



UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA  
Departamento de Señales y Comunicaciones



Tesis doctoral

FORMALIZACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DEL  
PROCESO DE LA RSSI EN REDES  
INALÁMBRICAS: APLICACIONES PRÁCTICAS

Programa de doctorado: Ingeniería de Telecomunicación

Doctorando: José Aurelio Santana Almeida  
Las Palmas de Gran Canaria - 15/10/2015



**Anexo I**

**DON PEDRO JOSE QUINTANA MORALES SECRETARIO DEL  
DEPARTAMENTO DE SEÑALES Y COMUNICACIONES DE LA  
UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA,**

**CERTIFICA,**

Que la Comisión de Investigación del Departamento (que tiene delegadas las competencias en materia de doctorado), en su sesión de fecha tres de noviembre de dos mil quince, tomó el acuerdo de dar el consentimiento para su tramitación, a la tesis doctoral titulada "FORMALIZACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DEL PROCESADO DE LA RSSI EN REDES INALÁMBRICAS: APLICACIONES PRÁCTICAS" presentada por el doctorando Don José Aurelio Santana Almeida y dirigida por los Doctores Don Álvaro Suárez Sarmiento y Doña Elsa María Macías López.

Y para que así conste, y a efectos de lo previsto en el Artº 6 del Reglamento para la elaboración, defensa, tribunal y evaluación de tesis doctorales de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, firmo la presente en Las Palmas de Gran Canaria a, tres de noviembre de dos mil quince.



t +34 928 451 265  
f +34 928 451 279

e-mail secretaria@dsc.ulpgc.es  
www.dsc.ulpgc.es

Edificio de Electrónica y Telecomunicaciones  
Campus de Tafira  
35017 Las Palmas de Gran Canaria

PÁGINA 1 / 1	ID. DOCUMENTO 4RaCTm0QA0Q3Wy9o4iRMWQ\$\$		
FIRMADO POR	FECHA FIRMA	ID. FIRMA	
42071223Z PEDRO JOSÉ QUINTANA MORALES	03/11/2015 17:01:09	NTI4MTM=	



# Agradecimientos

Aunque en la memoria de esta tesis solo figura un autor, debo resaltar que hubiera sido imposible sin la contribución de todo el Grupo de Arquitectura y Concurrencia:

Comenzando por Álvaro, uno de los directores de esta tesis, sin cuyo estímulo y orientación constantes no hubiese sido capaz de encaminar este trabajo.

Sin olvidar a mi otra directora, Elsa; quien, con sus expertos consejos completó de forma excelente la labor de llevar a buen puerto los objetivos marcados.

Vicente que, con su agudeza, inspiró muchos aspectos del contenido de esta memoria y, con su apoyo, facilitó considerablemente mi labor.

Domingo, cuya experiencia en la materia y aportaciones han constituido un soporte imprescindible en el desarrollo de este trabajo.

No debo olvidar tampoco a José Miguel que, aunque no es componente oficial del grupo, ha contribuido significativamente a nuestro trabajo.

Por otro lado, también quiero hacer un reconocimiento especial a los autores de ciertos contenidos que han sido incluidos en esta tesis:

- Domingo Marrero, autor de la imagen en la que se han basado Fig. B.1, Fig. B.2 y Fig. B.3.
- Google Maps, cuyas imágenes fueron utilizadas en Fig. B.9 a Fig. B.17.
- Subhan et al.[1], quienes nos facilitaron el código fuente de sus métodos de estimación para hacer pruebas.



# Resumen

Hoy por hoy, el tráfico de acceso a Internet desde dispositivos móviles ya ha superado a las comunicaciones desde dispositivos de sobremesa. Desde ellos, multitud de servicios intercambian información multimedia, fundamentalmente; y cada vez surgen nuevos servicios, asociados a lo que ya se denomina *Internet of Things (IoT)*. Esto significa que, en el próximo decenio, se espera un aumento muy elevado del tráfico proveniente de sensores repartidos por diversas zonas geográficas, que se sumaría al actualmente recibido en terminales móviles, dando lugar a las comunicaciones *Machine to Machine (M2M)*. En ambos casos la información debe ser comunicada en tiempo real; lo que significa que la pérdida de conexión entre estos dispositivos inalámbricos, supone un problema clave a abordar.

En esta tesis proponemos un modelo de estimación de la potencia recibida en los terminales móviles, que permite anticipar cuándo éstos pueden experimentar una pérdida de conexión. Para ello revisamos antes varios métodos existentes de estimación de la potencia de señal recibida. Comparada con ellos nuestra solución, que se sustenta en una formulación novedosa del problema, aumenta el nivel de precisión y estabilidad de la estimación, además de mantener su coherencia temporal. También demostramos que nuestro modelo proporciona una respuesta homogénea en entornos heterogéneos, y planteamos la amplia variedad de servicios de red de nueva generación a la que las características de nuestro modelo puede beneficiar.



# Contenido

Agradecimientos .....	i
Resumen .....	iii
Contenido.....	v
Índice de figuras.....	ix
Índice de tablas .....	xv
Acrónimos.....	xvii
1 Introducción.....	1
1.1 Antecedentes.....	2
1.2 Motivación.....	3
1.3 Objetivos.....	5
1.4 Trabajos relacionados.....	6
1.5 Contribuciones .....	9
1.6 Organización de la tesis.....	12
2 Estimación RSSI en transmisiones IEEE 802.11.....	13
2.1 Comunicación multimedia en red .....	14
2.2 Redes inalámbricas.....	16
2.3 RSSI en IEEE 802.11 .....	19
2.4 Estimación del RSSI asumiendo su retorno a la media.....	24
2.4.1 Gradient .....	25
2.4.2 Extended Gradient.....	26
2.4.3 Long y Sikdar .....	27
2.4.4 Modelo de Ornstein-Uhlenbeck.....	28
2.5 Contribución a la estimación basada en la media .....	30
3 La Media Localizada.....	37
3.1 Formalización de la adaptación a la Media Localizada .....	38

---

3.2	Ventanas de Media Localizada e intervalos de incertidumbre .....	41
3.3	Thresholded Local Gradient .....	46
3.3.1	Formalización TLG.....	47
3.3.2	Algoritmo TLG .....	50
3.4	Moving Average Strength .....	52
3.4.1	Formalización MAS .....	52
3.4.2	Algoritmo MAS .....	57
3.5	Weighted Moving Average Strength .....	59
3.5.1	Formalización de WMAS.....	59
3.5.2	Algoritmo WMAS.....	61
4	Resultados experimentales .....	63
4.1	Estimación de media móvil en entornos heterogéneos .....	64
4.2	Estimación de media móvil y de Media Localizada .....	76
4.2.1	Rendimiento en entornos heterogéneos.....	77
4.2.2	Rendimiento en entorno monoclente multiAP .....	86
4.2.3	Estadísticas de la estimación en entorno monoclente multiAP .....	93
4.3	Estabilidad del modelo de la Media Localizada .....	98
4.4	Rendimiento en entornos exteriores.....	109
4.5	Aplicabilidad del modelo de la Media Localizada.....	121
5	Conclusiones y trabajos futuros.....	127
5.1	Conclusiones.....	128
5.2	Trabajos futuros .....	129
	Bibliografía .....	131
	APÉNDICES .....	149
A.	Datos RSSI y funciones de estimación .....	150
	Carpeta de programas .....	150
	Carpeta de datos .....	150

B. Ubicaciones de las capturas de balizas.....151



# Índice de figuras

Fig. 2.1: TimeStamp, Beacon Interval, Beacon Delay .....	19
Fig. 2.2: Efecto del BD en el RSSI .....	20
Fig. 2.3: Efecto de saltos y agujeros en el RSSI .....	21
Fig. 2.4: RSSI bajo Linux, Windows, Android .....	23
Fig. 3.1: Autómata finito de adaptación a la Media Localizada .....	38
Fig. 3.2: DFA genérico de adaptación a la Media Localizada.....	39
Fig. 3.3: Dispersión de estimaciones.....	40
Fig. 3.4: Dispersión de diferencias de estimaciones .....	41
Fig. 3.5: Distribución de LUI en el RSSI. ....	43
Fig. 3.6: Distancia de estimaciones en diagramas de dispersión de TLG .....	49
Fig. 3.7: Algoritmo de estimación TLG. ....	51
Fig. 3.8: Diagrama de dispersión de extremos en MAS.....	54
Fig. 3.9: Dispersión de diferencias de extremos en MAS .....	55
Fig. 3.10: Lugar geométrico de dispersión en MAS .....	56
Fig. 3.11: Dispersión (izq.) y dispersión de diferencias (dcha.) en MAS .....	57
Fig. 3.12: Algoritmo de estimación MAS .....	58
Fig. 3.13: Algoritmo de estimación WMAS.....	62
Fig. 4.1: Escenario 1. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10 .....	69
Fig. 4.2: Escenario 2. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10 .....	70
Fig. 4.3: Escenario 3. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10 .....	71

Fig. 4.4: Escenario 4. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10 .....	72
Fig. 4.5: Escenario 5. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10 .....	73
Fig. 4.6: Escenario 6. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10 .....	74
Fig. 4.7: Escenario 7. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10 .....	75
Fig. 4.8: Escenario 8. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10 .....	76
Fig. 4.9: Estimaciones $RSSI_2$ de OU,TLG,GRAD,EG y KAL .....	80
Fig. 4.10: Estimación mediante OU.....	82
Fig. 4.11: Estimación mediante TLG. ....	82
Fig. 4.12: Estimación mediante GRAD.....	83
Fig. 4.13: Estimación mediante EG. ....	84
Fig. 4.14: Estimación mediante KAL.....	84
Fig. 4.15: Estimación TLG en $RSSI_1$ a $RSSI_4$ .....	85
Fig. 4.16: Dispersión temporal de las balizas de cada AP.....	87
Fig. 4.17: Estimación OU durante un LUI de $MR5$ . ....	88
Fig. 4.18: Estimación TLG durante un LUI de $MR5$ . ....	88
Fig. 4.19: Estimación de GRAD durante un LUI de $MR5$ . ....	89
Fig. 4.20: Estimación de EG durante un LUI de $MR5$ . ....	89
Fig. 4.21: Estimación de KAL durante un LUI de $MR5$ . ....	90
Fig. 4.22: Estimación DOUjd de $MR3$ .durante $TS=[300,400]$ .....	91
Fig. 4.23: Estimación TLG de $MR3$ .durante $TS=[300,400]$ . ....	91
Fig. 4.24: Estimación GRAD de $MR3$ .durante $TS=[300,400]$ .....	92
Fig. 4.25: Estimación EG de $MR3$ .durante $TS=[300,400]$ .....	92

---

Fig. 4.26: Estimación Kalman de $MR3$ . durante $TS=[300,400]$ .....	93
Fig. 4.27: Histograma de LUI de los AP seleccionados.....	95
Fig. 4.28: Histograma de LUI < 10 seg. de los AP seleccionados.....	95
Fig. 4.29: Estimación TLG en $AP_2$ , $AP_6$ , y $AP_9$ (1 <sup>er</sup> día).....	96
Fig. 4.30: Estimación TLG en $AP_2$ , $AP_6$ , y $AP_9$ (2 <sup>o</sup> día).....	97
Fig. 4.31: Estimación TLG en $AP_2$ , $AP_6$ , y $AP_9$ (3 <sup>er</sup> día).....	98
Fig. 4.32: Estimación MAS en $RSSI_1$ a $RSSI_4$ .....	99
Fig. 4.33: Estimación WMAS en $RSSI_1$ a $RSSI_4$ .....	100
Fig. 4.34: Dispersión MAS, WMAS y TLG en $RSSI_1$ .....	101
Fig. 4.35: Dispersión MAS, WMAS y TLG en $RSSI_2$ .....	101
Fig. 4.36: Dispersión MAS, WMAS y TLG en $RSSI_3$ .....	102
Fig. 4.37: Dispersión MAS, WMAS y TLG en $RSSI_4$ .....	102
Fig. 4.38: Dispersión de diferencias MAS, WMAS y TLG en $RSSI_1$ .....	103
Fig. 4.39: Dispersión de diferencias MAS, WMAS y TLG en $RSSI_2$ .....	104
Fig. 4.40: Dispersión de diferencias MAS, WMAS y TLG en $RSSI_3$ .....	104
Fig. 4.41: Dispersión de diferencias MAS, WMAS y TLG en $RSSI_4$ .....	105
Fig. 4.42: Histograma de ventanas MAS, WMAS y TLG en $RSSI_1$ .....	106
Fig. 4.43: Histograma de ventanas MAS, WMAS y TLG en $RSSI_2$ .....	106
Fig. 4.44: Histograma de ventanas MAS, WMAS y TLG en $RSSI_3$ .....	107
Fig. 4.45: Histograma de ventanas MAS, WMAS y TLG en $RSSI_4$ .....	107
Fig. 4.46: Estimación TLG en $ExtAP_1$ y $ExtAP_2$ .....	112
Fig. 4.47: Estimación MAS en $ExtAP_1$ y $ExtAP_2$ .....	112

Fig. 4.48: Estimación TLG en $ExtAP_3$ y $ExtAP_4$ .....	113
Fig. 4.49: Estimación MAS en $ExtAP_3$ y $ExtAP_4$ .....	113
Fig. 4.50: Estimación TLG en $ExtAP_5$ y $ExtAP_6$ .....	114
Fig. 4.51: Estimación MAS en $ExtAP_5$ y $ExtAP_6$ .....	114
Fig. 4.52: Estimación TLG en $ExtAP_7$ y $ExtAP_8$ .....	115
Fig. 4.53: Estimación MAS en $ExtAP_7$ y $ExtAP_8$ .....	115
Fig. 4.54: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en $ExtAP_1$ .....	117
Fig. 4.55: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en $ExtAP_2$ .....	117
Fig. 4.56: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en $ExtAP_3$ .....	118
Fig. 4.57: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en $ExtAP_4$ .....	118
Fig. 4.58: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en $ExtAP_5$ .....	119
Fig. 4.59: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en $ExtAP_6$ .....	119
Fig. 4.60: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en $ExtAP_7$ .....	120
Fig. 4.61: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en $ExtAP_8$ .....	120
Fig. B.1: Segunda planta Edificio C ( <i>Escenario1</i> ).....	151
Fig. B.2: Segunda planta Edificio C ( <i>Escenario2-4</i> ) .....	151
Fig. B.3: Segunda planta Edificio C ( $RSSI_1$ ) .....	151
Fig. B.4: Laboratorio de Microondas, 3ª planta Edificio B ( <i>Escenario5</i> ).....	152
Fig. B.5: Laboratorio de Microondas, 3ª planta Edificio B ( <i>Escenario6-8</i> ).....	152
Fig. B.6: Despacho 207, 2ª planta Edificio B ( $RSSI_4$ ).....	153
Fig. B.7: Dúplex en LPGC, 3ª planta ( $RSSI_2$ ).....	154
Fig. B.8: Dúplex en LPGC, 4ª planta ( $RSSI_2$ , $RSSI_3$ , $MR_1$ - $MR_5$ , $AP_1$ - $AP_{11}$ ).....	154

---

Fig. B.9: Vivienda en LPGC ( $RSSI_2$ , $RSSI_3$ , $MR_1$ - $MR_5$ , $AP_1$ - $AP_{11}$ ) .....	155
Fig. B.10: Playa de Las Canteras, MC estático ( $ExtAP_1$ ).....	156
Fig. B.11: Playa de Las Canteras, MC en movimiento ( $ExtAP_2$ ) .....	157
Fig. B.12: Plaza de La Alameda, MC estático ( $ExtAP_3$ ).....	158
Fig. B.13: Plaza de La Alameda, MC en movimiento ( $ExtAP_4$ ).....	159
Fig. B.14: Plaza de Santa Ana, MC estático ( $ExtAP_5$ ) .....	160
Fig. B.15: Plaza de Santa Ana, MC en movimiento ( $ExtAP_6$ ).....	161
Fig. B.16: Plaza de San Telmo, MC estático ( $ExtAP_7$ ) .....	162
Fig. B.17: Plaza de San Telmo, MC en movimiento ( $ExtAP_8$ ).....	163



## Índice de tablas

Tabla 4.1: Características de los diversos escenarios.....	65
Tabla 4.2: $NMSE \cdot 10^5$ de RSSI con suavizado de media móvil.....	67
Tabla 4.3: $NMSE \cdot 10^5$ de RSSI con suavizado triweight.....	67
Tabla 4.4: $NMSE \cdot 10^5$ de RSSI sin suavizado.....	68
Tabla 4.5: Comparación mediante MSE. ....	78
Tabla 4.6: Comparación mediante MAD. ....	81
Tabla 4.7: Relación N° de LUI / N° de BD.....	94
Tabla 4.8: N° de ventanas generadas por MAS, WMAS y TLG .....	108
Tabla 4.9: Precisión de MAS, WMAS y TLG.....	109
Tabla 4.10: Descripción de escenarios exteriores.....	110
Tabla 4.11: Precisión de la estimación mediante MAD .....	110



# Acrónimos

5G	5th Generation mobile networks
AP	Access Point
API	Application Programming Interface
AUW	Acceptable Uncertainty Window
BD	Beacon Delay
BI	Beacon Interval
DFA	Deterministic Finite Automaton
DOUjd	Deterministic Ornstein-Uhlenbeck jump diffusion
EG	Extended Gradient
FTP	File Transfer Protocol
GPS	Global Positioning System
GRAD	Gradient
IAX	Inter-Asterisk eXchange
IoT	Internet of Things
IP	Internet Protocol
ITU	International Telecommunication Union

ITU-T	ITU Telecommunication Standardization Sector
KAL	Kalman
LQI	Link Quality Indicator
LS	Long and Sikdar
LUI	Long Uncertainty Interval
MAD	Mean Absolute Deviation
MAS	Moving Average Strength
MC	Mobile Client
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MSE	Mean Square Error
NFV	Network Function Virtualization
NMSE	Normalized Mean Square Error
OU	Ornstein-Uhlenbeck
OU-LPT	Ornstein-Uhlenbeck Link Prediction Technique
P2P	Peer to Peer
RFID	Radio Frequency IDentification
RSSI	Received Signal Strength Indicator
SDN	Software Defined Networking

SUI	Short Uncertainty Interval
Telnet	Telecommunication Network
TLG	Thresholded Local Gradient
TS	Time Stamp
UI	Uncertainty Interval
VoIP	Voice over Internet Protocol
WIMAX	Worldwide Interoperability for Microwave Access
WLAN	Wireless Local Area Network
WMAS	Weighted Moving Average Strength
WNIC	Wireless Network Interface Card
WPAN	Wireless Personal Area Network
WRAN	Wireless Regional Area Network
WT	Windows Transition
WTfL	Wireless Tools for Linux



# 1 Introducción

Vivimos en un mundo cada vez más comunicado inalámbricamente, que exige estar conectado en cualquier ubicación. Lamentablemente diversos factores físicos afectan al funcionamiento de los servicios de Telecomunicación en redes móviles e inalámbricas. Para prevenir o solventar estos problemas de conexión es preciso, en primera instancia, tener una estimación de su estado. En concreto: estimar el valor de la potencia de la señal inalámbrica es una tarea aún no resuelta eficientemente. Disponer de una estimación eficaz no es tarea sencilla. En esta tesis planteamos un camino para lograrlo.

## 1.1 Antecedentes

Desde el inicio de la Historia el ser humano ha explorado medios diversos para extender la comunicación de información a lugares remotos. El penúltimo hito, en este sentido, nos ha llevado a la Era de la Interconexión Digital, en la que Internet se ha erigido como el medio por antonomasia de las transmisiones multimedia.

Actualmente, estamos atravesando una nueva etapa en la que se exige, además, que el medio físico que sostenga la transmisión entre dichas aplicaciones nos permita un desplazamiento libre, sin estar atados a ningún cable: la Era de la comunicación inalámbrica.

Los últimos pasos en este sentido nos han llevado, incluso, a adaptar los dispositivos no inteligentes, que usamos cotidianamente, para que también formen parte de este diálogo sin hilos; desarrollando así conceptos como IoT [2–12], *Smart Home* [13–21], o *Smart City* [22–31].

El objetivo de la IoT es que los objetos que nos rodean estén conectados de alguna forma a la red y, mediante la comunicación entre ellos y con los usuarios, se satisfaga alguna necesidad de estos últimos. Un ejemplo de la utilidad de este concepto consiste en dotar a los productos almacenados en los lineales de un supermercado con etiquetas *Radio Frequency IDentification (RFID)* [32–36]; lo que permitiría a los lineales, también provistos de tecnología IoT, enviar una alerta al móvil del encargado cuando quedan pocas existencias de un producto. Pero es que otro valor añadido, con este modelo IoT, es que se incrementa la *Ubicuidad* o prolongación generalizada de Internet; ya que los dispositivos cotidianos integrados en ella se comportan como nuevos nodos de la red que, además de comunicarse entre ellos y con los usuarios, extienden el alcance de la interconexión inalámbrica.

El Smart Home se erige como una de las *Things* de esa IoT. Es esta la perspectiva que nos permite valorarlo en toda su dimensión. Así un Smart Home va más allá de un hogar equipado con dispositivos inteligentes como *Smart Fridges* [37–39]

dotados, por ejemplo, con sensores que detecten el peso actual de un determinado producto. Lo que realmente lo caracteriza como *Smart* es que esos dispositivos puedan desarrollar funciones de alto nivel mediante su intercomunicación como, por ejemplo, que el Smart Fridge envíe un mensaje [40] al usuario indicando la falta del producto; o incluso [41] que sea capaz de determinar los productos que quedan y, conociendo las preferencias del usuario, enviarle en el mensaje la lista de la compra y/o posibles recetas para cocinar.

La primera dificultad con las Smart Cities es consensuar qué son. En [23] afirman que, para que una ciudad pueda ser calificada como inteligente, sus inversiones en capital social, así como en infraestructura de comunicaciones tanto tradicional (transporte) como de información digital, debe impulsar un crecimiento económico sostenible y una elevada calidad de vida, con un uso adecuado de los recursos naturales, mediante una dirección participativa. En cuanto a la infraestructura de comunicación digital, mediante la integración de dispositivos como cámaras de vigilancia y otros sensores de monitorización, pantallas informativas, e incluso los vehículos que circulan por las calles, la IoT [42–46] fomenta el desarrollo de aplicaciones que procesan la enorme cantidad de datos generada por dichos dispositivos para proporcionar una amplia variedad de servicios a los ciudadanos. Por ejemplo en [47], mediante el análisis de los datos capturados por dispositivos IoT desplegados por la ciudad, se desarrolla un mecanismo de predicción de plazas libres de aparcamiento.

Este panorama que se nos presenta es prometedor, pero plantea grandes desafíos; sobre todo en cuanto a garantizar ininterrumpidamente la continuidad de la comunicación inalámbrica.

## 1.2 Motivación

Es evidente que las ventajas derivadas del acceso inalámbrico a la red están muy condicionadas por la conservación de la conexión con un cierto nivel de calidad. Ésta

---

puede verse comprometida por diversos motivos que detallamos en la sección 2.2 como, por ejemplo, ciertos factores ambientales que afectan al medio inalámbrico, que pueden distorsionar la señal recibida. Un caso muy frecuente es que el receptor de dicha comunicación se aleje demasiado del emisor que le conecta inalámbricamente a la red. Esta situación suele provocar que, si estamos recibiendo una transmisión de vídeo, ésta experimente microcortes o se congele durante unos instantes.

Para afrontar este problema necesitamos, en primer lugar, un esquema de ponderación del mismo. Es decir, en paralelo con la señal multimedia debemos contar con información de evaluación de la calidad de la conexión. Con dicha información se puede diseñar un mecanismo que se anticipe o corrija los defectos de la transmisión. En este sentido, el estándar de conexión inalámbrica define un parámetro de calidad de la señal, llamado *Received Signal Strength Indicator (RSSI)*, que el receptor de la comunicación mide a partir de los paquetes de información que envía el emisor.

Aunque el RSSI surge como un parámetro de medida de la calidad de la señal inalámbrica, su uso se ha extendido a otros servicios. Entre ellos la *Localización*, o determinación de la posición geográfica del receptor, que es inferida haciendo corresponder la cercanía a diversos emisores con la amplitud del RSSI.

Sin embargo, por diferentes motivos, entre ellos algunos de los factores que degradan la información multimedia transmitida, también se distorsiona la precisión del RSSI, así como la regularidad de su recepción e incluso su variabilidad. Tal y como analizamos en los siguientes capítulos, la secuencia de valores RSSI suele seguir una evolución caracterizada por muchas oscilaciones y saltos de amplitud, que muchas veces se interrumpe durante largos intervalos de tiempo en los que no se reciben paquetes sobre los que evaluar el RSSI; y éste no siempre se corresponde fielmente con el valor de potencia de la señal inalámbrica recibida.

Estas características, a su vez, producen distorsiones en la determinación de la calidad de la conexión; y pueden inducir a un costoso proceso de búsqueda de un nuevo emisor cuando, en realidad, no sea necesario. O, en el servicio de localización, pueden provocar un posicionamiento caótico a lo largo del tiempo.

Por todo ello se hace preciso un modelo de monitorización que, salvando estos problemas del RSSI, proporcione una información más fidedigna y estable de la calidad de la señal inalámbrica.

### **1.3 Objetivos**

A partir de la visión general que anteriormente hemos introducido sobre el entorno inalámbrico y su problemática asociada, a la espera de profundizar en dichos aspectos en el capítulo 2, en esta sección planteamos las metas que nos hemos trazado en esta tesis.

Tal y como hemos argumentado previamente, las comunicaciones inalámbricas se ven afectadas por multitud de factores que provocan una alta variabilidad en el RSSI. Esto fuerza a diseñar un modelo que se aproxime a la tendencia media de dicho indicador, aislándolo de las desviaciones esporádicas que puedan resultar poco significativas para el servicio de red correspondiente. Este comportamiento más estable de nuestro modelo, respecto a otros parámetros, redundará en un mejor funcionamiento de ciertas aplicaciones de alto nivel, como ya hemos apuntado anteriormente y concretamos con más detalle en la sección 4.5.

A este modelo de estimación le vamos a exigir, obviamente, que al menos mantenga, o incluso supere, su grado de aproximación al nivel real de calidad de la señal inalámbrica recibida, respecto a la suministrada por el RSSI. Sin embargo anticipamos que existirá una relación de compromiso entre esa aproximación y el nivel de estabilidad que le exijamos, tal y como comprobamos en el capítulo 4. En cualquier caso, estas características son ajustables y se puede seleccionar el

comportamiento más adecuado según la aplicación de alto nivel a la que vaya dirigida la estimación.

Así mismo, nuestro modelo debe salvar el inconveniente de la indisponibilidad de información de calidad de la señal al que se ve sometido el RSSI durante ciertos intervalos de tiempo. Es importante resaltar que, en estos casos, debemos ser prudentes y no proporcionar una aproximación falseada del parámetro; aunque sí indicar a la aplicación de alto nivel que nos encontramos actualmente en uno de estos intervalos, y no suministramos información de la calidad de la conexión. Aunque esa indicación, en sí misma, constituye una información de gran relevancia para la aplicación, porque se le está haciendo saber que hay algún tipo de incidencia desconocida, ante la cual debe tomar una decisión pertinente.

Además, ante la alta dependencia de la evolución del RSSI respecto a las condiciones del entorno que le rodea, que analizamos con más detalle en el capítulo 2, buscamos que nuestro modelo se adapte sin mayores problemas a escenarios heterogéneos.

En resumen, el objetivo básico que nos hemos planteado es mejorar la estimación de la calidad de la conexión inalámbrica. Como vemos en la siguiente sección, nuestro enfoque de mejora es muy novedoso respecto al planteamiento de otros autores.

## 1.4 Trabajos relacionados

Desde el inicio de las comunicaciones inalámbricas se han desarrollado muchos métodos que tratan de estimar la calidad del enlace. No en todos los casos se utiliza el RSSI como fuente de aproximación de la misma. La medida alternativa que suele utilizarse, generalmente, se basa en la *Velocidad de Transmisión* a través del canal inalámbrico [48–52], que mide la cantidad de bytes recibidos por el MC en un

---

intervalo de tiempo, incluyendo los retrasos que se produzcan por colisiones en el acceso al canal o el tiempo de permanencia de los paquetes en diferentes colas.

Sin embargo, la velocidad de transmisión no es una medida fiable de la calidad de los enlaces inalámbricos, ya que [53] le afecta significativamente la variación del tamaño de los paquetes y la velocidad de transmisión seleccionada y, además, proporciona una estimación muy lenta [54] que precisa recibir multitud de paquetes antes de ser evaluada. No parece fácil diseñar un modelo de estimación de la calidad del enlace inalámbrico, basado en el número de paquetes recibidos en un intervalo de tiempo, que homogenice su aproximación ante cualquier selección de velocidad de transmisión. Esto supone una merma de efectividad de esta métrica en la comparación de entornos heterogéneos.

Del mismo modo, el RSSI ha sido cuestionado para ser utilizado como única información de calidad de la señal inalámbrica desde hace bastante tiempo. Así en [53] aducen para ello que, en realidad, esta métrica no solo incluye la potencia de señal transmitida, sino también el ruido externo y la potencia de las transmisiones concurrentes en el mismo canal o adyacentes. En trabajos como [55,56], centrados en el protocolo IEEE 802.15.4 que define un nuevo parámetro de control llamado *Link Quality Indicator (LQI)*, se concluye que el RSSI debe complementarse con el LQI para superar los efectos de canal. En un artículo reciente [57] también ponen en duda la fiabilidad del RSSI, por sí solo, como métrica de calidad del enlace 802.11; pero enfocan su estudio a WNIC de tipo *Multiple Input Multiple Output (MIMO)* [58–61], donde se dispone de varias antenas que permiten recibir o emitir más de una transmisión inalámbrica simultáneamente. Así consiguen evaluar la correlación de dos réplicas de la misma señal procedentes de dos antenas que, junto con la información RSSI, les proporciona una estimación más aproximada de la calidad de la señal.

Otro camino seguido, para superar esta limitación del RSSI de no poder proporcionar una evaluación completa y correcta de la calidad del enlace, es la

estimación RSSI. En este caso la carencia de información adicional, como el LQI en 802.15.4 o las réplicas de otras antenas con tecnología MIMO [57], se suple aplicando algún modelo de inferencia de la calidad de la señal a partir de las medidas RSSI recibidas con anterioridad.

Uno bastante utilizado, sobre todo en trabajos menos recientes, es el *Modelo de Grey* [62–66], aplicado a sistemas de los que se conocen pocos parámetros, y que permite plantear una sencilla ecuación diferencial en función de esos parámetros conocidos (en este caso RSSI), para estimar la evolución posterior del RSSI. En [62] plantean escoger la técnica de estimación adecuada en función del escenario; incluyendo, además del modelo de Grey, una técnica basada en la *Transformada de Fourier* [67] de las medidas RSSI previas, el *Filtro de Kalman* [68] que aplican sobre un modelo estocástico lineal que desarrollaron para la evolución temporal del RSSI, y el *Filtro de Partículas* [69] que procesa otro modelo estocástico del RSSI al que, en este caso, no se le impone linealidad. En [70] emplean un proceso autorregresivo adaptativo para estimar el RSSI que, posteriormente, se usa para detectar la entrada en estado de handover; aunque se ven obligados a diseñar otro proceso estadístico de compensación de los errores de estimación para evitar los retrasos de detección de dicho estado. En [71] plantean un algoritmo de estimación que ajusta un polinomio de grado 6 entre las últimas 7 medidas RSSI, con el que extrapolan la estimación siguiente.

En la sección 2.4 analizamos con más detalle un grupo de trabajos basados, también, en la estimación del RSSI. Su elección se ha basado en su aparente eficiencia y su original enfoque. Empezando por nuestro método *Gradient (GRAD)* [72], que constituye el punto de partida de esta tesis, y cuyo funcionamiento se puede describir como el suavizado de la variabilidad del RSSI mediante un promediado de las pendientes que unen cada par de sus valores vecinos, respecto al intervalo de tiempo transcurrido entre ambos. Posteriormente, en *Extended Gradient (EG)* [1] aplican una mejora que, aunque sigue buscando el valor medio del RSSI, trata de

---

adaptar la estimación con más precisión a las variaciones locales, evaluando el promedio de pendientes exclusivamente sobre una *Ventana*, o secuencia consecutiva de medidas de RSSI; donde cada ventana tiene un número fijo de elementos y avanza solapándose con la anterior, es decir, se descarta el primero de los valores cuando se recibe el último RSSI. Sin embargo, fueron Chin et al. [73] los primeros en afirmar explícitamente que el RSSI tiende a su valor medio a lo largo del tiempo; y lo aplican en su método *Ornstein-Uhlenbeck Link Prediction Technique (OU-LPT)*, en el que la estimación se evalúa a partir del ajuste de cada ventana solapada, de ancho fijo, de valores RSSI a un complejo proceso de difusión estocástica, e ignorando la información de tiempo. Por último, también hay que destacar el método de *Long y Sikdar (LS)* [74] donde, aunque también olvidan tratar la información temporal, plantean un sencillo método de ajuste lineal sobre un interesante esquema de ventanas de ancho variable, cuyo número de elementos se determina en base al error de estimación evaluado.

Así, parece que la dirección lógica es aunar las cualidades de cada uno de esos métodos, buscando un modelo de estimación que tienda a la media, pero que a la vez incorpore la información temporal de contexto, y que sea lo bastante flexible para adaptarse a las variaciones locales de la media.

## 1.5 Contribuciones

A partir de los objetivos planteados, hemos desarrollado en esta tesis un conjunto de contribuciones novedosas respecto a otros trabajos realizados en el campo de la estimación RSSI.

Hemos introducido un patrón de coherencia temporal de la estimación, que permite garantizar la validez del resultado cuando el intervalo entre medidas RSSI se prolonga excesivamente. Debido a que estas medidas no se pueden capturar de forma proactiva, sino que dependen de los instantes en que el emisor envía cierto tipo de paquetes, se hace necesario determinar cuál es el retraso medio impuesto por las

condiciones actuales de la red. Cuando una medida RSSI se reciba tras un incremento significativo respecto a ese retraso, debemos dudar de la validez de la estimación correspondiente; puesto que, durante ese tiempo transcurrido, puede haberse producido algún evento que haya alterado la evolución media de la potencia de la señal inalámbrica. En estos casos, nuestra propuesta es informar de dicho evento sin generar ninguna estimación.

Hemos diseñado un esquema general de adaptación de la amplitud de la estimación a la variación de la evolución media de la amplitud del RSSI. Se basa en agrupar las medidas RSSI en función de su coherencia en amplitud, y que no se haya producido una desviación significativa en su patrón de coherencia temporal. El esquema de similitud local de amplitudes es flexible, permitiendo variar el tipo y valor de umbralizado. Con ello se consigue potenciar el grado de aproximación de la estimación a las medidas RSSI, o bien ajustar la variabilidad de su evolución temporal, de acuerdo con las exigencias que se demanden.

Hemos formalizado matemáticamente un modelo general de estimación, que denominamos *Modelo de la Media Localizada*, basado en las dos contribuciones anteriores. Para ello hemos diseñado un autómata que describe el comportamiento general de nuestro modelo de estimación, y hemos demostrado que dicho autómata está bien construido. Además, hemos desarrollado la teoría matemática general asociada a los estados y transiciones de dicho autómata. A partir de todo ello se pueden instanciar métodos de estimación RSSI que se adapten a las necesidades concretas de la aplicación que los requiera.

También hemos establecido un esquema novedoso de análisis del resultado de los métodos de estimación RSSI, que permite evaluar la variabilidad de la evolución de la estimación resultante. Para ello nos hemos basado en la gráfica de dispersión relativa que resulta de representar la estimación, en cada instante, respecto a la inmediatamente anterior. Partiendo del hecho que, en una evolución estable, los puntos de la gráfica de dispersión se agruparían en torno a la diagonal; logramos

establecer patrones de comportamiento específicos para los métodos basados en nuestro modelo de estimación, que presentan una dispersión reducida. Adicionalmente facilitamos su interpretación proyectando la diagonal, en torno a la cual se concentran los puntos de dispersión, sobre el eje de abscisas; generando una nueva gráfica que permite apreciar directamente su variabilidad. Para lograr este cambio solo tenemos que representar como ordenadas la variación (resta) de la estimación actual respecto a la inmediatamente anterior, en vez de solo la estimación actual.

Por otro lado, el estudio contenido en esta tesis ha generado unos resultados que pueden resumirse en:

1. La publicación de un artículo, en revista internacional de impacto [75], en el que presentamos un método de estimación RSSI, que replantea el trabajo de Chin et al. [73], con una optimización original y una eficacia comprobada en entornos heterogéneos. Este trabajo recientemente ha sido referenciado por una revista internacional de impacto (JCR Q4 en 2014) [76].
2. J. Santana, E. Macías López, V. Mena, D. Marrero and Á. Suárez, "Estimación Eficiente del RSSI en Redes WiFi para Servicios Inalámbricos Futuros", in *JITEL 2015*, Palma de Mallorca, 2015, pp. 247-254.
3. Á. Suárez, E. Macías López, V. Mena, D. Marrero and J. Santana, "Estimación Proactiva de QoS de Canales Inalámbricos para Mejorar la QoE en Servicios Multimedia ", in *JITEL 2015*, Palma de Mallorca, 2015, pp. 347-354.
4. José Aurelio Santana, Elsa Macías, Vicente Mena, Domingo Marrero, Álvaro Suárez, "Adaptive Estimation of WiFi RSSI and its Impact over Advanced Wireless Services", Special Issue Recent Advances on Telematics Engineering. ACM/Springer Mobile Networks and Applications (MONE) (JCR Q2). NOV15. Pendiente de publicación.

---

## 1.6 Organización de la tesis

El presente capítulo solo ha pretendido dar una breve introducción al estudio desarrollado en esta tesis, explicado con mayor profundidad en el resto de la memoria, que se organiza de la siguiente manera:

El capítulo 2 detalla los principales problemas que rodean una transmisión inalámbrica y su monitorización. Incluimos la explicación de los principales conceptos físicos implicados en la comunicación de información multimedia a través de una conexión sin cables. Al final de este capítulo se profundiza en los modelos clásicos de estimación de la fuerza de la señal inalámbrica, y presentamos una primera contribución que consiste en una mejora de uno de estos modelos tradicionales.

El capítulo 3 expone la contribución principal de esta tesis: un modelo innovador de estimación de RSSI, incluyendo su formalización matemática y tres métodos que se derivan del modelo presentado.

El capítulo 4 contiene los resultados del análisis exhaustivo al que hemos sometido tanto a los métodos que constituyen la contribución de esta tesis, como a los derivados de trabajos relacionados con los que fueron comparados.

El capítulo 5 expone las conclusiones de este estudio y las posibles líneas futuras que permitirían completar los objetivos planteados en esta tesis.

Finalmente, tras el capítulo de Bibliografía, incluimos un capítulo de APÉNDICE que contiene: la ubicación web de los datos RSSI y principales programas empleados para generar los resultados documentados en esta tesis, y una descripción de las localizaciones en las que fueron capturadas las balizas que procesamos.

## **2 Estimación RSSI en transmisiones IEEE 802.11**

El análisis y prevención de las interrupciones de servicios en las redes inalámbricas exige que se realice un proceso de monitorización durante la utilización de las mismas. En este capítulo estudiamos los aspectos más relevantes a tener en cuenta para que el servicio se lleve a buen término.

## 2.1 Comunicación multimedia en red

En una transmisión multimedia, diversas aplicaciones o servicios utilizan la Red para intercambiar datos variados de interés para el usuario. En [77] establecen una clasificación, basándose en otras confeccionadas por organismos como el *International Telecommunication Union's Telecommunication Standardization Sector (ITU-T)* [78], que cataloga a las aplicaciones como elásticas o no elásticas, en función de su discrecionalidad, y al tráfico que generan como interactivo o no interactivo, dependiendo que la comunicación precise doble sentido o no.

Entre las aplicaciones elásticas que generan tráfico no interactivo podemos considerar, por ejemplo:

- El *Correo Electrónico* [79], que desde los inicios de Internet se ha ido posicionando como uno de los medios más utilizados de comunicación personal y comercial.
- La compartición de archivos *Peer to Peer (P2P)* [80], aplicación con una dudosa reputación por su utilización en la distribución no autorizada de contenidos protegidos a través de plataformas como *Napster* [81], *Emule* [82], o la basadas en *Bittorrent* [83]; pero que también constituye un medio ideal para distribuir otros contenidos de dominio público.

Como ejemplos de aplicaciones elásticas, productoras de tráfico interactivo, tenemos:

- La navegación Web [84], que sigue constituyendo la primera aplicación en la que pensamos cuando nos hablan de Internet; pero que, a su vez, ha ido alojando otras de uso cotidiano tan habitual como: la web de búsquedas de todo tipo *Google Search* [85], la enciclopedia online de uso y creación públicos *Wikipedia* [86], o la plataforma social por antonomasia *Facebook* [87].

- La aplicación *Telecommunication Network (Telnet)* [88], que sigue siendo de gran utilidad para acceder y manipular de forma remota cierto tipo de dispositivos, como pueden ser los routers.
- La aplicación *File Transfer Protocol (FTP)* [89], aún vigente en transferencias de cierto tipo de archivos, por ejemplo, las diferentes distribuciones de dominio público de *RedIris* [90].

Para el caso de aplicaciones no elásticas con tráfico no interactivo, podemos contar con:

- La difusión de *Radio por Internet* [91], que distribuye una secuencia de contenidos sonoros, generalmente música, basada en un criterio temático o personalizable según el usuario, a través de plataformas como *ShoutCast* [92] o *Live365* [93].
- El *Video bajo Demanda* [94] permite reproducir o almacenar contenidos audiovisuales, ubicados en plataformas remotas como *YouTube* [95], y que representan una de las principales fuentes de consumo de ancho de banda de Internet [96].

Finalmente, de las aplicaciones no elásticas que requieren tráfico interactivo, podemos citar, entre otras:

- La transmisión de *Voice over Internet Protocol (VoIP)* [97], que permite la comunicación de voz a través de Internet apoyándose en protocolos de dominio público como *Inter-Asterisk eXchange (IAX)* [98], o privados como *Skype* [99].
- La *Videoconferencia* [100], que permite añadir señal de video a la comunicación de voz y donde, nuevamente, Skype se ha situado como uno de los estándares de referencia.
- La *Mensajería Instantánea* [101] permite establecer una conversación de texto entre usuarios que, a diferencia del caso del correo electrónico, tienen

cierto control presencial sobre su interlocutor. A través de plataformas como Skype, *Whatsapp* [102] o *Google Hangouts* [103] se está convirtiendo en un medio de comunicación que compite estrechamente con la telefonía de voz clásica [104].

Aunque la mayoría de estas aplicaciones se desarrollaron cuando lo que imperaba era el medio cableado; éstas suman a su problemática intrínseca habitual, las vicisitudes devenidas cuando el entorno es inalámbrico, que analizamos detalladamente en la sección siguiente. Cabe decir aquí sin embargo que, sobre todo las aplicaciones no elásticas, pueden ver comprometida la *Experiencia de Usuario* [105]: la valoración del desempeño del servicio; sobre todo ante problemas como el aumento del retraso [106–112] que el enlace inalámbrico provoca sobre el comienzo de la aplicación.

Antes de plantear cómo afrontar los problemas planteados, en la siguiente sección profundizamos en las características del medio inalámbrico en el que nos vamos a desenvolver.

## 2.2 Redes inalámbricas

Son asociaciones de dispositivos de comunicación que intercambian información a través de un medio no cableado, normalmente el aire. Estas redes facilitan un cierto desplazamiento libre entre los equipos interconectados durante la comunicación. Este concepto ha tenido tanto éxito que se ha desarrollado una amplia variedad de redes inalámbricas, entre las que cabe destacar:

- El estándar IEEE 802.11 ó *Wireless Local Area Network (WLAN)* [113], comúnmente denominado WiFi, es el primero en el que pensamos cuando nos hablan de redes inalámbricas. Existen dos modos principales de funcionamiento en este tipo de redes: *Infraestructura* y *Ad hoc*. En el modo infraestructura, los dispositivos conectados necesitan que uno de ellos, llamado

*Access Point (AP)*, gestione la red inalámbrica; siendo el resto de los equipos los *Mobile Client (MC)*. El AP suele estar conectado directa o indirectamente a algún acceso cableado a Internet; de forma que los MC obtengan su conexión a Internet, de forma inalámbrica, a través del AP. Tanto AP como MC establecen su intercomunicación inalámbrica mediante sus respectivos *Wireless Network Interface Controllers (WNIC)*. Por otro lado, en el modo ad hoc, todos los dispositivos conectados a la red inalámbrica ejercen funciones de AP y MC simultáneamente.

- También es ampliamente conocido el sistema Bluetooth [114], incluido en el estándar IEEE 802.15 ó *Wireless Personal Area Network (WPAN)*, que originalmente fue desarrollado para sustituir los cables en las conexiones entre dispositivos móviles, permitiendo crear pequeñas redes entre ellos para tareas de sincronización de datos.
- Otro sistema de acceso inalámbrico es el denominado *Worldwide Interoperability for Microwave Access (WIMAX)* [115] que, operando en una banda cercana a 3.5GHz, alcanza una cobertura de hasta 50km teóricos con una velocidad de hasta 75Mbps, siempre que entre emisor y receptor exista visión directa.
- El estándar 802.22 [116], también llamado *Wireless Regional Area Network (WRAN)*, define las especificaciones de una red WiFi de larga distancia, hasta 100km a una velocidad entre 18 y 24 Mbps, aprovechando espacios en blanco entre los canales de TV sin necesidad de licencia. Su uso se orienta a la conectividad en zonas rurales alejadas sin necesidad de recurrir a los costosos planes de internet vía satélite.

Todos ellos se rigen por la Ec. (2.1), llamada Fórmula de Transmisión de Friis [117], que relaciona la proporción de potencias de receptor  $P_r$  y emisor  $P_t$  con las ganancias de sus respectivas antenas ( $G_r$  y  $G_t$ ), el cuadrado de la longitud de onda  $\lambda$  de la señal transmitida, y el cuadrado de la inversa de la distancia  $R$  que las separa.

$$\frac{P_r}{P_t} = G_r \cdot G_t \cdot \left( \frac{\lambda}{4 \cdot \pi \cdot R} \right)^2 \quad (2.1)$$

Cuando un cliente desea iniciar una conexión, lo más sensato debería ser escoger el AP que transmita a la mayor potencia. Y esto debería corresponderse, a igual potencia de transmisión, con el que más cercano se encuentre. Sin embargo, esta relación ideal se ve afectada por lo que denominamos Efectos de Canal, un conjunto de fenómenos que modifican el resultado previsto por la Ec. (2.1).

Por ejemplo, si se transmiten dos emisiones con bandas de frecuencia solapadas, ambas se ven degradadas en su recepción. Un caso habitual de esto es la interferencia que provoca el funcionamiento de un horno microondas en la señal WiFi de la casa, puesto que sus espectros suelen ocupar una banda cercana a 2.4 GHz. Desgraciadamente, los AP suelen configurar sus transmisiones en bandas de frecuencia que están solapadas (o, incluso, coinciden exactamente) con las de otros AP próximos, lo que a menudo provoca esta degradación mencionada.

Otro de los elementos que afecta a las señales de radio es el agua. Esto implica que la potencia recibida se vería alterada, por ejemplo, en condiciones de humedad ambiental; o, incluso, si una persona se cruza en la línea de transmisión, puesto que un 75% de nuestra masa corporal es agua.

A las transmisiones inalámbricas también les afectan negativamente los fenómenos de reflexión y refracción de las ondas electromagnéticas en el medio, que provocan que el receptor reciba diferentes réplicas retrasadas de la señal enviada. Este efecto se denomina Propagación Multicamino y puede causar una distorsión significativa del mensaje que se pretende enviar al receptor.

En cualquier caso, aunque la Ec. (2.1) se vea alterada por estos efectos de canal, se hace necesario un mecanismo que indique la proximidad (o la potencia recibida) de los AP candidatos a iniciar una conexión inalámbrica. En esta tesis nos centramos en la norma IEEE 802.11 [118], que define como parámetro de control el RSSI.

## 2.3 RSSI en IEEE 802.11

En realidad, el estándar WiFi es muy poco restrictivo con su parámetro de control, y solo establece que el WNIC debe incorporar algún sistema que mida la fuerza de la señal recibida, y que la cuantifique en un campo de 1 B que denomina RSSI.

El RSSI se evalúa sobre unos paquetes especiales, llamados *Balizas*, que el AP emite regularmente para comunicar a los posibles clientes que está disponible para conexión. A la llegada de la baliza, que contiene información como la frecuencia de transmisión y el *Time Stamp (TS)*, que es el instante de envío de dicha baliza, el cliente procede a evaluar el RSSI de la misma. Definimos *Medida RSSI* como el conjunto de la propia información de potencia evaluada y el TS de la baliza correspondiente. Hay que aclarar que, aunque el AP intenta emitir sus balizas con una cadencia regular, denominada *Beacon Interval (BI)*; ciertos factores, como la sobrecarga del AP, o colisiones con otros vecinos que ocupen el mismo canal, a la hora de emitir en la misma banda, pueden provocar que el *Beacon Delay (BD)* o retraso entre balizas pueda desviarse significativamente del BI esperado. La Fig. 2.1 aclara esta situación.

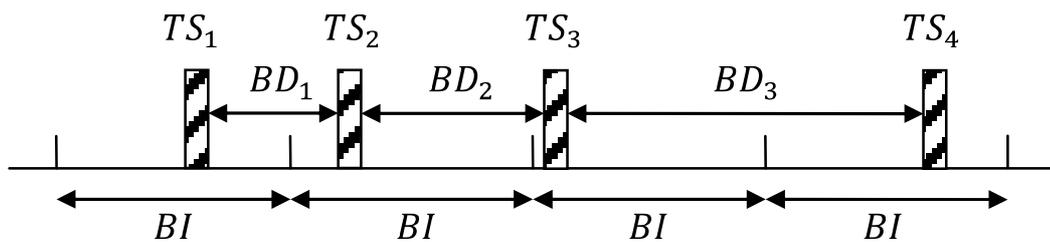


Fig. 2.1: TimeStamp, Beacon Interval, Beacon Delay

Para comprender mejor el efecto del BD observemos la Fig. 2.2, en la que se muestra una gráfica de medidas RSSI donde el eje de abscisas representa el TS de las balizas adquiridas y el eje de ordenadas la amplitud del RSSI. Aunque es fácil apreciar la falta de uniformidad de las distancias temporales entre cada par de medidas, podemos destacar un BD muy significativo, de aproximadamente 1 s, que comienza en torno a  $TS = 23s$ . No conocemos ningún trabajo, salvo nuestro modelo

del capítulo 3, que considere explícitamente este tipo de anomalías en la evaluación de la calidad del enlace.

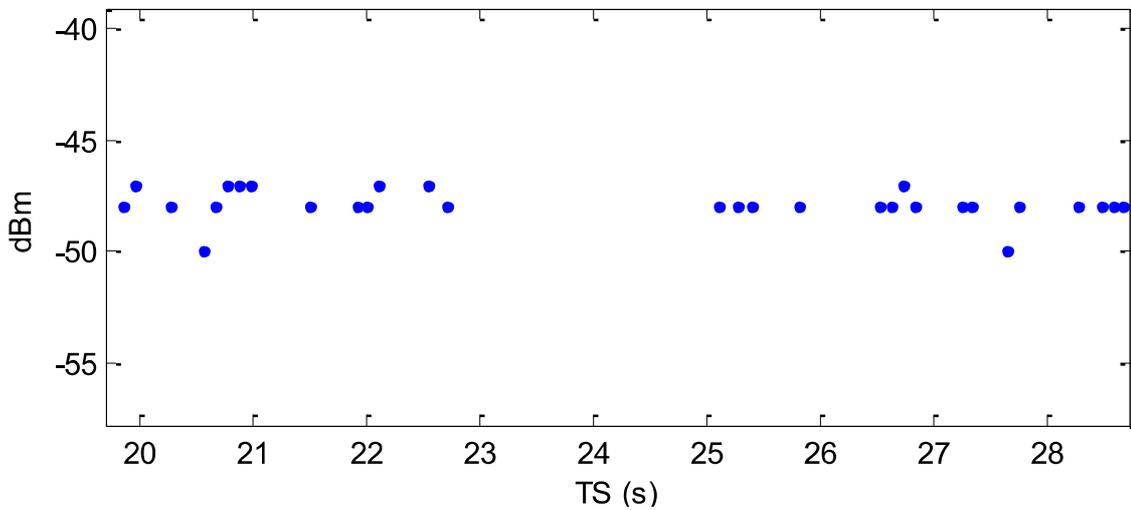


Fig. 2.2: Efecto del BD en el RSSI

Observando una gráfica de medidas RSSI como la de la Fig. 2.2, instintivamente trazamos una línea imaginaria que interpole sus puntos, que aparentan constituir el resultado de un muestreo no uniforme de la potencia de la señal emitida por el AP. De hecho los métodos de estimación RSSI, que analizamos a partir de la sección 2.4, suelen anticipar la siguiente estimación de calidad de señal a partir de un proceso de extrapolación de las medidas RSSI anteriores. Esto supone asumir que dicha estimación se aproxime a la evolución media del RSSI reciente. Sin embargo, hay que tener en cuenta que, debido a los efectos de canal, esta evolución suele presentar desviaciones significativas, que algunos autores [73,75] llaman *Saltos*, respecto al valor medio de amplitud. Otros trabajos [1,72] solo consideran las desviaciones que provocan una caída significativa de la amplitud RSSI, y las denominan *Agujeros*. En la Fig. 2.3 se muestra un ejemplo de ambos conceptos, concretamente, podemos apreciar tres saltos: en  $TS = 450s$ ,  $TS = 452.2s$ , y  $TS = 455s$ , de los cuales [1,72] solo considerarían los dos primeros como agujeros.

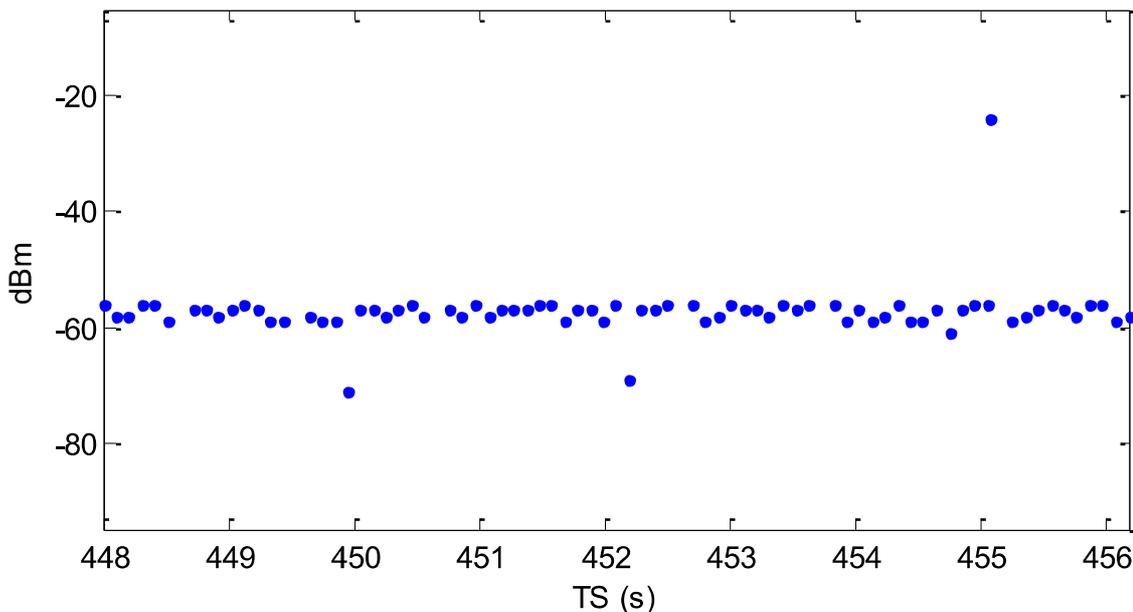


Fig. 2.3: Efecto de saltos y agujeros en el RSSI

Los métodos de estimación del RSSI que analizamos en la sección 2.4, en general, intentan aproximar la siguiente estimación a la media de las amplitudes de las medidas RSSI recientes. Para ellos los saltos, como los de la Fig. 2.3, provocan una desviación de dicha media; y durante los BD significativos, como el de la Fig. 2.2, se limitan a extrapolar la media de las medidas RSSI previas. Su filosofía es que la estimación debe seguir, estrictamente, la media del RSSI. Nosotros cuestionamos ese comportamiento estricto, tanto en la dimensión temporal como en amplitud, en nuestro modelo del capítulo 3.

La variabilidad del BD y del número de saltos que presenta la evolución de las medidas RSSI depende del escenario en que se hayan capturado las balizas. Un problema crucial que debemos tener en cuenta al utilizar medidas RSSI es su *Heterogeneidad*, entendiendo ésta como la variabilidad a la que están sujetas dichas medidas por la influencia que ejerce sobre ellas el entorno. Si bien el RSSI está pensado para devolver el mismo valor indicativo ante las mismas condiciones de distancia a la fuente de emisión, puede verse afectado por diversos factores que hemos llamado anteriormente efectos de canal, y al que habría que añadir un

problema intrínseco al propio RSSI: su implementación particular (diferente según, entre otras cosas, el fabricante de la WNIC)

Aunque el campo RSSI se establece con una resolución máxima de 1 B, la norma no exige que se ocupen los 8 b, ni especifica el algoritmo con el que debe ser calculado. De este modo se ha documentado [119,120] que, en su implementación real, el RSSI varía en su formato, escala y correspondencia de valores según el fabricante y modelo de WNIC, sistema operativo y driver sobre los que se ejecuta la utilidad de captura, entre otros factores. Esto conduce a la recepción de medidas RSSI diferentes según su entorno de captura, como ilustra la Fig. 2.4, en la que se muestra el resultado de la captura desde (de arriba a abajo): un PC bajo Linux usando *Wireless Tools for Linux (WTfL)* [121], un PC bajo Windows XP mediante la aplicación NetStumbler [122], y un eBook bajo Android utilizando nuevamente WTfL. Se puede comprobar en la figura que, en los dos casos que utilizamos las utilidades WTfL, la señal resultante presenta menor variabilidad. La razón es que los sistemas operativos acostumbran a promediar el RSSI recibido para evitar entrar frecuentemente en estado de handover por caídas puntuales de dicho indicador. Además, en el caso del eBook, se añade el hecho de que nos encontramos en un dispositivo que debe minimizar su consumo energético y que, en cualquier caso, solo utiliza transmisiones de texto que precisan poco ancho de banda; por eso sus medidas RSSI son las más suavizadas de las tres. Por otro lado, NetStumbler es una utilidad que opera a bajo nivel, saltándose este tipo de suavizados que también se producen en Windows XP. Por eso su secuencia de medidas es la que presenta mayor variabilidad.

Para los casos en que se deseen evitar los efectos de la heterogeneidad del entorno, que produce una variabilidad extrema del RSSI, o cuando la aplicación de red precise de información de conexión en instantes en que no se han recibido las correspondientes medidas, se hace preciso diseñar algún tipo de aproximación mejorada de las propias medidas RSSI. A esto se le conoce con el nombre de

*Estimación* RSSI, y consiste en algún tipo de mejora respecto a la secuencia de medidas original, que satisfaga alguna necesidad requerida por los servicios de red.

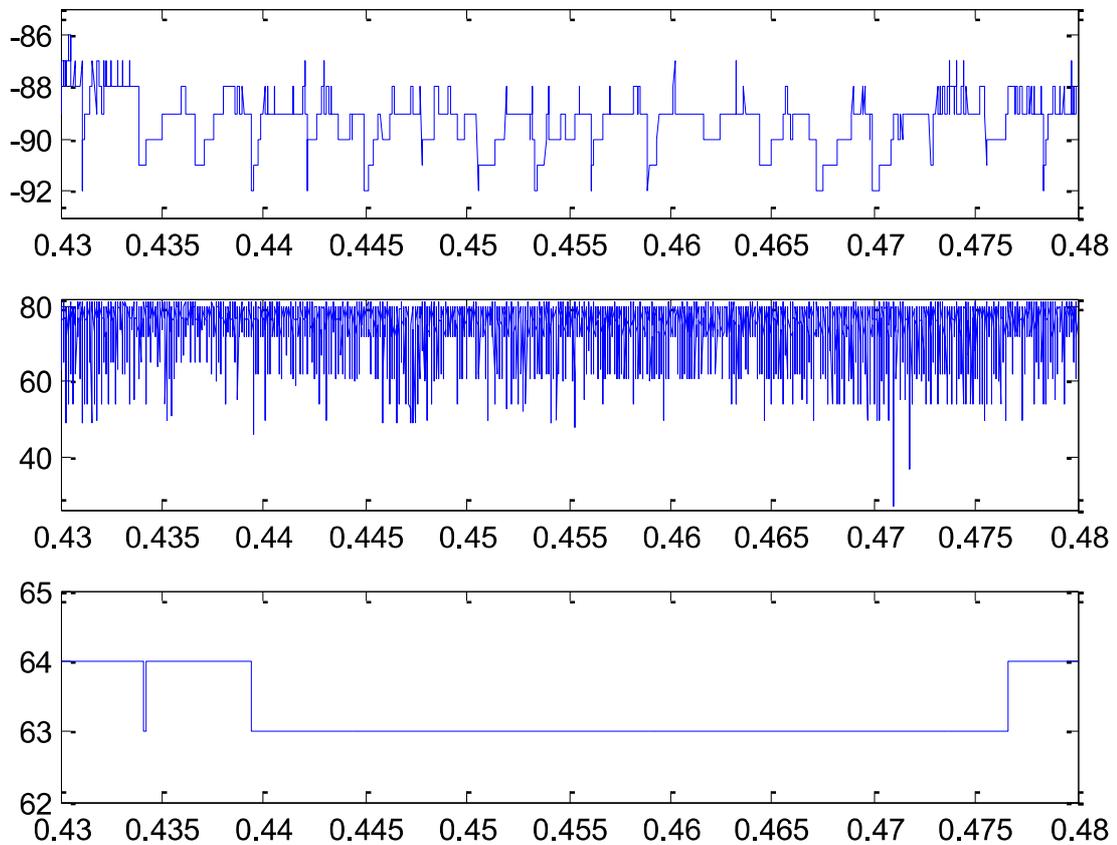


Fig. 2.4: RSSI bajo Linux, Windows, Android (de arriba a abajo)

Es habitual, por ejemplo, que los métodos de estimación incorporen algún tipo de algoritmo que atenúe el efecto de la propagación multicamino. Ésta se suele controlar con técnicas de suavizado de señal, que eliminan los valores espurios, aunque también distorsionan la secuencia de valores recibidos.

El entorno en que se encuentran el emisor y el receptor WiFi es, en general, determinante para la validez del resultado de la estimación. Los múltiples efectos de canal que hemos descrito pueden provocar que ese resultado se desvíe significativamente del valor esperado. Así, una de los rasgos positivos que deben caracterizar un método de estimación es que se desenvuelva correctamente en entornos heterogéneos.

No existe un modelo de estimación perfecto. A priori puede parecer que éste debería siempre maximizar la correlación de la estimación con las medidas RSSI originales, pero no siempre es ése el propósito. En cualquier caso, uno de los grandes objetivos en WiFi es hallar el modelo ideal de estimación RSSI, que se adapte a las necesidades de un conjunto amplio de las aplicaciones de red.

## 2.4 Estimación del RSSI asumiendo su retorno a la media

Prácticamente todos los métodos de estimación RSSI que hemos analizado aplican algún tipo de ecuación lineal, que podemos expresar como la Ec. (2.2), donde  $\hat{X}_n$  es la estimación *n-ésima* y  $x$  suele ser la amplitud de una medida conocida, aunque en otros casos puede representar el índice  $n$  de la secuencia de estimaciones. Podemos afirmar que, en esos modelos, se asume que la estimación retorna a su valor medio con el transcurso del tiempo; ya que, en la misma Ec. (2.2),  $b$  puede representar el valor medio estimado, y  $a$  el factor de desviación local respecto a esa media. Numerosos autores han perseguido la media en sus métodos de estimación; aunque Chin et al. [73] son los primeros en afirmar, basándose en su observación de la evolución temporal de señales RSSI típicas, que dicha evolución retorna a la media.

$$\hat{X}_n = a \cdot x + b \quad (2.2)$$

En los métodos de estimación que hemos desarrollado en esta tesis, también admitimos su retorno a la media. Para poder contrastar su rendimiento hemos seleccionado, de entre los métodos de estimación de otros autores que hemos revisado, aquéllos que aparentan generar un resultado más preciso empleando un algoritmo de complejidad reducida, y siempre basándose en la Ec. (2.2). Los describimos, con algo más de detalle, en las secciones siguientes.

### 2.4.1 Gradient

Aunque nosotros en GRAD [72] no definíamos formalmente el retorno del RSSI a la media a lo largo del tiempo, sí que la asumíamos implícitamente en nuestro método de estimación. Se trata de un procedimiento de muy baja complejidad algorítmica en el que se promedian las pendientes entre cada par de amplitudes de medidas de RSSI consecutivas  $x_k$  y  $x_{k+1}$ . A diferencia de otros métodos de esta comparativa, éste tiene en cuenta el instante de adquisición de las medidas, factor fundamental tal y como vemos en el capítulo 4. Sin embargo, también difiere de los otros métodos en que siempre utiliza todas las medidas capturadas para calcular la siguiente estimación, lo que lo sitúa en desventaja al aproximarse al valor de la media local como también ilustramos en el capítulo 4. En cuanto a las desviaciones significativas de amplitud respecto a la media, sólo teníamos en cuenta los descensos de la misma, y los denominamos agujeros de cobertura. Su tratamiento consistía en filtrarlos asignándoles el valor mínimo, que es cero tras reescalar previamente todos los  $x_k$  al intervalo 0%-100%.

Así, conocida las medidas de RSSI hasta  $x_{k-1}$  y sus instantes de captura, se estima el siguiente RSSI ( $\hat{x}_k$ ) para un instante prefijado  $t_k$ , de acuerdo con las Ec. (2.3)-(2.5):

$$\hat{x}_k^- = x_0 + \frac{t_k - t_0}{k - 1} \cdot \sum_{n=1}^{k-1} \left( \frac{x_k - x_{k-1}}{t_k - t_{k-1}} \right) \quad (2.3)$$

$$\sigma(x_{k-1}, \hat{x}_k^-) = \sqrt{\frac{1}{2} \cdot (x_{k-1} - \hat{x}_k^-)^2} \quad (2.4)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + S(x_{k-1} - \hat{x}_k^-) \cdot \sigma(x_{k-1}, \hat{x}_k^-) \cdot S(x_{k-1} \cdot x_k)^2 \quad (2.5)$$

Concretamente en la Ec. (2.3) se calcula el promedio de pendientes hasta el instante actual. Debido al uso de todas las medidas de RSSI (hasta  $x_{k-1}$ ), la aproximación pierde precisión en su adaptación en zonas localizadas. La Ec. (2.4) es

un término corrector que trata de ajustar la estimación al valor de la  $x_{k-1}$ . Esta compensación se integra en la fórmula general descrita en la Ec. (2.5). En ésta  $S$  representa la función signo, con lo cual la compensación se suma o resta de acuerdo al signo de la propia compensación. Y el último factor  $S(x_{k-1} \cdot x_k)^2$  simplemente anula o activa la compensación dependiendo de que la muestra actual o la anterior tengan valor 0% (agujero). Este esquema es algo limitado porque no considera los casos en que un  $x_k$  es pequeño pero no nulo, o significativamente alto respecto al  $x_{k-1}$ .

Por otro lado, en este mismo trabajo también comparamos el rendimiento del filtro de *Kalman* (*KAL*) para estimación de RSSI, aunque llegamos a la conclusión de que su eficiencia es muy baja.

### 2.4.2 Extended Gradient

El trabajo EG [1] también se basa en nuestro método GRAD. Su principal aportación es que adapta nuestro algoritmo para promediar la pendiente de solo una ventana prefijada de  $k$  muestras en cada iteración, como se expresa en la Ec. (2.6):

$$X_n = \left( \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=n-k}^{n-1} \left( \frac{x_i - x_{i-1}}{t_i - t_{i-1}} \cdot (t_n - t_{n-1}) \right) \right) + x_{n-1} \quad (2.6)$$

Este tamaño fijo en la ventana, en lugar de un tamaño adaptativo como sugerimos más adelante, es una de las causas de que EG genere mayores errores de estimación que nuestro modelo propuesto en el capítulo 3. Además de no adaptar el ancho de la ventana, incurre en un grave error al utilizar en su método el instante real asociado a  $\hat{x}_k$ . Debemos ser conscientes que, al igual que desconocemos el valor real de de la amplitud de la medida  $x_n$  que se corresponde con la estimación evaluada  $X_n$ , también desconocemos su TS  $t_n$ , y por tanto no debería emplearse en la Ec. (2.6). Éste incluso podría demorarse significativamente, haciendo cambiar considerablemente el ajuste de la curva estimada, lo que tampoco se tiene en cuenta. Además, su algoritmo

de cálculo del gradiente medio implica sumar  $N$  fracciones en cada paso, cuando la simplificación que nosotros proponemos en el capítulo 3 la convierte en una única suma ponderada de una fracción con el término anterior.

Por otro lado, en la Ec. (2.7) mostramos el factor de compensación que definen, y que pretende ser análogo al de nuestro método GRAD, y que encontramos en la Ec. (2.4).

$$\sigma(X_n, x_n) = \sqrt{\frac{1}{2} \cdot (X_n - x_n)^2} \quad (2.7)$$

Dicho factor se utiliza en su fórmula general de estimación de  $x_f$ , mostrada en la Ec. (2.8), para corregir la aproximación a la muestra anterior  $x_n$ , de forma similar a como lo hacíamos en GRAD, y que podemos comparar en la Ec. (2.5). Pero existe una diferencia muy significativa: en la Ec. (2.8) la detección de agujeros se implementa volviendo a multiplicar por el cuadrado del mismo factor de corrección:

$$x_f = X_n + S(X_n - x_n) \cdot \sigma(X_n, x_n) \cdot \sigma(X_n, x_n)^2 \quad (2.8)$$

No queda claro que este detector de agujeros vaya a tener la misma eficiencia que el cuadrado del signo del producto de la muestra actual por la anterior  $S(X_n \cdot x_n)^2$ , como usamos nosotros en el método GRAD. Por otro lado, en EG las muestras RSSI no se reescalan al rango 0%-100%, por lo que los agujeros aparecen como máximos en la señal estimada, lo que no consideramos adecuado. Finalmente, este método sigue adoleciendo de un criterio que filtre también los cambios significativos positivos de medidas de RSSI.

### 2.4.3 Long y Sikdar

La técnica propuesta por LS [74] también presupone, sin demostrarlo, que el RSSI tiende a un valor medio. Con ella, dada una ventana de  $N$  medidas RSSI conocidas

$X_i, \forall i \in [1, N]$ , estiman los siguiente  $p$  valores mediante una ecuación lineal tan simple como la Ec. (2.9).

$$\hat{X}_{n+p} = a \cdot p + b \quad (2.9)$$

Es fácil darse cuenta de que se trata de una nueva versión de la Ec. (2.2), en la que la variable independiente es ahora el índice de la medida en vez de su amplitud. Los coeficiente  $a$  y  $b$  son calculados mediante un ajuste de regresión lineal. Para paliar las desviaciones de la estimación respecto a la media, Long et al. proponen modificar la ventana. Concretamente, ellos sugieren ir aumentando el número de medidas de referencia que abarca cada ventana, mientras el error permanezca por debajo de un umbral preestablecido. Cuando se traspasa dicho umbral, el tamaño de la ventana se reinicia a su valor original. Esta estrategia tiene algunas lagunas, como la dificultad en la selección de los tamaños máximo y mínimo de la ventana o el umbral de error para diferentes señales. Además, pierde precisión en los reinicios de la ventana. Por último, tengamos en cuenta que el ajuste de regresión se realiza sobre el índice de las medidas en vez de sus amplitudes. Si tenemos en cuenta que las balizas raramente se capturan a intervalos regulares de tiempo, este ajuste puede conllevar errores significativos de precisión. Todo esto provoca que este algoritmo no tenga los mejores resultados, como vemos en el capítulo 4; pero su interesante enfoque de ventanas variables inspira el capítulo siguiente.

#### 2.4.4 Modelo de Ornstein-Uhlenbeck

Chin et al. [73] fueron los primeros en afirmar que la evolución de las medidas del RSSI puede describirse como la suma de una tendencia principal de retorno a la media, salpicada de desviaciones puntuales esporádicas. Ellos denominaban saltos a estas desviaciones, que pueden considerarse como una versión de nuestro concepto de agujero en la que se permiten desviaciones positivas respecto al valor medio.

Su método, OU-LPT, se basa en una fórmula de estimación que sigue la Ec. (2.10), una particularización de la Ec. (2.2), donde  $p$  representa el número de estimaciones que podemos anticipar,  $X_n$  es la amplitud de la última medida de RSSI capturada, y  $\hat{X}_{n+p}$  se corresponde con una modificación del proceso estocástico de difusión de *Ornstein-Uhlenbeck* (OU) [123–126]. Éste describe la velocidad de una partícula browniana masiva bajo la influencia de fricción y, a lo largo del tiempo, tiende a desplazarse hacia la media a largo plazo. Los coeficientes  $a$  y  $b$  están relacionados con el proceso de difusión de OU, como desarrollamos a continuación.

$$\hat{X}_{n+p} = a \cdot X_n + b \quad (2.10)$$

El comportamiento de este proceso de difusión de OU se rige por la Ec. (2.11), donde  $dW_t \sim N(0, dt)$  es un proceso de Wiener,  $\kappa$  es siempre positivo y representa la velocidad de retorno a la media,  $\theta$  es el valor de la media, y  $\sigma$  también es siempre positivo y expresa la volatilidad.

$$dX_t = \kappa \cdot (\theta - X_t) + \sigma \cdot dW_t + \log J_t \cdot dN_t, \quad dW_t \sim N(0, dt) \quad (2.11)$$

El término  $dN_t$  es un proceso de Poisson, función de un parámetro  $\lambda$  que determina que  $dN_t$  valga 1 con probabilidad  $(\lambda \cdot dt)$ , y sea 0 con probabilidad  $(1 - \lambda \cdot dt)$ . Este término representa los saltos en la tendencia general de difusión que sigue el RSSI, regida por el resto de términos de la Ec. (2.11). El sentido de estos saltos es el de relajar el comportamiento estricto de retorno a la media impuesto por la ecuación de difusión, para adaptarlo a la evolución de las señales RSSI reales. La variable aleatoria  $J_t$ , que es siempre positiva, expresa la amplitud del salto; siendo  $\log J_t \sim N(\mu_J, \sigma_J^2)$  y los factores  $\mu_J$  y  $\sigma_J^2$  la media y varianza de dichos saltos, respectivamente. La Ec. (2.12) muestra la solución discreta del proceso estocástico diferencial completo.

$$\begin{aligned}
X_{n+p} &= X_n \cdot e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t} + \left( \theta + \frac{\lambda \cdot \mu_J}{\kappa} \right) \cdot (1 - e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t}) + \\
&\sigma \cdot \sqrt{\frac{1 - e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t}}{2 \cdot \kappa}} \cdot Z_1 + \sqrt{\frac{\lambda \cdot (\mu_J^2 + \sigma_J^2)}{2 \cdot \kappa}} \cdot Z_2, \quad Z_1, Z_2 \sim N(0,1)
\end{aligned} \tag{2.12}$$

Aceptando la tendencia a la media como pauta general de comportamiento de las estimaciones, nosotros hemos desarrollado un método basado también en el modelo de OU, pero que mejora a OU-LPT en rendimiento y eficacia en entornos heterogéneos.

## 2.5 Contribución a la estimación basada en la media

En esta sección desarrollamos nuestro primer método de estimación, que también sigue la premisa de que el RSSI retorna a lo largo del tiempo a su valor medio y, más concretamente, constituye una mejora del método de Chin et al. La clave de nuestra ventaja sobre OU-LPT, corroborada en las pruebas de la sección 4.2.1, se basa en que propuesta elimina la componente estocástica integrada, como exponemos más adelante, en el factor  $b$ . Esta es la razón de denominarlo *Deterministic Ornstein-Uhlenbeck jump diffusion (DOUjd)*.

En primer lugar hay que resaltar que, en esta solución, se está asumiendo que las medidas RSSI se adquieren en intervalos regulares de tiempo  $t = n \cdot \Delta t$ . Además podemos afirmar que, conocida  $X_n$ , la estimación de RSSI tiene una esperanza matemática  $E[X_{n+p}] = X_n \cdot e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t} + \left( \theta + \lambda \cdot \mu_J / \kappa \right) \cdot (1 - e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t})$  y una varianza  $Var(X_{n+p}) = \left( \sigma^2 \cdot (1 - e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t}) + \lambda \cdot (\mu_J^2 + \sigma_J^2) \right) / (2 \cdot \kappa)$ ; ya que  $Z_1$  y  $Z_2$  son variables aleatorias que siguen una distribución gaussiana de media 0 y varianza 1. Pero DOUjd, que como adelantamos es un método estrictamente determinista, se centra en la media de la solución general, y por tanto aplica la solución restringida de la Ec. (2.13).

$$X_{n+p} = X_n \cdot e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t} + \left( \theta + \frac{\lambda \cdot \mu_J}{\kappa} \right) \cdot (1 - e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t}) \quad (2.13)$$

En esta última fórmula, al igual que en la Ec. (2.11), podemos distinguir términos relacionados con la tendencia a largo plazo de retorno a la media ( $\kappa, \theta$ ) y otros con los saltos ( $\lambda, \mu_J$ ). Para poder calcular los primeros, mediante un proceso de regresión, debemos aislar previamente estos últimos.

Los saltos se evalúan a partir de las diferencias de amplitud de medidas RSSI contiguas ( $X_{i+1} - X_i$ ) que excedan un umbral determinado. La Regla Empírica se utiliza frecuentemente para clasificar valores que sigan una distribución gaussiana, siendo aceptado que el 99.7% de dichos valores distan de la media menos de tres veces la desviación típica. Esto último queda demostrado en la Ec. (2.14), simplemente evaluando la distribución normal entre  $(\mu - n \cdot \sigma)$  y  $(\mu + n \cdot \sigma)$ . Por otro lado, en [73] se constató que las diferencias de amplitud contiguas de RSSI se adaptan a una distribución normal.

$$\begin{aligned} \Phi_{\mu, \sigma^2}(x) &= \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2 \cdot \pi}} \cdot \int_{u=-\infty}^{u=x} e^{-\frac{(u-\mu)^2}{2 \cdot \sigma^2}} \cdot du \\ \Phi_{\mu, \sigma^2}(\mu + n \cdot \sigma) - \Phi_{\mu, \sigma^2}(\mu - n \cdot \sigma) &= \Phi_{0,1}(n) - \Phi_{0,1}(-n) = \\ &= \Phi(n) - \Phi(-n) = \Phi(n) - (1 - \Phi(n)) = 2 \cdot \Phi(n) - 1 = \\ &= \operatorname{erf}\left(\frac{n}{\sqrt{2}}\right) = \begin{cases} 0.683, & n = 1 \\ 0.954, & n = 2 \\ 0.997, & n = 3 \end{cases}, \quad \operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\pi} \cdot \int_{u=0}^{u=x} e^{-x^2} \cdot du \end{aligned} \quad (2.14)$$

Así, el proceso de evaluación de la estadística de saltos comienza seleccionando la primera ventana de  $N+1$  medidas RSSI contiguas  $X_i, \forall i \in [1, N+1]$ . Para mejorar la estimación, a la ventana se le aplica un suavizado consistente en la media móvil con un rango de 10 valores. Sobre el resultado del mismo determinamos las diferencias de amplitud  $D_i = (X_{i+1} - X_i), \forall i \in [1, N]$ . Entonces evaluamos la media  $\mu_D$  y desviación típica  $\sigma_D$  actuales de dichas diferencias  $D_i$ . Posteriormente apartamos los elementos en que se verifique que la distancia a la media exceda más de tres veces la

desviación típica, que pasan a engrosar la lista de saltos  $J = J \cup k, \forall k: |D_k - \mu_D| > 3 \cdot \sigma_D, \forall k \in [1, N]$ . Pero también deben eliminarse del conjunto original  $D_i = D_i - k, \forall k \in J$ . A continuación, se vuelve a calcular media y desviación típica sobre las diferencias de amplitud de las medidas RSSI restantes, y el proceso continúa hasta que se verifique la regla empírica para todos los elementos que queden en la ventana. Finalmente, en función de los elementos identificados como saltos del conjunto  $J$  y los que permanezcan en  $D$  en el último paso, se calcula la frecuencia  $\lambda$  y la media  $\mu_J$  de los saltos, tal y como se muestra en la Ec. (2.15), que formarían parte de nuestra estimación de la Ec. (2.13).

$$\lambda = \frac{|J|}{|J| + |D|} \cdot \Delta t, \quad \mu_J = \bar{J} \quad (2.15)$$

Una vez extraídos los elementos de la ventana que generan saltos, podemos deducir del resto de ellos los parámetros de retorno a la media. En este caso la componente de saltos hay que considerarla nula y, por tanto, la Ec. (2.13) equivale a la Ec.(2.10). Para resolver esta última hacemos uso de la fórmula de regresión lineal de la Ec. (2.17), donde  $\delta_n$  es el error cometido en el ajuste.

$$X_{n+p} = X_n \cdot e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t} + \theta \cdot (1 - e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t}) \quad (2.16)$$

$$\hat{X}_{n+1} = a \cdot X_n + b + \delta_n \quad (2.17)$$

Para calcular los coeficientes  $a$  y  $b$  aplicamos el desarrollo típico de un ajuste de regresión lineal, especificado en las Ec. (2.18), (2.19) y (2.21).

$$\begin{aligned}
S_x &= \sum_{i=1}^N X_{i-1}, & S_y &= \sum_{i=1}^N X_i, \\
S_{xx} &= \sum_{i=1}^N X_{i-1}^2, & S_{yy} &= \sum_{i=1}^N X_i^2, & S_{xy} &= \sum_{i=1}^N X_{i-1} \cdot X_i
\end{aligned} \tag{2.18}$$

$$a_0 = \frac{N \cdot S_{xy} - S_x \cdot S_y}{N \cdot S_{xx} - S_x \cdot S_x} \tag{2.19}$$

$$a = \begin{cases} a_0, & 0 < a_0 < 1 \\ \varepsilon & a_0 \leq 0 \\ 1 - \varepsilon & a_0 \geq 1 \end{cases} \tag{2.20}$$

$$b = \frac{S_y - a \cdot S_x}{N} \tag{2.21}$$

Es interesante aclarar la importancia de la Ec. (2.20). Y es que, si comparamos las Ec. (2.13) y (2.17), el coeficiente  $a$  se corresponde con la Ec. (2.22), por lo que necesariamente:  $0 < a < 1$ . Por ello, siguiendo el mismo criterio que [73], fijamos un valor frontera  $\varepsilon$  al que retorna el coeficiente cuando traspasa los límites establecidos. Aunque en [73] no hay ninguna indicación de cuál debería ser el valor de  $\varepsilon$ , nosotros hemos comprobado en las pruebas que hemos realizado, que  $\varepsilon = 0.01$  da buenos resultados. El otro resultado de comparar las Ec. (2.13) y (2.17) es la Ec. (2.23).

$$a = e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t} \tag{2.22}$$

$$b = \theta \cdot (1 - e^{-\kappa \cdot p \cdot \Delta t}) \quad (2.23)$$

Una vez calculados los coeficientes de regresión, estamos en disposición de calcular los términos de retorno a la media de la Ec. (2.13). Utilizando las Ec. (2.22) y (2.23), los parámetros que buscamos quedan despejados en Ec. (2.24).

$$\kappa = \frac{-\log a}{\Delta t}, \quad \theta = \frac{b}{1 - a} \quad (2.24)$$

Incorporando éstos, además de los parámetros de saltos calculados en la Ec. (2.15), en nuestra fórmula general de la Ec. (2.13), podemos obtener  $p$  estimaciones de la RSSI. El algoritmo general continúa actualizando la ventana de  $N$  medidas RSSI de referencia con las últimas que el cliente haya capturado, y reiniciando el proceso de estadística de saltos.

El algoritmo DOUjd constituye una simplificación que mejora OU-LPT, evitando los términos estocásticos de la Ec. (2.12) que determinan que la varianza de la estimación no sea nula. Como analizamos en el capítulo 4, esos términos no aportan ninguna ventaja; por lo que nuestro método disfruta de una complejidad computacional más reducida, y un excelente comportamiento en entornos heterogéneos.

Por otro lado, es interesante destacar que DOUjd se aplica sobre una ventana de medidas RSSI de ancho fijo, que se va desplazando conforme se capturan nuevas balizas, solapándose con la ventana anterior. Podemos considerar, entonces, que dichas estimaciones se generan a partir de una *Media Móvil Ponderada*, en la que el conjunto de pesos viene dado por el método de difusión de OU. Es evidente que esto mismo también es aplicable al método OU-LPT; pero también lo es en el caso de EG, si consideramos que los pesos pueden expresarse en función de los términos  $t_i - t_{i-1}$  de la Ec. (2.6). En todos estos casos la media móvil es el mecanismo que, en cierto

---

modo, permite adaptar la estimación a la evolución temporal reciente del RSSI. En GRAD no sucede exactamente lo mismo puesto que, al considerar la totalidad de medidas en lugar de una ventana de tamaño fijo, las variaciones significativas de RSSI que se produzcan al inicio de la captura siguen pesando en las estimaciones más recientes. El método LS, aunque también se corresponde con una media móvil de medidas, varía sustancialmente este modelo; puesto que adapta el tamaño de las ventanas al error de estimación cometido. Aunque, tal y como vemos en el capítulo 4, no obtuvo los mejores resultados en las pruebas; su filosofía fue la que inspiró nuestro modelo del siguiente capítulo.



### 3 La Media Localizada

Los métodos de ventana de ancho fijo deben dimensionarla a un tamaño pequeño para no promediar dos medias locales consecutivas. Eso puede perjudicar su eficiencia y eficacia. Nuestra propuesta es dimensionar las ventanas de forma variable, para que contengan solo las medidas RSSI que se acerquen a la media local.

Por otro lado, tal y como hemos indicado en el capítulo 2, muchos métodos tratan de superar el efecto de la propagación multicamino en el RSSI aplicando algún tipo de suavizado. Este preproceso, además de implicar un aumento de la complejidad del algoritmo de estimación, provoca a su vez cierta distorsión en las medidas; por lo que otro de nuestros objetivos es prescindir de esta etapa previa.

Otra cuestión, con frecuencia olvidada, es que las medidas RSSI no se obtienen de forma continua, ni siquiera con una cadencia regular. La separación temporal entre dos medidas RSSI constituye un factor de incertidumbre que el método de estimación debe abordar.

Todo ello nos conduce a un enfoque en el que consideramos que el RSSI retorna, no a una media móvil, sino a una Media Localizada. De tal forma que las medidas deben agruparse en ventanas que se aproximen a la amplitud media local y al BD global promedio; y las estimaciones resultantes se asocian con la misma ventana. De esta forma, se aíslan los saltos de amplitud y retraso temporal. Así, basta un algoritmo de estimación sencillo para obtener estimaciones muy cercanas a las medidas RSSI.

### 3.1 Formalización de la adaptación a la Media Localizada

En esta sección procedemos a diseñar un autómata que permita representar el funcionamiento general de nuestro modelo de adaptación de la estimación de RSSI al retorno a su Media Localizada.

**Lema A.** *Cualquier algoritmo de enventanado disjunto se puede diseñar como un Deterministic Finite Automaton (DFA) que, tras comenzar con un estado transitorio de inicialización (I), permanece en uno de dos estados estables: creación de una ventana (A) o continuación de la ventana actual (B).*

En la Fig. 3.1 ilustramos el autómata finito no determinista con  $\epsilon$ -transiciones que representa el funcionamiento de cualquier método que adapte sus estimaciones a la Media Localizada de la RSSI, aplicando un esquema de agrupación de dichas estimaciones formalizado más adelante. Para comprobar que el algoritmo genérico que describe está bien construido, primero deducimos el DFA equivalente. Los estados de este nuevo autómata son:  $a$ ,  $b$ , y  $c$ , y su obtención se muestra en la misma figura.

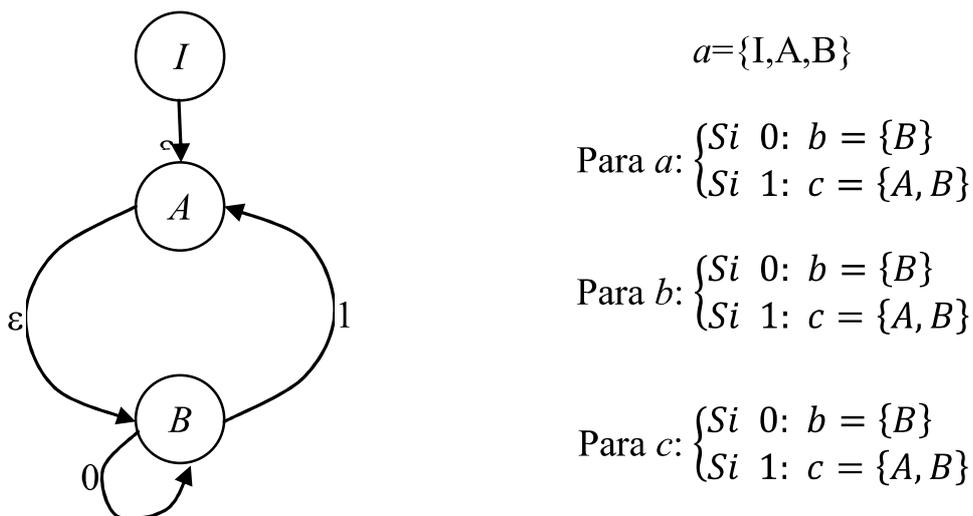


Fig. 3.1: Autómata finito de adaptación a la Media Localizada

El resultado se muestra en la Fig. 3.2. El autómata manipula un alfabeto de dos símbolos, que generan transiciones a tres nuevos estados, cuya evolución procesal se muestra en la tabla.

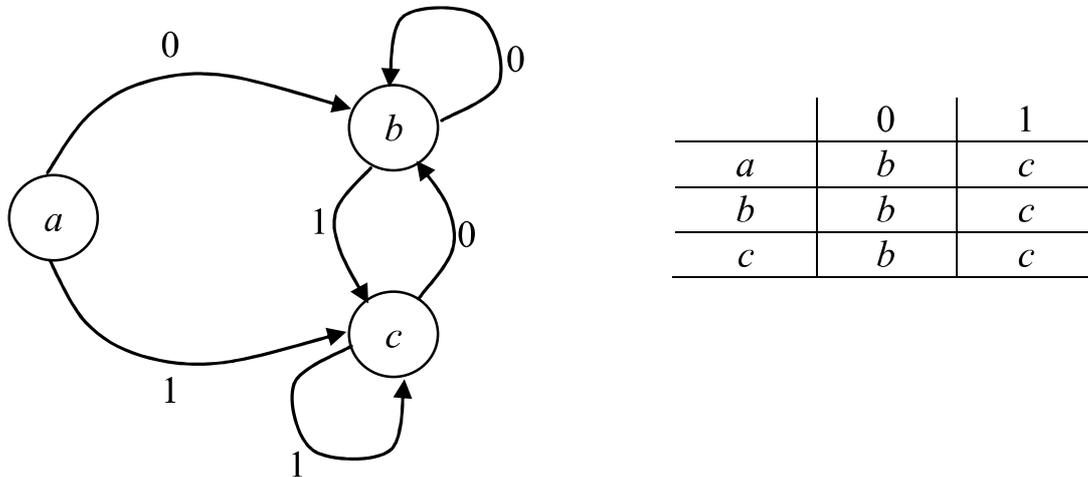


Fig. 3.2: DFA genérico de adaptación a la Media Localizada

**Corolario B.** *El algoritmo está bien construido, puesto que el DFA que lo representa siempre alcanza el mismo estado estable para el mismo valor del alfabeto, cualquiera que sea el estado de partida. De esta manera, las ventanas se crean solamente si se cumple la condición, y el DFA sólo puede encontrarse en el estado *b* o en el estado *c* (nunca simultáneamente).*

**Axioma C.** *Dada una sucesión  $X_k$  que verifica  $X_k \cong X_{k+1}, \forall k \in V_m$ , en la que  $V_m = [WT_m, WT_{m+1} - 1]$ , siendo  $WT_m$  el elemento de transición a la  $m$ -ésima ventana: su Media Localizada converge a  $A_k = \sum_{n=WT_m}^k c_n \cdot X_n / (k - WT_m + 1)$ , donde  $c_n$  es alguna secuencia de pesos prefijada, verificándose además que  $X_k \cong A_k, \forall k \in V_m$ .*

**Postulado D.** *Cuando el retraso de las balizas se incrementa en exceso, también crece la incertidumbre en cuanto a si la siguiente medida de RSSI seguiría la actual Media Localizada. Un umbral de decisión adecuado es el de la regla empírica.*

**Corolario E.** *Para obtener una secuencia de estimación estable y precisa, su cálculo debe basarse en ventanas de medidas RSSI cuya construcción venga condicionada según algún patrón que cumpla el Axioma C y el Postulado D; y las transiciones entre ventanas carecen de estimación.*

**Postulado F.** *Todo diagrama de dispersión muestra el grado de correlación de las dos variables que se utilizan como ejes cartesianos, alcanzándose el máximo de semejanza cuando los puntos del diagrama se agrupan en torno a la diagonal principal. Cuando las variables implicadas en estos diagramas son el elemento actual  $\hat{X}_k$  y siguiente  $\hat{X}_{k+1}$  de una secuencia de estimación, la concentración de puntos en torno a la diagonal indica que dicha secuencia presenta una evolución estable, al menos en algunos intervalos. Si la mayoría de los puntos se encuentran por debajo de una corta distancia  $\delta$  de la diagonal, significa que las estimaciones se caracterizan por su reducida variabilidad de amplitud, es decir, presenta un comportamiento estable.*

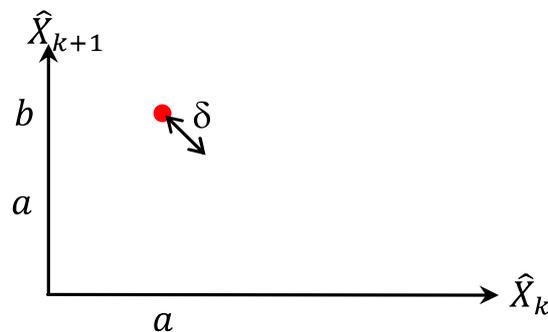


Fig. 3.3: Dispersión de estimaciones  $\hat{X}_k = [a, b], \forall k = [i, i + 1]$

**Postulado G.** *Si lo que representamos es el diagrama de dispersión de diferencias, en el eje de ordenadas tendríamos diferencia de estimaciones  $\hat{X}_{k+1} - \hat{X}_k$ , y la condición de estabilidad en dicha estimación provocaría que sus puntos se aproximen al eje de abscisas, en lugar de la diagonal, a una distancia inferior a la máxima diferencia de estimaciones consecutivas de la ventana.*

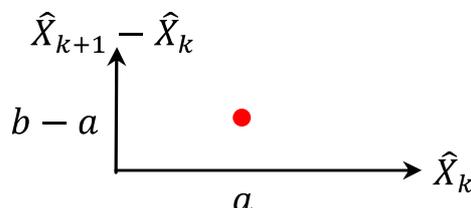


Fig. 3.4: Dispersión de diferencias de estimaciones  $\hat{X}_k = [a, b], \forall k = [i, i + 1]$

**Teorema H.** *El lugar geométrico de los puntos de un diagrama de dispersión de una ventana de estimaciones es un área centrada en el punto de la diagonal correspondiente a la media de estimaciones de la ventana; mientras que, en el diagrama de dispersión de diferencias correspondiente, se centra en el punto del eje de abscisas que coincide con dicha media. En este último caso los puntos se distribuyen en torno a una distancia máxima, respecto al eje de abscisas, equivalente a la máxima diferencia de estimaciones consecutivas de la ventana; mientras que en el diagrama de dispersión correspondiente los puntos se alejarían, respecto a la diagonal, una distancia máxima equivalente a  $\delta = |b - a|/\sqrt{2}$ .*

#### **Demostración Teorema H:**

Para el diagrama de dispersión de diferencias es inmediato concluir que, dadas dos estimaciones consecutivas  $\hat{X}_k = [a, b], \forall k = [i, i + 1]$ , para las que se verifique que el módulo de su diferencia de amplitudes  $|b - a|$  sea el máximo de la ventana, dicha diferencia acota (superior o inferiormente) el eje de ordenadas de la gráfica de dispersión de diferencias. Esto se puede apreciar claramente en la Fig. 3.4.

En cuanto al diagrama de dispersión, si observamos la Fig. 3.3, está claro que el punto más cercano de la diagonal respecto al más alejado  $(a, b)$  es el  $((a + b)/2, (a + b)/2)$ . Para determinar la distancia que los separa, basta con aplicar el Teorema de Pitágoras:  $\delta = \sqrt{((a + b)/2 - a)^2 + (b - (a + b)/2)^2} = |b - a|/\sqrt{2}$ .

## **3.2 Ventanas de Media Localizada e intervalos de incertidumbre**

El principal objetivo del modelo que proponemos es segmentar la evolución del RSSI en ventanas de tamaño variable a lo largo del tiempo, para tratar de capturar la

tendencia a las Medias Localizadas de esa evolución temporal y, por otro lado, no estimar el RSSI cuando se produce un BD elevado, o una variación significativa de amplitud del RSSI. Para ello, en primer lugar, definimos el concepto *Uncertainty Interval (UI)* como el periodo de tiempo entre la llegada de dos balizas consecutivas, en el cual no tenemos certeza absoluta de cómo ha variado el RSSI. Pronosticar que la estimación sigue la tendencia a la media móvil entre ambas medidas es sólo una de las opciones que se puede asumir, pero no necesariamente la mejor. Clasificamos el UI en dos tipos:

- *Short Uncertainty Interval (SUI)*. Un UI de corta duración que se mantiene cercano a la cadencia esperada de llegada de balizas. En general se cumple que  $SUI \approx BI$
- *Long Uncertainty Interval (LUI)*. Un UI prolongado que se produce cuando  $SUI \gg BI$ , provocado por incidencias en el canal u otra causa y, en general, impredecible en tiempo real. Estimar el RSSI en un LUI no sería adecuado.

Por otro lado, al igual que otros autores, también perseguimos que exista cierta coherencia entre la amplitud de la estimación y la de la medida RSSI. Para cada algoritmo que derivemos de este modelo general, implementamos un criterio que se adapte a las exigencias de la aplicación de red que demande la estimación.

En síntesis, la filosofía que se desprende de nuestro método es que, cuando varía la Media Localizada, se debe generar una nueva ventana. Esto sucede siempre que la amplitud de la nueva estimación supere un umbral; o también si el tiempo de espera por la siguiente baliza alcanza un LUI, puesto que no podemos asegurar que en estos largos intervalos temporales la estimación se aproxime correctamente a una extrapolación lineal.

Cuando se produce una interrupción de la ventana actual, por alguna de las dos condiciones apuntadas, surge una *Windows Transition (WT)* que constituye el primer

elemento de la siguiente ventana. De esta forma, las estimaciones dispares respecto a la actual Media Localizada son aisladas de la ventana, aunque forman parte como primer componente de la siguiente ventana, a la que caracterizan con una nueva Media Localizada. Pero también se genera una WT si el BD de la nueva estimación alcanza un LUI, que queda aislado entre ventanas. En ambos casos nuestra propuesta es similar: que sea el nivel de aplicación el que determine qué acciones realizar, ya que éste puede aprovechar más información acerca del funcionamiento de los protocolos de nivel de enlace, red y de transporte usando técnicas *Cross-layer* [127].

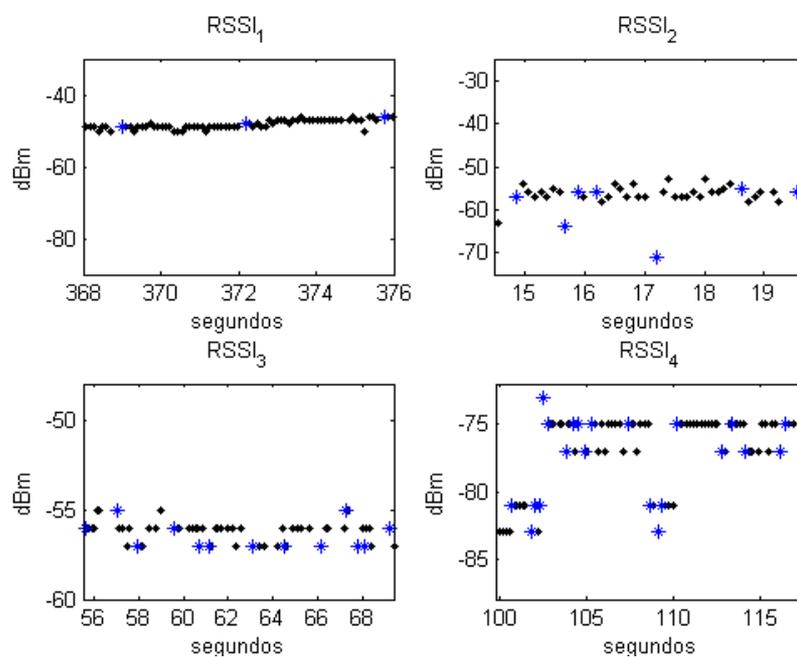


Fig. 3.5: Distribución de LUI en el RSSI.

Para ilustrar estos conceptos, en la Fig. 3.5 se muestra un tramo de cuatro de las señales RSSI (denominadas  $RSSI_1$ ,  $RSSI_2$ ,  $RSSI_3$  y  $RSSI_4$ ) que se utilizaron para probar nuestro método. Los puntos negros son los valores reales de RSSI capturados frente a un eje de tiempos en segundos. Cuando se produce un cambio significativo de amplitud de RSSI, o la siguiente baliza se demora demasiado en llegar, se produce un cambio significativo en la concentración de las medidas. Todos los métodos de estimación del RSSI analizados suavizan o eliminan dichas variaciones significativas. Nosotros proponemos que, esas medidas que se salen del rango medio

de amplitud de la ventana actual, sean tratadas en otras ventanas. Esto es, nuestro método señala esta situación con un cambio de ventana (instantes marcados con un asterisco azul en las gráficas). Y, en el caso de que también se salgan del rango del resto de las medidas de la ventana siguiente, se tratan como medida única de la ventana intermedia. Esto equivaldría al concepto de agujero de [1,72] pero extendido a incrementos significativos positivos de potencia, y sin reescalarlo a un valor específico. Quedaría al arbitrio de la aplicación concreta el tratamiento de estas ventanas de una sola muestra. A continuación, desarrollamos una formalización matemática de estos conceptos.

Sea  $V=[1,K]$  la progresión aritmética de paso unitario que representa el dominio de definición de la amplitud  $X_k$  de las medidas RSSI, y también del instante  $TS_k$  en que el AP emitió la correspondiente baliza.

$$\begin{aligned} X_k: \mathbb{N}^* &\rightarrow \mathbb{Z} \\ k &\rightarrow X_k, \quad k \in V = [1, K] \subset \mathbb{N}^* \end{aligned} \quad (3.1)$$

Por otro lado, aunque el AP intenta transmitir balizas cada BI, que suele ser de 0.1024 s, el BD real de la  $k$ -ésima baliza, que nosotros asociamos a  $X_k$  se obtiene como:

$$BD_k = TS_k - TS_{k-1} \quad (3.2)$$

Así, aunque el valor real de RSSI entre  $TS_{k-1}$  y  $TS_k$  es desconocido, podemos asumir que:

- Para un SUI es razonable que la estimación se ajuste a la Media Localizada. Por tanto, el error de aproximación de la estimación sería tolerable a nivel de aplicación.
- Para un LUI no se puede asumir que exista una tendencia a la Media Localizada, porque este intervalo puede ser muy prolongado, e incluso podríamos encontrarnos ante un periodo de ausencia de detección de señal

radio en el terminal. Cualquier estimación en un LUI, como hacen los demás autores, sería desacertada. No se debe estimar en este caso el RSSI.

Conocida la medida  $(TS_k, X_k)$ , que representa el instante  $TS_k$  en que llegó la  $k$ -ésima baliza y su amplitud asociada  $X_k$ , definimos la estimación  $(TS_k + BI, \hat{X}_k)$  como el pronóstico del instante de llegada de la siguiente baliza y su valor RSSI. Estas estimaciones las calculamos a partir de ventanas  $V_m = \{k - N_m + 1, \dots, k\}$ , donde  $N_m$ , el tamaño de la  $m$ -ésima ventana  $V_m$  (que, a su vez, es una partición de  $V$ ), es variable. De tal forma que son dos las condiciones necesarias para incluir el elemento  $k$  en la  $m$ -ésima ventana  $V_m$ :

1. Similitud temporal:  $BD_k \leq SUI$
2. Similitud de RSSI, entendiendo por ésta que los  $X_k$  de la ventana no presenten variaciones significativas respecto de un umbral establecido.

Por tanto, definimos *Acceptable Uncertainty Window (AUW)*  $V_m$  como una partición de  $N_m$  muestras consecutivas de  $V$ , que podría expresarse como un conjunto de progresiones aritméticas de paso unitario no solapadas:

$$V_1 = [1, N_1], \quad V_m = [N_{m-1} + 1, N_{m-1} + N_m] \quad (3.3)$$

$$K = \sum_{m=1}^M N_m \quad (3.4)$$

Atendiendo a la forma de construcción de las  $M$  AUW  $V_m$ , que forman parte del conjunto  $V$  total de medidas  $X_k$ , siendo  $K$  el cardinal de  $V$ , se verifica:

$$V = \bigcup_{m=1}^M V_m \quad \wedge \quad \bigcap_{m=1}^M V_m = \emptyset, \quad V = [1, K] \subset \mathbb{N}^* \quad (3.5)$$

Recordemos que  $WT_m$  es el primer elemento de cada ventana  $V_m$ , separado de la ventana anterior  $V_{m-1}$  por una disimilitud considerable en tiempo o en amplitud de RSSI. Constituyen una extensión del concepto de agujero en [72] o salto en [73],

puesto que abarca tanto una disparidad de la amplitud como un retraso excesivo de la medida. El tratamiento concreto de esta WT, y la desviación de amplitud o retraso que conlleva, se deja a la aplicación que utilice este modelo de estimación:

$$\forall m \in [1, M]: WT_m = V_m(1) \quad (3.6)$$

El criterio para realizar una WT debe preservar nuestro objetivo de mantener una coherencia temporal y de amplitud entre todas las medidas de RSSI de la ventana, a la vez que nos acercarnos a una precisión en la estimación preestablecida.

Así, el umbral temporal debería estar en función del promedio de BD del AP; ya que, según [128], el AP puede demorarse en su envío por incidencias del canal o por encontrarse ocupado en tareas de alto nivel. Además, en [129] se demuestra que el retraso de balizas se ajusta a una distribución Gamma o Logística. Las curvas de estas distribuciones son muy similares a la mitad derecha de una distribución normal. Parece adecuado entonces utilizar la regla empírica en base al BD medio para determinar el BD máximo aceptable, antes de cambiar de ventana. La media de la distribución se recalcula a la llegada de cada baliza.

Queda pendiente establecer el umbral de amplitud para el inventariado de estimaciones. Este criterio lo determina cada método instanciado a partir de las reglas definidas para el modelo general, con objeto de adaptarse a alguna característica de utilidad para la aplicación de red concreta que precise dicha estimación.

### 3.3 Thresholded Local Gradient

Basándonos en la formalización anterior de nuestro modelo general de Media Localizada y asumiendo que, dentro de la ventana  $V_m$ , la evolución de la señal RSSI seguiría una tendencia coherente, el método GRAD aproximaría convenientemente las estimaciones  $\hat{X}_k$ ,  $\forall k \in V_m$  correspondientes a los instantes  $TS_k + BI$ , conocidas las medidas  $(TS_k, X_k)$  de la ventana. Como este método es una modificación de GRAD,

para adaptarse automáticamente a la Media Localizada considerando un umbral, lo denominamos *Thresholded Local Gradient (TLG)*.

### 3.3.1 Formalización TLG

Para concretar las especificaciones completas de este método, particularizamos la formalización general de nuestro modelo de Media Localizada a este caso.

**Teorema C.1.** *Las ecuaciones Ec. (3.7)-(3.8) proporcionan un esquema de estimación precisa, que cumple con el Axioma C para su convergencia a la Media Localizada del RSSI.*

$$a_k = \frac{X_k - X_{k-1}}{TS_k - TS_{k-1}}, \quad \forall k \in [1, K] \quad (3.7)$$

$$\hat{a}_m = \frac{\sum_{n \in V_m} (a_n)}{N_m} = \frac{\sum_{n=WT_m+1}^k \frac{X_n - X_{n-1}}{TS_n - TS_{n-1}}}{k - WT_m}, \quad \forall m \in [1, M] \quad (3.8)$$

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k+1} &= \hat{a}_m \cdot (TS_k + BI - TS_{WT_m}) + X_{WT_m}, \\ \forall k \in V_m, \quad \forall m \in [1, M], \quad |\hat{X}_{k+1} - X_{k+1}| &\leq \varepsilon \end{aligned} \quad (3.9)$$

#### **Demstración Teorema C.1:**

En primer lugar, vamos a demostrar que la estimación propuesta aquí converge a una Media Localizada como la especificada por el Axioma C. Así, inicialmente expresamos la estimación de la Ec. (3.9) como una suma simple de términos multiplicados por coeficientes:

$$\begin{aligned}
\hat{X}_{k+1} &= \frac{(k-WT_m+1) \cdot \left( X_{WT_m} + \sum_{n=WT_m+1}^k \left( \frac{(TS_k+BI-TS_{WT_m})}{(k-WT_m) \cdot (TS_n-TS_{n-1})} \cdot (X_n - X_{n-1}) \right) \right)}{k-WT_m+1} = \\
&= \frac{(k-WT_m+1) \cdot X_{WT_m} + \sum_{n=WT_m+1}^k \left( \frac{(k-WT_m+1) \cdot (TS_k+BI-TS_{WT_m})}{(k-WT_m) \cdot (TS_n-TS_{n-1})} \cdot (X_n - X_{n-1}) \right)}{k-WT_m+1} = \\
&= \frac{(k-WT_m+1) \cdot X_{WT_m} + \sum_{n=WT_m+1}^k (c_n \cdot (X_n - X_{n-1}))}{k-WT_m+1}
\end{aligned}$$

Ahora separamos las diferencias de amplitudes de medidas  $X_n$  para que cada una de ellas sea un sumando multiplicado por un coeficiente:

$$\begin{aligned}
\hat{X}_{k+1} &= \frac{(k-WT_m+1) \cdot X_{WT_m} + c_{WT_m+1} \cdot X_{WT_m+1} - c_{WT_m+1} \cdot X_{WT_m} + \dots + c_k \cdot X_k - c_k \cdot X_{k-1}}{k-WT_m+1} = \\
&= \frac{(k-WT_m+1 - c_{WT_m+1}) \cdot X_{WT_m} + (c_{WT_m+1} - c_{WT_m+2}) \cdot X_{WT_m+1} + \dots + (c_{k-1} - c_k) \cdot X_{k-1} + c_k \cdot X_k}{k-WT_m+1}
\end{aligned}$$

Donde la última fracción expresa una media móvil, localizada en la  $m$ -ésima ventana, y ponderada por un factor inversamente proporcional al BD entre medidas, de  $(k - WT_m + 1)$  amplitudes de medidas RSSI consecutivas.

Por otro lado, en cuanto al rango aceptable de amplitudes de estimaciones, el umbral  $\varepsilon$  que la caracterice debe tener en cuenta el error de cuantificación de la RSSI. Como  $X_k$  es entero, una precisión de la estimación  $\hat{X}_k$  del orden de  $\varepsilon = 0.5$  resulta adecuada, siendo igualmente correcta cualquier precisión  $0 < \varepsilon < 1$ .

**Corolario E.1.** *El algoritmo TLG obtiene una estimación precisa aplicando el criterio de la Ec. (3.10), que proviene de la aplicación del Corolario E, particularizado por el Teorema C.1.*

$$\begin{aligned}
\hat{X}_{k+1} &= X_{WT_m} + (TS_k + BI - TS_{WT_m}) \cdot \frac{\sum_{n=WT_m+1}^k \frac{X_n - X_{n-1}}{TS_n - TS_{n-1}}}{k - WT_m}, \\
&\left\{ \begin{array}{l} |\hat{X}_{k+1} - X_{k+1}| \leq \varepsilon, \quad \forall k \in V_m \\ |BD_{k+1} - E[BD_j]| \leq 3 \cdot \sqrt{\text{Var}(BD_j)}, \quad \forall j < k \end{array} \right\} \quad (3.10)
\end{aligned}$$

**Lema F.1.** *Todo diagrama de dispersión de las estimaciones obtenidas mediante el Teorema C.1 siempre muestra una distancia de sus puntos en torno a la diagonal principal inferior a  $\sqrt{2} \cdot \varepsilon$  dBm por encima de la distancia máxima de los puntos del diagrama de dispersión de las amplitudes de las medidas RSSI correspondientes.*

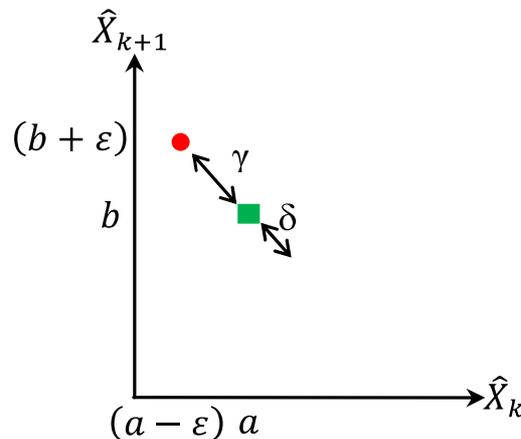


Fig. 3.6: Distancia de estimaciones en diagramas de dispersión de TLG

### Demostración Lema F.1:

Observemos el caso ilustrado en la Fig. 3.6. Sea la máxima distancia del diagrama de dispersión de las amplitudes de las medidas RSSI la asociada a dos términos consecutivos  $X_k = [a, b], \forall k = [i, i + 1]$ , representada en la Fig. 3.6 por el cuadrado verde; y supongamos el peor caso, en el que las dos estimaciones respectivas alcanzan la desviación máxima  $\hat{X}_k = [a - \varepsilon, b + \varepsilon], \forall k = [i, i + 1]$ , ilustrada con el punto rojo. La máxima desviación  $\gamma + \delta$  respecto a la diagonal, donde  $\delta$  es la distancia que separa de la misma a la amplitud de la medida, se obtendría aplicando el Teorema de Pitágoras:  $\gamma = \sqrt{\varepsilon^2 + \varepsilon^2} = \sqrt{2} \cdot \varepsilon$

**Lema G.1.** *Todo diagrama de dispersión de diferencias de las estimaciones obtenidas mediante el Teorema C.1 siempre muestra una distancia de sus puntos respecto al eje de abscisas inferior a  $2 \cdot \varepsilon$  dBm por encima de la distancia máxima de los puntos del diagrama de dispersión de las amplitudes de las medidas RSSI correspondientes.*

**Demostración Lema G.1:**

La demostración resulta trivial planteando el mismo caso que en el Lema F.1: sean las estimaciones  $\hat{X}_k = [a - \varepsilon, b + \varepsilon], \forall k = [i, i + 1]$ ; éstas se corresponden, en el diagrama de dispersión de diferencias, con el punto  $(a - \varepsilon, (b + \varepsilon) - (a - \varepsilon)) = (a - \varepsilon, (b - a) + 2 \cdot \varepsilon)$ ; que representa un incremento de  $2 \cdot \varepsilon$  dBm de la distancia  $(b - a)$  que ya tenían las amplitudes de las medidas RSSI, respecto al eje de abscisas.

**3.3.2 Algoritmo TLG**

Los pasos que debe dar el terminal inalámbrico para estimar, según TLG, el siguiente valor de RSSI se muestran en la Fig. 3.7. Básicamente consiste en un bucle principal que espera la llegada de la siguiente baliza. Una vez recibida, mediante una sencilla operación, se actualiza la pendiente promedio de la ventana, utilizando la contribución del último  $X_k$  recibido y se evalúa la estimación  $(TS_k + BI, \hat{X}_k)$  correspondiente. A continuación, se decide si dicha estimación debe incluirse en la ventana actual; dependiendo de que se haya recibido tras un LUI y/o se haya producido un salto respecto del valor de retorno de RSSI esperado. Se haya provocado o no el cambio de ventana, en la siguiente iteración se procesa la posible siguiente estimación de la (anterior o nueva) ventana actual.

$$k = 1, m = 1, N_m = 1, V_m = \{k\}, \hat{a}_m = 0$$

$$MT = BI, VT = BI^2, X_{WT_m} = X_k, t_{WT_m} = TS_k$$

$$\hat{t}_k = t_{WT_m} + BI, \hat{X}_k = X_{WT_m}$$

*Para cada baliza k*

$$k = k + 1, N_m = N_m + 1, BD_k = TS_k - TS_{k-1}$$

$$a_k = (X_k - X_{k-1})/BD_k$$

$$\hat{a}_m = (\hat{a}_m \cdot (N_m - 2) + a_k)/(N_m - 1)$$

$$ty = TS_k + BI, Y = \hat{a}_m \cdot (ty - t_{WT_m}) + X_{WT_m}$$

$$MT = (MT \cdot (k - 2) + BD_k)/(k - 1)$$

$$VT = (VT \cdot (k - 2) + BD_k^2)/(k - 1)$$

$$error = |Y - X_k|, sdT = \sqrt{VT - MT^2}$$

*Si  $|BD_k - MT| > 3 \cdot sdT \vee error > \varepsilon$  Entonces*

$$t_{WT_m} = TS_k, X_{WT_m} = X_k, Y = X_{WT_m}$$

$$m = m + 1, N_m = 1, V_m = \{k\}, \hat{a}_m = 0$$

*Sino*

$$V_m = \{V_m, k\}$$

*Fin Si*

$$\hat{t}_k = ty, \hat{X}_k = Y$$

*Fin Para*

Fig. 3.7: Algoritmo de estimación TLG.

## 3.4 Moving Average Strength

Entendemos por estabilidad aquella característica de una secuencia de elementos que indica que la variabilidad de su amplitud es reducida o nula. Aunque la evolución del RSSI casi siempre se caracteriza por una acentuada variabilidad, en ciertas aplicaciones de red es preferible una evolución estable de la estimación en vez de incrementar su cercanía a las medidas RSSI. Esto queda reforzado por el hecho de que las medidas carecen de alta precisión. Lo que sí es fundamental es que la estimación debe seguir a la Media Localizada, implementando un método basado en un DFA que construya ventanas no solapadas de forma adaptativa.

El modelo teórico desarrollado en la sección 3.1 es bastante flexible, y permite diseñar diferentes algoritmos que adapten la estimación a la Media Localizada según las necesidades del servicio que la precise. En esta sección desarrollamos, apoyándonos en ese patrón, un nuevo método capaz de facilitar a las aplicaciones de red una indicación de fuerza de la transmisión de los AP más estable, menos sujeta a la variabilidad típica del RSSI. Como vamos a aplicar, justamente, la fórmula de media móvil sobre el RSSI para obtener la estimación, decidimos denominar a este método *Moving Average Strength (MAS)*.

### 3.4.1 Formalización MAS

Como este método también se deriva de nuestro modelo de la Media Localizada, nuevamente debemos precisar sus detalles basándonos en la formulación del modelo general.

**Teorema C.2.** *La Ec. (3.11) permite evaluar, a partir de una secuencia de amplitudes de medidas RSSI  $X_n$ , un conjunto de amplitudes de estimaciones  $\hat{X}_k$ , asociadas a una partición de ventanas  $V_m$ ; proporcionando una aproximación precisa y estable, que cumple con el Axioma C para su convergencia a la Media Localizada del RSSI.*

$$\hat{X}_k = \frac{\sum_{n=WT_m}^k X_n}{k - WT_m + 1}, \quad \forall k \in V_m, \quad \forall m \in [1, M], \quad |\hat{X}_k - \hat{X}_{WT_m}| \leq 1 \quad (3.11)$$

### **Demostración Teorema C.2:**

Si, a partir de la Ec. (3.11), calculamos la estimación  $k + 1$ , suponemos que ésta también pertenece a la misma ventana  $WT_m$ , y la expresamos en función de la estimación anterior, nos queda:

$$\hat{X}_{k+1} = \frac{\sum_{n=WT_m}^{k+1} X_n}{k - WT_m + 2} = \frac{(k - WT_m + 1) \cdot \hat{X}_k + X_{k+1}}{k - WT_m + 2}$$

Si ahora despejamos de la ecuación formada por el primer y tercer miembro, los términos que incluyen el factor  $(k - WT_m + 1)$ , resulta:

$$(k - WT_m + 1) \cdot (\hat{X}_{k+1} - \hat{X}_k) = X_{k+1} - \hat{X}_{k+1}$$

Por tanto, aplicando este algoritmo, la condición necesaria y suficiente para que la estimación  $\hat{X}_{k+1}$  se aproxime a la amplitud de la medida RSSI correspondiente  $X_{k+1}$  es, justamente, que dicha estimación  $\hat{X}_{k+1}$  se acerque a la estimación anterior  $\hat{X}_k$ . Lo que demuestra la coherencia entre el grado de estabilidad de la estimación con su precisión.

Otra cuestión sería determinar el umbral de similitud entre dos estimaciones. La condición  $|\hat{X}_k - X_{WT_m}| \leq 1$  convierte al elemento de transición de la ventana  $\hat{X}_{WT_m} = X_{WT_m}$  en el valor central, del cual el resto de las estimaciones de la ventana no deben apartarse más que ese umbral de 1 dBm. Cuanto menor sea el umbral, más suavizado se alcanza en la secuencia de estimaciones, pero a costa de acortar el número de elementos de dicha ventana. Hay que tener en cuenta que la existencia de muchas transiciones de ventana provoca que la Aplicación tenga que tomar más decisiones en esos intervalos. Si, por el contrario, fijamos un umbral excesivamente amplio, aunque logramos disminuir el número de transiciones al extender el número

de estimaciones de cada ventana, la media estimada se aleja excesivamente de las medidas RSSI. En cualquier caso, debemos tener en cuenta que las medidas de RSSI vienen cuantificadas como números enteros. Por tanto, permitir que la estimación se distancie de la media una unidad es congruente con el error de cuantificación inherente en las propias medidas, además de la influencia de los efectos de canal en dicha medición.

**Corolario E.2.** *Basándonos en el Corolario E, particularizado por el Teorema C.2, el algoritmo MAS obtiene una estimación estable y precisa aplicando el siguiente criterio:*

$$\hat{X}_k = \frac{\sum_{n=WT_m}^k X_n}{k - WT_m + 1}, \quad \left\{ \begin{array}{l} |\hat{X}_k - \hat{X}_{WT_m}| \leq 1, \quad \forall k \in V_m \\ |BD_k - E[BD_j]| \leq 3 \cdot \sqrt{\text{Var}(BD_j)}, \quad \forall j < k \end{array} \right\}$$

**Lema F.2.** *El diagrama de dispersión de las estimaciones obtenidas mediante el Teorema C.2 muestra una alta concentración de puntos en torno a su diagonal principal; siendo la máxima distancia euclidiana  $\delta$  de cualquier punto a la diagonal de  $\sqrt{2}$  dBm.*

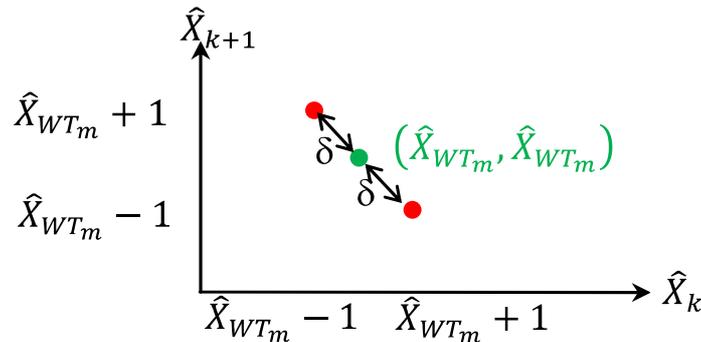


Fig. 3.8: Diagrama de dispersión de extremos en MAS

### Demostración Lema F.2:

El Teorema C.2 exige que todas las estimaciones  $\hat{X}_k$  de la  $m$ -ésima ventana verifiquen  $|\hat{X}_k - \hat{X}_{WT_m}| \leq 1$ , donde  $\hat{X}_{WT_m}$  es la estimación inicial de la dicha ventana. Así, en el peor de los casos, nos encontramos con dos estimaciones  $\hat{X}_k, \hat{X}_{k+1} \in V_m$  para las que

$\hat{X}_k = \hat{X}_{WT_m} \pm 1$  y  $\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_{WT_m} \mp 1$ . Éstas generan, en el diagrama de dispersión, el punto  $(\hat{X}_{WT_m} + 1, \hat{X}_{WT_m} - 1)$  o bien  $(\hat{X}_{WT_m} - 1, \hat{X}_{WT_m} + 1)$ . En ambos casos, la distancia euclidiana a su proyección sobre la diagonal  $(\hat{X}_{WT_m}, \hat{X}_{WT_m})$  es de  $\delta = \sqrt{1^2 + 1^2} = \sqrt{2}$ , lo que quedó ilustrado en el diagrama de dispersión de la Fig. 3.8

**Lema G.2.** *El diagrama de dispersión de diferencias de estimaciones según el Teorema C.2, que mantenga en las abscisas los términos  $\hat{X}_k$  y como ordenadas  $\hat{X}_{k+1} - \hat{X}_k$ , muestra una concentración de puntos a una distancia euclidiana de  $\delta \leq 2$  dBm respecto al eje de abscisas.*

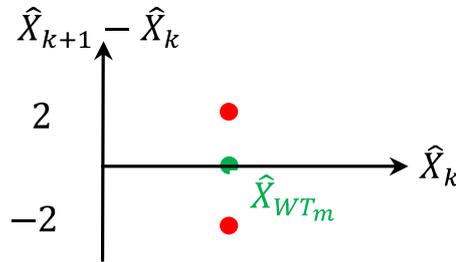


Fig. 3.9: Dispersión de diferencias de extremos en MAS

### Demostración Lema F.2:

Aplicando de nuevo la restricción  $|\hat{X}_k - \hat{X}_{WT_m}| \leq 1$  impuesta por el Teorema C.2, y suponiendo el peor caso para dos estimaciones consecutivas:  $\hat{X}_k = \hat{X}_{WT_m} \mp 1$  y  $\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_{WT_m} \pm 1$ , se genera el punto más alejado del eje de abscisas del correspondiente diagrama de dispersión de diferencias:

$$(\hat{X}_k, \hat{X}_{k+1} - \hat{X}_k) = (\hat{X}_k, (\hat{X}_{WT_m} \pm 1) - (\hat{X}_{WT_m} \mp 1)) = (\hat{X}_k, \pm 2)$$

**Teorema H.2.** *El lugar geométrico de las estimaciones de una determinada ventana  $m$ , en el límite alcanzado cuando las estimaciones llegan a distanciarse del elemento inicial el valor máximo permitido, es un cuadrado de  $2 \times 2$  dBm centrado en el punto  $(\hat{X}_{WT_m}, \hat{X}_{WT_m})$ , en los diagramas de dispersión estándar; o un romboide de vértices  $(\hat{X}_{WT_m} \mp 1, 0)$  y  $(\hat{X}_{WT_m} \mp 1, \pm 2)$ , en los diagramas de dispersión de diferencias.*

**Demostración Teorema H.2:**

En el Lema F.2 demostramos que las estimaciones dentro de la ventana  $m$ -ésima están restringidas a un valor en el entorno  $(\hat{X}_{WT_m} - 1, \hat{X}_{WT_m} + 1)$ . Si aplicamos esa restricción sobre cada uno de los ejes del diagrama de dispersión, los puntos generados quedan encerrados en un cuadrado de lados iguales a 2 dBm.

El diagrama de dispersión de diferencias traslada los vértices del mencionado cuadrado del diagrama de dispersión:

$$\begin{aligned} &(\hat{X}_{WT_m} - 1, \hat{X}_{WT_m} + 1), (\hat{X}_{WT_m} + 1, \hat{X}_{WT_m} + 1), \\ &(\hat{X}_{WT_m} - 1, \hat{X}_{WT_m} - 1), (\hat{X}_{WT_m} + 1, \hat{X}_{WT_m} - 1) \end{aligned}$$

A las posiciones resultantes de mantener la abscisa y transformar la ordenada restándole la abscisa correspondiente:

$$\begin{aligned} &(\hat{X}_{WT_m} - 1, (\hat{X}_{WT_m} + 1) - (\hat{X}_{WT_m} - 1)), (\hat{X}_{WT_m} + 1, (\hat{X}_{WT_m} + 1) - (\hat{X}_{WT_m} + 1)), \\ &(\hat{X}_{WT_m} - 1, (\hat{X}_{WT_m} - 1) - (\hat{X}_{WT_m} - 1)), (\hat{X}_{WT_m} + 1, (\hat{X}_{WT_m} - 1) - (\hat{X}_{WT_m} + 1)) \end{aligned}$$

Que da como resultado los vértices del romboide esperado:

$$\begin{aligned} &(\hat{X}_{WT_m} - 1, 2), (\hat{X}_{WT_m} + 1, 0), \\ &(\hat{X}_{WT_m} - 1, 0), (\hat{X}_{WT_m} + 1, -2) \end{aligned}$$

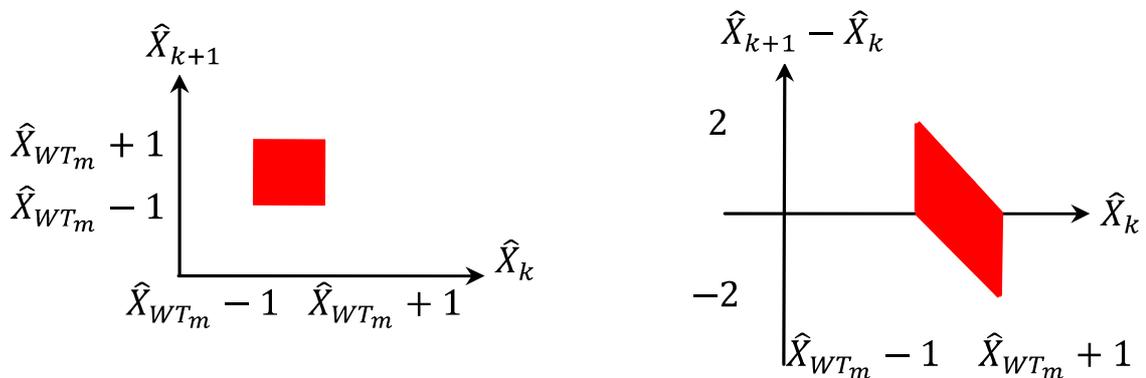


Fig. 3.10: Lugar geométrico de dispersión en MAS

En la Fig. 3.11 podemos comprobar que la concentración de puntos se corresponde con lo expuesto. En el lado izquierdo se ilustra un segmento del diagrama de dispersión de la estimación de  $RSSI_1$  correspondiente a la Fig. 3.11. Apreciamos en él la concentración de puntos en forma de áreas cuadradas. En el lado derecho tenemos el respectivo diagrama de dispersión de diferencias en el que, tal y como se esperaba, los cuadrados se han aproximado a rombos, tras experimentar la rotación de  $45^\circ$  que supone aplicar la operación de diferenciación al diagrama de dispersión.

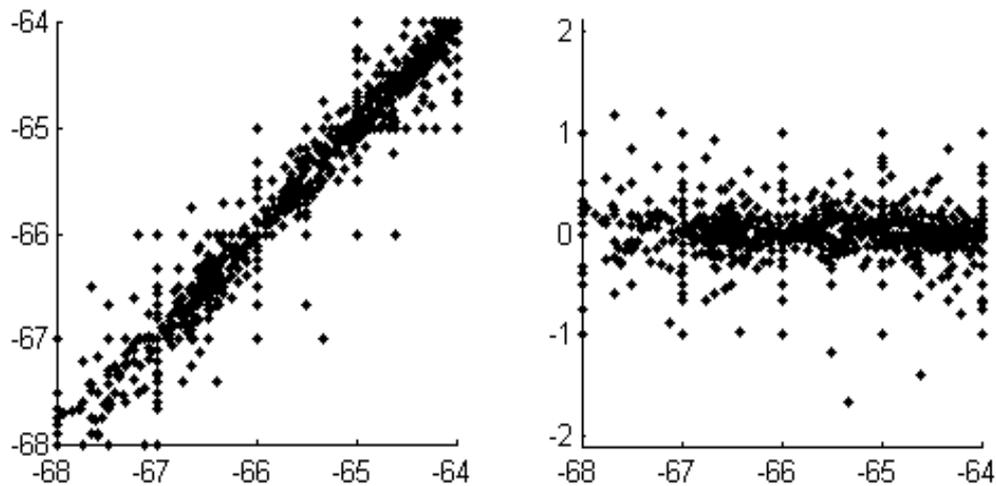


Fig. 3.11: Dispersión (izq.) y dispersión de diferencias (dcha.) en MAS

### 3.4.2 Algoritmo MAS

Tal y como apreciamos en la Fig. 3.12, la mayor diferencia con la estructura del algoritmo TLG es que, en este caso, no calculamos las pendientes entre amplitudes de medidas RSSI, sino que promediamos éstas últimas directamente.

$$k = 1, m = 1, N_m = 1, V_m = \{k\}$$

$$MT = BI, VT = BI^2, X_{WT_m} = X_k, Y = X_{WT_m}$$

$$\hat{t}_k = TS_k + BI, \hat{X}_k = X_{WT_m}$$

*Para cada baliza k*

$$k = k + 1$$

$$N_m = N_m + 1$$

$$Y = Y \cdot (N_m - 1) + X_k / N_m$$

$$BD_k = TS_k - TS_{k-1}$$

$$MT = (MT \cdot (k - 2) + BD_k) / (k - 1)$$

$$VT = (VT \cdot (k - 2) + BD_k^2) / (k - 1)$$

$$sdT = \sqrt{VT - MT^2}$$

$$error = |Y - X_{WT_m}|$$

*Si  $|BD_k - MT| > 3 \cdot sdT \vee error > 1$  Entonces*

$$Y = X_k, X_{WT_m} = X_k$$

$$m = m + 1, N_m = 1, V_m = \{k\}$$

*Sino*

$$V_m = \{V_m, k\}$$

*Fin Si*

$$\hat{t}_k = TS_k + BI, \hat{X}_k = Y$$

*Fin Para*

Fig. 3.12: Algoritmo de estimación MAS

### 3.5 Weighted Moving Average Strength

Tras abordar, en las secciones anteriores, la búsqueda de métodos de estimación RSSI que sigan la Media Localizada, que se adapten con precisión a las medias locales (TLG), y que proporcionen un resultado estable (MAS); planteamos ahora una técnica que aúne todas esas características.

Aunque el método que proponemos en esta sección utiliza un núcleo de estimación muy similar al de TLG, podemos demostrar que, en realidad, ambos se basan en una versión de la función  $A_k$  del Axioma C; es decir, la media móvil ponderada con unos pesos predeterminados. La diferencia con TLG es que, en este nuevo método, relajamos el umbral de amplitud para obtener secuencias de estimaciones más estables, aunque sacrifiquemos su precisión; y también establecemos el umbral de amplitud respecto al elemento de transición de la ventana, de forma similar a como lo fijamos en el caso de MAS. Es por ello que a nuestro nuevo método lo denominamos *Weighted Moving Average Strength (WMAS)*.

#### 3.5.1 Formalización de WMAS

Una vez más detallamos las diferencias de este método respecto a los anteriores planteando su instanciación a partir del modelo matemático general de la Media Localizada.

**Teorema C.3.** *La Ec. (3.12) proporciona un esquema de estimación precisa y estable, que cumple con el Axioma C para su convergencia a la Media Localizada del RSSI.*

$$\hat{X}_k = X_{WT_m} + (TS_k + BI - TS_{WT_m}) \cdot \frac{\sum_{n=WT_m+1}^{k-1} \frac{X_n - X_{n-1}}{TS_n - TS_{n-1}}}{k - WT_m - 1}, \quad \forall k \in V_m \quad (3.12)$$

$$AD_j = X_j - X_{j-1}, \quad 2 \cdot |(\hat{X}_k - X_{WT_m}) - E[AD_j]| \leq 3 \cdot \sqrt{\text{Var}(AD_j)}, \quad \forall j < k$$

**Demostración Teorema C.3:**

Primero demostramos que la estimación propuesta converge a una media móvil ponderada, localizada en una ventana, como la apuntada por el Axioma C. Para ello expresamos la estimación de la Ec. (3.12) como una suma de términos promediados:

$$\begin{aligned}\hat{X}_k &= \frac{(k-WT_m) \cdot \left( X_{WT_m} + \sum_{n=WT_m+1}^{k-1} \left( \frac{(TS_k + BI - TS_{WT_m})}{(k-WT_m-1) \cdot (TS_n - TS_{n-1})} \cdot (X_n - X_{n-1}) \right) \right)}{k-WT_m} = \\ &= \frac{(k-WT_m) \cdot X_{WT_m} + \sum_{n=WT_m+1}^{k-1} \left( \frac{(k-WT_m) \cdot (TS_k + BI - TS_{WT_m})}{(k-WT_m-1) \cdot (TS_n - TS_{n-1})} \cdot (X_n - X_{n-1}) \right)}{k-WT_m} = \\ &= \frac{(k-WT_m) \cdot X_{WT_m} + \sum_{n=WT_m+1}^{k-1} (a_n \cdot (X_n - X_{n-1}))}{k-WT_m}\end{aligned}$$

Si factorizamos el numerador de esta fracción en función de las amplitudes  $X_n$  de las medidas RSSI, nos queda:

$$\begin{aligned}\hat{X}_k &= \frac{(k-WT_m) \cdot X_{WT_m} + a_{WT_m+1} \cdot X_{WT_m+1} - a_{WT_m+1} \cdot X_{WT_m} + \dots + a_{k-1} \cdot X_{k-1} - a_{k-1} \cdot X_{k-2}}{k-WT_m} = \\ &= \frac{(k-WT_m - a_{WT_m+1}) \cdot X_{WT_m} + (a_{WT_m+1} - a_{WT_m+2}) \cdot X_{WT_m+1} + \dots + (a_{k-2} - a_{k-1}) \cdot X_{k-2} + a_{k-1} \cdot X_{k-1}}{k-WT_m}\end{aligned}$$

Que, efectivamente, se corresponde con una media móvil ponderada de  $k - WT_m$  amplitudes de medidas RSSI, localizadas en la ventana  $m$ -ésima.

El umbral de desviación de la estimación  $\hat{X}_k$  se vuelve a medir respecto al elemento inicial de la ventana  $X_{WT_m}$ ; pero, en este caso, se flexibiliza adaptándolo a la estadística anterior de diferencias de amplitud, mediante la regla empírica. Como la regla empírica aplicada sobre las diferencias de amplitudes,  $AD_j = X_j - X_{j-1}$ , compara la media de éstas,  $E[AD_j]$ , con la desviación de la estimación respecto al elemento inicial de la ventana,  $(\hat{X}_k - X_{WT_m})$ , se hace necesario multiplicar por 2 el lado izquierdo de la desigualdad:  $2 \cdot |(\hat{X}_k - X_{WT_m}) - E[AD_j]|$ .

**Corolario E.3.** *Basándonos en el Corolario E, particularizado por el Teorema C.3, el algoritmo WMAS obtiene una estimación estable y precisa aplicando el siguiente criterio:*

$$\hat{X}_k = X_{WT_m} + (TS_k + BI - TS_{WT_m}) \cdot \frac{\sum_{n=WT_m+1}^{k-1} \frac{X_n - X_{n-1}}{TS_n - TS_{n-1}}}{k - WT_m - 1}, \quad \forall k \in V_m$$

$$\left\{ \begin{array}{l} AD_j = X_j - X_{j-1}, \quad |(\hat{X}_k - X_{WT_m}) - E[AD_j]| \leq \frac{3}{2} \cdot \sqrt{\text{Var}(AD_j)} \\ BD_j = TS_j - TS_{j-1}, \quad |BD_k - E[BD_j]| \leq 3 \cdot \sqrt{\text{Var}(BD_j)} \end{array} \right\}, \forall j < k$$

**Corolario H.3.** *Los puntos del diagrama de dispersión de las estimaciones obtenidas mediante el Teorema B.3 se distribuyen, aproximadamente, en áreas cuadradas centradas en las coordenadas  $(X_{WT_m} + E[AD_j], X_{WT_m} + E[AD_j])$ ,  $\forall j < k$ , con lados de  $3 \cdot \sigma_{AD}$  dBm, donde  $\sigma_{AD}$  expresa la desviación típica de  $AD_j$ ,  $\forall j < k$ . Los puntos del diagrama de dispersión de diferencias equivalente, por tanto, se distribuyen en áreas aproximadas a romboides centrados en las coordenadas  $(X_{WT_m} + E[AD_j], 0)$ ,  $\forall j < k$ , siendo su distancia máxima al eje de abscisas y lado menor en torno a  $3 \cdot \sigma_{AD}$  dBm.*

### 3.5.2 Algoritmo WMAS

La Fig. 3.13 muestra el algoritmo que implementa este método, en el que la condición de enventanado debe manejar dos parámetros estadísticos (media y desviación típica) tanto para las diferencias de amplitudes como para las de tiempo. Por otro lado, ahora el término de error es el salto de amplitud que genera la nueva estimación respecto al término de transición de ventana.

$$k = 1, m = 1, N_m = 1, V_m = \{k\}, \hat{a}_m = 0$$

$$MT = BI, VT = BI^2, MA = 1, VA = 1$$

$$t_{WT_m} = TS_k, X_{WT_m} = X_k, \hat{t}_k = t_{WT_m} + BI, \hat{X}_k = X_{WT_m}$$

*Para cada baliza k*

$$k = k + 1, N_m = N_m + 1, BD_k = TS_k - TS_{k-1}, AD_k = X_k - X_{k-1}$$

$$a_k = AD_k / BD_k, \hat{a}_m = (\hat{a}_m \cdot (N_m - 2) + a_k) / (N_m - 1)$$

$$ty = TS_k + BI, Y = \hat{a}_m \cdot (ty - t_{WT_m}) + X_{WT_m}$$

$$MT = (MT \cdot (k - 2) + BD_k) / (k - 1)$$

$$VT = (VT \cdot (k - 2) + BD_k^2) / (k - 1)$$

$$MA = (MA \cdot (k - 2) + AD_k) / (k - 1)$$

$$VA = (VA \cdot (k - 2) + AD_k^2) / (k - 1)$$

$$error = |Y - X_{WT_m}|, sdT = \sqrt{VT - MT^2}, sdA = \sqrt{VA - MA^2}$$

*Si  $|BD_k - MT| > 3 \cdot sdT \vee |error - MA| > \frac{3}{2} \cdot sdA > \varepsilon$  Entonces*

$$t_{WT_m} = TS_k, X_{WT_m} = X_k, Y = X_{WT_m}$$

$$m = m + 1, N_m = 1, V_m = \{k\}, \hat{a}_m = 0$$

*Sino*

$$V_m = \{V_m, k\}$$

*Fin Si*

$$\hat{t}_k = ty, \hat{X}_k = Y$$

*Fin Para*

Fig. 3.13: Algoritmo de estimación WMAS

## **4 Resultados experimentales**

En este capítulo analizamos y comparamos los principales resultados de los métodos estudiados. Damos especial importancia al estudio del rendimiento en entornos heterogéneos, tanto interiores como exteriores.

## 4.1 Estimación de media móvil en entornos heterogéneos

En este apartado analizamos y comparamos cómo se comportan los métodos estudiados, cuyas estimaciones de RSSI retornan a la media móvil no localizada, en condiciones de medida heterogéneas. Por ello, hemos decidido realizar nuestra serie de pruebas apoyándonos en equipamiento y situaciones diversas. Utilizamos diferentes modelos de AP y clientes WiFi. Este equipamiento fue manejado por diferentes Sistemas Operativos y herramientas software de captura de balizas. En total definimos 8 escenarios distintos, que describimos en la Tabla 4.1. En los escenarios 1 al 4 capturamos las balizas emitidas por un AP *Linksys WRT54G/GL/GS* que emitía con potencias de transmisión de 10mW, 50mW, y 100mW. Dichas medidas se capturaron en el pasillo de la segunda planta del Edificio C de Telecomunicación de la ULPGC, con despachos a ambos lados. Durante el proceso alumnos y profesores accedieron al pasillo e, incluso, las puertas de los despachos se abrían y cerraban generando distorsión en la transmisión. Concretamente, en el *Escenario1* ilustrado en la Fig. B.1, el AP se situó en el despacho 223 y el MC se desplazó hacia el final del pasillo durante la captura, hasta una distancia de unos 20 m; mientras que, en los escenarios 2 al 4 ilustrados en la Fig. B.2, con el AP dentro del despacho 223, el MC se situó en una posición estática a una distancia de 20 m en el sentido del final del pasillo, pero regulando la potencia de transmisión a 10 mW, 50 mW y 100 mW, respectivamente. El resto de las medidas se obtuvieron de un router *FON2200* que transmitía con una potencia de 63mW, en el Laboratorio de Microondas, en la tercera planta del Edificio B de Telecomunicación. De forma que, en el *Escenario5* ilustrado en la Fig. B.4, el AP se situó en una esquina del laboratorio y el MC se desplazó a lo largo del mismo, hasta unos 8 m de distancia de la misma durante la captura; mientras que, en los escenarios 6 al 8 ilustrados en la Fig. B.5, los MC diferían en su plataforma hardware/software, según se indica en la Tabla 4.1, y se situaron en posición estática a 1 m del AP.

Tabla 4.1: Características de los diversos escenarios

Escenario	Punto de Acceso	Receptor	SO/Software	Posición MC
1	LinkSys WRT54G/GL/GS 10mW,	Laptop Acer Aspire ONE AO752	Linux Ubuntu/ WTfL	Móvil
2	LinkSys WRT54G/GL/GS 10mW,	Laptop Acer Aspire ONE AO752	Linux Ubuntu/ WTfL	Estática
3	LinkSys WRT54G/GL/GS 50mW	Laptop Acer Aspire ONE AO752	Linux Ubuntu/ WTfL	Estática
4	LinkSys WRT54G/GL/GS 100mW	Laptop Acer Aspire ONE AO752	Linux Ubuntu/ WTfL	Estática
5	FON2200 Router 63mW	Laptop Acer Aspire 1692WLMi	Kali Linux/ WTfL	Móvil
6	FON2200 Router 63mW	Ebook Sony PRST2	Android/ WTfL	Estática
7	FON2200 Router 63mW	Laptop Acer Aspire 1692WLMi	Kali Linux/ WTfL	Estática
8	FON2200 Router 63mW	Laptop Acer Aspire 1692WLMi	Windows/ Netstumbler	Estática

Para fomentar un comportamiento realista de los clientes WiFi, en algunos escenarios los desplazamos durante la captura. El intervalo de captura de balizas se fijó en 0.25 segundos. Para la banda de 2.4 GHz (canal 6 en IEEE 802.11g) la longitud de onda es  $\lambda = 0.1231 \text{ m}$ . De tal manera que, por ejemplo, determinar las siguientes dos estimaciones se correspondería con un retraso de 0.5 segundos, lo que equivaldría a un desplazamiento de 1.11m, que es aproximadamente  $10\lambda$ .

Analizamos y comparamos las estimaciones, en los escenarios descritos, del algoritmo LS, una implementación de OU-LPT, GRAD, y nuestra propuesta basada en OU: DOUjd. Establecimos el número de estimaciones por iteración a  $p=1$  en todos

los casos. Fijamos el retraso entre medidas RSSI a un valor constante de 1 segundo. Nos planteamos como objetivo determinar qué método es más flexible para adaptarse a cualquier entorno.

Para la comparación de estos modelos medimos el *Normalized Mean Square Error* (NMSE) entre la medida RSSI y la estimación del método correspondiente. Utilizamos esta métrica para poder comparar con el estudio de LS [74], que según ellos también fue realizado en entornos heterogéneos. La Ec. (4.1) describe la expresión de NMSE que hemos utilizado, que es similar a la aplicada en [74], aunque nosotros solo recogimos una traza de cada escenario.

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \hat{X}_i)}{\sum_{i=1}^N X_i^2} \quad (4.1)$$

En cuanto al tamaño de la ventana de medidas RSSI, siempre usamos un tamaño fijo de 30 muestras para DOUjd y OU-LPT. Para el modelo LS probamos tres rangos diferentes de ventana, incluyendo los  $3 < N < 10$  y  $10 < N < 100$  que ellos mismos usaron en [74], además de  $3 < N < 100$ . El umbral de error lo fijamos en el establecido por los autores en sus pruebas, que fue 5. Sin embargo, el que generó el mejor comportamiento fue el  $3 < N < 10$ , por eso es el que se utiliza en los análisis de esta sección. El método GRAD no restringe el tamaño de la ventana de medidas RSSI: utiliza todas las conocidas para generar la siguiente estimación.

Respecto al suavizado de las medidas, aplicamos dos funciones diferentes: media móvil y triweight [74]. En la Tabla 4.2 se muestra el NMSE (multiplicado por  $10^5$ , para poder interpretar más fácilmente los resultados) de las estimaciones de cada uno de los métodos respecto a las medidas RSSI, usando un suavizado de promediado móvil, que es el más sencillo de calcular. Aunque el método GRAD no exigía originalmente el suavizado de las medidas, comprobamos que su rendimiento mejoraba si éste se aplicaba. Marcamos con fondo gris la estimación más próxima a la medida original que, en este caso, siempre fue nuestro método GRAD.

Tabla 4.2:  $NMSE \cdot 10^5$  de RSSI con suavizado de media móvil

Escenario	<b>DOUjd</b> N=30	<b>OU-LPT</b> N=30	<b>LS</b> 3<N<10	<b>GRAD</b>
1	6.52372	8.99038	18.16815	5.57296
2	3.13490	3.86361	9.40870	2.48464
3	4.07282	4.63282	8.68557	3.64906
4	5.73190	10.65252	13.91978	5.33269
5	32.17293	72.66386	65.90596	16.18831
6	0.00446	0.00761	0.01562	0.00342
7	12.25668	21.37982	29.56183	8.98280
8	9.82874	18.31359	21.69323	9.13892

Tabla 4.3:  $NMSE \cdot 10^5$  de RSSI con suavizado triweight

Escenario	<b>DOUjd</b> N=30	<b>OU-LPT</b> N=30	<b>LS</b> 3<N<10	<b>GRAD</b>
1	13.98112	15.74816	42.60723	8.00398
2	6.28294	6.92686	21.69203	9.64746
3	5.98796	8.41014	22.56629	8.53454
4	6.63002	12.45057	34.09263	10.20449
5	97.96493	124.98684	90.84927	32.49708
6	0.02194	0.05610	0.03755	3.24356
7	23.88956	33.00183	58.57840	19.20759
8	14.61377	28.56806	67.39525	14.60292

Por otro lado, en la Tabla 4.3 mostramos el resultado de aplicar un suavizado con el núcleo triweight que, según [74], proporciona los mejores resultados en su algoritmo LS. A pesar de ello, solo obtuvo un resultado cercano al mejor en el 6º escenario. La estimación óptima fue alcanzada en el 50% de los escenarios por nuestros métodos DOUjd y GRAD. Por otro lado, en el análisis realizado en [74], el NMSE resultante de todos los casos que trataron era siempre inferior a  $2 \cdot 10^{-6}$ . Mientras que el rango de NMSE resultante en la Tabla 4.2 y Tabla 4.3 es mucho más amplio; lo que demuestra que el banco de señales que nosotros hemos probado es más

heterogéneo y realista. En general, podemos afirmar que este núcleo proporciona peores resultados para todos los métodos que los de la Tabla 4.2.

Probamos también el comportamiento de todos los métodos ante un conjunto de medidas sin suavizado previo. Los resultados se ilustran en la Tabla 4.4. Como observamos en este caso, nuestro método DOUjd se comportó mejor que el resto en casi todos los escenarios. Solo en los escenarios 5 y 6 el método GRAD tuvo un mejor resultado. Además, podemos constatar la dependencia del proceso de suavizado de todos los algoritmos: en general el resultado de esta última tabla es peor que el de las dos anteriores.

Tabla 4.4:  $NMSE \cdot 10^5$  de RSSI sin suavizado

Escenario	<b>DOUjd</b> N=30	<b>OU-LPT</b> N=30	<b>LS</b> 3<N<10	<b>GRAD</b>
1	191.24568	205.46622	337.53972	289.38009
2	73.54798	207.43792	127.38845	98.79218
3	156.65524	243.35899	241.94509	251.03205
4	218.31020	255.18217	440.48591	377.59012
5	245.95193	268.69749	308.41521	167.81455
6	0.04025	0.05081	0.09445	0.03955
7	261.91091	383.62760	613.10814	275.75309
8	422.48208	687.50130	999.18234	775.32028

En las gráficas desde Fig. 4.1 a Fig. 4.8 representamos las estimaciones que más se aproximaron a las medidas RSSI, en todos los métodos, que fueron las efectuadas sobre el suavizado de promediado móvil de las medidas. En todas las gráficas se muestran las estimaciones de los métodos analizados en el siguiente orden (de arriba a abajo): DOUjd, OU-LPT, LS, y GRAD. El eje de abscisas representa el índice ordenado de las medidas, mientras que el de ordenadas representa la amplitud de la medida RSSI (línea de puntos suspensivos negros) solapada sobre la estimación correspondiente (línea roja). Para unificar escalas y criterios visuales de comparación, en todas las gráficas seleccionamos el intervalo de abscisas  $600 \leq n \leq 700$ .

Observando los resultados sobre el escenario dinámico de la Fig. 4.1 se aprecia que todas las estimaciones se acercan a las medidas RSSI aproximadamente con el mismo margen durante el intervalo representado. Sin embargo, se evidencia que el método LS se distancia más que los otros en el entorno  $n \in [630,650]$ .

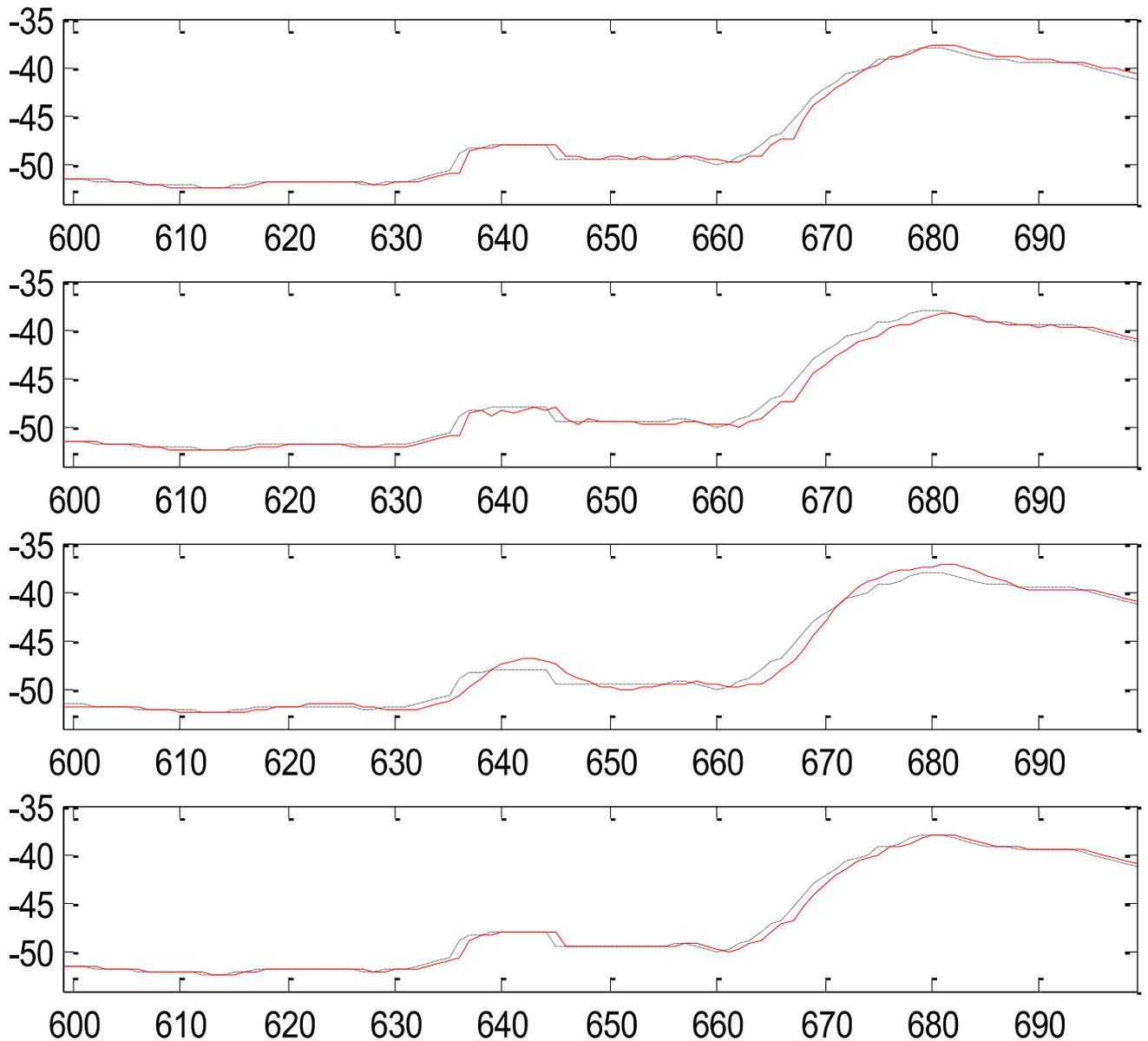


Fig. 4.1: Escenario 1. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10

En el escenario estático ilustrado en la Fig. 4.2, vuelve a apreciarse un mayor distanciamiento de la estimación LS, esta vez en el intervalo  $n \in [630,670]$ . El resto de los métodos presenta un margen de acercamiento a la referencia bastante estrecho.

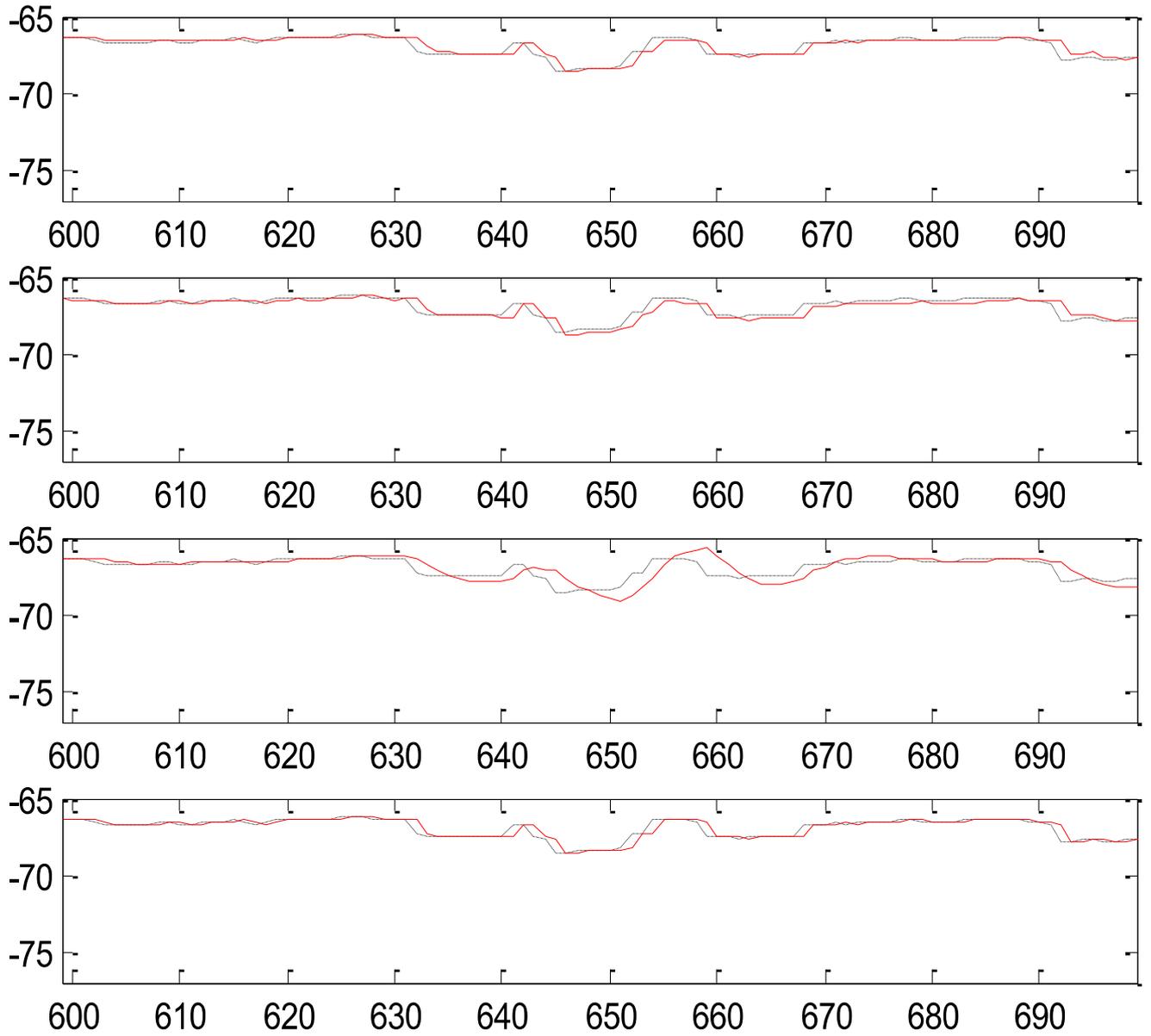


Fig. 4.2: Escenario 2. Media Móvil.  $DOU_{jd}, OU-LPT: N=30, LS: 3 < N < 10$

Un resultado similar se muestra en la Fig. 4.3, donde la estimación de LS se separa algo más que las otras en el entorno  $n \in [670,690]$ .

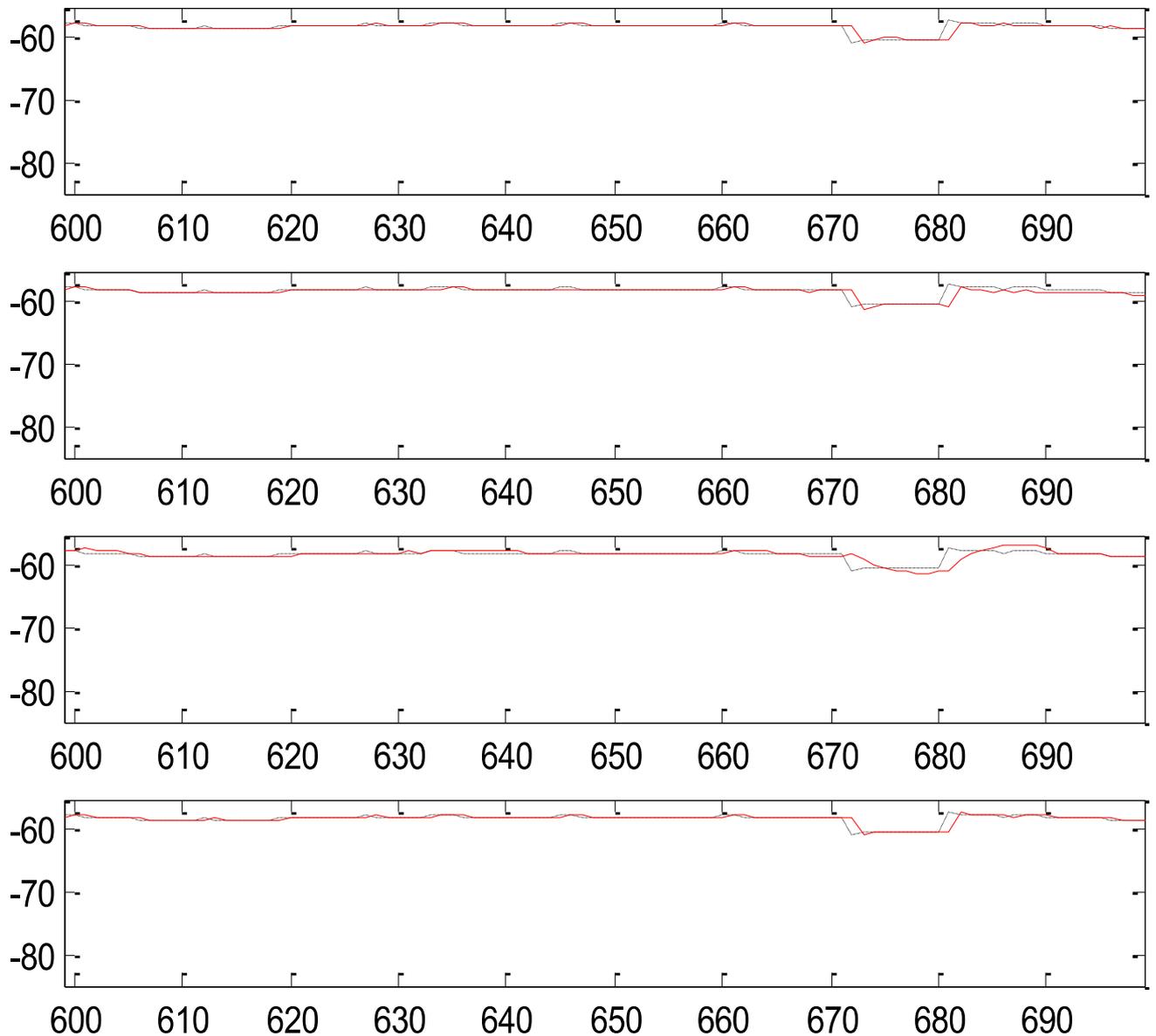


Fig. 4.3: Escenario 3. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10

En la Fig. 4.4 las estimaciones más próximas a las medidas son la DOUjd y GRAD. Las otras dos, OU-LPT y LS, se alejan significativamente más que las otras, en todo el intervalo representado.

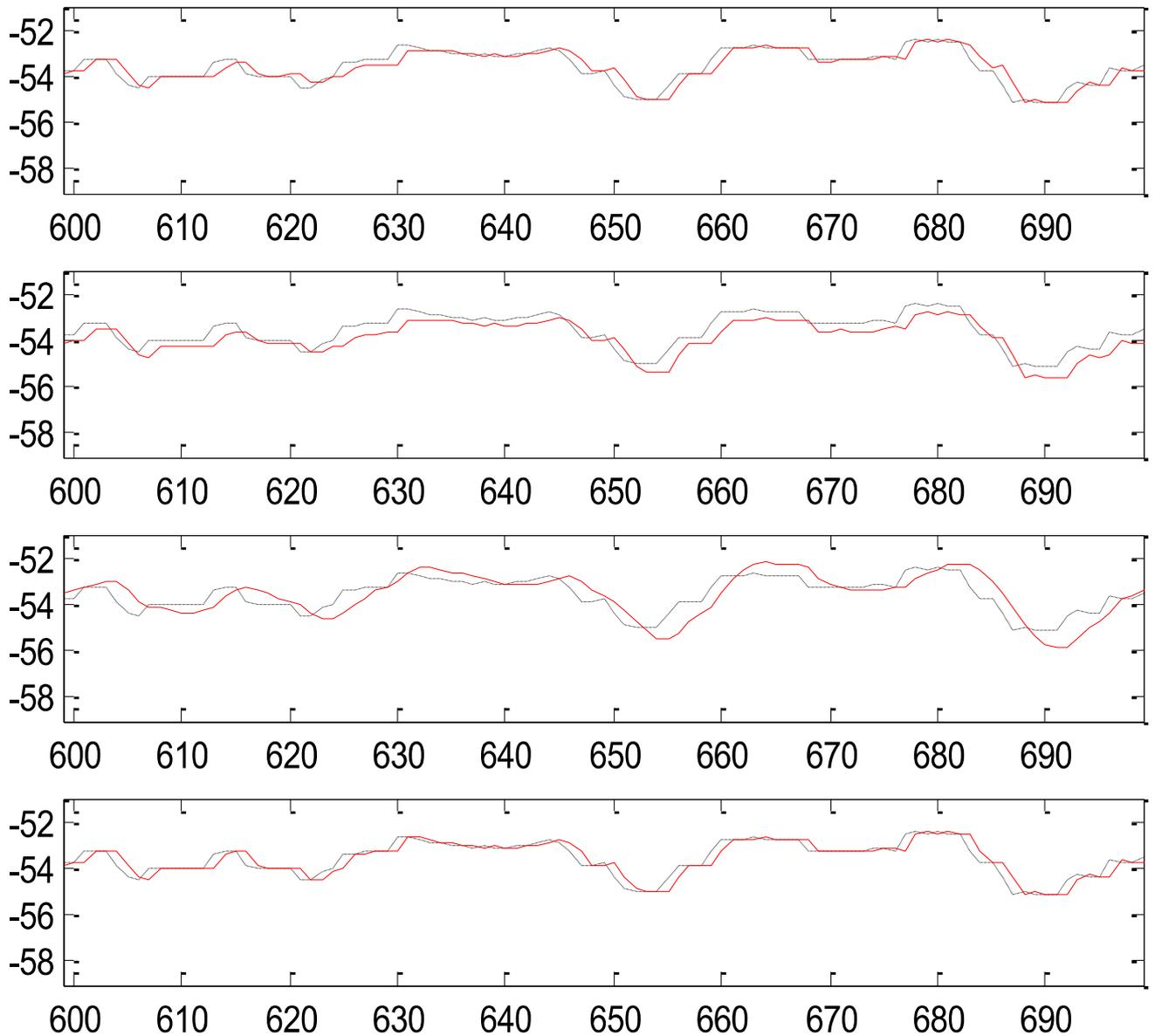


Fig. 4.4: Escenario 4. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10

Volvemos a encontrarnos un escenario en el que el cliente se desplaza mientras adquiere las balizas en la Fig. 4.5. Y otra vez DOUjd y GRAD muestran un grado de acercamiento bastante parecido, mientras que LS y OU-LPT se alejan bastante de las medidas reales en el intervalo  $n \in [645,690]$

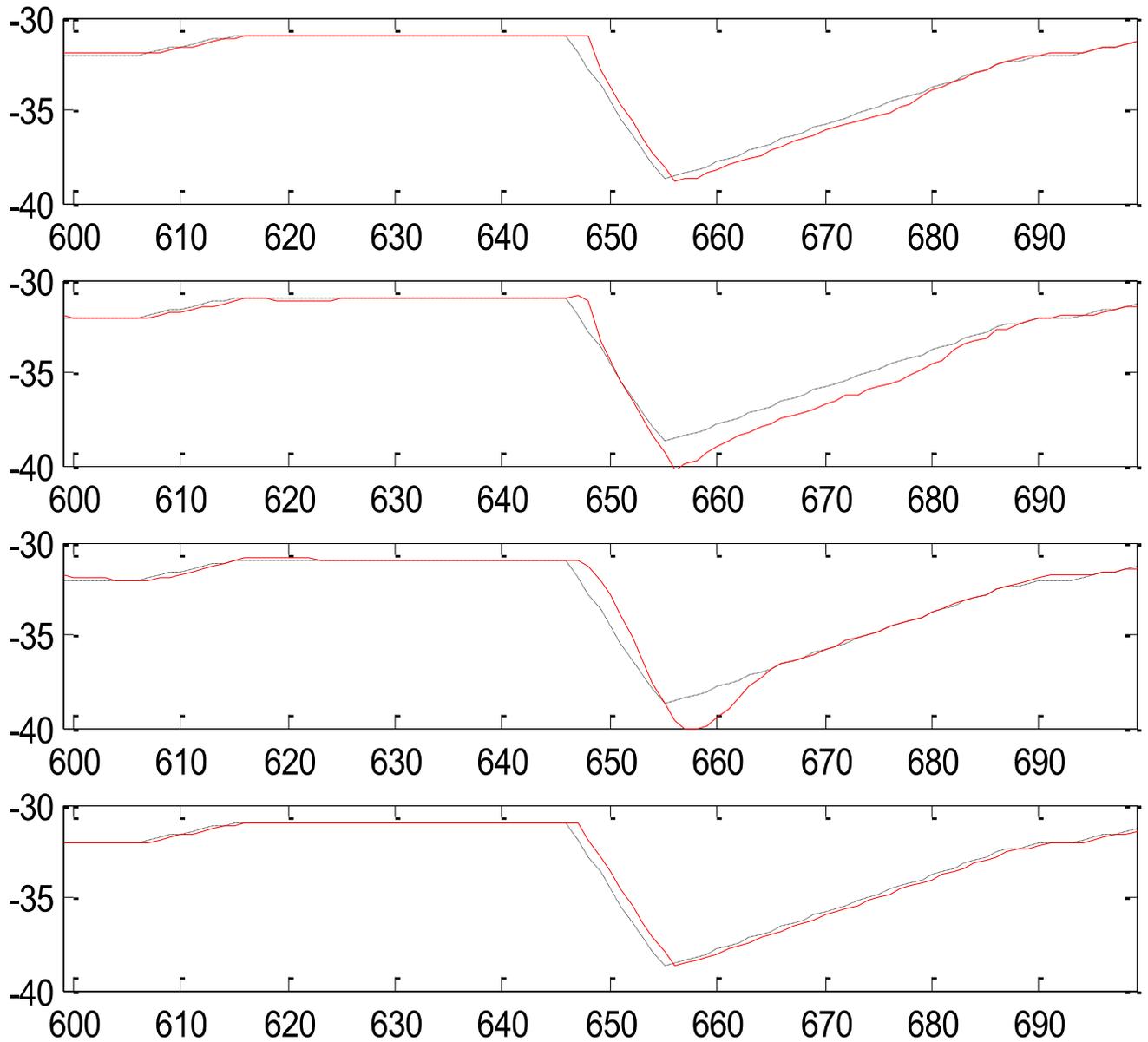


Fig. 4.5: Escenario 5. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10

La Fig. 4.6 ilustra la estimación en que las medidas RSSI forman una señal atípica: presenta una variabilidad muy reducida. Esto resulta coherente si consideramos que la interfaz WiFi de un eBook está diseñada para transmisiones de texto de baja velocidad. Por lo tanto, los cambios significativos de RSSI no son relevantes. Más aún, la prioridad de un eBook es el ahorro de batería y probablemente la interfaz interna de captura de balizas esté diseñada para una frecuencia de adquisición muy baja. Aun así, podemos observar que LS se aleja más del valor de referencia en el entorno  $n = [640,665]$  que los otros métodos.

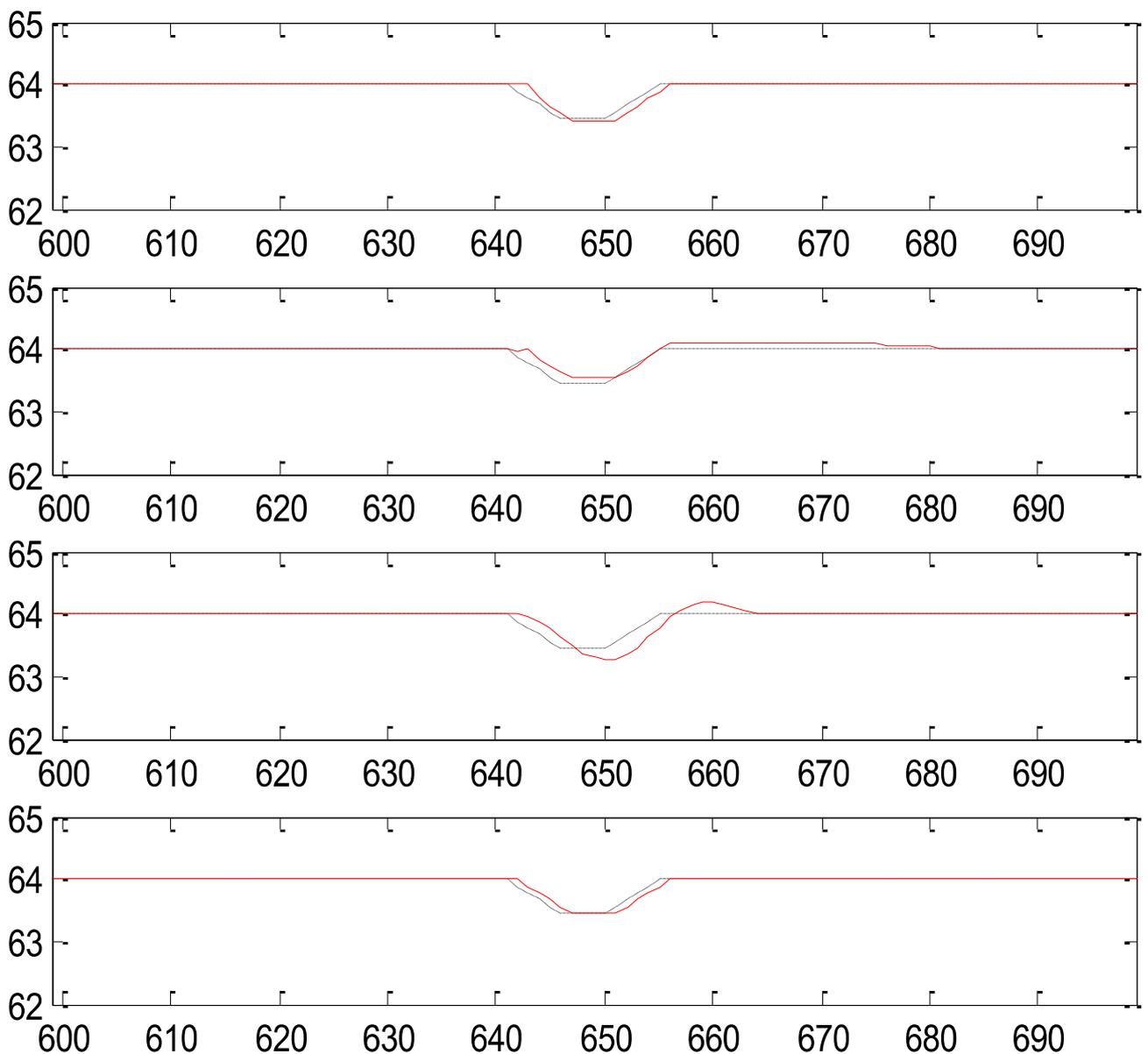


Fig. 4.6: Escenario 6. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10

Lo mismo vuelve a ocurrir en la Fig. 4.7, donde se evidencia un mayor alejamiento de la estimación LS respecto a las medidas RSSI, que en el resto de métodos.

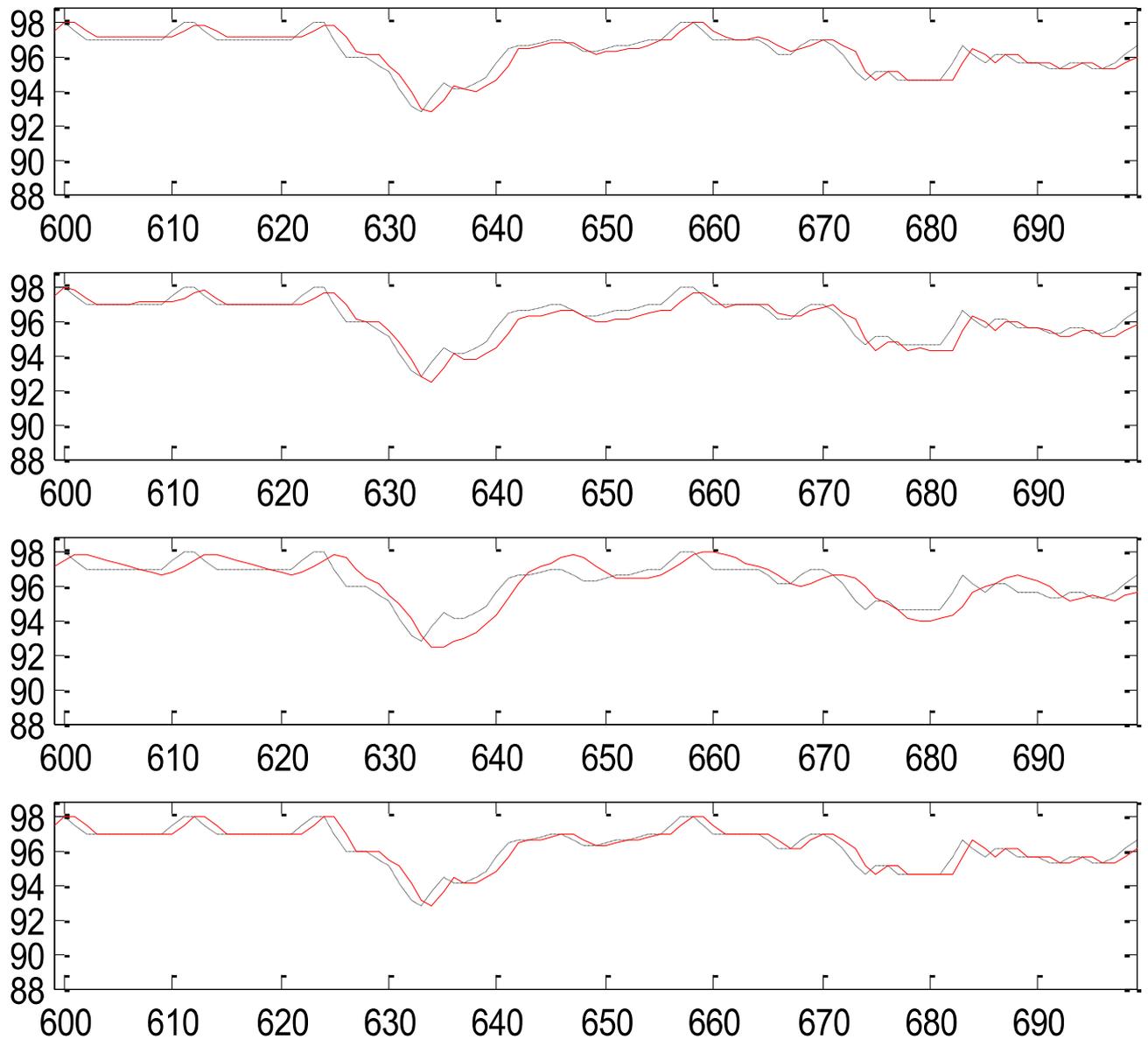


Fig. 4.7: Escenario 7. Media Móvil. DOUjd,OU-LPT:N=30, LS:3<N<10

Finalmente, en la Fig. 4.8, se observa una mejor estimación de DOUjd y GRAD respecto a los resultados de OU-LPT y LS, que se separan de la referencia prácticamente en todo el intervalo representado.

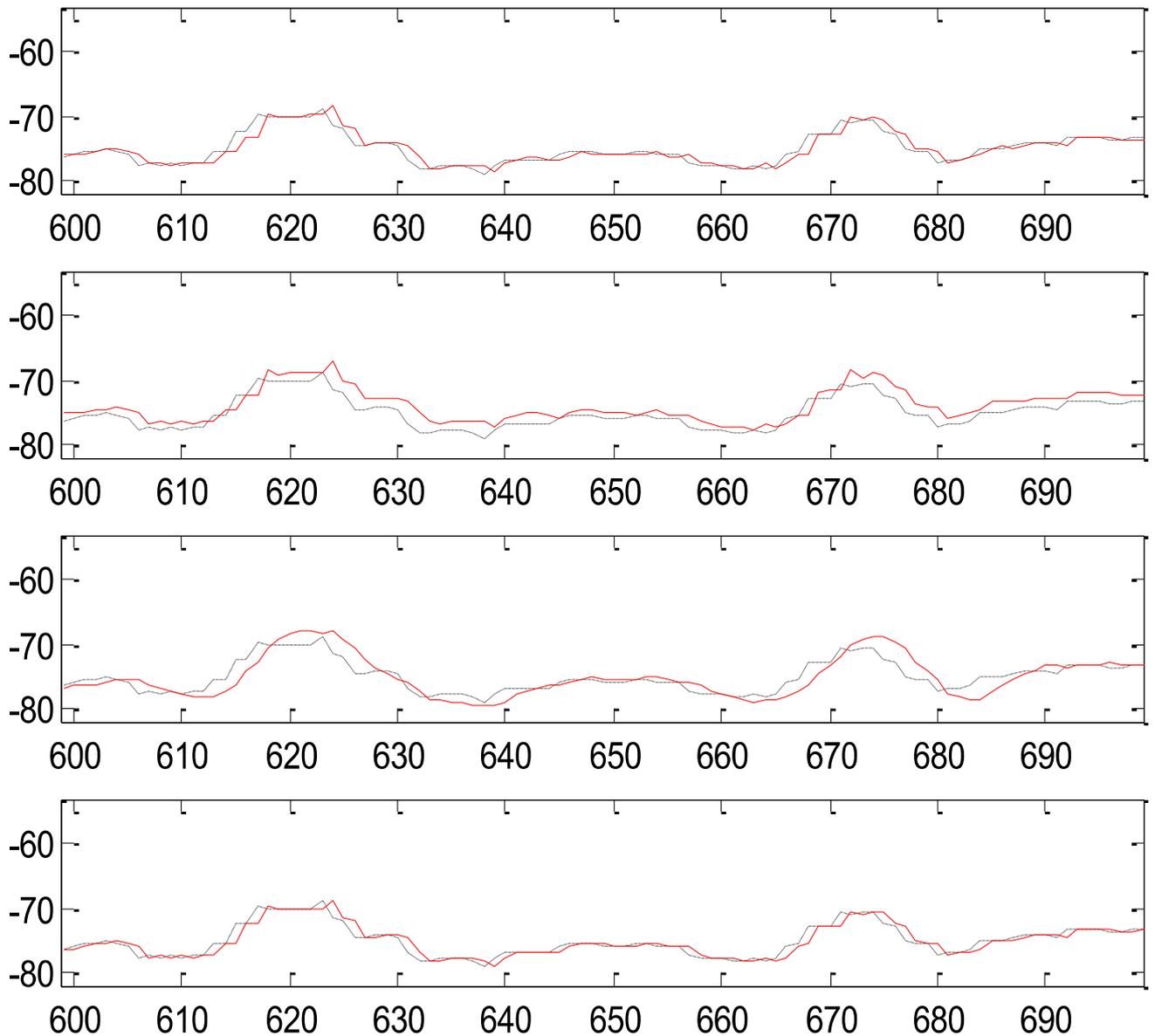


Fig. 4.8: Escenario 8. Media Móvil.  $\text{DOUjd,OU-LPT:N=30}$ ,  $\text{LS:3<N<10}$

## 4.2 Estimación de media móvil y de Media Localizada

Ahora es el turno de analizar el rendimiento de los métodos de estimación basados en la Media Localizada, en particular de TLG, comparado con algunos de los métodos estudiados cuya estimación retorna a la media móvil deslocalizada.

### 4.2.1 Rendimiento en entornos heterogéneos

En esta sección presentamos resultados de comparación de métodos de estimación, basados en el modelo de la media móvil deslocalizada y en el de la Media Localizada, sobre el conjunto de cuatro secuencias de medidas RSSI que hemos denominado:  $RSSI_1$ ,  $RSSI_2$ ,  $RSSI_3$  y  $RSSI_4$ . La primera de ellas se capturó mediante WTfL en *Linux Ubuntu 12.04 LTS 64 bit*, en el pasillo de la segunda planta del Edificio C de Telecomunicación de la ULPGC. En este caso las balizas emitidas por el AP LinkSys WRT54G/GL/GS, situado en el pasillo a la salida del despacho 223, fueron capturadas por un portátil Acer Aspire ONE AO752 mientras se desplazaba hasta unos 45 m de distancia hacia la entrada del pasillo, tal y como se ilustra en la Fig. B.3. Por otro lado, las balizas de  $RSSI_2$  y  $RSSI_3$  fueron adquiridas con un portátil Samsung Np-R60Y mediante una WNIC USB Alfa AWUS036H bajo sistema operativo Kali Linux utilizando *WireShark* [130]. Dicho MC permaneció en una posición estática en la 4ª planta de un edificio de viviendas de Las Palmas de Gran Canaria, como se ilustra en la Fig. B.8; mientras capturaba las balizas de un AP Asus RT-N16 (para  $RSSI_3$ ) ubicado en la misma habitación y de un AP Teldat 1104W (para  $RSSI_2$ ), ubicado este último en la planta inferior del mismo dúplex, tal y como ilustra la Fig. B.7. Por último, la secuencia  $RSSI_4$  se capturó con la aplicación *Wifi Channel Monitor* [131], bajo *Windows 7 64 bit*, desde un ordenador sobremesa equipado con una WNIC USB TP-LINK TL-WN722N, en el despacho 207 de la segunda planta del Edificio B de Telecomunicación, a partir de las balizas procedentes de los AP de la WiFi interna de la ULPGC, tal y como ilustra la Fig. B.6. Todas las secuencias incluyen información de TS de las balizas. Su número de medidas de RSSI es, respectivamente: 14958, 3733, 1946, y 3031. Como se puede apreciar se trata de señales tomadas en distintos entornos de uso real y frecuente por los usuarios de WiFi. Además, deliberadamente, se usaron diferentes sistemas operativos. Estas situaciones heterogéneas, tanto de software como de entornos

geográficos, proporcionan una respuesta en entornos realistas, lo que pone de manifiesto la verdadera utilidad del método en situaciones cotidianas.

Tradicionalmente, para comparar el grado de aproximación de una serie temporal a su estimación, suele utilizarse el *Mean Square Error (MSE)*. Por ello, en la Tabla 4.5 se muestra el MSE entre cada una de las señales de trabajo y su estimación con cada uno de los métodos: modelo de OU para el que hemos usado nuestra versión determinista implementada en [75] (en vez de la versión original de Chin et al. [73]), nuestro modelo de estimación de Medias Localizadas con ventanas de tamaño variable: TLG, GRAD [72], EG [1] y KAL (el filtrado de Kalman que también fue analizado en [72] y es un clásico con el que se suelen comparar todos los métodos). En la Tabla 4.5 se puede apreciar claramente que TLG produce menores errores de estimación que OU, GRAD, EG y KAL. Esto es consecuencia directa de que utilizan un tamaño fijo de ventana de medidas, al evaluar sus respectivas estimaciones.

Tabla 4.5: Comparación mediante MSE.

Señal	OU	TLG	GRAD	EG	KAL
$RSSI_1$	6.25987	0.12843	49.23740	9.86961	52.60055
$RSSI_2$	10.91736	0.15601	1381331.38	741.96846	20.15416
$RSSI_3$	0.97404	0.15222	232.05523	1.37551	19.21611
$RSSI_4$	4.08147	0.16763	423.10129	4.61512	8.79967

Observamos que, en todos los casos, nuestro método es el que mejores resultados proporciona (el MSE es mínimo). Tanto GRAD como EG se quedan muy atrás en la comparativa, demostrando que no tratan correctamente la volatilidad de las amplitudes  $X_k$  de las medidas. Es de destacar el resultado de EG que, aunque segmenta con ventanas los  $X_k$ , no explota correctamente su evolución local. Esto se aprecia especialmente con la señal  $RSSI_2$ , de la que también la estimación de GRAD se aleja bastante más, influido por su falta de adaptación a la media local.

El método con resultados más cercanos al nuestro es OU. Pero está lejos de los excelentes resultados de TLG, considerando además las costosas operaciones

estadísticas que precisa dicho método. Por último, comprobamos que la de KAL es, casi en todos los casos, la estimación que más se aleja de las medidas RSSI.

Para apreciar mejor los resultados de esta tabla mostramos, en la Fig. 4.9, una gráfica que solapa las estimaciones de cada uno de los métodos (en trazo rojo, ordenados de arriba a abajo: OU, TLG, GRAD, EG, y KAL) con la traza de medidas  $RSSI_2$  (en puntos negros). Para TLG hemos añadido asteriscos azules que señalizan las WT. Los ejes de abscisas representan el TS de las balizas en segundos. Debemos resaltar el desajuste de la estimación GRAD, que evidencia su desadaptación a las medias locales, especialmente a partir de  $TS=450$  ms. También es significativo el pronunciado pico negativo inicial en la estimación EG. Ambas circunstancias son las que provocan MSE tan desviados en las correspondientes entradas de la Tabla 4.5.

Es muy frecuente que las desviaciones puntuales, como las observadas para las estimaciones de GRAD y EG en la Fig. 4.9, afecten considerablemente a los resultados del MSE. De hecho, aunque ésta es una de las métricas más frecuentemente utilizadas para evaluar la precisión de un método de estimación de series temporales de datos, a la hora de seleccionar la métrica ideal hay que tener en cuenta [132]:

- 1) La influencia del factor de escala, aunque no afecta cuando lo que se compara es el resultado de diferentes métodos de estimación sobre la misma serie de datos.
- 2) Su sensibilidad a valores atípicos que se salen del rango medio.

Hyndman et al. [132] abordaron un estudio de la precisión de dichas métricas sobre un conjunto de métodos de estimación de series temporales frecuentemente utilizados en muchos trabajos, como por ejemplo, las Makridakis Competitions [133–135]. Así Hyndman et al. llegaron a la conclusión de que, en un escenario donde la escala de las series temporales no sea un problema, *Mean Absolute Deviation (MAD)* es la métrica preferible, por su simplicidad y porque no es tan sensible a valores atípicos como otras métricas frecuentemente utilizadas, por ejemplo: el MSE.

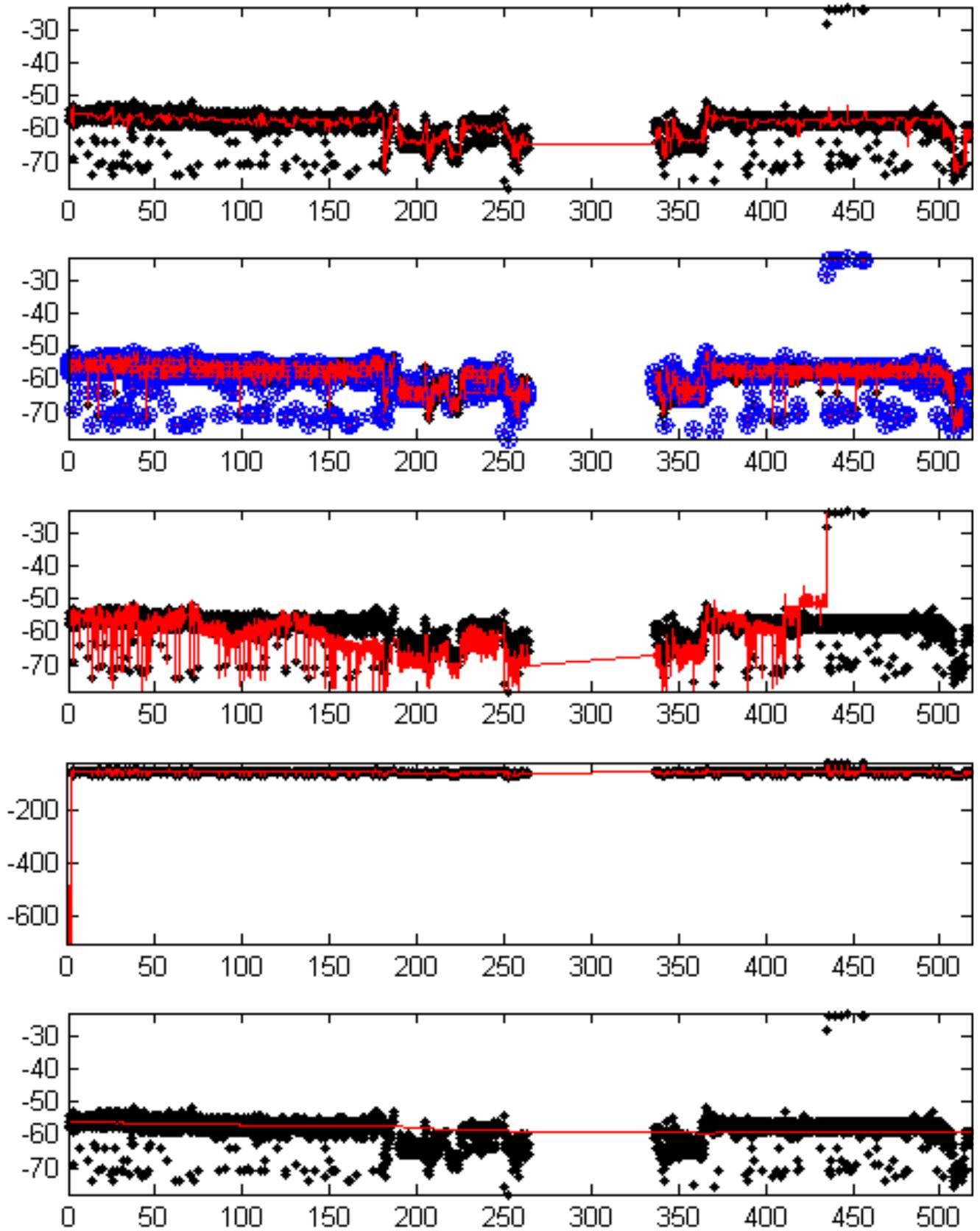


Fig. 4.9: Estimaciones  $RSSI_2$  de OU,TLG,GRAD,EG y KAL (de arriba a abajo)

Por eso, en la Tabla 4.6 se muestran los resultados de aplicar como esquema de comparación la MAD, que suaviza la influencia de estos picos. Podemos destacar, efectivamente, la disminución del error mediante MAD de EG y GRAD con la señal  $RSSI_2$ . Sin embargo, la clasificación de resultados con respecto a aplicar MSE no cambia. Por tanto, podemos aseverar que TLG es un método novedoso, que muestra resultados mucho mejores que los otros métodos existentes para trazas de  $X_k$  heterogéneas y tomadas en escenarios cotidianos, lo que demuestra su utilidad práctica.

Tabla 4.6: Comparación mediante MAD.

Señal	OU	TLG	GRAD	EG	KAL
$RSSI_1$	1.34461	0.26791	5.82909	1.42090	5.77475
$RSSI_2$	1.90264	0.24077	480.41598	3.86049	2.95100
$RSSI_3$	0.58151	0.25154	13.45823	0.57505	3.84875
$RSSI_4$	1.39737	0.25856	18.48472	1.29016	2.59320

La escala de la Fig. 4.9 no permite comparar con detalle las estimaciones con las medidas RSSI correspondientes. Para mejorar esta percepción, en las gráficas desde Fig. 4.10 a Fig. 4.14 presentamos las gráficas de estimación, derivadas esta vez de  $RSSI_4$ , en un intervalo reducido  $TS \in [153.5, 164.5]$ . Las figuras mencionadas ilustran el resultado de cada uno de los métodos (en el mismo orden de las tablas) siendo la línea roja la estimación y los puntos negros los  $X_k$ . El objetivo es dejar más claro por qué fallan los otros métodos y, en cambio, el nuestro (TLG) es más preciso como anteriormente se mostró tanto en la Tabla 4.5 como en la Tabla 4.6. Por ello, tomando sólo una de las trazas RSSI, se puede observar el comportamiento de los distintos métodos, que también se repite en las otras señales. En la Fig. 4.11 se añaden también marcas azules, que representan las WT. Concretamente el círculo azul encierra la medida RSSI que generó la WT, y el asterisco azul representa la estimación correspondiente (ubicada un BI más tarde).

En la Fig. 4.10 se muestra que OU trata de seguir la tendencia de retorno a las medias móviles de RSSI a lo largo del tiempo. Pero, al considerar ventanas de

tamaño fijo, no lo hace con la misma precisión en todos los tramos. Como consecuencia, cuando se producen saltos pronunciados (véase los instantes 154s y 164s), este método estima una trayectoria interpolada de RSSI que falsea el resultado.

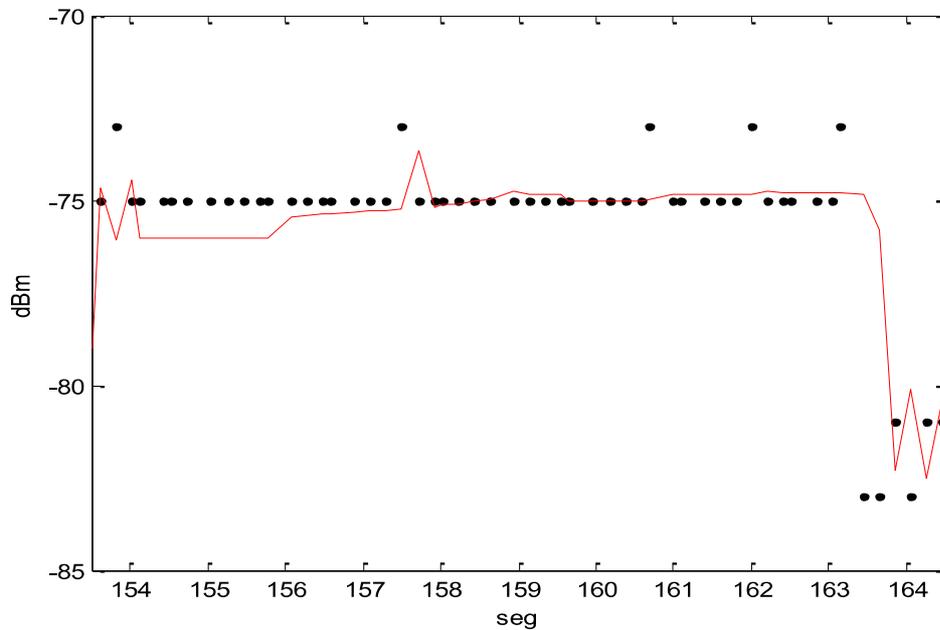


Fig. 4.10: Estimación mediante OU.

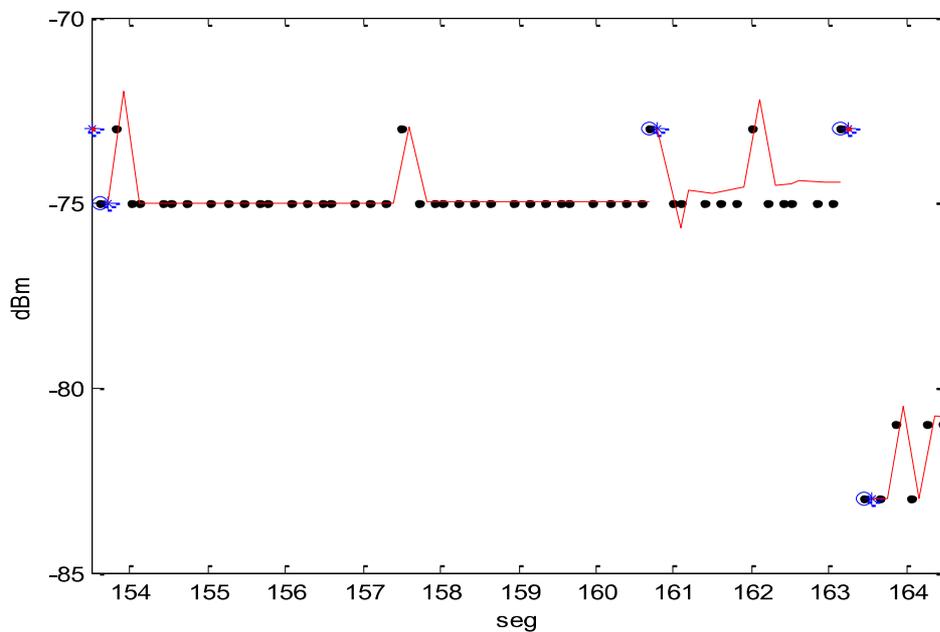


Fig. 4.11: Estimación mediante TLG.

La Fig. 4.11, por el contrario, ilustra cómo TLG trata de aproximarse el máximo a cada  $X_k$ . Recordemos que se ha fijado un umbral de amplitud de 1 dBm, porque el

orden de cuantificación de la potencia real no asegura mayor precisión que ésta. Los asteriscos azules señalan las WT, originada por saltos significativos (instantes 154s y 164s) o por un retraso excesivo en la llegada de la siguiente baliza (p.e. en el instante 161s). Como observamos, nuestro método de construcción de ventanas adaptativas hace que la estimación se ajuste más a los  $X_k$ .

En la Fig. 4.12, correspondiente al método de GRAD, apreciamos que la falta de localidad, a la hora de promediar las pendientes, provoca que toda la estimación se aleje de los puntos originales, por un desplazamiento considerable.

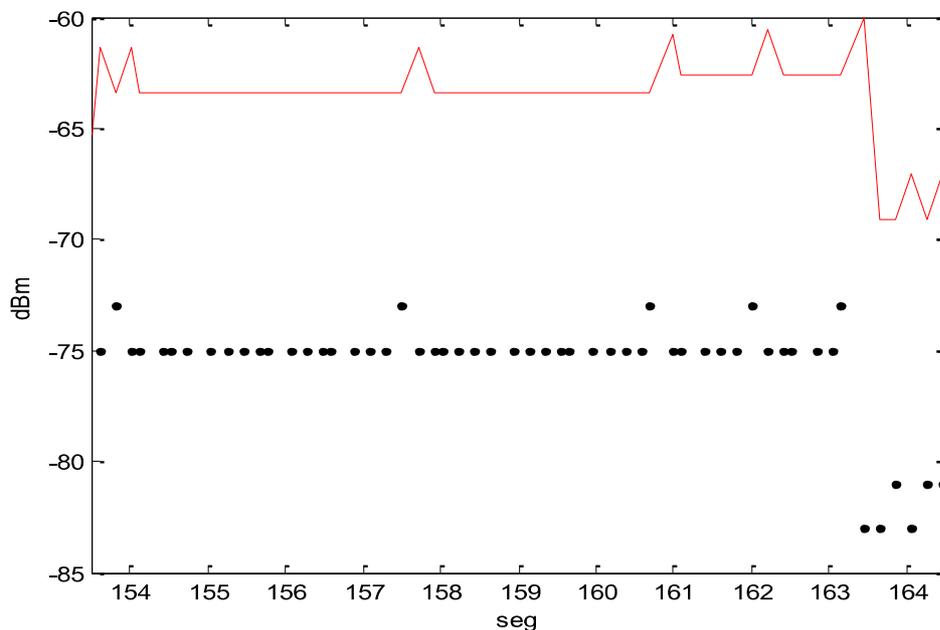


Fig. 4.12: Estimación mediante GRAD.

En la Fig. 4.13, la estimación de EG presenta mayor cercanía a los puntos de referencia negros que GRAD. Pero, al usar ventanas solapadas de tamaño fijo, la precisión es menor que en TLG; tal y como reflejan la Tabla 4.5 y la Tabla 4.6. También en este método se interpola la tendencia de la señal de potencia cuando se origina un salto significativo, lo que contribuye a falsear el resultado.

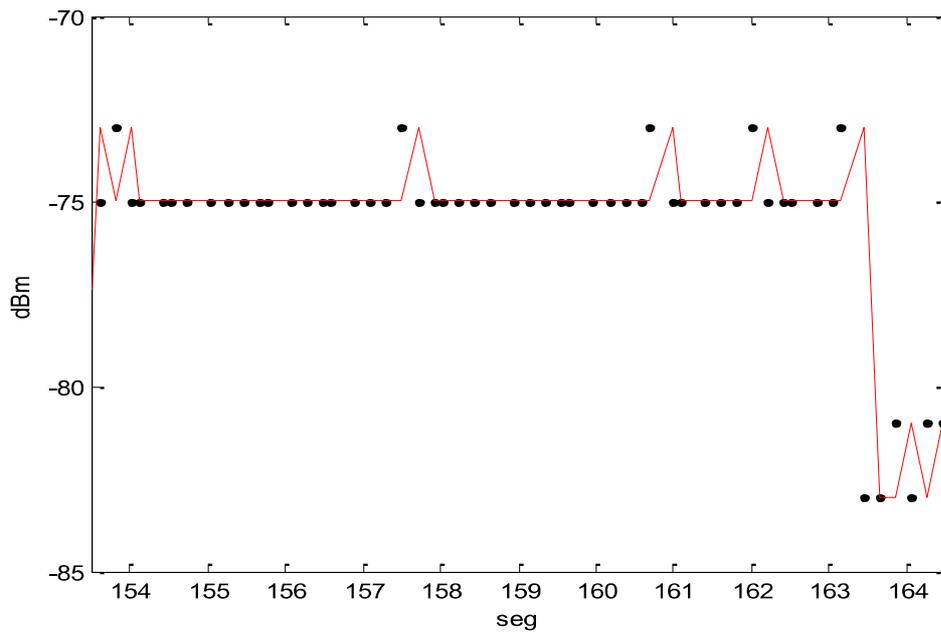


Fig. 4.13: Estimación mediante EG.

El último de los métodos se muestra en la Fig. 4.14, en la que se puede apreciar que KAL produce un suavizado excesivo sobre la señal, alejándose bastante de todos los puntos de referencia originales.

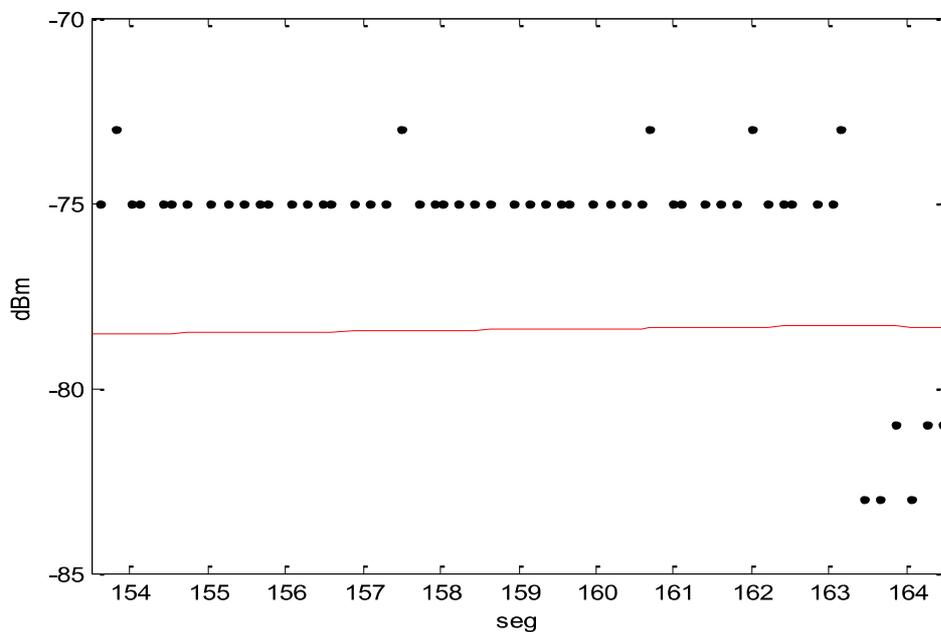


Fig. 4.14: Estimación mediante KAL.

Para no alargar excesivamente esta sección, en la Fig. 4.15 ilustramos solamente la estimación generada por nuestro algoritmo para las cuatro secuencias de medidas RSSI. De nuevo los puntos negros representan los  $X_k$  de las señales  $RSSI_1$  a  $RSSI_4$ ,

siendo la línea roja los  $\hat{X}_k$ . Hemos suprimido las marcas de las WT, que con la resolución aplicada no serían visibles. A pesar de no mostrar explícitamente las WT, es fácilmente apreciable la partición de ventanas que ha efectuado nuestro método, especialmente las generadas por LUI sobre la señal  $RSSI_1$ . También hay que destacar el extenso LUI que se detecta en  $RSSI_2$ . Y, por último, reseñar las ventanas generadas por variación de amplitud en  $RSSI_3$  y  $RSSI_4$ .

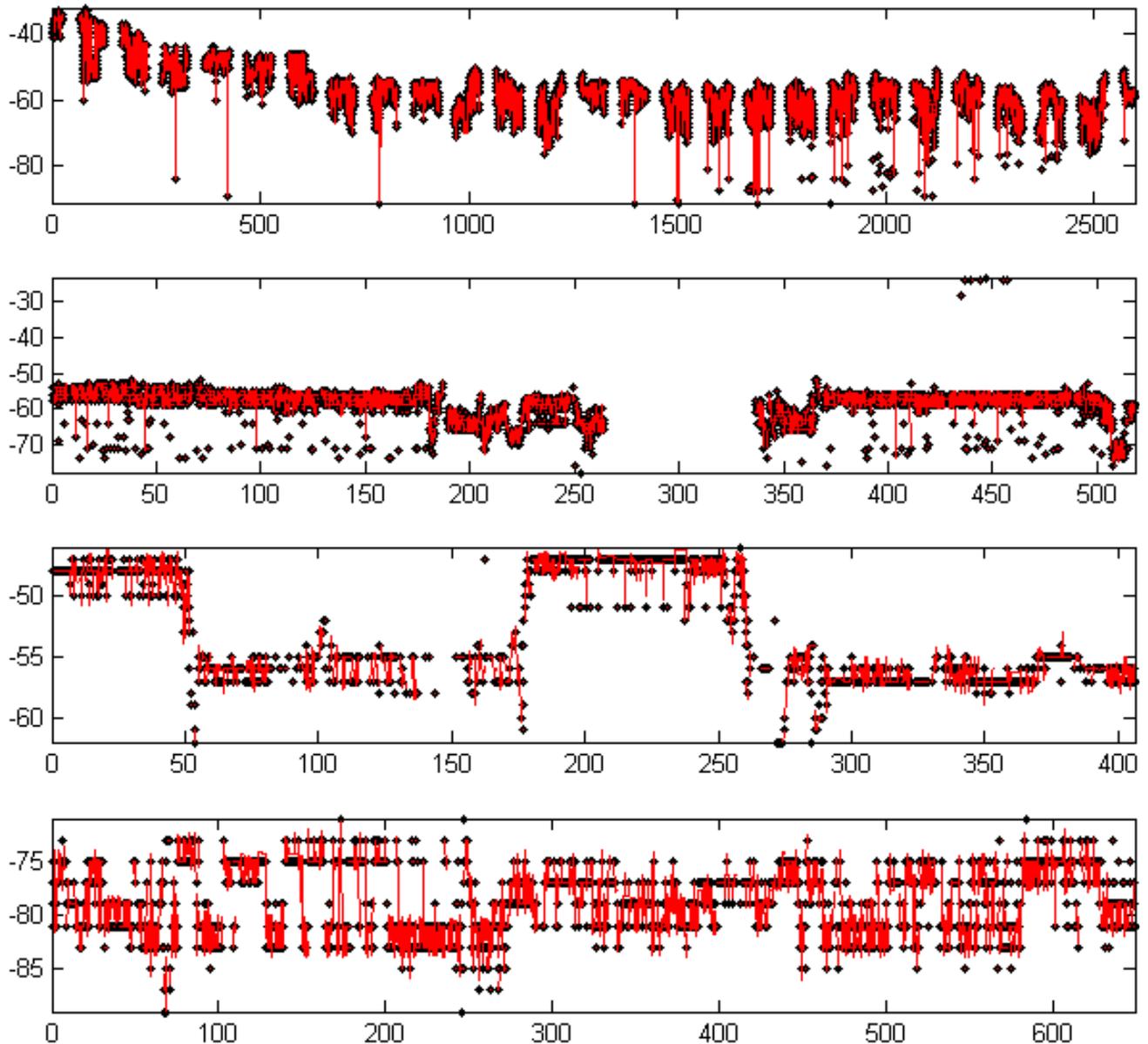


Fig. 4.15: Estimación TLG en  $RSSI_1$  a  $RSSI_4$  (de arriba a abajo).

En general el TLG muestra mejores resultados debido a que, ajustando el comienzo y tamaño de las ventanas para excluir los LUI y adecuarse al error de

estimación, se logra una estimación más aproximada de las Medias Localizadas a lo largo del tiempo. La adaptación del umbral del LUI a la variación local del retraso de balizas permite una prolongación de la ventana, lográndose estimar más  $X_k$  manteniendo la precisión del ajuste de la curva en los periodos sin información de balizas. La discriminación de los LUI es una medida prudente, puesto que éstos pueden haberse generado por incidencias en el canal. En ese caso el RSSI debe considerarse inexistente, y no tratar de estimarlo como hacen otros métodos. El aislamiento en ventanas independientes de estimaciones de RSSI que supongan una variación significativa entre la ventana anterior y siguiente constituye un mecanismo flexible, que deja a la aplicación concreta el tratamiento de estas estimaciones desviadas. Un umbral de una unidad de cuantificación del RSSI (1 dBm) es suficiente para garantizar la precisión de la  $\hat{X}_k$ .

#### 4.2.2 Rendimiento en entorno monocliente multiAP

En este apartado vamos a analizar un caso típico, en el que un cliente puede conectarse a varios AP diferentes. Llevamos a cabo la captura, de nuevo, en la misma vivienda de la cuarta planta de un edificio de Las Palmas de Gran Canaria. El escenario vuelve a quedar descrito por la Fig. B.8, pero en este caso los AP monitorizados incluirían los del entorno circundante, ilustrado en la Fig. B.9. Adquirimos balizas utilizando el software WireShark bajo sistema operativo Kali Linux. El hardware empleado consistió en una tarjeta USB Alfa AWUS03H conectada a un portátil Samsung NP-R60Y. Sondeamos el tráfico del canal 6 802.11g procedente de unos 30 AP situados en diferentes plantas del entorno cercano. De todo ese tráfico seleccionamos los 5 AP con mayor número de balizas capturadas.

Un aspecto interesante a resaltar es la distribución temporal de las transmisiones de los AP. Hay que recordar que no se puede transmitir simultáneamente a través del mismo canal, y esto es una de las causas de la alteración del BD. Pero los protocolos de sincronización, en ausencia de otros efectos de canal, deberían distribuir

homogéneamente el tiempo de acceso al medio de cada uno de los AP. En la Fig. 4.16 se muestra, para los 5 AP analizados, la gráfica de dispersión temporal de las balizas que transmitieron. El eje de abscisas muestra los TS, mientras que el de ordenadas representa la diferencia del TS actual con el anterior. A simple vista es fácil apreciar en la figura que los AP *MR1*, *MR4* y *MR5* generaron LUI muy extensos. Por tanto, sería muy arriesgado proporcionar a la aplicación una estimación fiable en esos intervalos.

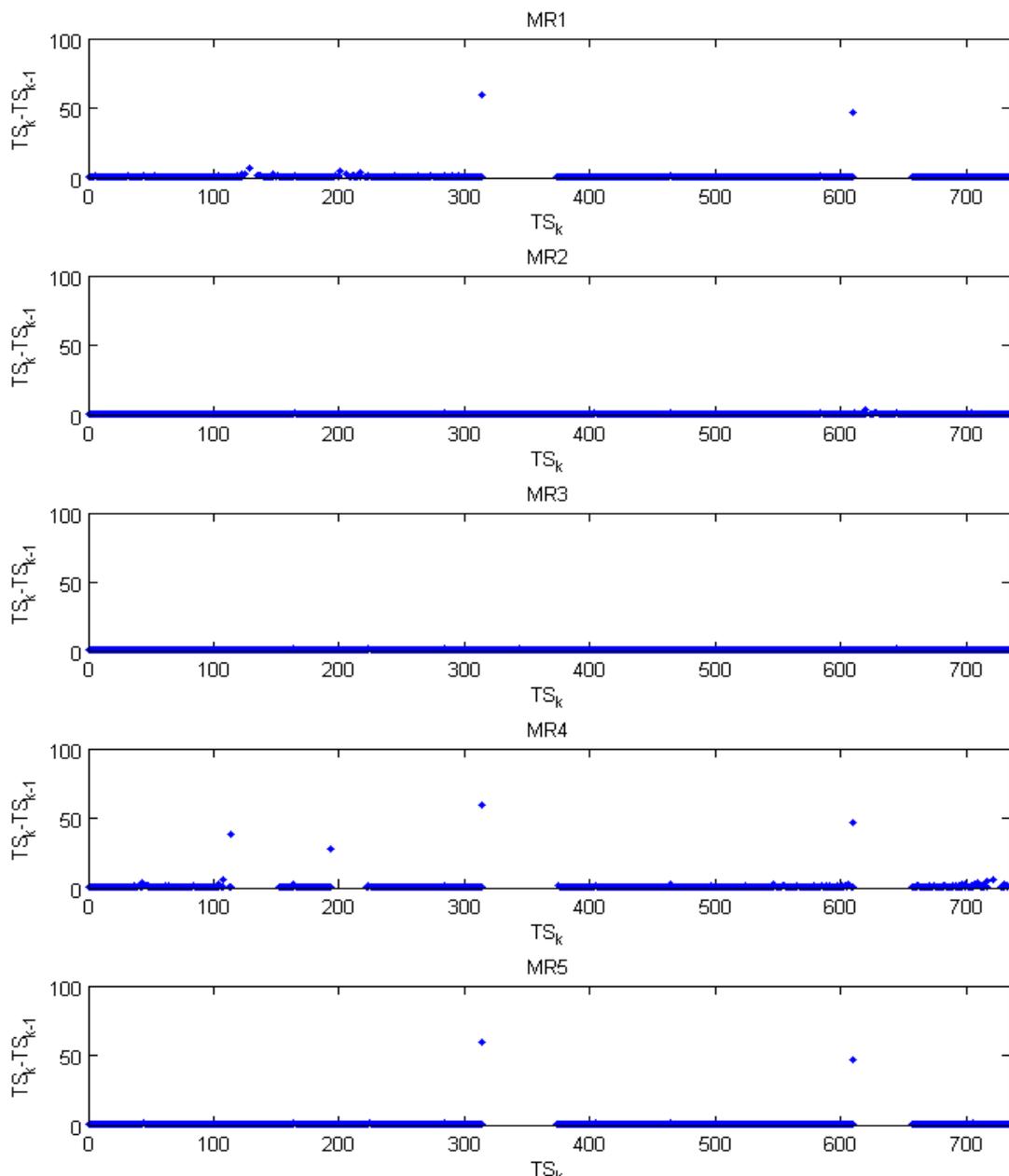


Fig. 4.16: Dispersión temporal de las balizas de cada AP.

Para comprobar cómo se comporta cada uno de los métodos que estamos analizando en uno de estos intervalos comprometidos, ilustramos en las gráficas desde Fig. 4.17 a Fig. 4.21 el resultado de estimación que generaron para la señal de *MR5* en el intervalo  $TS=[300,400]$ .

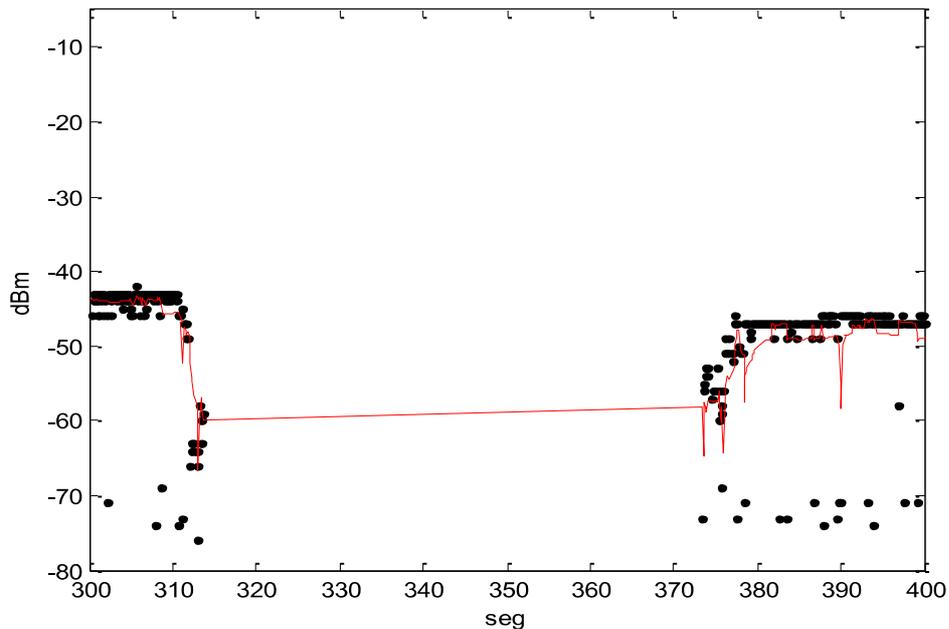


Fig. 4.17: Estimación OU durante un LUI de *MR5*.

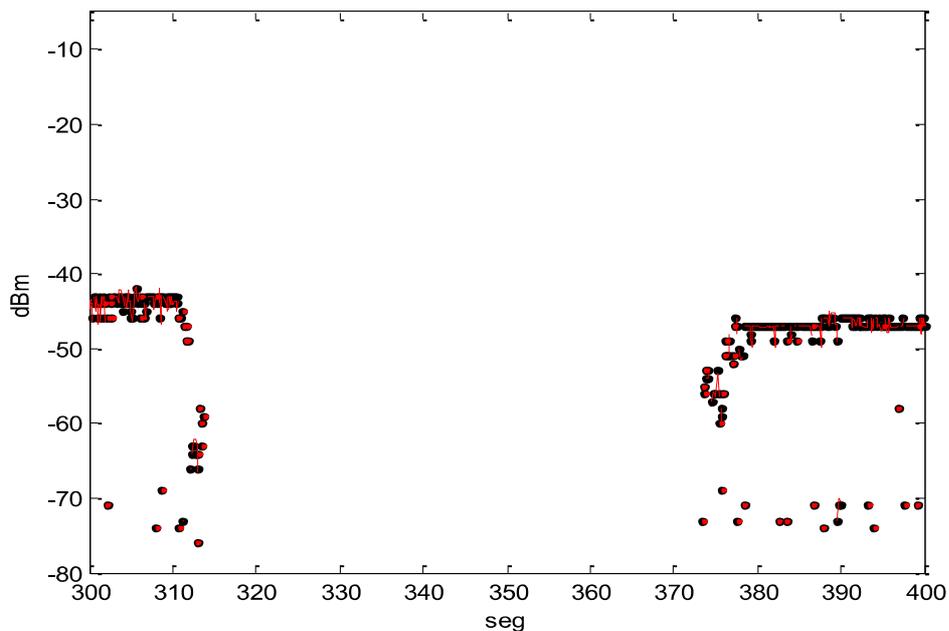
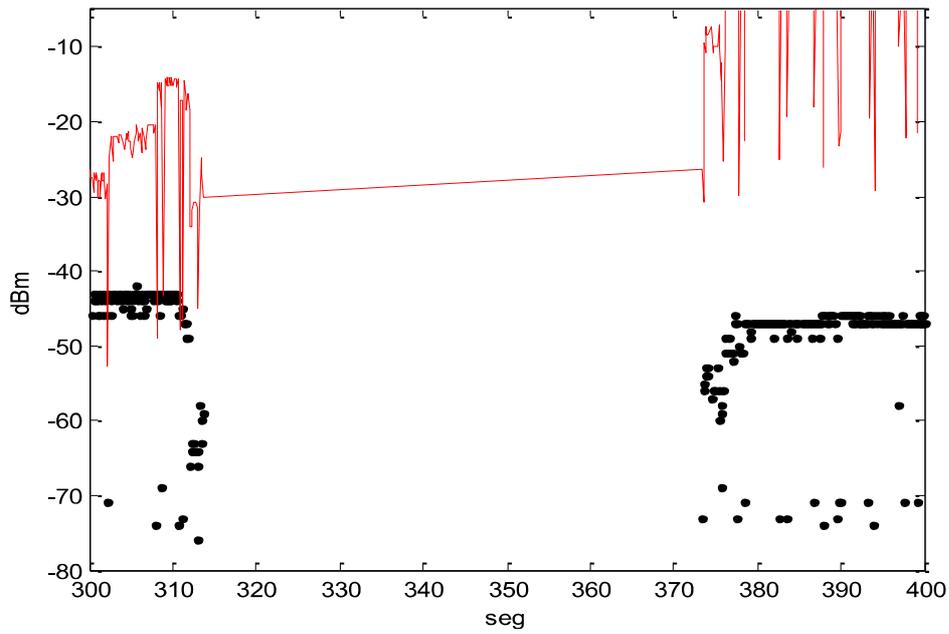
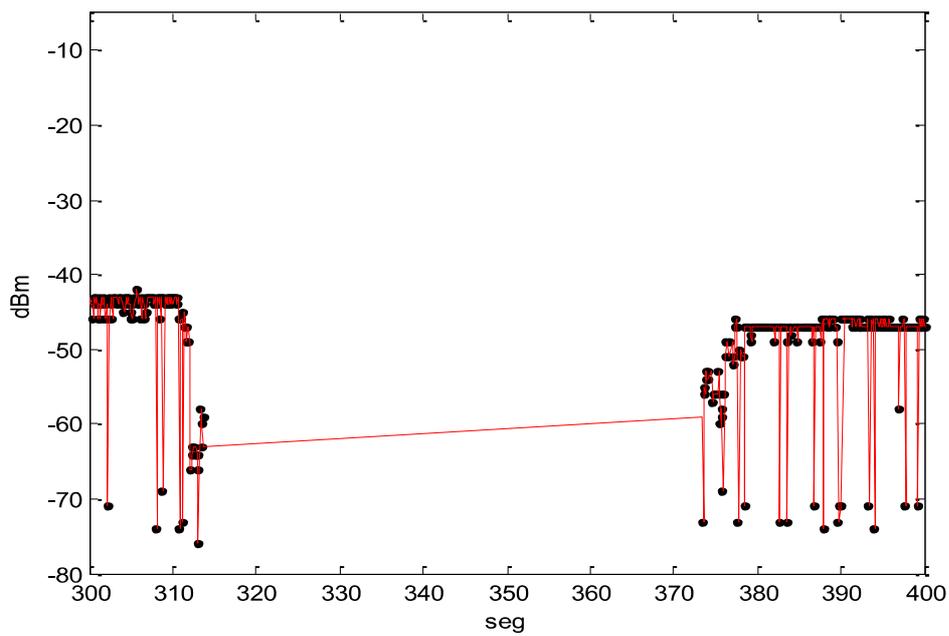


Fig. 4.18: Estimación TLG durante un LUI de *MR5*.

Fig. 4.19: Estimación de GRAD durante un LUI de *MR5*.Fig. 4.20: Estimación de EG durante un LUI de *MR5*.

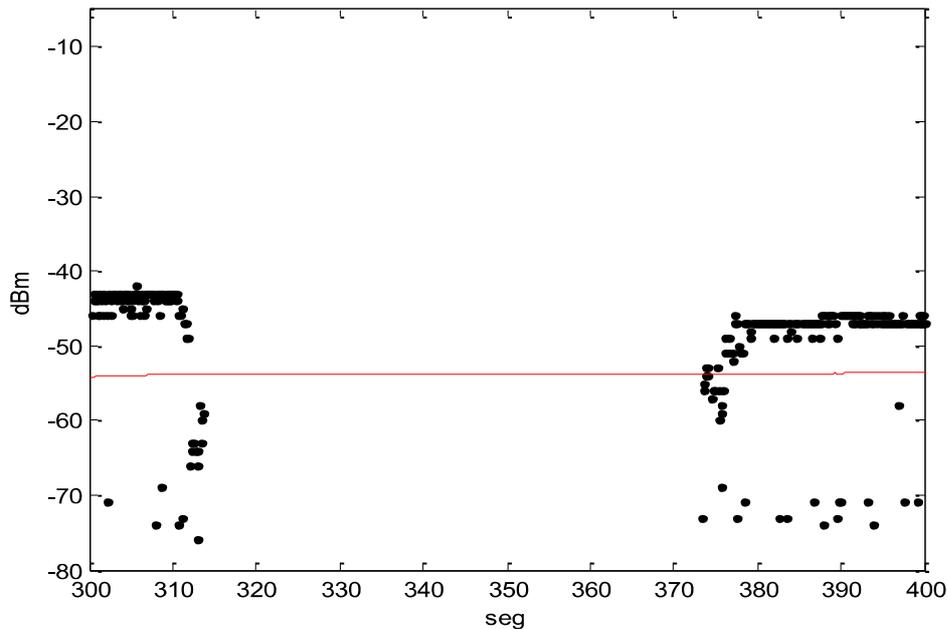


Fig. 4.21: Estimación de KAL durante un LUI de *MR5*.

Nuestro algoritmo, durante un LUI como el analizado en Fig. 4.18, no proporciona a la aplicación una estimación concreta, tan solo la informa de que el AP referido no facilita información útil de conexión. El resto de las técnicas estudiadas suministra a la aplicación una estimación, en este caso, de un valor constante cercano a los -60 dBm; excepto GRAD, que nuevamente se desvía significativamente, esta vez a una media de -30 dBm. Nosotros defendemos que es preferible no enviar información falseada pero, para que quede más claro, vamos a analizar qué sucede durante este LUI en otro AP: el que emite la secuencia de balizas *MR3* que, como observamos en la Fig. 4.16, no parece atravesar ningún intervalo de interrupción de transmisión significativo.

En las gráficas desde Fig. 4.22 a Fig. 4.26 se muestra que, efectivamente, el AP3 transmite durante el LUI del AP5. Lo hace con una potencia en torno a los -70 dBm, mientras que durante los intervalos de tiempo anteriores y posteriores transmitió, aproximadamente, con -15dBm. Recordemos que durante ese intervalo en *MR5* todos los métodos, excepto TLG, estimaron durante el LUI una simple caída desde -45 dBm a -60 dBm. Queda claro ahora que una estimación como ésta puede ser muy aventurada, y puede condicionar el funcionamiento de ciertas aplicaciones que, con

una información más precisa, pueden por ejemplo ignorar la transmisión de los AP que se hallen en un LUI.

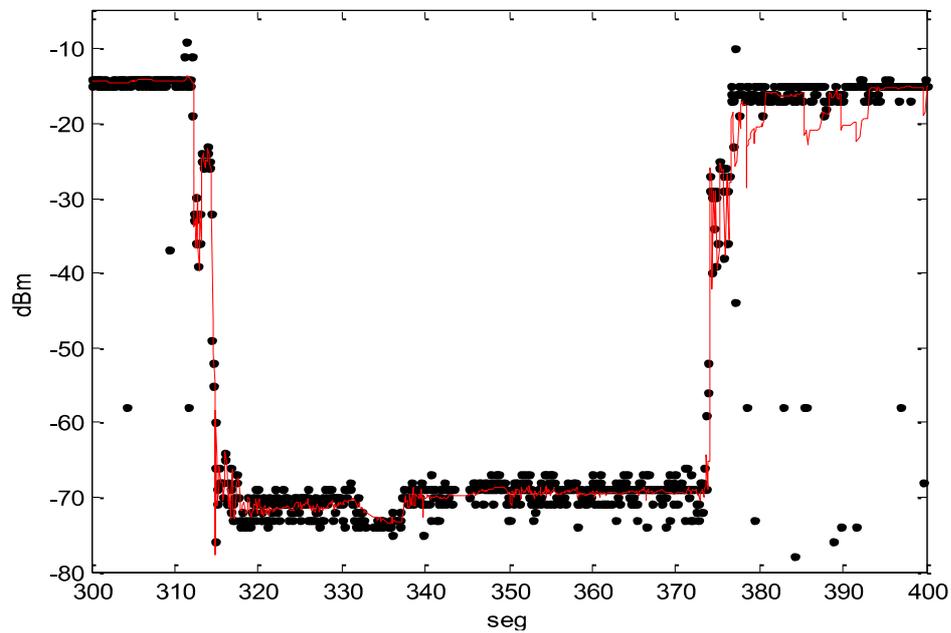


Fig. 4.22: Estimación DOUjd de *MR3*. durante  $TS=[300,400]$ .

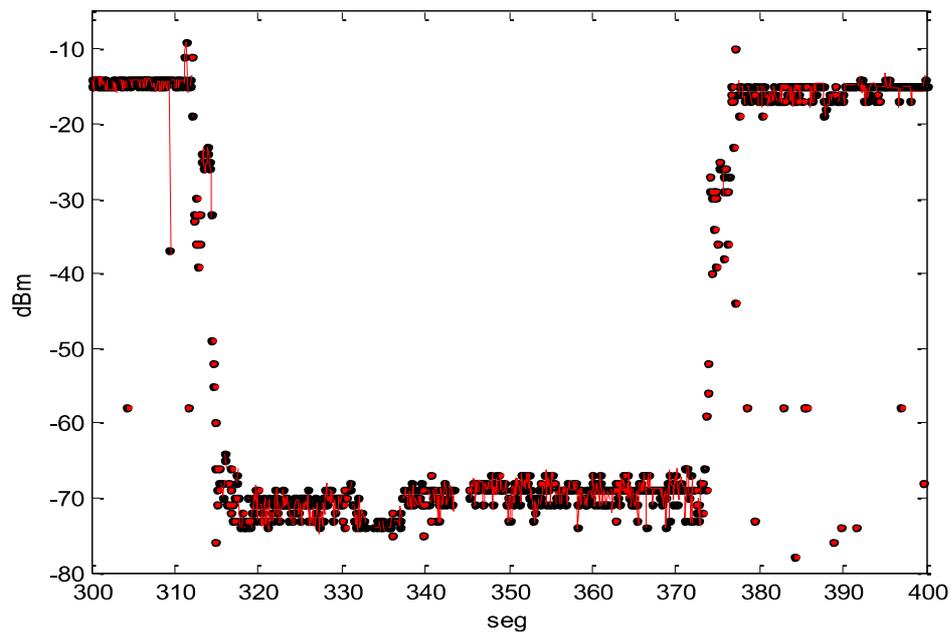
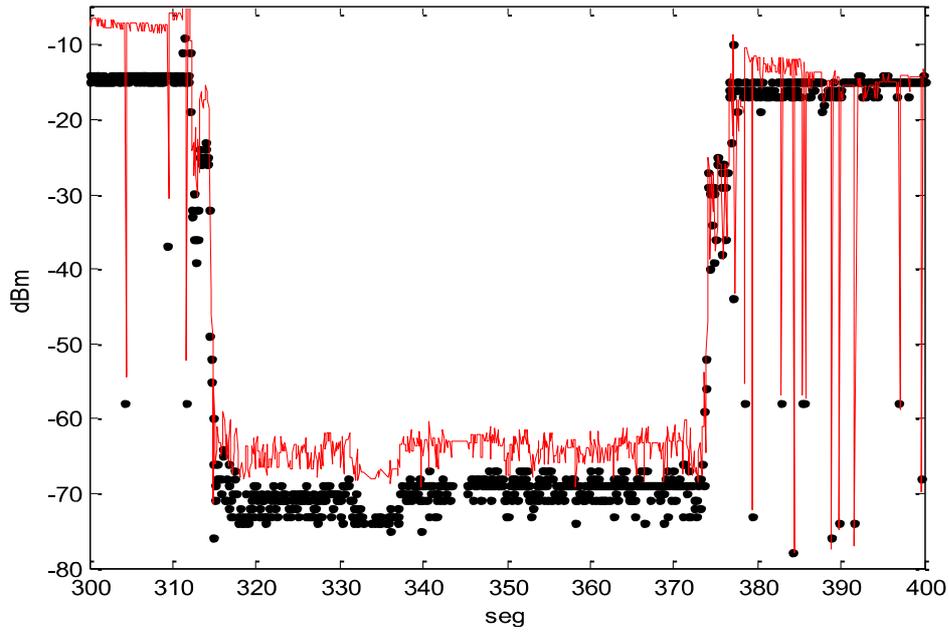
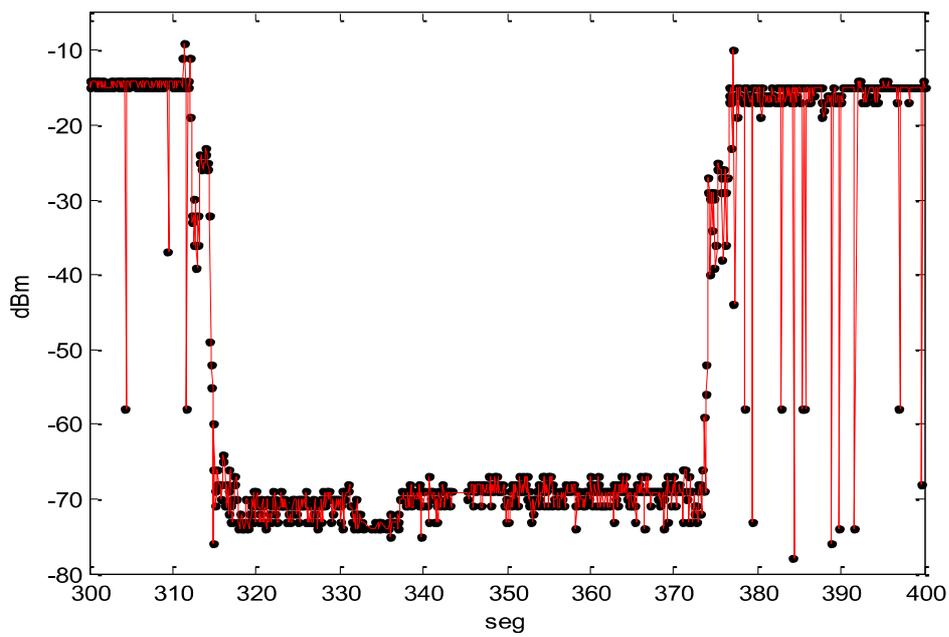


Fig. 4.23: Estimación TLG de *MR3*. durante  $TS=[300,400]$ .

Fig. 4.24: Estimación GRAD de  $MR3$ . durante  $TS=[300,400]$ .Fig. 4.25: Estimación EG de  $MR3$ . durante  $TS=[300,400]$ .

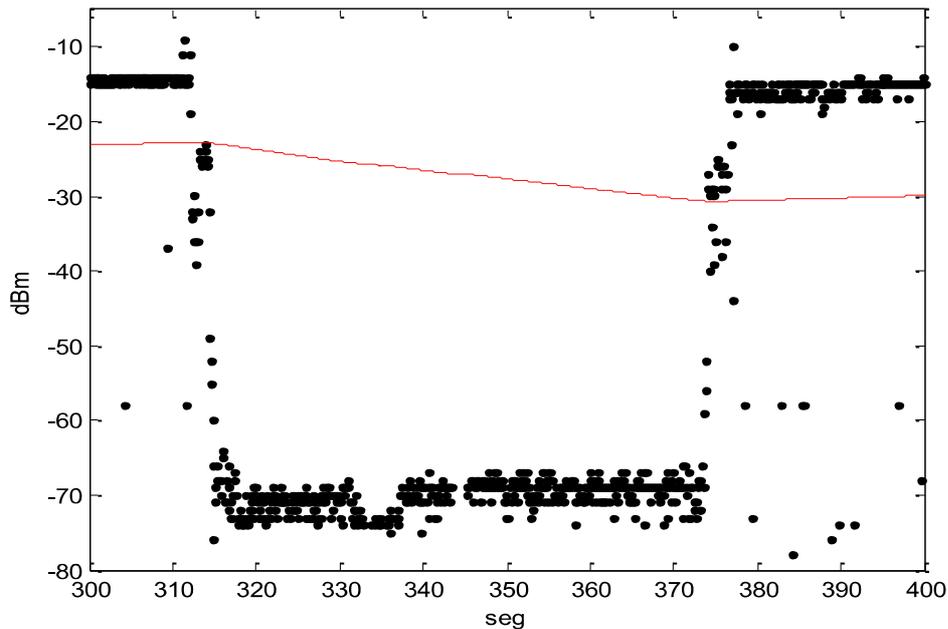


Fig. 4.26: Estimación Kalman de  $MR3$ . durante  $TS=[300,400]$ .

### 4.2.3 Estadísticas de la estimación en entorno monocliente multiAP

Como culminación del experimento anterior decidimos repetirlo, con las mismas condiciones de entorno hardware, software y de posición geográfica, con objeto de verificar estadísticamente las conclusiones derivadas del apartado anterior. Adquirimos balizas de AP cercanos durante cuatro días consecutivos en horarios similares de mañana y tarde. Durante las 12 sesiones de adquisición el Cliente permaneció en la misma posición. De la totalidad de AP monitorizados solo 11 se repetían en las 12 sesiones, y solamente las balizas de éstos fueron objeto de nuestro estudio.

El primer paso fue ordenar los AP, siendo el criterio que escogimos el del número de balizas obtenidas de los mismos durante todo el periodo de monitorización. A continuación medimos su BD y, a partir de éste, el número de LUI experimentado por cada uno de ellos. Para abordar este último cálculo fue necesario determinar, previamente, la media ( $M=0.2429$ ) y desviación típica ( $S=2.4985$ ) de los BD de cada uno de los AP seleccionados. Finalmente, aplicamos la regla empírica sobre todos los datos de BD de éstos para generar la Tabla 4.7. Como se constata en las entradas 8<sup>a</sup> y

11ª de dicha tabla, el número de balizas obtenidas está altamente correlado con el número de LUI, pero no es exactamente proporcional.

Tabla 4.7: Relación N° de LUI / N° de BD

Señal	N° de LUI	N° de BD
$AP_1$	0	89447
$AP_2$	3	85303
$AP_3$	9	85234
$AP_4$	25	74568
$AP_5$	101	51432
$AP_6$	410	27992
$AP_7$	538	27003
$AP_8$	470	26855
$AP_9$	585	21534
$AP_{10}$	905	7688
$AP_{11}$	25	38

Para profundizar en el análisis de la distribución de LUI sobre los AP estudiados, la Fig. 4.27 muestra el correspondiente histograma 3D. El eje *Frec.* representa el número de LUI que experimenta la transmisión de cada uno de los 11 AP y la duración, en segundos, del BD correspondiente. Se puede observar cómo los cuatro primeros AP presentan muy pocos LUI (siendo 0 el del primer AP), y además muy concentrados en torno a una duración muy corta. Sin embargo, en los últimos AP (de los que menos balizas se han capturado) se generan más LUI y con una duración más diversa; a excepción del  $AP_{11}$  que, como anticipaba la Tabla 4.7, genera una de las cuatro frecuencias de LUI más bajas aunque de largas duraciones. Todo esto queda más claro en la Fig. 4.28, en que se representan únicamente los LUI de duración inferior a 10 segundos. En ella se aprecia que los cuatro primeros AP generan pocos (o ningún LUI), y con una duración inferior a 5 segundos; mientras que el resto aumenta ostensiblemente la duración de los mismos.

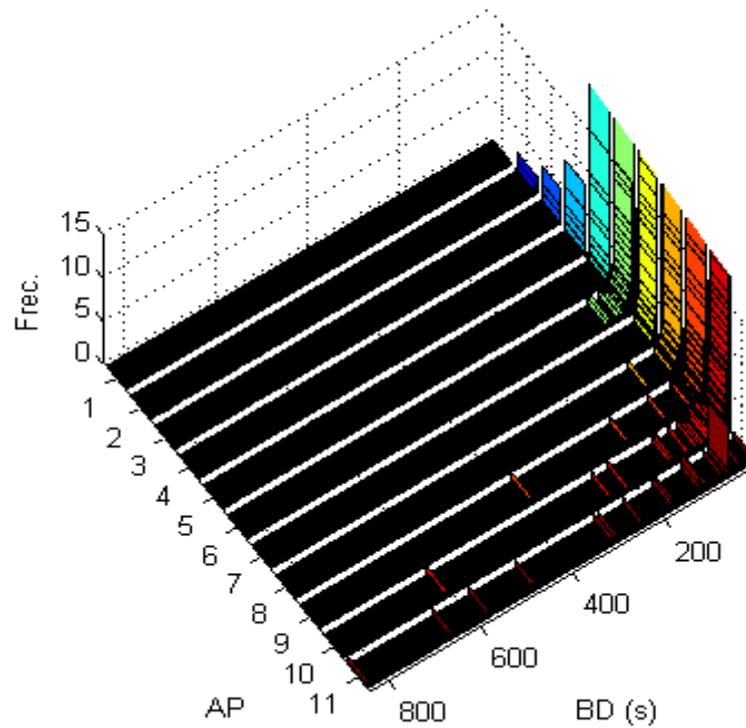


Fig. 4.27: Histograma de LUI de los AP seleccionados.

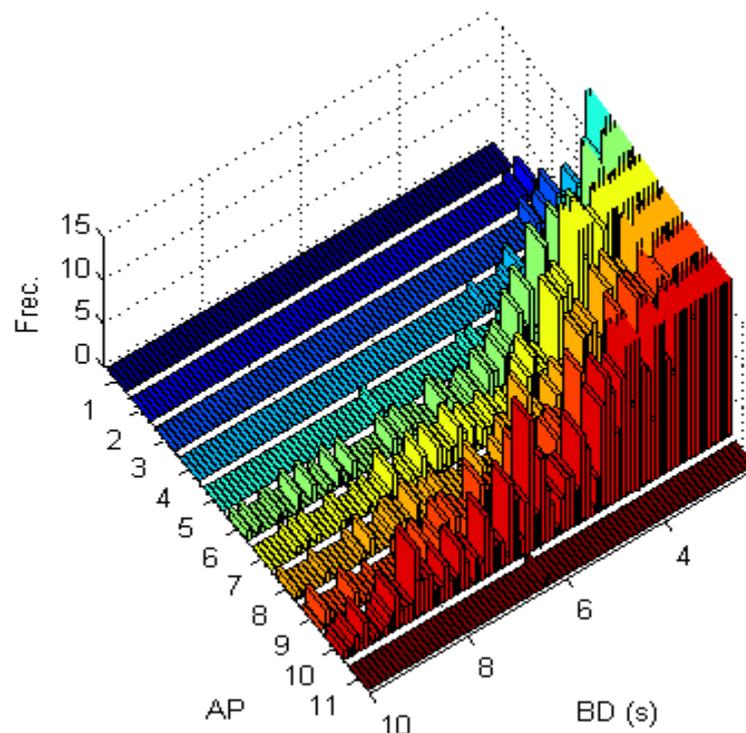


Fig. 4.28: Histograma de LUI < 10 seg. de los AP seleccionados.

Aunque el histograma permite determinar qué AP genera LUI con mayor frecuencia y duración, éste puede proporcionar balizas válidas en otros intervalos de

tiempo que pueden ser de nuestro interés. Esto queda patente en las gráficas desde Fig. 4.29 a Fig. 4.31, en las que se analiza el comportamiento de 3 AP representativos de tres grupos que hemos formado en función del número de balizas emitidas. Para el grupo del que se espera menos BD escogimos el  $AP_2$ ; del grupo que se prevé peor comportamiento seleccionamos el  $AP_9$ ; y como representante del grupo intermedio fijamos el  $AP_6$ . En el estudio consideramos las balizas capturadas durante tres días consecutivos sobre las 16:00. Utilizamos los valores de media y desviación típica empleados en la Tabla 4.7. Y, para apreciar mejor el resultado, representamos la captura entre los instantes 400-460 segundos. Los instantes de comienzo de un LUI se señalan con un círculo rojo, siendo los puntos negros las amplitudes de las medidas RSSI.

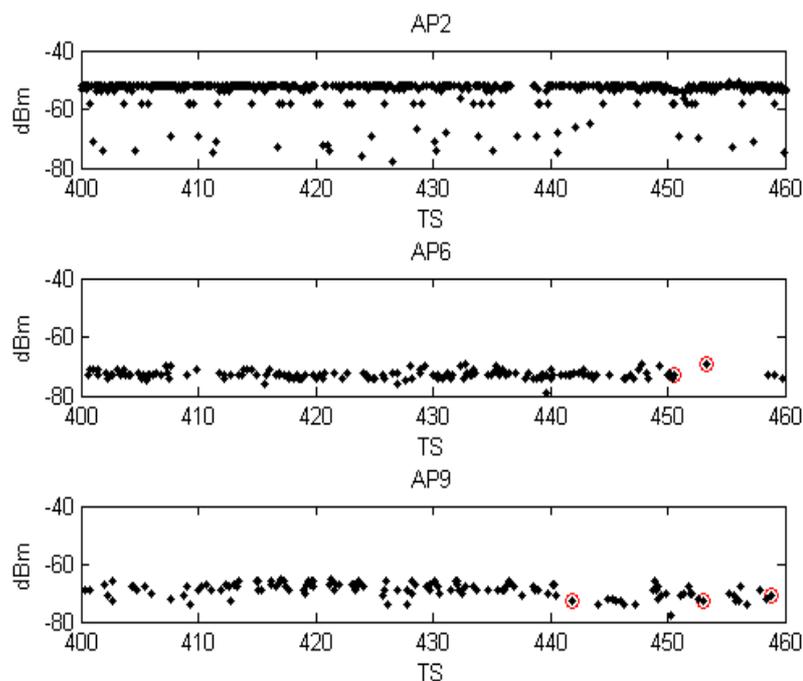


Fig. 4.29: Estimación TLG en  $AP_2$ ,  $AP_6$ , y  $AP_9$  (1<sup>er</sup> día).

Lo primero que podemos observar es que el  $AP_2$  no genera LUI ninguna de las 3 sesiones de este análisis, al menos en el intervalo representado; pero debemos tener en cuenta que, tal y como refleja la Tabla 4.7, este AP solo genera 3 LUI en total durante las 12 sesiones. Por otro lado, la apreciación más importante que podemos hacer es que  $AP_6$  y  $AP_9$  producen LUI en instantes diferentes, dentro del intervalo

seleccionado, cada uno de los diferentes días. Resulta especialmente interesante cómo el  $AP_9$ , del que se espera peor comportamiento, no genera LUI en el tercer día. Todo ello indica que no podemos basarnos en información estadística para descartar las balizas de un AP, sino monitorizarlo con un algoritmo como TLG para aprovechar al máximo la información que nos pueda proporcionar.

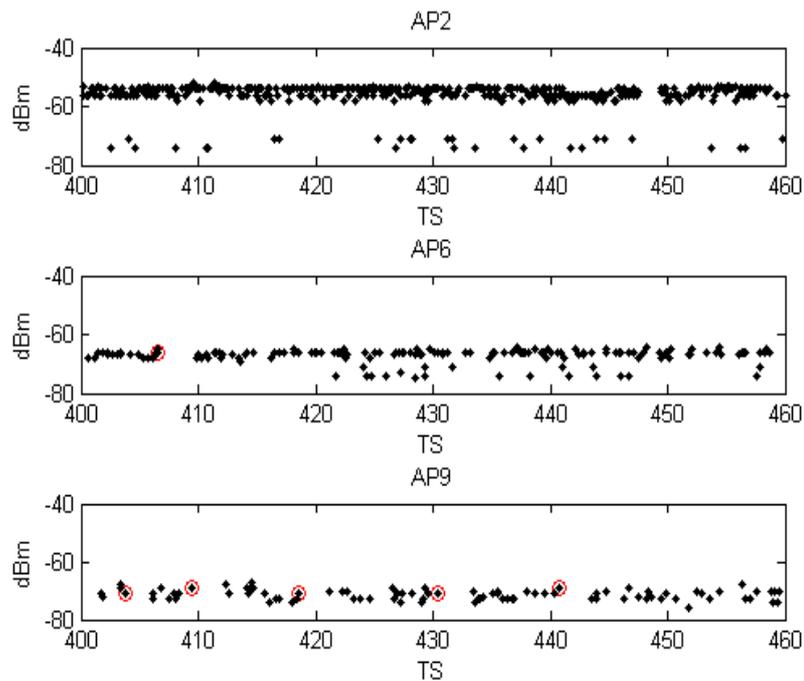


Fig. 4.30: Estimación TLG en  $AP_2$ ,  $AP_6$ , y  $AP_9$  ( $2^{\circ}$  día).

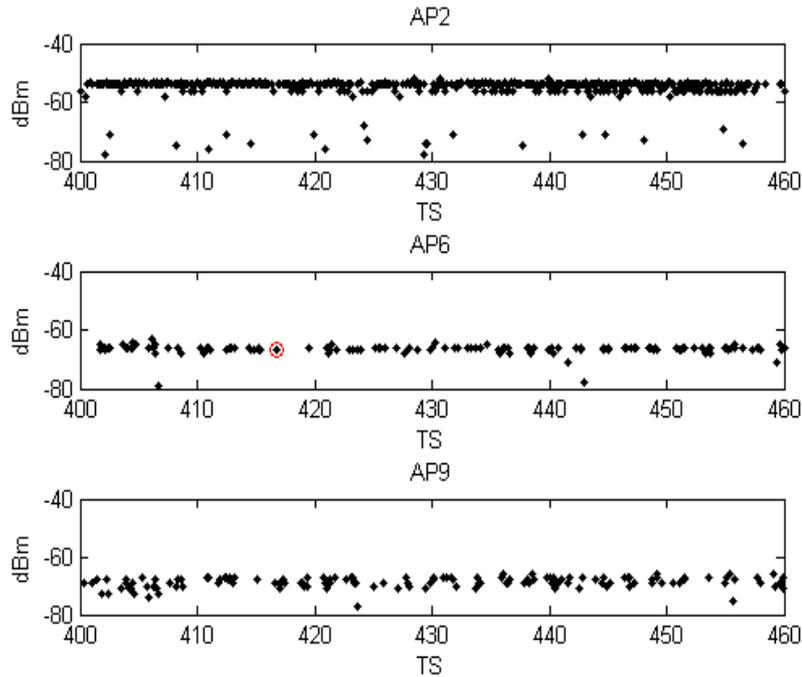


Fig. 4.31: Estimación TLG en  $AP_2$ ,  $AP_6$ , y  $AP_9$  (3<sup>er</sup> día).

### 4.3 Estabilidad del modelo de la Media Localizada

Nuestro modelo de estimación de la Media Localizada es la base para desarrollar métodos de estimación cuyos resultados aproximen significativamente a las medidas RSSI, o bien, que generen una secuencia de estimaciones de variabilidad minimizada. En las secciones anteriores hemos estudiado el grado de cumplimiento del primer objetivo. Ésta la dedicamos al segundo, haciendo especial hincapié en su relación con las gráficas de dispersión y de dispersión de diferencias de las estimaciones.

Trabajamos con las secuencias de medidas que empleamos en el análisis de TLG:  $RSSI_1$ ,  $RSSI_2$ ,  $RSSI_3$ , y  $RSSI_4$ , cuyo resultado en el dominio temporal se mostró en la Fig. 4.15. Los resultados temporales de estimación correspondientes a los otros métodos del modelo de la Media Localizada se ilustran en la Fig. 4.32 para MAS y en la Fig. 4.33 para WMAS.

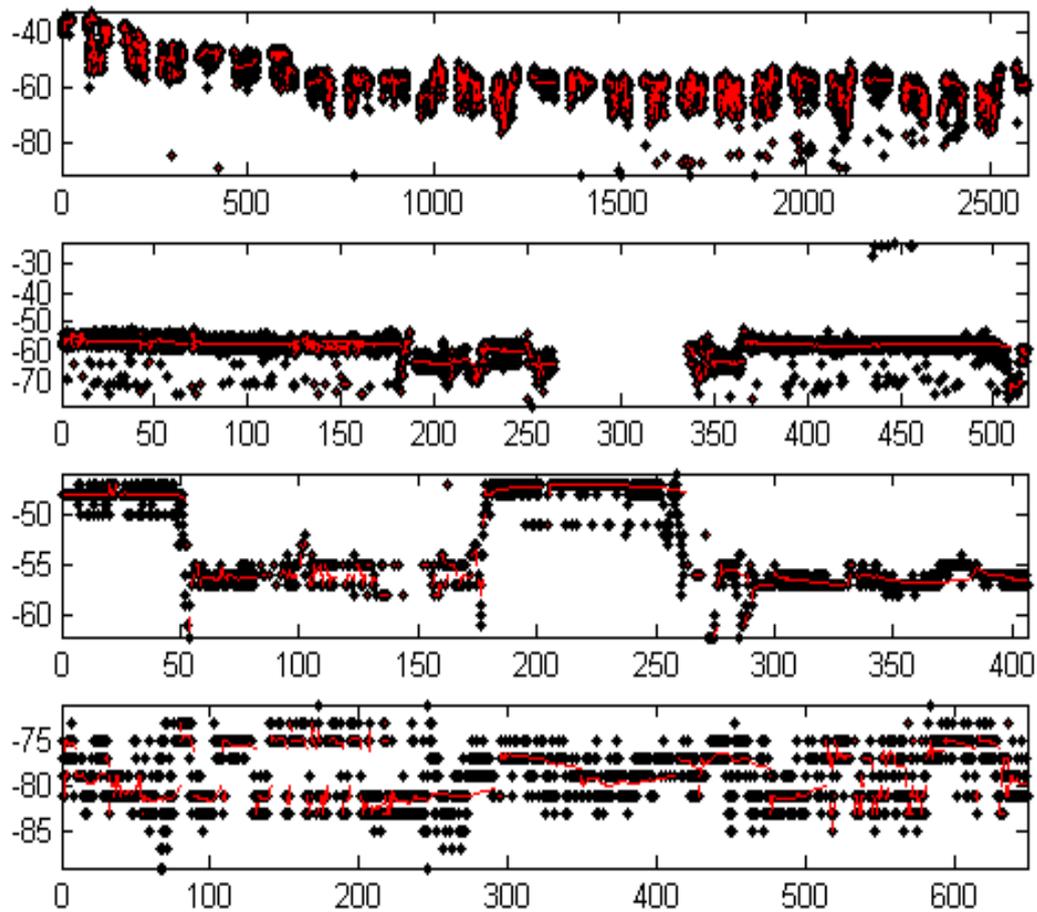


Fig. 4.32: Estimación MAS en  $RSSI_1$  a  $RSSI_4$  (de arriba a abajo).

La representación en el dominio del tiempo ya permite hacernos una idea acerca de los grados de estabilidad proporcionados por cada uno de los métodos del modelo de Media Localizada. Recordemos que, en todas ellas, la línea roja representa la estimación, y los puntos negros son las medidas RSSI. Tal y como se observa, la Fig. 4.32 presenta la estimación con el trazo más fino, lo que significa que es la que menos oscila y, por tanto, la que podemos considerar más estable. Comparándola con la estimación TLG de la Fig. 4.15, apreciamos que esta última es la más inestable; incluso peor, en ese sentido, que WMAS. Para ello basta con fijarse especialmente en el caso de  $RSSI_1$ , donde TLG presenta multitud de ventanas de estimaciones que acaban por debajo de  $-80$  dBm, lo que no ocurre en WMAS (y mucho menos en MAS).

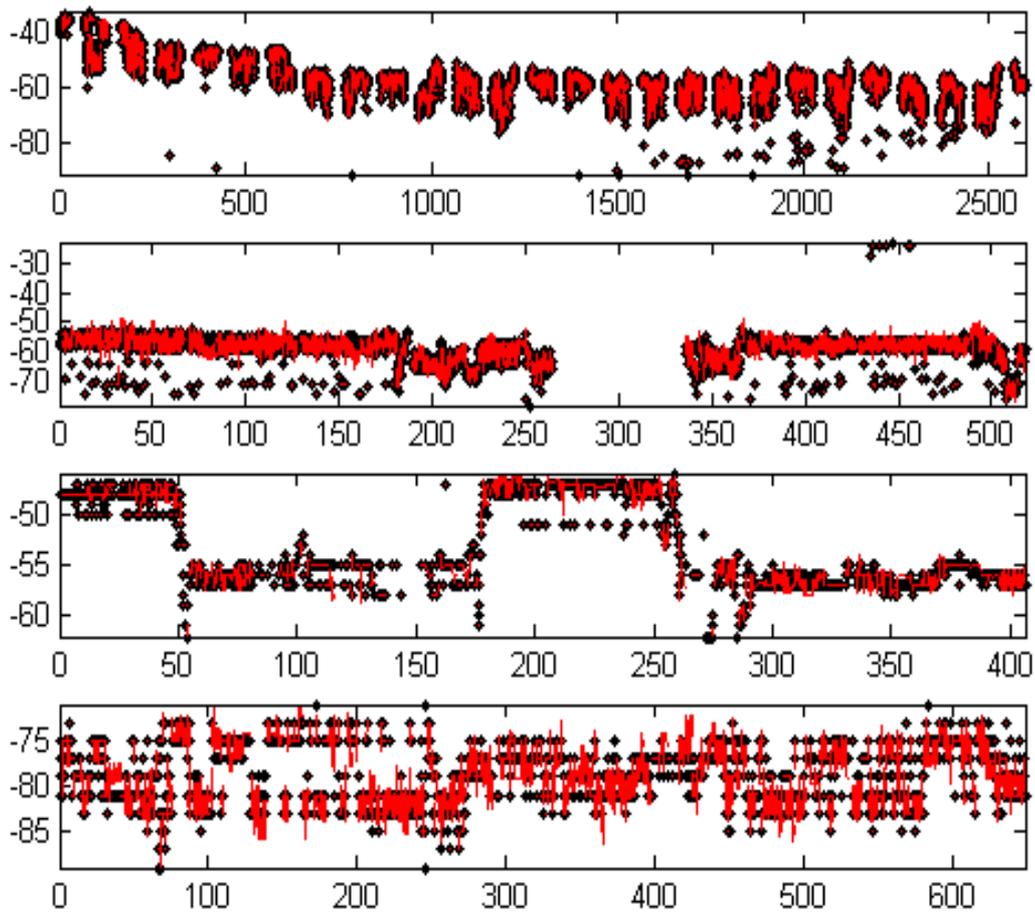


Fig. 4.33: Estimación WMAS en  $RSSI_1$  a  $RSSI_4$  (de arriba a abajo).

Para confirmar esta conclusión, procedemos a representar los diagramas de dispersión de las estimaciones MAS, WMAS y TLG, ordenados de izquierda a derecha, en las gráficas desde Fig. 4.34 a Fig. 4.37.

Para generarlos hemos evitado incluir en ellas las transiciones de una ventana a otra. Esto es coherente con nuestra filosofía del método, que incluye informar a la aplicación de dichas transiciones, para que ésta también evite relacionar la estimación final de la ventana anterior con la inicial de la ventana siguiente. Por último, debemos reseñar que los puntos de cada ventana se dibujaron de un color diferente, empleando para ello una rotación de 7 colores: negro, verde, rojo, cian, amarillo, magenta y azul.

Lo primero que se observa es que, en las cuatro figuras, la estimación MAS genera una gráfica mucho más cercana a la diagonal que la estimación TLG. Según lo ya reseñado en la sección 3.1, esto es síntoma de que cada par de estimaciones

consecutivas  $\hat{X}_k$  y  $\hat{X}_{k+1}$ , verifican  $\hat{X}_k \cong \hat{X}_{k+1}$ . Por lo que se deduce que MAS genera una estimación mucho menos variable que TLG y WMAS. Pero es que, además, los diagramas de dispersión de MAS presentan una concentración de puntos en torno a la diagonal con un grosor muy similar en las cuatro estimaciones. A diferencia de los otros dos métodos, en los que dicho espesor varía bastante de una estimación a otra. Esto indica que la estabilidad de dicha estimación es más dependiente del entorno en TLG y WMAS que en MAS.

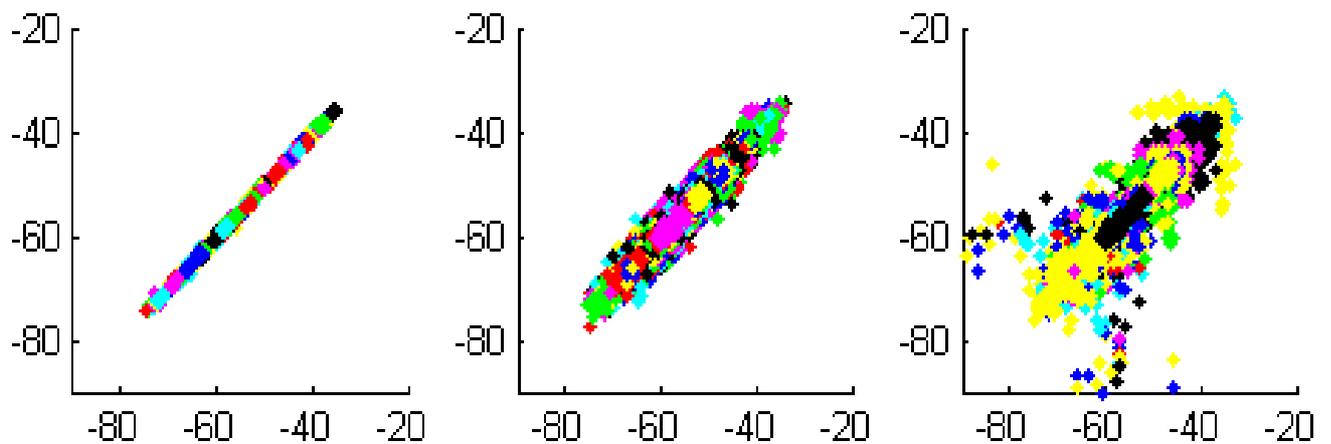


Fig. 4.34: Dispersión MAS, WMAS y TLG en RSSI<sub>1</sub>

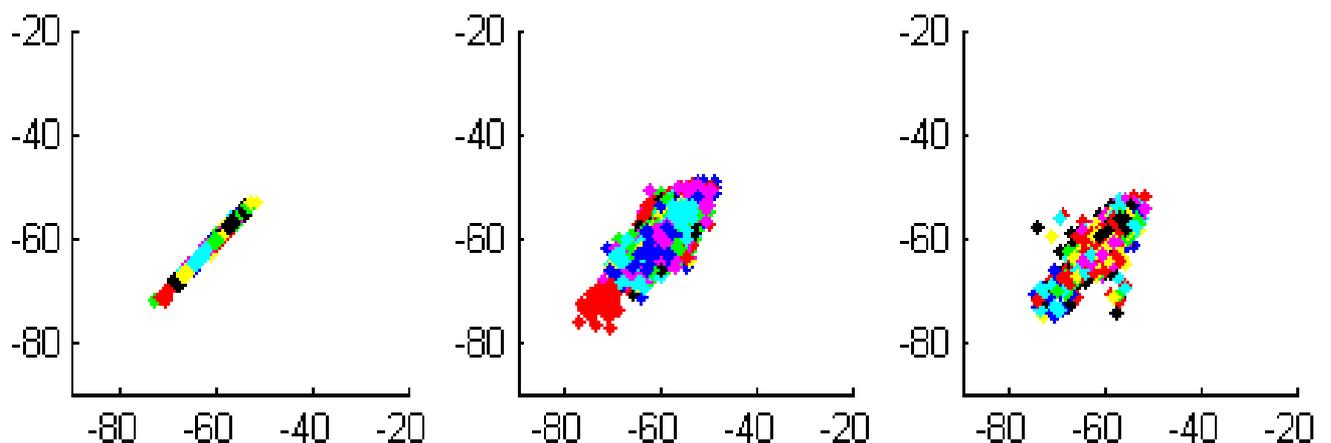
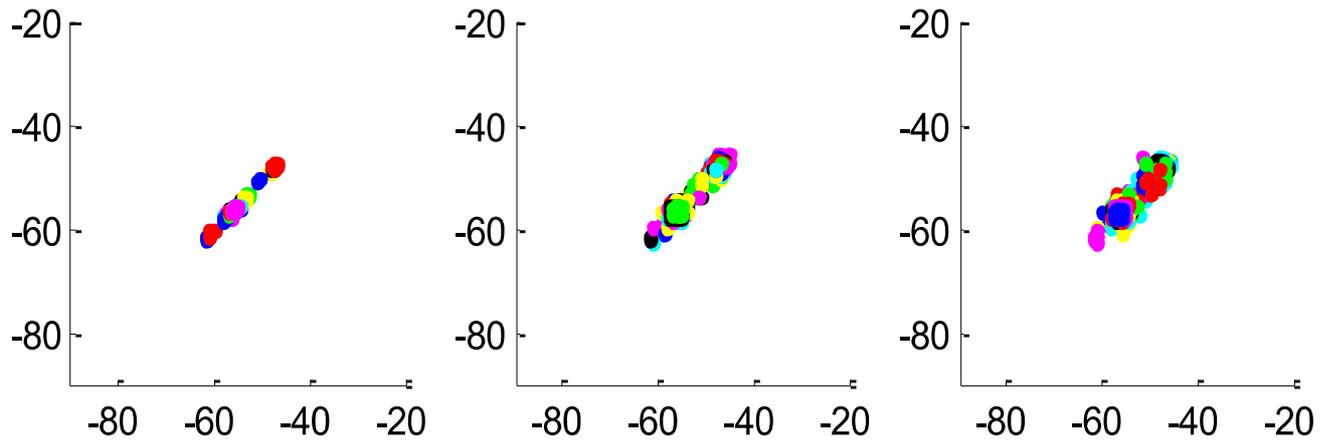
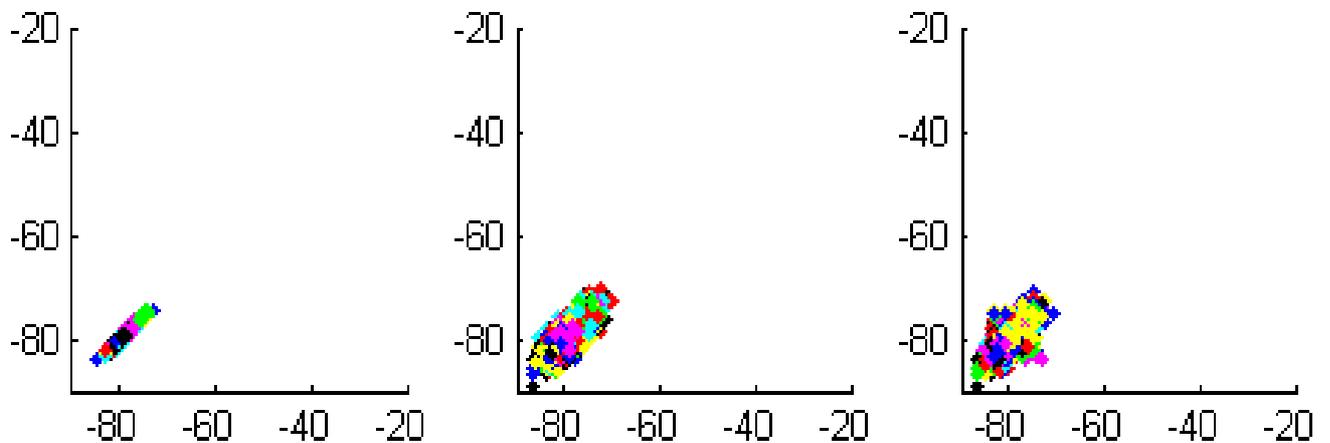


Fig. 4.35: Dispersión MAS, WMAS y TLG en RSSI<sub>2</sub>

Fig. 4.36: Dispersión MAS, WMAS y TLG en RSSI<sub>3</sub>Fig. 4.37: Dispersión MAS, WMAS y TLG en RSSI<sub>4</sub>

En Fig. 4.34 y Fig. 4.37 se observa fácilmente que el diagrama de dispersión de WMAS se caracteriza por una concentración intermedia en torno a la diagonal, entre el de MAS (que es el más compacto) y el de TLG (el más disperso). En la Fig. 4.35, la concentración media de TLG parece superar a la de WMAS, pero hay que tener en cuenta que TLG genera algunas ventanas de estimación muy alejadas de la diagonal, en torno a los puntos  $(-70,-60)/(-60,-70)$ , y estas estimaciones tan dispares podrían afectar negativamente a la aplicación de red que las espere. Finalmente, en la Fig. 4.36, la concentración de puntos de WMAS y TLG aparenta ser similar.

Ante las dudas suscitadas en esta comparativa gráfica, optamos por comprobar los respectivos diagramas de dispersión de diferencias, que se ilustran en las gráficas

desde Fig. 4.38 a Fig. 4.41. En cada una de ellas se representa el diagrama correspondiente a las estimaciones MAS, WMAS y TLG ordenados de arriba a abajo. Con ellos confirmamos que WMAS es, en todos los casos, una estimación más estable que TLG. Incluso para RSSI<sub>3</sub>, para el que la Fig. 4.36 nos reportaba un resultado similar, observamos que la Fig. 4.40 le asigna un eje de ordenadas más corto a WMAS que a TLG.

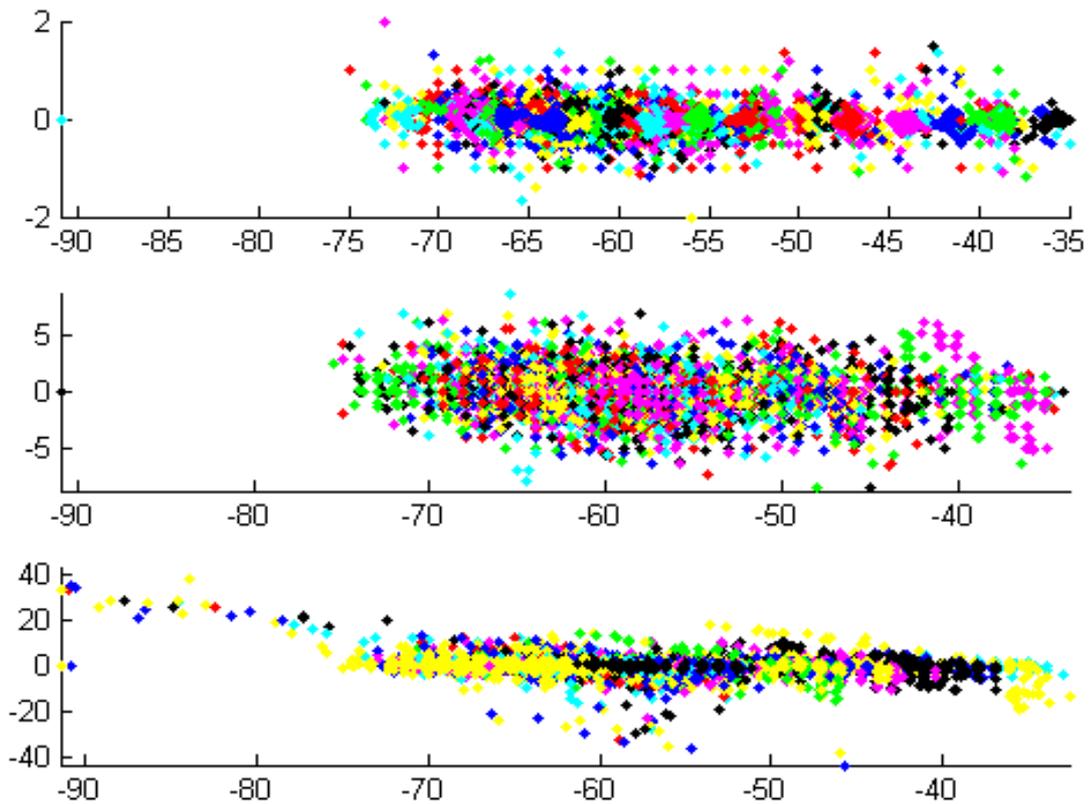


Fig. 4.38: Dispersión de diferencias MAS, WMAS y TLG en RSSI<sub>1</sub>

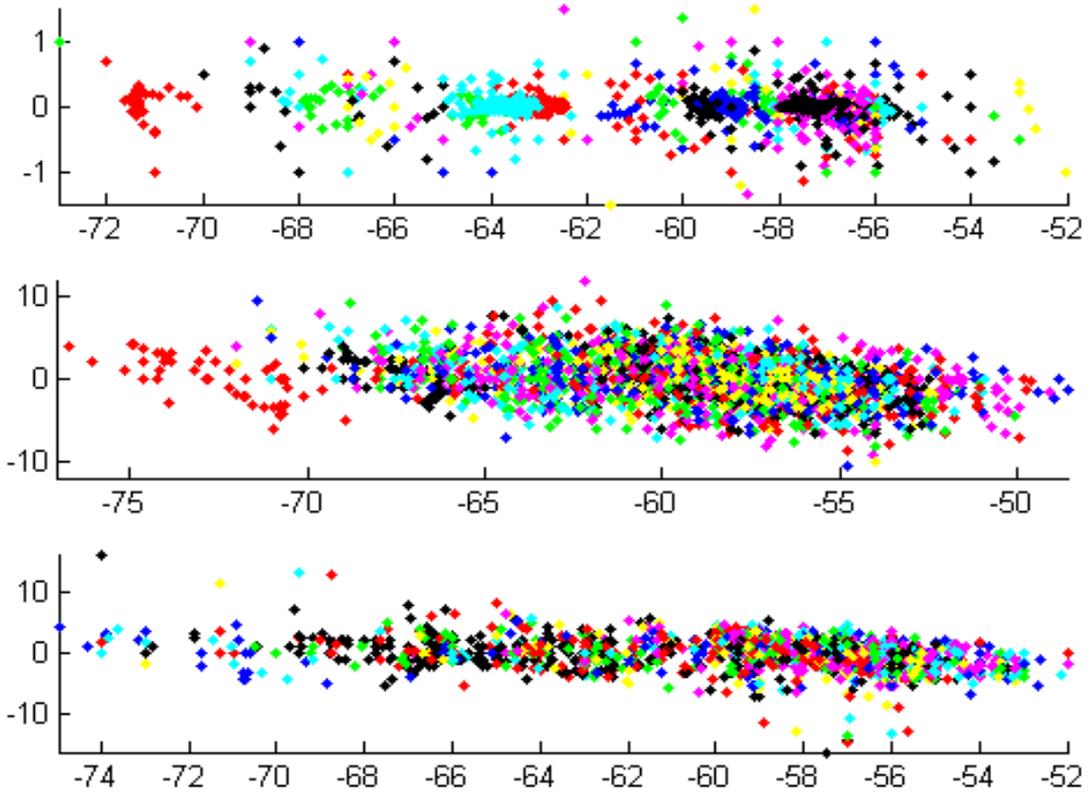


Fig. 4.39: Dispersión de diferencias MAS, WMAS y TLG en  $RSSI_2$

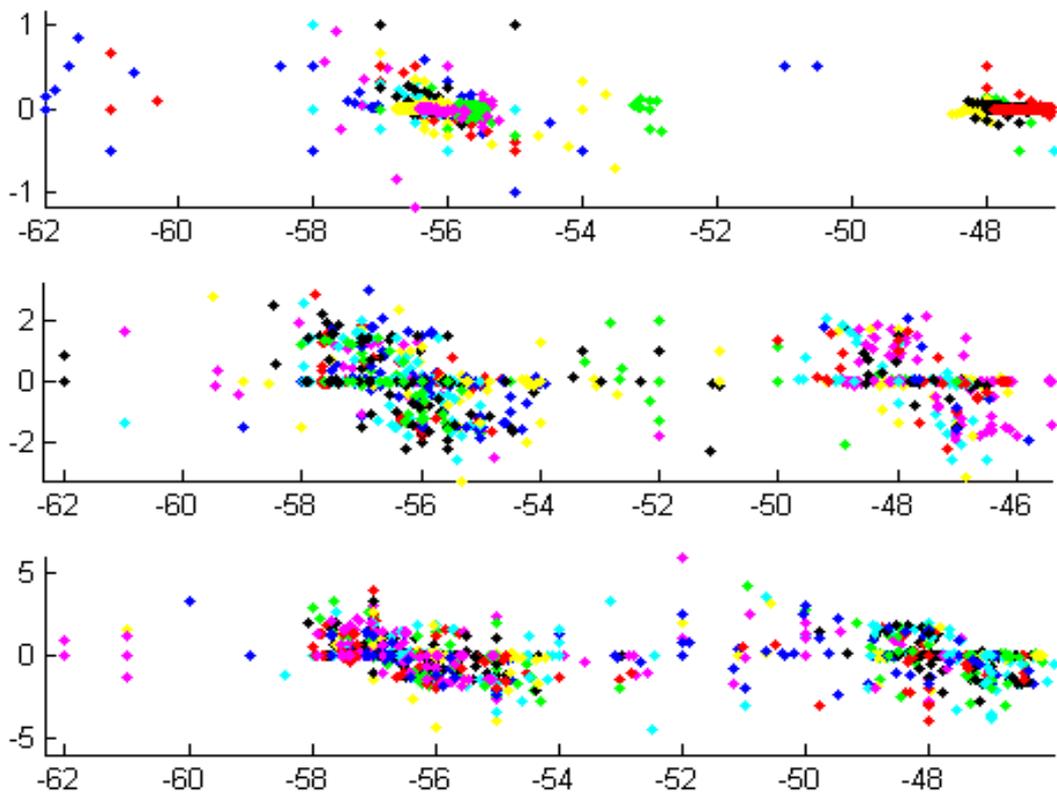


Fig. 4.40: Dispersión de diferencias MAS, WMAS y TLG en  $RSSI_3$

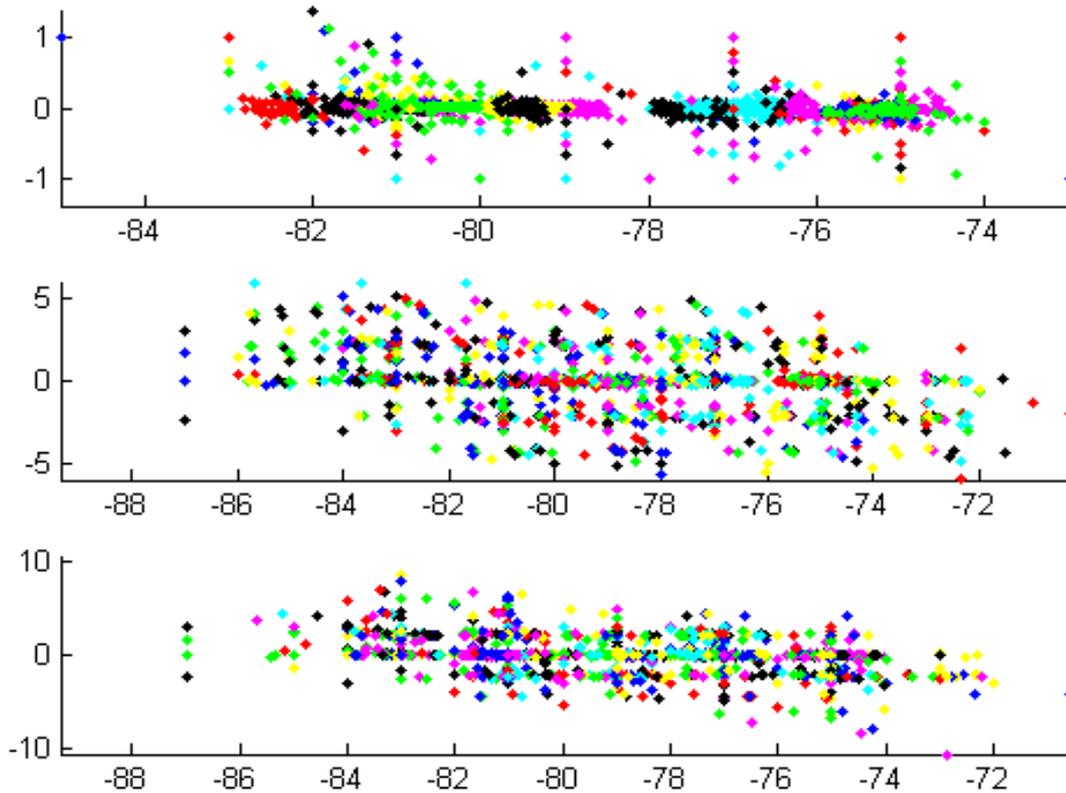


Fig. 4.41: Dispersión de diferencias MAS, WMAS y TLG en RSSI<sub>4</sub>

Tanto en los diagramas de dispersión como en los de dispersión de diferencias, puede apreciarse que la estimación MAS presenta una distribución de colores mucho más compacta que las otras dos. Esto parece indicar que MAS organiza las estimaciones en ventanas que suelen tener un alto número de elementos. Para confirmar este aspecto observemos los histogramas comparados de los tres métodos, ilustrados en las gráficas desde Fig. 4.42 a Fig. 4.45, ordenados de igual forma que en los diagramas de dispersión correspondientes. Recordemos que los ejes de abscisas representan la distribución de tamaños de ventanas de estimaciones. En ellos se aprecia que MAS presenta las ventanas de máximo tamaño en todos los casos. Podemos considerar que el método con un número intermedio de ventanas es WMAS; que lo consigue con RSSI<sub>2</sub> y RSSI<sub>3</sub>, y casi empata con TLG en RSSI<sub>4</sub>. Por tanto, podemos considerar que TLG presenta el peor comportamiento en este aspecto, exceptuando el caso mencionado de RSSI<sub>1</sub>, en el que se acerca bastante al tamaño máximo de MAS.

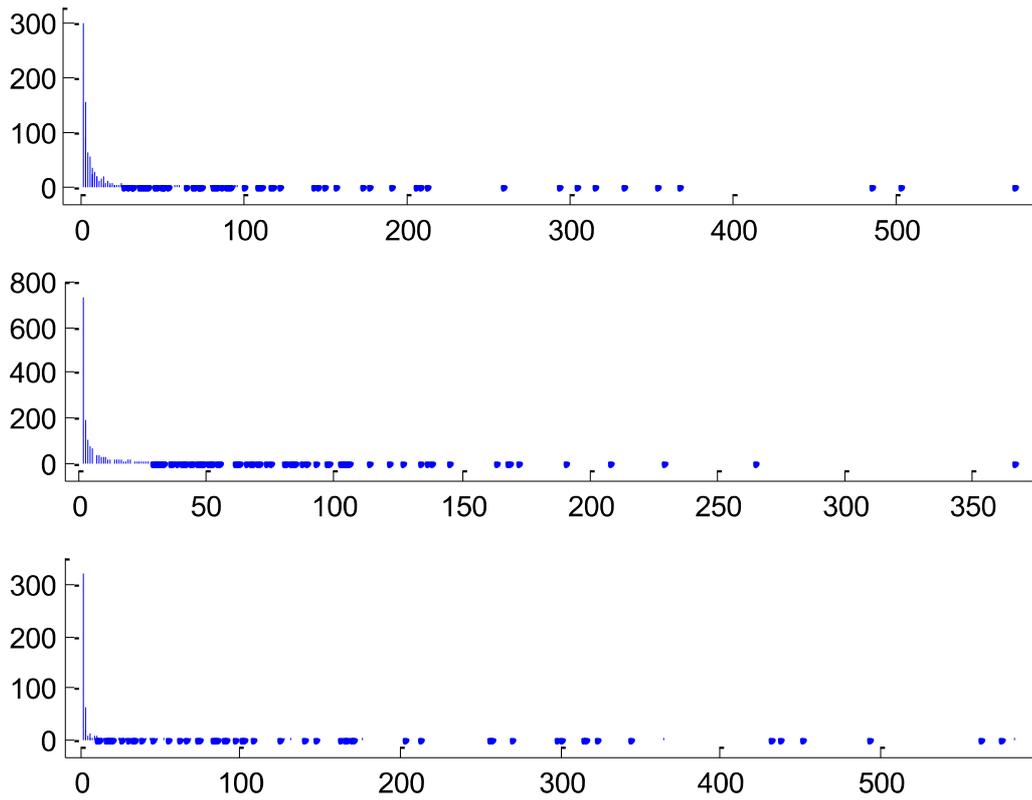


Fig. 4.42: Histograma de ventanas MAS, WMAS y TLG en  $RSSI_1$

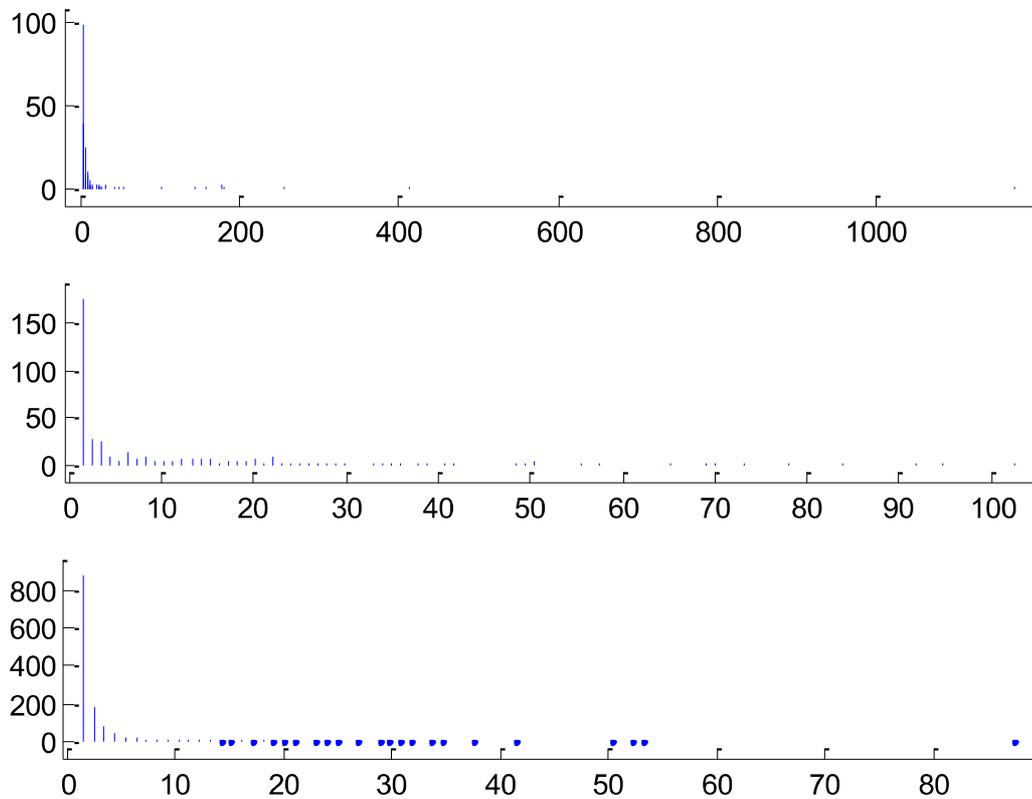


Fig. 4.43: Histograma de ventanas MAS, WMAS y TLG en  $RSSI_2$

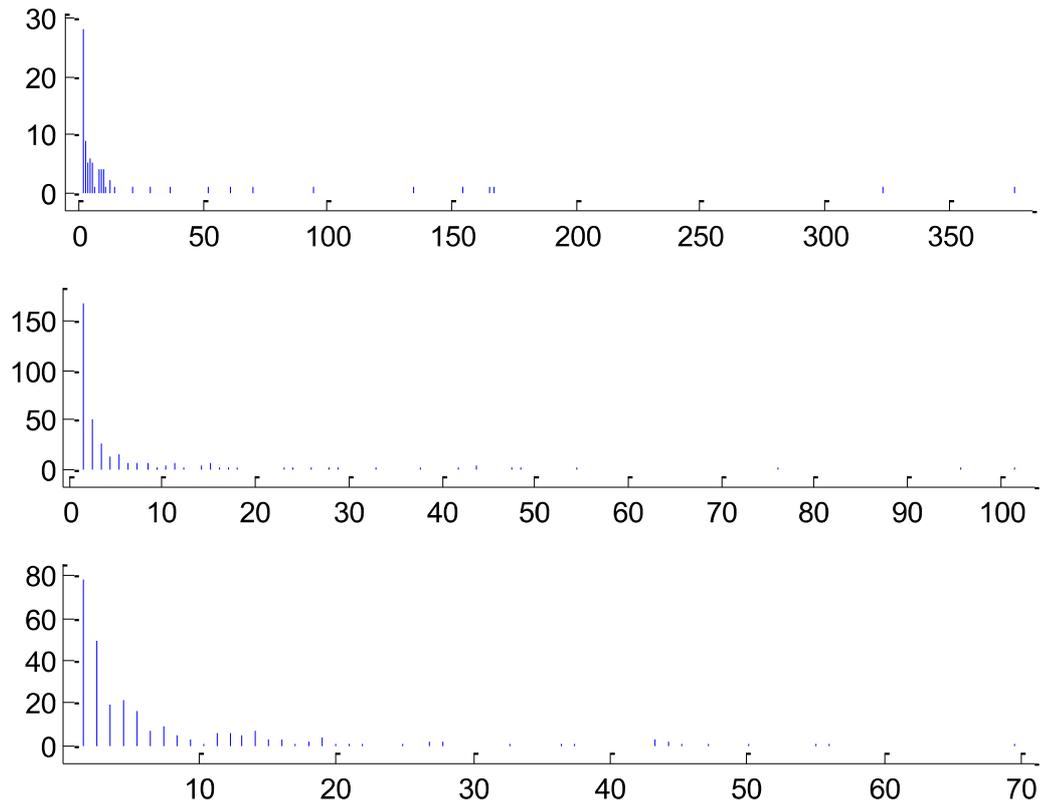


Fig. 4.44: Histograma de ventanas MAS, WMAS y TLG en RSSI<sub>3</sub>

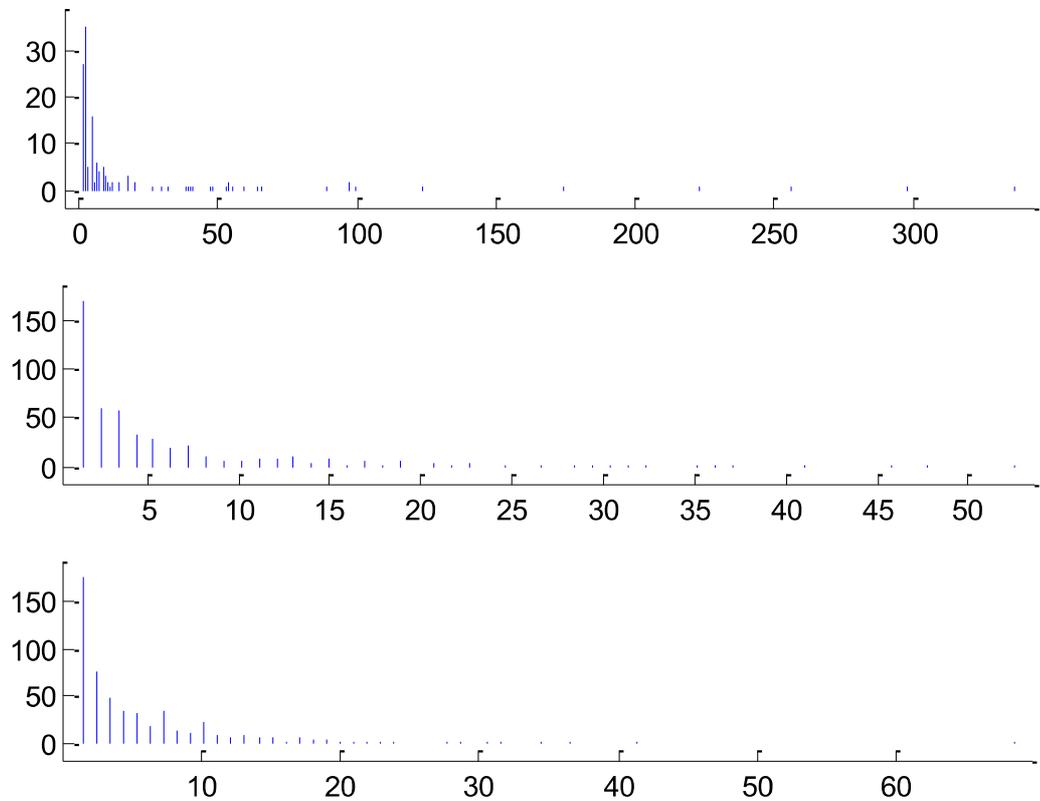


Fig. 4.45: Histograma de ventanas MAS, WMAS y TLG en RSSI<sub>4</sub>

Generar ventanas de pocos elementos es indicativo de alta variabilidad en la estimación, luego este síntoma vuelve a confirmar que MAS suministra la estimación más estable y WMAS a tiene comportamiento intermedio en la mayoría de los casos.

Siguiendo con la estadística de ventanas generadas, en la Tabla 4.8 se muestra el número total de medidas de cada traza RSSI, el número de ventanas generadas por cada método y, entre paréntesis, el porcentaje de ventanas por medidas que representa. Observando las cifras se aprecia que MAS construye el mínimo número de ventanas en tres de los cuatro casos, quedándose en una posición intermedia con  $RSSI_1$ . WMAS genera un número intermedio de ventanas de estimación en dos de los casos ( $RSSI_2$  y  $RSSI_4$ ), estando también muy cerca de esa posición intermedia con  $RSSI_3$ . Y TLG utiliza el máximo número de ventanas en dos ocasiones ( $RSSI_2$  y  $RSSI_4$ ), el mínimo en  $RSSI_1$ , y está en la posición intermedia en la otra ( $RSSI_3$ ).

En relación al número total de estimaciones, podemos apreciar que MAS genera un porcentaje muy uniforme, en torno al 5%. También WMAS genera un porcentaje bastante regular de ventanas por medidas, que en este caso ronda el 14%. Sin embargo, con TLG varía significativamente la relación entre el número de ventanas y el total de estimaciones.

Tabla 4.8: N° de ventanas generadas por MAS, WMAS y TLG

Señal	N° Medidas	MAS	WMAS	TLG
$RSSI_1$	14958	1019(6.8%)	1644(11.0%)	554(3.7%)
$RSSI_2$	3733	233(6.2%)	385(10.3%)	1331(35.7%)
$RSSI_3$	1946	83(4.3%)	345(17.7%)	267(13.7%)
$RSSI_4$	3031	141(4.7%)	504(16.6%)	545(18.0%)

Queda confirmado, con estos datos, que WMAS ofrece una estimación de estabilidad intermedia entre las generadas por MAS, que proporciona la mínima variabilidad, y TLG con la máxima.

Quedaría por estudiar qué pasa con la precisión. Para ello, volvemos a seguir las directrices de Hyndman [132] y mostramos, en la Tabla 4.9, la MAD de las medidas

RSSI respecto a cada una de las estimaciones. Observamos que, en todos los casos TLG proporciona el menor error de aproximación, MAS la peor precisión, y WMAS ocupa nuevamente una posición intermedia.

Tabla 4.9: Precisión de MAS, WMAS y TLG

Señal	MAS	WMAS	TLG
$RSSI_1$	1.33413	0.28439	0.26791
$RSSI_2$	1.71071	1.03950	0.24077
$RSSI_3$	0.64090	0.28097	0.25154
$RSSI_4$	1.53266	0.64743	0.25856

## 4.4 Rendimiento en entornos exteriores

A las baterías de pruebas que hemos presentado hasta ahora le falta comparar el funcionamiento de los métodos de estimación cuando las medidas RSSI son obtenidas en escenarios exteriores, para así completar el análisis de heterogeneidad. Para este experimento escogimos cuatro ubicaciones distintas, mostradas en la Tabla 4.10, en cada una de las cuales realizamos dos capturas de balizas: una en posición estática ( $ExtAP_1$ ,  $ExtAP_3$ ,  $ExtAP_5$ , y  $ExtAP_7$ ), y otra durante un desplazamiento de dos vueltas al recinto a una velocidad de paseo ( $ExtAP_2$ ,  $ExtAP_4$ ,  $ExtAP_6$ , y  $ExtAP_8$ ). Las ubicaciones físicas del MC en los entornos de captura estáticos se ilustran en las gráficas Fig. B.10, Fig. B.12, Fig. B.14 y Fig. B.16; mientras que los desplazamientos correspondientes a las capturas en movimiento se ilustran en las gráficas Fig. B.11, Fig. B.13, Fig. B.15 y Fig. B.17. En cada ubicación seleccionamos el mismo AP tanto para la captura estática como la del desplazamiento, escogiendo el que en ambos casos presentara el máximo número de balizas capturadas. Las herramientas utilizadas fueron un netbook Asus Eee PC 1215B, desde el que capturamos las balizas mediante la aplicación WireShark sobre sistema operativo Kali Linux.

Tabla 4.10: Descripción de escenarios exteriores

Escenario	Ubicación	Posición MC
$ExtAP_1$	Paseo de Las Canteras	Estática
$ExtAP_2$	Paseo de Las Canteras	Móvil
$ExtAP_3$	Plaza de La Alameda	Estática
$ExtAP_4$	Plaza de La Alameda	Móvil
$ExtAP_5$	Plaza de Santa Ana	Estática
$ExtAP_6$	Plaza de Santa Ana	Móvil
$ExtAP_7$	Plaza de San Telmo	Estática
$ExtAP_8$	Plaza de San Telmo	Móvil

Sobre las secuencias de medidas RSSI seleccionadas aplicamos los métodos que hemos analizado a lo largo de toda la tesis, exceptuando OU-LPT puesto que ya comprobamos que produce resultados menos aproximados que nuestra versión DOUjd. La Tabla 4.11 muestra el MAD de la aproximación entre las estimaciones de cada método y las medidas RSSI. Podemos comprobar que, al igual que con las medidas capturadas en escenarios de interior (sobre todo en Tabla 4.2, Tabla 4.4, Tabla 4.6 y Tabla 4.9) se vuelve a repetir el orden de precisión de dichas estimaciones; encabezado por los métodos derivados de nuestro modelo de la Media Localizada (TLG, WMAS, y MAS, por orden de aproximación), a los que sucede nuestro método DOUjd, seguido muy de cerca por LS, y detrás se sitúan EG, GRAD y KAL a distancia considerable. Por tanto, en el aspecto de precisión, nuestro modelo de la Media Localizada sigue mostrando mejor comportamiento, también en exterior.

Tabla 4.11: Precisión de la estimación mediante MAD

RSSI	DOUjd	LS	GRAD	EG	KAL	MAS	TLG	WMAS
$ExtAP_1$	2.24463	3.16251	6.90978	2.81409	2.68572	1.14088	0.20988	1.18294
$ExtAP_2$	3.25068	4.70963	17.45908	4.25166	5.67859	0.76134	0.18675	1.29911
$ExtAP_3$	1.85250	2.60646	8.90116	3.03519	2.60152	1.13545	0.26349	0.74677
$ExtAP_4$	3.02388	4.25844	14.92326	5.50109	4.78968	0.84859	0.15809	1.22191
$ExtAP_5$	1.11931	1.29299	2.32398	1.93167	1.18912	0.97672	0.25756	0.40851
$ExtAP_6$	2.82293	3.90214	11.90300	3.09231	7.18221	1.03205	0.19908	1.19727
$ExtAP_7$	1.09947	1.26992	5.25290	3.68576	1.37885	0.86950	0.27740	0.42537
$ExtAP_8$	2.72056	3.42567	24.39070	3.02517	4.78193	1.01960	0.21280	1.38533

En cuanto a las gráficas, como el grado de aproximación de la estimación a las medidas RSSI mostrado en la Tabla 4.11 deja claro que los métodos basados en el modelo de la Media Localizada superan al resto, y para no prolongar excesivamente el estudio, solo mostraremos la evolución temporal de las estimaciones de TLG y MAS; que ilustran perfectamente las capacidades de aproximación y estabilidad que proporciona nuestro modelo.

Las gráficas de Fig. 4.46, Fig. 4.48, Fig. 4.50 y Fig. 4.52 muestran cómo la estimación TLG busca el máximo acercamiento a la mayoría de las medidas RSSI: las que se aproximen a la media en cada ventana; por lo que esas figuras se caracterizan por un trazo rojo de estimación muy marcado sobre los puntos negros de medidas RSSI. Sin embargo en las gráficas Fig. 4.47, Fig. 4.49, Fig. 4.51 y Fig. 4.53, correspondientes a la estimación de MAS sobre cada escenario, se aprecia un trazo rojo de estimación menos variable que atraviesa el recorrido medio de la evolución de las medidas RSSI, sacrificando su aproximación a muchas de las medidas.

En cada una de las figuras se muestra, en la parte superior, la captura estática; y, en la parte inferior, las medidas RSSI capturadas durante un desplazamiento de dos vueltas en torno al recinto. Debemos destacar que en casi todos los escenarios, excepto en *ExtAP<sub>5</sub>* (Fig. 4.50 y Fig. 4.51), la captura estática presenta una evolución de medidas RSSI bastante estable; mientras que la captura en desplazamiento presenta dos valles, correspondientes a la posición más alejada del AP en cada una de las dos vueltas. El escenario *ExtAP<sub>5</sub>* se corresponde con una captura estática de un AP cuyas balizas presentan una amplitud RSSI muy baja, probablemente debido a que se encuentra muy alejado de la posición estática de recepción; siendo la estimación TLG correspondiente (parte superior de la Fig. 4.50) muy variable, mientras que la estimación MAS (parte superior de la Fig. 4.51) es bastante estable. Sin embargo, el escenario en desplazamiento de esta misma ubicación *ExtAP<sub>6</sub>* presenta una evolución de la secuencia de medidas RSSI nuevamente caracterizada por dos valles, correspondientes al paso por la posición de captura estática en cada vuelta.

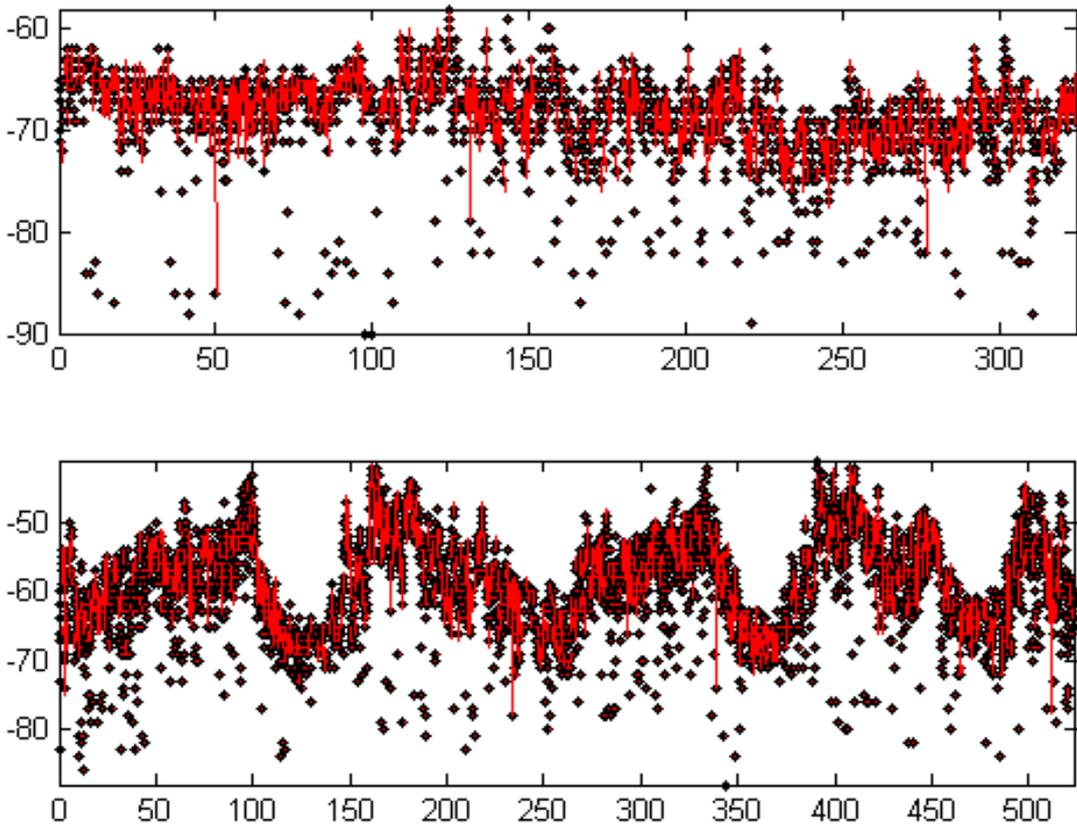


Fig. 4.46: Estimación TLG en  $ExtAP_1$  y  $ExtAP_2$  (de arriba a abajo)

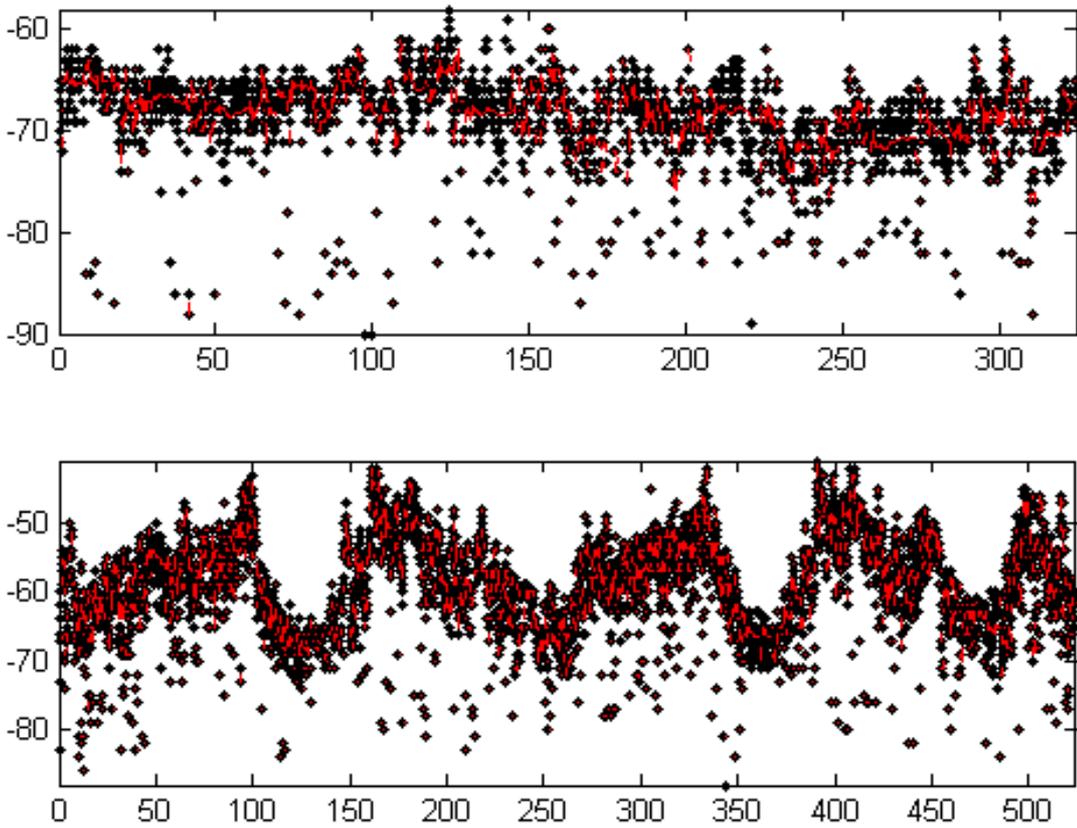


Fig. 4.47: Estimación MAS en  $ExtAP_1$  y  $ExtAP_2$  (de arriba a abajo)

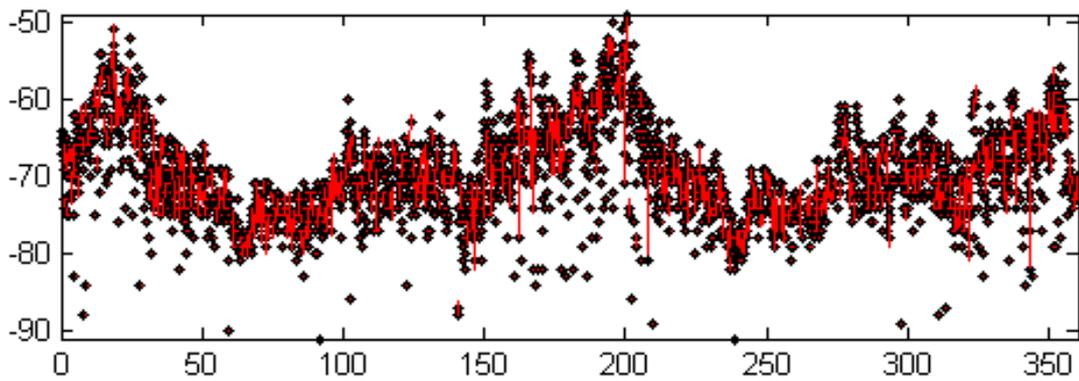
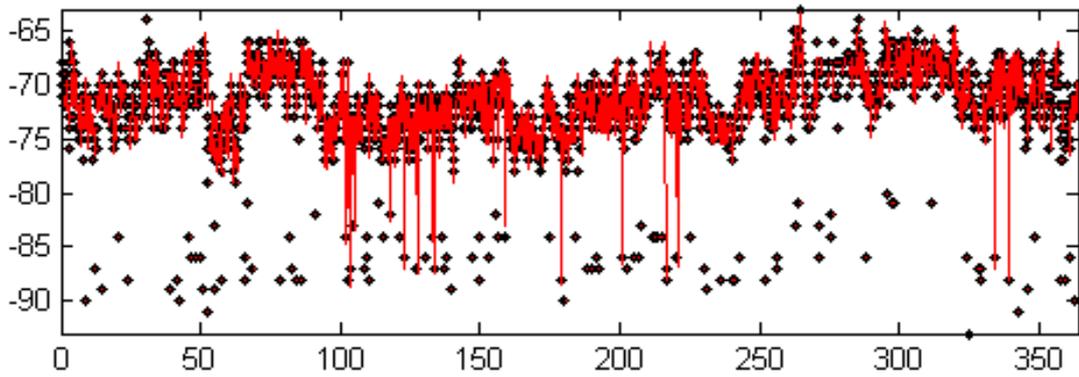


Fig. 4.48: Estimación TLG en  $ExtAP_3$  y  $ExtAP_4$  (de arriba a abajo)

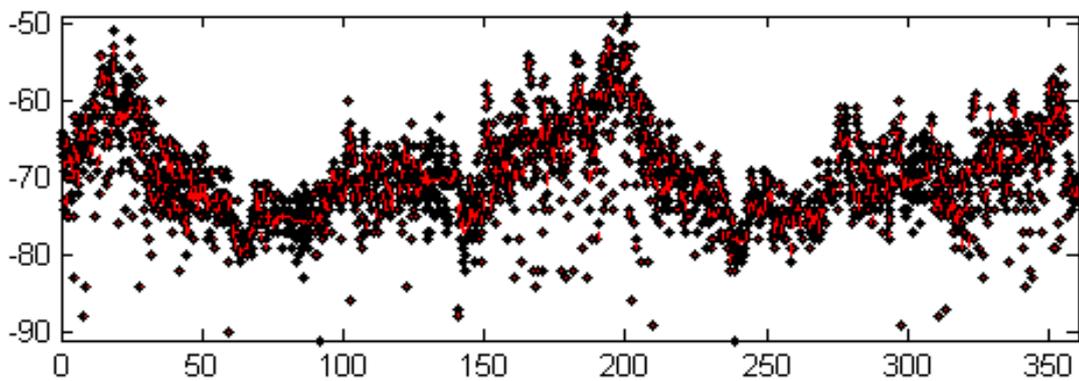
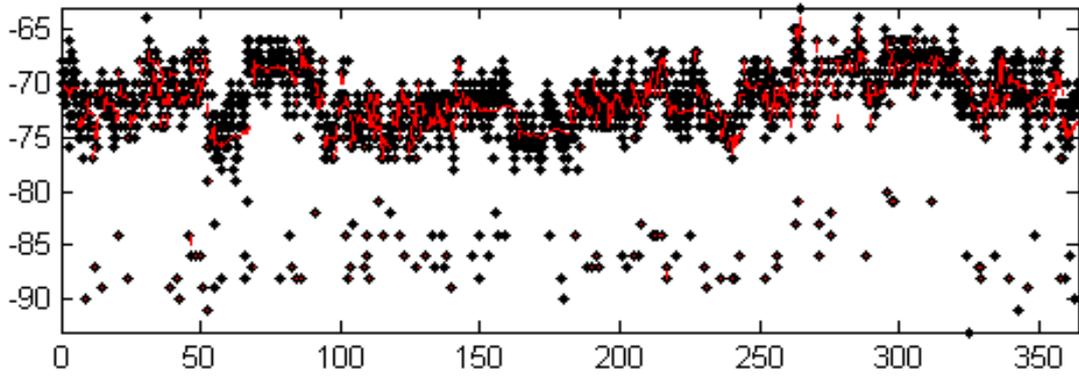


Fig. 4.49: Estimación MAS en  $ExtAP_3$  y  $ExtAP_4$  (de arriba a abajo)

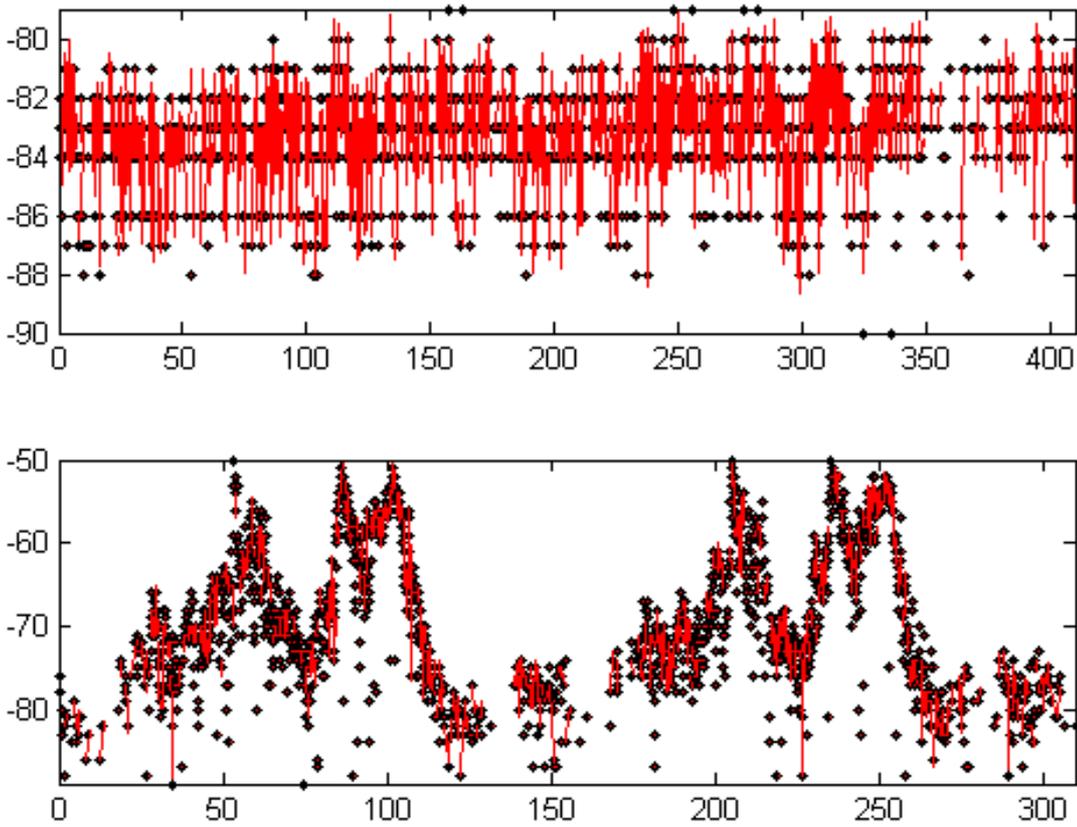


Fig. 4.50: Estimación TLG en  $ExtAP_5$  y  $ExtAP_6$  (de arriba a abajo)

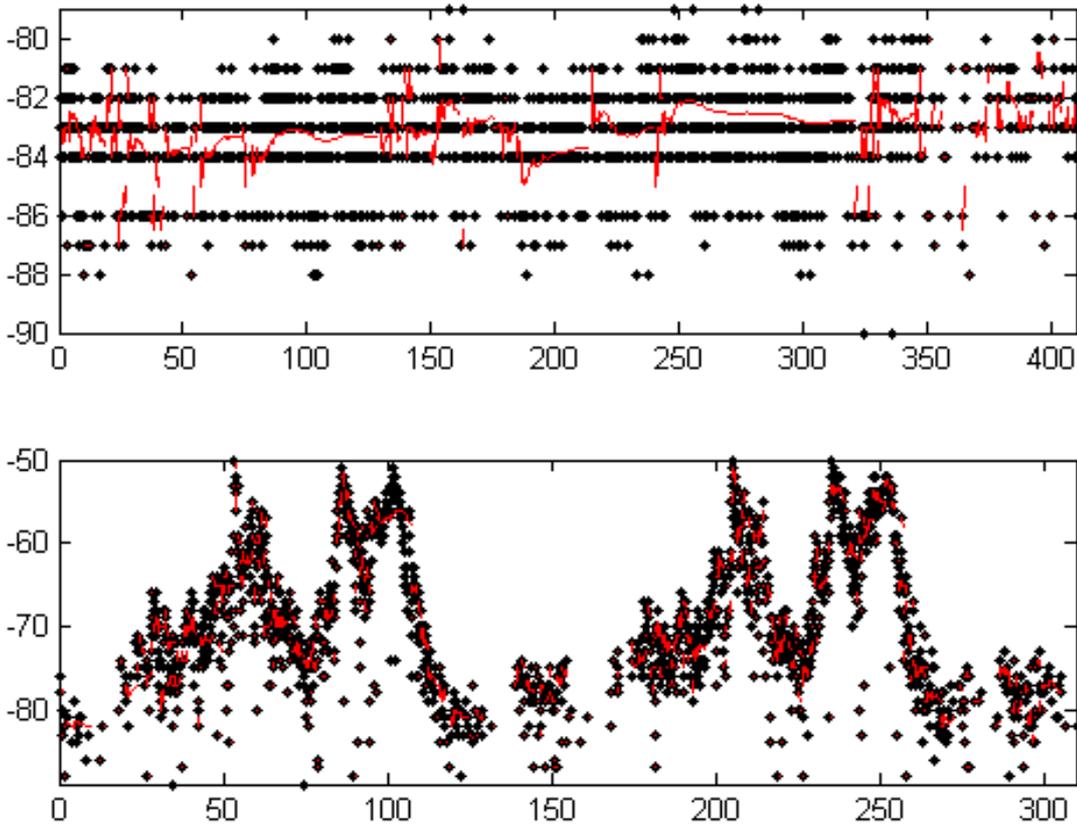


Fig. 4.51: Estimación MAS en  $ExtAP_5$  y  $ExtAP_6$  (de arriba a abajo)

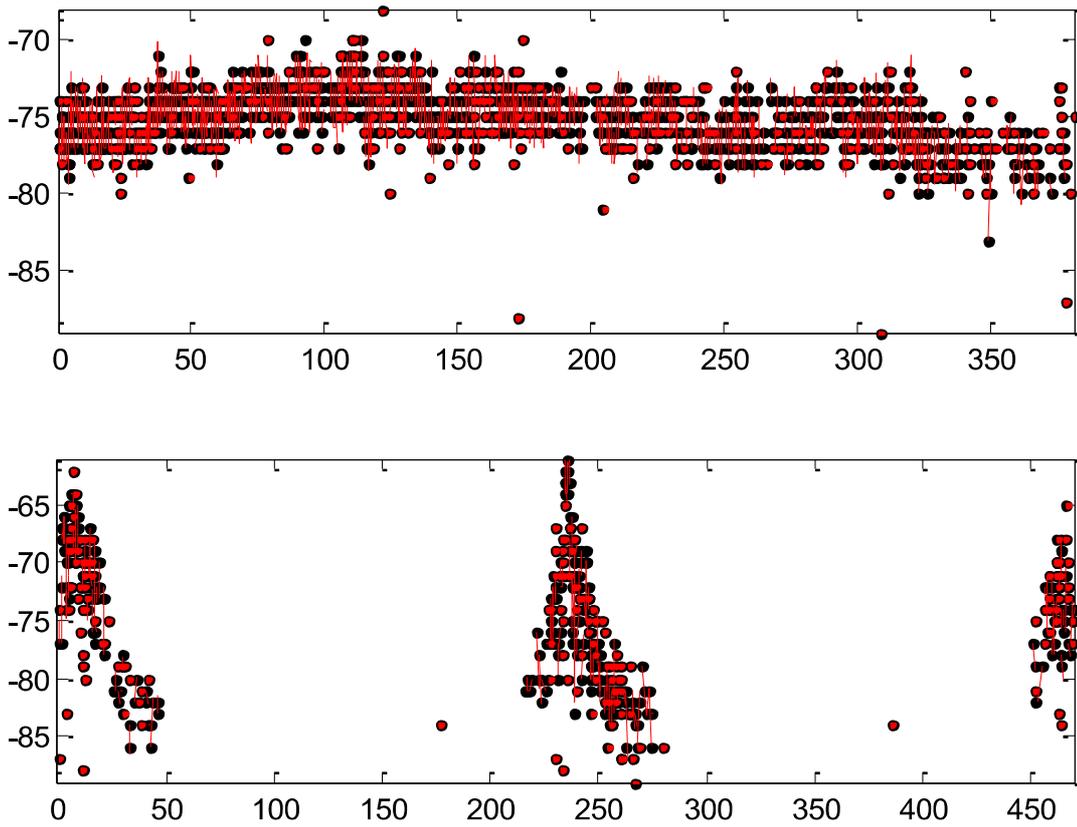


Fig. 4.52: Estimación TLG en  $ExtAP_7$  y  $ExtAP_8$  (de arriba a abajo)

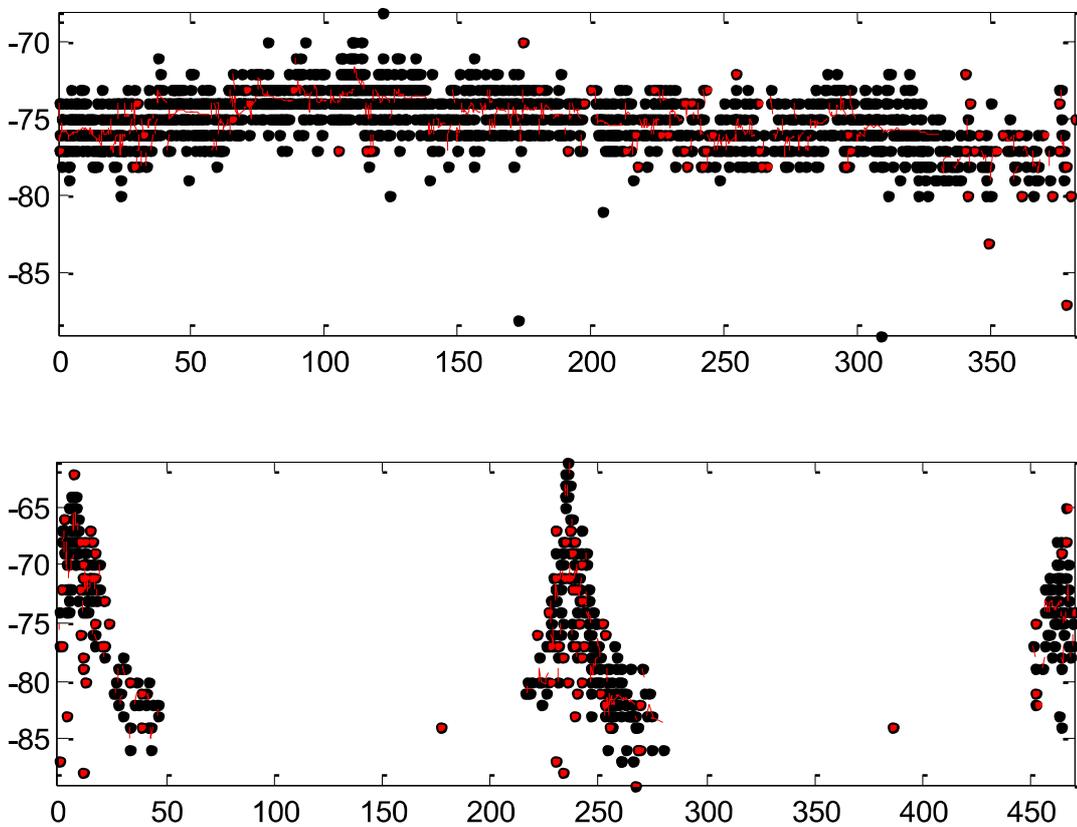
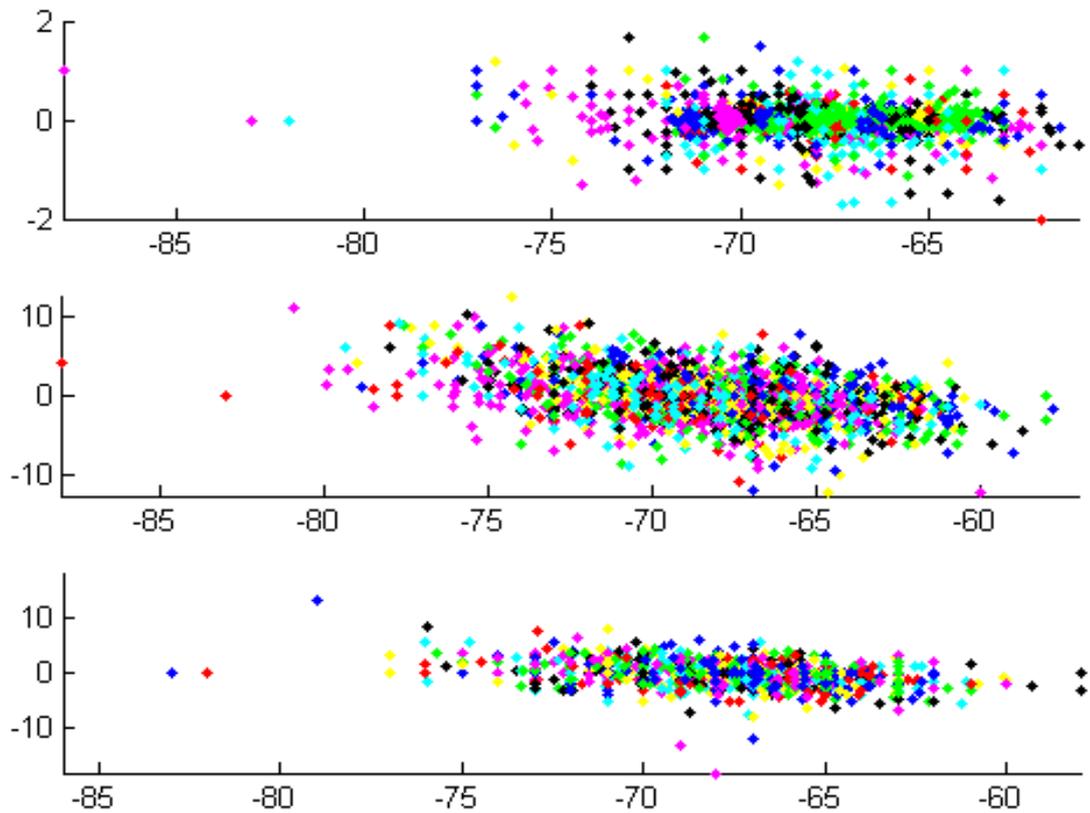
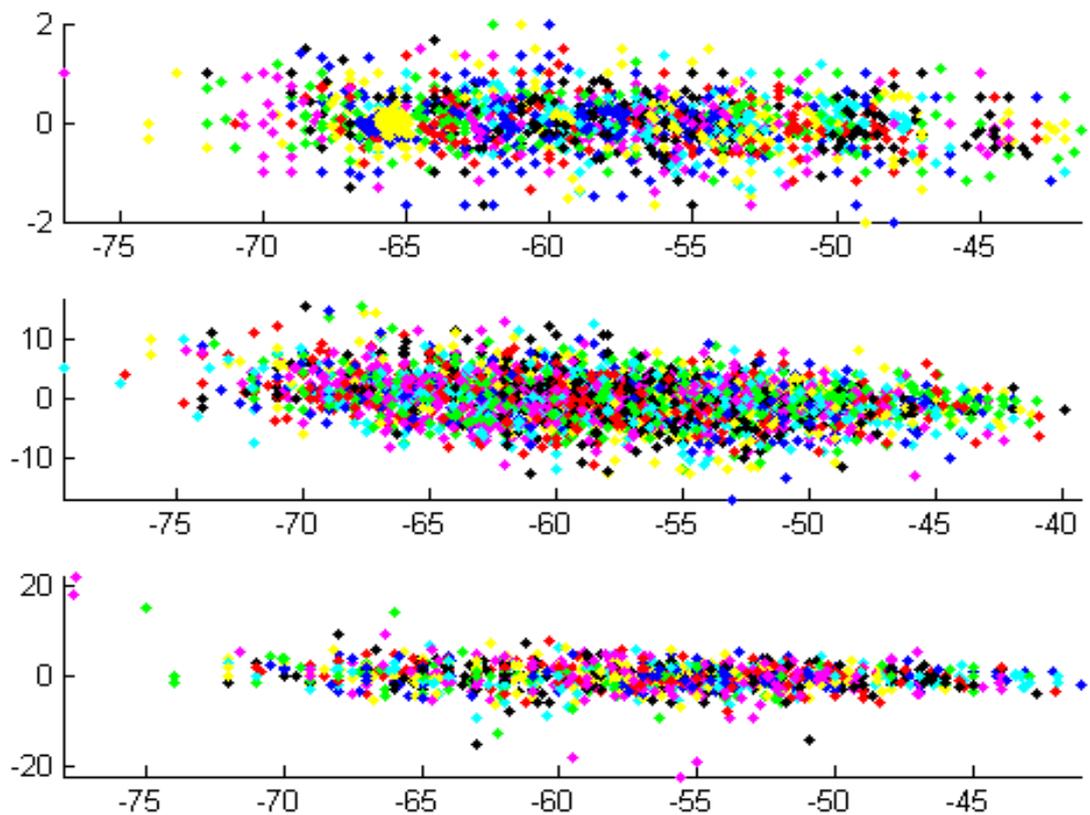


Fig. 4.53: Estimación MAS en  $ExtAP_7$  y  $ExtAP_8$  (de arriba a abajo)

Por último, analizaremos la estabilidad de las estimaciones. De nuevo nos concentraremos en los métodos derivados de nuestro modelo de Media Localizada puesto que no queremos renunciar a la precisión que, de acuerdo con la Tabla 4.11, nos proporcionan. En cada una de las gráficas desde Fig. 4.54 a Fig. 4.61 se ilustran los diagramas de dispersión de diferencias de las estimaciones para los escenarios  $ExtAP_1$  a  $ExtAP_8$  de los métodos MAS, WMAS y TLG (de arriba a abajo, en cada figura) respectivamente.

Si observamos los rangos de los ejes de ordenadas de cada una de las gráficas en cada figura, comprobaremos que vuelve a repetirse el mismo orden de estabilidad que en los escenarios interiores (Fig. 4.38 a Fig. 4.41), es decir: la estimación más estable es la generada por MAS, la más variable TLG, y WMAS se mantiene en el término medio, en todos los casos. Por lo tanto, tampoco apreciamos ningún cambio de comportamiento en el aspecto de estabilidad entre escenarios de interior y de exterior.

Por otro lado, también podemos hacer un análisis comparado de estabilidad entre escenarios estáticos respecto a escenarios en movimiento. Si, para cada uno de los métodos de estimación, contrastamos los rangos de amplitudes de los escenarios  $ExtAP_1$ ,  $ExtAP_3$ ,  $ExtAP_5$ , y  $ExtAP_7$  (Fig. 4.54, Fig. 4.56, Fig. 4.58 y Fig. 4.60, respectivamente) con sus homólogos en movimiento  $ExtAP_2$ ,  $ExtAP_4$ ,  $ExtAP_6$ , y  $ExtAP_8$  (Fig. 4.55, Fig. 4.57, Fig. 4.59 y Fig. 4.61, respectivamente), apreciaremos un incremento del rango de amplitudes en todos los casos. Esto es un síntoma claro de la variabilidad de la estimación RSSI conforme nos alejamos o acercamos al AP de referencia.

Fig. 4.54: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en  $ExtAP_1$  (de arriba a abajo)Fig. 4.55: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en  $ExtAP_2$  (de arriba a abajo)

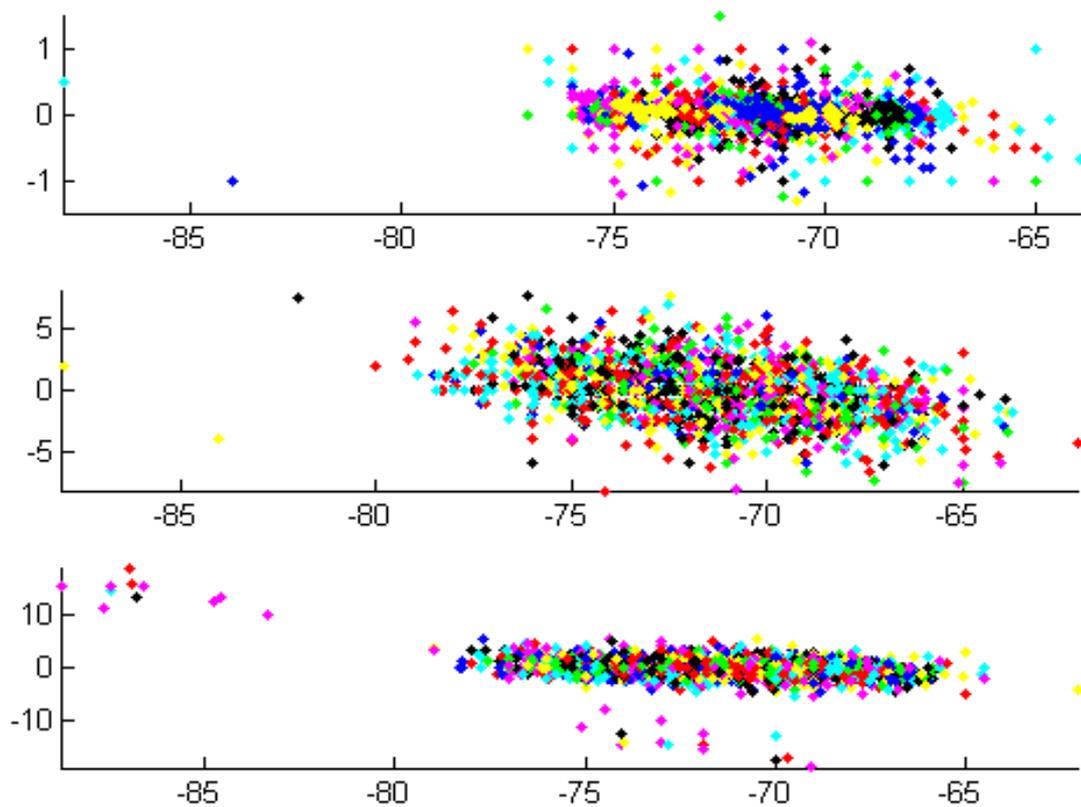


Fig. 4.56: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en  $ExtAP_3$  (de arriba a abajo)

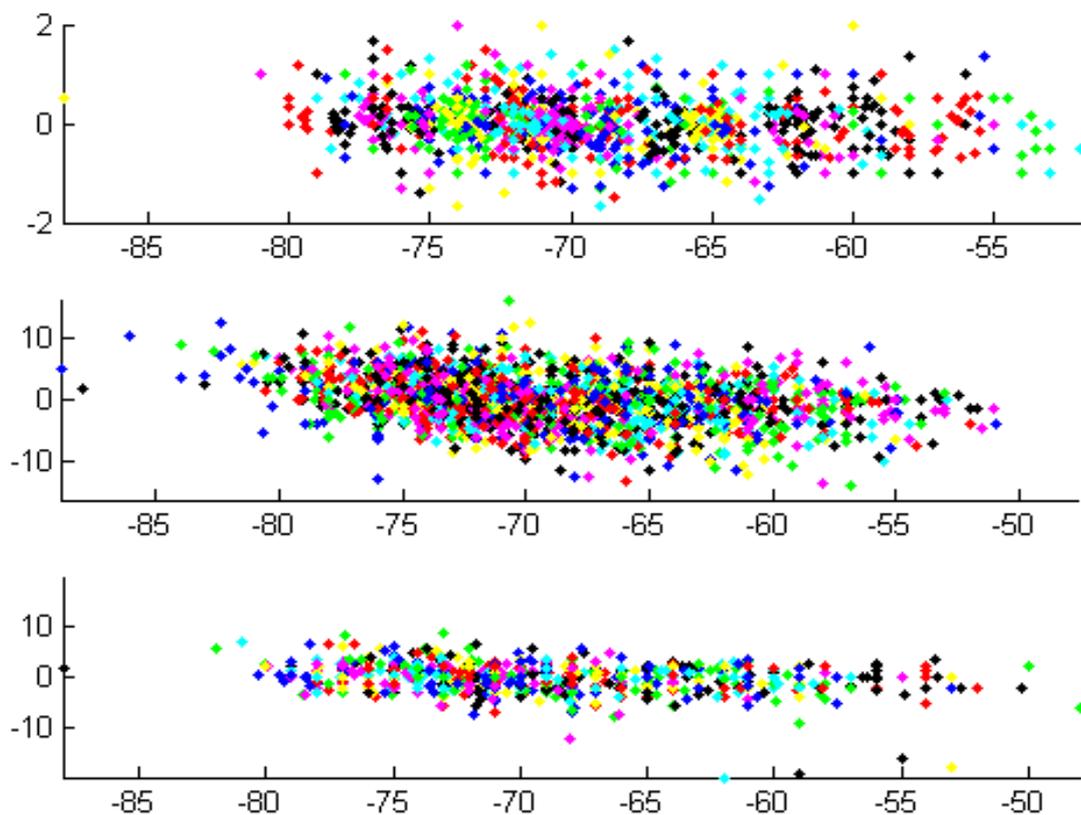
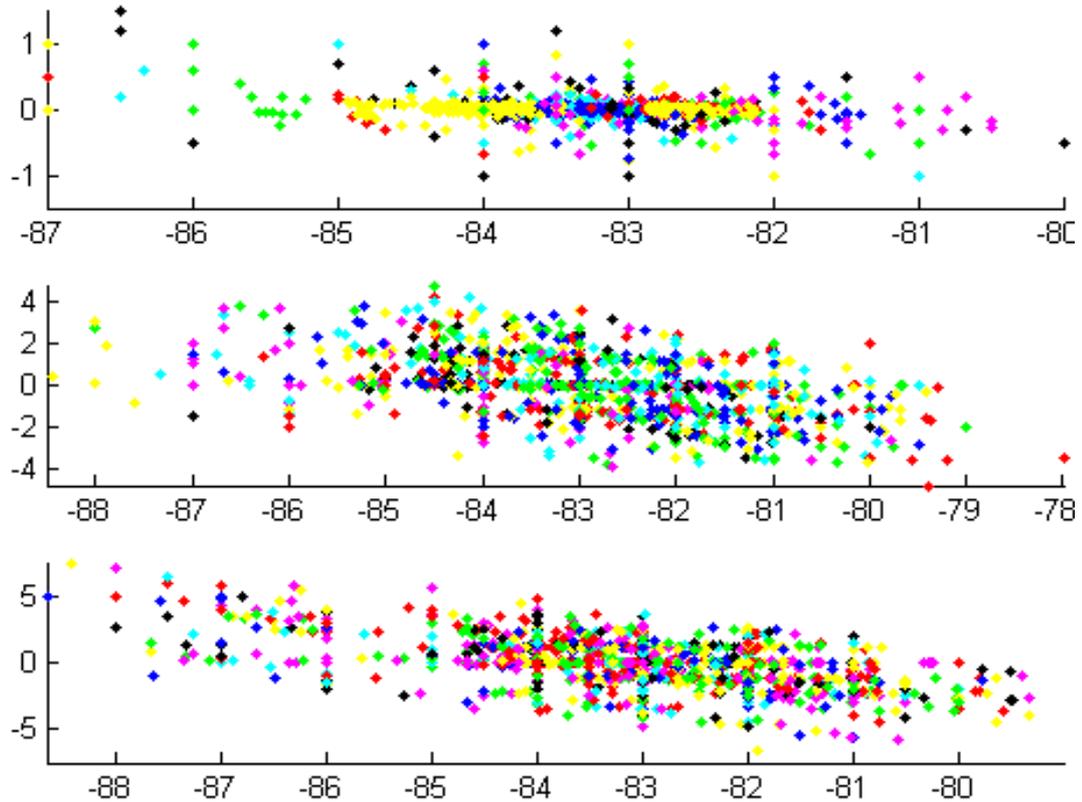
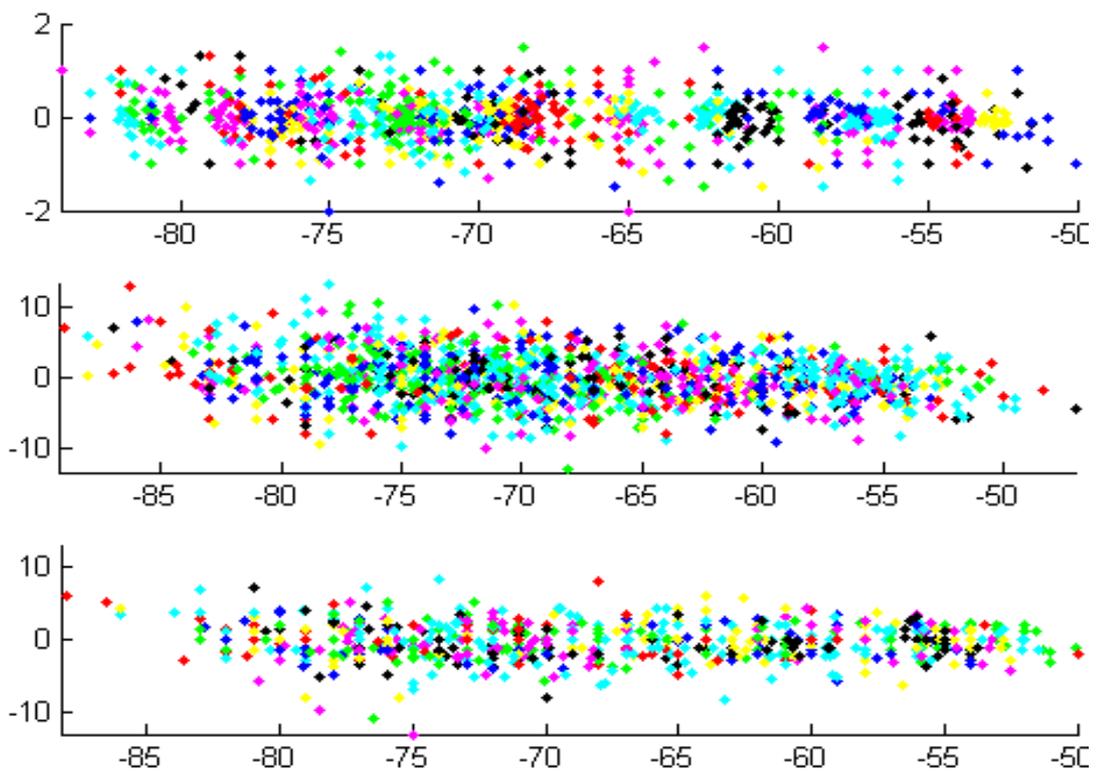


Fig. 4.57: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en  $ExtAP_4$  (de arriba a abajo)

Fig. 4.58: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en  $ExtAP_5$  (de arriba a abajo)Fig. 4.59: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en  $ExtAP_6$  (de arriba a abajo)

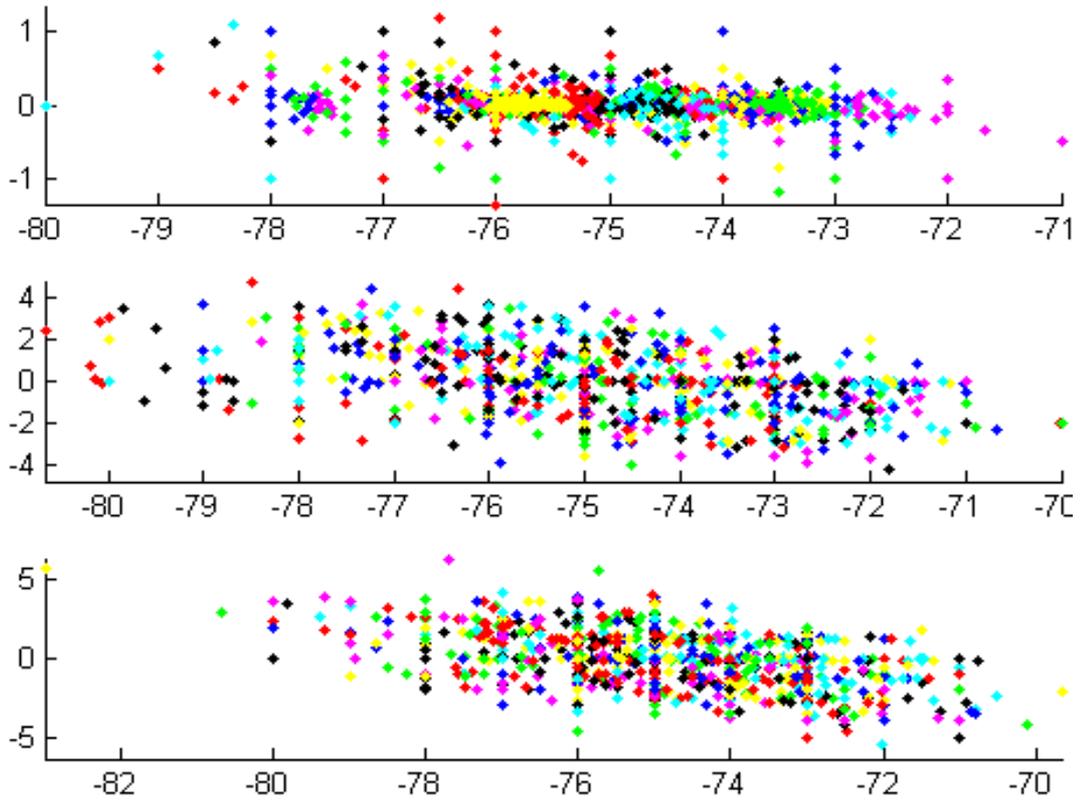


Fig. 4.60: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en  $ExtAP_7$  (de arriba a abajo)

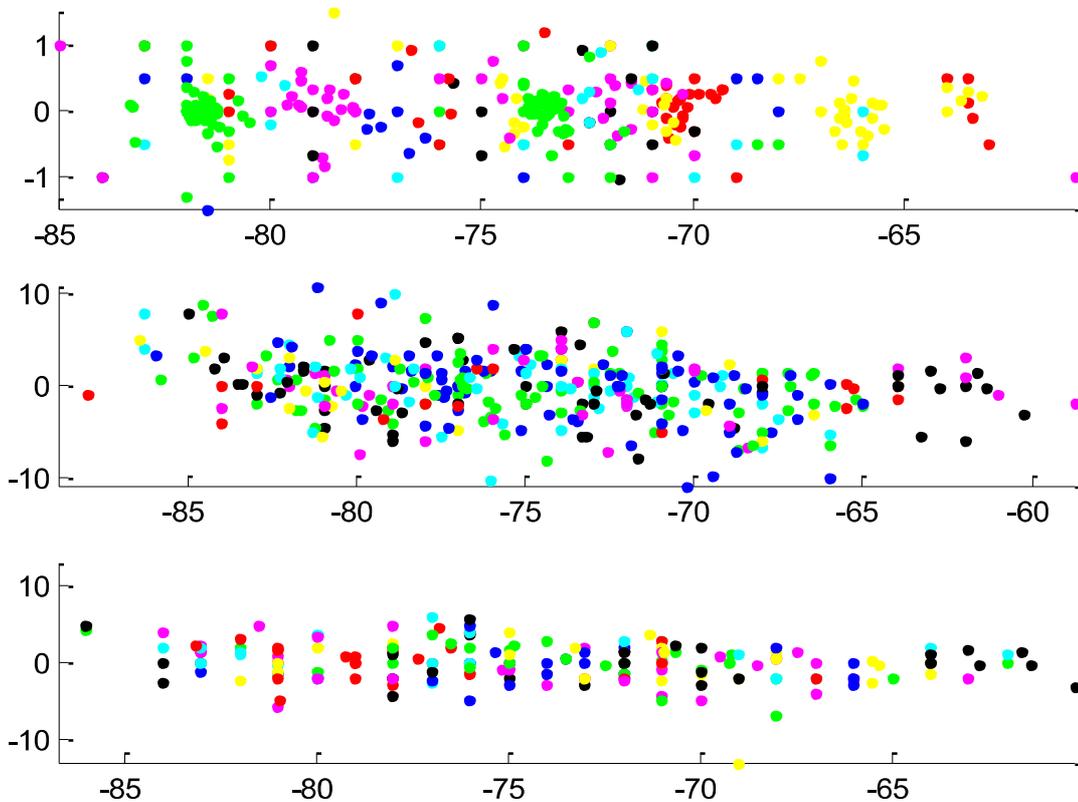


Fig. 4.61: Difusión diferencias MAS,WMAS,TLG en  $ExtAP_8$  (de arriba a abajo)

## 4.5 Aplicabilidad del modelo de la Media Localizada

Nuestro modelo permite estimar RSSI mediante algoritmos de menor complejidad, a la vez que más precisos, que el resto de métodos que conocemos; y no estima RSSI desafortunadamente durante los LUI. Por ello, se puede pasar a los niveles superiores de la arquitectura de red valores más precisos y cualitativamente mejores. No conocemos ningún método que tenga estas características.

Dado que la estimación del RSSI es un elemento clave en la definición de servicios inalámbricos eficientes en las redes actuales y futuras, analizamos brevemente cómo nuestro modelo puede impactar en la mejora de algunos de esos servicios. El objetivo es exponer cómo puede influir en el diseño de sistemas que representen nuevos avances en servicios telemáticos.

En *5th Generation mobile networks (5G)* [136–140] se combinan varias tecnologías de acceso radio de distinto tipo y generación. Una de éstas es WiFi, que debe interoperar con otras tecnologías (redes heterogéneas). Para manejar la complejidad de esta interoperación, se deben incluir procedimientos de red inteligentes; que manejen adecuadamente niveles de interferencia, movilidad, información sobre el tráfico, entre otros [141]. Nuestro modelo puede proporcionar, a estos mecanismos de control inteligentes, una estimación del nivel y estabilidad de la señal transmitida por diferentes AP que le permitan escoger el más adecuado en cada caso. Otra de las características de las redes 5G es que deben minimizar el retraso [142–146] en comenzar un servicio desde que el MC lo ha solicitado. No hay método de estimación RSSI, que nosotros conozcamos, excepto los basados en nuestro modelo, que permitan calcular una estadística de los LUI generados en la transmisión de los AP, facilitando la selección en cada momento del que menos retrasos experimente. Además, hay que tener en cuenta que las redes 5G se basan en dispositivos MIMO mediante los que nuestro modelo es capaz de realizar

estimaciones RSSI de los AP candidatos a conexión de diferentes canales simultáneamente, uno por cada antena.

*Software Defined Networking (SDN)* [147–151] y *Network Function Virtualization (NFV)* [152–156] son dos tecnologías de diseño de arquitectura de redes muy actuales que, entre otras aplicaciones, permiten manejar esta complejidad de interoperación de las redes 5G. Ambas tecnologías necesitan de la abstracción de procedimientos a nivel físico y de enlace para proveer primitivas de diseño de servicios virtualizados en los niveles superiores de la arquitectura de red. Mientras NFV tiene como objetivo sustituir los dispositivos electrónicos específicos (como routers, firewalls y otros) por funciones ejecutadas sobre una máquina virtual, soportable por un hardware genérico; SDN pretende separar el nivel de control de la red del mero intercambio de datos, de forma que se puedan centralizar las decisiones sobre dónde y cómo enviar esos datos. Con nuestro modelo de estimación RSSI se puede proporcionar un nivel de abstracción que proporcione información de encaminamiento inalámbrico de mayor calidad, cuantitativa y cualitativamente, que otros métodos. Por ejemplo, una *Application Programming Interface (API)* de SDN puede incluir el porcentaje de LUI en los últimos 5 segundos para informar acerca de las interrupciones intermitentes de estimaciones de un AP. Además, implementando nuestro método como una NFV, pueden lanzarse múltiples hilos que monitoricen a cada AP accesible. Este nivel de detalle de la información de conexión inalámbrica no lo podrían proporcionar otros métodos, que se limitan a interpolar la amplitud de la medida RSSI en las LUI, ignorando estos retrasos significativos.

Uno de los usos más importantes de la estimación RSSI en redes inalámbricas es el handover. Así, la API sugerida anteriormente es una alternativa excelente para apoyar este tipo de servicio. De hecho, el manejo eficiente del handover para procesos de *roaming* horizontal y vertical en las redes heterogéneas de 5G, usando técnicas de SDN, es un tópico importante actualmente [71,157,158]. Nuestra API podría proporcionar información de la estadística de número de ventanas, nivel

medio de RSSI y duración de LUI ocurridos recientemente, para que el nivel de aplicación pudiera interpretarlos adecuadamente, y ejecutar el procedimiento de handover con un resultado más eficaz, hacia un AP que proporcione una conexión más estable y duradera.

Otro aspecto importante a conocer en una conexión de red, tanto cableada como inalámbrica, es el *Ancho de Banda* de la conexión, o sea la velocidad máxima de transmisión entre AP y MC. Con esta información se puede distribuir la carga del AP de forma coherente entre los diferentes MC. La idea de usar RSSI para evaluar el ancho de banda no es nueva [159]. Sin embargo, actualmente, está prácticamente descartado [160,161], por la conocida variabilidad de este indicador. Sin embargo, nuestro modelo sí puede ayudar en la aproximación del ancho de banda, no solo porque puede proporcionar estimaciones más estables del RSSI, sino también porque puede añadir información adicional, como el número de ventanas de estimación por unidad de tiempo o la duración media de los LUI, que otra instancia (por ejemplo, un nivel superior de la arquitectura SDN) puede usar para estimar el ancho de banda. La importancia de conocer, en todo momento, la estimación de ancho de banda y potencia de transmisión es clave; porque influye en el modelo de negocio de proyectos de *Conectividad Ubicua* muy actuales como [162], que podrían redefinir el concepto económico de la conexión móvil a Internet en los próximos años.

También es de relevancia fundamental el servicio de localización, mediante el cual se determina la posición de un MC en diversos contextos. Así, por ejemplo, la localización de MC es una de las tecnologías clave en la construcción de Smart Cities [163–166]; en las que, tras un proceso de *Minado* o detección de patrones sobre esos datos de posicionamiento temporal, se pueden desarrollar aplicaciones importantes como la planificación del transporte urbano, salud pública, seguridad, y comercio. En las *Redes Vehiculares* [167–172], en las que los vehículos se comunican entre sí y con infraestructuras situadas en la carretera, para proporcionar aplicaciones como seguridad vial o simplemente acceso a internet; es fundamental la localización de los

MC y, tanto las aplicaciones mencionadas como los protocolos de comunicación, precisan de dicha información. En *Redes de Sensores* [173–178], dispositivos miniaturizados capaces de monitorizar condiciones físicas o ambientales basados en el estándar IEEE 802.15.4, es crucial el procedimiento de localización que permite, por ejemplo, comunicar la aparición de incendios en algún punto de la zona en que ha sido desplegada la red. Los sistemas de *Localización en Interiores* [179–185] permiten definir servicios dependientes de la posición en entornos donde no es posible hacerlo con otras tecnologías como el *Global Positioning System (GPS)*.

En todos los contextos mencionados, uno de los inconvenientes de estos sistemas de localización son los ciclos de histéresis; que se producen debido a la volatilidad temporal del RSSI, y provocan numerosas alteraciones significativas del posicionamiento estimado en reducidos intervalos de tiempo. Mientras los métodos de media móvil distorsionan el nivel medio procesando saltos esporádicos, nuestro modelo disminuye esa variabilidad excluyéndolos del cálculo y tratándolos como parte de otra ventana. Una API SDN que proporcione esta información permitiría al nivel de aplicación descartar las ventanas de una o pocas estimaciones y procesar el resto, que por construcción provocan menos ciclos de histéresis; y se podría incrementar el grado de estabilidad de la estimación de potencia de la señal si, entre los métodos derivados de nuestro modelo, optamos por uno como MAS. Por otro lado, nuestro modelo presenta una ventaja cualitativa crucial sobre los demás durante los LUI. Tal y como se ilustró en la sección 4.2.1, mientras que los demás métodos proporcionan una estimación falseada durante los intervalos prolongados de interrupción de envío de balizas, nuestro modelo informa a la aplicación de localización de esa circunstancia de cese de emisión. De esta forma, la aplicación está en disposición de seleccionar las estimaciones no falseadas de otros AP, como los que suministran las señales *MR2* y *MR3*, en el ejemplo ilustrado en la Fig. 4.16.

Para el encaminamiento en *Redes Ad hoc Móviles* [186–190], en las que las rutas de transmisión se establecen de forma dinámica siguiendo la secuencia de nodos

próximos que estén disponibles, nuestro modelo ayudaría a determinar qué nodos vecinos proporcionan la transmisión más estable, por ejemplo, seleccionando el nodo para el que MAS genere la estimación de mínima variabilidad media .

El *Sensado Móvil Participativo* [191–196] es una aplicación que invita a participar a usuarios de *Smartphones* y *Tablets* actuales, dotados de cámaras y otros sensores de bajo coste, a la recopilación distribuida de datos ambientales, salud u otros campos; que suelen despertar la conciencia altruista de compromiso social de dichos usuarios, bajo la promesa de que esos datos sean utilizados en estudios que reviertan en beneficio de todos. Como esos datos, generalmente, son altamente dependientes de la posición dinámica de los MC que incorporan los sensores, nuestro modelo de estimación de RSSI, en este contexto, aporta beneficios similares a los que citamos en la aplicación de Localización: una aproximación precisa y estable, evitando ciclos de histéresis, de la posición del MC respecto a los AP circundantes a partir de los que debe triangular su posición, seleccionando los que mejor estadística de ventanas y duración de LUI presenten.

La última aplicación que citamos es la *Mitigación Proactiva de los Efectos de Interrupciones del Servicio de Streaming Móvil*. En [197] se puede encontrar nuestro trabajo seminal que dio lugar a una línea extensa de trabajos posteriores [198–207], y recientemente se plantean trabajos de otros autores en esta línea [110,208–211]. Nuestro modelo puede ayudar a proactivamente informar sobre las interrupciones de servicio multimedia con la estadística de número de ventanas creadas, del valor de sus Medias Localizadas y la duración de los LUI, para que la aplicación pueda anticipar proactivamente qué tipo de interrupciones podría ocurrir en el futuro próximo. Con esa información, la aplicación de Streaming puede decidir, para evitar o paliar la posible interrupción, si debe aumentar el buffer temporal de recepción de tramas, o iniciar un proceso de handover a otro AP con mejor estadística, dependiendo del nivel de variabilidad que se infiera de los valores suministrados por nuestro modelo para el AP actual.



## **5 Conclusiones y trabajos futuros**

Es el momento de plantear las conclusiones derivadas del estudio que hemos realizado, así como los trabajos futuros que sería adecuado acometer a partir de este punto.

## 5.1 Conclusiones

El conjunto ordenado de medidas RSSI puede considerarse como una secuencia temporal que retorna a su valor medio, salvo saltos esporádicos que la desvían de esa tendencia a largo plazo. Sin embargo, ese valor medio no es fijo, sino que cambia de nivel cuando se produce un salto significativo. Por otro lado, si la desviación de amplitud es moderada, y no alcanza la categoría de salto, ésta queda absorbida dentro de la ventana de estimaciones. Este es justamente el esquema que sigue nuestro modelo de estimación que, ante los métodos clásicos que integran la amplitud de los saltos en la media de la ventana, ha demostrado unos mejores resultados tanto en proximidad a las medidas RSSI originales como en la estabilidad de la estimación. Hemos aclarado la importancia que tiene esta característica de estabilidad, que los otros métodos no consideran, para aplicaciones como la localización; que, ante secuencias de estimación de alta variabilidad, pueden entrar en ciclos de histéresis que desvirtúan el valor de posicionamiento generado a lo largo del tiempo.

Cuando no disponemos de RSSI de referencia para generar la estimación, durante un intervalo considerable de tiempo que denominamos LUI, dicha estimación no debe ser extrapolada con valores muy anteriores de RSSI, que pueden causar una distorsión que afecte negativamente a la aplicación de alto nivel. La alternativa adecuada es, simplemente, informarla de que no hay datos coherentes para suministrarle una estimación en el instante actual, y que en base a esto tome la decisión oportuna. Este es un comportamiento pionero en los métodos de estimación RSSI, no conocemos ningún otro que trate la información de LUI. Y esta información, por ejemplo en entornos 5G, donde una de las exigencias es la minimización de los retrasos en la transmisión multimedia, resulta de una importancia trascendental.

El patrón de estimación debe adaptarse, según las necesidades de la aplicación de alto nivel, para satisfacer diferentes características; entre las que destacan su grado de correlación con el conjunto de medidas RSSI originales, o su nivel de aproximación a

la tendencia media de dichas medidas. Solo nuestro modelo incluye esta posibilidad en su definición, a través de la modificación cualitativa o cuantitativa del umbral de amplitud RSSI. Así, hemos visto que TLG proporciona un nivel alto de precisión, a costa de una estabilidad más reducida; mientras que en MAS se invierten estos niveles, y en WMAS se alcanza un nivel medio en ambas características.

La estimación de la RSSI de un AP debe ser independiente del entorno en el que se evalúa, para que sea de utilidad cuando la comparamos con la evaluada en AP de otros entornos, por ejemplo, para decidir el candidato idóneo en un proceso de handover. Hemos demostrado que nuestro modelo de estimación se adapta perfectamente a escenarios heterogéneos de gran complejidad como son los entornos de interior, en los que se acumula una gran cantidad de AP saturando el espectro utilizado, y nos encontramos con recintos complejos cuyos tabiques y obstáculos generan alteraciones considerables de la señal electromagnética; pero también en escenarios exteriores que, con el auge del concepto Smart City y la tendencia ubicua de Internet, va cobrando cada vez más importancia. De los métodos comparados solo LS se preocupaba por esta heterogeneidad; y en los resultados demostramos que nuestro modelo de Media Localizada lo supera claramente.

## 5.2 Trabajos futuros

Los objetivos alcanzados en esta tesis podrían completarse con la implementación de un esquema de decisión que adapte el método de estimación a los requisitos del servicio de red que precise la monitorización de la transmisión.

Este esquema podría extenderse para decidir, además, qué conjunto de AP sería el idóneo para establecer la conexión, según los valores comparados de estimación de cada uno de ellos.

Ambos modelos deberían diseñarse siguiendo un algoritmo concurrente que, disponiendo de diversas fuentes de conexión y con el objetivo de atender a diferentes servicios de red, determinara la alternativa idónea en cada caso.

Además, el umbral de WT podría ajustarse de tal manera que, por ejemplo, el servicio de localización puede demandar a MAS un aumento de la precisión de su estimación cuando las condiciones del entorno estén generando una estimación suficientemente estable; o, al contrario, sacrificar aún más la precisión ante un entorno que genera alta variabilidad en la estimación.

Otra posible vía de ampliación sería que cada uno de los MC conectados a un determinado AP publicaran sus estadísticas, respecto a dicho AP, de número de ventanas, LUI, niveles medios de estimación, así como su propia localización actual, para que fueran accesibles en tiempo real al resto de los MC. Con dicha información se completaría el conocimiento del estado de la conexión y, por ejemplo, nuestro método de estimación podría determinar si un LUI está siendo causado por un uso excesivo del AP, o porque todos los afectados están ubicados en un área tras la que el AP está siendo ocultada por un obstáculo.

Por último, y aunque en esta tesis hemos tratado de extender el estudio de la señal inalámbrica en muchos tipos de escenarios heterogéneos, cabría extender este análisis a entornos que, aunque a priori parecen más exóticos, cada vez demandan más acceso a Internet. Uno de ellos es el medio acuático, en el que las embarcaciones precisan un medio más económico que el satélite, uno de los utilizados actualmente, para establecer sus comunicaciones en sus travesías fluviales o marítimas. Otro es el medio aéreo: en el que los pasajeros de aviones comerciales demandan accesos más sencillos y económicos para la comunicación de voz y datos; y otros dispositivos aéreos, cada vez más en auge, están aguardando para mejorar y extender sus servicios con la ayuda de la comunicación de datos a través de Internet.

## Bibliografía

- [1] F. Subhan, S. Ahmed, K. Ashraf, and M. Imran, “Extended Gradient RSSI Predictor and Filter for Signal Prediction and Filtering in Communication Holes,” *Wireless Personal Communications*, 2015, pp. 1–18.
- [2] L. Atzori, A. Iera, and G. Morabito, “The internet of things: A survey,” *Computer networks*, vol. 54, 2010, pp. 2787–2805.
- [3] S. Chandrakanth, K. Venkatesh, J.U. Mahesh, and K. Naganjaneyulu, “INTERNET OF THINGS,” 2014.
- [4] J. Gubbi, R. Buyya, S. Marusic, and M. Palaniswami, “Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions,” *Future Generation Computer Systems*, vol. 29, 2013, pp. 1645–1660.
- [5] H. Kopetz, “Internet of things,” *Real-time systems*, 2011, pp. 307–323.
- [6] G. Kortuem, F. Kawsar, D. Fitton, and V. Sundramoorthy, “Smart objects as building blocks for the internet of things,” *Internet Computing, IEEE*, vol. 14, 2010, pp. 44–51.
- [7] V. Madiseti and A. Bahga, “Internet of Things,” 2014.
- [8] C. Perera, A. Zaslavsky, P. Christen, and D. Georgakopoulos, “Context aware computing for the internet of things: A survey,” *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, vol. 16, 2014, pp. 414–454.
- [9] Q.-B. Sun, J. Liu, S. Li, C. FAN, and J. SUN, “Internet of Things: Summarize on Concepts, Architecture and Key Technology Problem [J],” *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, vol. 3, 2010, pp. 1–9.
- [10] R. Want, B.N. Schilit, and S. Jenson, “Enabling the Internet of Things,” *Computer*, 2015, pp. 28–35.
- [11] R.H. Weber and R. Weber, “Internet of Things,” 2010.
- [12] F. Xia, L.T. Yang, L. Wang, and A. Vinel, “Internet of things,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 25, 2012, p. 1101.
- [13] T.-Y. Chung, I. Mashal, O. Alsaryrah, T.-H. Hsu, C.-H. Chang, and W.-H. Kuo, “Design and implementation of light-weight smart home gateway for Social Web of Things,” *Ubiquitous and Future Networks (ICUFN), 2014 Sixth International Conf on*, 2014, pp. 425–430.
- [14] D.L. Hoffman and T.P. Novak, “Emergent Experience and the Connected Consumer in the Smart Home Assemblage and the Internet of Things,” *Available at SSRN 2648786*, 2015.

- 
- [15] Y. Jie, J.Y. Pei, L. Jun, G. Yun, and X. Wei, “Smart Home System Based on IOT Technologies,” *Computational and Information Sciences (ICCIS), 2013 Fifth International Conference on*, 2013, pp. 1789–1791.
- [16] S.D.T. Kelly, N.K. Suryadevara, and S.C. Mukhopadhyay, “Towards the implementation of IoT for environmental condition monitoring in homes,” *Sensors Journal, IEEE*, vol. 13, 2013, pp. 3846–3853.
- [17] B. Li and J. Yu, “Research and application on the smart home based on component technologies and Internet of Things,” *Procedia Engineering*, vol. 15, 2011, pp. 2087–2092.
- [18] X. Li, L. Nie, S. Chen, D. Zhan, and X. Xu, “An IoT Service Framework for Smart Home: Case Study on HEM,” *Mobile Services (MS), 2015 IEEE International Conference on*, 2015, pp. 438–445.
- [19] T. Perumal, M.N. Sulaiman, N. Mustapha, A. Shahi, and R. Thinaharan, “Proactive architecture for Internet of Things (IoTs) management in smart homes,” *Consumer Electronics (GCCE), 2014 IEEE 3rd Global Conference on*, 2014, pp. 16–17.
- [20] M. Soliman, T. Abiodun, T. Hamouda, J. Zhou, and C.-H. Lung, “Smart home: Integrating internet of things with web services and cloud computing,” *Cloud Computing Technology and Science (CloudCom), 2013 IEEE 5th International Conference on*, vol. 2, 2013, pp. 317–320.
- [21] S. Yoon, H. Park, and H.S. Yoo, “Security Issues on Smarthome in IoT Environment,” *Computer Science and its Applications*, 2015, pp. 691–696.
- [22] T. Bakıcı, E. Almirall, and J. Wareham, “A smart city initiative: The case of Barcelona,” *Journal of the Knowledge Economy*, vol. 4, 2013, pp. 135–148.
- [23] A. Caragliu, C. Del Bo, and P. Nijkamp, “Smart cities in Europe,” *Journal of urban technology*, vol. 18, 2011, pp. 65–82.
- [24] H. Chourabi, T. Nam, S. Walker, J.R. Gil-Garcia, S. Mellouli, K. Nahon, T. Pardo, H.J. Scholl, and others, “Understanding smart cities: An integrative framework,” *System Science (HICSS), 2012 45th Hawaii International Conference on*, 2012, pp. 2289–2297.
- [25] L. Filipponi, A. Vitaletti, G. Landi, V. Memeo, G. Laura, and P. Pucci, “Smart city: An event driven architecture for monitoring public spaces with heterogeneous sensors,” *Sensor Technologies and Applications (SENSORCOMM), 2010 Fourth International Conference on*, 2010, pp. 281–286.
- [26] R. Kitchin, “The real-time city? Big data and smart urbanism,” *GeoJournal*, vol. 79, 2014, pp. 1–14.

- 
- [27] T. Nam and T.A. Pardo, "Conceptualizing smart city with dimensions of technology, people, and institutions," *Proceedings of the 12th Annual International Digital Government Research Conference: Digital Government Innovation in Challenging Times*, 2011, pp. 282–291.
- [28] T. Nam and T.A. Pardo, "Smart city as urban innovation: Focusing on management, policy, and context," *Proceedings of the 5th International Conference on Theory and Practice of Electronic Governance*, 2011, pp. 185–194.
- [29] H. Schaffers, N. Komminos, M. Pallot, B. Trousse, M. Nilsson, and A. Oliveira, "Smart Cities and the Future Internet: Towards Cooperation Frameworks for Open Innovation.," *Future Internet Assembly*, vol. 6656, 2011, pp. 431–446.
- [30] J.M. Shapiro, "Smart cities: quality of life, productivity, and the growth effects of human capital," *The review of economics and statistics*, vol. 88, 2006, pp. 324–335.
- [31] K. Su, J. Li, and H. Fu, "Smart city and the applications," *Electronics, Communications and Control (ICECC), 2011 International Conference on*, 2011, pp. 1028–1031.
- [32] S. Amendola, R. Lodato, S. Manzari, C. Occhiuzzi, and G. Marrocco, "RFID technology for IoT-based personal healthcare in smart spaces," *Internet of Things Journal, IEEE*, vol. 1, 2014, pp. 144–152.
- [33] X. Jia, Q. Feng, T. Fan, and Q. Lei, "RFID technology and its applications in Internet of Things (IoT)," *Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet), 2012 2nd International Conference on*, 2012, pp. 1282–1285.
- [34] B. Khoo, "RFID-from Tracking to the Internet of Things: A Review of Developments," *Proceedings of the 2010 IEEE/ACM Int'l Conference on Green Computing and Communications & Int'l Conference on Cyber, Physical and Social Computing*, 2010, pp. 533–538.
- [35] E. Welbourne, L. Battle, G. Cole, K. Gould, K. Rector, S. Raymer, M. Balazinska, and G. Borriello, "Building the internet of things using RFID: the RFID ecosystem experience," *Internet Computing, IEEE*, vol. 13, 2009, pp. 48–55.
- [36] L. Yang, Y. Peng, W. Bailing, Q. Yun, and Y. Xinling, "A bi-direction authentication protocol for RFID based on the variable update in IOT," *Proceedings of the 2nd International Conference on Computer and Applications ASTL*, vol. 17, 2013, pp. 23–26.

- 
- [37] B.-R. Ryu, T.S. Lee, and H.-G. Ryu, “Design of smart refrigerator for ubiquitous healthcare,” 2009.
- [38] M. Sone, “Household consumable item automatic replenishment system including intelligent refrigerator,” 2001.
- [39] N. Streitz, C. Röcker, T. Prante, D. Van Alphen, R. Stenzel, C. Magerkurth, and others, “Designing smart artifacts for smart environments,” *Computer*, vol. 38, 2005, pp. 41–49.
- [40] S. Prapulla, G. Shobha, and T. Thanuja, “SMART REFRIGERATOR USING INTERNET OF THINGS.”
- [41] R.C. Hou, X. Wang, and X.Y. Wang, “A Food Management System Based on IOT for Smart Refrigerator,” *Applied Mechanics and Materials*, vol. 427, 2013, pp. 2936–2939.
- [42] L. Diez, L. Rodriguez de Lope, R. Agüero, Y. Corre, J. Stephan, M. Brau Siradel, S. Aerts, G. Vermeeren, L. Martens, and W. Joseph, “Optimal dosimeter deployment into a smart city IoT platform for wideband EMF exposure assessment,” *Networks and Communications (EuCNC), 2015 European Conference on*, 2015, pp. 528–532.
- [43] R. Jalali, K. El-khatib, and C. McGregor, “Smart city architecture for community level services through the internet of things,” *Intelligence in Next Generation Networks (ICIN), 2015 18th International Conference on*, 2015, pp. 108–113.
- [44] R. Lea, M. Blackstock, D. Vogt, and N. Giang, “Smart cities: engaging users and developers to foster innovation ecosystems,” 2015.
- [45] A. Medvedev, A. Zaslavsky, S. Khoruzhnikov, and V. Grudin, “Reporting Road Problems in Smart Cities Using OpenIoT Framework,” *Interoperability and Open-Source Solutions for the Internet of Things*, 2015, pp. 169–182.
- [46] A. Zanella, N. Bui, A. Castellani, L. Vangelista, and M. Zorzi, “Internet of things for smart cities,” *Internet of Things Journal, IEEE*, vol. 1, 2014, pp. 22–32.
- [47] Y. Zheng, S. Rajasegarar, and C. Leckie, “Parking availability prediction for sensor-enabled car parks in smart cities,” *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP), 2015 IEEE Tenth International Conference on*, 2015, pp. 1–6.
- [48] M. Andrews, K. Kumaran, K. Ramanan, A. Stolyar, P. Whiting, and R. Vijayakumar, “Providing quality of service over a shared wireless link,” *IEEE Communications magazine*, vol. 39, 2001, pp. 150–154.

- 
- [49] G. Holland, N. Vaidya, and P. Bahl, “A rate-adaptive MAC protocol for multi-hop wireless networks,” *Proceedings of the 7th annual international conference on Mobile computing and networking*, 2001, pp. 236–251.
- [50] J. Tang and X. Zhang, “Quality-of-service driven power and rate adaptation over wireless links,” *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, vol. 6, 2007, pp. 3058–3068.
- [51] V. Tarokh, N. Seshadri, and A.R. Calderbank, “Space-time codes for high data rate wireless communication: Performance criterion and code construction,” *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 44, 1998, pp. 744–765.
- [52] D. Wu and R. Negi, “Effective capacity: a wireless link model for support of quality of service,” *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, vol. 2, 2003, pp. 630–643.
- [53] A. Vlavianos, L.K. Law, I. Broustis, S.V. Krishnamurthy, and M. Faloutsos, “Assessing link quality in IEEE 802.11 wireless networks: which is the right metric?,” *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2008. PIMRC 2008. IEEE 19th International Symposium on*, 2008, pp. 1–6.
- [54] K. Balachandran, S.R. Kadaba, and S. Nanda, “Channel quality estimation and rate adaptation for cellular mobile radio,” *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, vol. 17, 1999, pp. 1244–1256.
- [55] N. Baccour, A. Koubaa, L. Mottola, M.A. Zuniga, H. Youssef, C.A. Boano, and M. Alves, “Radio link quality estimation in wireless sensor networks: a survey,” *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, vol. 8, 2012, p. 34.
- [56] K. Benkic, M. Malajner, P. Planinšic, and Ž. Cucej, “Using RSSI value for distance estimation in wireless sensor networks based on ZigBee,” *Systems, signals and image processing, 2008. IWSSIP 2008. 15th international conference on*, 2008, pp. 303–306.
- [57] L. Deek, E. Garcia-Villegas, E. Belding, S.-J. Lee, and K. Almeroth, “Joint rate and channel width adaptation for 802.11 MIMO wireless networks,” *Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON), 2013 10th Annual IEEE Communications Society Conference on*, 2013, pp. 167–175.
- [58] V. Jungnickel, K. Manolakis, W. Zirwas, B. Panzner, V. Braun, M. Lossow, M. Sternad, R. Apelfröjd, and T. Svensson, “The role of small cells, coordinated multipoint, and massive MIMO in 5G,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 52, 2014, pp. 44–51.
- [59] S. Roger Varea, J. Cabrejas Peñuelas, D. Calabuig Soler, J.F. Monserrat Del Rio, Y. Fouad, R.H. Gohary, and H. Yanikomeroğlu, “Non-coherent MIMO

- Communication for the 5th Generation Mobile: Overview and Practical Aspects,” *Waves*, vol. 6, 2014, pp. 5–15.
- [60] F.W. Vook, A. Ghosh, T. Thomas, and others, “MIMO and beamforming solutions for 5G technology,” *Microwave Symposium (IMS), 2014 IEEE MTT-S International*, 2014, pp. 1–4.
- [61] S. Wu, C.-X. Wang, E.-H.M. Aggoune, M.M. Alwakeel, and Y. He, “A non-stationary 3-D wideband twin-cluster model for 5G massive mimo channels,” *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, vol. 32, 2014, pp. 1207–1218.
- [62] P. Bellavista, A. Corradi, and C. Giannelli, “Evaluating filtering strategies for decentralized handover prediction in the wireless internet,” *Computers and Communications, 2006. ISCC’06. Proceedings. 11th IEEE Symposium on*, 2006, pp. 167–174.
- [63] P. Bellavista, A. Corradi, and C. Giannelli, “Adaptive buffering-based on handoff prediction for wireless internet continuous services,” *High Performance Computing and Communications*, 2005, pp. 1021–1032.
- [64] P. Bellavista, A. Corradi, and C. Giannelli, “Mobile proxies for proactive buffering in wireless internet multimedia streaming,” *Distributed Computing Systems Workshops, 2005. 25th IEEE International Conference on*, 2005, pp. 297–304.
- [65] C.-H. Lee and C.-J. Yu, “An intelligent handoff algorithm for wireless communication systems using grey prediction and fuzzy decision system,” *Networking, Sensing and Control, 2004 IEEE International Conference on*, vol. 1, 2004, pp. 541–546.
- [66] S.-T. Sheu and C.-C. Wu, “Using grey prediction theory to reduce handoff overhead in cellular communication systems,” *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2000. PIMRC 2000. The 11th IEEE International Symposium on*, vol. 2, 2000, pp. 782–786.
- [67] J. Fourier, “Theorie analytique de la chaleur, par M. Fourier,” 1822.
- [68] R.E. Kalman, “A new approach to linear filtering and prediction problems,” *Journal of Fluids Engineering*, vol. 82, 1960, pp. 35–45.
- [69] P. Del Moral, “Non-linear filtering: interacting particle resolution,” *Markov processes and related fields*, vol. 2, 1996, pp. 555–581.
- [70] J. Park and Y. Lim, “A handover prediction model and its application to link layer triggers for fast handover,” *Wireless personal communications*, vol. 52, 2010, pp. 501–516.

- 
- [71] A.S. Sadiq, K.A. Bakar, K.Z. Ghafoor, J. Lloret, and S. Mirjalili, “A smart handover prediction system based on curve fitting model for Fast Mobile IPv6 in wireless networks,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 27, 2014, pp. 969–990.
- [72] A. Suárez, K.A. Elbatsh, and E. Macías, “Gradient rssi filter and predictor for wireless network algorithms and protocols,” *Network Protocols and Algorithms*, vol. 2, 2010, pp. 1–26.
- [73] E. Chin, D. Chieng, V. Teh, M. Natkaniec, K. Loziak, and J. Gozdecki, “Wireless link prediction and triggering using modified Ornstein–Uhlenbeck jump diffusion process,” *Wireless Networks*, vol. 20, 2014, pp. 379–396.
- [74] X. Long and B. Sikdar, “A real-time algorithm for long range signal strength prediction in wireless networks,” *Wireless Communications and Networking Conference, 2008. WCNC 2008. IEEE*, IEEE, 2008, pp. 1120–1125.
- [75] A. Suárez, J.A. Santana, E.M. Macías-Lopez, V.E. Mena, J.M. Canino, and D. Marrero, “RSSI Prediction in WiFi Considering Realistic Heterogeneous Restrictions,” *Network Protocols and Algorithms*, vol. 6, 2014, pp. 19–40.
- [76] Z. Zheng, Y. Chen, T. He, L. Sun, and D. Chen, “Feature Learning for Fingerprint-Based Positioning in Indoor Environment,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 2015, 2015.
- [77] R. Stankiewicz, P. Cholda, and A. Jajszczyk, “QoX: What is it really?,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 49, Apr. 2011, pp. 148–158.
- [78] UIT-T, “Sector de Normalización de las Telecomunicaciones de la UIT,” [Online; accessed 28-April-2015] <<http://www.itu.int/es/ITU-T/Pages/default.aspx>>, 2015.
- [79] T. Van Vleck, “Electronic mail and text messaging in CTSS, 1965-1973,” *Annals of the History of Computing, IEEE*, vol. 34, 2012, pp. 4–6.
- [80] J. Ares and E. Aibar, “The Evolution of P2P networks for file exchange: the interaction between social controversy and technical change,” *Actes d’història de la ciència i de la tècnica*, 2011, pp. 55–74.
- [81] L. Napster, “Napster,” URL: <http://www.napster.com>, 2001.
- [82] Y. Kulbak, D. Bickson, and others, “The eMule protocol specification,” *eMule project*, <http://sourceforge.net>, 2005.
- [83] B. Cohen, “The BitTorrent protocol specification,” 2008.
- [84] T. Berners-Lee, M. Fischetti, and M.L. Foreword By-Dertouzos, “Weaving the Web: The original design and ultimate destiny of the World Wide Web by its inventor,” 2000.

- 
- [85] L.A. Barroso, J. Dean, and U. Hölzle, “Web search for a planet: The Google cluster architecture,” *Micro, Ieee*, vol. 23, 2003, pp. 22–28.
- [86] C.M. Rodríguez, “Wikipedia: Inteligencia colectiva en la red,” 2012.
- [87] K.M. Baloun, “Inside Facebook: Life, Work and Visions of Greatness,” 2007.
- [88] J. Postel and J.K. Reynolds, “Telnet protocol specification,” 1983.
- [89] A. Bhushan, “RFC-114, File Transfer Protocol,” 1971.
- [90] RedIris, “RedIris FTP,” [Online; accessed 21-September-2015] <<ftp://ftp.rediris.es/>>, 2015.
- [91] J.M. Te, S.M. Asbir, R.L. de la Cruz, N.M. Jabel, K. Refugido, and D. Marcial, “Developing E-Radio: An Online Audio Streaming Application,” *Parallel and Distributed Processing with Applications Workshops (ISPAW), 2011 Ninth IEEE International Symposium on*, May. 2011, pp. 322–327.
- [92] SHOUTcast, “SHOUTcast,” [Online; accessed 21-September-2015] <<http://www.shoutcast.com/>>, 2015.
- [93] Live365, “Live365 Internet Radio Network,” [Online; accessed 21-September-2015] <<http://www.live365.com/>>, 2015.
- [94] A. Ltd and O. Media, “Cambridge iTV trial,” [Online; accessed 20-September-2015] <<http://http://koo.corpus.cam.ac.uk/projects/itv/>>, 2015.
- [95] J. Burgess and J. Green, “YouTube: Online video and participatory culture,” 2013.
- [96] X. Cheng, J. Liu, and C. Dale, “Understanding the characteristics of internet short video sharing: A youtube-based measurement study,” *Multimedia, IEEE Transactions on*, vol. 15, 2013, pp. 1184–1194.
- [97] A. Cohen and L. Haramaty, “Audio transceiver,” 1998.
- [98] M. Spencer, B. Capouch, E. Guy, F. Miller, and K. Shumard, “IAX: Inter-Asterisk eXchange Version 2,” 2010.
- [99] R.-G. Cheng, P.-Y. Tsai, P.-C. Lin, C.-L. Lian, T.-H. Liu, H.-C. Chou, S.-L. Tsao, and S. Yang, “Design and implementation of a Skype Protocol Analyzer,” *Communications and Network Security (CNS), 2013 IEEE Conference on*, 2013, pp. 375–376.
- [100] M. Mills, “The audiovisual telephone. A brief history,” 2012.
- [101] B. Delaney, “Instant Messaging 84 Success Secrets - 84 Most Asked Questions on Instant Messaging - What You Need to Know,” 2014.
- [102] K. Church and R. de Oliveira, “What’s up with whatsapp?: comparing mobile instant messaging behaviors with traditional SMS,” *Proceedings of the 15th*

---

*international conference on Human-computer interaction with mobile devices and services*, 2013, pp. 352–361.

- [103] S. McNulty, “The Google+ Guide: Circles, Photos, and Hangouts,” 2011.
- [104] A. Ofcom, “The Communications Market Report 2014,” 2014.
- [105] M. Hassenzahl and N. Tractinsky, “User experience-a research agenda,” *Behaviour & information technology*, vol. 25, 2006, pp. 91–97.
- [106] C.D. Dimitriou, C.X. Mavromoustakis, G. Mastorakis, and E. Pallis, “On the performance response of delay-bounded energy-aware bandwidth allocation scheme in wireless networks,” *Communications Workshops (ICC), 2013 IEEE International Conference on*, 2013, pp. 631–636.
- [107] B. Han, X. Wang, N. Choi, T. Kwon, and Y. Choi, “Amvs-ndn: Adaptive mobile video streaming and sharing in wireless named data networking,” *Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS), 2013 IEEE Conference on*, 2013, pp. 375–380.
- [108] H.-L. Lin, T.-Y. Wu, and C.-Y. Huang, “Cross layer adaptation with QoS guarantees for wireless scalable video streaming,” *Communications Letters, IEEE*, vol. 16, 2012, pp. 1349–1352.
- [109] W. Song and W. Zhuang, “Performance analysis of probabilistic multipath transmission of video streaming traffic over multi-radio wireless devices,” *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, vol. 11, 2012, pp. 1554–1564.
- [110] J. Wu, B. Cheng, C. Yuen, Y. Shang, and J. Chen, “Distortion-aware concurrent multipath transfer for mobile video streaming in heterogeneous wireless networks,” *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, vol. 14, 2015, pp. 688–701.
- [111] J. Wu, Y. Shang, B. Cheng, B. Wu, and J. Chen, “Loss tolerant bandwidth aggregation for multihomed video streaming over heterogeneous wireless networks,” *Wireless personal communications*, vol. 75, 2014, pp. 1265–1282.
- [112] J. Wu, J. Yang, X. Wu, and J. Chen, “A low latency scheduling approach for high definition video streaming over heterogeneous wireless networks,” *Global Communications Conference (GLOBECOM), 2013 IEEE*, 2013, pp. 1723–1729.
- [113] “IEEE Standard for Information Technology- Telecommunications and Information Exchange Between Systems-Local and Metropolitan Area Networks-Specific Requirements-Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications,” *IEEE Std 802.11-1997*, 1997, pp. i–445.

- [114] “IEEE Standard for Information Technology - Telecommunications and Information Exchange Between Systems - Local and Metropolitan Area Networks - Specific Requirements. - Part 15.1: Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for Wireless Personal Area Networks (WPANs),” *IEEE Std 802.15.1-2005 (Revision of IEEE Std 802.15.1-2002)*, 2005, pp. 0\_1–580.
- [115] J. Milanovic, S. Rimac-Drlje, and K. Bejuk, “Comparison of propagation models accuracy for WiMAX on 3.5 GHz,” *Electronics, Circuits and Systems, 2007. ICECS 2007. 14th IEEE International Conference on*, IEEE, 2007, pp. 111–114.
- [116] C. Cordeiro, K. Challapali, D. Birru, and N. Sai Shankar, “IEEE 802.22: the first worldwide wireless standard based on cognitive radios,” *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005. 2005 First IEEE International Symposium on*, 2005, pp. 328–337.
- [117] H.T. Friis, “A Note on a Simple Transmission Formula,” *Proceedings of the IRE*, vol. 34, May. 1946, pp. 254–256.
- [118] “IEEE Standard for Telecommunications and Information Exchange Between Systems - LAN/MAN Specific Requirements - Part 11: Wireless Medium Access Control (MAC) and physical layer (PHY) specifications: High Speed Physical Layer in the 5 GHz band,” *IEEE Std 802.11a-1999*, Dec. 1999, pp. 1–102.
- [119] J. Bardwell, “You Believe You Understand What You Think I Said...,” *The truth about*, vol. 802, 2004.
- [120] J. Bardwell, “Converting signal strength percentage to dBm values,” 2002.
- [121] J. Tourrilhes, “Wireless tools for linux,” [Online; accessed 22-August-2015] <[http://www.hpl.hp.com/personal/Jean\\_Tourrilhes/Linux/Tools.html](http://www.hpl.hp.com/personal/Jean_Tourrilhes/Linux/Tools.html)>, 2004.
- [122] M. Milner, “NetStumbler v0. 4.0 Release Notes,” [Online; accessed 22-August-2015] <<http://www.netstumbler.com/>>, vol. 4, 2004.
- [123] T. van den Berg, “Calibrating the Ornstein–Uhlenbeck (Vasicek) model,” [Online; accessed 22-August-2015] <<http://www.sitmo.com/article/calibrating-the-ornstein-uhlenbeck-model/>>, 2011.
- [124] F.B. Hanson, *Applied stochastic processes and control for Jump-diffusions: modeling, analysis, and computation*, Siam, 2007.
- [125] W. Smith, “On the simulation and estimation of the mean-reverting ornstein-uhlenbeck process,” [Online; accessed 22-August-2015] <<https://commoditymodels.files.wordpress.com/2010/02/estimating-the-parameters-of-a-mean-reverting-ornstein-uhlenbeck-process1.pdf>>, 2010.

- 
- [126] P. Tankov, *Financial modelling with jump processes*, CRC press, 2003.
- [127] M. van der Schaar and S.S. N, “Cross-layer wireless multimedia transmission: challenges, principles, and new paradigms,” *Wireless Communications, IEEE*, vol. 12, Aug. 2005, pp. 50–58.
- [128] G.K. Smith, “Beacon Jitter Prediction for Wireless Local Area Network (LAN) Devices,” Google Patents, 2014.
- [129] N.A. Ali, E. Ekram, A. Eljasmy, and K. Shuaib, “Measured delay distribution in a wireless mesh network test-bed,” *Computer Systems and Applications, 2008. AICCSA 2008. IEEE/ACS International Conference on*, IEEE, 2008, pp. 236–240.
- [130] G. Combs and others, “Wireshark,” [Online; accessed 22-August-2015] <<https://www.wireshark.org/>>, 2007, pp. 12–2.
- [131] NirSoft, “WifiChannelMonitor v1.35,” [Online; accessed 22-August-2015] <[http://www.nirsoft.net/utils/wifi\\_channel\\_monitor.html](http://www.nirsoft.net/utils/wifi_channel_monitor.html)>, 2014.
- [132] R.J. Hyndman and A.B. Koehler, “Another look at measures of forecast accuracy,” *International journal of forecasting*, vol. 22, 2006, pp. 679–688.
- [133] S. Makridakis, A. Andersen, R. Carbone, R. Fildes, M. Hibon, R. Lewandowski, J. Newton, E. Parzen, and R. Winkler, “The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition,” *Journal of forecasting*, vol. 1, 1982, pp. 111–153.
- [134] S. Makridakis, C. Chatfield, M. Hibon, M. Lawrence, T. Mills, K. Ord, and L.F. Simmons, “The M2-competition: A real-time judgmentally based forecasting study,” *International Journal of Forecasting*, vol. 9, 1993, pp. 5–22.
- [135] S. Makridakis and M. Hibon, “The M3-Competition: results, conclusions and implications,” *International journal of forecasting*, vol. 16, 2000, pp. 451–476.
- [136] P. Agyapong, M. Iwamura, D. Staehle, W. Kiess, and A. Benjebbour, “Design considerations for a 5G network architecture,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 52, 2014, pp. 65–75.
- [137] Q.C. Li, H. Niu, A.T. Papathanassiou, and G. Wu, “5G network capacity: key elements and technologies,” *Vehicular Technology Magazine, IEEE*, vol. 9, 2014, pp. 71–78.
- [138] S. Patel, M. Chauhan, and K. Kapadiya, “5G: future mobile technology-vision 2020,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 54, 2012.

- 
- [139] S. Patil, V. Patil, and P. Bhat, “A review on 5G technology,” *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, vol. 1, 2012, pp. 26–30.
- [140] T.V.N. Rao, “5g technologies—an anecdote of network service for the future,” *Journal of Global Research in Computer Science*, vol. 2, 2011, pp. 164–170.
- [141] P. Demestichas, A. Georgakopoulos, D. Karvounas, K. Tsagkaris, V. Stavroulaki, J. Lu, C. Xiong, and J. Yao, “5G on the Horizon: Key Challenges for the Radio-Access Network,” *Vehicular Technology Magazine, IEEE*, vol. 8, 2013, pp. 47–53.
- [142] F. Boccardi, R.W. Heath, A. Lozano, T.L. Marzetta, and P. Popovski, “Five disruptive technology directions for 5G,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 52, 2014, pp. 74–80.
- [143] R. Di Taranto, S. Muppirisetty, R. Raulefs, D. Slock, T. Svensson, and H. Wymeersch, “Location-Aware Communications for 5G Networks: How location information can improve scalability, latency, and robustness of 5G,” *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 31, 2014, pp. 102–112.
- [144] G.P. Fettweis, “A 5G wireless communications vision,” *Microwave Journal*, vol. 55, 2012, pp. 24–36.
- [145] A. Osseiran, F. Boccardi, V. Braun, K. Kusume, P. Marsch, M. Maternia, O. Queseth, M. Schellmann, H. Schotten, H. Taoka, and others, “Scenarios for 5G mobile and wireless communications: the vision of the METIS project,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 52, 2014, pp. 26–35.
- [146] F. Schaich, T. Wild, and Y. Chen, “Waveform contenders for 5G-suitability for short packet and low latency transmissions,” *Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2014 IEEE 79th*, 2014, pp. 1–5.
- [147] R. Jain and S. Paul, “Network virtualization and software defined networking for cloud computing: a survey,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 51, 2013, pp. 24–31.
- [148] B. Nunes, M. Mendonca, X.-N. Nguyen, K. Obraczka, T. Turetli, and others, “A survey of software-defined networking: Past, present, and future of programmable networks,” *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, vol. 16, 2014, pp. 1617–1634.
- [149] M.-K. Shin, K.-H. Nam, and H.-J. Kim, “Software-defined networking (SDN): A reference architecture and open APIs,” *ICT Convergence (ICTC), 2012 International Conference on*, 2012, pp. 360–361.
- [150] D. Staessens, S. Sharma, D. Colle, M. Pickavet, and P. Demeester, “Software defined networking: Meeting carrier grade requirements,” *Local &*

---

*Metropolitan Area Networks (LANMAN), 2011 18th IEEE Workshop on*, 2011, pp. 1–6.

- [151] S.H. Yeganeh, A. Tootoonchian, and Y. Ganjali, “On scalability of software-defined networking,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 51, 2013, pp. 136–141.
- [152] J. Batalle, J. Ferrer Riera, E. Escalona, and J.A. Garcia-Espin, “On the implementation of NFV over an OpenFlow infrastructure: Routing Function Virtualization,” *Future Networks and Services (SDN4FNS), 2013 IEEE SDN for*, 2013, pp. 1–6.
- [153] J. Martins, M. Ahmed, C. Raiciu, V. Olteanu, M. Honda, R. Bifulco, and F. Huici, “ClickOS and the art of network function virtualization,” *11th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 14)*, 2014, pp. 459–473.
- [154] G. Monteleone and P. Paglierani, “Session Border Controller Virtualization Towards ‘Service-Defined’ Networks Based on NFV and SDN,” *Future Networks and Services (SDN4FNS), 2013 IEEE SDN for*, 2013, pp. 1–7.
- [155] R. Riggio, T. Rasheed, and F. Granelli, “Empower: A testbed for network function virtualization research and experimentation,” *Future Networks and Services (SDN4FNS), 2013 IEEE SDN for*, 2013, pp. 1–5.
- [156] G. Xilouris, E. Trouva, F. Lobillo, J.M. Soares, J. Carapinha, M. McGrath, G. Gardikis, P. Paglierani, E. Pallis, L. Zuccaro, and others, “T-NOVA: a marketplace for virtualized network functions,” *Networks and Communications (EuCNC), 2014 European Conference on*, 2014, pp. 1–5.
- [157] J. Geurts, Z. Li, Y. Liu, and J.-C. Point, “Transparent Handover Using WiFi Network Prediction for Mobile Video Streaming,” *New Contributions in Information Systems and Technologies*, A. Rocha, A.M. Correia, S. Costanzo, and L.P. Reis, eds., Springer International Publishing, 2015, pp. 937–946.
- [158] M.F. Tuysuz and H.A. Mantar, “Minimizing Communication Interruptions Using Smart Proactive Channel Scanning Over IEEE 802.11 WLANs,” *Wireless Personal Communications*, 2015, pp. 1–26.
- [159] M.A.Y. Khan and D. Veitch, “Speedo: Realistic achievable bandwidth in 802.11 through passive monitoring,” *Local Computer Networks, 2008. LCN 2008. 33rd IEEE Conference on*, 2008, pp. 892–899.
- [160] D. Gupta, P. Mohapatra, and C.-N. Chuah, “Seeker: A bandwidth-based association control framework for wireless mesh networks,” *Wireless Networks*, vol. 17, 2011, pp. 1287–1304.

- 
- [161] J. Li, J. Xiao, H.N.M. Nguyen, J.W.-K. Hong, and R. Boutaba, “BreezChirp: Energy efficient Wi-Fi bandwidth estimator for smartphones,” *Network of the Future (NOF), 2013 Fourth International Conference on the*, 2013, pp. 1–5.
- [162] Google, “Project Fi,” [Online; accessed 28-April-2015] <<https://fi.google.com/about/network/>>, 2015.
- [163] F. Andreini, F. Crisciani, C. Cicconetti, and R. Mambrini, “A scalable architecture for geo-localized service access in smart cities,” *Future Network & Mobile Summit (FutureNetw), 2011*, 2011, pp. 1–8.
- [164] G. Cardone, L. Foschini, P. Bellavista, A. Corradi, C. Borcea, M. Talasila, and R. Curtmola, “Fostering participation in smart cities: a geo-social crowdsensing platform,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 51, 2013, pp. 112–119.
- [165] S. CITIES, “Trace analysis and mining for smart cities: issues, methods, and applications,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 121, 2013.
- [166] S. Roche, N. Nabian, K. Kloeckl, and C. Ratti, “Are ‘smart cities’ smart enough,” *Global geospatial conference*, 2012, pp. 215–235.
- [167] N.A. Ali and M. Abu-Elkheir, “Improving Localization Accuracy: Successive Measurements Error Modeling,” *Sensors*, vol. 15, 2015, pp. 15540–15561.
- [168] A. Boukerche, H.A. Oliveira, E.F. Nakamura, and A.A. Loureiro, “Vehicular ad hoc networks: A new challenge for localization-based systems,” *Computer communications*, vol. 31, 2008, pp. 2838–2849.
- [169] L.-W. Chen, Y.-F. Ho, C.-C. Chang, and Y.-C. Tseng, “Demo abstract: A video-based metropolitan positioning system with centimeter-grade localization for VANETs,” *Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops), 2015 IEEE International Conference on*, 2015, pp. 187–189.
- [170] K. Golestan, F. Sattar, F. Karray, M. Kamel, and S. Seifzadeh, “Localization in vehicular ad hoc networks using data fusion and V2V communication,” *Computer Communications*, 2015.
- [171] J. Liu, J. Wan, Q. Wang, P. Deng, K. Zhou, and Y. Qiao, “A survey on position-based routing for vehicular ad hoc networks,” *Telecommunication Systems*, 2015, pp. 1–16.
- [172] S. Suryawanshi, D. Gupta, S. Gupta, and S. Jain, “On the hybrid augmentation of inter-vehicular communication assisted localization using previous path detection,” *Advance Computing Conference (IACC), 2015 IEEE International*, 2015, pp. 82–87.

- 
- [173] M.L. Cao and C.X. Yang, “A Localization Algorithm for Wireless Sensor Network Based on the Weighted Correction in Geometric Measurement,” *Applied Mechanics and Materials*, vol. 740, 2015, pp. 823–829.
- [174] P. Jiang, X.L. Pang, and L. Dong, “Survey on Mobile Target Localization in Wireless Sensor Networks,” *Applied Mechanics and Materials*, vol. 738, 2015, pp. 133–139.
- [175] R. Jin, Z. Che, H. Xu, Z. Wang, and L. Wang, “An RSSI-based localization algorithm for outliers suppression in wireless sensor networks,” *Wireless Networks*, 2015, pp. 1–9.
- [176] L. Karim, Q.H. Mahmoud, N. Nasser, A. Anpalagan, and N. Khan, “Localization in terrestrial and underwater sensor-based m2m communication networks: architecture, classification and challenges,” *International Journal of Communication Systems*, 2015.
- [177] Y. Liu and M. Cai, “A Trilateral Centroid Localization and Modification Algorithm for Wireless Sensor Network,” *Proceedings of the 4th International Conference on Computer Engineering and Networks*, 2015, pp. 97–105.
- [178] B. Mukhopadhyay, S. Sarangi, and S. Kar, “Performance evaluation of localization techniques in wireless sensor networks using RSSI and LQI,” *Communications (NCC), 2015 Twenty First National Conference on*, 2015, pp. 1–6.
- [179] S.J. Halder, P. Giri, and W. Kim, “Advanced Smoothing Approach of RSSI and LQI for Indoor Localization System,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 2015, 2015.
- [180] S. He, S.-H.G. Chan, L. Yu, and N. Liu, “Calibration-free fusion of step counter and wireless fingerprints for indoor localization,” *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, 2015, pp. 897–908.
- [181] S. He, S.-H.G. Chan, L. Yu, and N. Liu, “Fusing noisy fingerprints with distance bounds for indoor localization,” *Computer Communications (INFOCOM), 2015 IEEE Conference on*, 2015, pp. 2506–2514.
- [182] A.S. Hosen, J.S. Park, and G.H. Cho, “Utilizing the Virtual Triangulation for Wireless Indoor Localization of Mobile Devices with Channel State Information,” 2015.
- [183] L. Kong, G. Bauer, and J. Hale, “Robust wireless signal indoor localization,” *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, vol. 27, 2015, pp. 2839–2850.
- [184] C. Yang and H. Shao, “WiFi-based indoor positioning,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 53, Mar. 2015, pp. 150–157.

- 
- [185] K. Zhang, H. Hu, W. Dai, Y. Shen, and M.Z. Win, “Indoor Localization Algorithm For Smartphones,” *arXiv preprint arXiv:1503.07628*, 2015.
- [186] N.J. Gurbhoo, R.F. Kubichek, S. Muknahallipatna, and J. Clune, “A method to improve signal quality in wireless ad-hoc networks with limited mobility,” *Computing, Networking and Communications (ICNC), 2015 International Conference on*, 2015, pp. 171–175.
- [187] L. Hong, X. Liu, L. Zhang, and W. Chen, “Towards sensitive link quality prediction in ad hoc routing protocol based on grey theory,” *Wireless Networks*, 2015, pp. 1–11.
- [188] P. Periyasamy and E. Karthikeyan, “Link reliable multipath routing protocol for mobile ad hoc networks,” *Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT), 2015 International Conference on*, 2015, pp. 1–7.
- [189] P. Sandeep and M.H.K.P.R. Krishna, “Routing Optimization In Mobile Ad-Hoc Networks Through Cross-Layer Design,” *International Journal Of Scientific Research And Education*, vol. 3, 2015.
- [190] P. Singh and H. Dhawan, “Node Mobility Based Route Selection in AODV for use in MANETs,” *Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA), 2015 International Conference on*, 2015, pp. 83–87.
- [191] H. Gao, C. Liu, W. Wang, J. Zhao, Z. Song, X. Su, J. Crowcroft, and K. Leung, “A survey of incentive mechanisms for participatory sensing. Communications Surveys Tutorials,” *IEEE, PP (99)*, 2015, pp. 1–1.
- [192] A. Schulz, J. Karolus, F. Janssen, and I. Schweizer, “Accurate pollutant modeling and mapping: Applying machine learning to participatory sensing and urban topology data,” *Networked Systems (NetSys), 2015 International Conference and Workshops on*, 2015, pp. 1–8.
- [193] H. Tangmunarunkit, C. Hsieh, B. Longstaff, S. Nolen, J. Jenkins, C. Ketcham, J. Selsky, F. Alquaddoomi, D. George, J. Kang, and others, “Ohmage: A General and Extensible End-to-End Participatory Sensing Platform,” *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, vol. 6, 2015, p. 38.
- [194] C.-K. Tham and T. Luo, “Quality of contributed service and market equilibrium for participatory sensing,” *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, vol. 14, 2015, pp. 829–842.
- [195] M. Venanzi, W. Teacy, A. Rogers, and N.R. Jennings, “Bayesian Modelling of Community-Based Multidimensional Trust in Participatory Sensing under Data Sparsity,” 2015.

- 
- [196] L. Wang, W. Liu, N. Jing, and X. Mao, “Simultaneous navigation and pathway mapping with participating sensing,” *Wireless Networks*, 2015, pp. 1–19.
- [197] Á. Suárez, M. La-Menza, E.M. Macías, and V.S. Sunderam, “Automatic Resumption of Streaming Sessions over Wireless Communications Using Agents.,” *IMECS*, 2006, pp. 926–931.
- [198] P. Arce Vila, “Hierarchical routing and cross-layer mechanisms for improving video streaming quality of service over mobile wireless ad hoc networks,” 2014.
- [199] T. Gualotuña, D. Marcillo, E.M. López, and A. Suárez-Sarmiento, “Mobile Video Service Disruptions Control in Android Using JADE,” *Advances in Computing and Communications*, 2011, pp. 481–490.
- [200] E. Macias, A. Suárez, and J. Martín, “Corrective Actions at the Application Level for Streaming Video in WiFi Ad Hoc Networks,” *Innovations and Advanced Techniques in Computer and Information Sciences and Engineering*, 2007, pp. 525–530.
- [201] E. Macias, A. Suarez, and F. Espino, “Multi-Platform Video Streaming Implementation on Mobile Terminals.”
- [202] E. Macias, A. Suárez, J. Martín, and V. Sunderam, “Using OLSR for streaming video in 802.11 ad hoc networks to save bandwidth.”
- [203] E. Macias, A. Suarez, F. Chiti, A. Sacco, and R. Fantacci, “A hierarchical communication architecture for oceanic surveillance applications,” *Sensors*, vol. 11, 2011, pp. 11343–11356.
- [204] M. Parmar, “MAC-REALM: A video content feature extraction and modelling framework,” 2013.
- [205] S.G. Sanchez, M.A.Q. Suarez, E.M. Macias, and Á.S. Sarmiento, “Efficient Design of Streaming Applications on Wireless Networks using Aspect Oriented Programming.,” *IMECS*, 2006, pp. 988–988.
- [206] Á. Suárez and V.S. Sunderam, “Using OLSR for Seamless Streaming Video in 802.11 Ad Hoc Networks.”
- [207] A. Suárez, M. La-Menza, E.M. Macias, and V. Sunderam, “Automatic resumption of streaming sessions over WiFi using JADE.”
- [208] M.A. Hoque, M. Siekkinen, J.K. Nurminen, M. Aalto, and S. Tarkoma, “Mobile multimedia streaming techniques: QoE and energy saving perspective,” *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 16, 2015, pp. 96–114.
- [209] I. Rubin, S. Colonnese, F. Cuomo, F. Calanca, and T. Melodia, “Mobile HTTP-based streaming using flexible LTE base station control,” *World of*

---

*Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM), 2015 IEEE 16th International Symposium on a*, 2015, pp. 1–9.

- [210] V. Siris, M. Anagnostopoulou, and D. Dimopoulos, “Improving Mobile Video Streaming with Mobility Prediction and Prefetching in Integrated Cellular-WiFi Networks,” *Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking, and Services*, I. Stojmenovic, Z. Cheng, and S. Guo, eds., Springer International Publishing, 2014, pp. 699–704.
- [211] N. Ye-peng and Y. Cheng, “Context-Aware Adaptive Streaming System for Heterogeneous Home Network,” *Journal of Communication University of China (Science and Technology)*, vol. 1, 2015, p. 004.

## APÉNDICES

En este capítulo indicamos la ubicación web de las medidas RSSI y el código de los principales métodos de estimación analizados en esta tesis, y describimos las localizaciones geográficas donde fueron realizadas las diferentes capturas de balizas.

## A. Datos RSSI y funciones de estimación

Las medidas RSSI y las principales funciones Matlab empleadas en la generación de los resultados de esta tesis están disponibles, en formato ZIP, en la dirección:

<https://goo.gl/vgNXlv>

### Carpeta de programas

En el directorio SOFTWARE incluimos un grupo de 7 funciones, en lenguaje Matlab, que implementan los métodos de estimación que han sido analizados en esta tesis:

- *ou.m*, que implementa nuestro método DOUjd [75].
- *oulpt.m*, que implementa el método OU-LPT [73] de Chin et al.
- *longsikdar.m*, que implementa el método LS [74] de Long y Sikdar.
- *grad.m*, que implementa nuestro método GRAD [72].
- *mas.m*, que implementa nuestro método MAS de la sección 3.4.
- *tlg.m*, que implementa nuestro método TLG de la sección 3.3.
- *wmas.m*, que implementa nuestro método WMAS de la sección 3.5.

Hay que aclarar que, además de las indicadas, hemos utilizado dos funciones que amablemente nos han facilitado Subhan et al., que hemos empleado en el análisis de los resultados de su método de estimación [1] y del filtrado de Kalman. Por respeto a su autoría, no hemos incluido el código de estas funciones.

### Carpeta de datos

El directorio DATOS contiene las secuencias de medidas RSSI que hemos utilizado en las pruebas de estimación con los métodos citados. Por razones de privacidad solo se incluye la información de amplitud de las medidas y, en casi todas las trazas el TS de las balizas correspondientes. Se omite la información identificativa de los AP de los que proceden dichas balizas.

## B. Ubicaciones de las capturas de balizas

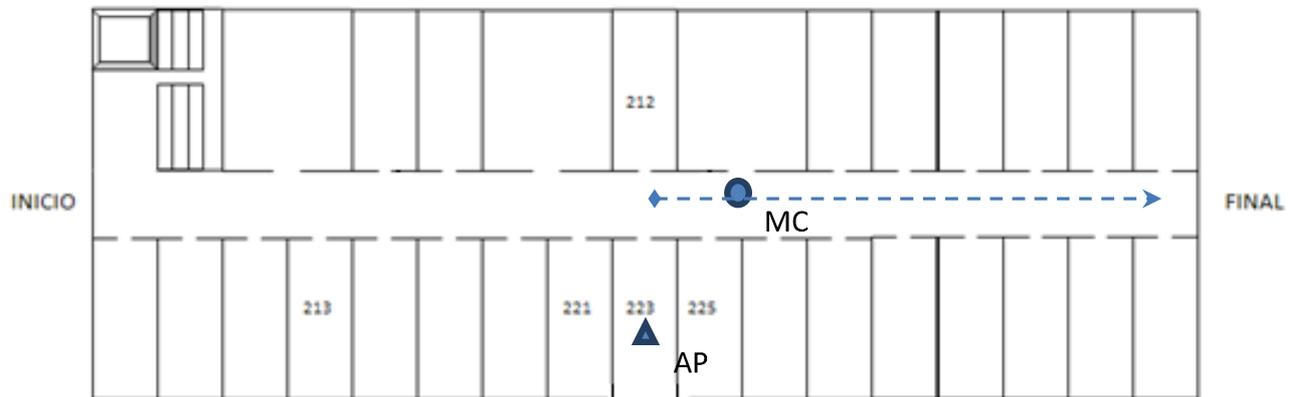


Fig. B.1: Segunda planta Edificio C (*Escenario1*)

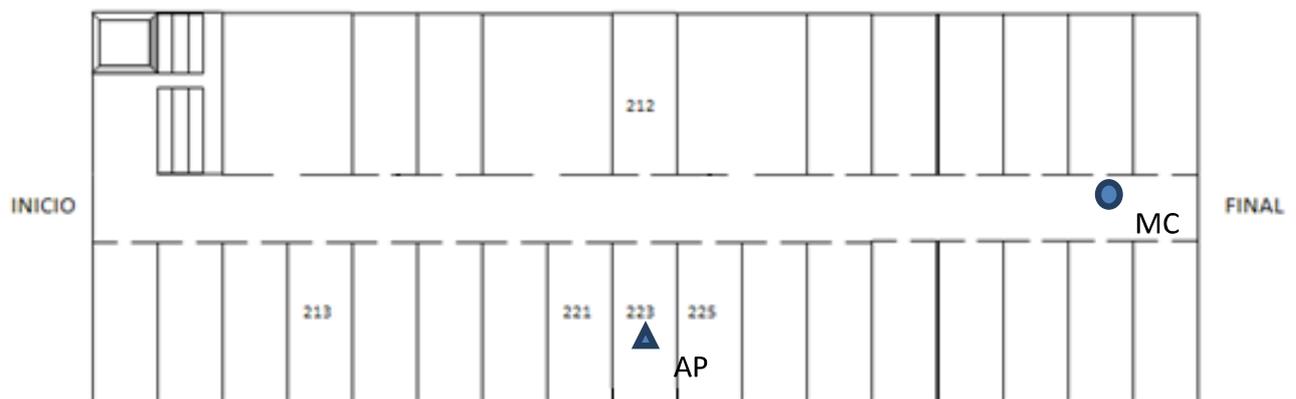


Fig. B.2: Segunda planta Edificio C (*Escenario2-4*)

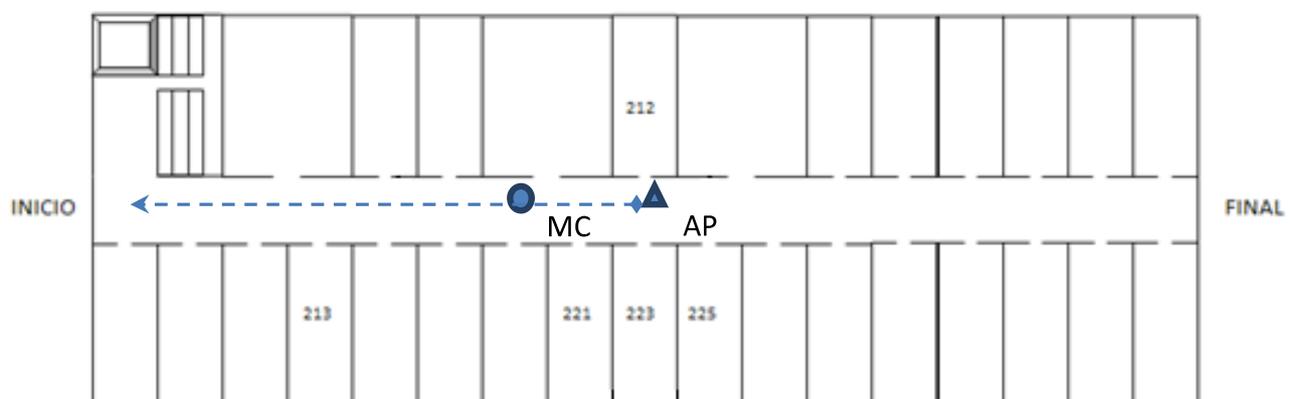


Fig. B.3: Segunda planta Edificio C (*RSSI1*)

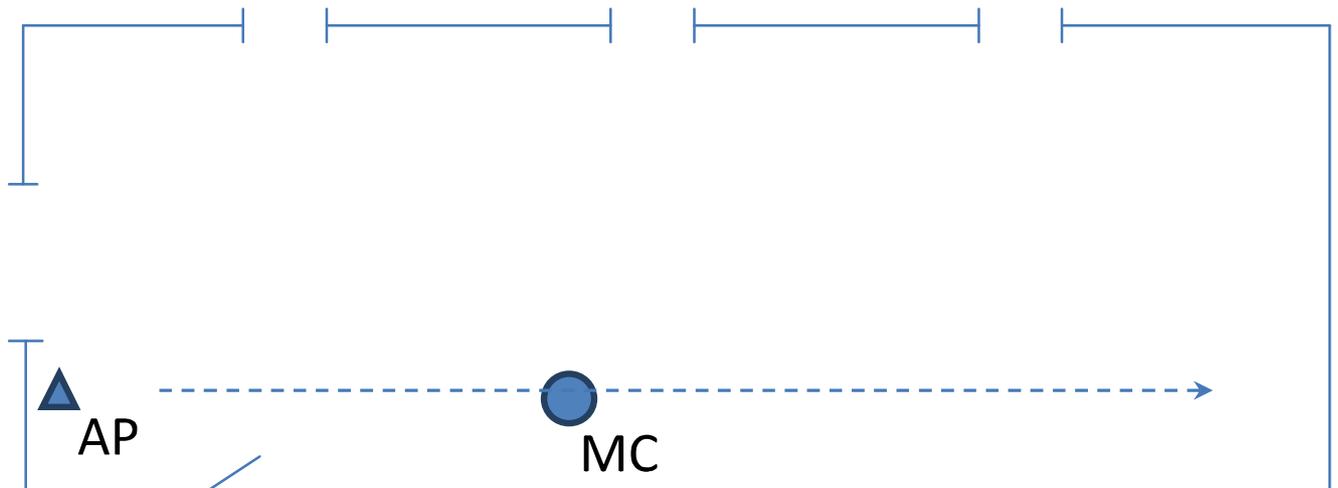


Fig. B.4: Laboratorio de Microondas, 3ª planta Edificio B (*Escenario5*)

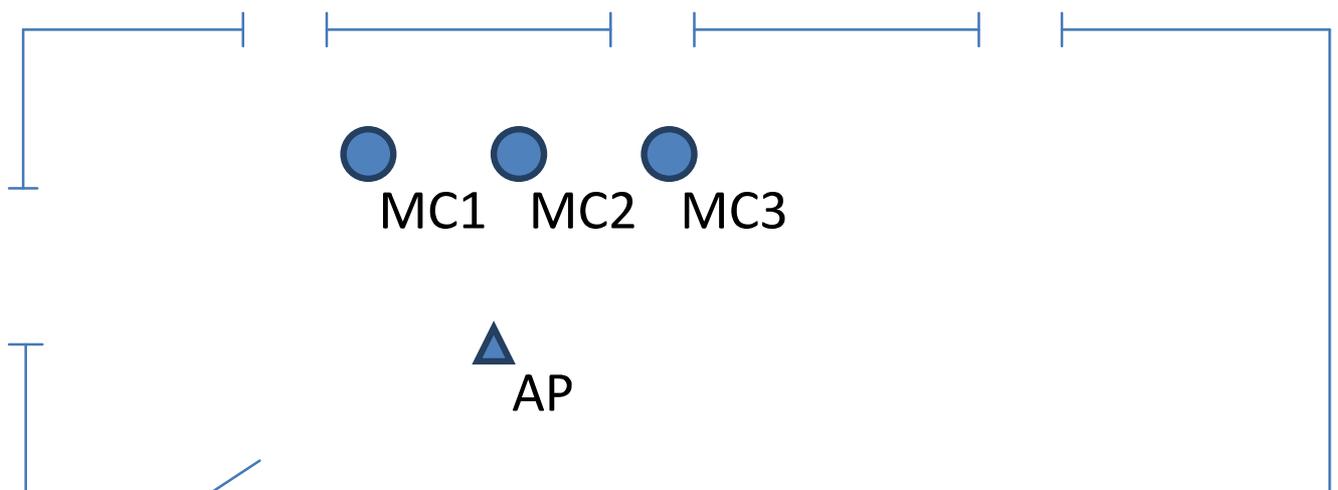


Fig. B.5: Laboratorio de Microondas, 3ª planta Edificio B (*Escenario6-8*)

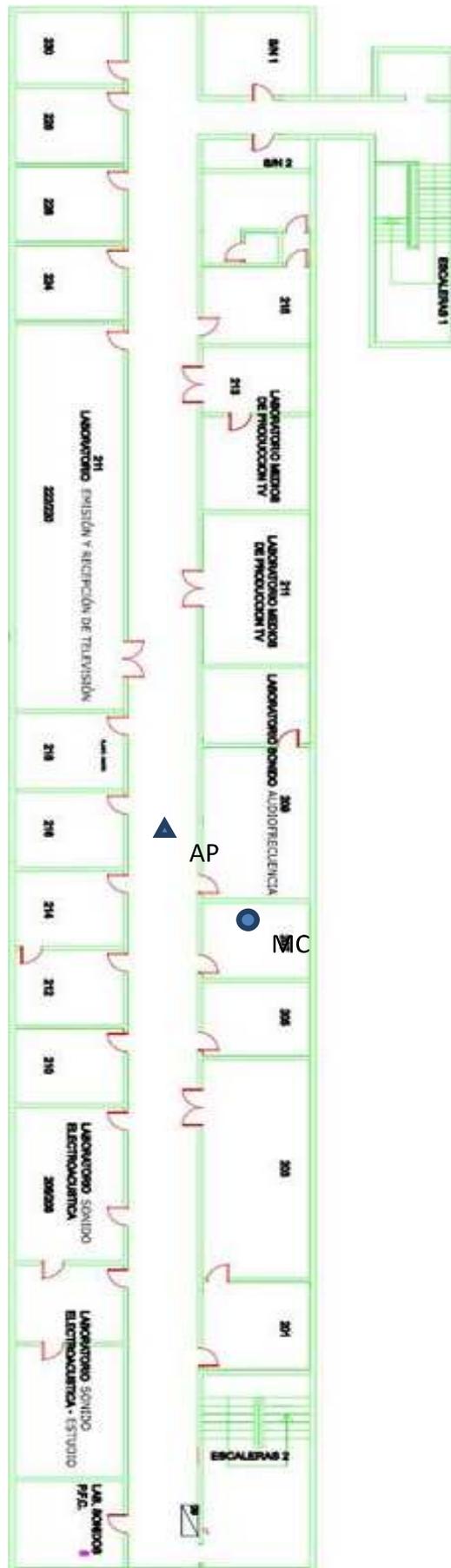


Fig. B.6: Despacho 207, 2ª planta Edificio B (RSSI4)

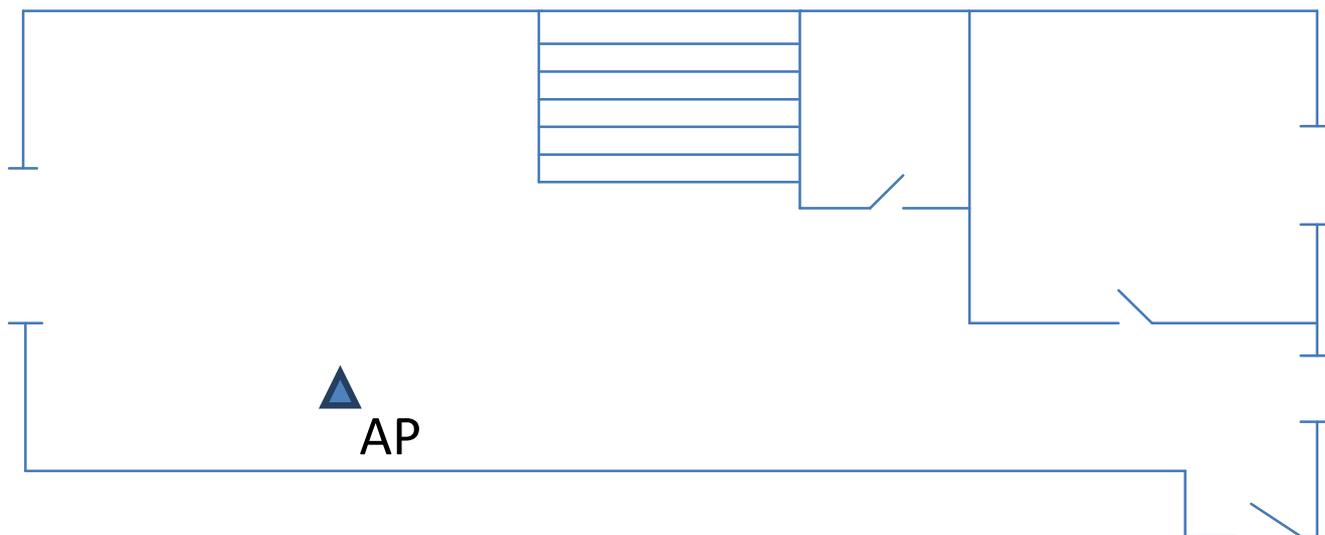


Fig. B.7: Dúplex en LPGC, 3ª planta ( $RSSI_2$ )

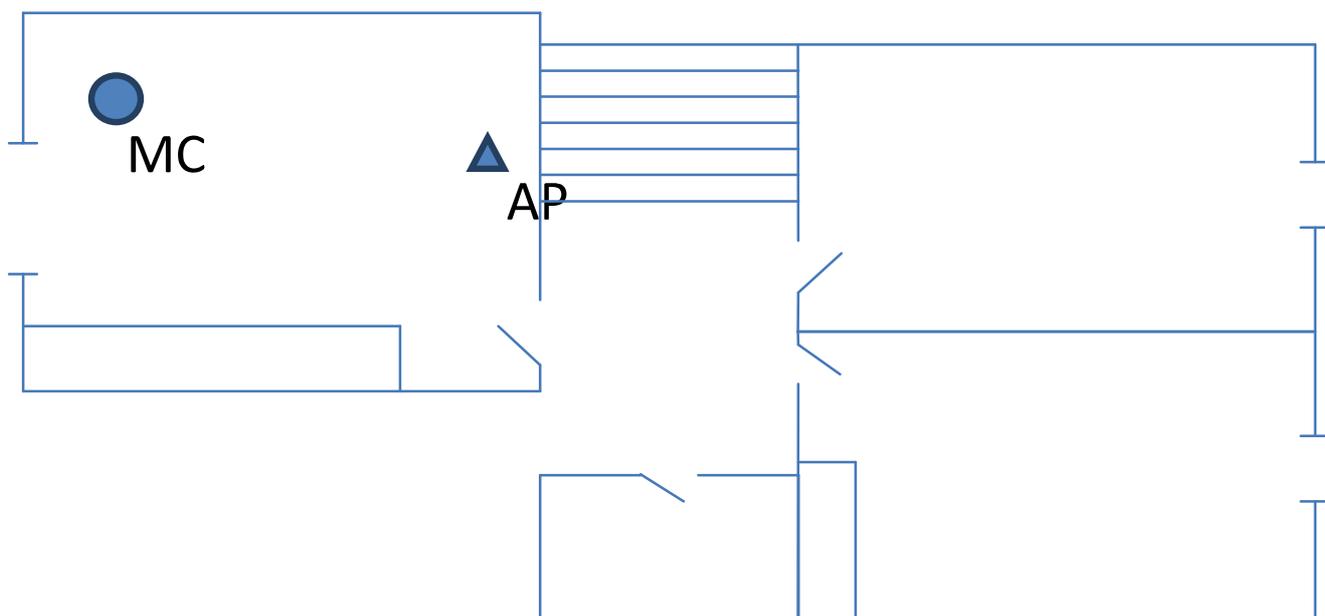


Fig. B.8: Dúplex en LPGC, 4ª planta ( $RSSI_2$ ,  $RSSI_3$ ,  $MR_1$ - $MR_5$ ,  $AP_1$ - $AP_{11}$ )

(Latitud: 28.0952759, Longitud: -15.4276574)



Fig. B.9: Vivienda en LPGC ( $RSSI_2$ ,  $RSSI_3$ ,  $MR_1$ - $MR_5$ ,  $AP_1$ - $AP_{11}$ )

(Latitud: 28.1422819, Longitud: -15.4339293)

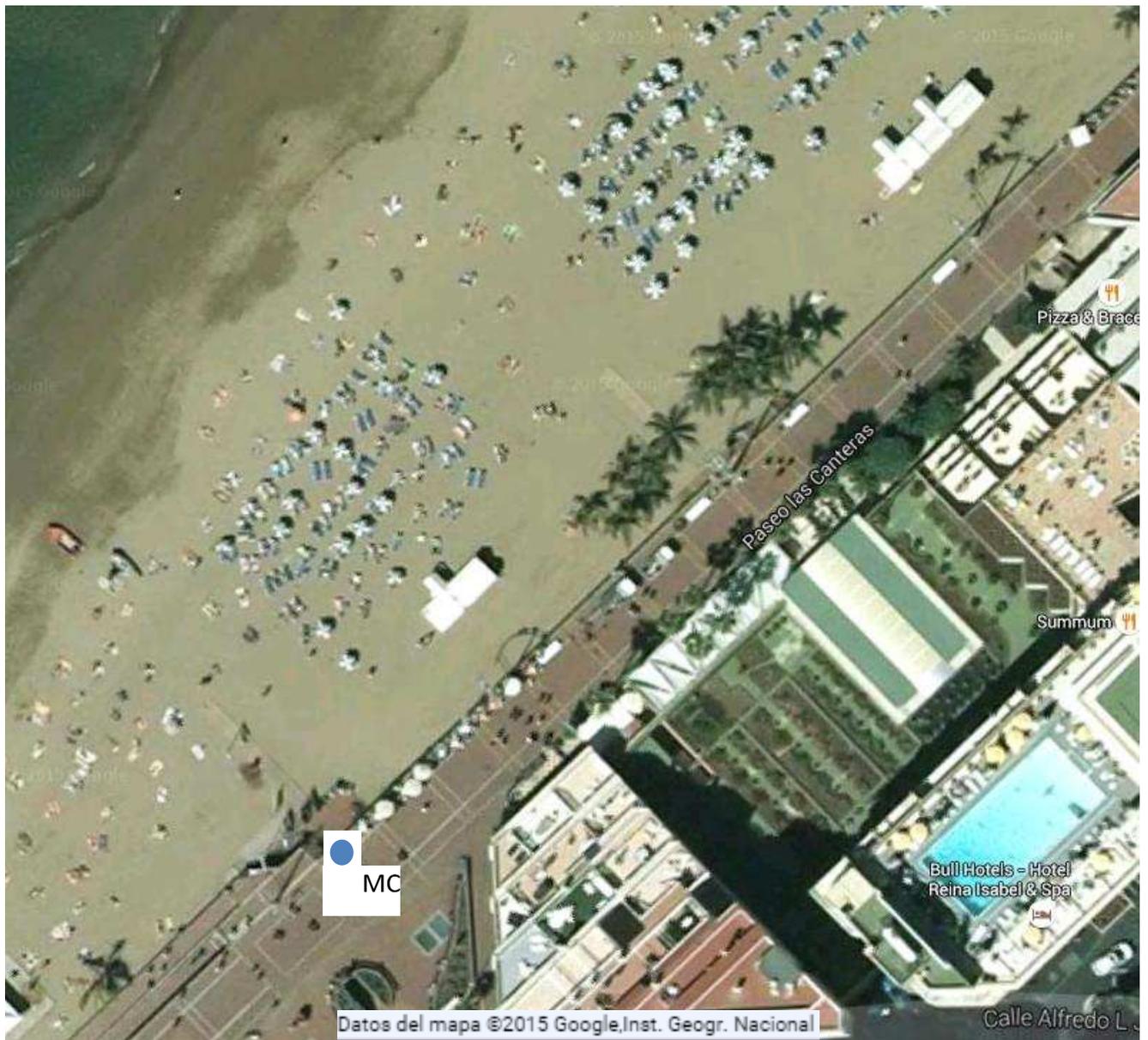


Fig. B.10: Playa de Las Canteras, MC estático ( $ExtAP_1$ )

(Latitud: 28.1424767, Longitud: -15.433879)



Fig. B.11: Playa de Las Canteras, MC en movimiento (*ExtAP<sub>2</sub>*)

(Latitud: 28.1027029, Longitud: -15.4165258)



Fig. B.12: Plaza de La Alameda, MC estático (*ExtAP<sub>3</sub>*)

(Latitud: 28.1027029, Longitud: -15.4165258)



Fig. B.13: Plaza de La Alameda, MC en movimiento (*ExtAP<sub>4</sub>*)

(Latitud: 28.1003964, Longitud: -15.4157972)



Fig. B.14: Plaza de Santa Ana, MC estático (*ExtAP<sub>5</sub>*)

(Latitud: 28.1003964, Longitud: -15.4157972)



Fig. B.15: Plaza de Santa Ana, MC en movimiento (*ExtAP<sub>6</sub>*)

(Latitud: 28.1084031, Longitud: -15.4171256)

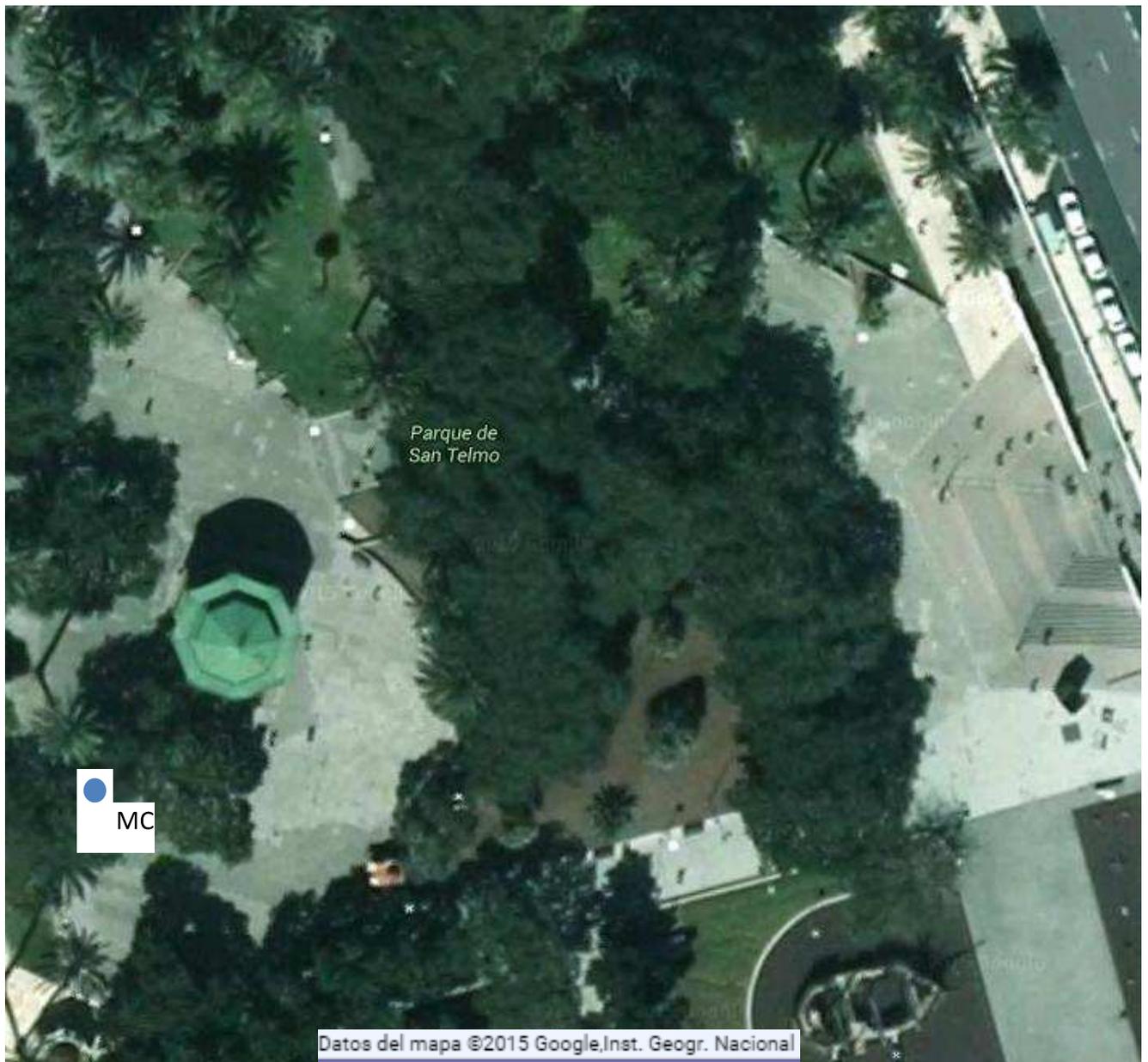


Fig. B.16: Plaza de San Telmo, MC estático (*ExtAP<sub>7</sub>*)

(Latitud: 28.1084031, Longitud: -15.4171256)

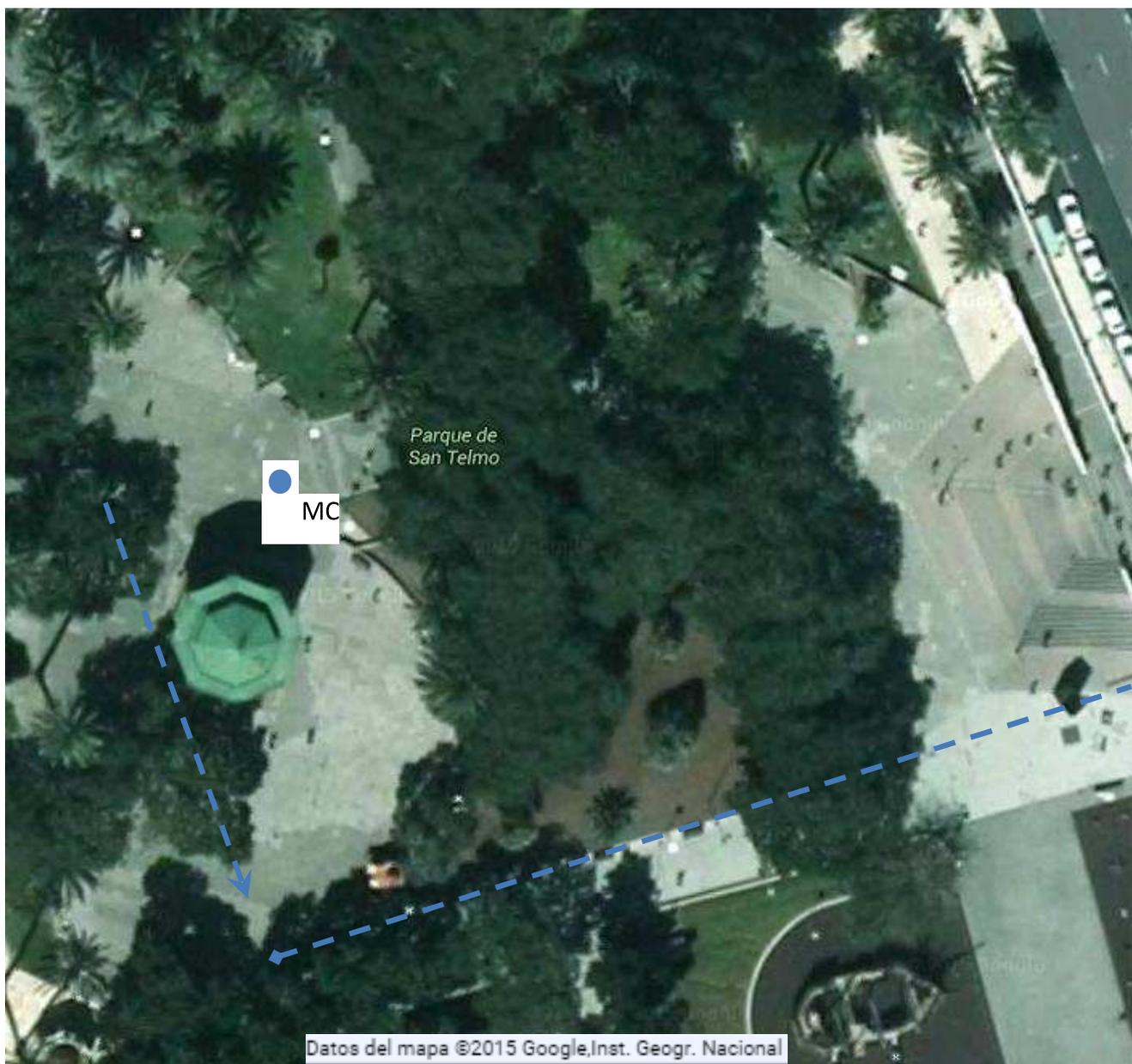


Fig. B.17: Plaza de San Telmo, MC en movimiento (*ExtAP<sub>8</sub>*)