados por el efecto de depolarización, el hecho de que la diferencia entre relajados y no relajados se mantenga analizando diferentes catálogos (*Taylor et al.* [21] y *Xu et al.* [26]) es una indicación de que la diferencia encontrada es real.

4.5. Conclusiones.

Teniendo en cuenta la formación jerárquica de estructuras del modelo estándar y la presencia de campos magnéticos en los cúmulos de galaxias, en este trabajos estudiamos la relación entre el estado dinámico de los cúmulos y el efecto de rotación de Faraday producido por los mismos.

Con este objetivo en mente, utilizamos el catálogo de cúmulos de galaxias construido

por *Wen & Han* [25], que contiene información sobre la dinámica de cada sistema, y lo correlacionamos con las fuentes de rotación de Faraday.

Encontramos que los cúmulos no relajados tienen una mayor desviación estándar σ_{RF} del efecto de rotación de Faraday que los sistemas relajados. Esta diferencia puede ser interpretada como que los cúmulos no relajados tienen campos magnéticos más intensos, lo que puede ser entendido mediante el efecto dinamo causado por las fusiones entre cúmulos. Vale destacar que la única diferencia entre las muestras de sistema relajados y no relajados es su distribución de magnitudes R_{mag} (ver figura 4.1), siendo los cúmulos relajados más brillantes. Para comprobar que la diferencia en σ_{RF} no es producto de la diferencia en magnitud, separamos los sistemas en brillantes y débiles sin tener en cuenta el estado dinámico. Al comparar la distribución de σ_{RF} de estos sub-conjuntos no encontramos ninguna diferencia, lo que refuerza la idea de que la diferencia encontrada en la sección 4.3 es realmente producida por los estados dinámicos de los sistemas.

Además estudiamos la probabilidad de que un sistema perteneciente a una muestra aleatoria de cúmulos de galaxias tenga al menos una medición RF dentro de un radio R_{200} . Encontramos que los cúmulos no relajados tienen una mayor probabilidad de tener al menos una medición RF dentro de un radio R_{200} que una muestra aleatoria, mientras que un sistema relajado tiene una menor probabilidad que una muestra aleatoria, lo que refuerza la hipótesis de que el estado dinámico de los sistemas modifica significativamente las propiedades magnéticas de los cúmulos.

Teniendo en cuenta la dispersión σ_{RF} medida, y suponiendo valores típicos para la densidad de electrones N_e , el largo de la columna de densidad electrónica del ICM L y el largo característico de la celda de ICM con campos magnéticos coherentes l , fuimos capaces de estimar un valor típico de campo magnético de $B_{\parallel} = 0.45 \pm 0.08 \mu\text{G}$ para los sistemas relajados y de $B_{\parallel} = 0.96 \pm 0.08 \mu\text{G}$ para los no relajados.

Bibliografía

- [1] AA Abdo, Markus Ackermann, Marco Ajello, A Allafort, E Antolini, WB Atwood, Magnus Axelsson, Luca Baldini, Jean Ballet, Guido Barbiellini, et al. The first catalog of active galactic nuclei detected by the fermi large area telescope. *The Astrophysical Journal*, 715(1):429, 2010.
- [2] R. J. Assef, D. Stern, G. Noirot, H. D. Jun, R. M. Cutri, and P. R. M. Eisenhardt. The WISE AGN Catalog. *The Astrophysical Journal Supplement Series*, 234:23, February 2018. doi: 10.3847/1538-4365/aaa00a.
- [3] R. Beck. Galactic and extragalactic magnetic fields - a concise review. *Astrophysics and Space Sciences Transactions*, 5:43–47, October 2009. doi: 10.5194/astra-5-43-2009.
- [4] H. Böhringer and N. Werner. X-ray spectroscopy of galaxy clusters: studying astrophysical processes in the largest celestial laboratories. *A&ARv*, 18:127–196, February 2010. doi: 10.1007/s00159-009-0023-3.
- [5] H. Böhringer, G. Chon, and P. P. Kronberg. The Cosmic Large-Scale Structure in X-rays (CLASSIX) Cluster Survey. I. Probing galaxy cluster magnetic fields with line of sight rotation measures. *A&A*, 596:A22, November 2016. doi: 10.1051/0004-6361/201628873.
- [6] A. Bonafede, F. Govoni, L. Feretti, M. Murgia, G. Giovannini, and M. Brüggen. Fractional polarization as a probe of magnetic fields in the intra-cluster medium. *A&A*, 530:A24, June 2011. doi: 10.1051/0004-6361/201016298.
- [7] Annalisa Bonafede, Franco Vazza, Marcus Brüggen, Takuya Akahori, Ettore Carretti, Sergio Colafrancesco, Luigina Feretti, Chiara Ferrari, Gabriele Giovannini, Fede-

- rica Govoni, et al. Unravelling the origin of large-scale magnetic fields in galaxy clusters and beyond through faraday rotation measures with the ska. *arXiv preprint arXiv:1501.00321*, 2015.
- [8] C. L. Carilli and G. B. Taylor. Cluster Magnetic Fields. *Ann. Rev. Astron. Astrophys.*, 40:319–348, 2002. doi: 10.1146/annurev.astro.40.060401.093852.
- [9] T. E. Clarke, P. P. Kronberg, and H. Böhringer. A New Radio-X-Ray Probe of Galaxy Cluster Magnetic Fields. *ApJL*, 547:L111–L114, February 2001. doi: 10.1086/318896.
- [10] L. Feretti, G. Giovannini, F. Govoni, and M. Murgia. Clusters of galaxies: observational properties of the diffuse radio emission. *A&ARv*, 20:54, May 2012. doi: 10.1007/s00159-012-0054-z.
- [11] S. Horiuchi, E. B. Fomalont, W. K. Taylor, A. R. Scott, J. E. J. Lovell, G. A. Mollenbrock, R. Dodson, Y. Murata, H. Hirabayashi, P. G. Edwards, L. I. Gurvits, and Z. Q. Shen. The VSOP 5 GHz Active Galactic Nucleus Survey. IV. The Angular Size/Brightness Temperature Distribution. *ApJ*, 616:110–122, November 2004. doi: 10.1086/424811.
- [12] R. Kale, K. S. Dwarakanath, D. Vir Lal, J. Bagchi, S. Paul, S. Malu, A. Datta, V. Parekh, P. Sharma, and M. Pandey-Pommier. Clusters of Galaxies and the Cosmic Web with Square Kilometre Array. *Journal of Astrophysics and Astronomy*, 37:31, December 2016. doi: 10.1007/s12036-016-9406-9.
- [13] A. V. Kravtsov and S. Borgani. Formation of Galaxy Clusters. *Ann. Rev. Astron. Astrophys.*, 50:353–409, September 2012. doi: 10.1146/annurev-astro-081811-125502.
- [14] P. P. Kronberg. *Cosmic Magnetic Fields*. UK: Cambridge University Press, October 2016.
- [15] F. Marinacci, M. Vogelsberger, R. Pakmor, P. Torrey, V. Springel, L. Hernquist, D. Nelson, R. Weinberger, A. Pillepich, J. Naiman, and S. Genel. First results from the IllustrisTNG simulations: radio haloes and magnetic fields. *ArXiv e-prints*, July 2017.

- [16] R. Pakmor, F. Marinacci, and V. Springel. Magnetic Fields in Cosmological Simulations of Disk Galaxies. *ApJL*, 783:L20, March 2014. doi: 10.1088/2041-8205/783/1/L20.
- [17] R. Pakmor, F. A. Gómez, R. J. J. Grand, F. Marinacci, C. M. Simpson, V. Springel, D. J. R. Campbell, C. S. Frenk, T. Guillet, C. Pfrommer, and S. D. M. White. Magnetic field formation in the Milky Way like disc galaxies of the Auriga project. *MNRAS*, 469:3185–3199, August 2017. doi: 10.1093/mnras/stx1074.
- [18] F. Stasyszyn, S. E. Nuza, K. Dolag, R. Beck, and J. Donnert. Measuring cosmic magnetic fields by rotation measure-galaxy cross-correlations in cosmological simulations. *MNRAS*, 408:684–694, October 2010. doi: 10.1111/j.1365-2966.2010.17166.x.
- [19] F. A. Stasyszyn, K. Dolag, and A. M. Beck. A divergence-cleaning scheme for cosmological SPMHD simulations. *MNRAS*, 428:13–27, January 2013. doi: 10.1093/mnras/sts018.
- [20] F. Stefani, T. Albrecht, R. Arlt, M. Christen, A. Gailitis, M. Gellert, A. Giesecke, O. Goepfert, J. Herault, O. Kirillov, G. Mamatsashvili, J. Priede, G. Ruediger, M. Seilmayer, A. Tilgner, and T. Vogt. Magnetic field dynamos and magnetically triggered flow instabilities. *ArXiv e-prints*, May 2017.
- [21] A. R. Taylor, J. M. Stil, and C. Sunstrum. A Rotation Measure Image of the Sky. *ApJ*, 702:1230–1236, September 2009. doi: 10.1088/0004-637X/702/2/1230.
- [22] F. Vazza, C. Ferrari, A. Bonafede, M. Brüggen, C. Gheller, R. Braun, and S. Brown. Filaments of the radio cosmic web: opportunities and challenges for SKA. *Advancing Astrophysics with the Square Kilometre Array (AASKA14)*, art. 97, April 2015.
- [23] F. Vazza, G. Brunetti, M. Brüggen, and A. Bonafede. Resolved magnetic dynamo action in the simulated intracluster medium. *MNRAS*, 474:1672–1687, February 2018. doi: 10.1093/mnras/stx2830.
- [24] M.-P Véron-Cetty and P. Véron. A catalogue of quasars and active nuclei: 13th edition. *A&A*, 518:A10, July 2010. doi: 10.1051/0004-6361/201014188.

- [25] Z. L. Wen and J. L. Han. Substructure and dynamical state of 2092 rich clusters of galaxies derived from photometric data. *MNRAS*, 436:275–293, November 2013. doi: 10.1093/mnras/stt1581.
- [26] J. Xu and J.-L. Han. A compiled catalog of rotation measures of radio point sources. *Research in Astronomy and Astrophysics*, 14:942-958, August 2014. doi: 10.1088/1674-4527/14/8/005.

Capítulo 5

Estudio individual de los candidatos a cúmulos en interacción $A2029/33$ y $A1204$.

En este capítulo se presentarán los resultados del estudio dinámico y morfológico individual de los cúmulos $A1204$ y $A2029/2033$ previamente identificados como candidatos a cúmulos en fusión con el código `MeSSI`. Como se detalló en el capítulo 3, los cúmulos de galaxias en proceso de interacción presentan el escenario ideal para estudiar las propiedades de la materia oscura, ya que, debido a la fusión, se produce un desfase entre la distribución de materia oscura y la distribución de gas [18]. Teniendo en cuenta que la presencia de la materia oscura produce distorsiones en las galaxias de fondo, realizamos un análisis de lentes gravitacionales débiles sobre ambos cúmulos para poder determinar los perfiles de densidad y sus masas. Por otro lado, con el objetivo de estudiar la distribución del gas intra-cúmulo y, teniendo en cuenta que por las temperaturas típicas en las que se encuentra el gas intra-cúmulo éste emite en rayos-X, realizamos un estudio de dicha emisión. De manera complementaria, se realizó un estudio dinámico individual utilizando datos espectroscópicos de ambos cúmulos. Finalmente se realizó un estudio dinámico, descrito en *Beers et al. 1982* [6], teniendo en cuenta el modelo de 2 cuerpos para decidir si las subestructuras encontradas están ligadas gravitacionalmente.

Los resultados de dichos estudios fueron publicados en la revista internacional *Astronomy & Astrophysics* en el año 2018 [20].

Cabe destacar que este trabajo fue realizado en conjunto con la Dra. Elizabeth Gonzales (análisis de lentes gravitacionales), el Dr. Gabriel Oio (análisis de emisión en rayos-X), el Dr. Mariano Dominguez y el Dr. Carlos Valotto (análisis estadísticos), el Dr. Nilo Castellano, la lic. Tania Tagliaferro, el Dr. Héctor Cuevas y el lic. Daniel Lang (reducción de datos).

5.1. Adquisición de datos.

5.1.1. Observaciones fotométricas.

Para el análisis de lentes gravitacionales débiles es necesario contar con imágenes fotométricas profundas y con un *seeing* bajo (menor a $1''$) para poder estimar la elipticidad de las galaxias de fondo. En la tabla 5.1 se presentan los detalles de los datos observacionales utilizados para el estudio de cada cúmulo. En el caso de A1204, para el análisis de lentes utilizamos imágenes en las bandas $i+$ y V de Subaru obtenidas de la base de datos SMOKA (Subaru Mitaka Okayama Kiso Archive). Dichas observaciones fueron tomadas usando la cámara *Suprime-Cam* [28] montada en el foco primario del telescopio *Subaru* como parte del programa COSMOS (*Cosmic Evolution Survey*). Dicha cámara tiene un mosaico de 80 mega-píxeles que cubren un área de $34' \times 27'$ con una resolución de $0.202''/\text{pixel}$.

En el caso del cúmulo A2029/2033 las observaciones fotométricas fueron obtenidas de la base de datos CADC (*Canadian Astronomy Data Centre*). Dichas imágenes fueron obtenidas con la cámara MEGACAM en el telescopio de $3.6m$ CFHT en las bandas r' y i' . Esta cámara consiste en 36 CCDs con 2048×4612 píxeles que cubren 1×1 grado cuadrado con una resolución de $0.187''$.

5.1.2. Observaciones de la emisión en rayos-X.

Para el estudio de la distribución del gas intra-cúmulo utilizamos datos de la emisión en rayos-X procedentes del telescopio ROSAT¹ que fueron descargadas del repositorio on-line HEASARC (*High Energy Astrophysics Science Archive Research Center*). Dichos datos fueron reducidos utilizando `ximage` para eliminar fuentes de contaminación y sustraer la señal procedente del *background*. Para el caso del cúmulo A1204 obtuvimos

¹See <http://www.mpe.mpg.de/xray/wave/rosat/index.php>

ID.	α J200	δ J200	z	Programa ID.	Filtros	T. exp. [s]	Seeing [arcsec]
A1204	168.3845°	17.594°	0.1706	o10114	Subaru <i>i+</i>	240	0.74
				o11203	Subaru V	240	0.91
				WG931430P	ROSAT PSPCC	14699	
A2029	227.7446°	5.7616°	0.0775	06AC16	CFHT <i>i</i> .MP9701	500	0.52†
				03AC28	CFHT <i>r</i> .MP9601	480	0.65†
				US800249P	ROSAT PSPCB	12542	

Tabla 5.1: Especificaciones de los datos observacionales utilizados en el estudio de cada cúmulo. En la columna (1) se detalla el Id. de cada cúmulo. En las columnas (2), (3) y (4), se detallan las coordenadas y *redshift* de los centros de los mismos. Finalmente en las columnas (5), (6), (7) y (8) se presentan las especificaciones de los datos observacionales utilizados. († *seeing* promedio del mosaico.).

un ruido rms de 0.32 (*cts/pix*), mientras que para A2029/2033 obtuvimos un rms de 0.72(*cts/pix*). Finalmente, utilizamos las imágenes en la banda 0.1 – 2.4KeV para medir el brillo superficial de la emisión en rayos-X de ambos cúmulos.

5.1.3. Catálogos espectroscópicos.

Para realizar un estudio dinámico individual con mayor precisión es necesario contar también con el *redshift* de las galaxias, por lo que hemos decidido trabajar con catálogos espectroscópicos de ambos cúmulos.

Para el caso de A1204 utilizamos el catálogo espectroscópico HeCS [35] (*Hectospec Cluster Survey*), construido por *Rines et al. 2013* usando el instrumento Hectospec [17] montado en el telescopio de 6.5m MMT. Cabe destacar que los cúmulos observados en dicho catálogo fueron previamente seleccionados basados en el catálogo RASS [40] (*ROSAT All Sky Survey*) restringiéndose a aquellos cúmulos con $0.1 \leq z \leq 0.3$.

En el caso del cúmulo A2029/2033 utilizamos los datos del catálogo SDSS DR7 [1, 44] restringiéndonos a galaxias con una magnitud aparente en la banda *r* entre 14.5 y 17.77.

5.2. Análisis de lentes débiles.

Con el objetivo de obtener la distribución de densidad de masa proyectada y la masa total de cada subestructura, realizamos, sobre ambos cúmulos, un análisis de lentes gravitacionales débiles aplicando el código presentado en *Gonzalez et al. 2015* [19]. En esta sección describiremos brevemente dicho código.

5.2.1. Identificación y clasificación de fuentes.

Para realizar un estudio de lentes gravitacionales es necesario identificar las galaxias de fondo, es decir, aquellas galaxias que se encuentran por detrás que el cúmulo que estamos analizando. Para esto utilizamos el software `SExtractor` [7] en 2 etapas. En primer lugar computamos el *seeing* y el nivel de saturación de cada imagen. Luego volvimos a correr `SExtractor` pero utilizando como información el *seeing* y el nivel de saturación previamente estimados. Finalmente clasificamos las fuentes detectadas entre galaxias y estrellas y descartamos las falsas detecciones teniendo en cuenta, su posición en el diagrama magnitud/flujo-central, su FWHM (*full width at half maximum*) respecto al *seeing* y el índice estelar estimado por `SExtractor`. Una inspección visual de las fuentes descartadas muestra que en su mayoría son pixeles calientes, fuentes en los bordes del CCD, defectos producidos por estrellas saturadas y rayos cósmicos.

Como no tenemos una estimación de *redshift* para todas las fuentes identificadas necesitamos un criterio fotométrico para clasificar aquellas galaxias de fondo. Consideraremos que una galaxia es de fondo si tiene una magnitud aparente entre $m_p < mag < m_{MAX} + 0.5$, donde *mag* es la magnitud medida en la banda r' e $i+$ para las imágenes de CFHT y SUBARU respectivamente, m_p es la menor magnitud para la cual la probabilidad de que la galaxia este atrás del cúmulo es mayor a 0.7 y m_{MAX} corresponde al pico de la distribución de *mag* de todas las galaxias identificadas. El corte superior en magnitudes aparentes asegura que no se tomarán en cuenta galaxias débiles con una gran incerteza en la medición de su forma. En el caso de las imágenes de SUBARU obtuvimos un $m_{MAX} = 25.7$ para la banda $i+$, mientras que para las imágenes de CFHT obtuvimos $m_{MAX} = 22.7$ para la banda r' . Además del corte en magnitudes, impusimos un corte en el color de la galaxia con el objetivo de descartar galaxias azules que en su mayoría son de *foreground* (están adelante del cúmulo en consideración) y, por lo tanto, diluyen la

verdadera señal de lentes producida por la distribución de materia del cúmulo. Finalmente nos quedamos con aquellas galaxias con $r' - i' > -0.5$ y $V - i+ > -1.0$ identificadas en las imágenes de CFHT y SUBARU respectivamente.

La eficiencia del efecto de lentes gravitacionales depende del factor geométrico $\beta := D_{LS}/D_S$, donde D_{LS} y D_S son las distancias diámetro angular de la lente (cúmulo) a la fuente (galaxia de fondo) y del observador a la fuente respectivamente. Para estimar m_p y $\langle\beta\rangle$ (donde $\langle\dots\rangle$ representa el promedio de la eficiencia calculado sobre todas las galaxias de fondo para un dado cúmulo) usamos un catálogo de *redshifts* fotométricos. Para las imágenes de CFHT utilizamos el catálogo de Coupon et al. [12] basado en el catálogo Deep1 CFHTLS (*Deep Field 1 of the Canada–France–Hawaii Telescope Legacy Survey*) que tiene un 80 % de completitud con un límite de $m_{r'} \approx 26$ y cubre una región de aproximadamente $1deg^2$. Por otro lado, para el análisis de las imágenes de SUBARU utilizamos el catálogo de *redshifts* fotométricos de Laigle et al. 2016 [24] que cubre $2deg^2$ del campo del catálogo COSMOS con un límite en magnitud de $m_{i+} = 26.2$. A partir de estos catálogos, calculamos la fracción de galaxias con $z > z_{cum}$ en bins de magnitud de $0.25 mag$ y luego elegimos m_p como la menor magnitud para la cual la fracción de galaxias es mayor a 0.7, obteniendo $m_p = 18.2$ y $m_p = 18.5$ para las bandas $i+$ de SUBARU y r' de CFHT respectivamente. Finalmente aplicamos dichos cortes a las galaxias detectadas en las imágenes y calculamos el parámetro β para cada galaxia. Luego, para eliminar la contaminación de galaxias *foreground* establecemos que $\beta(z_{phot} < z_{cluster}) = 0$. Con el objetivo de estimar el error en la estimación de $\langle\beta\rangle$, dividimos los campos de CFHTLS Deep1 and COSMOS en 25 y 64 regiones mutuamente excluyentes de $\sim 144 arcmin^2$ y $\sim 160 arcmin^2$ respectivamente y estimamos $\langle\beta\rangle$ para cada una de ellas. Luego estimamos la incerteza en la medición teniendo en cuenta la dispersión de los valores obtenidos en las distintas regiones, obteniendo ~ 0.012 para el campo del CFHTLS DEEP1 y ~ 0.010 para el campo COSMOS. Vale aclarar que dichas incertezas serán tenidas en cuenta a la hora de estimar los errores en la estimación de los parámetros de los modelos a ajustar.

5.2.2. Medida de la elipticidad de las galaxias de fondo.

El efecto de lentes gravitacionales puede ser caracterizado por una distorsión isotrópica κ (llamada convergencia) y una distorsión anisotrópica dada por el valor complejo del *shear* $\gamma = \gamma_1 + i\gamma_2$. Usando la derivada segunda del potencial gravitacional proyectado

para expresar el *shear* y la convergencia, se puede demostrar que para una lente con distribución de masa proyectada con simetría circular, la componente tangencial del *shear* γ_T está relacionada con la convergencia mediante [4]:

$$\gamma_T(r) = \bar{\kappa}(< r) - \langle \kappa \rangle(r), \quad (5.1)$$

donde $\bar{\kappa}(< r)$ y $\langle \kappa \rangle(r)$ son el promedio de la convergencia sobre el disco y el círculo de radio r respectivamente. Si el efecto de lentes gravitacional es débil ($\kappa \ll 1$), la imagen de una fuente circular aparece elíptica con semi-eje mayor a y semi-eje menor b . Finalmente definimos la elipticidad como un número complejo $e = e_1 + ie_2$, donde $|e| = (a - b)/(a + b)$ y el ángulo de orientación esta determinado por la dirección de semi-eje mayor. Luego, en el caso de una fuente circular, la elipticidad inducida puede ser relacionada directamente con el *shear* $\gamma \approx e$. Sin embargo, las galaxias poseen elipticidades intrínsecas. En ese caso, para una fuente que tiene una elipticidad intrínseca e_s , la elipticidad observada va a ser $e \sim e_s + \gamma$ [5]. Teniendo en cuenta esto, se procede a realizar un análisis estadístico promediando las elipticidades de un gran número de galaxias de fondo. Asumiendo que sus respectivas elipticidades intrínsecas están orientadas de manera aleatoria obtenemos un estimador del *shear* $\langle e \rangle \approx \gamma$, que puede ser relacionado con la densidad de masa proyectada del cúmulo. Es importante tener en cuenta que las elipticidades de las galaxias además se encuentran afectadas por la atmósfera terrestre y por el telescopio. Dichas distorsiones se cuantifican mediante la PSF (*Point Spread Function*) que debe ser convolucionada con la distribución real de luz de la galaxia. Finalmente para obtener una medida de la forma de las galaxias de fondo utilizamos el código `im2shape` [9], que modela cada galaxia como una suma de Gaussianas convolucionada con la PSF. Para estimar la PSF en la posición de cada galaxia, promediamos la forma de las 5 fuentes más cercanas clasificadas como estrellas, ya que las mismas son fuentes puntuales².

Finalmente para computar las masas y las distribuciones de densidad $2D$ nos quedamos con aquellas galaxias de fondo con un $FWHM > 6pix$ para asegurar una mejor estimación en los parámetros de forma de dichas galaxias. También descartamos aquellas galaxias con $\sigma_e > 0.2$, donde $\sigma_e = \sqrt{\sigma_{e_1}^2 + \sigma_{e_2}^2}$ es el error en la medición de la elipticidad y σ_{e_1} y σ_{e_2} son los errores en las componentes de la elipticidad estimados mediante `im2shape`. Con estos criterios obtenemos una densidad de galaxias de fondo de ~ 17.4

²Para más detalles sobre dicho proceso ver el trabajo de *Gonzalez et al. 2015* [19]

$galaxias/arcmin^2$ para las imágenes de SUBARU y de $\sim 3.5 galaxias/arcmin^2$ para las imágenes de CFHT.

5.2.3. Estimación de las masas individuales de las subestructuras.

Una vez identificadas las galaxias de fondo y medidas sus respectivas elipticidades, procedemos a determinar las masas totales de cada subestructura identificada con el código `MeSSI`. Para ello asumimos modelos de masa esféricos y, promediando las elipticidades en intervalos radiales, se obtiene un perfil de shear, el cual se ajusta minimizando la correspondiente función χ^2 que contiene los parámetros del modelo.

Una perfecta simetría esférica implica que el promedio en bins anulares de la componente tangencial de la elipticidad, e_T , de las galaxias de fondo traza el *shear*. Sin embargo, como las galaxias tienen una elipticidad intrínseca, el error en el estimador del *shear* obtenido tras promediar la componente tangencial de la elipticidad de las N galaxias que se encuentran a una distancia $r \pm \delta r$ del centro del cúmulo es [36]:

$$\sigma_\gamma \approx \frac{\sigma_\epsilon}{\sqrt{N}}, \quad (5.2)$$

donde σ_ϵ es la dispersión de la distribución de elipticidades intrínsecas. Tomamos como centro de cada subestructura la galaxia miembro más brillante de acuerdo a la membresía identificada con `MeSSI` en *de los Rios et al. 2016* [14]. Luego computamos los perfiles de *shear* en anillos logarítmicos mediante un promedio pesado de las elipticidades tangenciales, donde dicho peso es la probabilidad de cada galaxia de estar atrás del cúmulo en estudio.

Para ajustar los mapas de *shear* estimados utilizamos 2 modelos para la distribución de masa de las subestructuras: Una esfera isoterma singular (SIS) y un perfil NFW [30].

El perfil SIS es el modelo de densidad más simple para describir una esfera masiva relajada con una dispersión de velocidades unidimensional, constante e isótropa, σ_V . La distribución de densidad está descrita por:

$$\rho(r) = \frac{\sigma_V^2}{2\pi G r^2} \quad (5.3)$$

donde G es la constante de Newton. De esta ecuación podemos estimar el radio de Einstein:

$$\theta_E = \frac{4\pi\sigma_V^2}{c^2} \langle \beta \rangle, \quad (5.4)$$

del que podemos obtener:

$$\kappa(\theta) = \gamma(\theta) = \frac{\theta_E}{2\theta}, \quad (5.5)$$

donde θ es la distancia angular al centro del cúmulo. Por lo tanto, ajustando el perfil de *shear* para distintos radios, podemos estimar el radio de Einstein y, a partir de este, obtener una estimación de la masa M_{200} [26]:

$$M_{200} = \frac{2\sigma_V^3}{\sqrt{50GH(z)}}, \quad (5.6)$$

donde $H(z)$ es el parámetro de Hubble.

Por otro lado, el perfil de densidad NFW [30] es un perfil esféricamente simétrico que proviene del análisis de las densidades en halos de materia oscura, en bins radiales, en simulaciones numéricas. Dicho perfil depende de 2 parámetros, el radio R_{200} en el que se encierra una densidad igual a 200 la densidad crítica del universo ($\rho_{crit} \equiv 3H^2(z)/8\pi G$) y el parámetro de concentración c_{200} . El perfil de densidad puede ser descripto como:

$$\rho(r) = \frac{\rho_c \delta_c}{(r/r_s)(1 + r/r_s)^2} \quad (5.7)$$

donde $r_s = R_{200}/c_{200}$ es el radio de escala y δ_c es la sobredensidad característica del halo que puede ser relacionada con el índice de concentración c_{200} mediante:

$$\delta_c = \frac{200}{3} \frac{c_{200}^3}{\ln(1 + c_{200}) - c_{200}/(1 + c_{200})} \quad (5.8)$$

Utilizando la ecuación del efecto de lentes gravitacionales para un perfil NFW de *Wright et al. 2000* [42] podemos ajustar el perfil de *shear* para diferentes radios y, a partir de dicho ajuste, estimar los parámetros c_{200} , R_{200} y, teniendo en cuenta el perfil de densidad 5.7, estimar M_{200} . Sin embargo existe una degeneración cuando se ajusta un mapa de *shear* utilizando dichos parámetros en el régimen de lentes débiles, que solo puede ser contrarrestada con un análisis combinado de lentes fuertes y débiles. Debido a que no contamos con un análisis de lentes fuertes para los cúmulos en consideración, seguimos el procedimiento llevado a cabo por *Uitert et al. 2012* [39], *Kettula et al. 2015* [23] y

Pereira et al. 2017 [31] fijando el parámetro de concentración de acuerdo a la relación $c_{200}(M_{200}, z)$ encontrada por *Duffy et al. 2011* [15]:

$$c_{200} = 5.71(M_{200}/2 \times 10^{12}h^{-1})^{-0.084}(1+z)^{-0.47}. \quad (5.9)$$

Estudiando el impacto de dicha relación en la estima final de la masa, encontramos que las incertezas están dominadas por el ruido en los perfiles de *shear* por lo que la elección del modelo de la relación $M_{200} - c_{200}$ no tiene un impacto significativo en la estimación final de la masa. Por lo tanto, un vez que fijamos c_{200} , decidimos ajustar el perfil NFW con solo un parámetro libre (R_{200}).

Finalmente, para derivar los parámetros de cada modelo, realizamos una minimización χ^2 :

$$\chi^2 = \sum_i^m \frac{(\langle \gamma(r_i) \rangle - \gamma(r_i, p))^2}{\sigma_\gamma^2(r_i)}, \quad (5.10)$$

donde la suma es sobre los m bins radiales del modelo y del perfil de *shear* y p es el parámetro a ajustar (σ_V en el caso del perfil SIS y R_{200} para el perfil NFW).

5.2.4. Distribución de densidad de masa proyectada.

Con el objetivo de obtener la distribución de densidad de masa proyectada utilizamos el código `LensEnt2` [8, 27] el cual aplica un método de máxima entropía para reconstruir dichas distribuciones a partir de las elipticidades de las galaxias de fondo. Como es de esperar que los cúmulos de galaxias tengan distribuciones de masa proyectada suaves, incluimos en el análisis una función de correlación intrínseca (ICF por sus siglas en inglés) de manera que la densidad proyectada Σ quede expresada como una convolución con el kernel dado por la ICF. Finalmente para obtener la densidad proyectada Σ es necesario estimar la densidad crítica que marca el límite inferior de detección de señal de lente débil del método y esta definida como:

$$\Sigma_c = \frac{c^2}{4\pi G} \frac{1}{D_L \langle \beta \rangle}, \quad (5.11)$$

donde los parámetros D_L y $\langle \beta \rangle$ se refieren a la componente principal del cúmulo.

Cúmulo de Galaxias Id.	α (J2000)	δ (J2000)	z	$\langle\beta\rangle$	SIS			NFW		
					σ_V km s^{-1}	M_{200} $h_{70}^{-1} 10^{14} M_{\odot}$	c_{200}	R_{200} $h_{70}^{-1} \text{Mpc}$	M_{200} $h_{70}^{-1} 10^{14} M_{\odot}$	
A1204 I	11h 13m 20.5s	+17° 35' 41.0"	0.1703	0.689	750 ± 80	3.7 ± 1.2	3.52	1.41 ± 0.22	3.8 ± 1.8	
A1204 II	11h 14m 07.2s	+17° 27' 41.0"	0.1705	0.689	640 ± 100	2.3 ± 1.1	3.52	1.11 ± 0.23	1.9 ± 1.2	
A2029	15h 10m 56.1s	+05° 44' 41.7"	0.0775	0.778	840 ± 110	5.3 ± 2.0	3.40	1.95 ± 0.40	9.1 ± 5.6	
A2033	15h 11m 26.5s	+06° 20' 56.9"	0.0822	0.766	780 ± 120	4.3 ± 2.1	3.49	1.75 ± 0.36	6.5 ± 4.0	

Tabla 5.2: Resultados principales del análisis de lentes gravitacionales. En la columna (1) se presenta el Id de cada sistema. En las columnas (2), (3) y (4) se detallan las coordenadas angulares y el *redshift* de los centros utilizados para el análisis. En la columna (5) se muestra el factor geométrico. En las columnas (6) y (7) se muestran los resultados del ajuste para los perfiles SIS, dispersión de velocidades y M_{200} respectivamente, mientras que en las columnas (8), (9) y (10) se muestran los resultados para el ajuste de un perfil NFW: c_{200} , R_{200} y la masa estimada M_{200} respectivamente.

5.2.5. Resultados.

En esta sección se presentan los resultados obtenidos en el análisis de lentes junto con los datos de la emisión en rayos-X y la caracterización dinámica de los sistemas. En la tabla 5.2 se muestran las masas obtenidas para cada subestructura al ajustar los perfiles de *shear* (Ver figuras 5.1 y 5.2). En las figuras 5.3 y 5.4 se muestra la distribución de densidad proyectada, junto con los contornos de rayos-X.

5.3. Análisis dinámico.

Como se especifico en el capítulo 3 las propiedades dinámicas de los cúmulos A2029/2033 y A1204 fueron estudiadas utilizando el código MeSSI. En esta sección se profundiza dicho estudio analizando de manera individual dichos cúmulos.

Con el objetivo de analizar la estabilidad de los resultados obtenidos en el capítulo 3 aplicamos el algoritmo MeSSI a realizaciones aleatorias de dichos cúmulos. En cada realización se descartan aleatoriamente N galaxias del cúmulo en estudio de manera de obtener un cierto valor de completitud. Específicamente realizamos 100 muestras de cada cúmulo para cada valor de completitud (99 %, 95 % y 90 %) y estudiamos como varía la clasificación dinámica según dicha completitud. En el caso del cúmulo A1204 encontramos que para todos los valores de completitud se clasifica al cúmulo como en interacción en un ~ 50 % de las realizaciones, indicando que dicha clasificación no es estable y que, por lo tanto, si efectivamente hay una interacción entre las componentes no debe ser de

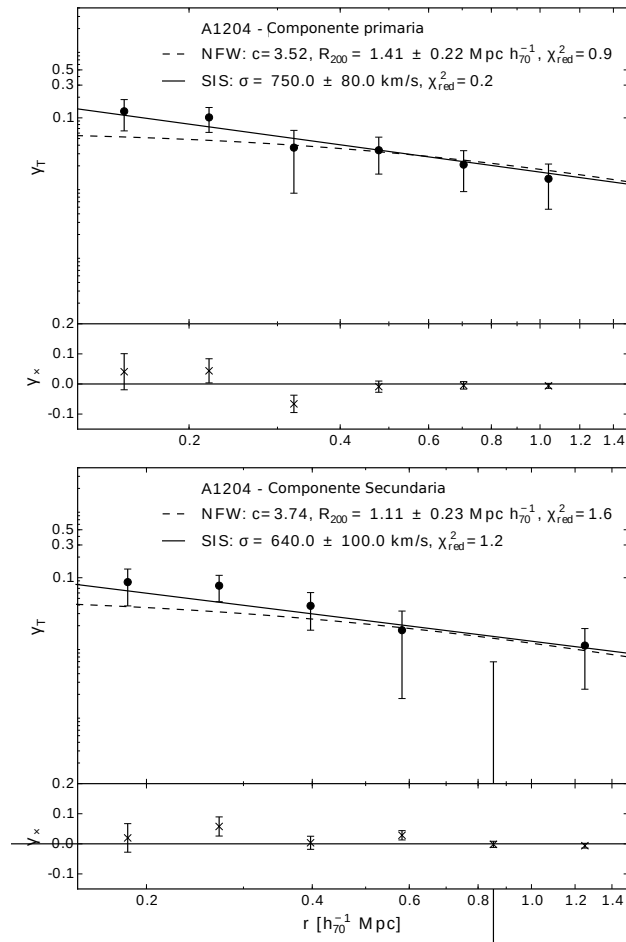


Figura 5.1: A1204: Perfil radial del *shear* como función de la distancia proyectada al centro de la subestructura. En el panel superior se grafica la componente primaria, mientras que en el panel inferior se muestra la componente secundaria de A1204. Las líneas sólidas y punteadas representan los perfiles ajustados SIS y NFW respectivamente. En puntos y cruces se grafican las componentes de la elipticidad de las galaxias de fondo promediadas en bins angulares.

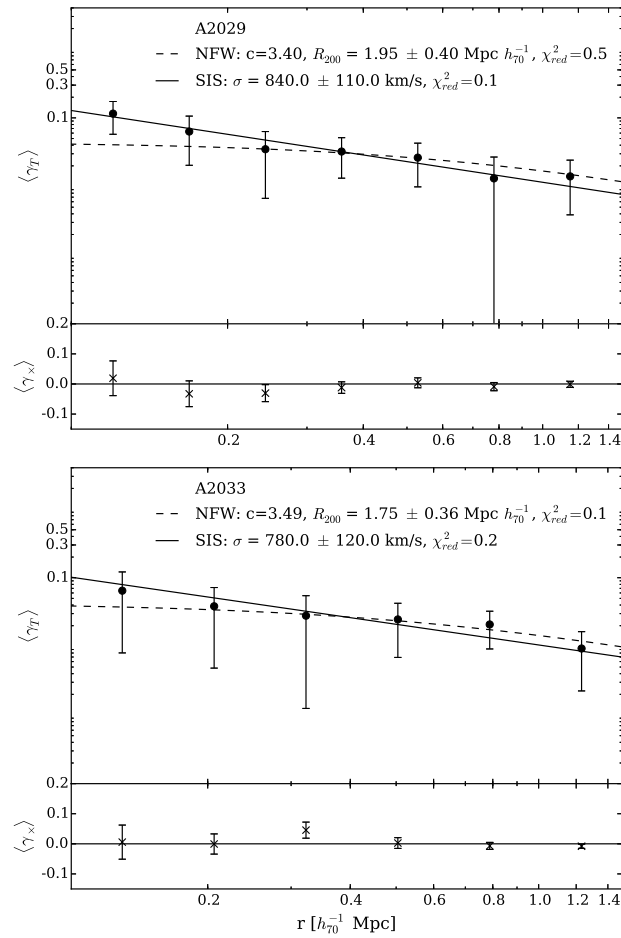


Figura 5.2: A2029/2033: Perfil radial del *shear* como función de la distancia proyectada al centro de la subestructura. En el panel superior se grafica la componente primaria (A2029), mientras que en el panel inferior se muestra la componente secundaria (A2033). Las líneas sólidas y punteadas representan los perfiles ajustados SIS y NFW respectivamente. En puntos y cruces se grafican las componentes de la elipticidad de las galaxias de fondo promediadas en bins angulares.

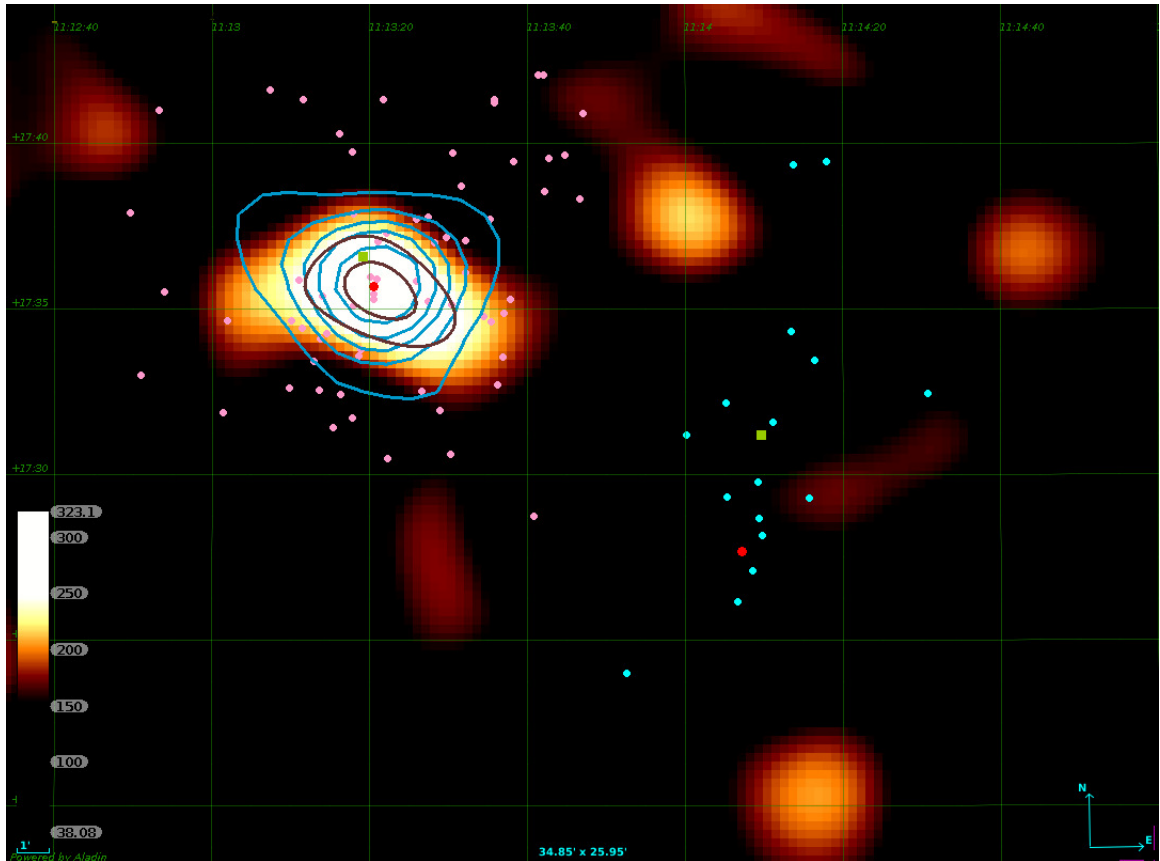


Figura 5.3: Distribución de densidad proyectada en el campo de $A1204$ obtenida con el análisis de lentes gravitacionales. En la parte inferior izquierda de cada panel se muestra la escala en unidades de $h_{70} M_{\odot} / pc^2$. Los contornos rojos corresponden a densidades proyectada mayores a 3σ ($250 h_{70} M_{\odot} / pc^2$). Los contornos de la emisión en rayos-X se grafican en azul. Los puntos rojos y los cuadrados verdes representan la posición de las BCGs y los centros dinámicos respectivamente. Los puntos rosados y celestes muestran las posiciones de las galaxias clasificadas como miembro de cada subestructura.

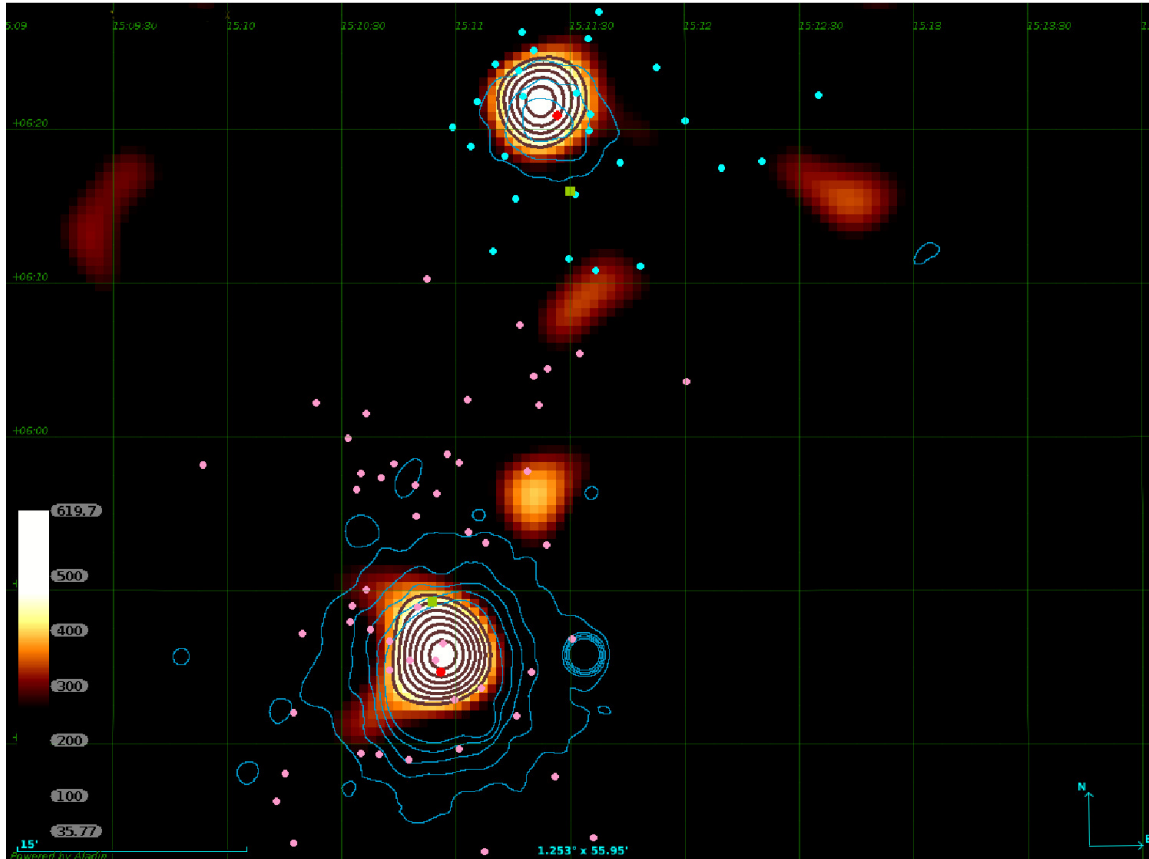


Figura 5.4: Distribución de densidad proyectada en el campo de A2029/2033 obtenida con el análisis de lentes gravitacionales. En la parte inferior izquierda de cada panel se muestra la escala en unidades de $h_{70} M_{\odot} / pc^2$. Los contornos rojos corresponden a densidades proyectada mayores a 3σ ($400 h_{70} M_{\odot} / pc^2$). Los contornos de la emisión en rayos-X se grafican en azul. Los puntos rojos y los cuadrados verdes representan la posición de las BCGs y los centros dinámicos respectivamente. Los puntos rosados y celestes muestran las posiciones de las galaxias clasificadas como miembro de cada subestructura.

gran magnitud. Por otro lado, para el cúmulo $A2029/2033$ en todas las realizaciones, sin importar el valor de completitud, encontramos que el cúmulo esta en un proceso de interacción, indicando una clasificación estable.

Como es sabido que existen cúmulos que son el producto de una interacción entre más de 2 subestructuras [34]. Para analizar si $A1204$ y/o $A2029/33$ son el producto de múltiples interacciones podemos aplicar el código `MeSSI` de manera iterativa. En un primera instancia estudiamos los cúmulos como se especifico en el capítulo 3 y encontramos las subestructuras que pueden estar en interacción. En una segunda instancia aplicamos el código `MeSSI` a cada una de estas subestructuras.

Tanto en el caso de $A1204$ como de $A2029/2033$ encontramos que las subestructuras no están en un proceso de interacción indicando que ninguno de dichos sistemas es el producto de una interacción múltiple.

5.3.1. Modelo de 2 cuerpos.

Con el objetivo de obtener información con respecto a la evolución de los sistemas en estudio, aplicamos el criterio Newtoniano para decidir si 2 cuerpos están ligados gravitacionalmente teniendo en cuenta la energía cinética y potencial de los sistemas. Este modelo fue descrito en detalle en *Beers et al. 1982* [6] y *Gregory & Thompson 1984* [21] y aplicado al estudio de diversos cúmulos de galaxias bi-modales [eg. 2, 10, 11, 22, 43].

Este modelo asume que las subestructuras identificadas siguen órbitas radiales que empiezan su evolución a $t_0 = 0$ con separación $R_0 = 0$ y están en el primer período de dicha órbita. Teniendo en cuenta las masas obtenidas mediante el análisis de lentes gravitacionales siguiendo este modelo podemos diferenciar entre 3 casos: (1) El sistema está ligado y en expansión, (2) el sistema esta ligado pero en contracción y (3) las subestructuras no están ligadas. Es importante recalcar que dicho modelo no tiene en cuenta el momento angular del sistema ni la distribución de materia de cada cúmulo ya que asume que las masas son constantes desde su formación [29].

El criterio Newtoniano para determinar si las subestructuras están ligadas gravitacionalmente puede ser expresado en términos de la separación proyectada E_p , la velocidad relativa radial V_r y la masa total del sistema M como:

$$V_r^2 R_p \leq 2GM \sin^2(\alpha) \cos(\alpha), \quad (5.12)$$

donde α es el ángulo proyectado entre el plano del cielo y la línea que conecta las componentes del sistema. Además podemos expresar la velocidad relativa 3D, V , y la separación 3D, R , como:

$$R_p = R \cos(\alpha), V_r = V \sin(\alpha). \quad (5.13)$$

Luego computamos V_r considerando los *redshift* de las galaxias miembro de cada componente dentro de un radio R_{200} de acuerdo al perfil SIS. Mientras que R_p es la distancia entre las BCGs y la masa total del sistema, M , es simplemente la suma de las masas SIS de cada subestructura.

Usando las ecuaciones de movimiento presentes en Beers et al. [6] pudimos obtener el ángulo proyectado α como función de la velocidad relativa radial V_r .

En la figura 5.5 se grafica la relación $V_r - \alpha$. La curva sólida negra separa las soluciones ligadas de las no ligadas según el criterio Newtoniano (Ec. 5.12). Las curvas azules son las soluciones de las ecuaciones de movimiento para sistemas ligados (líneas sólida) y sistemas no ligados (líneas punteadas). Teniendo en cuenta la velocidad radial observada V_r se marcan en círculos rojos las soluciones para ambos sistemas.

Para cada solución i , estimamos su probabilidad como:

$$p_i = \int_{\alpha_{inf,i}}^{\alpha_{sup,i}} \cos(\alpha) d\alpha, \quad (5.14)$$

y luego normalizamos dicha probabilidad teniendo en cuenta todas las soluciones $P_i = p_i / (\sum_i p_i)$.

En la tabla 5.3 se presentan las soluciones obtenidas para ambos sistemas. En el caso de A1204 encontramos 3 soluciones ligadas, 2 en fase de colapso y 1 en una fase de expansión. La solución más probable es que el sistema esta en una fase de colapso y en las que las subestructuras alcanzaron una distancia máxima de $4.4 h_{70}^{-1} Mpc$ y en la actualidad se encuentran a una distancia de $2.4 h_{70}^{-1} Mpc$ colapsando a una velocidad de $1000 km s^{-1}$.

Por otro lado, para el caso de A2029/2033 obtenemos una solución ligada en fase expansiva. Teniendo en cuenta esto las componentes se encontrarían separadas a una distancia de $13.6 h_{70}^{-1} Mpc$.

Cúmulo de galaxias	Solución	α [deg]	R [h_{70}^{-1} Mpc]	R_m [h_{70}^{-1} Mpc]	V [km s $^{-1}$]	P %
A1204	Ligado-saliente	69.8	6.9	7.0	70	10
	Ligado-entrante _a	66.9	6.1	6.1	70	19
	Ligado-entrante _b	3.6	2.4	4.4	1000	71
A2029/2033	Ligado-saliente	75.7	13.6	64.6	690	100.

Tabla 5.3: Soluciones para el modelo de 2 cuerpos. Columna: (1) Identificación del cúmulo. (2) Clase de la solución. Valores resultantes de α (3), R (4), R_m (5), V (6) y probabilidad estimada P (7) para cada solución.

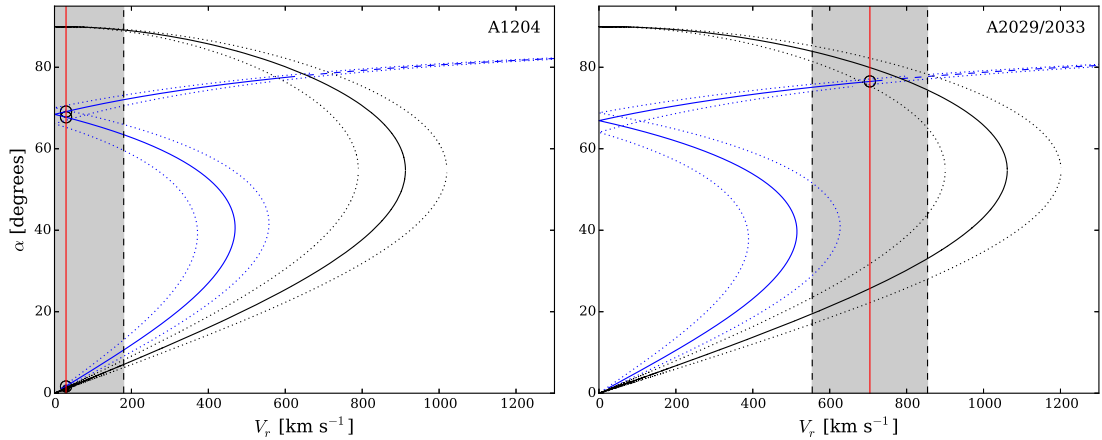


Figura 5.5: Ángulo proyectado en función de la velocidad radial relativa (V_r) estimada mediante las ecuaciones de movimiento de A1204 (panel izquierdo) y A2029/2033 (panel derecho). Las curvas negras sólidas separan las zonas de soluciones ligadas y no ligadas según el criterio Newtoniano. Las curvas azules son soluciones para las ecuaciones de movimiento ligadas (líneas sólidas) y no ligadas (líneas punteadas). En puntos rojos se muestran las soluciones para cada sistema según la velocidad radial relativa observada marcada en línea roja con su incerteza graficada en gris. Mientras que las curvas punteadas representan la incerteza en las curvas considerando los errores en la determinación de las masas de lentes gravitacionales.

5.4. Conclusiones.

En este capítulo se presentaron los resultados del estudio de 2 candidatos a cúmulos en colisión previamente identificados con el algoritmo `MeSSI`. Dichos resultados fueron publicados en la revista internacional *Astronomy & Astrophysics* [20].

Aunque los sistemas aquí estudiados fueron clasificados como candidatos a cúmulos en fusión, los resultados muestran que no hay evidencia suficiente para concluir que dichos sistemas están en un proceso de interacción. Sin embargo no se puede descartar que los sistemas estén ligados y vayan a interactuar en un futuro.

5.4.1. A1204.

Para el sistema de galaxias A1204 logramos computar, mediante el análisis de lentes gravitacionales, las masas de las subestructuras identificadas previamente y obtuvimos un cociente de masas de ~ 2 . Vale mencionar que en un trabajo anterior *Babyk et al. 2012* [3] estimó la masa para dicho sistema mediante un análisis de la emisión en rayos-X y obtuvo un valor de $M_{200} = 3.18^{+0.34}_{-0.24} \times 10^{14} h_{70}^{-1} M_{\odot}$, valor que está en concordancia con el encontrado en nuestro trabajo ($M_{200} = 4.0 \pm 1.8 \times 10^{14} h_{70}^{-1} M_{\odot}$).

En la distribución de densidad 2D (Ver figura 5.3) se puede distinguir solo la componente principal, esto es debido a que, teniendo en cuenta la masa estimada mediante el ajuste del perfil de *shear* a la segunda componente, el valor de densidad está por debajo del nivel de detección de 3σ correspondiente a $250 h_{70} M_{\odot}/pc^2$. Tampoco detectamos emisión en rayos-X proveniente de dicha componente. Con el objetivo de determinar si dicha falta de emisión es debido a los límites de observación, consideramos el límite de detección del catálogo RASS [32], el cuál contiene los cúmulos identificados utilizando estos datos con menor emisión en rayos-X. Dicho límite corresponde a un flujo de $F_{lim} = 1.5 \times 10^{-12} \text{ erg s}^{-1} \text{ cm}^{-2}$, en la banda $0.1 - 2.4 \text{ keV}$ del catálogo SGP [13], lo que equivale a una luminosidad límite de $1.5 \times 10^{42} h_{70}^{-2} \text{ erg s}^{-1}$. Teniendo en cuenta la masa obtenida, estimamos la luminosidad en rayos-X para la componente secundaria teniendo en cuenta la relación $M-L_X$ calculada por Leauthaud et al. [25]. Obtuvimos una luminosidad de $(3.7 \pm 2.4) \times 10^{43} h_{70}^{-2} \text{ erg s}^{-1}$, lo que corresponde a solo 1.5σ por sobre el límite de detección. Sin embargo, es importante mencionar que la falta de luminosidad en rayos-X también puede ser explicada por una baja densidad del gas intra-cúmulo, lo que puede ser

un signo de una interacción reciente.

En un estudio reciente Zhang et al. [45] encontraron que este cúmulo tiene un *cool core* (núcleo frío), lo que coincide con los contornos de rayos-X encontrados en este trabajo. Teniendo en cuenta este resultado y que la clasificación es inestable (ver sección 5.3), este sistema no muestra evidencias de que haya tenido una interacción reciente. Sin embargo, logramos detectar una señal de lentes gravitacionales centrada en la segunda subestructura (Ver figura 5.1). Además los contornos de densidad graficados en la figura 5.3 presentan una elongación en la dirección de la segunda componente. Teniendo en cuenta la velocidad relativa típica de este tipo de sistemas ($\approx 1000 \text{ km/s}$ [37]), el tiempo necesario para que las subestructuras hayan alcanzado la distancia observada ($\sim 2.4 \text{ Mpc}$) es $\leq 3 \text{ Gyr}$. Por lo que, teniendo en cuenta que no hay ninguna señal de una colisión reciente, es poco probable que dicho cúmulo han tenido una interacción mayor en el pasado.

5.4.2. A2029/A2033.

Para el cúmulo de galaxias A2029/2033 logramos identificar ambas subestructuras en los mapas de densidad proyectada y estimar la masa total de ambas componentes. Para la componente principal, correspondiente al cúmulo A2029, estimamos la masa en $M_{200} = 9 \pm 6 \times 10^{14} h_{70}^{-1} M_{\odot}$ en acuerdo con la masa medida por walker2012 [41] usando rayos-X ($M_{200} = 10.1 \pm 0.6 \times 10^{14} h_{70}^{-1} M_{\odot}$). Además el sistema A2029 presenta una galaxia cD [38] cuyo eje mayor esta alineado en la dirección del noreste al suroeste, aproximadamente la misma dirección en la que se encuentra el cúmulo A2033. Vale notar que estos 2 sistemas junto con A2028 y A2066 forman un pequeño súper-cúmulo [16]. Sin embargo estudios recientes muestran que estos sistemas no están conectados por filamentos [33, 41]. Por lo tanto no hay evidencia suficiente para concluir que A2029 y A2033 estén en un proceso de interacción o hayan interactuado en el pasado.

Bibliografía

- [1] K. N. Abazajian, J. K. Adelman-McCarthy, M. A. Agüeros, S. S. Allam, C. Allende Prieto, D. An, K. S. J. Anderson, S. F. Anderson, J. Annis, N. A. Bahcall, and et al. The Seventh Data Release of the Sloan Digital Sky Survey., *Astrophys. J. Suppl. Ser.*, 182:543, June 2009. doi: 10.1088/0067-0049/182/2/543.
- [2] F. Andrade-Santos, C. Jones, W. R. Forman, S. S. Murray, R. P. Kraft, A. Vikhlinin, R. J. van Weeren, P. E. J. Nulsen, L. P. David, W. A. Dawson, M. Arnaud, E. Pointecouteau, G. W. Pratt, and J.-B. Melin. Chandra and Xmm-Newton Observations of the Bimodal Planck SZ-Detected Cluster Plckg345.40-39.34 (A3716) with High and Low Entropy Subcluster Cores. 803:108, April 2015. doi: 10.1088/0004-637X/803/2/108.
- [3] I. Babyk, O. Melnyk, and A. Elyiv. The distribution of dark matter and intracluster gas in galaxy clusters. *Advances in Astronomy and Space Physics*, 2:56–59, March 2012.
- [4] M. Bartelmann. Cluster mass estimates from weak lensing. 303:643, November 1995.
- [5] M. Bartelmann and P. Schneider. Weak gravitational lensing. 340:291–472, January 2001. doi: 10.1016/S0370-1573(00)00082-X.
- [6] T. C. Beers, M. J. Geller, and J. P. Huchra. Galaxy clusters with multiple components. I - The dynamics of Abell 98. 257:23–32, June 1982. doi: 10.1086/159958.
- [7] E. Bertin and S. Arnouts. SExtractor: Software for source extraction. 117:393–404, June 1996.

-
- [8] S. L. Bridle, M. P. Hobson, A. N. Lasenby, and R. Saunders. A maximum-entropy method for reconstructing the projected mass distribution of gravitational lenses. 299:895–903, September 1998. doi: 10.1046/j.1365-8711.1998.01877.x.
- [9] S. L. Bridle, J.-P. Kneib, S. Bardeau, and S. F. Gull. Bayesian Galaxy Shape Estimation. In P. Natarajan, editor, *The Shapes of Galaxies and their Dark Halos*, pages 38–46, March 2002. doi: 10.1142/9789812778017_0006.
- [10] T. Caglar and M. Hudaverdi. Dynamical history of a binary cluster: Abell 3653. 472:2633–2642, December 2017. doi: 10.1093/mnras/stx2081.
- [11] L. Cortese, G. Gavazzi, A. Boselli, J. Iglesias-Paramo, and L. Carrasco. Multiple merging in the Abell cluster 1367. 425:429–441, October 2004. doi: 10.1051/0004-6361:20040381.
- [12] J. Coupon, O. Ilbert, M. Kilbinger, H. J. McCracken, and et al. Photometric redshifts for the CFHTLS T0004 deep and wide fields. 500:981–998, June 2009. doi: 10.1051/0004-6361/200811413.
- [13] R. Cruddace, W. Voges, H. Böhringer, C. A. Collins, A. K. Romer, H. MacGillivray, D. Yentis, P. Schuecker, H. Ebeling, and S. De Grandi. The ROSAT All-Sky Survey: a Catalog of Clusters of Galaxies in a Region of 1 steradian around the South Galactic Pole. 140:239–264, June 2002. doi: 10.1086/324519.
- [14] M. de los Rios, M. J. Domínguez R., D. Paz, and M. Merchán. The MeSSI (merging systems identification) algorithm and catalogue. *MNRAS*, 458:226–232, May 2016. doi: 10.1093/mnras/stw215.
- [15] A. R. Duffy, J. Schaye, S. T. Kay, and C. Dalla Vecchia. Erratum: Dark matter halo concentrations in the Wilkinson Microwave Anisotropy Probe year 5 cosmology. 415:L85–L85, July 2011. doi: 10.1111/j.1745-3933.2011.01080.x.
- [16] M. Einasto, J. Einasto, E. Tago, V. V. Müller, and H. Andernach. Optical and X-Ray Clusters as Tracers of the Supercluster-Void Network. I. Superclusters of Abell and X-Ray Clusters. 122:2222–2242, November 2001. doi: 10.1086/323707.

- [17] Daniel Fabricant, Robert Fata, John Roll, Edward Hertz, Nelson Caldwell, Thomas Gauron, John Geary, Brian McLeod, Andrew Szentgyorgyi, Joseph Zajac, et al. Hectospec, the mmt's 300 optical fiber-fed spectrograph. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 117(838):1411, 2005.
- [18] S. R. Furlanetto and A. Loeb. Constraining the Collisional Nature of the Dark Matter through Observations of Gravitational Wakes. 565:854–866, February 2002. doi: 10.1086/324693.
- [19] E. J. Gonzalez, G. Foëx, J. L. Nilo Castellón, M. J. Domínguez Romero, M. V. Alonso, D. García Lambas, O. Moreschi, and E. Gallo. Low X-ray luminosity galaxy clusters - III. Weak lensing mass determination at $0.18 < z < 0.70$. 452:2225–2235, September 2015. doi: 10.1093/mnras/stv787.
- [20] E. J. Gonzalez, M. de los Rios, G. A. Oio, D. H. Lang, T. A. Tagliaferro, M. J. Domínguez R., J. L. N. Castellón, H. Cuevas L., and C. A. Valotto. Analysis of candidates for interacting galaxy clusters. I. A1204 and A2029/A2033. *A&A*, 611: A78, April 2018. doi: 10.1051/0004-6361/201732003.
- [21] S. A. Gregory and L. A. Thompson. The A2197 and A2199 galaxy clusters. 286: 422–436, November 1984. doi: 10.1086/162617.
- [22] H. S. Hwang and M. G. Lee. Galaxy activity in merging binary galaxy clusters. 397: 2111–2122, August 2009. doi: 10.1111/j.1365-2966.2009.15100.x.
- [23] K Kettula, S Giodini, E Van Uitert, H Hoekstra, A Finoguenov, M Lerchster, T Erben, C Heymans, H Hildebrandt, TD Kitching, et al. Cfhtlens: weak lensing calibrated scaling relations for low-mass clusters of galaxies. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 451(2):1460–1481, 2015.
- [24] C Laigle, HJ McCracken, O Ilbert, BC Hsieh, I Davidzon, P Capak, G Hasinger, JD Silverman, C Pichon, J Coupon, et al. The cosmos2015 catalog: Exploring the $1 < z < 6$ universe with half a million galaxies. *The Astrophysical Journal Supplement Series*, 224(2):24, 2016.
- [25] A. Leauthaud, R. Massey, J.-P. Kneib, J. Rhodes, D. E. Johnston, P. Capak, C. Heymans, R. S. Ellis, A. M. Koekemoer, O. Le Fèvre, Y. Mellier, A. Réfrégier, A. C.

- Robin, N. Scoville, L. Tasca, J. E. Taylor, and L. Van Waerbeke. Weak Gravitational Lensing with COSMOS: Galaxy Selection and Shape Measurements. 172:219–238, September 2007. doi: 10.1086/516598.
- [26] A. Leonard and L. J. King. A new tool to determine masses and mass profiles using gravitational flexion. 405:1854–1866, July 2010. doi: 10.1111/j.1365-2966.2010.16573.x.
- [27] P. J. Marshall, M. P. Hobson, S. F. Gull, and S. L. Bridle. Maximum-entropy weak lens reconstruction: improved methods and application to data. 335:1037–1048, October 2002. doi: 10.1046/j.1365-8711.2002.05685.x.
- [28] S. Miyazaki, Y. Komiyama, M. Sekiguchi, S. Okamura, M. Doi, H. Furusawa, M. Hamabe, K. Imi, M. Kimura, F. Nakata, N. Okada, M. Ouchi, K. Shimasaku, M. Yagi, and N. Yasuda. Subaru Prime Focus Camera – Suprime-Cam. 54:833–853, December 2002. doi: 10.1093/pasj/54.6.833.
- [29] R. S. Nascimento, A. L. B. Ribeiro, M. Trevisan, E. R. Carrasco, H. Plana, and R. Dupke. Dynamical analysis of the cluster pair: A3407 + A3408. 460:2193–2206, August 2016. doi: 10.1093/mnras/stw1114.
- [30] J. F. Navarro, C. S. Frenk, and S. D. M. White. A Universal Density Profile from Hierarchical Clustering,. *ApJ*, 490:493, December 1997. doi: 10.1086/304888.
- [31] M. E. S. Pereira, M. Soares-Santos, M. Makler, J. Annis, H. Lin, A. Palmese, A. Z. Vitorelli, B. Welch, G. B. Caminha, T. Erben, B. Moraes, and H. Shan. Weak-lensing calibration of a stellar mass-based mass proxy for redMaPPer and Voronoi Tessellation clusters in SDSS Stripe 82. *ArXiv e-prints*, August 2017.
- [32] R. Piffaretti, M. Arnaud, G. W. Pratt, E. Pointecouteau, and J.-B. Melin. The MCXC: a meta-catalogue of x-ray detected clusters of galaxies. 534:A109, October 2011. doi: 10.1051/0004-6361/201015377.
- [33] Planck Collaboration, P. A. R. Ade, N. Aghanim, M. Arnaud, M. Ashdown, F. Atrio-Barandela, J. Aumont, C. Baccigalupi, A. Balbi, A. J. Banday, and et al. Planck intermediate results. VIII. Filaments between interacting clusters. 550:A134, February 2013. doi: 10.1051/0004-6361/201220194.

- [34] B. Ragozzine, D. Clowe, M. Markevitch, A. H. Gonzalez, and M. Bradač. Weak-lensing Results for the Merging Cluster A1758. *ApJ*, 744:94, January 2012. doi: 10.1088/0004-637X/744/2/94.
- [35] K. Rines, M. J. Geller, A. Diaferio, and M. J. Kurtz. Measuring the Ultimate Halo Mass of Galaxy Clusters: Redshifts and Mass Profiles from the Hectospec Cluster Survey (HeCS). *ApJ*, 767:15, April 2013. doi: 10.1088/0004-637X/767/1/15.
- [36] P. Schneider, L. King, and T. Erben. Cluster mass profiles from weak lensing: constraints from shear and magnification information. 353:41–56, January 2000.
- [37] R. Thompson and K. Nagamine. Pairwise velocities of dark matter haloes: a test for the Λ , cold dark matter model using the bullet cluster,. *MNRAS*, 419:3560–3570, February 2012. doi: 10.1111/j.1365-2966.2011.20000.x.
- [38] J. M. Uson, S. P. Boughn, and J. R. Kuhn. Diffuse light in dense clusters of galaxies. I - R-band observations of Abell 2029. 369:46–53, March 1991. doi: 10.1086/169737.
- [39] E. van Uitert, H. Hoekstra, T. Schrabback, D. G. Gilbank, M. D. Gladders, and H. K. C. Yee. Constraints on the shapes of galaxy dark matter haloes from weak gravitational lensing. 545:A71, September 2012. doi: 10.1051/0004-6361/201219295.
- [40] W. Voges, B. Aschenbach, T. Boller, H. Bräuninger, U. Briel, W. Burkert, K. Dennerl, J. Englhauser, R. Gruber, F. Haberl, G. Hartner, G. Hasinger, M. Kürster, E. Pfeffermann, W. Pietsch, P. Predehl, C. Rosso, J. H. M. M. Schmitt, J. Trümper, and H. U. Zimmermann. The ROSAT all-sky survey bright source catalogue. *A&A*, 349:389–405, September 1999.
- [41] S. A. Walker, A. C. Fabian, J. S. Sanders, M. R. George, and Y. Tawara. X-ray observations of the galaxy cluster Abell 2029 to the virial radius. *MNRAS*, 422: 3503–3515, June 2012. doi: 10.1111/j.1365-2966.2012.20860.x.
- [42] C. O. Wright and T. G. Brainerd. Gravitational Lensing by NFW Halos. 534:34–40, May 2000. doi: 10.1086/308744.

- [43] P.-F. Yan, Q.-R. Yuan, L. Zhang, and X. Zhou. Multicolor Photometry of the Merging Galaxy Cluster A2319: Dynamics and Star Formation Properties. 147:106, May 2014. doi: 10.1088/0004-6256/147/5/106.
- [44] D. G. York, J. Adelman, J. E. Anderson, Jr., S. F. Anderson, J. Annis, and et al. The Sloan Digital Sky Survey: Technical Summary. 120:1579–1587, September 2000. doi: 10.1086/301513.
- [45] C. Zhang, H. Xu, Z. Zhu, W. Li, D. Hu, J. Wang, J. Gu, L. Gu, Z. Zhang, C. Liu, J. Zhu, and X.-P. Wu. A Chandra Study of the Image Power Spectra of 41 Cool Core and Non-cool Core Galaxy Clusters. 823:116, June 2016. doi: 10.3847/0004-637X/823/2/116.

Capítulo 6

Estudio individual del candidato a cúmulo en interacción *A267*.

Como se introdujo en el Capítulo 3 en un universo Λ CDM la formación de estructuras procede de forma jerárquica, siendo las estructuras más chicas las primeras en formarse y luego, mediante sus fusiones, se forman las estructuras más grandes. En este contexto desarrollamos el software `MeSSI`, el cuál identifica candidatos a cúmulos en fusión. En este capítulo presentamos un análisis espectroscópico, dinámico y morfológico del candidato a cúmulo en interacción *A267*.

Este cúmulo, situado a $z \sim 0.230$, tiene una masa de $M_{200} = 3.23_{-0.69}^{+0.82} h^{-1} 10^{14} M_{\odot}$ [21], un radio $R_{200} = 1.19$ Mpc [23] y fue clasificado como no relajado por diversos autores [2, 22, 27]. Presenta un desfase de ~ 33 kpc entre la posición del pico de emisión en rayos-X y la galaxia BCG, y un desfase de ~ 90 kpc entre el pico en rayos-X y el pico en la distribución de masa según el mapa de lentes gravitacionales [22, 27]. Por otro lado, *A267* presenta una galaxia cD en el centro [6], una distribución elíptica de emisión en rayos-X [2, 16, 27] y presenta una temperatura de 8.7 keV [5]. Además *Kale et al.* [18] y *Pratt et al.* [22], teniendo en cuenta la emisión en radio, llegan a la conclusión que no tiene un núcleo frío. Es importante remarcar que dicho cúmulo fue clasificado como grupo fósil [12, 31] con un *gap* (diferencia de magnitud) entre la primer y la segunda galaxia más brillante de $\Delta m_{12} > 2.12$. Teniendo en cuenta que numerosos trabajos predicen que los grupos fósiles se formaron a alto *redshift* ($z > 1$) [7, 9, 10] es de esperar que dichos grupos estén en un estado dinámico relajado y no presenten una alta tasa de subestructuras.

Sin embargo, *Zarattini et al.* [32] encuentran una alta fracción de subestructuras en una muestra de grupos fósiles reales. En este contexto estudiamos la probabilidad de encontrar grupos fósiles que hayan tenido una fusión mayor reciente en simulaciones numéricas.

Cabe destacar que este trabajo fue realizado en conjunto con la Dra. Elizabeth Gonzales (análisis de lentes gravitacionales), la Lic. María José Kanagusuku (análisis de grupos fósiles), el Dr. Gabriel Oio (análisis de emisión en rayos-X), el Dr. Mariano Dominguez y el Dr. Carlos Valotto (análisis estadísticos), el Dr. Nilo Castellano, la lic. Tania Tagliaferro, el Dr. Héctor Cuevas y el lic. Daniel Lang (reducción de datos) y fue enviado para su revisión a la revista internacional *Astronomy & Astrophysics*.

6.1. Adquisición de datos.

6.1.1. Catálogos espectroscópicos y fotométricos.

Con el objetivo de realizar el análisis dinámico, utilizamos el catálogo espectroscópico público Hectospec [23].

Por otro lado, para el análisis fotométrico utilizamos datos de los filtros V e $i+$ de la cámara Suprime-cam [19] montada en el telescopio Subaru de $8.2m$. Vale aclarar que estos datos son públicos y pueden ser descargados desde el archivo SMOKA (*Subaru Mitaka Okayama Kiso Archive*).

La reducción de datos se llevo a cabo utilizando el software THELI [24] siguiendo el procedimiento descrito en *Schirmer et al. 2015* [25]. Con el objetivo de detectar las galaxias y eliminar las detecciones espurias se utilizo el software SExtractor [3]. Además, para determinar el punto cero de la fotometría se utilizaron las fuentes clasificadas como estrellas (siguiendo el procedimiento descrito en *Castellón et al. 2016* [4]) y luego se las comparó con el catálogo SDSS-DR12 [1] luego de realizar la transformación de magnitudes descrita por *Yagi et al. 2013* [30] para obtener las magnitudes g y r del SDSS a partir de las magnitudes V e $i+$ de Subaru.

6.1.2. Datos de la emisión en rayos-X.

Con el objetivo de analizar la distribución espacial del gas presente en el medio intra-cúmulo estudiamos la emisión en rayos-X utilizando los datos del archivo público del

telescopio *Chandra*. Este cúmulo fue observado (ObsID 3580) con un tiempo de exposición de 20.143 Ks con el CCD ACIS-I (*Advanced CCD Imaging Spectrometer array*) [13]. La reducción de los datos fue llevada a cabo utilizando el software CIAO (Chandra Interactive Analysis of Observations) versión 4.7.8. Además las fuentes de contaminación fueron detectadas y removidas utilizando el código `wavdetect` perteneciente a CIAO.

6.1.3. Datos simulados.

Con el objetivo de estudiar la probabilidad de que un grupo fósil haya tenido una fusión mayor reciente analizamos datos del modelo semi-analítico de formación de galaxias desarrollado por *Guo et al.* [14] aplicado sobre la simulación cosmológica *Millenium I* [29]. Esta simulación sigue la evolución de 2160^3 partículas de materia oscura en un volumen de $500 Mpc h^{-1}$ en universo Λ CDM con parámetros cosmológicos consistentes con los reportados por WMAP1 [28] ($\Omega_m = 0.25$, $\Omega_b = 0.045$, $\Omega_\Lambda = 0.75$, $h = 0.73$, $\Omega_k = 0$, $n_s = 1$ y $\sigma_8 = 0.9$)

6.2. Análisis dinámico y morfológico.

Como se especificó previamente, el cúmulo *A267* fue clasificado como un potencial cúmulo en interacción usando el código `MeSSI` [8]. Dicho software encontró que el escenario más probable era que ésta interacción fuese en la línea de la visual. En la figura 6.1 se muestran las 2 subestructuras interactuantes encontradas por `MeSSI`. Como puede verse, la subestructura principal esta compuesta por las galaxias centrales del cúmulo ($< R_{200}$) y tiene un *redshift* medio de $\langle z \rangle = 0.228$, mientras que la subestructura secundaria esta compuesta por las galaxias externas ($> R_{200}$), tiene una forma elongada y se extiende de $z \approx 0.225$ a $z \approx 0.240$.

Con el objetivo de cuantificar la estabilidad de dichos resultados, realizamos 100 realizaciones del cúmulo descartando aleatoriamente el 10% de las galaxias del grupo en cada realización. Luego, utilizando el software `MeSSI`, analizamos cada realización para determinar su estado dinámico. Encontramos que el sistema es clasificado como en interacción en todas las muestras aleatorias, indicando que la clasificación es estable.

Centrando nuestro análisis en la componente principal del cúmulo, estudiamos el estado dinámico restringiendo el análisis a galaxias dentro de R_{200} . Encontramos que esta

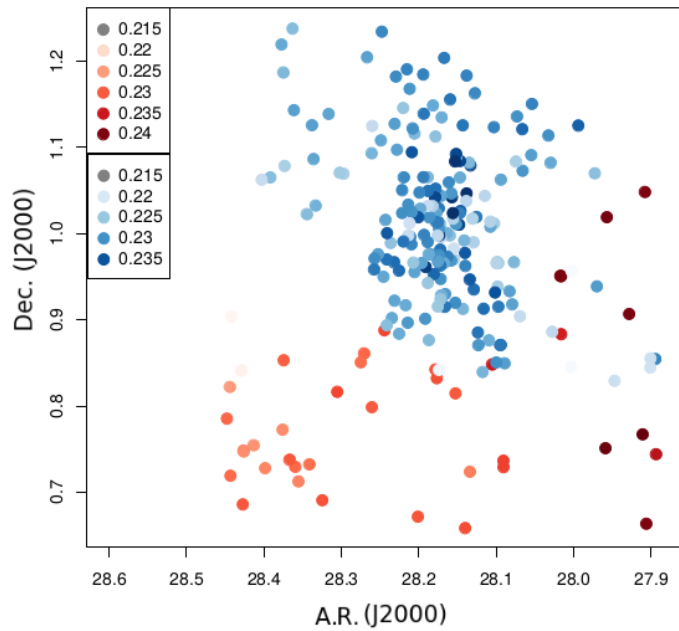


Figura 6.1: Distribución de las galaxias miembro de las subestructuras identificadas por M_{ESSI} . En escala de colores se muestra el *redshift* de cada galaxia.

componente tiene una alta probabilidad ($\approx 60\%$) de estar en fusión. Sin embargo, al realizar un análisis de estabilidad similar al descrito previamente, encontramos que solo en 47 de las 100 realizaciones aleatorias esta componente es clasificada como en interacción. Esto indica que dicha clasificación no es estable.

Siguiendo con el análisis de la componente central, realizamos el test de *Dressler-Shectman* [11] (Ver sección 3.2.2) a las galaxias de dicha componente. En la figura 6.2 se grafican las posiciones de las galaxias dentro de R_{200} . En colores se muestra la diferencia en velocidad radial respecto a la media del cúmulo, mientras que el tamaño de los círculos representa el estadístico δ de cada galaxia.

Encontramos un parámetro $\Delta/n_{\text{gal}} = 1.2704$ para el cúmulo, lo que implica un valor $p = 0.022$ estimado mediante el análisis de 1000 realizaciones Monte Carlo. Puede verse que hay una subestructura a un *redshift* menor que el del cúmulo hacia el oeste del centro.

Teniendo en cuenta estos resultados, y con el objetivo de identificar las subestructuras presentes dentro de R_{200} , realizamos una Mixtura de Gaussianas (Ver sección 2.2.1) 3-dimensional (coordenadas angular+*redshift*) pesando cada galaxia por su luminosidad.

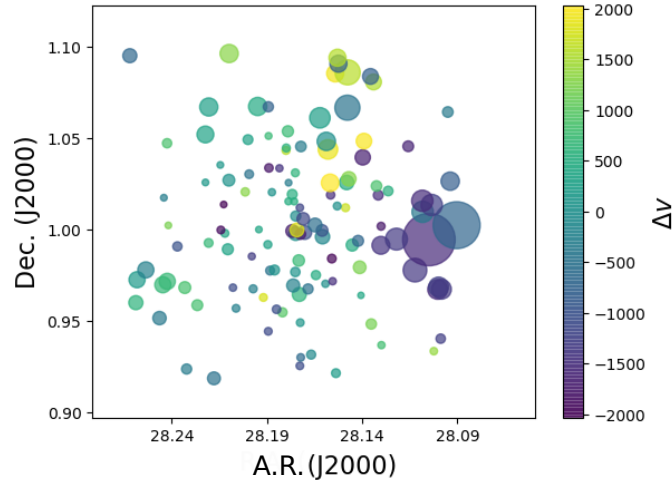


Figura 6.2: Resultado del test de Dressler-Shectman para las galaxias internas ($< R_{200}$). En escala de colores se muestra la diferencia de velocidad radial entre cada galaxia y el promedio de todas las galaxias. El tamaño de los círculos es proporcional al estadístico δ de cada galaxias.

Tabla 6.1: Características principales de las subestructuras identificadas adentro de R_{200} .

Str.	n	z	σ_V (km s ⁻¹)	M_{vir} ($\times 10^{14} M_\odot$)	M_{200} ($\times 10^{14} M_\odot$)
1	100	0.2308	832 ± 77	4.93 ± 0.91	4.88 ± 1.35
2	25	0.2236	306 ± 57	0.45 ± 0.17	0.24 ± 0.14

Para esto utilizamos el código `mclust` del lenguaje R [26]. Encontramos 2 subestructuras que coinciden con las identificadas mediante el test de *Dressler-Shectman*.

Utilizando los datos espectroscópicos de las galaxias miembro de cada subestructura, estimamos las masas viriales de las mismas:

$$M_{vir} = \frac{3\pi}{2} \frac{\sigma_V^2 R_H}{G}, \quad R_H = \frac{N(N-1)}{2} \frac{1}{\sum_{j>i} |r_{ij}|^{-1}} \quad (6.1)$$

donde $|r_{ij}|$ es la distancia entre las galaxias i y j , R_H es el promedio armónico del radio y σ_V es la dispersión de velocidades estimada mediante el método *gapper* [15].

En la tabla 6.1 se detallan las principales características de ambas subestructuras.

En la figura 6.3 se muestra a las galaxias de ambas subestructuras en el espacio de fase, donde Δv es la velocidad peculiar de cada galaxia estimada como $\Delta v_i = c(z_i - z_1)/(1 +$

z_c), donde z_i , z_1 y z_c corresponden al *redshift* de la galaxia i , al *redshift* de la subestructura principal y al *redshift* del cúmulo ($z_c = 0.23$), mientras que σ corresponde a la dispersión de velocidades de la subestructura principal. Por otro lado, las líneas punteadas negras corresponden a los valores constantes de $(\Delta/\sigma) \times (R/R_{200})$ definidos por Noble *et al.* 2013 [20] que dividen al espacio de fase en una zona virializada (zona inferior), una zona mixta (región entre ambas curvas) y una zona de caída (*infalling*) correspondiente a la región externa.

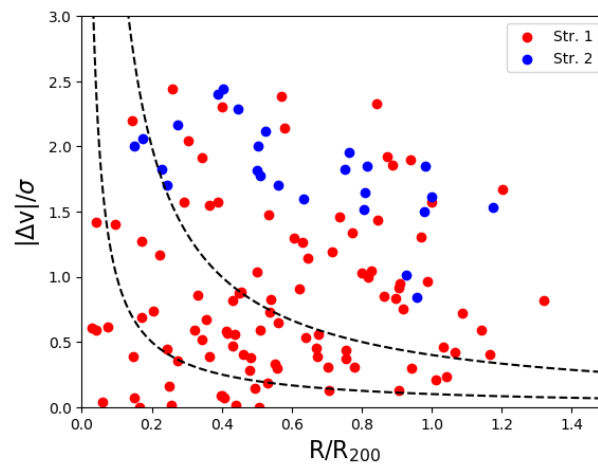


Figura 6.3: Diagrama del espacio de fases para las galaxias de la subestructura principal (puntos rojos) y la subestructura secundaria (puntos azules) identificada con `mclust`. En líneas punteadas se muestran los valores de $(|\Delta(v)|/\sigma_1) \times (R/R_{200})$ constante definidos en Noble *et al.* 2013 [20]

Como puede verse las galaxias miembro de la subestructura principal de esta región están en la zona virializada, mientras que las galaxias miembro de la subestructura secundaria se encuentran en su mayoría en la zona correspondiente al *infalling*. Esto refuerza la hipótesis de que este sistema presenta un estado dinámico no relajado y está en proceso de fusión.

Por otro lado, teniendo en cuenta las magnitudes fotométricas extraídas según lo descrito en la sección 6.1, se grafica el diagrama color-magnitud para la región central del cúmulo en el panel izquierdo de la figura 6.4. En puntos rojos y azules se distinguen las galaxias pertenecientes a las 2 subestructuras identificadas en dicha región, en puntos negros se grafican otras galaxias que se encuentran al mismo *redshift* del cúmulo y en cuadrados negros se resaltan aquellas galaxias que se encuentran dentro de $0.5R_{200}$ del centro del

cúmulo. Es importante notar que la diferencia de magnitudes entre la primera y la segunda galaxia más brillante dentro de $0.5 * R_{200}$ es de $\Delta m_{12} = 2.279$, lo que confirma la clasificación como grupo fósil de este sistema.

Por otro lado, en el panel derecho de la figura 6.4 se muestra el histograma de colores para ambas subestructuras. Puede notarse una tendencia de que las galaxias pertenecientes a la secuencia roja de la subestructura principal son más rojas que las galaxias de la subestructura secundaria.

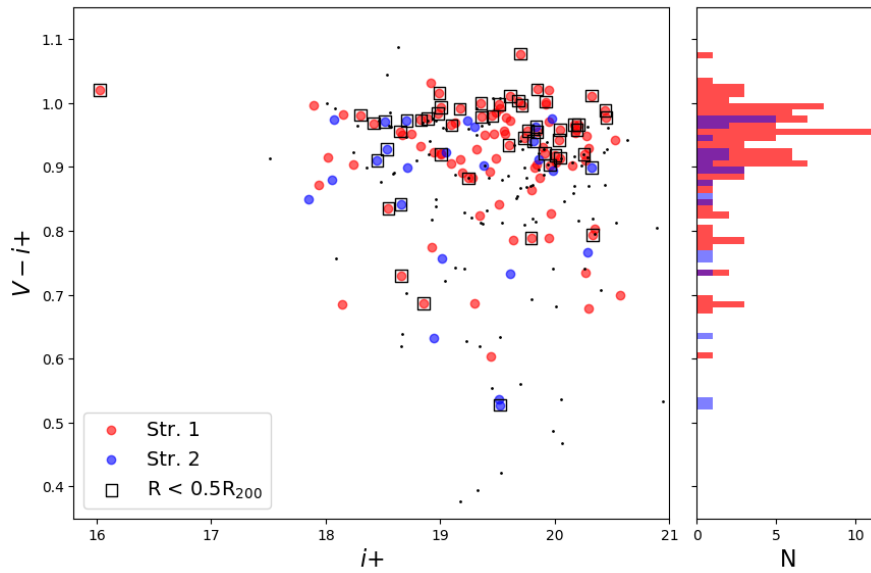


Figura 6.4: *Izq.*: Diagrama color-magnitud para el cúmulo A267. En puntos rojos y azules se grafican las galaxias pertenecientes a las subestructuras identificadas en dicha región. En puntos negros se grafican otras galaxias que se encuentran al mismo *redshift* del cúmulo y en cuadrados negros se resaltan aquellas galaxias que se encuentran dentro de $0.5R_{200}$ del centro del cúmulo. *Der.*: Histograma de los colores de las galaxias de ambas subestructuras.

Para estudiar la distribución del gas en el medio intra-cúmulo, analizamos los mapas de los contornos de luminosidad en rayos-X. En la figura 6.5 se muestran los contornos de la emisión en rayos-X superpuestos al mapa de densidad proyectada realizado por *Okabe et al.* [21] y a las galaxias de las subestructuras identificadas. Si bien en el mapa de densidad proyectada no se encuentran subestructuras, en los contornos de emisión en rayos-X pueden verse 2 picos alineados en la dirección NE-SO. Es importante notar que la elongación del mapa de densidad y la distribución de galaxias de la componente principal identificada

por MeSsI están en la misma dirección.

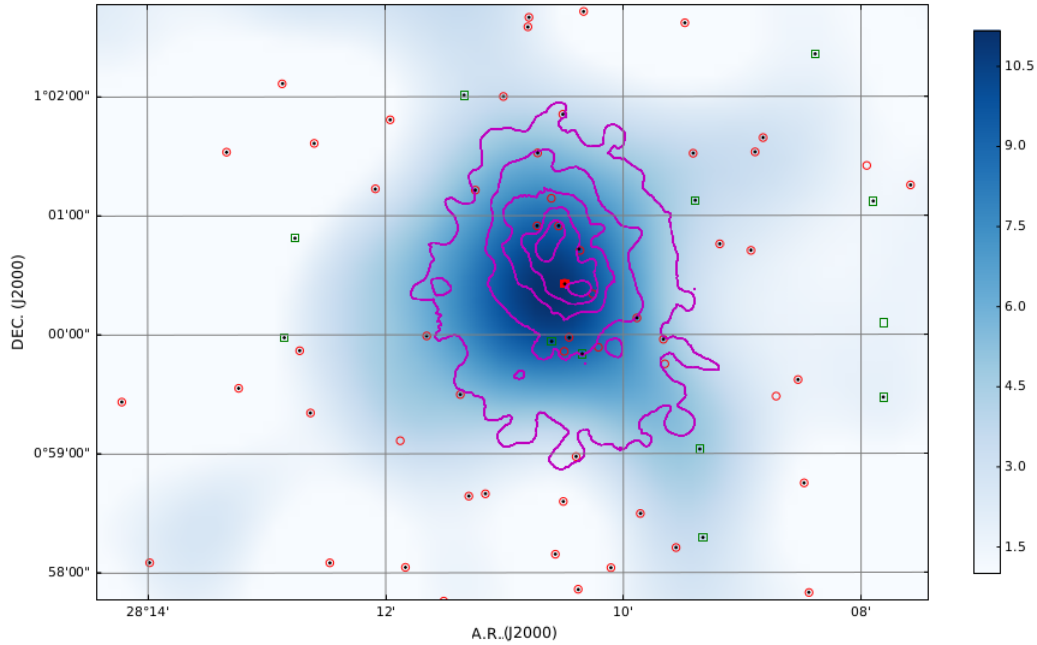


Figura 6.5: Mapa de densidad proyectada realizado por *Okabe et al.* [21] superpuesto a los contornos de emisión en rayos-X. En círculos rojos y cuadrados verdes se resaltan las galaxias pertenecientes a las subestructuras identificadas por *MeSsI* en dicha región.

6.3. Grupos fósiles en simulaciones cosmológicas.

Usando los datos simulados descritos en la sección 6.1 armamos 2 muestras de grupos fósiles a $z = 0$ considerando 2 criterios observacionales. Por una lado consideramos el criterio de *Jones et al. 2003* [17] que establece que un grupo fósil (GF_{12}) debe tener una diferencia de magnitud entre la primer y la segunda galaxia más brillante de $\Delta m_{12} > 2.0$. Por otro lado consideramos el criterio establecido por *Dariush et al. 2010* [7] que establece que los grupos fósiles (GF_{14}) deben tener una diferencia de magnitud entre la primer y la cuarta galaxia más brillante de $\Delta m_{14} > 2.5$. En ambos criterios solo se tienen en cuenta aquellas galaxias adentro de $0.5 \times R_{200}$. Además, teniendo en cuenta que los grupos fósiles deben tener una emisión en rayos-X, nos restringimos a estudiar halos con masas mayores a $M_{GF} = 10^{13.5} M_{\odot} h^{-1}$. Con estos criterios obtenemos una muestra final de 2146 GF_{12} y

1130 GF_{14} .

Luego estudiamos el árbol de fusión de los grupos fósiles identificados y determinamos el *redshift* (z_{merger}) en el cual el grupo tuvo su última fusión mayor, definido como el *redshift* en el cuál su masa total aumento en un factor $\Delta M = 4/3$. Esto corresponde a una fusión con otro sistema con más de $1/3$ la masa del grupo fósil a ese dado *redshift*.

Para ambas muestras de grupos fósiles encontramos que aproximadamente el 43 % de los grupos tuvo su última fusión mayor a $z_{merger} < 0.8$. Además encontramos que el 25 % de los grupos tuvo una fusión mayor reciente ($z_{merger} < 0.3$), sin embargo si nos restringimos a halos masivos ($M_{FG} > 10^{14} M_{\odot} h^{-1}$) la fracción disminuye a un 15 %. En la figura 6.6 (izq.) se grafica la masa media de los grupos que tuvieron su última fusión mayor a un dado z_{merger} . Puede verse que los grupos más masivos tienden a tener un z_{merger} más alto que los grupos menos masivos. Esta misma tendencia se observa en la figura 6.6 (der.) en la que se grafica el promedio en ΔM de los grupos que tuvieron su última fusión mayor a un dado z_{merger} .

6.4. Conclusiones.

En este trabajo se realizo un estudio dinámico y morfológico del cúmulo A267. Dicho sistema fue clasificado como grupo fósil y como un cúmulo no relajado por diversos autores. Sin embargo es de esperar que los grupos fósiles presenten un estado dinámico relajado y pocas subestructuras.

En la primera parte del trabajo se realizó un estudio dinámico del cúmulo utilizando el software MeSSI en el que se pudo confirmar la presencia de 2 subestructuras principales. Siguiendo con el estudio dinámico, nos centramos en el análisis de la subestructura principal, la cuál esta formada por galaxias dentro de R_{200} . Analizando los datos espectroscópicos y morfológicos de las galaxias dentro de esta región encontramos 2 subestructuras, una de las cuales está en la región virializada del cúmulo mientras que la otra se encuentra en la región de *infalling*.

La presencia de subestructuras dentro de R_{200} también fue confirmada por la distribución bimodal de la emisión en rayos-X y la elongación de los contornos de lentes gravitacionales estimados por *Okabe et al.* [21].

Con el objetivo de estudiar la probabilidad de que un grupo fósil presente subestructu-

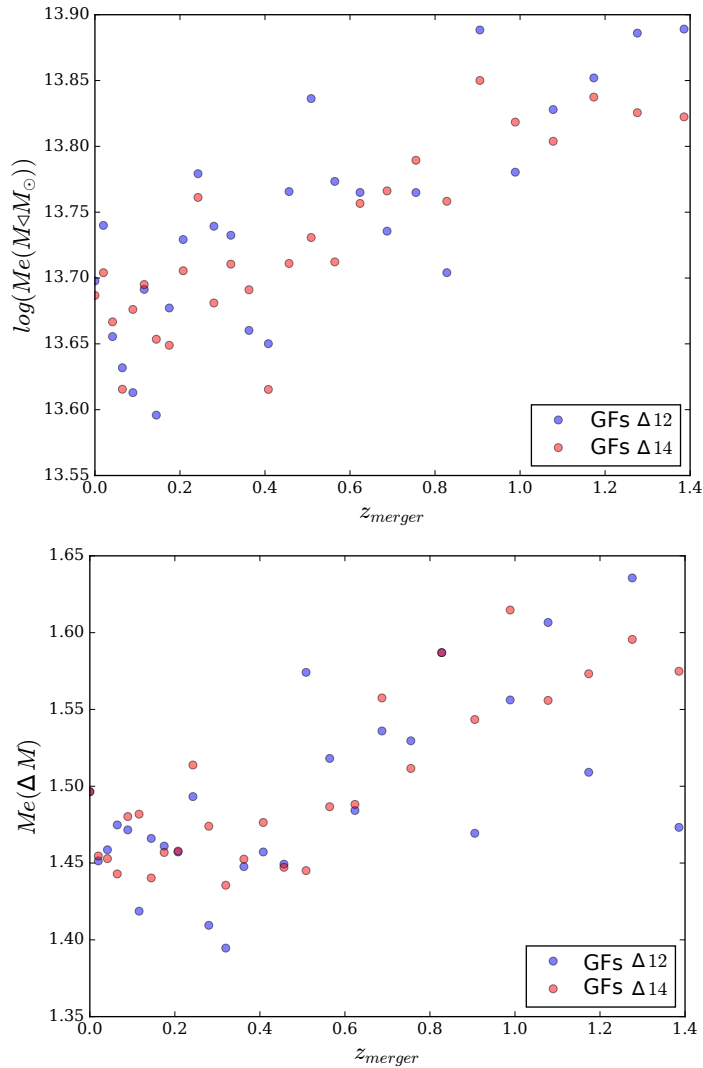


Figura 6.6: *Arriba.*: Masa media de grupos que tuvieron su última fusión mayor a un dado z_{merger} . *Abajo.*: Factor de crecimiento medio de grupos que tuvieron su última fusión mayor a un dado z_{merger} . En azul se muestran los grupos fósiles GF_{12} y en rojo los GF_{14} .

ras, analizamos los árboles de fusión de 2 muestras de grupos fósiles construidas a partir del modelos semi-analítico de *Guo et al.* [14] aplicado a los datos de la simulación cosmológica *Millenium* [29]. Encontramos que aproximadamente el 15 % de los grupos fósiles masivos tuvo una fusión mayor reciente ($z_{merger} < 0.3$), mientras que si analizamos los grupos de masas menores ($< 10^{14} M_{\odot} h^{-1}$) la fracción aumenta hasta un 25 %. Teniendo en cuenta estos resultados es de esperarse que algunos grupos fósiles tengan una fracción de

subestructuras significativa, siendo el cúmulo *A267* un caso particular de este fenómeno.

Bibliografía

- [1] Shadab Alam, Franco D Albareti, Carlos Allende Prieto, Friedrich Anders, Scott F Anderson, Timothy Anderton, Brett H Andrews, Eric Armengaud, Éric Aubourg, Stephen Bailey, et al. The eleventh and twelfth data releases of the sloan digital sky survey: final data from sdss-iii. *The Astrophysical Journal Supplement Series*, 219 (1):12, 2015.
- [2] S. Bardeau, G. Soucail, J.-P. Kneib, O. Czoske, H. Ebeling, P. Hudelot, I. Smail, and G. P. Smith. A CFH12k lensing survey of X-ray luminous galaxy clusters. II. Weak lensing analysis and global correlations. 470:449–466, August 2007. doi: 10.1051/0004-6361:20077443.
- [3] E. Bertin and S. Arnouts. SExtractor: Software for source extraction. 117:393–404, June 1996.
- [4] José Luis Nilo Castellón, M Victoria Alonso, Diego García Lambas, Carlos Valotto, Ana Laura O’Mill, Héctor Cuevas, Eleazar R Carrasco, Amelia Ramírez, José M Astudillo, Felipe Ramos, et al. Low x-ray luminosity galaxy clusters: Main goals, sample selection, photometric and spectroscopic observations. *The Astronomical Journal*, 151(6):151, 2016.
- [5] K. W. Cavagnolo, M. Donahue, G. M. Voit, and M. Sun. Intracluster Medium Entropy Profiles for a Chandra Archival Sample of Galaxy Clusters. 182:12–32, May 2009. doi: 10.1088/0067-0049/182/1/12.
- [6] H. Dahle, N. Kaiser, R. J. Irgens, P. B. Lilje, and S. J. Maddox. Weak Gravitational Lensing by a Sample of X-Ray Luminous Clusters of Galaxies. I. The Data Set. 139: 313–368, April 2002. doi: 10.1086/338678.

- [7] A. A. Dariush, S. Raychaudhury, T. J. Ponman, H. G. Khosroshahi, A. J. Benson, R. G. Bower, and F. Pearce. The mass assembly of galaxy groups and the evolution of the magnitude gap. 405:1873–1887, July 2010. doi: 10.1111/j.1365-2966.2010.16569.x.
- [8] M. de los Rios, M. J. Domínguez R., D. Paz, and M. Merchán. The MeSSI (merging systems identification) algorithm and catalogue. *MNRAS*, 458:226–232, May 2016. doi: 10.1093/mnras/stw215.
- [9] E. D’Onghia and G. Lake. Cold Dark Matter’s Small-Scale Crisis Grows Up. 612: 628–632, September 2004. doi: 10.1086/422794.
- [10] E. D’Onghia, J. Sommer-Larsen, A. D. Romeo, A. Burkert, K. Pedersen, L. Portinari, and J. Rasmussen. The Formation of Fossil Galaxy Groups in the Hierarchical Universe. 630:L109–L112, September 2005. doi: 10.1086/491651.
- [11] A. Dressler and S. A. Shectman. Evidence for substructure in rich clusters of galaxies from radial-velocity measurements. *AJ*, 95:985–995, April 1988. doi: 10.1086/114694.
- [12] P. Eigenthaler and W. W. Zeilinger. The properties of fossil groups of galaxies. *Astronomische Nachrichten*, 330:978, December 2009. doi: 10.1002/asna.200911274.
- [13] G. P. Garmire, M. W. Bautz, P. G. Ford, J. A. Nousek, and G. R. Ricker, Jr. Advanced CCD imaging spectrometer (ACIS) instrument on the Chandra X-ray Observatory. In J. E. Truemper and H. D. Tananbaum, editors, *X-Ray and Gamma-Ray Telescopes and Instruments for Astronomy.*, volume 4851 of *Proceedings of SPIE*, pages 28–44, March 2003. doi: 10.1117/12.461599.
- [14] Q. Guo, S. White, M. Boylan-Kolchin, G. De Lucia, G. Kauffmann, G. Lemson, C. Li, V. Springel, and S. Weinmann. From dwarf spheroidals to cD galaxies: simulating the galaxy population in a Λ CDM cosmology. 413:101–131, May 2011. doi: 10.1111/j.1365-2966.2010.18114.x.
- [15] A. Hou, L. C. Parker, W. E. Harris, and D. J. Wilman. Statistical Tools for Classifying Galaxy Group Dynamics. *ApJ*, 702:1199–1210, September 2009. doi: 10.1088/0004-637X/702/2/1199.

- [16] T. E. Jeltema, C. R. Canizares, M. W. Bautz, and D. A. Buote. The Evolution of Structure in X-Ray Clusters of Galaxies. 624:606–629, May 2005. doi: 10.1086/428940.
- [17] L. R. Jones, T. J. Ponman, A. Horton, A. Babul, H. Ebeling, and D. J. Burke. The nature and space density of fossil groups of galaxies. 343:627–638, August 2003. doi: 10.1046/j.1365-8711.2003.06702.x.
- [18] R. Kale, T. Venturi, S. Giacintucci, D. Dallacasa, R. Cassano, G. Brunetti, G. Macario, and R. Athreya. The Extended GMRT Radio Halo Survey. I. New upper limits on radio halos and mini-halos. 557:A99, September 2013. doi: 10.1051/0004-6361/201321515.
- [19] S. Miyazaki, Y. Komiyama, M. Sekiguchi, S. Okamura, M. Doi, H. Furusawa, M. Hamabe, K. Imi, M. Kimura, F. Nakata, N. Okada, M. Ouchi, K. Shimasaku, M. Yagi, and N. Yasuda. Subaru Prime Focus Camera – Suprime-Cam. 54:833–853, December 2002. doi: 10.1093/pasj/54.6.833.
- [20] A. G. Noble, T. M. A. Webb, A. Muzzin, G. Wilson, H. K. C. Yee, and R. F. J. van der Burg. A Kinematic Approach to Assessing Environmental Effects: Star-forming Galaxies in a $z \sim 0.9$ SpARCS Cluster Using Spitzer 24 μm Observations. *ApJ*, 768: 118, May 2013. doi: 10.1088/0004-637X/768/2/118.
- [21] N. Okabe, M. Takada, K. Umetsu, T. Futamase, and G. P. Smith. LoCuSS: Subaru Weak Lensing Study of 30 Galaxy Clusters. 62:811–870, June 2010. doi: 10.1093/pasj/62.3.811.
- [22] G. W. Pratt, E. Pointecouteau, M. Arnaud, and R. F. J. van der Burg. The hot gas content of fossil galaxy clusters. 590:L1, May 2016. doi: 10.1051/0004-6361/201628462.
- [23] K. Rines, M. J. Geller, A. Diaferio, and M. J. Kurtz. Measuring the Ultimate Halo Mass of Galaxy Clusters: Redshifts and Mass Profiles from the Hectospec Cluster Survey (HeCS). 767:15, April 2013. doi: 10.1088/0004-637X/767/1/15.

- [24] M. Schirmer. THELI: Convenient Reduction of Optical, Near-infrared, and Mid-infrared Imaging Data. *Astrophys. J. Suppl. Ser.*, 209:21, December 2013. doi: 10.1088/0067-0049/209/2/21.
- [25] M. Schirmer, E. R. Carrasco, P. Pessev, V. Garrel, C. Winge, B. Neichel, and F. Vidal. Gemini Frontier Fields: Wide-field Adaptive Optics K_s -band Imaging of the Galaxy Clusters MACS J0416.1-2403 and Abell 2744. *Astrophys. J. Suppl. Ser.*, 217:33, April 2015. doi: 10.1088/0067-0049/217/2/33.
- [26] Luca Scrucca, Michael Fop, Thomas Brendan Murphy, and Adrian E. Raftery. mclust 5: clustering, classification and density estimation using Gaussian finite mixture models. *The R Journal*, 8(1):205–233, 2016.
- [27] G. P. Smith, J.-P. Kneib, I. Smail, P. Mazzotta, H. Ebeling, and O. Czoske. A Hubble Space Telescope lensing survey of X-ray luminous galaxy clusters - IV. Mass, structure and thermodynamics of cluster cores at $z = 0.2$. 359:417–446, May 2005. doi: 10.1111/j.1365-2966.2005.08911.x.
- [28] D. N. Spergel, L. Verde, H. V. Peiris, E. Komatsu, M. R.olta, C. L. Bennett, M. Halpern, G. Hinshaw, N. Jarosik, A. Kogut, M. Limon, S. S. Meyer, L. Page, G. S. Tucker, J. L. Weiland, E. Wollack, and E. L. Wright. First-Year Wilkinson Microwave Anisotropy Probe (WMAP) Observations: Determination of Cosmological Parameters. 148:175–194, September 2003. doi: 10.1086/377226.
- [29] V. Springel, S. D. M. White, A. Jenkins, C. S. Frenk, N. Yoshida, L. Gao, J. Navarro, R. Thacker, D. Croton, J. Helly, J. A. Peacock, S. Cole, P. Thomas, H. Couchman, A. Evrard, J. Colberg, and F. Pearce. Simulations of the formation, evolution and clustering of galaxies and quasars. 435:629–636, June 2005. doi: 10.1038/nature03597.
- [30] M. S. Yagi, Nao, H. Yamanoi, H. Furusawa, F. Nakata, and Y. Komiyama. Re-Calibration of SDF/SXDS Photometric Catalogs of Suprime-Cam with SDSS Data Release 8. *Pub. Astron. Soc. Jap.*, 65:22, February 2013. doi: 10.1093/pasj/65.1.22.
- [31] S. Zarattini, R. Barrena, M. Girardi, N. Castro-Rodriguez, W. Boschin, J. A. L. Aguerri, J. Méndez-Abreu, R. Sánchez-Janssen, C. Catalán-Torrecilla, E. M. Cor-

-
- sini, C. del Burgo, E. D’Onghia, N. Herrera-Ruiz, J. Iglesias-Páramo, E. Jimenez Bailon, M. Lozada Muoz, N. Napolitano, and J. M. Vilchez. Fossil group origins. IV. Characterization of the sample and observational properties of fossil systems. 565: A116, May 2014. doi: 10.1051/0004-6361/201323351.
- [32] S. Zarattini, M. Girardi, J. A. L. Aguerri, W. Boschin, R. Barrena, C. del Burgo, N. Castro-Rodriguez, E. M. Corsini, E. D’Onghia, A. Kundert, J. Méndez-Abreu, and R. Sánchez-Janssen. Fossil group origins. VII. Galaxy substructures in fossil systems. 586:A63, February 2016. doi: 10.1051/0004-6361/201527175.

Capítulo 7

Estudio sobre la distribución angular de los parámetros cosmológicos.

En este capítulo se presentarán los resultados del estudio del fondo cósmico de microondas mediante técnicas de aprendizaje automático supervisado y no supervisado. Estas técnicas permitieron estudiar los datos del CMB de una manera novedosa e independiente del modelo cosmológico estándar. Dichos estudios dieron como resultado el software `CosmoML`, el cuál permite estimar los parámetros cosmológicos utilizando como variable predictora o *feature* el espectro de potencia de temperaturas del CMB. Si bien, dicho algoritmo no mejora la precisión de las mediciones realizadas mediante los métodos tradicionales, si reduce significativamente el tiempo de cómputo. Otra ventaja de este nuevo enfoque, es la capacidad de añadir fácilmente nuevos *features* provenientes de diferentes observaciones cosmológicas (BAO, supernovas, Efecto Sunyaev-Zeldovich, etc.) y analizarlos de una manera homogénea.

7.1. Sobre el espectro de potencias de temperaturas del fondo cósmico de microondas.

En el capítulo 1 se introdujo el modelo cosmológico estándar, el cuál describe las características principales del universo asumiendo homogeneidad e isotropía, y que los diferentes fluidos que componen el universo no interactúan entre sí. Sin embargo es importante

destacar que estas son aproximaciones y que para poder describir algunos fenómenos con mayor precisión, como por ejemplo el fondo cósmico de microondas, es necesario tener en cuenta las pequeñas inhomogeneidades en la distribución de materia y energía y las interacciones entre los diferentes fluidos.

Teniendo en cuenta las pequeñas inhomogeneidades en la distribución de los fluidos, estas producirán inhomogeneidades en la métrica, las cuales se pueden modelar agregando un termino perturbativo a la métrica FRW (ver Ec. 1.2). Si trabajamos en el *gauge Newtoniano*, también llamado conforme, dichas perturbaciones se codifican en 2 funciones ψ y ϕ que dependen tanto de las coordenadas espaciales como del tiempo [9]:

$$ds^2 = a^2(t) [-(1 + 2\psi)dt^2 + (1 - 2\phi)dx^i dx_i] \quad (7.1)$$

Por otro lado para modelar las interacciones entre los diferentes fluidos es necesario estudiar las ecuaciones de Boltzmann, las cuales describen la variación temporal de la función distribución en el espacio de fases de cada fluido teniendo en cuenta las interacciones entre los mismos:

$$\frac{df_s(x^i, P_i, t)}{dt} = \frac{\partial f_s}{\partial t} + \frac{dx^i}{dt} \frac{\partial f_s}{\partial x^i} + \frac{dP_i}{dt} \frac{\partial f_s}{\partial P_i} = C[f_s] \quad (7.2)$$

donde $f_s(x^i, P_i, t)$ es la función distribución de un dado fluido s , que describe la distribución de dicho fluido en el espacio de fase y $C[f_s]$ es un término que tienen en cuenta las interacciones de dicho fluido con las demás componentes presentes en el universo.

Siguiendo con las definiciones introducidas en *Ma & Bertschinger 1995* [9], es conveniente escribir a la función distribución de un dado fluido como la distribución de orden 0 que tendría dicho fluido en un universo homogéneo, isotrópico y sin tener en cuenta las interacciones, más un termino perturbativo $\Psi_s(x^i, P_i, t)$:

$$f_s(x^i, P_j, t) = f_{s0}(P)[1 + \Psi_s(x^i, P_j, t)] \quad (7.3)$$

Teniendo en cuenta dicha función distribución, podemos escribir el tensor energía-momento como:

$$T_{\mu,\nu} = \int dP_1 dP_2 dP_3 (-g)^{-1/2} \frac{P_\mu P_\nu}{P^0} f(x^i, P_j, t) \quad (7.4)$$

7.1. Sobre el espectro de potencias de temperaturas del fondo c3smico de microondas 77

Definiendo $q_i \equiv P_i/(1 - \phi) = qn_i$, con $n^i n_i = \delta_{ij} n^i n^j = 1$ y teniendo en cuenta las dependencias angulares, este tensor se puede reescribir en forma simplificada como:

$$T_0^0 = -a^{-4} \int q^2 dq d\Omega \sqrt{q^2 + m^2 a^2} f_0(q) (1 + \Psi) \quad (7.5)$$

$$T_i^0 = a^{-4} \int q^2 dq d\Omega q n_i f_0(q) \Psi \quad (7.6)$$

$$T_j^i = a^4 \int q^2 dq d\Omega \frac{q^2 n_i n_j}{\sqrt{q^2 + m^2 a^2}} f_0(q) (1 + \Psi) \quad (7.7)$$

Finalmente podemos relacionar las distintas componentes del tensor energ3a-momento con las propiedades f3sicas de un fluido, de manera an3loga a lo realizado en la ecuaci3n 1.3 para un universo homog3neo e isotr3pico.

$$T_0^0 = -(\rho + \delta\rho) \quad (7.8)$$

$$T_i^0 = (\rho + P)v_i \quad (7.9)$$

$$T_j^i = (P + \delta P)\delta_j^i + \Sigma_j^i, \quad \Sigma_i^i = 0 \quad (7.10)$$

Trabajando en el espacio de Fourier podemos definir las variables θ y σ de la siguiente manera:

$$(\rho + P)\theta \equiv ik^j T_j^0 \quad (7.11)$$

$$(\rho + P)\sigma \equiv -(\hat{k}_i \hat{k}_j - \frac{1}{3}\delta_{ij})\Sigma_j^i \quad (7.12)$$

Resolviendo las ecuaciones 7.2 para cada fluido (materia oscura, fotones, neutrinos y bariones) teniendo en cuenta la interacci3n entre bariones y fotones mediante el *scattering* de Compton y suponiendo que la materia oscura no presenta interacciones con ninguna

partícula del modelo estándar, las distribuciones de las diferentes componentes resultan:

$$\begin{aligned}
 & \text{Fotones} & (7.13) \\
 & \delta_\gamma = -\frac{4}{3}\theta_\gamma + 4\dot{\phi} \\
 & \dot{\theta}_\gamma = k^2\left(\frac{\delta_\gamma}{4} - \sigma_\gamma\right) + k^2\psi + \kappa^2(\theta_b - \theta_\gamma) \\
 & \text{Neutrinos} \\
 & \delta_\nu = -\frac{4}{3}\theta_\nu + 4\dot{\phi} \\
 & \dot{\theta}_\nu = k^2\left(\frac{\delta_\nu}{4} - \sigma_\nu\right) + k^2\psi \\
 & \text{Materia Oscura} \\
 & \dot{\delta}_{DM} = -3\dot{\phi} - \theta_{DM} \\
 & \dot{\theta}_{DM} = -\frac{\dot{a}}{a}\theta_{DM} + k^2\psi \\
 & \text{Materia barionica} \\
 & \dot{\delta}_b = -3\dot{\phi} - \theta_b \\
 & \dot{\theta}_b = -\frac{\dot{a}}{a}\theta_b + k^2\psi + k^2c_s^2\delta_b - R\dot{\kappa}(\theta_b - \theta_\gamma)
 \end{aligned}$$

Es interesante notar la similitud entre las ecuaciones de los bariones y de la materia oscura. Esto se debe a que ambas componentes son no relativistas y presentan una ecuación de estado $w = 0$. Sin embargo podemos ver que en la ecuación para los bariones existe un término extra ($k^2c_s^2\delta_b - R\dot{\kappa}(\theta_b - \theta_\gamma)$) que proviene de la interacción entre los bariones y los fotones mediante el *scattering* de Compton.

De manera análoga, las ecuaciones para los fotones son muy similares a las ecuaciones para los neutrinos, debido a que ambas componentes son relativistas y tienen una ecuación de estado $w = 1/3$. Nuevamente la única diferencia radica en el término extra en el caso de los fotones ($k^2\psi + \kappa^2(\theta_b - \theta_\gamma)$) que proviene de su interacción con los bariones.

Finalmente dado un set de parámetros cosmológicos y resolviendo el set de ecuaciones 7.13, podemos obtener las perturbaciones a la distribución de fotones, que se traducirán en pequeñas perturbaciones en la temperatura Δ_T de dichos fotones. Finalmente serán estas anisotropías en temperatura (y polarización) las que observaremos en el fondo cósmico de microondas. Teniendo en cuenta la topología esférica del problema, podemos describir las anisotropías en temperatura mediante armónicas esféricas:

$$\Delta_T(\vec{x}) = \sum_{l=1}^{\infty} \sum_{m=-l}^l a_{lm}(\vec{x}) Y_{lm} \quad (7.14)$$

Teniendo en cuenta la naturaleza estadística de este análisis, no se puede predecir exactamente la temperatura que tendrá la distribución de fotones proveniente de una dada dirección. Sin embargo, se puede predecir el espectro de potencias C_l de dicha distribución, el cuál queda definido por:

$$\langle a_{lm} a_{l'm'}^* \rangle = \delta_{ll'} \delta_{mm'} C_l \quad (7.15)$$

Donde $\langle \rangle$ se refiere a un promedio angular. Finalmente será este espectro de potencias (C_l) el observable fundamental con el que trabajaremos.

7.2. Análisis de componentes principales de los espectros de potencia.

Como se introdujo en el Capítulo 2, para trabajar con métodos de aprendizaje automático es necesario contar con un set de datos que contenga toda la información relevante para nuestro problema. Para este trabajo calculamos los espectros de potencia para 5000 cosmologías variando de manera aleatoria $\Omega_m h^2$, $\Omega_b h^2$, Ω_k , H_0 , n , A_s y τ dentro de un intervalo alrededor de los parámetros estimados por Planck [11]. Además agregaremos como parámetro independiente $10^9 A_s e^{-2\tau}$.

Dado un set de parámetros cosmológicos podemos resolver el set de ecuaciones 7.13 y obtener el espectro de potencia de temperaturas que se observaría en un universo con dichos parámetros (Ver ecuación 7.15). Existen diversos programas que realizan dichos cálculos de manera numérica. En este capítulo haremos un uso intensivo del software CAMB (Code for Anisotropies in the Microwave Background)¹ para calcular los espectros de potencias correspondiente a diferentes modelos cosmológicos.

En la figura 7.1 se pueden ver ejemplos de algunos espectros calculados para diferentes cosmologías.

En la tabla 7.1 se presentan los intervalos utilizados en cada parámetro para construir el set de entrenamiento.

¹<https://camb.info/>

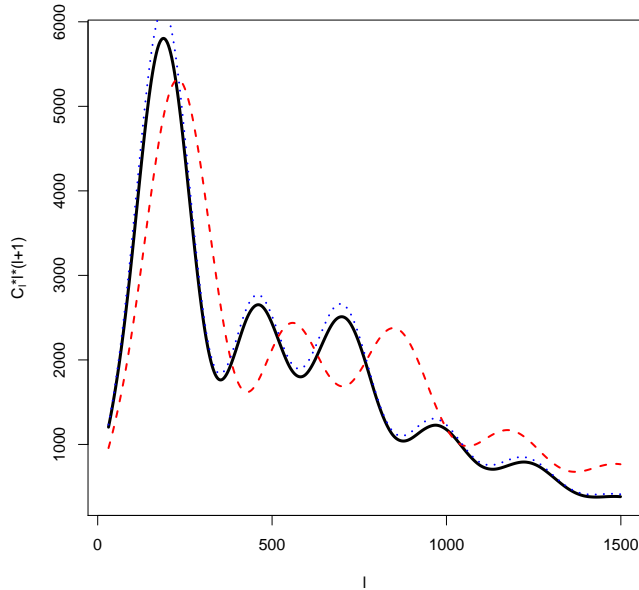


Figura 7.1: Ejemplos de espectros de potencia calculados con CAMB para diferentes set de parámetros cosmológicos.

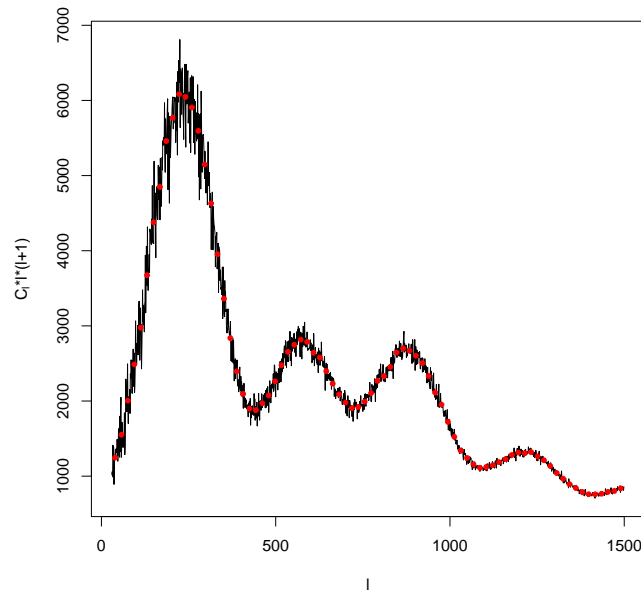
Es importante remarcar que dichos espectros son teóricos, es decir que provienen de la resolución numérica de las ecuaciones de Boltzmann-Einstein 7.13. Sin embargo el espectro estimado a partir de la medición de las anisotropías en temperatura en todo el cielo sufre de distintos problemas observacionales como la contaminación de anisotropías secundarias, la resolución del instrumento de medición, etc. que introducen errores en la medición. Para tener un set de espectros simulados similares a los que se observan construimos, para cada uno de los espectros calculados numéricamente, un mapa de temperatura simulado con la misma resolución que los mapas de Planck mediante la función `sphtfunc.synfast` del software `healpy`² [4]. Luego mediante la función `anafast`, del mismo software, calculamos el espectro correspondiente a dicho mapa de temperatura. De esta manera simulamos los errores introducidos por la resolución del instrumento. Finalmente, para disminuir al máximo los errores introducidos por la resolución del instrumento es común trabajar con un espectro bineado. En nuestro caso utilizaremos 80 bines, ya que si utilizamos una menor cantidad de bines se pierde información relevan-

²<http://healpix.sourceforge.net>

Parámetro	Mínimo	Máximo	Planck
$\Omega_m h^2$	0.1131	0.1263	0.1197
$\Omega_b h^2$	0.02131	0.02269	0.022
Ω_k	-0.1	0.1	0
H_0	62.31	72.31	67.31
n	0.9469	0.9841	0.9655
A_s	$1.988 * 10^{-9}$	$2.408 * 10^{-9}$	$2.198 * 10^{-9}$
τ	0.021	0.1349	0.078

Tabla 7.1: Intervalos estudiados para cada parámetro cosmológico.

te, mientras que si se aumenta demasiado dicho bineado se comienza a modelar los errores producidos por la resolución del instrumento. En la figura 7.2 se puede ver un ejemplo de un espectro de potencia medido en todo el cielo y su correspondiente bineado.

Figura 7.2: Ejemplo de un espectro *full-sky* (línea negra) superpuesto a los bins estimados (puntos rojos).

Vale aclarar que los mapas de Planck que utilizaremos en la sección 7.4.3 fueron previamente reducidos para disminuir la contaminación de anisotropías secundarias, por lo que no es necesario introducir dichos errores en nuestros mapas simulados.

En la figura 7.3 se puede ver la muestra final de espectros simulados para el conjunto de cosmologías previamente descrito.

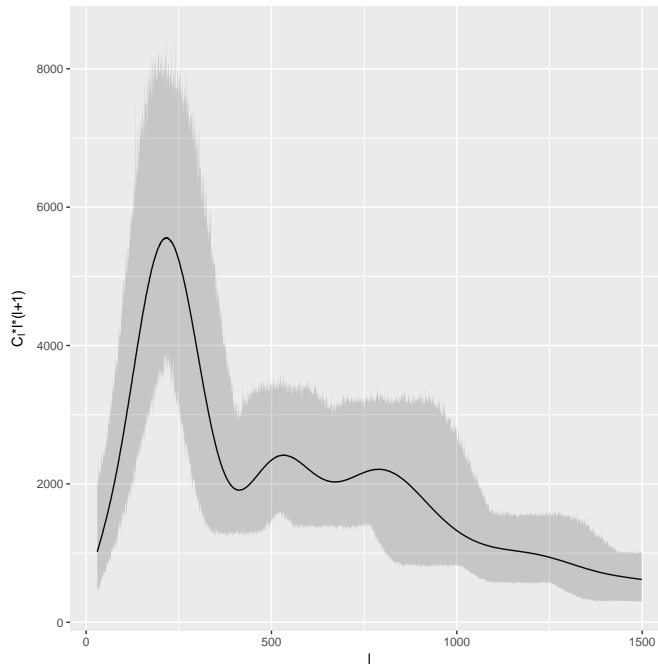


Figura 7.3: Espectros de potencia de los diferentes modelos cosmológicos que serán utilizados en los análisis de aprendizaje automático.

Como primer paso para estudiar un conjunto de datos es común realizar un análisis de componentes principales (ver sección 2.2.1), el cuál nos brinda información entre las correlaciones de los diferentes *features* (en este caso los bins de los espectros de potencia) y nos puede servir para reducir la dimensionalidad del problema.

Al realizar dicho análisis al conjunto de espectros de potencia, encontramos que solo las primeras 8 componentes son importantes, representado más del 99 % de la varianza de los datos. Dicho en otras palabras, con solo los valores de las primeras 8 componentes se puede reconstruir cualquier espectro (dentro de los intervalos estudiados) con un error menor al 1 %. En la tabla 7.2 se pueden ver la importancia relativa de las primeras 10 componentes principales.

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
% Varianza	.641	.239	.0894	.016	.0026	.0019	.000702	.00068	.00064	.00063
Varianza Acumulada	.641	.88	.9694	.9854	.988	.9899	.9906	.9913	.99194	.99257

Tabla 7.2: Importancia relativa de las primeras 10 componentes principales de los espectros.

7.2.1. Técnicas de Aprendizaje no supervisado aplicadas a las componentes principales.

Habiendo encontrado las componentes principales que describen nuestro conjunto de datos, es natural analizar las correlaciones entre dichas componentes y los parámetros cosmológicos.

En la figura 7.4 se muestra, de manera esquemática, las relaciones existentes entre las primeras 8 componentes principales y los parámetros cosmológicos. Como se puede ver hay parámetros que guardan una fuerte correlación con alguna de las componentes (ver por ejemplo la correlación entre la primera componente $C1$ y Ω_k), mientras que otros parámetros cosmológicos (H_0) parecen no tener ninguna relación con estas componentes. Este tipo de análisis nos demuestra rápidamente que dichas componentes se pueden utilizar como *features* para predecir alguno de los principales parámetros cosmológicos.

Siguiendo con el análisis de los espectros mediante técnicas de aprendizaje no supervisado, es natural preguntarse si los espectros correspondientes a diferentes modelos cosmológicos se agrupan en distintas zonas en el espacio de *features*. Para esto realizamos una mixtura de gaussianas (ver sección 2.2.1), con el paquete `Mclust` [14] de R, sobre el espacio de *features* sin utilizar información sobre los parámetros cosmológicos. En la figura 7.5 se muestran los modelos cosmológicos en el espacio $\Omega_m h^2 - \Omega_k$, distinguiendo por colores los grupos encontrados por la mixtura de Gaussianas. Es importante resaltar que dicho algoritmo solo estudia las componentes principales calculadas de los espectros sin información de los parámetros cosmológicos que dieron lugar a dichos espectros. Se puede ver como, naturalmente, se agrupan cosmologías que comparten el mismo Ω_k . Esto puede entenderse ya que existe una fuerte correlación entre dicho parámetro y las componentes principales, especialmente con la primera componente principal $C1$. Como se verá más adelante, estas correlaciones influyen de manera directa para que la curvatura sea el

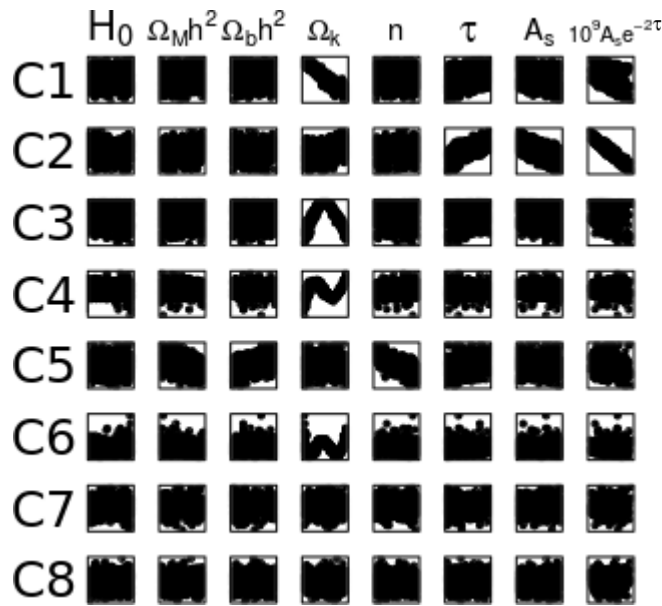


Figura 7.4: Correlación entre las 8 primeras componentes principales y los parámetros cosmológicos.

parámetro cosmológico mejor predicho por los algoritmos de aprendizaje automático.

7.3. *CosmoML*: Estimación de los parámetros cosmológicos mediante métodos de aprendizaje automático supervisado.

Como se vio en la sección anterior, existen diferentes correlaciones entre las componentes principales y los parámetros cosmológicos. Esto quiere decir que estudiando dichas relaciones es posible predecir los parámetros cosmológicos utilizando las componentes principales de un dado espectro.

La manera tradicional de estimar los parámetros cosmológicos utilizando el espectro del CMB es a través de una exploración extensiva en el espacio de parámetros cosmológicos de interés mediante cadenas de Markov Monte Carlo. Este método tiene la ventaja de que no solo nos permite estimar los parámetros que mejor ajustan un dado espectro, sino que también nos brinda información sobre las covarianzas de dichos parámetros alrededor de los valores que mejor ajustan. Sin embargo, la principal desventaja de estos algoritmos

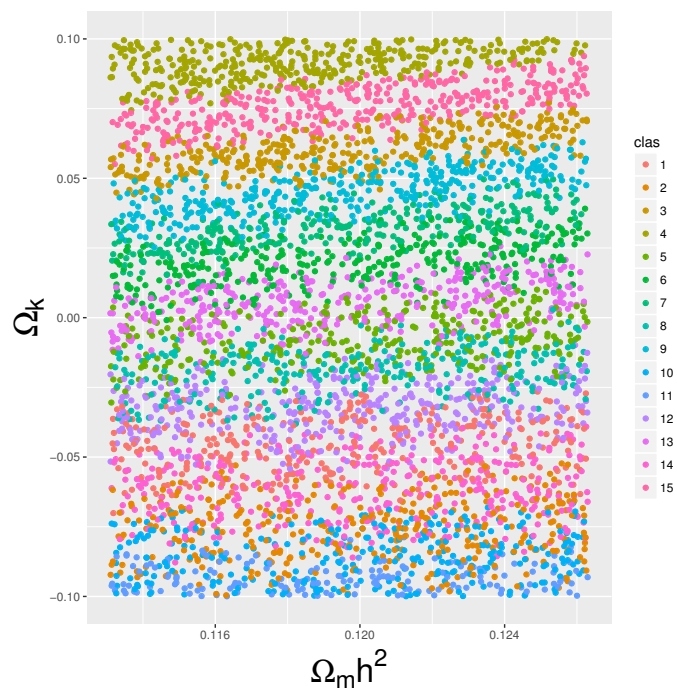


Figura 7.5: Modelos cosmológicos pertenecientes a los mismos grupos encontrados por `mclust` en el espacio $\Omega_m h^2$ - Ω_k .

es que consumen mucho tiempo, sobretodo cuando se quieren explorar espacios multidimensionales como los de interés cosmológico en los que se trabaja típicamente con más de 6 variables.

Otra desventaja de los métodos tradicionales es la dificultad de combinar datos provenientes de diferentes pruebas cosmológicas (BAO, CMB, supernovas, etc.), ya que dichas técnicas utilizan el teorema de Bayes para estimar la probabilidad de un dada observación de venir de un dado set de parámetros cosmológicos. Para estimar esta probabilidad es necesario conocer el *likelihood* de los diferentes set de datos combinados, lo cuál es muy difícil de obtener analíticamente y suele requerir de grandes simulaciones para su estimación.

Teniendo en cuenta esto, decidimos realizar un algoritmo de aprendizaje automático supervisado que estime los parámetros cosmológicos utilizando como *features* las componentes principales del espectro de potencia del CMB. Estas técnicas tienen la capacidad de estimar los parámetros que mejor ajustan un dado espectro de una manera más eficiente computacionalmente que la tradicional, pero sufre la desventaja de no poder brindar información sobre el espacio de parámetros alrededor de los valores que mejor ajustan. Por otro lado, teniendo en cuenta la manera en que funcionan los métodos de aprendizaje automático, resulta muy sencillo añadir *features* que contengan información de diferentes pruebas cosmológicas. En la sección 7.3.1 se analizará un 'modelo de juguete' que permite entender como mejoraría la estimación de los parámetros cosmológicos si se añade como *feature* información sobre el diagrama de Hubble de las supernovas.

Como vimos en el Capítulo 2 el punto de partida de cualquier método de aprendizaje automático supervisado es un set de datos en los que conozcamos tanto las variables predictoras, o *features*, (en este caso las componentes principales de cada espectro) como las variables que queremos predecir (en este caso los parámetros cosmológicos). Utilizando el set de datos construido previamente mediante simulaciones numéricas (ver sección 7.2) estudiamos 3 técnicas de aprendizaje automático pertenecientes a la librería *caret* [8] de R: *Random Forest*, *Support Vector Machine* y *K-Nearest Neighbour*. Vale aclarar que debido a que dichos algoritmos están diseñados para predecir una sola variable utilizando n variables predictoras, fue necesario entrenar un modelo diferente para cada parámetro cosmológico.

Para evitar *overfitting* dividimos el set de datos aleatoriamente en 2 conjuntos indepen-

dientes, un set de entrenamiento y un set de testeo, y luego entrenamos dichos algoritmos utilizando el set de entrenamiento. Una vez entrenados los algoritmos, podemos estimar los parámetros cosmológicos correspondientes al set de testeo, para luego compararlos con los parámetros reales.

En las figuras 7.6 y 7.7 se puede ver la comparación entre los parámetros cosmológicos predichos y los reales para el set de testeo con los 3 métodos de aprendizaje automático supervisado previamente descritos.

Para cuantificar el error cometido en las predicciones conviene definir el siguiente estadístico:

$$\chi^2 = \sum_i^n \frac{(\Omega_{i,real} - \Omega_{i,predicho})^2}{n - 1} \quad (7.16)$$

donde $\Omega_{i,real}$ y $\Omega_{i,predicho}$ son los valores reales y predichos de cada parámetro para cada modelo cosmológico perteneciente al set de testeo.

Como puede verse, todos los algoritmos predicen con buena precisión todos los parámetros cosmológicos con la excepción de la constante de Hubble.

En un principio esto podría ser debido a que no se están analizando los *features* adecuados, es decir que las variables predictoras no tienen la suficiente información para predecir H_0 . Para verificar esto, realizamos el mismo análisis pero agregando nuevos *features*, como ser: la posición (es decir el multipolo) de los máximos y mínimos de cada espectro, el valor (es decir $C_{ll}(l + 1)$) de dichos máximos y mínimos, el cociente entre los diferentes máximos, el cociente entre los diferentes mínimos y el cociente entre máximos y mínimos. En las figuras 7.8 y 7.9 se muestra la comparación entre los parámetros cosmológicos predichos y los reales para el set de testeo con los 3 métodos de aprendizaje automático supervisado previamente descritos utilizando el set de *features* extendido. Como puede verse, inclusive en este nuevo espacio de *features* los algoritmos tienen una mala estimación de H_0 . Si bien esto no descarta la posibilidad de que exista otro espacio de *features* no estudiado por nosotros con el cuál se pueda conseguir una buena estimación en dicho parámetro, este análisis indica que para estimar H_0 es necesario continuar con los métodos tradicionales o agregar información de otras pruebas cosmológicas.

En la tabla 7.3 se resumen los resultados del estadístico χ de los diferentes algoritmos. Puede verse que el algoritmo que mejor performance tiene a la hora de predecir los parámetros cosmológicos es el *Support Vector Machine*.

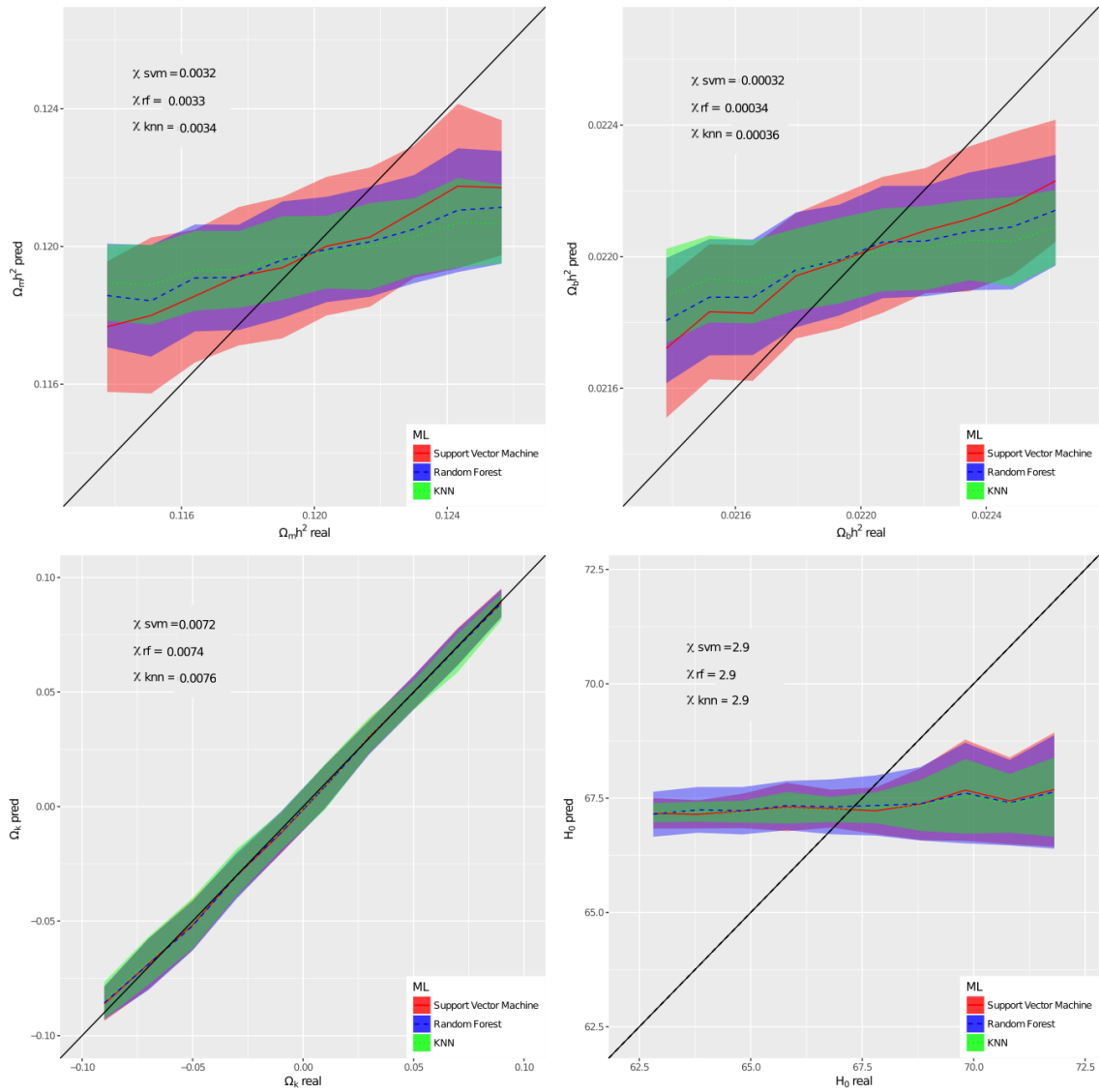


Figura 7.6: Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de prueba.

Finalmente, luego de haber entrenado los diferentes modelos de aprendizaje automático, podemos realizar un estudio sobre la importancia relativa de los *features* utilizados para realizar las predicciones. En las figuras 7.10 y 7.11 se pueden ver las importancias relativas de los diferentes *features* a la hora de estimar cada uno de los parámetros cosmológicos utilizando el algoritmo *Support Vector Machine* previamente entrenado.

Como puede verse la estimación de $\Omega_m h^2$, $\Omega_b h^2$ y n depende principalmente de la

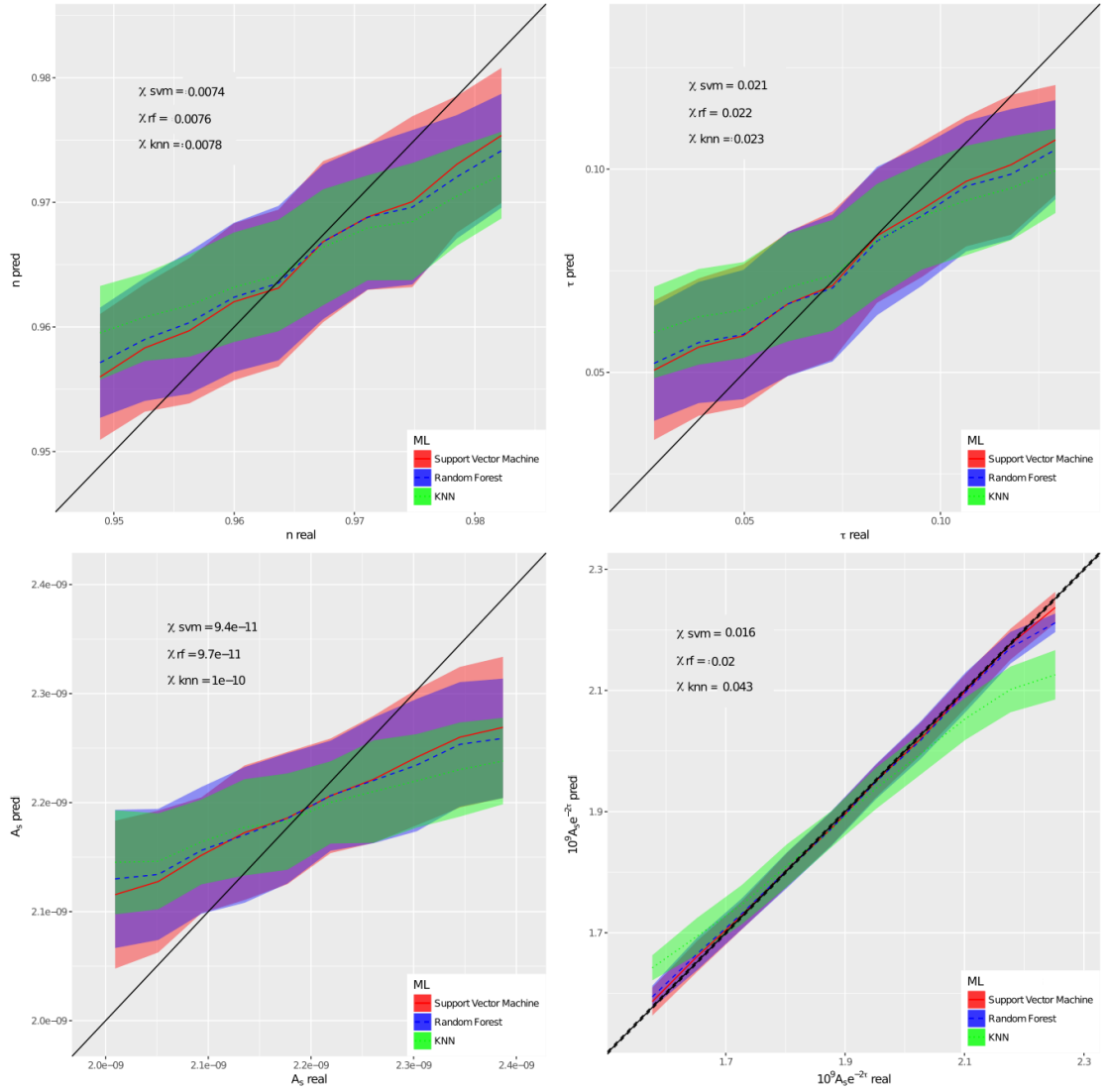


Figura 7.7: Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.

Modelo	$\Omega_m h^2$	Ω_k	$\Omega_b h^2$	H_0	τ	n	$A_s [10^{-11}]$	$10^9 A_s e^{-2\tau}$
RF	0.0032	0.0073	0.00030	2.9	0.021	0.007	9.1	0.016
KNN	0.0033	0.0083	0.00032	2.8	0.021	0.0073	9.4	0.031
SVM	0.0031	0.0071	0.00029	2.9	0.020	0.007	8.8	0.016

Tabla 7.3: Rendimiento, cuantificado mediante el estadístico χ , de los diferentes métodos de aprendizaje automático al estimar los parámetros cosmológicos.

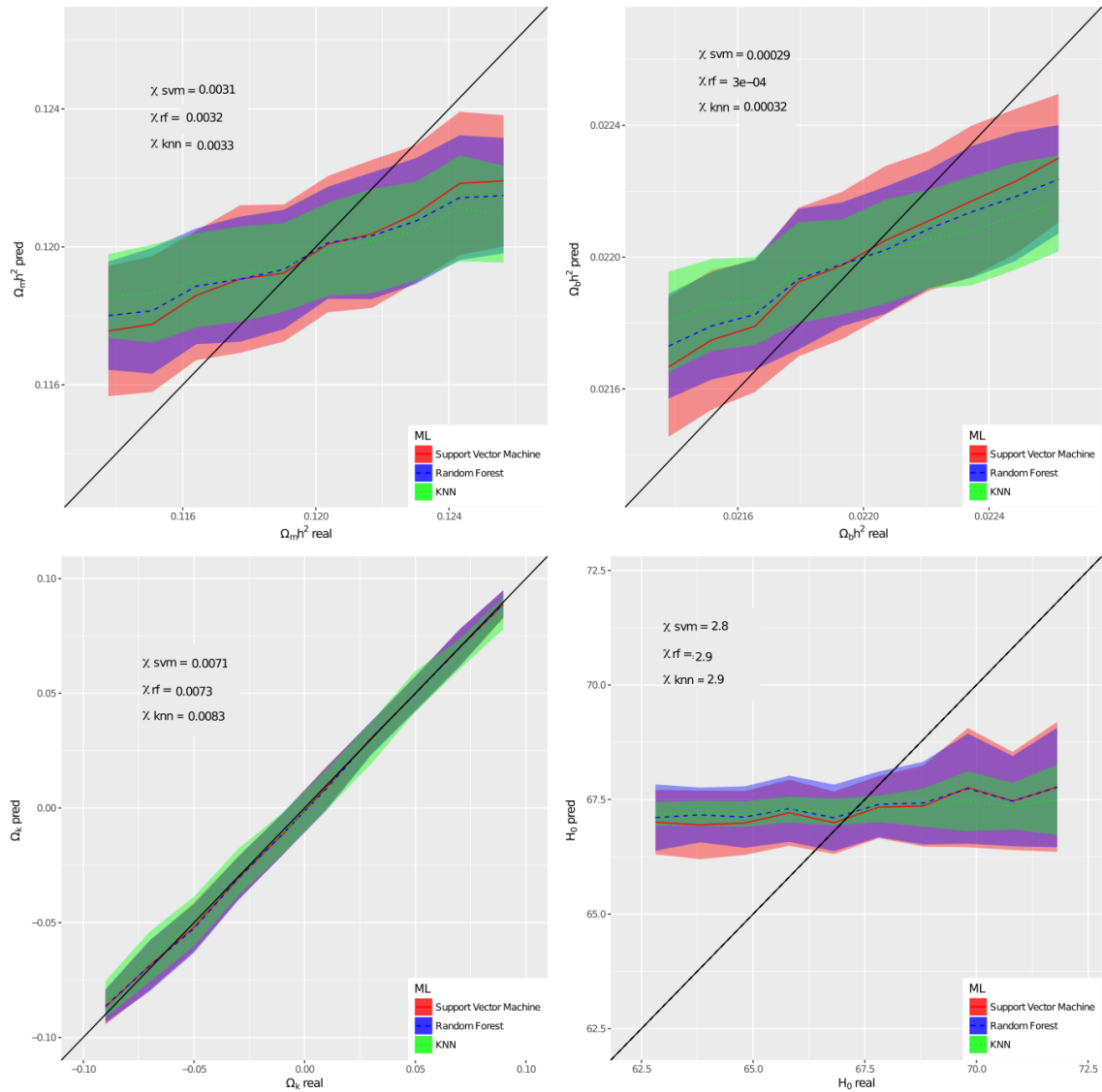


Figura 7.8: Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado en el espacio de *features* extendido y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.

componente principal 5, lo que concuerda con las correlaciones graficadas en la figura 7.4. Notar que si bien existe una correlación entre estos parámetros y la componente 5, dicha correlación tiene un cierto *scatter*, lo que se traduce en incertidumbres a la hora de estimar estos parámetros cosmológicos mediante aprendizaje supervisado.

Por otro lado la estimación de τ , A_s y $10^9 A_s e^{-2\tau}$ dependen principalmente de la com-

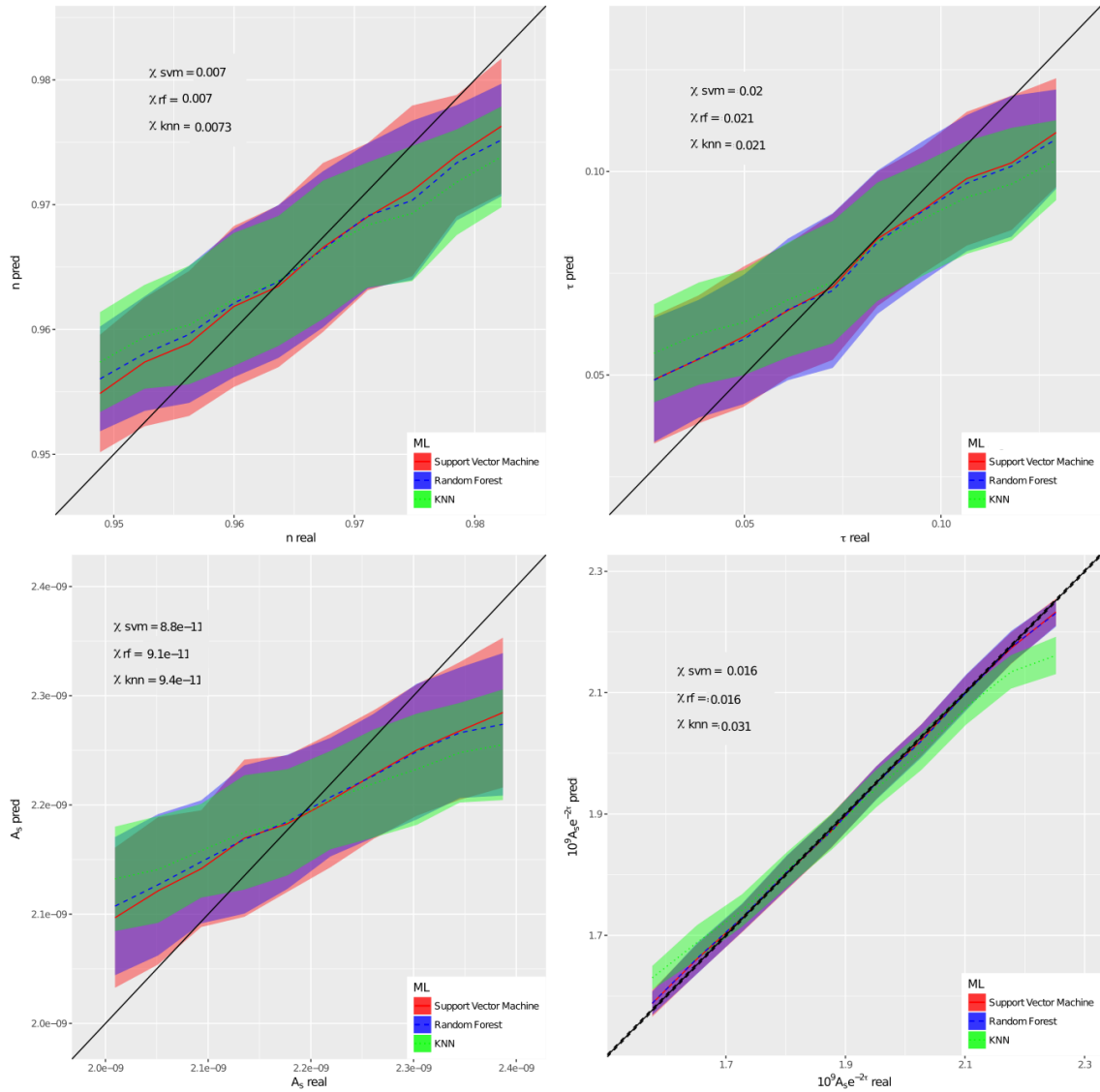


Figura 7.9: Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado en el espacio de *features* extendido y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.

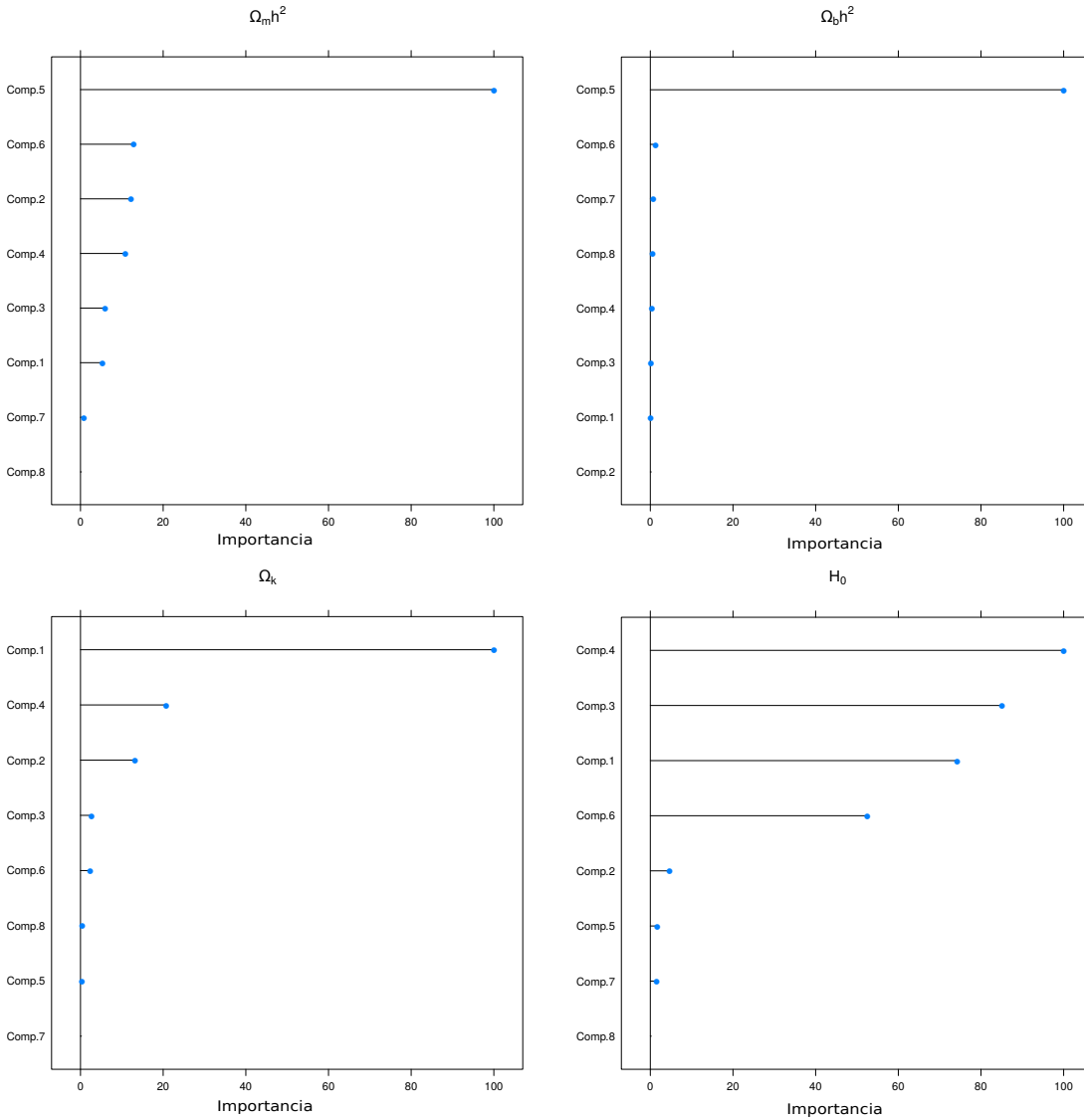


Figura 7.10: Importancia relativa de los diferentes *features* a la hora de predecir los parámetros cosmológicos.

ponente principal 2. Nuevamente esto concuerda con lo graficado en la figura 7.4.

Finalmente, la estimación en Ω_k depende de la componente principal 1, con la cuál guarda una fuerte correlación (Ver figura 7.4) con un bajo *scatter*. Además dicho parámetro también tiene una gran correlación con otras componentes, lo que lleva a que su estimación sea la de menor incertidumbre.

Como se vio en la figura 7.6 la estimación de la constante de Hubble H_0 mediante

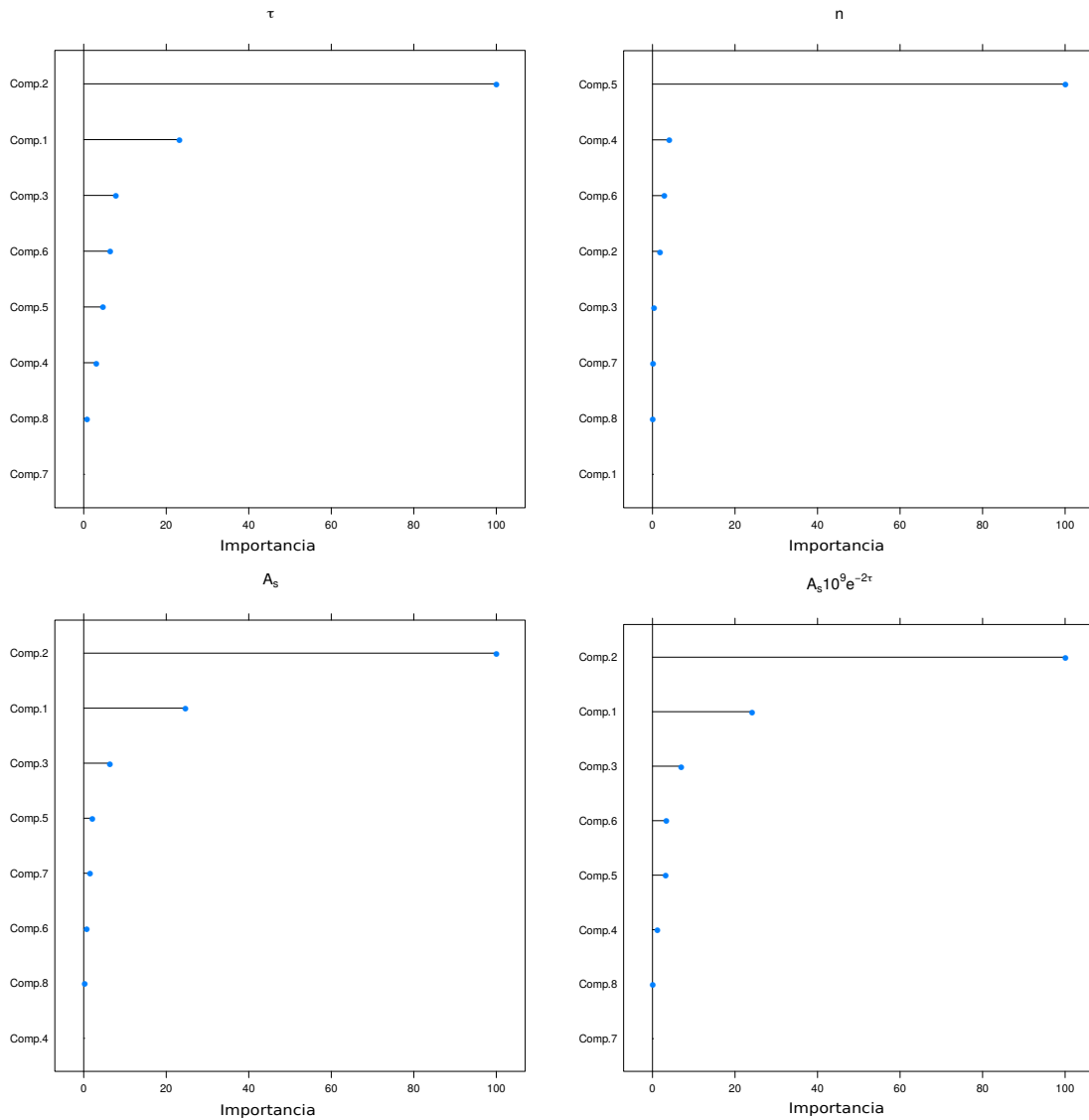


Figura 7.11: Importancia relativa de los diferentes *features* a la hora de predecir los parámetros cosmológicos.

técnicas de aprendizaje supervisado tiene una gran incertidumbre. Esto puede entenderse debido a la falta de correlación (Ver figura 7.4) entre dicho parámetro y las componentes principales más relevantes a la hora de su estimación (Ver figura 7.10).

7.3.1. Estimación de los parámetros cosmológicos utilizando CMB+Supernovas.

Como es sabido existen diferentes degeneraciones entre los parámetros cosmológicos, las cuales producen que diferentes combinaciones de dichos parámetros den lugar a observables muy similares. Es por esto que es fundamental combinar diferentes pruebas cosmológicas que rompan dichas degeneraciones y así, obtener límites más precisos en los diferentes parámetros. Teniendo en cuenta esto, decidimos realizar un 'modelo de juguete' para estudiar como se verían afectadas nuestras predicciones si se agregan *features* que contengan información sobre el diagrama de Hubble de supernovas. El diagrama de Hubble es una relación entre el modulo de distancia (MD), estimado a partir de la comparación entre la magnitud absoluta y la magnitud aparente de un objeto, y el *redshift*. Dicha relación esta dada por la siguiente ecuación [5]:

$$MD = 5 \log \left(\frac{(1+z)D_M}{10Pc} \right) \quad (7.17)$$

donde D_M es la distancia comóvil que depende de los parámetros cosmológicos.

Para este estudio generamos 5000 diagramas de Hubble simulados utilizando los mismos modelos cosmológicos que para generar los espectros del CMB. Con este objetivo construimos, para cada set de parámetros cosmológicos, un conjunto de galaxias simuladas que tengan la misma distribución de *redshift* que la muestra de supernovas JLA [1]. Luego, utilizando la ecuación 7.17 estimamos el MD correspondiente a cada galaxia según su *redshift*. Finalmente, le añadimos un error gaussiano con $\sigma = 0.05 + 0.004 * MD$ (utilizando la función `generate_mu_z` del software `astroml`) en el modulo de distancia para simular las incertidumbres reales producidas por efectos observacionales. Como *features* utilizamos el promedio del modulo de distancia de las galaxias en 10 bins de *redshift*.

En la figura 7.12 se puede ver el diagrama de Hubble bineado de las supernovas de la muestra JLA, superpuesto a los diagramas de Hubble simulados.

Finalmente nuestro nuevo set de entrenamiento consiste en 5000 modelos cosmológicos con su respectivo espectro de potencia del CMB y un diagrama de Hubble simulado. Utilizando como *features* las 8 componentes principales de los espectros de potencia, más los 10 bins del diagrama de Hubble, entrenamos 3 algoritmos de aprendizaje automático supervisado (*Random Forest*, *Support Vector Machine* y *K-Nearest Neighbour*) utilizando

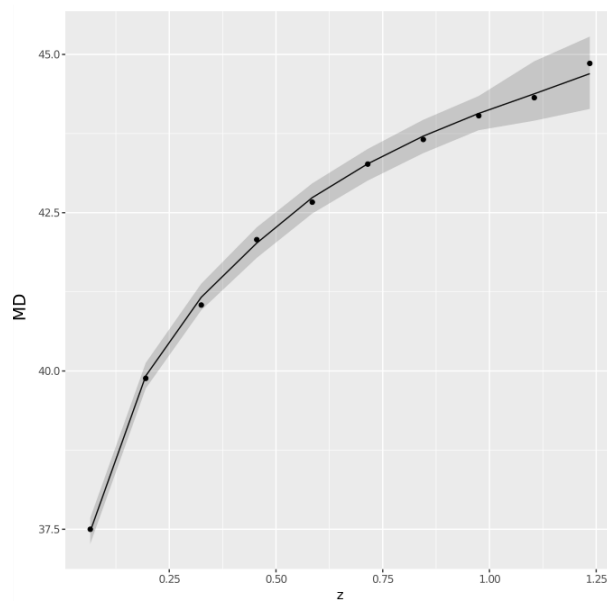


Figura 7.12: Diagrama de Hubble (Modulo de distancia en función del *redshift*) bineado. En líneas grises se muestran las supernovas de las muestras simuladas y en línea negra se resalta la media de MD para cada bin de z . Mientras que en puntos negros se grafican la media de MD en bins de z de la muestra de supernovas JLA.

el set de entrenamiento.

En las figuras 7.13 y 7.14 se muestran la comparación entre los parámetros cosmológicos predichos y los reales para los modelos cosmológicos del set de testeo.

Se puede ver que todos los algoritmos tienen un buen rendimiento a la hora de estimar todos los parámetros cosmológicos. Es interesante notar la mejora en la predicción de la constante de Hubble H_0 si lo comparamos con las predicciones realizadas sin información del diagrama de Hubble.

Esto se debe a que al utilizar 2 pruebas cosmológicas diferentes (CMB+Diagrama de Hubble) se logran romper las degeneraciones presentes en la estimación de los parámetros y así, lograr una mejor predicción.

En la figura 7.15 se muestra la importancia relativa de los *features* a la hora de predecir la constante de Hubble. Es interesante notar que los *features* más relevantes son los que tienen información sobre el diagrama de Hubble, demostrando la importancia de agregar dichos *features* si se quiere predecir este parámetro.

7.4. Distribución angular de los parámetros cosmológicos.

El modelo cosmológico estándar descrito en el capítulo 1 está basado en 2 suposiciones fundamentales: homogeneidad e isotropía espacial. Gracias a estas 2 suposiciones se simplifican las ecuaciones de Einstein y se pueden resolver llegando a la métrica FRW. Como se especificó previamente, aunque numerosas observaciones respaldan este modelo, aún quedan detalles importantes que no se comprenden en su totalidad. Es por esto que es necesario poner a prueba las diferentes suposiciones en las que se apoya este modelo. En particular, sabemos que la distribución de materia en el Universo es altamente inhomogénea, y que solo se llega a la homogeneidad cuando se promedia en escalas grandes ($\approx 100\text{Mpc}$) [10]. Sin embargo, no está claro cuál es la manera correcta de promediar tensores en el marco de la relatividad general [2, 6, 15], y si dichas inhomogeneidades pueden afectar a las diferentes observaciones cosmológicas.

Mientras que según el modelo estándar no se deberían encontrar anisotropías significativas en los valores de los parámetros cosmológicos, no está claro si las inhomogeneidades presentes en el Universo pueden afectar dichas distribuciones. En trabajos previos *Carval-*

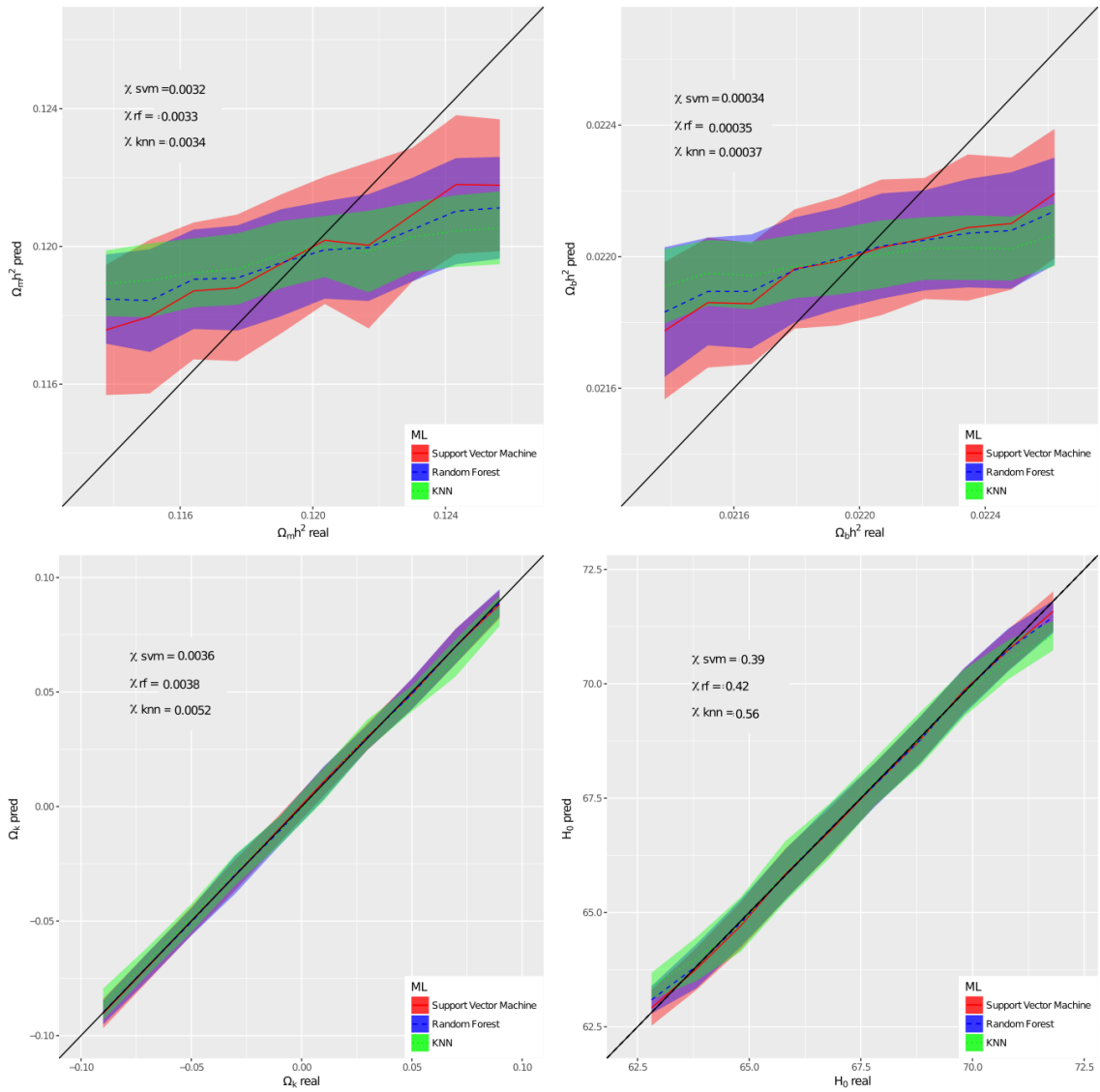


Figura 7.13: Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado en el espacio de *features* CMB+Diagrama de Hubble y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeó.

ho & Marques 2015 [3] estudiaron la distribución de parámetros cosmológicos utilizando los diagramas de Hubble construidos con supernovas en diferentes zonas del cielo. A pesar de que encuentran algunas anisotropías, estas no serían lo suficientemente grandes para generar un efecto de *backreaction* como el propuesto por *Kolb et al. 2006* [7] como alternativa a la energía oscura. Además, es importante destacar que la muestra de supernovas

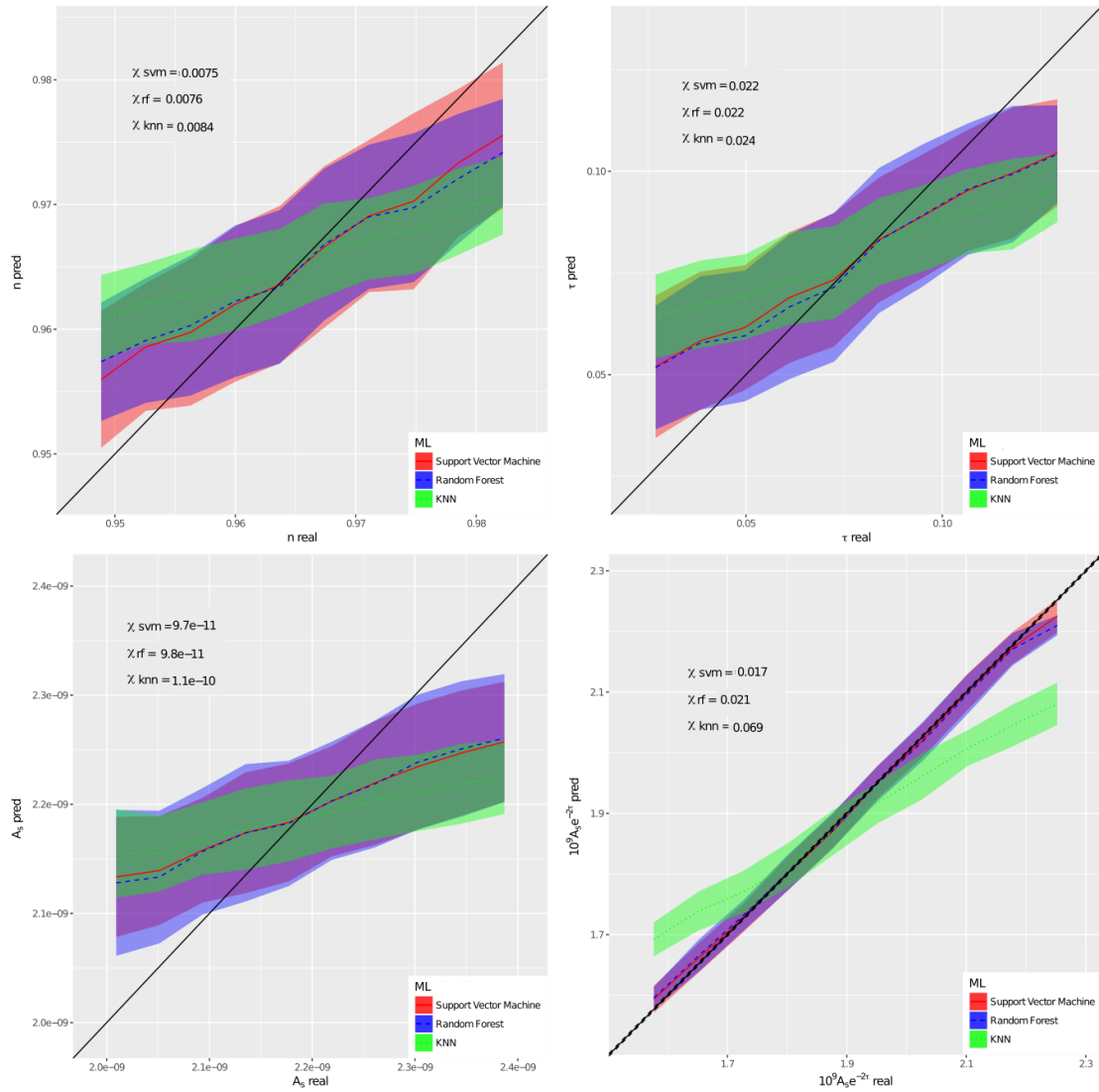


Figura 7.14: Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos mediante aprendizaje supervisado en el espacio de *features* CMB+Diagrama de Hubble y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.

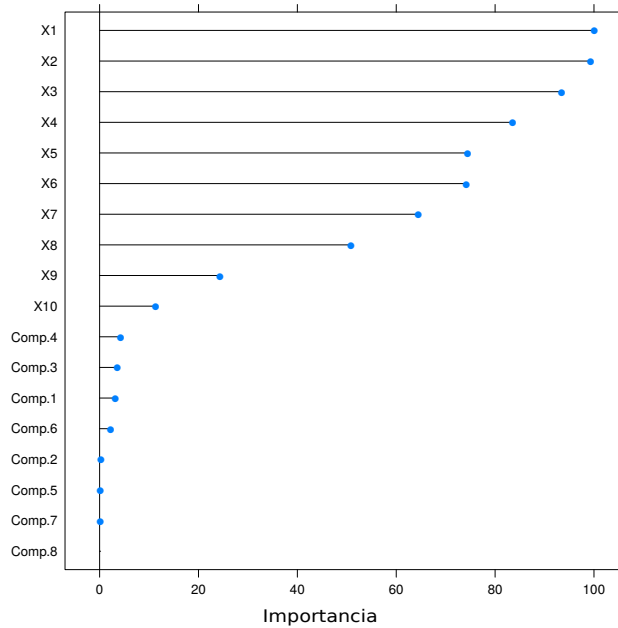


Figura 7.15: Importancia relativa de los *features* a la hora de estimar la constante de Hubble.

utilizada en dicho análisis tiene una distribución angular altamente anisótropa, lo que lleva a que la estimación de los parámetros en algunas zonas del cielo sea a través del ajuste de muy pocas supernovas y, por lo tanto, tenga mayor incertidumbre. Teniendo en cuenta que dicho problema no esta presente en el CMB, ya que contamos con información homogénea (proveniente del mismo instrumento y calibrada de igual forma) en todo el cielo con la posible excepción de la máscara de contaminación provista por Planck, decidimos estudiar la distribución angular de los parámetros cosmológicos utilizando información sobre las anisotropías en temperatura.

Para poder estimar la distribución angular de los parámetros cosmológicos, dividimos el cielo en 192 zonas correspondientes a la pixelización de `Healpix` con $NSIDE = 4$. En la figura 7.16 se muestran las zonas del cielo que estudiaremos, correspondientes al esquema de pixelización de `Healpix` con $NSIDE = 4$. Luego estimamos el espectro de potencia de cada zona utilizando la función `anafast` de `Healpix`. En la figura 7.17 se muestra como ejemplo el espectro de una zona del cielo comparado con el espectro *full-sky*. Como puede notarse, existen diferencias notables entre ambos espectros, esto se

debe principalmente a que la máscara de la zona estudiada (en este caso la forma del pixel dado por `Healpix`) añade una señal falsa que debe ser tomada en cuenta a la hora de hacer análisis cosmológicos con dicho espectro.

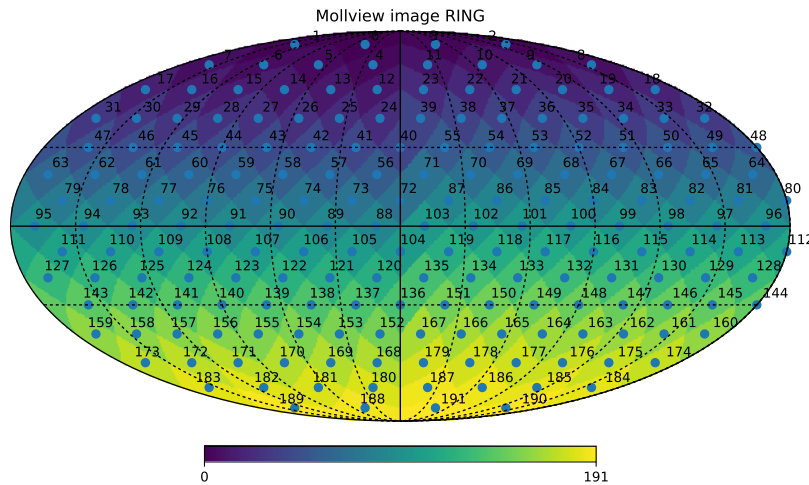


Figura 7.16: Zonas del cielo analizadas, correspondientes al esquema de pixelización de *Healpix* con $NSIDE = 4$.

7.4.1. Reconstrucción de los espectros de potencia.

Con el objetivo de desafectar el espectro de cada zona de la señal introducida por la máscara y así, reconstruir el espectro de potencia original correspondiente a un dado set de parámetros cosmológicos, utilizamos una técnica de aprendizaje automático denominada *Denoising AutoEncoders* (DAEs) que fue implementada con éxito en la reconstrucción de señales temporales con baja señal-ruido en otras áreas de la ciencia [16].

Esta técnica consiste en una red neuronal (ver Capítulo 2) cuyo dato de entrada es la señal con el ruido incorporado (en nuestro caso el valor de cada multipolo del espectro de cada zona del cielo) y cuyo dato de salida es la señal sin el ruido (en nuestro caso el valor de cada multipolo del espectro original correspondiente a un dado modelo cosmológico). Para finalizar, se agrega una capa oculta con un número de neuronas menor al número de datos de entrada y salida. En la figura 7.18 se puede ver un esquema de la arquitectura utilizada.

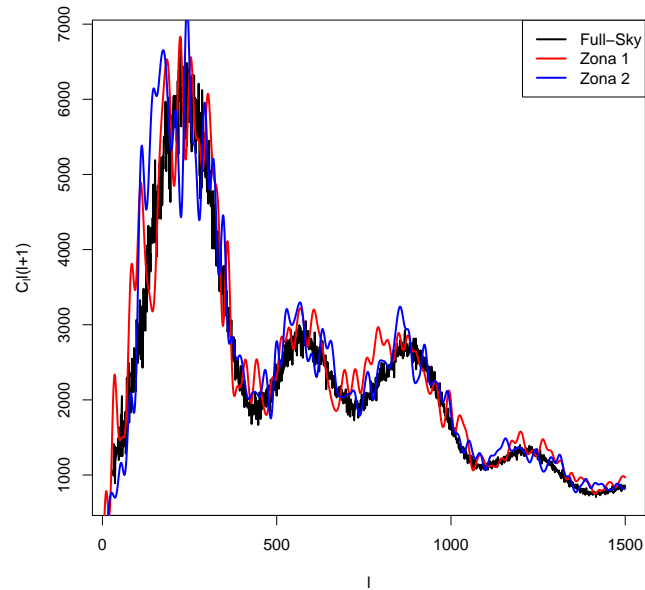


Figura 7.17: Comparación entre el espectro de potencias de 2 zonas del cielo elegidas aleatoriamente y el espectro de potencia *full-sky* correspondiente.

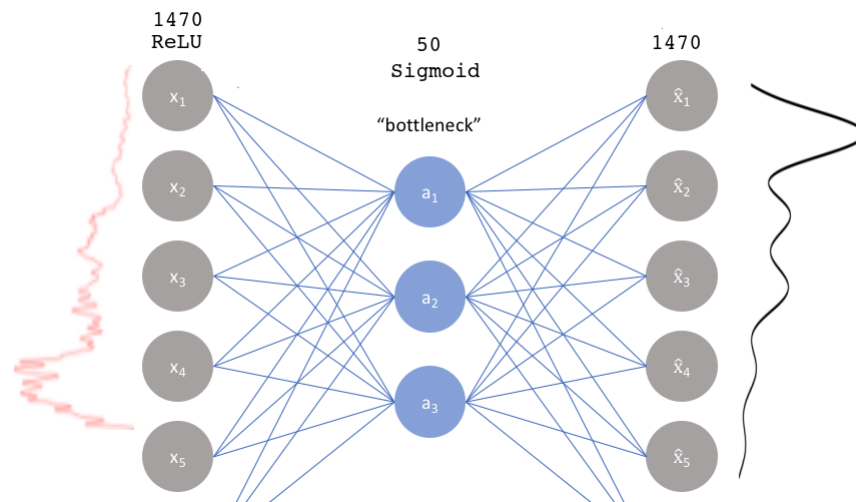


Figura 7.18: Esquema de la arquitectura utilizada en la red neuronal.

Para construir el set de datos necesario para entrenar la red neuronal, vamos a utilizar los mapas de cielo simulados previamente. A cada mapa del cielo lo dividimos en 192 zonas siguiendo el mismo esquema de pixelización con $NSIDE = 4$. Luego calculamos

los espectro de potencia para 20 zonas del cielo elegidas aleatoriamente. Finalmente, nuestro set de datos va a consistir en 20 espectros de diferentes zonas del cielo para cada una de las 5000 cosmologías, relacionados con los espectros teóricos correspondiente a cada modelo cosmológico. Nuevamente dividimos el set de datos en 2 conjuntos independientes y entrenamos las DAEs con uno de dichos conjuntos, para luego testearla con el otro conjunto.

En la figura 7.19 se muestra como ejemplo el espectro *full-sky* de un modelo del set de testeo, superpuesto al espectro de una zona elegida aleatoriamente correspondiente al mismo modelo cosmológico y al espectro de dicha zona reconstruido mediante la DAE.

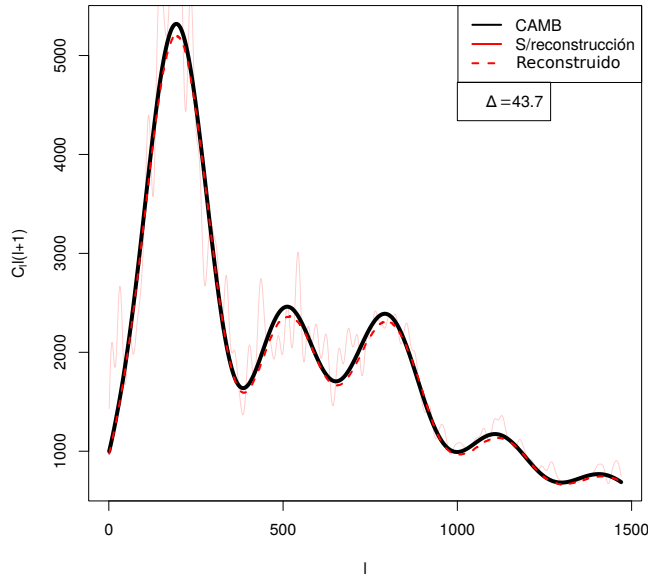


Figura 7.19: Ejemplo de reconstrucción de un espectro de una zona del cielo correspondiente a un pixel del esquema de pixelización de *Healpix* con $NSIDE = 4$.

Para cuantificar la reconstrucción obtenida mediante este método, definimos el siguiente estadístico:

$$\Delta = \sum_{l=50}^{1500} (C_{l,real} - C_{l,rec})^2 \quad (7.18)$$

donde $C_{l,real}$ es el valor real del multipolo en el espectro teórico de un dado modelo cosmológico y $C_{l,rec}$ es el valor del multipolo en el espectro reconstruido.

En la figura 7.20 se muestra el histograma de Δ para todos los modelos cosmológicos

del set de testeo. Como puede verse, con excepción de unos pocos espectros en la cola de la distribución, esta técnica reconstruye los espectro de potencia con una buena señal-ruido.

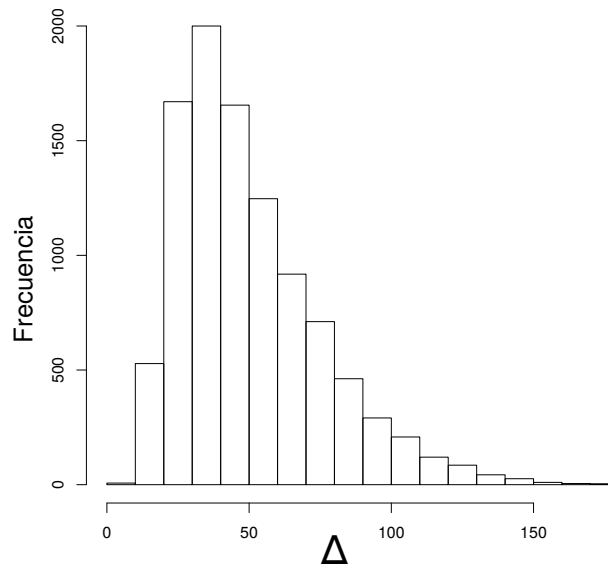


Figura 7.20: Histograma de Δ para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.

7.4.2. Estimación de los parámetros cosmológicos.

Una vez que reconstruimos los espectros de cada zona del cielo, podemos aplicar los métodos descritos en la sección 7.3 para estimar los parámetros cosmológicos en cada sector del cielo y conseguir la distribución angular de dichos parámetros.

Teniendo en cuenta que la reconstrucción de los espectros tiene errores asociados, es necesario estudiar como estos errores pueden afectar a la estimación de los parámetros utilizando los espectros reconstruidos. Para esto estimamos los parámetros cosmológicos a partir de los espectros reconstruidos para el set de testeo, y luego los comparamos con los valores reales. En las figuras 7.21 y 7.22 se grafican los valores de los parámetros cosmológicos para los espectros reconstruidos del set de testeo, en función de los valores reales. Puede verse que las predicciones empeoran considerablemente si las comparamos con la predicciones realizadas con los espectros *full-sky* (Ver figuras 7.6 y 7.7). Esto quiere

decir que pequeños errores en la reconstrucción de los espectros, conllevan a grandes errores en la predicción de los parámetros. Como puede verse solo tenemos una buena estimación en Ω_k , τ , A_s y $10^9 A_s e^{-2\tau}$. En la tabla 7.4 se muestran los valores del estadístico χ para la estimación de los parámetros cosmológicos en las diferentes zonas del cielo utilizando *Support Vector Machines*.

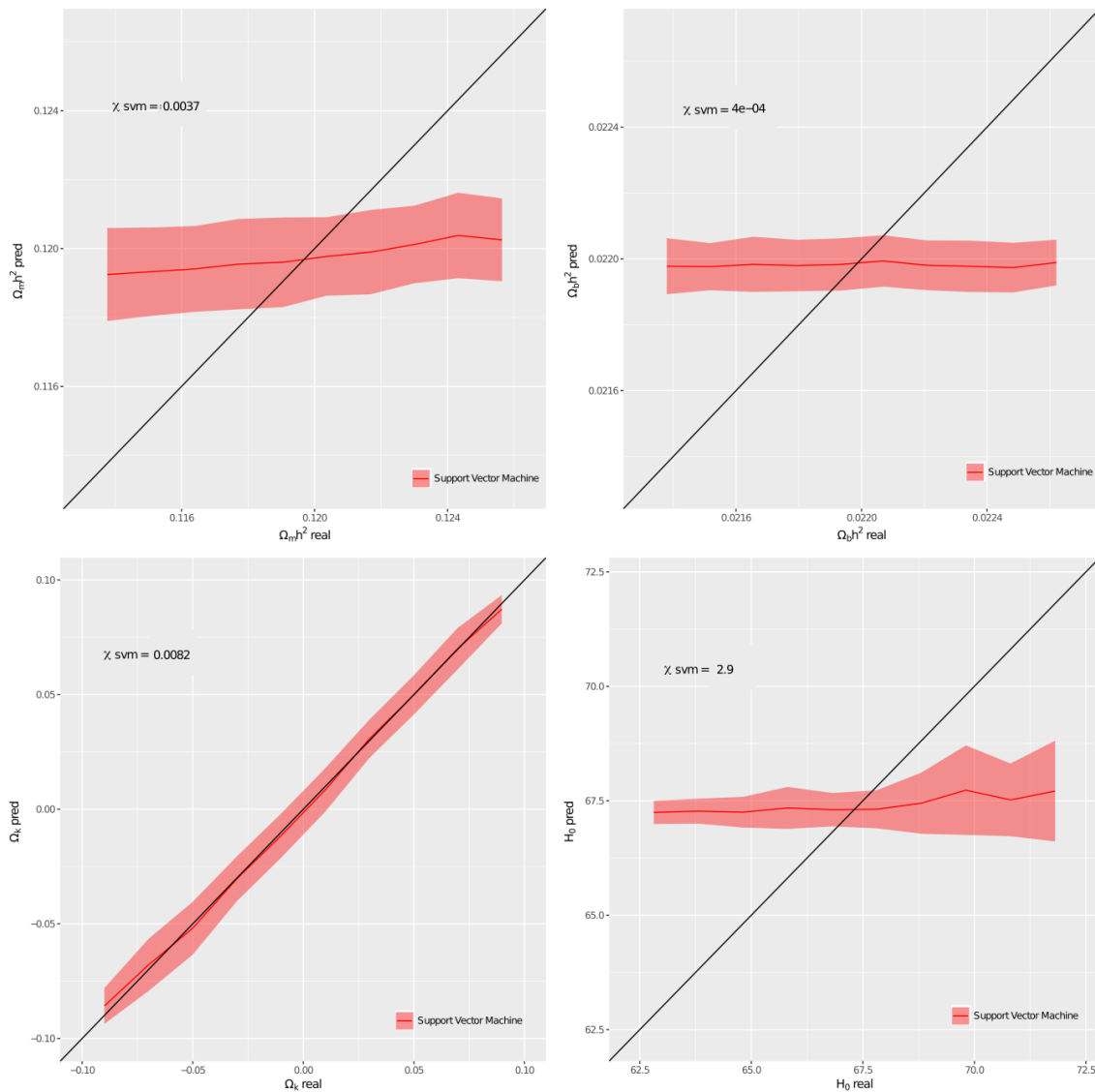


Figura 7.21: Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos a partir de los espectros reconstruidos y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.

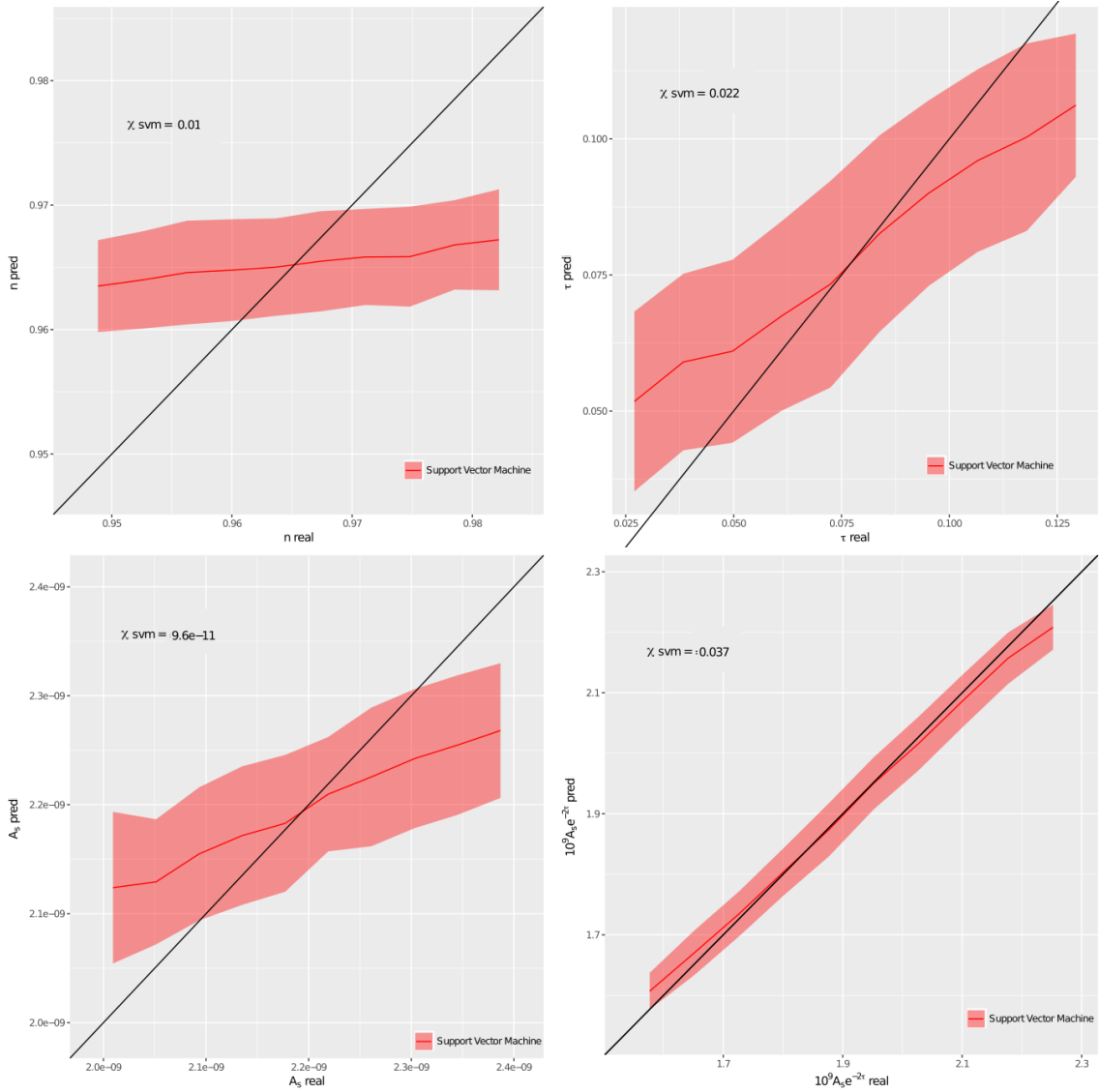


Figura 7.22: Comparación entre los parámetros cosmológicos predichos a partir de los espectros reconstruidos y los reales para todos los modelos cosmológicos del set de testeo.

Modelo	$\Omega_m h^2$	Ω_k	$\Omega_b h^2$	H_0	τ	n	$A_s [10^{-11}]$	$10^9 A_s e^{-2\tau}$
SVM	0.0031	0.0071	0.00029	2.9	0.020	0.007	8.8	0.016

Tabla 7.4: Resultados sobre el rendimiento, cuantificado mediante el estadístico χ , del *Support Vector Machine* al estimar los parámetros cosmológicos en las diferentes zonas del cielo correspondientes al esquema de pixelización de `Healpix` con $NSIDE = 4$.

7.4.3. Estimación de la distribución angular de los parámetros cosmológicos en datos de PLANCK.

Como se especifico previamente, los datos de Planck presentan una distribución homogénea en todo el cielo con la excepción de la máscara de contaminación (Ver figura 7.23). Si bien la mayor parte de los análisis cosmológicos se hacen con los mapas de Planck excluyendo las zonas de la máscara, en nuestro trabajo decidimos utilizar el mapa de todo el cielo proporcionado por *Rogers et al.*³ [12, 13] (Ver figura 7.24). Dicho mapa fue construido mediante métodos estadísticos que reconstruyen las anisotropías primarias en aquellas zonas del cielo que están sobre la máscara de contaminación. Es importante destacar que dicha reconstrucción no es perfecta por lo que los resultados obtenidos para zonas del cielo que tienen un gran porcentaje de máscara van a ser poco confiables.

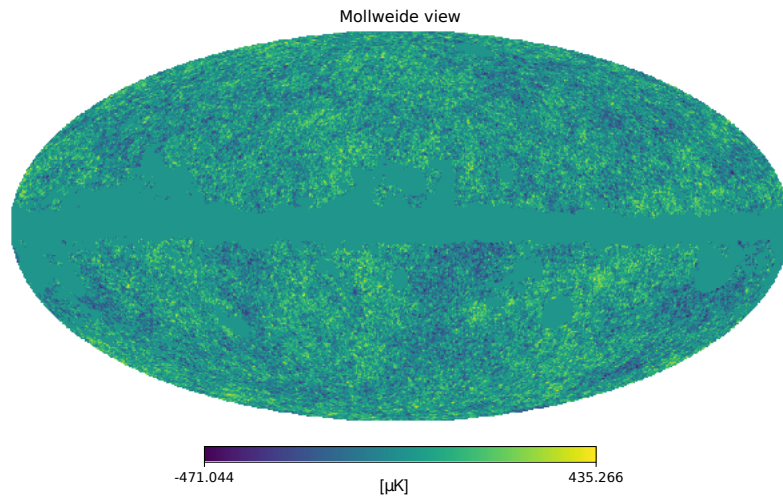


Figura 7.23: Mapa angular de la máscara de contaminación.

Utilizando dicho mapa de todo el cielo, lo dividimos en zonas correspondientes a los pixeles de Healpix con $NSIDE = 4$ y luego estimamos el espectro de potencias en cada una de estas zonas. Con el objetivo de reconstruir el espectro de potencia original y desafectarlo de la señal introducida por la forma de cada zona del cielo, aplicamos las DAEs previamente entrenadas según se describió en la sección 7.4.1. Una vez reconstruidos los espectros, estimamos los parámetros cosmológicos correspondiente a cada zona.

³<http://www.silc-cmb.org/>

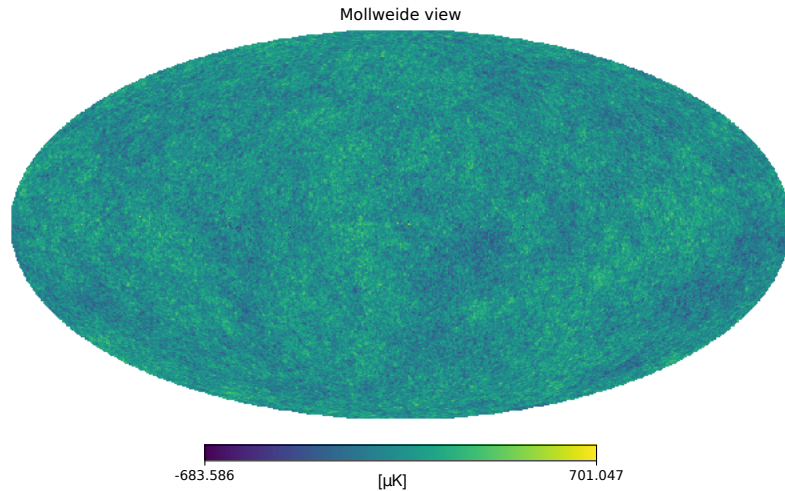


Figura 7.24: Mapa angular SILC, proporcionado por *Rogers et al.* [12, 13].

Teniendo en cuenta los resultados de la sección anterior, solo estimaremos Ω_k , τ , A_s y $10^9 A_s e^{-2\tau}$. En la figura 7.25 se muestran los histogramas de los 4 parámetros cosmológicos para las 192 zonas del cielo.

Como puede verse las distribuciones presentan una forma aproximadamente Gaussiana, sin embargo existen algunos valores extremos que requieren ser estudiados en mayor detalle para determinar si son significativos o no.

Para estudiar esto realizamos 100 mapas simulados del CMB con los parámetros cosmológicos correspondientes a Planck [11]. Luego le aplicamos a cada mapa el mismo procedimiento que a los datos reales obteniendo 100 distribuciones de cada parámetro cosmológico correspondientes a mapas simulados siguiendo el modelo cosmológico estándar. En la figura 7.25 se pueden ver en líneas negras las distribuciones de cada mapa simulado, mientras que en líneas rojas se muestran las distribuciones correspondientes a los datos reales. Además en línea vertical negra se muestra el promedio del parámetro cosmológico estimado con el mapa *full-sky* para cada simulación, donde la banda de error esta dada por la desviación estándar de los valores estimados. Mientras que en línea vertical roja se muestra el valor estimado mediante los métodos descritos en la sección 7.3 para el mapa *full-sky* de Planck, donde la banda de error corresponde al estadístico χ . A manera de comparación se agregó en línea vertical verde el valor estimado por la colaboración Planck con su respectivo error [11].

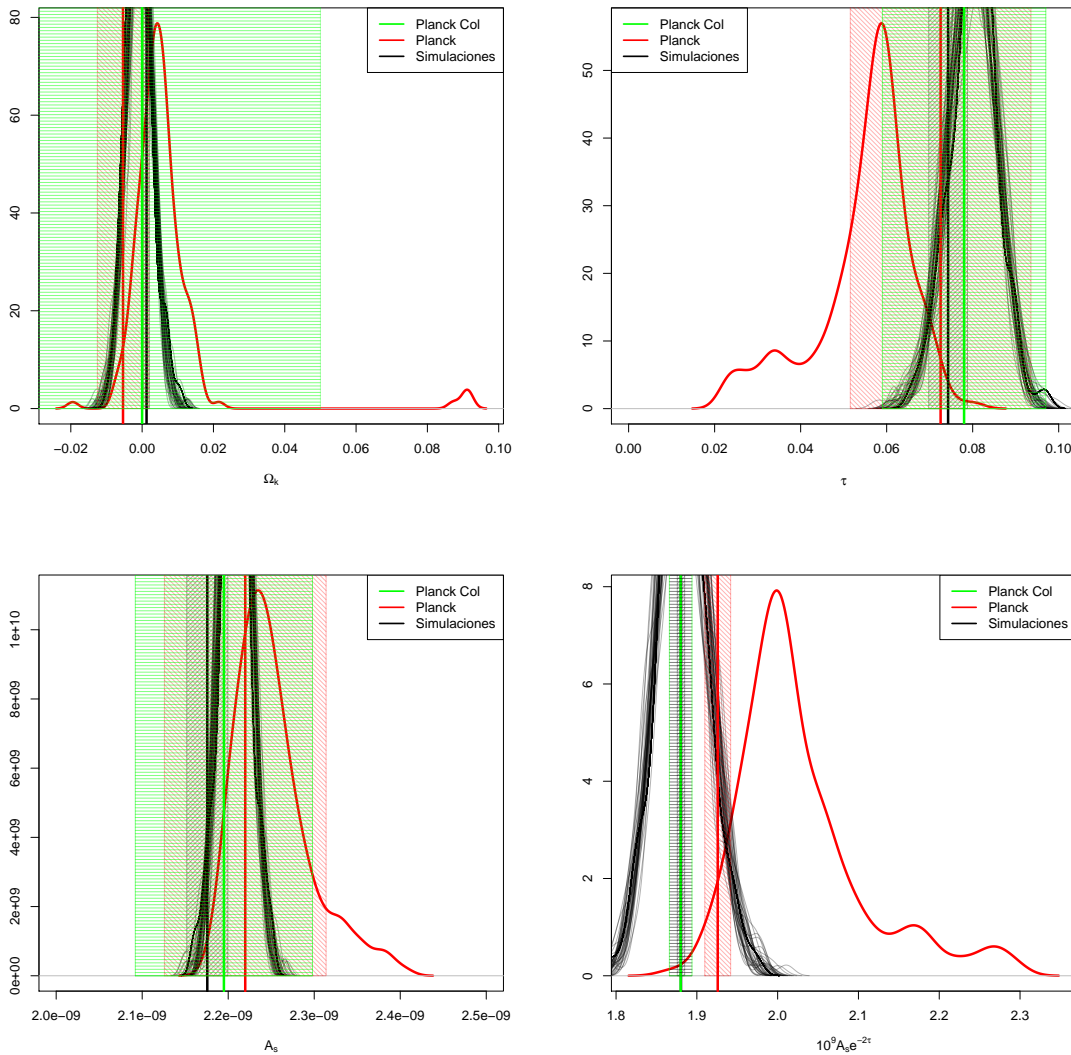


Figura 7.25: Histogramas de los parámetros cosmológicos estimados para las 192 zonas del cielo. En líneas negras las distribuciones de cada mapa simulado, mientras que en líneas rojas se muestran las distribuciones correspondientes a los datos reales. Además en línea vertical negra se muestra el promedio del parámetro cosmológico estimado con el mapa *full-sky* para cada simulación, donde la banda de error esta dada por la desviación estándar de los valores estimados. Mientras que en línea vertical roja se muestra el valor estimado mediante los métodos descritos en la sección 7.3 para el mapa *full-sky* de Planck, donde la banda de error corresponde al estadístico χ . A manera de comparación se agregó en línea vertical verde el valor estimado por la colaboración Planck con su respectivo error [11].

Como puede notarse los resultados de las estimaciones *full-sky* de los datos reales son totalmente consistentes con los valores encontrados por la colaboración Planck y con los resultados obtenidos de las 100 simulaciones del modelo estándar, con la excepción del parámetro $10^9 A_s e^{-2\tau}$ en el que encontramos una leve inconsistencia de $\approx 1.5\sigma$.

Por otro lado podemos ver que las distribuciones encontradas en los datos reales presentan diferencias notables con las distribuciones encontradas en las simulaciones. Sin embargo es importante remarcar que las estimaciones en los parámetros de cada zona del cielo están afectadas por las incertidumbres detalladas en la tabla 7.4. Además como se especificó previamente, el mapa utilizado no contiene la máscara de contaminación correspondiente, por lo que muchos pixeles pueden estar afectados por diversas anisotropías secundarias. Para estudiar si las diferencias entre las distribuciones pueden provenir de dichas anisotropías, estimamos el porcentaje de mapa de cielo que no está afectado por la máscara de Planck en cada zona del cielo. En la figura 7.26 se muestran las estimaciones de los parámetros cosmológicos en función del porcentaje de cielo que no está afectado por la máscara de contaminación para cada zona del cielo. Puede verse que los valores extremos se dan en zonas del cielo que tiene un bajo porcentaje de cielo que no está afectado por dicha máscara. Esto demuestra que si bien la reconstrucción de las anisotropías primarias llevada a cabo por *Rogers et al.* [12, 13] es buena, pequeños errores pueden traducirse en malas estimaciones en los parámetros cosmológicos.

Teniendo en cuenta esto, estudiamos la distribución de los parámetros cosmológicos en el mapa SILC con la máscara de Planck (Ver figura 7.23). En la figura 7.27 se muestran las distribuciones de los parámetros cosmológicos para los mapas SILC con la máscara de contaminación de Planck (líneas rojas). En líneas negras se muestran los resultados para los mapas simulados. Para una mejor comparación también le agregamos la máscara de contaminación a dichos mapas. Finalmente, en línea verde se muestra la distribución encontrada en los datos de Planck sumándole el valor del estadístico χ correspondiente al error detallado en la tabla 7.4.

Puede verse que una vez tenidos en cuenta la incertidumbre en la estimación de los parámetros introducida por el método de aprendizaje automático y los efectos producidos por la máscara de contaminación, los resultados encontrados en los datos reales de Planck son totalmente consistentes con los encontrados en los mapas simulados con el set de parámetros cosmológicos del modelo estándar. Este resultado demuestra que las aniso-

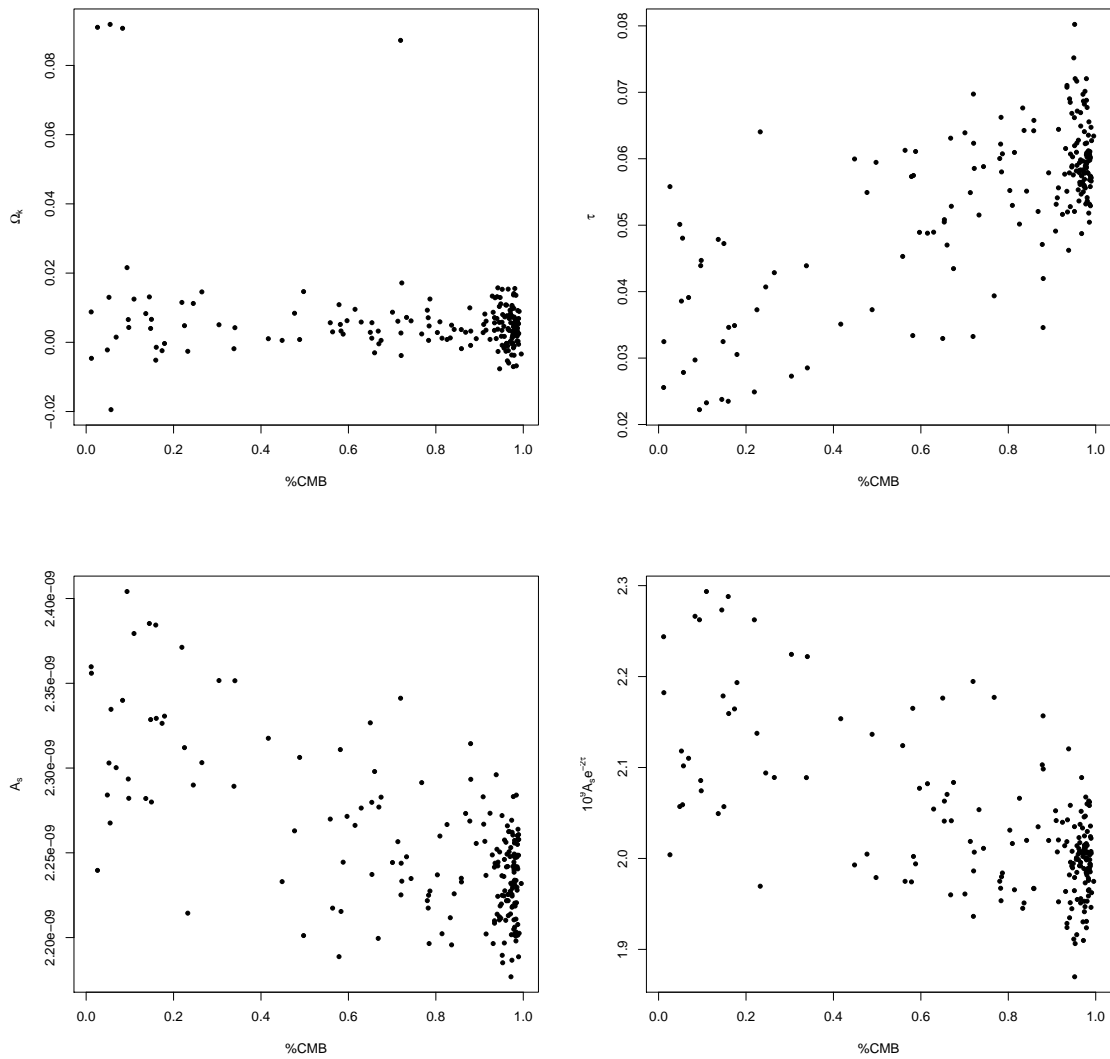


Figura 7.26: Valor del parámetro cosmológico estimado en función del porcentaje de cielo que no esta afectado por la máscara de Planck en cada zona.

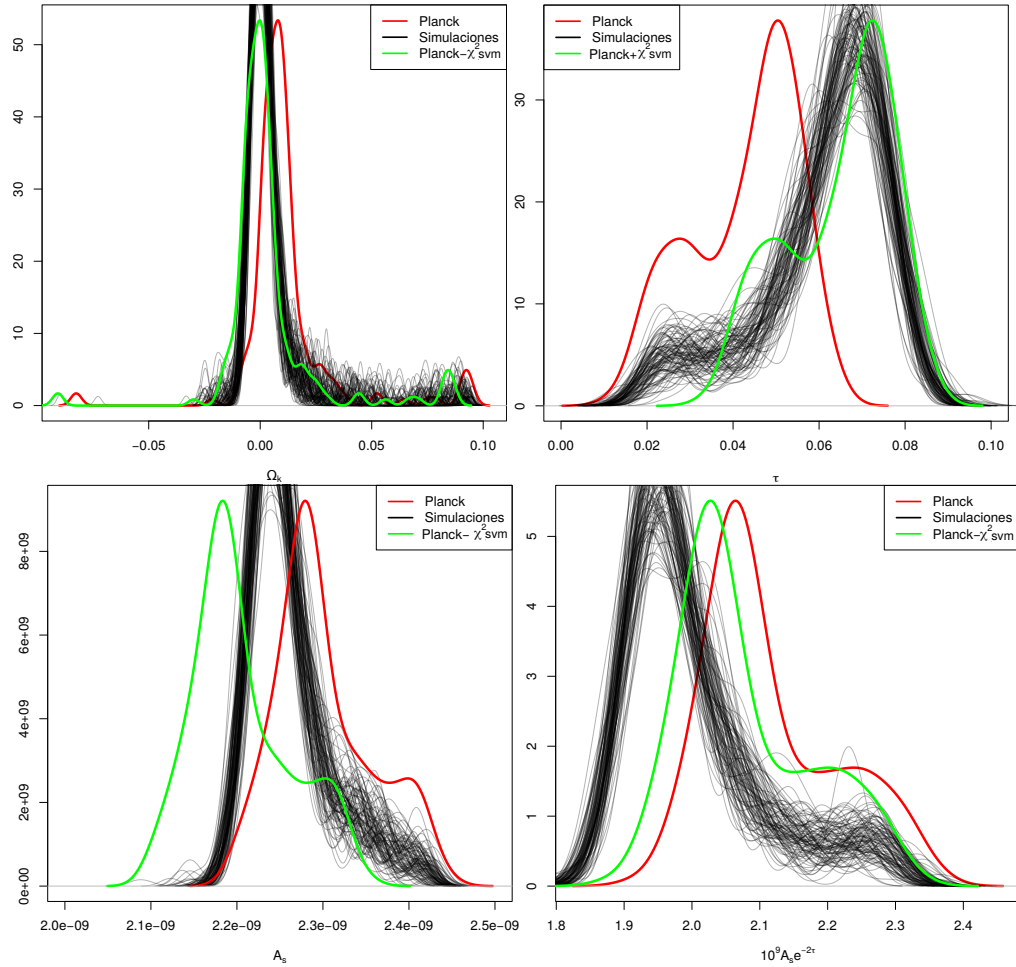


Figura 7.27: Histogramas de los parámetros cosmológicos estimados para las 192 zonas del cielo aplicando la máscara de contaminación de Planck. En líneas negras las distribuciones de cada mapa simulado, mientras que en líneas rojas se muestran las distribuciones correspondientes a los datos reales. Finalmente, en línea verde se muestra la distribución encontrada en los datos de Planck sumándole el valor del estadístico χ correspondiente al error detallado en la tabla 7.4.

tropías encontradas en los diferentes parámetros cosmológicos no son significativas y son totalmente consistentes con las suposiciones de homogeneidad e isotropía.

7.5. Conclusiones.

En este capítulo se presentaron los resultados del estudio del espectro de potencias de anisotropías primarias del CMB mediante métodos de aprendizaje automático.

Como se especifico en capítulos anteriores, el primer paso a la hora de aplicar técnicas de aprendizaje automático es la construcción de un set de datos representativo del problema que queramos abordar. En nuestro caso, utilizando el software CAMB que resuelve de manera numérica las ecuaciones de Boltzmann-Einstein (Ec. 7.13), construimos un set de datos que incluía los espectro de potencias de 5000 modelos cosmológicos alrededor de la cosmología de Planck.

Utilizando este set de datos, en primer lugar se estudiaron 2 técnicas de aprendizaje no supervisado, PCA y mixtura de Gaussianas. Se encontró que los espectros de dicho set pueden ser representados de manera precisa mediante el valor de las 8 componentes principales, las cuales están relacionadas con los parámetros cosmológicos (ver figura 7.4). Al realizar un ajuste de Gaussianas en el espacio de las 8 componentes principales, descubrimos que se agrupan aquellos modelos cosmológicos que tienen igual curvatura (Ver figura 7.5).

Empezando con las técnicas de aprendizaje supervisado, estudiamos la capacidad de dichas técnicas de estimar los parámetros cosmológicos utilizando como *features* las 8 componentes principales calculadas previamente. Encontramos que dichos métodos pueden estimar de manera confiable todos los parámetros cosmológicos con excepción de la constante de Hubble H_0 (Ver figuras 7.6 y 7.7).

Teniendo en cuenta las degeneraciones presentes en los problemas de estimación de parámetros cosmológicos, construimos un 'modelo de juguete' en el que analizamos la mejora en la estimación si se agregan *features* con información sobre el diagrama de Hubble (Sección 7.3.1). Encontramos que al agregar dicha información mejoran considerablemente las estimaciones en los parámetros, en particular la estimación de la constante de Hubble (Ver figuras 7.13 y 7.14). Esto demuestra la capacidad de los métodos de aprendizaje automática de analizar *features* de diferentes naturaleza y romper las degeneraciones

presentes.

En la sección 7.4 estudiamos la posibilidad de estimar los parámetros cosmológicos en diferentes zonas del cielo. Para esto fue necesario construir un método de aprendizaje automático que reconstruya los espectros de potencias de cada zona del cielo y elimine la señal producida por la forma de dicha zona, dejando solo la señal del espectro de anisotropías. Si bien dicho método de reconstrucción tiene un buen rendimiento, pequeños errores en dicha reconstrucción conllevan a muy malas estimaciones de alguno de los parámetros cosmológicos. En particular, solo pudimos estimar con buena precisión Ω_k , τ , A_s y $10^9 A_s e^{-2\tau}$ (Ver figura 7.8 y 7.9).

Finalmente, en la sección 7.4.3 estimamos los parámetros cosmológicos *full-sky* y su distribución angular utilizando los datos de Planck. En particular trabajamos con el mapa SILC construido por *Rogers et al.* [12, 13]. Los valores encontrados por nuestros métodos para el mapa *full-sky* coinciden completamente con los valores encontrados por la colaboración Planck [11], con la excepción del parámetro $10^9 A_s e^{-2\tau}$ en el que encontramos una leve inconsistencia de $\approx 1.5\sigma$. Por otro lado, encontramos diferencias entre las distribuciones angulares de los parámetros en los datos reales comparadas con la de 100 mapas simulados. Sin embargo, pudimos demostrar que dichas diferencias pueden ser explicadas completamente debido a la contaminación presente en algunos pixeles. En particular, si se analizan los datos de Planck con la máscara de contaminación correspondientes no se encuentran diferencias con lo encontrado en los mapas simulados (Ver figura 7.27).

De los resultados presentados en este capítulo se puede concluir que no existen evidencias de anisotropías en los parámetros cosmológicos que no se puedan explicar dentro del modelo estándar.

Bibliografía

- [1] M. Betoule, R. Kessler, J. Guy, and J. Mosher. Improved cosmological constraints from a joint analysis of the SDSS-II and SNLS supernova samples. *A&A*, 568:A22, August 2014. doi: 10.1051/0004-6361/201423413.
- [2] Thomas Buchert, Martin Kerscher, and Christian Sicka. Back reaction of inhomogeneities on the expansion: The evolution of cosmological parameters. *PhRvD*, 62: 043525, August 2000. doi: 10.1103/PhysRevD.62.043525.
- [3] C. S. Carvalho and K. Marques. Angular distribution of cosmological parameters as a probe of space-time inhomogeneities. *ArXiv e-prints*, December 2015.
- [4] K. M. Górski, E. Hivon, A. J. Banday, B. D. Wandelt, F. K. Hansen, M. Reinecke, and M. Bartelmann. HEALPix: A Framework for High-Resolution Discretization and Fast Analysis of Data Distributed on the Sphere. *ApJ*, 622:759–771, April 2005. doi: 10.1086/427976.
- [5] David W. Hogg. Distance measures in cosmology. *arXiv e-prints*, art. astro-ph/9905116, May 1999.
- [6] Akihiro Ishibashi and Robert M. Wald. Can the acceleration of our universe be explained by the effects of inhomogeneities? *Classical and Quantum Gravity*, 23: 235–250, January 2006. doi: 10.1088/0264-9381/23/1/012.
- [7] E. W. Kolb, S. Matarrese, and A. Riotto. On cosmic acceleration without dark energy. *New Journal of Physics*, 8:322, December 2006. doi: 10.1088/1367-2630/8/12/322.
- [8] Max Kuhn. Building predictive models in r using the caret package. *Journal of*

- Statistical Software, Articles*, 28(5):1–26, 2008. ISSN 1548-7660. doi: 10.18637/jss.v028.i05. URL <https://www.jstatsoft.org/v028/i05>.
- [9] C.-P. Ma and E. Bertschinger. Cosmological Perturbation Theory in the Synchronous and Conformal Newtonian Gauges. *ApJ*, 455:7, December 1995. doi: 10.1086/176550.
- [10] P. Ntelis. The Homogeneity Scale of the universe. *ArXiv e-prints*, July 2016.
- [11] Planck Collaboration, P. A. R. Ade, N. Aghanim, M. Arnaud, M. Ashdown, J. Aumont, C. Baccigalupi, A. J. Banday, R. B. Barreiro, J. G. Bartlett, and et al. Planck 2015 results. XIII. Cosmological parameters. *A&A*, 594:A13, September 2016. doi: 10.1051/0004-6361/201525830.
- [12] Keir K. Rogers, Hiranya V. Peiris, Boris Leistedt, Jason D. McEwen, and Andrew Pontzen. SILC: a new Planck internal linear combination CMB temperature map using directional wavelets. *MNRAS*, 460:3014–3028, August 2016. doi: 10.1093/mnras/stw1121.
- [13] Keir K. Rogers, Hiranya V. Peiris, Boris Leistedt, Jason D. McEwen, and Andrew Pontzen. Spin-SILC: CMB polarization component separation with spin wavelets. *MNRAS*, 463:2310–2322, December 2016. doi: 10.1093/mnras/stw2128.
- [14] Luca Scrucca, Michael Fop, Thomas Brendan Murphy, and Adrian E. Raftery. mclust 5: clustering, classification and density estimation using Gaussian finite mixture models. *The R Journal*, 8(1):205–233, 2016.
- [15] David L. Wiltshire. Average observational quantities in the timescape cosmology. *PhRvD*, 80:123512, December 2009. doi: 10.1103/PhysRevD.80.123512.
- [16] Peng Xiong, Hongrui Wang, Ming Liu, Suiping Zhou, Zengguang Hou, and Xiu-ling Liu. Ecg signal enhancement based on improved denoising auto-encoder. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 52:194 – 202, 2016. ISSN 0952-1976. doi: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2016.02.015>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197616300331>.

Capítulo 8

Estudio sobre la interacción entre materia oscura y fotones del CMB.

Como se introdujo en el Capítulo 1 una de las principales propiedades de la materia oscura es que solo interactúa con las demás partículas del modelo estándar a través de la gravedad y, posiblemente, a través de la interacción nuclear débil. Las observaciones actuales avalan dicha suposición poniendo límites superiores a la magnitud de una posible interacción no gravitacional entre la materia oscura y las partículas del modelo estándar. Sin embargo, numerosos estudios muestran que aún una pequeña interacción, dentro de los límites permitidos, puede tener consecuencias observacionales en diferentes escalas cosmológicas [5, 12, 13] e inclusive aliviar algunos problemas del modelo cosmológico estándar [3, 8, 9].

En este Capítulo se presentarán los resultados preliminares de un estudio sobre el impacto que tendría una interacción entre la materia oscura y los fotones provenientes del CMB. En particular se desarrolló un código que implementa el formalismo de Boltzmann [4] para estudiar la variación energética de los fotones del CMB al interactuar con una población de cualquier partícula masiva que presente una dada distribución de velocidades, generando un efecto similar al Sunyaev-Zeldovich [10, 11].

Este estudio fue realizado en colaboración con la Dra. Celine Boehm y el Dr. Mariano Dominguez.

8.1. Función de redistribución para el efecto Sunyaev-Zeldovich generalizado.

El efecto Sunyaev-Zeldovich es el cambio en el espectro de cuerpo negro del CMB debido a las interacciones entre los fotones y los electrones presentes en el medio intra-cúmulo. Estas pequeñas variaciones espectrales se presentan como anisotropías secundarias del CMB, por lo que es necesario modelarlas antes de hacer análisis cosmológicos con el CMB. Por otro lado, teniendo en cuenta que este efecto es independiente del *redshift*, constituye un potente método para buscar cúmulos de galaxias [1].

Tradicionalmente el efecto Sunyaev-Zeldovich se calcula mediante el método de transferencia radiativa de Chandrasekar [2], sin embargo fue demostrado por *Lavalle & Bæhm* [4] que estimar el efecto Sunyaev-Zeldovich utilizando el método colisional teniendo en cuenta la ecuación de Boltzmann es totalmente equivalente al método tradicional. Sin embargo es importante resaltar que el método colisional presenta la ventaja de poder ser fácilmente generalizado a otras interacciones entre fotones y partículas masivas.

Teniendo en cuenta el formalismo colisional de Boltzmann, el cambio en el espectro de cuerpo negro de los fotones del CMB debido a las interacciones de los mismos con los electrones presentes en el medio intra-cúmulo es (ver ecuación 5 de *Bæhm & Lavalle 2009* [4]):

$$\begin{aligned} \Delta I_\gamma(E_{k_1}) = & - \int dl \int \frac{d^3\vec{p}_1}{(2\pi)^3} \frac{d^3\vec{p}_2}{(2\pi)^3} \frac{d^3\vec{k}_2}{(2\pi)^3} \frac{(2\pi)^4 \delta^4(p_1 + k_1 - p_2 - k_2)}{4E_{p_2} E_{k_2}} \frac{M^2}{4E_{k_1} E_{p_1}} \\ & * \left\{ I_\gamma(E_{k_1}) f(E_{p_1}, \vec{x}) - \frac{E_{k_1}^3}{E_{k_2}^3} I_\gamma(E_{k_2}) f(E_{p_2}, \vec{x}) \right\} \end{aligned} \quad (8.1)$$

donde $k_{1,2}$ son los cuadri-vectores correspondientes a los fotones entrantes y salientes y $p_{1,2}$ son los cuadri-vectores correspondientes a los electrones entrantes y salientes. Por otro lado, I_γ^0 es la distribución de cuerpo negro, M^2 es la amplitud de la interacción (en este caso *scattering* de Compton) y $f(E_{p_1}, \vec{x})$ es la distribución de energía de los electrones.

Queda claro de la ecuación 8.1 que para estudiar el efecto Sunyaev-Zeldovich generalizado (SZG) producido por la interacción entre fotones y cualquier partícula masiva con una dada distribución de velocidades, basta con introducir en la ecuación 8.1 la ampli-

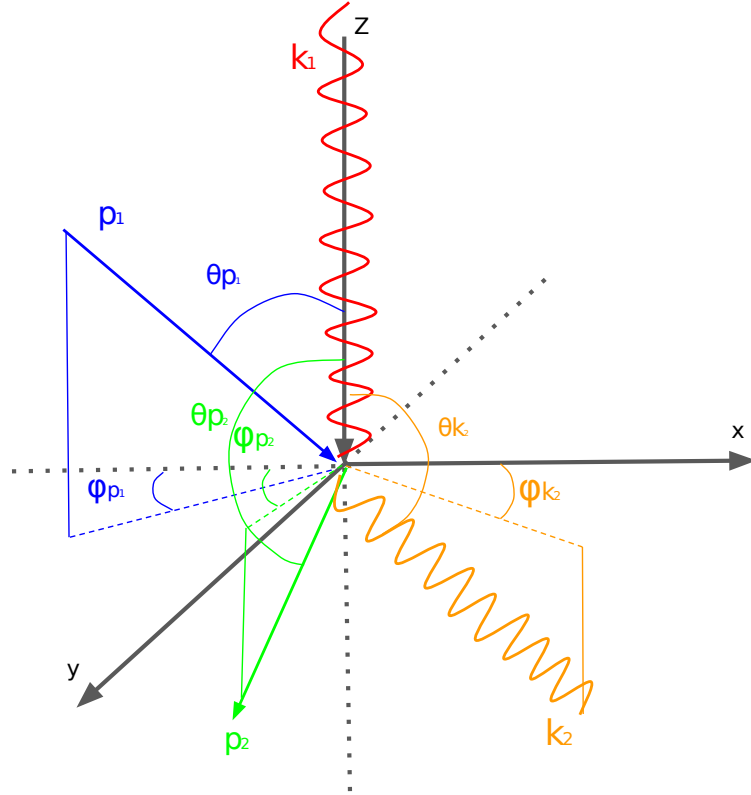


Figura 8.1: Esquema del sistema de referencia que se utilizará para el análisis de las interacciones.

tud M^2 correspondiente a dicha interacción y la distribución de energía $f(E_{p_1}, \vec{x})$ de las partículas en estudio.

De ahora en más trabajaremos de manera general suponiendo una dada amplitud M^2 y una dada distribución de energía $f(E_{p_1}, \vec{x})$. Para simplificar la ecuación 8.1 conviene trabajar en un sistema de coordenadas como el graficado en la figura 8.1

En este sistema de referencia los cuadri-vectores quedan:

$$\begin{aligned}
 p_1^\mu &= (E_{p_1}, p_1 \sin \theta_{p_1} \cos \phi_{p_1}, p_1 \sin \theta_{p_1} \sin \phi_{p_1}, p_1 \cos \theta_{p_1}) \\
 p_2^\mu &= (E_{p_2}, p_2 \sin \theta_{p_2} \cos \phi_{p_2}, p_2 \sin \theta_{p_2} \sin \phi_{p_2}, p_2 \cos \theta_{p_2}) \\
 k_1^\mu &= (E_{k_1}, 0, 0, k_1) \\
 k_2^\mu &= (E_{k_2}, k_2 \sin \theta_{k_2} \cos \phi_{k_2}, k_2 \sin \theta_{k_2} \sin \phi_{k_2}, k_2 \cos \theta_{k_2})
 \end{aligned} \tag{8.2}$$

Además, teniendo en cuenta que para una partícula masiva $p^\mu p_\mu = m^2$ y que para los fotones $k^\mu k_\mu = 0$, obtenemos:

$$\begin{aligned} p_{1,2} &= \sqrt{E_{p_{1,2}}^2 - m^2} \\ k_{1,2} &= E_{k_{1,2}} \end{aligned} \quad (8.3)$$

Si nos restringimos a estudiar entornos de baja densidad, como el medio intra-cúmulo, podemos asumir que los fotones solo interactuaran una sola vez con alguna de las partículas masivas, luego podemos aproximar $I_\gamma \approx I_\gamma^0$ en el lado derecho de la ecuación 8.1. Si además tenemos en cuenta las restricciones impuestas por el factor δ^4 en la energía de las partículas luego de la interacción, obtenemos (ver ecuaciones 31-36 de *Bæhm & Lavalle 2009* [4]):

$$\begin{aligned} \Delta I_\gamma(E_{k_1}) &= -\frac{1}{4(2\pi)^3 E_{k_1}} \int dl \int p_1^2 dp_1 d\Omega_{p_1} \left[\frac{p_2^2 dp_2 d\Omega_{p_2}}{(2\pi)^3} \frac{k_2^2 dk_2}{(2\pi)^3} \frac{(2\pi)^4 \delta^4(p_1 + k_1 - p_2 - k_2)}{4E_{p_2} E_{k_2}} \right] d\Omega_{k_2} \frac{M^2}{E_{p_1}} \\ &* \{I_\gamma^0(E_{k_1})f(E_{p_1}, \vec{x}) - \frac{E_{k_1}^3}{E_{k_2}^3} I_\gamma^0(E_{k_2})f(E_{p_2}, \vec{x})\} \\ &= -\frac{1}{4(2\pi)^3 E_{k_1}} \int dl \int p_1^2 dp_1 d\Omega_{p_1} \left[\frac{\alpha t^2}{4(2\pi)^2 (1 - \beta\mu)} \right] d\Omega_{k_2} \frac{M^2}{E_{p_1}} \\ &* \{I_\gamma^0(E_{k_1})f(E_{p_1}, \vec{x}) - \frac{I_\gamma^0(tE_{k_1})f(E_{p_2}, \vec{x})}{t^3}\} \end{aligned} \quad (8.4)$$

donde,

$$\begin{aligned}
 t &= \frac{E_{k_2}}{E_{k_1}} = \frac{(1 - \beta\mu)}{(1 - \beta\mu') + \alpha(1 - \Delta)} \\
 \alpha &= \frac{E_{k_1}}{E_{p_1}} \\
 \mu &= \vec{p}_1 \cdot \vec{k}_1 / |\vec{p}_1| |\vec{k}_1| = \cos\theta_{p_1} \\
 \mu' &= \vec{p}_1 \cdot \vec{k}_2 / |\vec{p}_1| |\vec{k}_2| = \cos\theta_{p_1} \cos\theta_{k_2} + \sin\theta_{p_1} \sin\theta_{k_2} \cos(\phi_{p_1} - \phi_{k_2}) \\
 \Delta &= \vec{k}_1 \cdot \vec{k}_2 = \cos\theta_{k_2} \\
 E_{p_2} &= E_{p_1} + E_{k_1} - tE_{k_1} \\
 p_2 &= \sqrt{E_{p_2}^2 - m^2} \\
 \sin\theta_{p_2} &= \frac{\sqrt{(p_1 \sin\theta_{p_1} \cos\phi_{p_1} - k_2 \sin\theta_{k_2} \cos\phi_{k_2})^2 + (p_1 \sin\theta_{p_1} \sin\phi_{p_1} - k_2 \sin\theta_{k_2} \sin\phi_{k_2})^2}}{p_2}
 \end{aligned} \tag{8.5}$$

Haciendo un cambio de variables, en la ecuación 8.4, $p_1 \mapsto E_{p_1}$ y teniendo en cuenta que $p_1^2 = E_{p_1}^2 - m^2 \Rightarrow 2p_1 dp_1 = 2E_{p_1} dE_{p_1} \Rightarrow \frac{p_1^2 dp_1}{E_{p_1}} = p_1 dE_{p_1}$ obtenemos:

$$\begin{aligned}
 \Delta I_\gamma(E_{k_1}) &= -\frac{1}{16(2\pi)^5} \int dl \int p_1 dE_{p_1} d\Omega_{p_1} t^2 d\Omega_{k_2} \frac{M^2}{(1 - \beta\mu)E_{p_1}} \\
 &\quad * \left\{ I_\gamma^0(E_{k_1}) f(E_{p_1}, \vec{x}) - \frac{I_\gamma^0(tE_{k_1}) f(E_{p_2}, \vec{x})}{t^3} \right\}
 \end{aligned} \tag{8.6}$$

Finalmente para estimar el cambio en el espectro de cuerpo negro producido por una dada interacción, basta con computar la amplitud M^2 , la función distribución $f(E, \vec{x})$ de las partículas masivas correspondientes y realizar la integral descrita en la ecuación 8.6.

Si además suponemos que podemos separar la función distribución de las partículas masivas en una componente espacial y una componente relacionada con la energía, y que la distribución espacial no se vera afectada significativamente por las interacciones con los fotones de baja energía (como en el caso del CMB), obtenemos:

$$\begin{aligned}
\Delta I_\gamma(E_{k_1}) &= -\frac{1}{16(2\pi)^5} \int f(\vec{x}) dl \int p_1 dE_{p_1} d\Omega_{p_1} t^2 d\Omega_{k_2} \frac{M^2}{(1-\beta\mu)E_{p_1}} \\
&\quad * \left\{ I_\gamma^0(E_{k_1}) f(E_{p_1}) - \frac{I_\gamma^0(tE_{k_1}) f(E_{p_2})}{t^3} \right\} \\
\Delta I_\gamma(E_{k_1}) &= \tilde{\tau} \delta I_\gamma(E_{k_1})
\end{aligned} \tag{8.7}$$

donde $\tilde{\tau} := \int f(\vec{x}) dl$.

Es importante destacar que, dependiendo de la masa de las partículas interactuantes, la amplitud de dicha interacción y la energía de los fotones, las suposiciones previamente descritas pueden no ser adecuadas siendo necesario un análisis más detallado. Por ejemplo, si trabajamos con un partícula de materia oscura muy liviana se requiere una alta densidad numérica para obtener las masas observadas en cúmulos de galaxias ($\approx 10^{14} M_\odot$) lo que podría afectar la suposición de que los fotones interactúan una sola vez en su paso por el cúmulo. Además si la amplitud M^2 de la interacción es lo suficientemente grande, puede afectar de manera significativa la distribución espacial de la materia oscura [3, 8, 9].

En la figura 8.2 se puede ver la función redistribución de energía δI_γ para la interacción entre los fotones del CMB y los electrones libres en el medio intra-cúmulo que siguen una distribución de energía de Maxwell-Boltzmann, estimada mediante el método colisional, en donde $x := E_k/K_B T_0$ con K_B la constante de Boltzmann y T_0 la temperatura del CMB. A modo comparativo se muestra la misma función de redistribución de energía pero calculada con el método tradicional de transferencia radiativa. Como puede verse la función redistribución estimada por ambos métodos es idéntica, lo que demuestra que ambas metodologías son completamente equivalentes.

De la ecuación 8.6 puede verse que si cambiamos la distribución de energía de los electrones, cambiará el efecto producido sobre los fotones del CMB. En particular, en la figura 8.3 se muestra la redistribución de energía de los fotones del CMB si tenemos en cuenta los resultados encontrados por *Lavalle et al. 2010* [6] donde estudian el efecto SZ que produciría una población de electrones con una distribución de energía no termal, proveniente de la aniquilación entre partículas de materia oscura (Ver ecuación 4.9 de *Lavalle et al. 2010* [6]).

Como puede verse, si bien la función redistribución estimada con el método colisional de Boltzmann sigue la misma tendencia que el estimado mediante el método de trans-

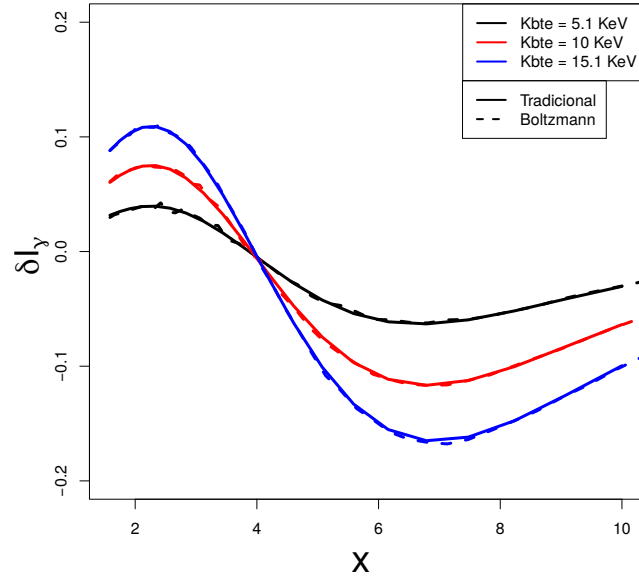


Figura 8.2: Función redistribución de energía para la interacción entre fotones del CMB y electrones en el medio intra-cúmulo que siguen una distribución de energía de Maxwell-Boltzmann con diferentes temperaturas. En líneas punteadas se grafican los resultados encontrados mediante el método de Boltzmann, mientras que en líneas sólidas se grafican los resultados obtenidos mediante el método de transferencia radiativa.

ferencia radiativa, presenta inestabilidades. Es importante aclarar que por cuestiones de cómputo las integrales involucradas están siendo resueltas de manera numérica mediante la función `mcquad` del paquete `scikit-monaco` del lenguaje `Python` la cuál utiliza métodos Monte Carlo que pueden introducir dichas inestabilidades.

Teniendo en cuenta las definiciones presentadas en la ecuación 8.5, podemos definir la sección eficaz para una interacción elástica entre 2 cuerpos como (ver ecuación 51 de *Bæhm & Lavalle 2009* [4]):

$$d^2\sigma = \frac{(2\pi)^4}{4p_1k_1} \left[\frac{d^3\vec{p}_2}{(2\pi)^3 2E_{p_2}} \frac{d^3\vec{k}_2}{(2\pi)^3 2E_{k_2}} \right] \delta^4(p_1 + k_1 - p_2 - k_2) |M^2| \quad (8.8)$$

dicha sección eficaz depende de la energía de las partículas interactuantes (p_1 y k_1) y del ángulo θ_{p_1} entre las velocidades de las mismas y nos da una idea de la magnitud de la interacción que estamos estudiando. En la figura 8.4 se puede ver la sección eficaz para la *scattering* de Compton entre fotones y electrones, estimada con el método colisional, normalizada al valor teórico $\sigma_{th} = 6.652458 \cdot 10^{-29} m^2$.

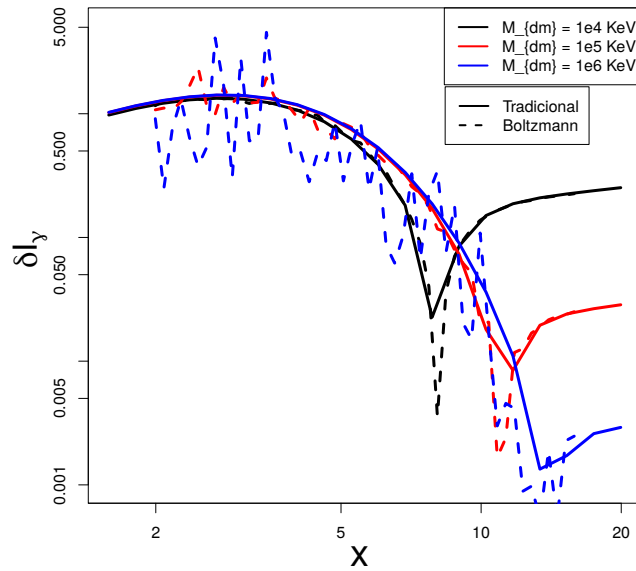


Figura 8.3: Función redistribución de energía para la interacción entre fotones del CMB y electrones provenientes de la aniquilación entre partículas de materia oscura de diferente masas que siguen una distribución de energía no termal. En líneas punteadas se grafican los resultados encontrados mediante el método de Boltzmann, mientras que en líneas sólidas se grafican los resultados obtenidos mediante el método de transferencia radiativa.

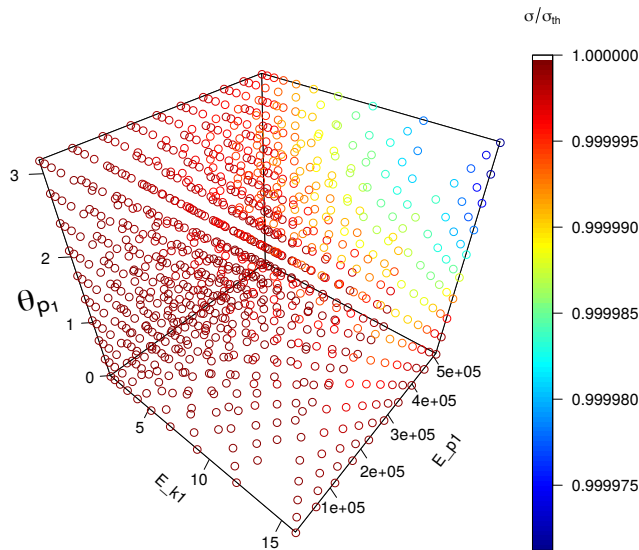


Figura 8.4: Sección eficaz de Thomson σ_{th} estimada mediante el método colisional y normalizada al valor teórico.

Se puede ver que a través del método colisional recuperamos el valor correcto de la sección eficaz σ_{th} para todos los valores de E_{p_1} , E_{k_1} y θ_{p_1}

8.2. Estudio sobre la interacción entre materia oscura y fotones.

8.2.1. Modelo de materia oscura dipolar.

Como fue especificado en el capítulo 1 un candidato viable para ser la materia oscura, no debe presentar carga electromagnética. El modelo de materia oscura dipolar propone un candidato que, a pesar de ser neutro, presenta interacciones con los fotones mediante un dipolo eléctrico y/o magnético. En esta sección estudiaremos los efectos de dicha interacción en la distribución de energía de los fotones del CMB.

El lagrangiano para el modelo de materia oscura dipolar es:

$$\mathcal{L}_{\gamma,\chi} = -\frac{i}{2}\bar{\chi}\sigma_{\mu,\nu}(\mathcal{M} + \gamma_5\mathcal{D})F^{\mu,\nu} \quad (8.9)$$

donde $\sigma_{\mu,\nu} = \frac{i}{2}[\gamma_\mu, \gamma_\nu]$ y $F^{\mu,\nu} = \partial^\nu A^\mu - \partial^\mu A^\nu$. Por otro lado, \mathcal{M} y \mathcal{D} son parámetros que cuantifican el dipolo magnético y eléctrico respectivamente y $\bar{\chi}$ es el espinor correspondiente a la partícula de materia oscura.

Para estudiar las interacciones entre la materia oscura y los fotones, es necesario tener en cuenta los diagramas de Feynman graficados en la figura 8.5

Interacción con el dipolo magnético.

Teniendo en cuenta la contribución del dipolo magnético (\mathcal{M}) presente en el lagrangiano descrito en la ecuación 8.9, podemos estimar la amplitud de la interacción representada en el diagrama de Feynman (Ver figura 8.5 Izq.) como:

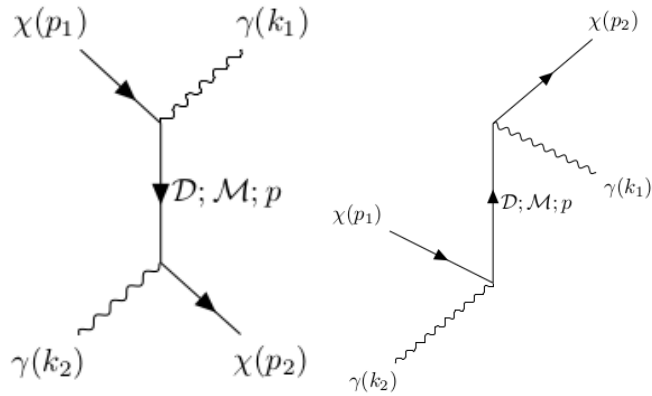


Figura 8.5: Diagramas de Feynmann representativos de las interacciones entre la materia oscura y los fotones.

$$\begin{aligned}
 M_{mag}^2 &= Tr[M_{mag}M_{mag}^*] \\
 M_{mag}^2 &= Tr[\bar{u}(p_2)\gamma_\mu\gamma_\nu k_2^\mu \epsilon_2^{\nu'}(\not{p} + m)\gamma_\rho\gamma_\sigma k_1^\rho \epsilon_1^\sigma u(p_1)\bar{u}(p_1)\epsilon_1^{\sigma'} k_1^{\rho'} \gamma_{\sigma'}\gamma_{\rho'}(\not{p} + m)\epsilon_2^{\nu'} k_2^{\mu'} \gamma_{\nu'}\gamma_{\mu'}u(p_2)] \\
 M_{mag}^2 &= [(\not{p}_2 + m_2)\not{k}_2\gamma_\nu(\not{p} + m)\not{k}_1\gamma_\sigma(\not{p}_1 + m_1)\gamma_{\sigma'}\not{k}_1(\not{p} + m)\gamma_{\nu'}\not{k}_2]\eta^{\nu\nu'}\eta^{\sigma\sigma'}
 \end{aligned}$$

Teniendo en cuenta que la traza de un número impar de matrices γ es 0 y contrayendo los índices mudos ν' y σ' , la amplitud resultante es la suma de 8 términos, $M^2 = I + II + III + IV + V + VI + VII + VIII$, donde:

$$\begin{aligned}
I &= Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \gamma_\nu \not{p} \not{k}_1 \gamma_\sigma m_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 m \gamma^\nu \not{k}_2] \\
II &= Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \gamma_\nu m \not{k}_1 \gamma_\sigma \not{p}_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 m \gamma^\nu \not{k}_2] \\
III &= Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \gamma_\nu m \not{k}_1 \gamma_\sigma m_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 \not{p} \gamma^\nu \not{k}_2] \\
IV &= Tr[m_2 \not{k}_2 \gamma_\nu \not{p} \not{k}_1 \gamma_\sigma \not{p}_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 m \gamma^\nu \not{k}_2] \\
V &= Tr[m_2 \not{k}_2 \gamma_\nu \not{p} \not{k}_1 \gamma_\sigma m_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 \not{p} \gamma^\nu \not{k}_2] \\
VI &= Tr[m_2 \not{k}_2 \gamma_\nu m \not{k}_1 \gamma_\sigma \not{p}_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 \not{p} \gamma^\nu \not{k}_2] \\
VII &= Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \gamma_\nu \not{p} \not{k}_1 \gamma_\sigma \not{p}_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 \not{p} \gamma^\nu \not{k}_2] \\
VIII &= Tr[m_2 \not{k}_2 \gamma_\nu m \not{k}_1 \gamma_\sigma m_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 m \gamma^\nu \not{k}_2]
\end{aligned}$$

Como puede notarse, los términos I , III , IV , V , VI y $VIII$ son idénticamente 0 debido a que $\not{k}_{1,2} \not{k}_{1,2} = k_{1,2}^2 = 0$. Luego solo tenemos que calcular los términos II y VII .

■ Término II :

$$\begin{aligned}
II &= Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \gamma_\nu m \not{k}_1 \gamma_\sigma \not{p}_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 m \gamma^\nu \not{k}_2] \\
II &= -2m^2 Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \gamma_\nu \not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \gamma^\nu \not{k}_2] \\
II &= 4m^2 Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{k}_2] \\
II &= 4m^2 [p_2 \cdot k_2 Tr(\not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{k}_2) \\
&\quad - p_2 \cdot k_1 Tr(\not{k}_2 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{k}_2) \\
&\quad + p_2 \cdot p_1 Tr(\not{k}_2 \not{k}_1 \not{k}_1 \not{k}_2) \\
&\quad - p_2 \cdot k_1 Tr(\not{k}_2 \not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_2) \\
&\quad + p_2 \cdot k_2 Tr(\not{k}_2 \not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1)] \\
II &= 4m^2 [2p_2 \cdot k_2 Tr(\not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{k}_2)] \\
II &= 2\mathcal{M}^4 32m^2 p_2 \cdot k_2 [(k_1 \cdot p_1)(k_1 \cdot k_2) - (k_1^2)(p_1 \cdot k_2) + (k_1 \cdot k_2)(p_1 \cdot k_1)] \\
II &= 2\mathcal{M}^4 [64m^2 (p_2 \cdot k_2)(k_1 \cdot p_1)(k_1 \cdot k_2)]
\end{aligned}$$

- Término *VII*:

$$VII = Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \gamma_\nu \not{p} \not{k}_1 \gamma_\sigma \not{p}_1 \gamma^\sigma \not{k}_1 \not{p} \gamma^\nu \not{k}_2]$$

$$VII = 4Tr[\not{p}_2 \not{k}_2 \not{p} \not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{p} \not{k}_2]$$

$$\begin{aligned} VII &= 4[pk_1 Tr(\not{p}_1 \not{k}_1 \not{p} \not{k}_2 \not{p}_2 \not{k}_2) \\ &\quad - pp_1 Tr(\not{k}_1 \not{k}_1 \not{p} \not{k}_2 \not{p}_2 \not{k}_2) \\ &\quad + pk_1 Tr(\not{k}_1 \not{p}_1 \not{p} \not{k}_2 \not{p}_2 \not{k}_2) \\ &\quad - pp Tr(\not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{k}_2 \not{p}_2 \not{k}_2) \\ &\quad + pk_2 Tr(\not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{p} \not{k}_2 \not{k}_2) \\ &\quad - pp_2 Tr(\not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{p} \not{k}_2 \not{k}_2) \\ &\quad + pk_2 Tr(\not{k}_1 \not{p}_1 \not{k}_1 \not{p} \not{k}_2 \not{p}_2)] \end{aligned}$$

$$VII = 128(p.k_1)(p_1.k_1)(p.k_2)(p_2.k_2) - 64(p^2)(k_1.p_1)(k_1.k_2)(p_2.k_2)$$

$$VII = 2\mathcal{M}^4 [128((p_1 - k_1).k_1)(p_1.k_1)((p_1 - k_1).k_2)(p_2.k_2) - 64(p^2)(k_1.p_1)(k_1.k_2)(p_2.k_2)]$$

Finalmente sumando *II* y *VII*, y teniendo en cuenta que $p^2 = m^2$, obtenemos:

$$M_{mag}^2 = 2\mathcal{M}^4 128(p_1.k_1)^2 [(p_1.k_2)(p_2.k_2) - (k_1.k_2)(p_2.k_2)] \quad (8.10)$$

Para estimar la contribución de la interacción representada en el diagrama de Feymann 8.5 *Der.*, basta con reemplazar k_1 con k_2 y poner $p = p_1 + k_2$. Finalmente la amplitud de las interacciones provenientes del dipolo magnético es:

$$M_{mag}^2 = 2\mathcal{M}^4 128(p_1.k_1)^2 [(p_1.k_2)(p_2.k_2) - (k_1.k_2)(p_2.k_2)] + 128(p_1.k_2)^2 (p_2.k_1) [(p_1.k_1) + (k_1.k_2)] \quad (8.11)$$

Interacción con el dipolo eléctrico.

Teniendo en cuenta la contribución del dipolo eléctrico (\mathcal{D}) presente en el lagrangiano descrito en la ecuación 8.9, podemos estimar la amplitud de la interacción representada en el diagrama de Feymann (Ver figura 8.5 *Izq.*) como:

$$\begin{aligned}
M_{ele}^2 &= Tr[M_{ele}M_{ele}^*] \\
M_{ele}^2 &= Tr[\bar{u}(p_2)\gamma_\mu\gamma_\nu\gamma_5k_2^\mu\epsilon_2^\nu(\not{p} + m)\gamma_\rho\gamma_\sigma\gamma_5k_1^\rho\epsilon_1^\sigma u(p_1)\bar{u}(p_1)\epsilon_1^{\sigma'}k_1^{\rho'}\gamma_5\gamma_{\sigma'}\gamma_{\rho'}(\not{p} + m)\epsilon_2^{\nu'}k_2^{\mu'}\gamma_5\gamma_{\nu'}\gamma_{\mu'}u(p_2)] \\
M_{ele}^2 &= [(\not{p}_2 + m_2)\not{k}_2\gamma_\nu\gamma_5(\not{p} + m)\not{k}_1\gamma_\sigma\gamma_5(\not{p}_1 + m_1)\gamma_5\gamma_{\sigma'}\not{k}_1(\not{p} + m)\gamma_5\gamma_{\nu'}\not{k}_2]\eta^{\nu\nu'}\eta^{\sigma\sigma'}
\end{aligned}$$

De manera análoga a la amplitud de la interacción del dipolo magnético, podemos descomponer esta interacción en 8 términos. Además, si tenemos en consideración que $k_{1,2}\not{k}_{1,2} = k_{1,2}^2 = 0$, los únicos términos distintos de 0 son:

$$\begin{aligned}
II &= Tr[\not{p}_2\not{k}_2\gamma_\nu\gamma_5m\not{k}_1\gamma_\sigma\gamma_5\not{p}_1\gamma_5\gamma^\sigma\not{k}_1m\gamma_5\gamma^\nu\not{k}_2] \\
VII &= Tr[\not{p}_2\not{k}_2\gamma_\nu\gamma_5\not{p}\not{k}_1\gamma_\sigma\gamma_5\not{p}_1\gamma_5\gamma^\sigma\not{k}_1\not{p}\gamma_5\gamma^\nu\not{k}_2]
\end{aligned}$$

Es fácil ver que el cálculo es idéntico al del dipolo magnético por lo que finalmente obtenemos que $M_{ele}^2 = M_{mag}^2$

Luego la amplitud total de la interacción entre materia oscura dipolar y fotones es:

$$\begin{aligned}
M^2 &= \{128(p_1.k_1)^2[(p_1.k_2)(p_2.k_2) - (k_1.k_2)(p_2.k_2)] + \\
&\quad 128(p_1.k_2)^2(p_2.k_1)[(p_1.k_1) + (k_1.k_2)]\} * 2(\mathcal{M}^4 + \mathcal{D}^4) \quad (8.12)
\end{aligned}$$

Teniendo en cuenta dicha amplitud podemos calcular la sección eficaz para diferentes parámetros de E_{p_1} , E_{k_1} y θ_{p_1} y diferentes masas para la partícula de materia oscura. En la figura 8.6 se pueden ver los resultados obtenidos con el método colisional.

Teniendo en cuenta dicha amplitud, podemos estimar la redistribución de energía producida por una población de partículas de materia oscura que sigan una distribución de energía termal. En la figura 8.7 se muestran los resultados obtenidos para distribuciones de diferentes temperaturas. Mientras que en la figura 8.8 se muestran los resultados obtenidos para poblaciones de materia oscura con una masa de $m_{DM} = 10^6 KeV$ con una distribución termal con $k_B T = 5 * 10^4 KeV$ y con diferentes valores de M y D . Es impor-

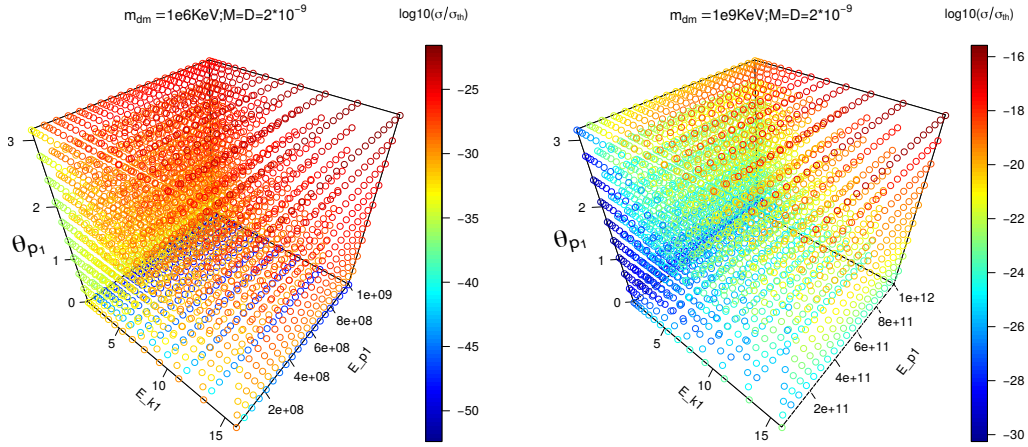


Figura 8.6: Sección eficaz para la interacción entre fotones y partículas de materia oscura dipolar de diferentes masas, estimada con el método colisional de Boltzmann. *Izq.* Materia oscura dipolar con $M = D = 2 * 10^{-16} KeV^{-1}$ y $m_{DM} = 10^6 KeV$. *Der.* Materia oscura dipolar con $M = D = 2 * 10^{-16} KeV^{-1}$ y $m_{DM} = 10^9 KeV$.

tante aclarar que, debido a su naturaleza, no se espera que las partículas de materia oscura sigan una distribución de energía termal, sin embargo este análisis sirve para demostrar que solo cambiando la amplitud M^2 , el efecto es significativamente menor al producido por los electrones mediante el *scattering* de Compton.

8.2.2. Distribución de velocidades de las partículas de materia oscura.

Si suponemos que las partículas de materia oscura están en equilibrio virial, podemos estimar su distribución de velocidades a partir del perfil de densidad. Como se introdujo en capítulos anteriores, el perfil de densidad de los halos de materia oscura sigue un perfil *NFW* que puede describirse de forma general como:

$$\rho(r) = \rho_0 r_0^3 r^{-1} x^{-2} \quad (8.13)$$

donde $x := r + r_0$.

Teniendo en cuenta que la distribución de densidad tiene simetría esférica, podemos

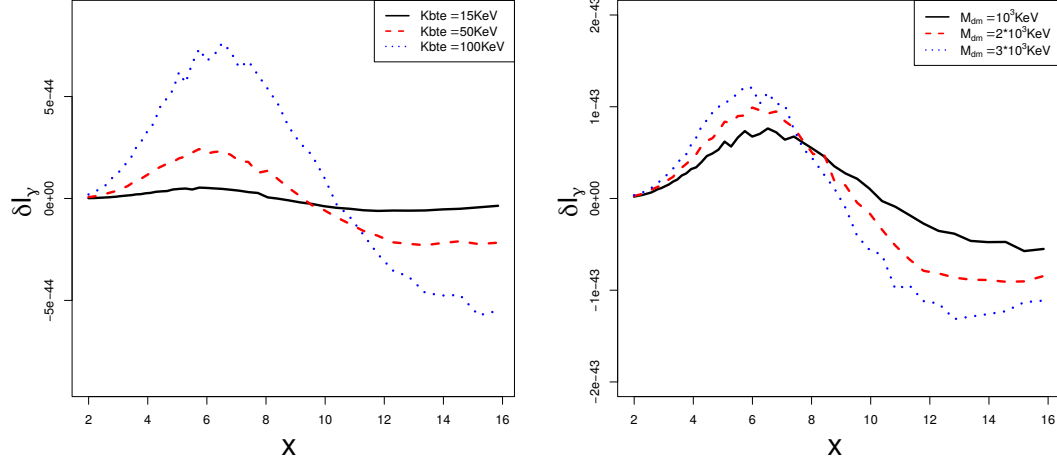


Figura 8.7: Función redistribución de energía para la interacción entre los fotones del CMB y una población de partículas de materia oscura dipolar con $M = D = 10^{-9} \text{KeV}^{-1}$. *Izq.* Partículas con una masa de $m_{dm} = 1e3 \text{KeV}$ y con una distribución de energía termal de diferentes temperaturas. *Der.* Partículas con una distribución de energía termal con $K_b T = 100 \text{KeV}$ y con diferentes masas.

descomponer la función distribución en el espacio de fase, en una componente espacial y una componente correspondiente a la energía $f_{DM}(E_p, \vec{x}) = p_{DM}(E_p)\rho(r)$. Luego, si suponemos que las interacciones entre materia oscura y fotones no producen cambios significativos en la distribución de la materia oscura, podemos resolver la ecuación de Vlasov (Ec. 8.14) para encontrar la distribución de velocidades de las partículas de materia oscura.

$$\frac{d(p_{DM}\rho)}{dt} = 0 \quad (8.14)$$

Es importante aclarar que la distribución de velocidades debe cumplir con la condición de normalización $4\pi \int_0^\infty v^2 p_{DM}(v) dv$ que asegura que cada partícula de materia oscura tenga una velocidad entre 0 y ∞ .

Finalmente la distribución de velocidades es:

$$P_{DM}(v) = \frac{4\pi}{\sqrt{8\pi^2}\rho(r)} \int_\infty^{\Psi^{-1}(\mathcal{E}(r,v))} \frac{d\bar{r}}{\sqrt{\mathcal{E}(r,v) - \Psi(\bar{r})}} \mathcal{F}(\bar{r}) \quad (8.15)$$

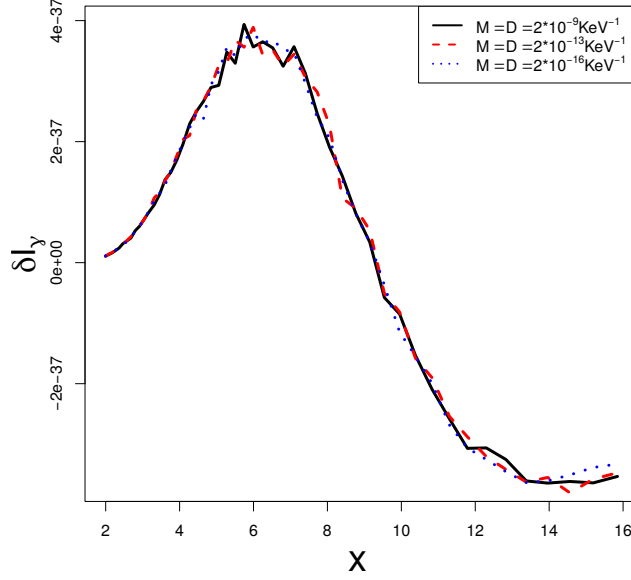


Figura 8.8: Función redistribución de energía para la interacción entre los fotones del CMB y una población de partículas de materia oscura dipolar con una masa de $m_{DM} = 10^6 \text{ KeV}$, una distribución termal con $k_B T = 5 * 10^4 \text{ KeV}$ y diferentes valores de M y D . Para una mejor comparación el valor de δI_γ se multiplica por 10^{16} y 10^{28} para la materia oscura con $M = D = 2 * 10^{-13} \text{ KeV}^{-1}$ y $M = D = 2 * 10^{-16} \text{ KeV}^{-1}$ respectivamente.

donde $\Psi(r) := \Phi(\infty) - \Phi(r)$, $\mathcal{E}(r, v) = (1/2)v^2 + \Psi(r)$, $\Phi(r)$ es el potencial gravitacional de la materia oscura y,

$$\mathcal{F}(r) = \left[\left(\frac{d\Psi}{dr} \right)^{-1} \frac{d^2\rho}{dr^2} - \left(\frac{d\psi}{dr} \right)^{-2} \frac{d\rho}{dr} \frac{d^2\Psi}{dr^2} \right] \quad (8.16)$$

Teniendo en cuenta el perfil *NFW* descrito en la ecuación 8.13 sus derivadas son:

$$\frac{d\rho}{dr} = \rho_0 r_0^3 \left[-r^{-2} x^{-2} - 2r^{-1} x^{-3} \right] \quad (8.17)$$

$$\frac{d^2\rho}{dr^2} = \rho_0 r_0^3 \left[2r^{-3} x^{-2} + 4r^{-2} x^{-3} + 6r^{-1} x^{-4} \right] \quad (8.18)$$

Por otro lado, el potencial gravitacional (y sus correspondientes derivadas) generado por dicha distribución de densidad es:

$$\begin{aligned}\Phi(r) &= -4\pi G\rho_0 r_0^2 \left[\frac{r_0}{r} \int_0^x \frac{t}{1-t} dt + \int_0^{1-x} dt \right] \\ \Phi(r) &= 4\pi G\rho_0 r_0^3 \frac{\text{Ln}(r_0) - \text{Ln}(x)}{r} \\ \lim_{r \rightarrow \infty} \Phi(r) &= 0 \\ \Psi(r) &= \Phi(\infty) - \Phi(r) = 4\pi G\rho_0 r_0^3 r^{-1} [\text{Ln}(x) - \text{Ln}(r_0)] \quad (8.19) \\ \frac{d\Psi}{dr} &= 4\pi G\rho_0 r_0^3 [x^{-1}r^{-1} - \text{Ln}(x)r^{-2} + \text{Ln}(r_0)r^{-2}] \quad (8.20) \\ \frac{d^2\Psi}{dr^2} &= -4\pi G\rho_0 r_0^3 [x^{-2}r^{-1} + 2x^{-1}r^{-2} + 2r^{-3}(\text{Ln}(r_0) - \text{Ln}(x))] \quad (8.21)\end{aligned}$$

Finalmente introduciendo las ecuaciones 8.17-8.21 en la ecuación 8.15, obtenemos:

$$P_{DM}(v, r) = \frac{1}{\pi^2 G \sqrt{8} \rho(r)} \int_{\infty}^{\Psi^{-1}(\mathcal{E}(r, v))} \frac{4(\bar{r} + r_0)^{-5} + (\bar{r} + r_0)^{-4} \bar{r}^{-1} (6\tilde{x} - 1)}{[(\bar{r} + r_0)^{-1} + \bar{r}^{-1} \tilde{x}]} \frac{d\bar{r}}{\sqrt{\mathcal{E}(r, v) - \Psi(\bar{r})}} \quad (8.22)$$

donde $\tilde{x} := \text{Ln}(r_0) - \text{Ln}(\bar{r} + r_0)$.

En la figura 8.9 se puede ver la distribución de velocidades que tendría una población de partículas de materia oscura en equilibrio en un halo NFW ($\rho_0 = 10^{14} M_{\odot}/Mpc^3$, $r_0 = 1 Mpc$) a una distancia $r = 0.3 Mpc$ del centro. En líneas sólidas se muestran los resultados obtenidos mediante la resolución de la ecuación de Vlasov (método de Eddington), mientras que en líneas punteadas se muestra una distribución de Maxwell-Boltzmann con una dispersión de velocidades dependiente de la distancia al centro del cúmulo (Ver ecuación 2.6 y 2.7 de *Petač et al. 2018* [7]).

Como puede verse las distribuciones estimadas con ambos métodos son muy similares. Sin embargo las distribuciones estimadas mediante el método de Eddington requieren de un gran poder de cómputo y presentan inestabilidades que deben ser estudiadas en más detalle para obtener resultados confiables. Es por esto que para estimar el efecto Sunyaev-Zeldovich generalizado producido por una población de materia oscura utilizaremos distribuciones de Maxwell-Boltzmann con una dispersión de velocidades dependiente del radio.

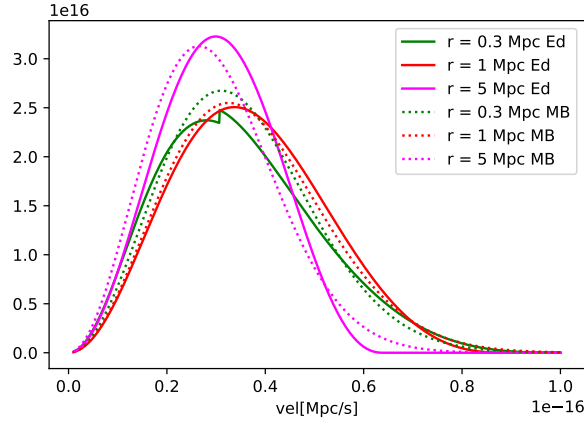


Figura 8.9: Distribución de velocidades que tendría una población de partículas de materia oscura en un halo NFW ($\rho_0 = 10^{14} M_\odot / \text{Mpc}^3$, $r_0 = 1 \text{ Mpc}$) a una distancia $r = 0.3 \text{ Mpc}$ del centro. En líneas sólidas se muestran los resultados obtenidos mediante el método de Eddington, mientras que en líneas punteadas se muestra como comparación una distribución de Maxwell-Boltzmann.

Teniendo en cuenta dicha distribución de velocidades, podemos estimar la distribución de energía teniendo en cuenta que $E^2 = m^2(1 + v^2)$ para una dada partícula de masa m . Finalmente, teniendo en cuenta esta distribución de energía y la amplitud de la interacción entre los fotones y la materia oscura dipolar, podemos estimar el efecto producido por dicha interacción en el espectro de energía de los fotones (Ver figura 8.10).

Como puede verse aún utilizando una distribución de Maxwell-Boltzmann siguen existiendo inestabilidades en los resultados finales que deben ser estudiadas con mayor detalle. Sin embargo de las figuras 8.6 y 8.10 se puede concluir que la interacción entre los fotones del CMB y una población de partículas de materia oscura dipolar no producirá una señal significativa en el espectro de energía del CMB.

8.3. Conclusiones.

En este capítulo se presentaron los resultados preliminares de un estudio sobre la interacción entre partículas de materia oscura dipolar y los fotones del CMB. Este estudio fue realizado en colaboración con la Dra. Celine Bøehm y el Dr. Mariano Dominguez.

En la primera parte de este capítulo se detalló el método colisional de Boltzmann, el

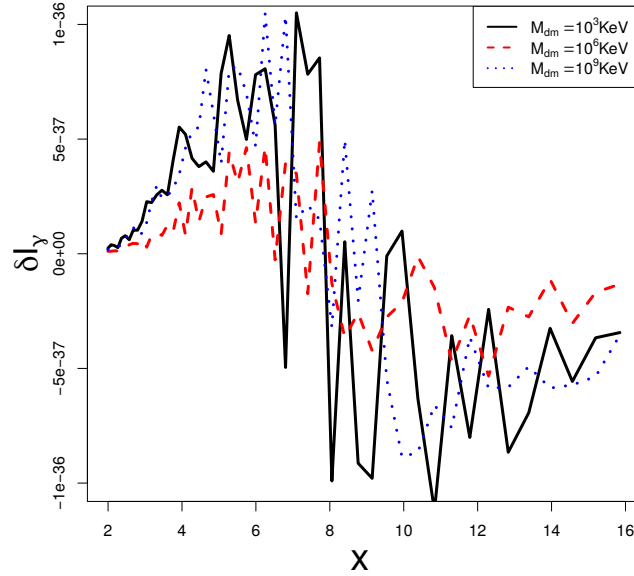


Figura 8.10: Redistribución de energía producida por la interacción entre los fotones del CMB y y materia oscura dipolar con una distribución de energía de Maxwell-Boltzman con una dispersión de velocidades dependiente del radio (Ver ecuación 2.6 y 2.7 de *Petač et al. 2018* [7]). Para una mejor comparación el valor de δI_γ se multiplico por $5 * 10^{11}$ y 10^4 para la materia oscura con $m_{dm} = 10^6 KeV$ y $m_{dm} = 10^9 KeV$ respectivamente.

cuál, como fue demostrado por *Bæhm et al. 2009* [4], es completamente equivalente al método de transferencia radiativa a la hora de estimar el efecto Sunyaev-Zeldovich. Sin embargo el método colisional tiene la ventaja de poder ser fácilmente generalizado para estudiar interacciones entre los fotones del CMB y una población de cualquier partícula masiva que presente una dada distribución de velocidades (ver sección 8.1). En esta dirección se desarrolló un software que permite estimar la función redistribución de energía de los fotones del CMB para una dada interacción y una dada distribución de velocidades. A manera de comprobación estimamos la función redistribución del efecto Sunyaev-Zeldovich tradicional para electrones que presenten diferentes distribuciones de velocidad (ver figuras 8.3 y 8.2) y la sección eficaz de Thomson (ver figura 8.4).

En la segunda parte de este trabajo, estudiamos el modelo de materia oscura dipolar. A partir del lagrangiano de dicho modelo calculamos las interacciones que tendrían los fotones del CMB con las partículas de materia oscura dipolar. Utilizando el software

previamente descrito estimamos la sección eficaz de dicha interacción si variamos los diferentes parámetros libres del modelo de materia oscura dipolar (M , D y m_{DM}). Encontramos que la sección eficaz para todos los casos es varios órdenes de magnitud (≈ 40) más chica que la sección eficaz de Thomson σ_{th} .

Teniendo en cuenta que las partículas de materia oscura se agrupan en halos que siguen un perfil de densidad esférico NFW, estimamos la distribución de velocidades que tendrían dichas partículas estando en equilibrio con el potencial del halo. Finalmente, utilizando el software previamente descrito, estimamos la redistribución de energía que provocaría la interacción de una población de partículas de materia oscura en equilibrio. A manera de comparación también estimamos la redistribución de energía si dichas partículas presentasen otras distribuciones de velocidad. En todos los casos encontramos que las variaciones en el espectro de cuerpo negro de los fotones del CMB producidas por estas interacciones son completamente despreciables.

Es importante resaltar que, dependiendo del modelo de materia oscura que estemos analizando las suposiciones utilizadas para estimar la redistribución de energía de los fotones del CMB pueden no ser adecuadas siendo necesario un análisis más detallado. Además los resultados finales obtenidos mediante la resolución numérica de la ecuación 8.7 presentan inestabilidades que deben ser analizadas en trabajos futuros. Sin embargo de las figuras 8.6 y 8.10 se puede concluir que la interacción entre los fotones del CMB y una población de partículas de materia oscura dipolar no producirá una señal significativa en el espectro de energía del CMB.

Bibliografía

- [1] PAR Ade, N Aghanim, M Arnaud, M Ashdown, J Aumont, C Baccigalupi, AJ Banday, RB Barreiro, R Barrena, JG Bartlett, et al. Planck 2015 results-xxvii. the second planck catalogue of sunyaev-zeldovich sources. *Astronomy & Astrophysics*, 594: A27, 2016.
- [2] M. Birkinshaw. The Sunyaev-Zel'dovich effect. *Physics Reports*, 310:97–195, March 1999. doi: 10.1016/S0370-1573(98)00080-5.
- [3] C. Bøehm, J. A. Schewtschenko, R. J. Wilkinson, C. M. Baugh, and S. Pascoli. Using the Milky Way satellites to study interactions between cold dark matter and radiation. *MNRAS*, 445:L31–L35, November 2014. doi: 10.1093/mnras/lu115.
- [4] Céline Bøehm and Julien Laval. Clarifying the covariant formalism for the Sunyaev-Zel'dovich effect due to relativistic nonthermal electrons. *PhRvD*, 79: 083505, April 2009. doi: 10.1103/PhysRevD.79.083505.
- [5] Jonathan H. Davis and Joseph Silk. Glow in the Dark Matter: Observing Galactic Halos with Scattered Light. *Physical Review Letters*, 114:051303, February 2015. doi: 10.1103/PhysRevLett.114.051303.
- [6] Julien Laval, Céline Bøehm, and Julien Barthès. On the Sunyaev-Zel'dovich effect from dark matter annihilation or decay in galaxy clusters. *Journal of Cosmology and Astro-Particle Physics*, 2010:005, February 2010. doi: 10.1088/1475-7516/2010/02/005.
- [7] Mihael Petač, Piero Ullio, and Mauro Valli. On velocity-dependent dark matter annihilations in dwarf satellites. *Journal of Cosmology and Astro-Particle Physics*, 2018:039, December 2018. doi: 10.1088/1475-7516/2018/12/039.

-
- [8] J. A. Schewtschenko, R. J. Wilkinson, C. M. Baugh, C. Boehm, and S. Pascoli. Dark matter-radiation interactions: the impact on dark matter haloes. *MNRAS*, 449:3587–3596, June 2015. doi: 10.1093/mnras/stv431.
- [9] J. A. Schewtschenko, C. M. Baugh, R. J. Wilkinson, C. Boehm, S. Pascoli, and T. Sawala. Dark matter-radiation interactions: the structure of Milky Way satellite galaxies. *MNRAS*, 461:2282–2287, September 2016. doi: 10.1093/mnras/stw1078.
- [10] R. A. Sunyaev and Ia. B. Zeldovich. Microwave background radiation as a probe of the contemporary structure and history of the universe. *Annual Review of Astronomy and Astrophysics*, 18:537–560, January 1980. doi: 10.1146/annurev.aa.18.090180.002541.
- [11] R. A. Sunyaev and Ya. B. Zeldovich. The Observations of Relic Radiation as a Test of the Nature of X-Ray Radiation from the Clusters of Galaxies. *Comments on Astrophysics and Space Physics*, 4:173, November 1972.
- [12] Ryan J. Wilkinson, Céline Boehm, and Julien Lesgourgues. Constraining dark matter-neutrino interactions using the CMB and large-scale structure. *Journal of Cosmology and Astro-Particle Physics*, 2014:011, May 2014. doi: 10.1088/1475-7516/2014/05/011.
- [13] Ryan J. Wilkinson, Julien Lesgourgues, and C. Boehm. Using the CMB angular power spectrum to study Dark Matter-photon interactions. *Journal of Cosmology and Astro-Particle Physics*, 2014:026, April 2014. doi: 10.1088/1475-7516/2014/04/026.

Capítulo 9

Conclusiones finales.

Las técnicas de aprendizaje automático representan una nueva forma de analizar de manera agnóstica y homogénea cualquier conjunto de datos, siendo una poderosa herramienta para buscar relaciones y patrones característicos entre las variables presentes en dichos datos. En la actualidad estos algoritmos están siendo utilizados en diversas aplicaciones tecnológicas, así como también en diferentes áreas de la ciencia.

A lo largo de esta tesis se presentó el estudio mediante técnicas de aprendizaje automático de 2 problemas cosmológicos: la clasificación de cúmulos de galaxias según su estado dinámico (Capítulo 3) y el análisis estadístico del fondo cósmico de microondas (Capítulo 7). Además también se abordaron una serie de estudios relacionados con los resultados encontrados en dichos trabajos.

En la primera parte de la tesis se presentó el marco teórico necesario para estudiar los diferentes problemas cosmológicos que abordamos durante el doctorado. Mientras que en el Capítulo 1 se presenta una introducción general sobre el modelo cosmológico estándar más aceptado en la actualidad, en el Capítulo 2 se detallan los principales algoritmos de aprendizaje automático que se utilizaron durante este trabajo.

En el Capítulo 3 se presentó un método de aprendizaje automático supervisado para detectar sistemas de galaxias en interacción utilizando como *features* propiedades basadas en la información espectroscópica y fotométrica de los mismos. Dicho método fue entrenado en base al modelo semi-analítico de *Guo et al.* [4], aplicado a la simulación cosmológica *Millenium* [6]. Estos estudios dieron como resultado el software `MeSSI`, de público acceso, que luego se aplicó a 3 catálogos de cúmulos de galaxias: SDSS-DR7,

WINGS y HeCS. Encontramos 32 candidatos a cúmulos en interacción en los que fuimos capaces de reconstruir de manera confiable las subestructuras. Además reportamos otros 29 candidatos en los que, debido a su geometría, no fuimos capaces de identificar de manera confiable sus subestructuras. De dichos candidatos, 19 fueron previamente reportados como cúmulos en interacción, lo que refuerza la validez de nuestro método, mientras que también reportamos por primera vez 42 nuevos candidatos a cúmulos en fusión que deben ser confirmados en estudios individuales. Estos resultados fueron publicados en la revista internacional *Monthly Notices of the Royal Academy* [2] y en el 57° boletín de la Asociación Argentina de Astronomía en el año 2015 [1].

En el Capítulo 4 se desarrolló un estudio sobre la relación entre el estado dinámico de los cúmulos y el efecto de rotación de Faraday producido por los mismos. Para esto se realizó una correlación entre la posición de los cúmulos de galaxias del catálogo construido por *Wen & Han* [10] con las fuentes de rotación de Faraday de los catálogos construidos por *Taylor et al.* [8] y *Xu et al.* [11]. Encontramos que los cúmulos no relajados tienen una mayor desviación estándar σ_{RF} del efecto de rotación de Faraday que los sistemas relajados, indicando que los cúmulos no relajados tienen campos magnéticos más intensos. Teniendo en cuenta la dispersión σ_{RF} medida, y suponiendo valores típicos para la densidad de electrones N_e , el largo de la columna de densidad electrónica del medio intra-cúmulo L y el largo característico de la celda del medio intra-cúmulo con campos magnéticos coherentes l , fuimos capaces de estimar un valor típico de campo magnético de $B_{\parallel} = 0.45 \pm 0.08 \mu\text{G}$ para los sistemas relajados y de $B_{\parallel} = 0.96 \pm 0.08 \mu\text{G}$ para los no relajados.

Cabe destacar que este trabajo fue aceptado para su publicación en la revista *Monthly Notices of the Royal Astronomy*.

En los Capítulos 5 y 6 se presentaron estudios individuales de los candidatos a cúmulos en interacción encontrados con el software `MeSSI`: A2029/33, A1204 y A267.

Para el sistema de galaxias A1204 logramos computar, mediante el análisis de lentes gravitacionales, las masas de las subestructuras identificadas previamente obteniendo un cociente de masas de ~ 2 , sin embargo no se observa emisión en rayos-X en la posición de la 2 subestructura. Además mediante un análisis dinámico, llevado a cabo con el software `MeSSI`, encontramos que la clasificación del sistema como cúmulo en interacción es inestable. Teniendo en cuenta estos resultados podemos concluir que este sistema no muestra

evidencias de que haya tenido una interacción fuerte reciente. Sin embargo existen indicios de que el sistema no esta completamente relajado.

Para el cúmulo de galaxias $A2029/2033$ logramos identificar ambas subestructuras en los mapas de densidad proyectada obtenidos mediante un análisis de lentes gravitacionales débiles. Para la componente principal, correspondiente al cúmulo $A2029$, estimamos la masa en $M_{200} = 9 \pm 6 \times 10^{14} h_{70}^{-1} M_{\odot}$ en acuerdo con la masa medida por *Walker et al. 2012* [9]. Además, utilizando el software `MeSSI`, realizamos estudios dinámicos de ambas subestructuras de manera independiente, encontrando que ninguna presenta indicios de una interacción fuerte reciente. Por lo tanto podemos concluir que no hay evidencia suficiente para confirmar que $A2029$ y $A2033$ estén en un proceso de interacción o hayan interactuado en el pasado, sin embargo teniendo en cuenta que junto con $A2028$ y $A2066$ forman un pequeño súper-cúmulo [3] es posible que vayan a tener una interacción en el futuro.

En el caso del cúmulo $A267$ se realizó un estudio dinámico utilizando el software `MeSSI` en el que se pudo confirmar la presencia de 2 subestructuras principales. Luego, analizando los datos espectroscópicos y morfológicos de las galaxias dentro de la región central encontramos 2 subestructuras, una de las cuales está en la región virializada del cúmulo mientras que la otra se encuentra en la región de *infalling*. La presencia de subestructuras dentro de R_{200} también fue confirmada por la distribución bimodal de la emisión en rayos-X y la elongación de los contornos de lentes gravitacionales estimados por *Okabe et al.* [5]. Además, teniendo en cuenta que $A267$ esta clasificado como grupo fósil, estudiamos la probabilidad de que dichos objetos presenten subestructuras. Con este objetivo analizamos los datos de la simulación cosmológica *Millenium* [7], encontrando que aproximadamente el 15% de los grupos fósiles masivos tuvo una fusión mayor reciente ($z_{merger} < 0.3$), mientras que si analizamos los grupos de masas menores ($< 10^{14} M_{\odot} h^{-1}$) la fracción aumenta hasta un 25%. Teniendo en cuenta estos resultados es de esperarse que algunos grupos fósiles tengan una fracción de subestructuras significativa, siendo el cúmulo $A267$ un caso particular de este fenómeno.

En el Capítulo 7 se presentaron los resultados del estudio del espectro de potencias de anisotropías primarias del CMB mediante métodos de aprendizaje automático. Utilizando un conjunto de datos construido mediante el software `CAMB`, se estudiaron 2 técnicas de aprendizaje no supervisado (PCA y mixtura de Gaussianas) y 3 técnicas de aprendi-

zaje supervisado (*K-Nearest Neighbours*, *Support Vector Machines* y *Random Forest*). Encontramos que dichos métodos pueden estimar de manera confiable todos los parámetros cosmológicos con excepción de la constante de Hubble H_0 . Finalmente, aplicando los métodos previamente entrenados, estimamos la distribución angular de los parámetros cosmológicos utilizando los datos de Planck. De los resultados presentados en este capítulo se puede concluir que las anisotropías en los parámetros cosmológicos encontradas son consistentes con el modelo estándar.

En el Capítulo 8 se presentaron los resultados preliminares de un estudio sobre la interacción entre partículas de materia oscura dipolar y los fotones del CMB. Utilizando el método colisional de Boltzmann se desarrolló un software que permite estimar la función redistribución de energía de los fotones del CMB para una dada interacción y una dada distribución de velocidades. Utilizando dicho software estudiamos las interacciones entre los fotones del CMB y materia oscura dipolar. Encontramos que la sección eficaz es varios órdenes de magnitud (≈ 40) más chica que la sección eficaz de Thomson σ_{th} por lo que se puede concluir que la interacción entre los fotones del CMB y una población de partículas de materia oscura dipolar no producirá una señal significativa en el espectro de energía del CMB.

A lo largo de esta tesis se estudiaron diferentes técnicas de aprendizaje automático aplicadas a diversos problemas astronómicos, obteniendo resultados comparables y, en algunos casos, mejores que los métodos tradicionales y en un menor tiempo computacional. Esto demuestra la utilidad de dichas técnicas a la hora de analizar conjuntos de datos.

Entre las principales ventajas de dichos métodos se pueden remarcar, la versatilidad para adaptarse a diferentes problemas y para analizar diferentes conjuntos de datos de una manera homogénea y, en muchos casos, agnóstica, es decir sin la necesidad de imponer ningún modelo previo. En particular el aprendizaje supervisado es la técnica ideal para resolver problemas de clasificación en los que no existe un modelo físico claro (o existe pero requiere de mucho tiempo de cómputo) que relacione las propiedades de una dada observación y la clase de dicha observación. Para problemas de regresión el aprendizaje supervisado también puede ser de gran utilidad, pero tiene la desventaja de que no presenta una forma clara de tener en cuenta las covarianza ni las incertezas de las diferentes variables predictoras. Por otro lado el aprendizaje no supervisado es una herramienta fundamental a la hora de analizar un nuevo conjunto de datos para encontrar las propiedades

generales del mismo. Esto puede ser de gran utilidad para reducir la dimensionalidad de problemas multivariados.

Es importante también marcar que la principal desventaja de dichos algoritmos es la difícil interpretación de sus resultados, ya que los mismos representan un ajuste altamente no lineal entre las variables predictoras y las variables a predecir. Esto lleva a que las relaciones entre los *features* y las variables predichas sean difíciles de interpretar físicamente.

Teniendo en cuenta lo estudiado durante esta tesis, se puede concluir que los métodos de aprendizaje automático son una herramienta muy poderosa, versátil y útil para analizar diferentes conjuntos de datos y resolver diversos problemas. Sin embargo es importante conocer sus limitaciones y, en particular, la dificultad de interpretar físicamente sus resultados.

Bibliografía

- [1] M. de los Rios, M. J. Domínguez, and D. Paz. Construcción de un catálogo de cúmulos de galaxias en proceso de colisión. *Boletín de la Asociación Argentina de Astronomía La Plata Argentina*, 57:22–24, August 2015.
- [2] M. de los Rios, M. J. Domínguez R., D. Paz, and M. Merchán. The MeSSI (merging systems identification) algorithm and catalogue. *MNRAS*, 458:226–232, May 2016. doi: 10.1093/mnras/stw215.
- [3] M. Einasto, J. Einasto, E. Tago, V. V. Müller, and H. Andernach. Optical and X-Ray Clusters as Tracers of the Supercluster-Void Network. I. Superclusters of Abell and X-Ray Clusters. 122:2222–2242, November 2001. doi: 10.1086/323707.
- [4] Q. Guo et al. From dwarf spheroidals to cD galaxies: simulating the galaxy population in a Λ CDM cosmology. *MNRAS*, 413:101–131, May 2011. doi: 10.1111/j.1365-2966.2010.18114.x.
- [5] N. Okabe, M. Takada, K. Umetsu, T. Futamase, and G. P. Smith. LoCuSS: Subaru Weak Lensing Study of 30 Galaxy Clusters. 62:811–870, June 2010. doi: 10.1093/pasj/62.3.811.
- [6] V. Springel and G. R. Farrar. The speed of the ‘bullet’ in the merging galaxy cluster 1E0657-56,. *MNRAS*, 380:911–925, September 2007. doi: 10.1111/j.1365-2966.2007.12159.x.
- [7] V. Springel, S. D. M. White, A. Jenkins, C. S. Frenk, N. Yoshida, L. Gao, J. Navarro, R. Thacker, D. Croton, J. Helly, J. A. Peacock, S. Cole, P. Thomas, H. Couchman, A. Evrard, J. Colberg, and F. Pearce. Simulations of the formation, evo-

- lution and clustering of galaxies and quasars. 435:629–636, June 2005. doi: 10.1038/nature03597.
- [8] A. R. Taylor, J. M. Stil, and C. Sunstrum. A Rotation Measure Image of the Sky. *ApJ*, 702:1230–1236, September 2009. doi: 10.1088/0004-637X/702/2/1230.
- [9] S. A. Walker, A. C. Fabian, J. S. Sanders, M. R. George, and Y. Tawara. X-ray observations of the galaxy cluster Abell 2029 to the virial radius. *MNRAS*, 422:3503–3515, June 2012. doi: 10.1111/j.1365-2966.2012.20860.x.
- [10] Z. L. Wen and J. L. Han. Substructure and dynamical state of 2092 rich clusters of galaxies derived from photometric data. *MNRAS*, 436:275–293, November 2013. doi: 10.1093/mnras/stt1581.
- [11] J. Xu and J.-L. Han. A compiled catalog of rotation measures of radio point sources. *Research in Astronomy and Astrophysics*, 14:942-958, August 2014. doi: 10.1088/1674-4527/14/8/005.

Índice alfabético

- Algoritmo MeSsI, 72
 - análisis dinámico, 159
 - análisis individuales, 138
 - aplicación, 87, 129, 157
 - resultados, 89
- Análisis de componentes principales, 59
- análisis de componentes principales, 182
- Aprendizaje automático, 39
 - aplicación, 78
 - Aprendizaje no supervisado, 57
 - Aprendizaje supervisado, 41
 - curva ROC, 56, 80, 82, 84
 - evaluación, 52
 - exactitud, 56
 - FPR, 56
 - precisión, 56
 - sobre-ajuste, 52
 - TPR, 54
- axion, 15
- bariones
 - densidad, 10
- cúmulos de galaxias, 9
 - Abell 1204, 129, 146
 - Abell 1758, 93
 - Abell 2029/2033, 129, 147
- Abell 267, 157, 165
- AGNs, 110
- Bullet cluster*, 66
- campos magnéticos, 107, 118
- emisión rayos-X, 130, 158
- fusión, 12, 66
- fusiones múltiples, 93
- lentes gravitacionales débiles, 132
- materia oscura, 70
- constante cosmológica, 3, 5
 - densidad, 10
- curvas de rotación, 8
- deep learning*, 51
- densidad crítica, 3
- Dressler-Shectman
 - test, 75, 76, 160
 - test iterativo, 77
- energía oscura, 7, 22
- factor de escala, 2, 4
- Fondo cósmico de microondas, 9, 175
 - análisis de componentes principales, 182
- Anisotropías, 175
- Aprendizaje supervisado, 184
- Ecuaciones Boltzmann-Einstein, 178
- Espectro de potencias, 179

- mixtura de Gaussianas*, 183
- Friedmann
 - ecuaciones, 2
- Grupos fósiles, 157
 - Simulaciones, 164
- Hubble
 - constante, 10
 - parámetro, 2
- K-means*, 58
- k-nearest neighbours*, 41, 186
- métrica Friedmann-Robertson-Walker, 1
- materia oscura, 7, 8
 - auto-interactuante, 12
 - candidatos, 13
 - colisionadores de partículas, 21
 - densidad, 10
 - densidad primordial, 11
 - detección, 16
 - detección directa, 16
 - detección indirecta, 18
 - distribución de velocidades, 232
 - fría, 11
 - interacción con fotones, 227
 - modelo dipolar, 227
 - propiedades, 11
- mixtura de Gaussianas*, 58, 183
- neutrino estéril, 15
- parámetro curvatura, 2
- parámetro de densidad, 3
- Parámetros cosmológicos, 2, 175
 - Aprendizaje supervisado, 203
 - Distribución angular, 196
 - Planck, 206
- principio cosmológico, 1
- random forest*, 46, 79, 186
- redes neuronales, 49
- redshift*, 4
- regresión logística, 42, 79
- Rotación de Faraday, 107, 112
- Sunyaev-Zeldovich
 - efecto, 219
 - efecto generalizado, 220
 - método colisional, 220
- support vector machine*, 44, 79, 186