



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA  
FACULTAD DE ELECTROTECNIA Y COMPUTACIÓN**

**Trabajo Monográfico Para optar al título de  
Ingeniero en Electrónica.**

**Optimización del Método de Calibración Standalone para el Modelo de  
Propagación SPM.**

**Autor**

Br. María José Arguello Hernández. Carné: 2009-29087

**Tutor**

TeknL. Marco Antonio Munguía Mena.

**Noviembre 2023**

**Managua, Nicaragua.**



## **Dedicatoria**

A Dios por darme la sabiduría y paciencia para poder terminar mi carrera, por ponerme ángeles que siempre me alentaron a seguir adelante.

A mis padres y a mi familia por creer en mí y apoyarme en los momentos más difíciles de mi vida.

Al Ing. Marco Antonio Mungia, por haberme brindado su ayuda y apoyo para la culminación de mis estudios profesionales y para la elaboración de mi tesis.

Finalmente, a los maestros por guiarme en el camino para lograr convertirme en una profesional de bien y poder poner en alto el nombre de mi país Nicaragua.

## **Agradecimientos**

Agradezco a Dios por protegerme durante todo mi camino y darme fuerzas para superar los obstáculos y dificultades a lo largo de toda mi vida.

A mi madre, que con su demostración de una madre ejemplar me ha enseñado a no desfallecer ni rendirme ante nada y siempre perseverar a través de sus sabios consejos.

A mi padre por siempre creer en mí, aunque ya no estés te hago saber de este logro tan grande.

A mi tutor el Ing. Marco Antonio Mungia director de mi tesis, por su valiosa guía y asesoramiento a la realización de la misma.

Gracias a mi familia por el apoyo brindado a lo largo de todos estos años, por su amor y comprensión en cada una de las etapas de la culminación de mi carrera.

## Resumen:

En este trabajo evaluamos el método de calibración propuestos en la monografía método de calibración Standalone para el modelo SPM en la banda de los 850 MHz. Primeramente, se procedió a recrear la red UMTS-HSPA en el software Atoll para generar predicciones de coverage by signal level que serían posteriormente comparadas con mediciones disponibles de la red. Seguidamente, se analizó el modelo de calibración propuesto y se identificaron oportunidades de mejora en dos de los cuatro bloques que componen el método de optimización y se proponen optimizaciones basadas en la utilización de un umbral de distancia para determinar aquellas muestras más cercanas en lugar compararlas todas. Similarmente, el tamaño del paso de los incrementos fue ajustado de tal manera que se realice en dos etapas.

Finalmente, se idearon y analizaron cuatro escenarios para validar las mejoras propuestas. En todos ellos, se obtuvieron valores similares en términos del error promedio y desviación entre las predicciones calibradas y las mediciones. Sin embargo, el tiempo de ejecución del método de calibración se redujo en más de un 50%

## Contenido

I.	INTRODUCCIÓN.....	1
II.	OBJETIVOS .....	3
	Objetivo general: .....	3
	Objetivos Específicos.....	3
III.	JUSTIFICACIÓN.....	4
IV.	MARCO TEÓRICO.....	5
	Modelo de Propagación.....	5
	Concepto.....	5
	Modelo de Radio propagación generales.....	5
	Modelo Standard Propagation Model (SPM) .....	6
	Calibración de Modelos de Propagación .....	7
	Drive Test .....	7
V.	Diseño de una Red UMTS-HSPA.....	9
VI.	Sobre el Modelo de Calibración del SPM.....	16
VII.	Optimización del Flujograma de Calibración.....	21
	Propuesta de Optimización Bloque 1 .....	21
	Propuesta de Optimización Bloque 4.....	22
VIII.	Análisis y Resultados.....	25
	Escenario 1.....	25
	Escenario 2.....	26
	Escenario 3.....	28
	Escenario 4.....	30
	Resultados de la optimización del bloque 4.....	35
	Caso 1 .....	35
	Caso 2 .....	38
	Caso 3.....	41
IX.	Conclusiones.....	47
X.	Recomendaciones.....	48
XI.	Bibliografía.....	49
	Anexo 1: Código desarrollado en Matlab .....	50

## I. INTRODUCCIÓN

Desde la primera llamada telefónica hasta la actualidad ha pasado más de un siglo. Vivimos en una sociedad mucho más conectada gracias a la evolución de las telecomunicaciones, y se espera que en los próximos años se continúe con este crecimiento vertiginoso. Hoy en día, este crecimiento ha permitido nuevas formas de negocio como por ejemplo servicios de cómputo en la nube, servicios de vídeos y audio streaming como Netflix o Spotify. Actualmente, las redes móviles de última generación 4G y las nuevas redes 5G ya están siendo una realidad en el mundo entero. En América Latina y el Caribe se encuentran desplegadas 124 redes LTE, 48 redes LTE-Advanced y con 11 redes 5G [1]

Antes de que una red sea una realidad y permita el servicio a miles de usuarios es necesario un proceso de diseño y planificación exhaustivo. En el proceso de diseño y planificación, entran en juego múltiples factores. Uno de estos factores es el modelo de propagación, el cual establece un comportamiento aproximado de las pérdidas en la propagación que tendrán las ondas de radio en un entorno dado. Durante esta etapa, se utilizan herramientas de RF que disponen consigo de una gran variedad de modelos de propagación, no obstante, estos modelos de propagación no vienen sintonizados o calibrados a las características propias de propagación del escenario donde se desplegará la red. Esto implica que las predicciones realizadas con herramientas de este tipo poseen un margen de error con respecto al comportamiento real que tendría la red una vez en funcionamiento.

Una vez desplegada la red, es posible realizar mediciones de campo o drive tests que nos sirvan de retroalimentación para realizar mejoras a la misma. Así mismo, estas mediciones pueden ser utilizadas para sintonizar o calibrar el modelo de propagación al comportamiento real de la red, de tal manera que las herramientas de software e.g. Atoll, utilizadas para predecir o simular las redes móviles obtengan resultados más precisos.

El proceso de sintonización o calibración de un modelo de propagación involucra el uso de mediciones de campo y el desarrollo de algoritmos de búsqueda que permitan que encontrar los valores óptimos de los parámetros del modelo de propagación que permitan minimizar las diferencias entre las mediciones y las predicciones obtenidas con un software de RF.

En el presente trabajo, se desarrolló un método de calibración para el modelo de propagación estándar (SPM, por sus siglas en inglés) haciendo uso de optimización, la cual nos permitió

obtener de una manera más eficiente un conjunto de valores óptimos del modelo de propagación, luego de mejorar el código de Matlab se evaluó el desempeño de cada escenario obteniendo una reducción del 50 por ciento del tiempo de ejecución.



## II. OBJETIVOS

### Objetivo general:

- Optimizar el método de calibración Standalone para el modelo de propagación SPM en un sistema WCDMA.

### Objetivos Específicos

- Estudiar el método de calibración Standalone para el modelo de propagación SPM con el fin de identificar oportunidades de mejora.
- Proponer modificaciones al método de calibración Standalone que permitan reducir en al menos un 50 % el tiempo de ejecución.
- Evaluar el método de calibración modificado mediante la utilización de mediciones de campo provenientes de una red 3G y predicciones generadas con un software de planificación RF.

### III. JUSTIFICACIÓN

Actualmente, toda herramienta de software utilizada para el diseño, planificación y optimización de redes móviles celulares dispone de una gran variedad de modelos de propagación que permite obtener predicciones sobre cómo se desempeñará o comportará la red una vez desplegada. Sin embargo, para obtener predicciones más ajustadas a la realidad, es necesario que estos modelos de propagación sean sintonizados o calibrados. Esto se realiza mediante la utilización de mediciones de campo obtenidas mediante drive-test. No obstante, los volúmenes de datos generados en los drives test y en las predicciones realizadas por estas herramientas de software son considerables, haciendo que el tiempo de procesamiento aumente significativamente.

En el año 2019, en la Universidad Nacional de Ingeniería, se desarrolló un trabajo monográfico que propone un método de calibración Standalone para el modelo SPM en la banda de los 850 MHz [1]. En este modelo, los autores recomiendan mejorarlo mediante el uso de técnicas de optimización. Específicamente, en las etapas de comparación de muestras y búsqueda de los nuevos valores de las variables de modelo de propagación.

En el presente trabajo, se propone optimizar el modelo propuesto en [1]. Para este fin, se estudiará el modelo propuesto para identificar las etapas del método que se pueden mejorar. Además, se propondrán y evaluarán propuestas de optimización (mejoras). Además, se espera extender la evaluación del método de calibración a otras bandas frecuencia y tecnologías móviles.

## IV. MARCO TEÓRICO

### Modelo de Propagación

#### Concepto

Durante su propagación en los medios o canales de comunicación, las ondas electromagnéticas se ven degradadas por distintos fenómenos que ocurren de manera aleatoria. Un modelo de propagación predice las pérdidas de la potencia en un escenario particular. Los modelos de propagación a menudo se basan en modelos probabilísticos. Estos modelos probabilísticos determinan con una probabilidad “p” las pérdidas de potencia de la señal transmitida [2].

Modelo de Radio propagación generales.

#### *Modelo de Friis*

El modelo de Friis se deduce a partir de las ecuaciones de Maxwell y permite calcular la potencia recibida a cierta distancia en condiciones ideales, es decir, sin obstáculos de ninguna naturaleza [3]. Las pérdidas en este modelo se calculan con la siguiente ecuación:

$$L = 32.44 + 20\log_{10}(r) + 20\log_{10}(f) \quad (1)$$

donde:

L : Las pérdidas por trayectoria en dB

f: Frecuencia en MHz

d: Distancia en Kilómetros

#### *Modelo de dos Rayos*

Este modelo es útil para conocer la reflexión de las señales sobre la tierra, se base en óptica geométrica [3]. Toma en cuenta la altura de las antenas receptora y transmisora y si ecuación matemática para calcular la potencia es:

$$P_r = \frac{P_t G_r G_t h_r^2 h_t^2}{d^4} \quad (2)$$

Donde:

Pr : Potencia recibida en Watts

Pt : Potencia transmitida en Watts  
 Gr : Ganancia de la antena receptora  
 Gt : Ganancia de la antena transmisora  
 hr : Altura de la antena receptora en metros  
 ht : Altura de la antena transmisora en metros  
 d : Distancia en kilómetros

Las pérdidas por propagación están definidas por:

$$L_p (dB) = 40 \log(d) - (10 \log G_t + 10 \log G_r + 20 \log + 20 \log h_r + 20 \log h_t) \quad (3)$$

donde:

Lp: Pérdidas por trayectoria en DB  
 d: Distancia en kilómetros  
 Gr: Ganancia de la antena receptora dB  
 Gt: Ganancia de la antena transmisora dB  
 hr: Altura de la antena receptora en metros  
 ht: Altura de la antena transmisora en metros.

### Modelo Standard Propagation Model (SPM)

SPM se basa en la formulas presentadas en [4][5]. El modelo de propagación estándar considera para calcular la perdida por trayectoria, los siguientes elementos: frecuencia de operación, tipo de área (urbana, suburbana, rural etc.), geografía del terreno (relieve, vegetación, clima etc.) y la altura de la antena del Tx y Rx. El SPM es adecuado para tecnologías tales como: GSM 900/1800 MHz, UMTS, CDMA2000, WIMAX, WIFI Y LTE, se emplea para predicciones con distancia máxima de hasta 20 km y frecuencia de operación dentro 150-3500 MHz. El SPM se basa en la siguiente fórmula:

$$p_{loss} = k_1 + k_2 \log(d) + k_3 \log(HT_{xeff}) + k_4 * difraccionLoss + k_5 \log(d) * \log(HT_{xeff}) + k_6(HR_{xeff}) + k_7 \log(HR_{xeff}) + K_{clutter} * f(clutter) + K_{hill,LOS} \quad (4)$$

Siendo:

K1: constante de offset (dB)  
 K2: factor de multiplicación de log (d)  
 d: distancia entre el transmisor y el receptor (m)  
 K3: factor de multiplicación de log (HT<sub>xeff</sub>)

HT<sub>xeff</sub>: altura efectiva de la antena transmisora (m)

K4: factor de multiplicación de la difracción calculada. K4 debe ser un número positivo.

DIFRACCIÓN: pérdida debido a la difracción de más de una trayectoria obstruida (dB)

K5: factor multiplicación para log (HT<sub>xeff</sub>) log (d)

K6: factor multiplicación de HR<sub>xeff</sub>

K7: factor de multiplicación de log (HR<sub>xeff</sub>)

HR<sub>xeff</sub>: altura de antena receptora (m)

K<sub>clutter</sub>: factor de multiplicación de f (clutter)

F(<sub>clutter</sub>): promedio de las pérdidas ponderadas en el clutter

*K<sub>hill</sub>*, LOS: factor correctivo para colinas (=0 en caso de NLOS)

### Calibración de Modelos de Propagación

Para la calibración de modelos de propagación es necesario la obtención de mediciones que luego sean incorporadas en un software e.g. Atoll, que tenga una funcionalidad de calibración. Esta funcionalidad es un algoritmo computacional que busca encontrar el mínimo error cuadrático medio (por ejemplo, no es el único criterio) entre las mediciones de la red real obtenidas mediante un Drive Test y las predicciones que hace el software.

### Drive Test

Todo buen diseño de RF, después de desplegado debe ser evaluado. Hay algunas maneras de hacer esto, por ejemplo, a través del análisis de KPI (Key Performance Indicator) o por las herramientas de predicción y la interferencia de la señal. Otra forma muy común y eficiente para evaluar la red está llevando a cabo una Drive Test. El nombre es intuitivo: un recorrido de prueba. El Drive Test es un examen efectuado en las redes celulares, independientemente de su tecnología (GSM, CDMA, UMTS, LTE, etc.). Medios para recoger datos sobre la circulación de vehículos. Su variación también ha definido de prueba de paseo intuitivo, o caminar para recoger datos para las áreas de interés [6].

Los análisis de un Drive Test son fundamentales para el trabajo de cualquier profesional en el campo de las TI y Telecom, que comprenden dos fases: la implantación de la recogida de datos y el análisis de los datos recogidos. Aunque a través del análisis de KPI se pueden identificar problemas tales como la interrupción de llamadas, entre otras, las pruebas de la

unidad permiten un análisis más profundo en el campo. La identificación de las áreas de cobertura de cada sector, la interferencia, la evaluación de cambios en la red y otros parámetros.

## V. Diseño de una Red UMTS-HSPA

En este capítulo, se aborda el proceso de creación de una red UMTS-HSPA utilizando la herramienta de RF Atoll. Así mismo, se describe la manera en que se obtuvieron las predicciones de cobertura de señal, que son necesaria para el método de calibración propuesto en [1].

En la figura 1, se muestra el paso a paso para la planificación y creación de un proyecto de una red UMTS-HSPA haciendo uso de Atoll. Partimos de la utilización de la plantilla que incluye para este tipo de redes móviles (ver figura 2). Luego, se procedió a configurar las propiedades del proyecto concerniente a la manera en que proyectaran los mapas. Es importante esta configuración debido a que si no pones la zona GSM 84/ZONE 16N no se mostrara el mapa de Nicaragua, aunque estos se carguen al proyecto. También se configuró el formato que se utilizará para las coordenadas de latitud y longitud. Esto se muestra en las figuras 3 y 4. Posteriormente, se procedió a cargar los mapas, entre estos los de vectores de carreteras, caminos, lagos, ríos, clutter class, clutter de altura entre otros.

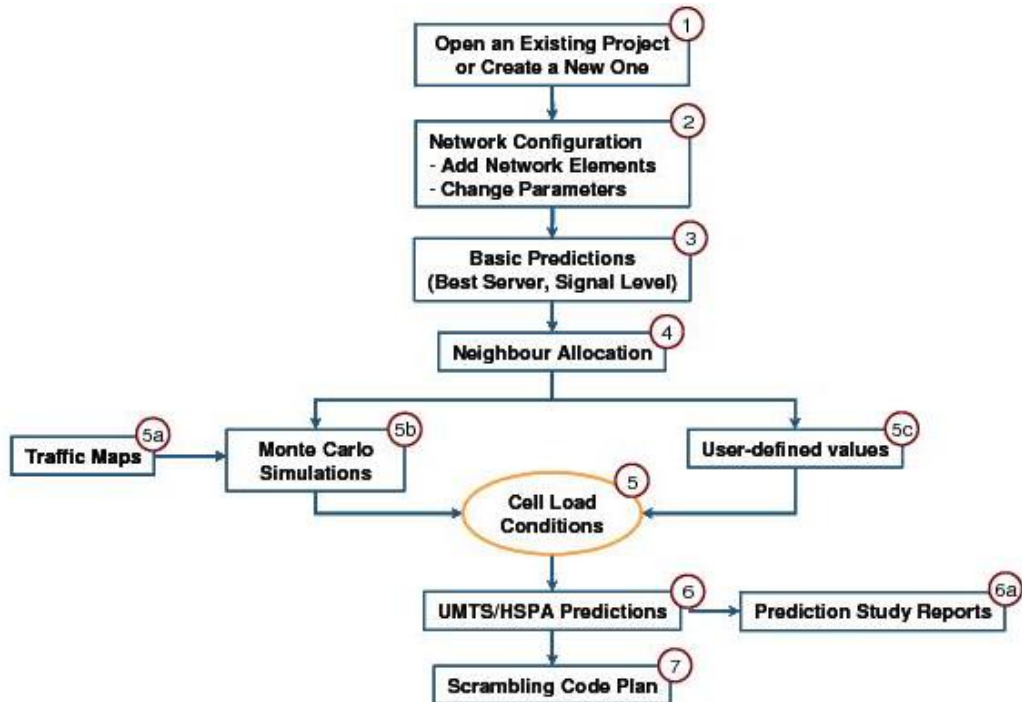


Figura 1: Planificación y creación de una red UMTS en Atoll (tomado de [7]).

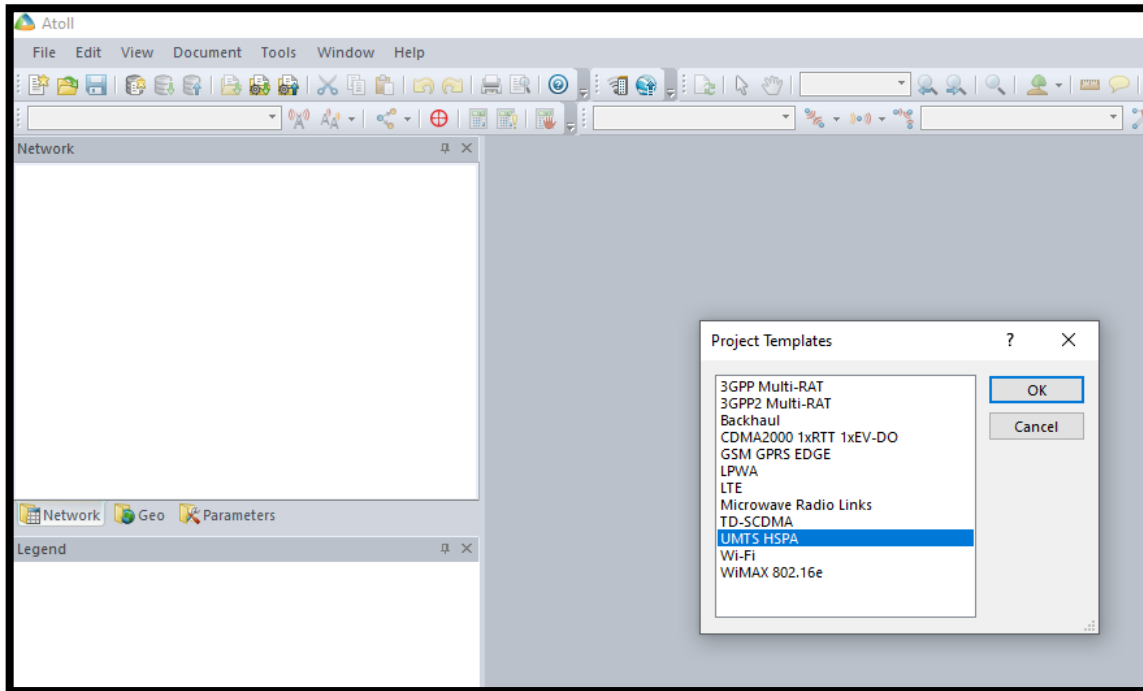


Figura 2: Creación de un nuevo proyecto

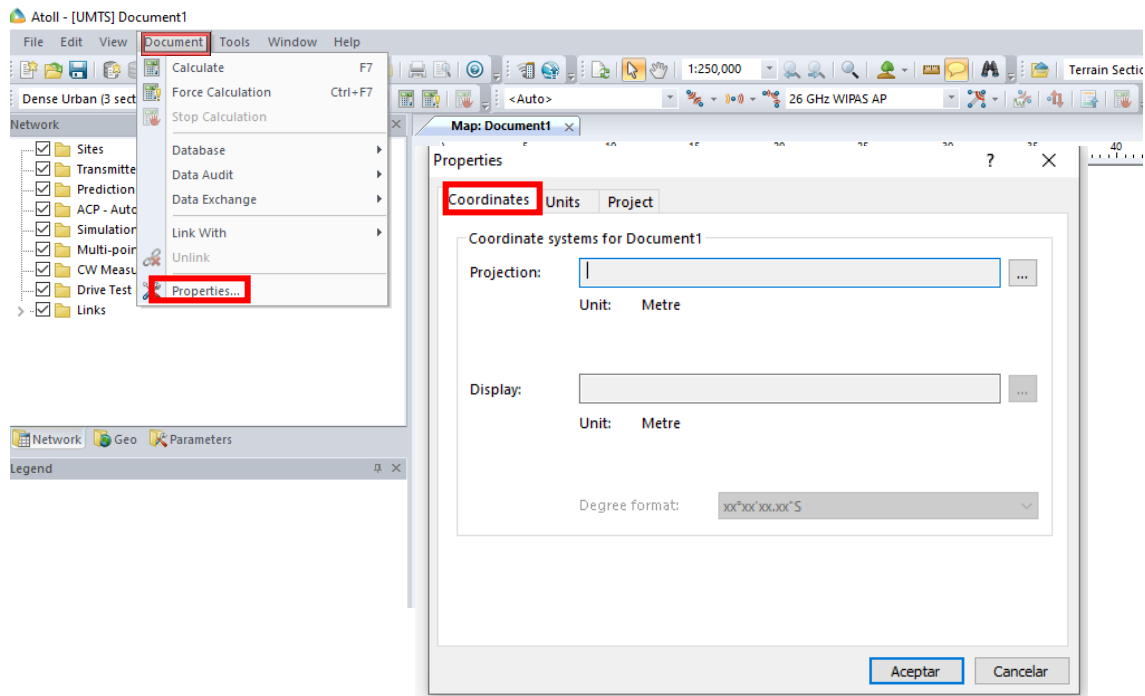
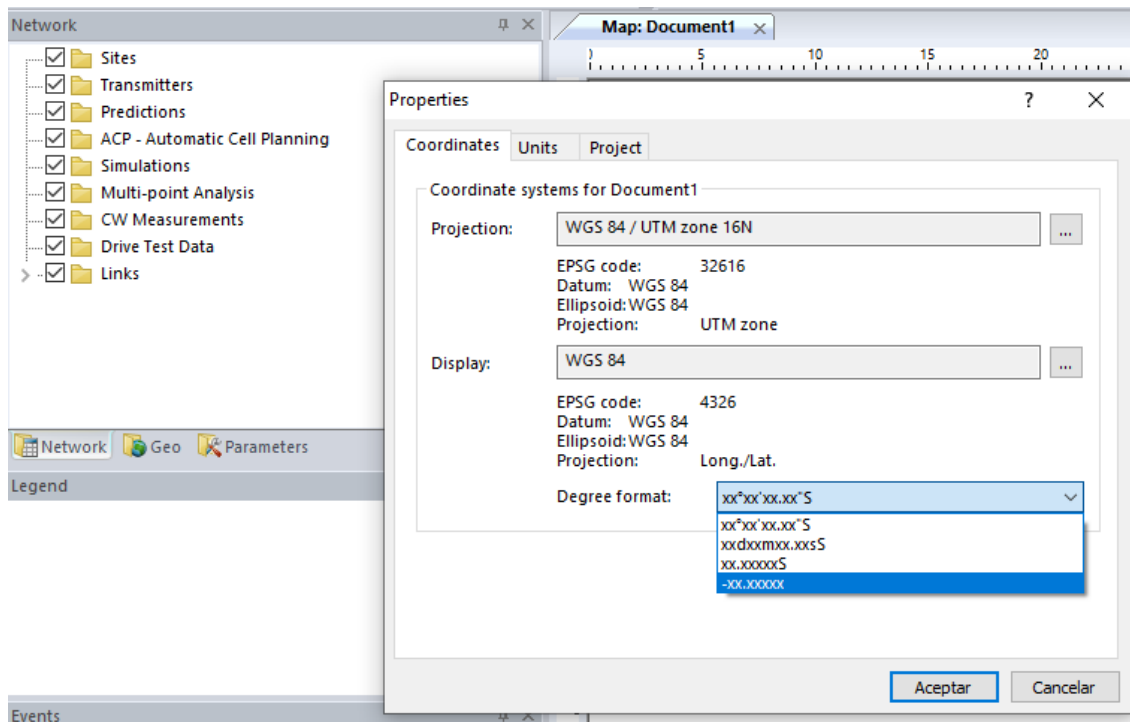


Figura 3: Configuración de las proyecciones





**Figura 4: Configuración de las coordenadas**

Todas estas configuraciones, corresponden al paso 1 del proceso mostrado en la figura 1. Subsiguientemente, se procedió a importar las tablas recopiladas de la monografía titulada: Método de Calibración Standalone para el Modelo de Propagación SPM en un sistema WCDMA-850MHZ. Estas tablas contienen las coordenadas de los sitios (sites table), los transmisores por sitio (transmitter table) y las configuraciones de cada transmisor (cell table). Un contratiempo con estas tablas, fue que utilizaron un modelo de antena y una banda de frecuencia que no están incluidas en la plantilla que trae incorporada Atoll.

De esta manera, se procedió a cargar el modelo de antena que utilizaremos en el proyecto. Para eso nos vamos a la pestaña **parameters**, luego a **radio network equipment**, a la carpeta de antenas le damos **open table**, luego **import** y cargamos el modelo de la antena previamente descargado y guardado en el pc (ver figuras 5 y 6). Atoll trae por defecto las antenas que vemos en la figura 5; no obstante, el modelo que utilizamos es la antena LDXX-6516DS-VTM del fabricante COMMSCOPE. Su patrón de radiación se descargó de: <https://www.commscope.com/> que requiere la creación gratuita de una cuenta para acceder a estos patrones.

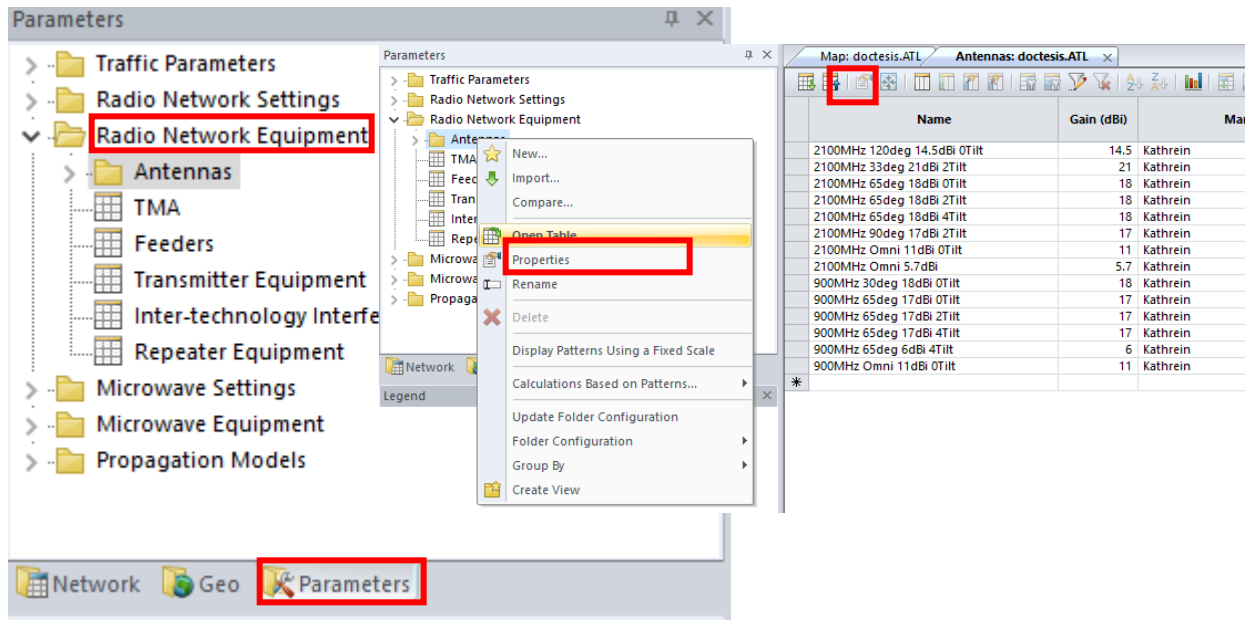


Figura 5: Proceso para importar antena en Atoll.

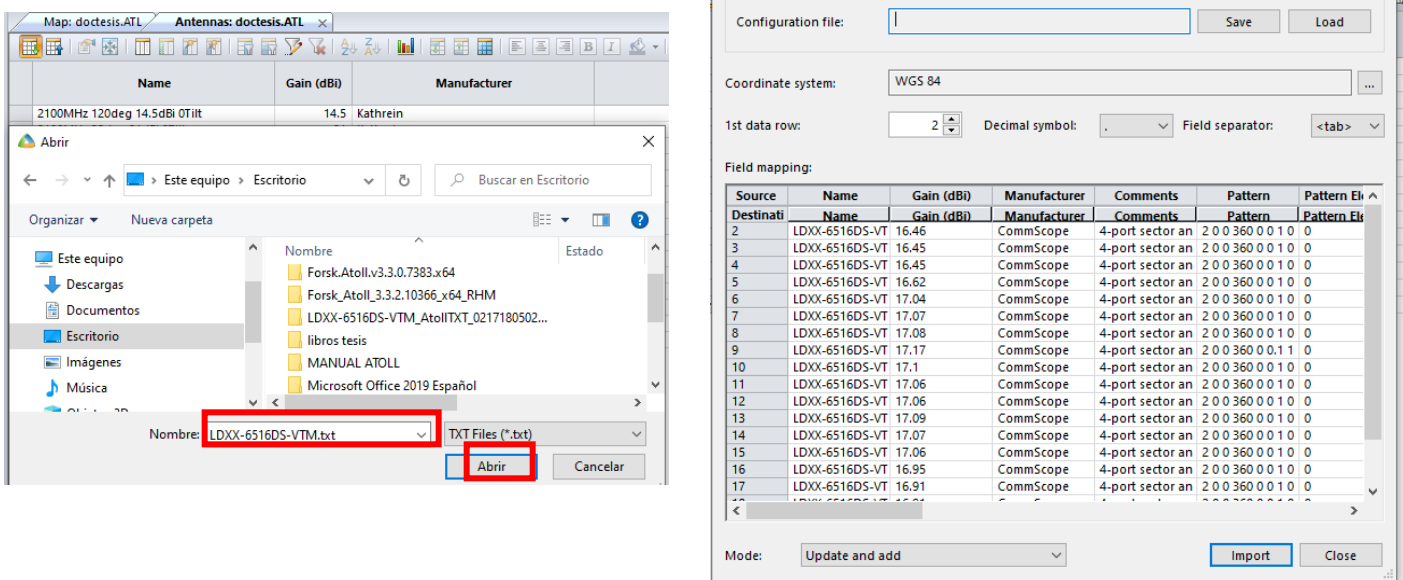


Figura 6: Cargando el patrón de radiación de la antena LDXX-6516DS-VTM

Una vez finalizada la importación de la antena. Se procedió a crear la banda de frecuencia: UTRA BAND V correspondiente a los 850 MHz. Los parámetros de esta banda tales como la frecuencia inicial del enlace de bajada, la primera y última portadora fueron tomadas de [8]. En Atoll se procedió de la siguiente manera: click en la pestaña **parameters**, luego buscamos la carpeta llamada **radio network settings** le damos click a **frequencies**, le damos en **bands**,

Luego click en **open table** y introducimos los datos de la banda V como se muestra en la figura 7.

Name	DL Start Frequency (MHz)	First Carrier	Last Carrier	Bandwidth (MHz)	Step
UTRA Band I	2,110	10,562	10,612	5	25
UTRA Band II	1,930	9,662	9,712	5	25
UTRA Band VIII	925	2,937	2,987	5	25
▶ UTRA Band V	869	4,357	4,407	5	25
*					

Figura 7. Creación de la banda de frecuencia UTRA BAND V

A continuación, se procedió a establecer una zona de cálculo de interés en la cual se realizarán todas las predicciones. Los resultados de Atoll, se limitarán a dicha zona, pero cualquier estación base que tenga influencia sobre ella será tomada en cuenta aun cuando se encuentre situada fuera de la misma.

Para delimitar la zona procedemos a dibujar un polígono. Este se realiza en la pestaña GEO, luego a **zone** seguidamente a **computation zone** y le damos **click en draw polygon** y procedemos a dibujar el polígono como se muestra en la figura 8.

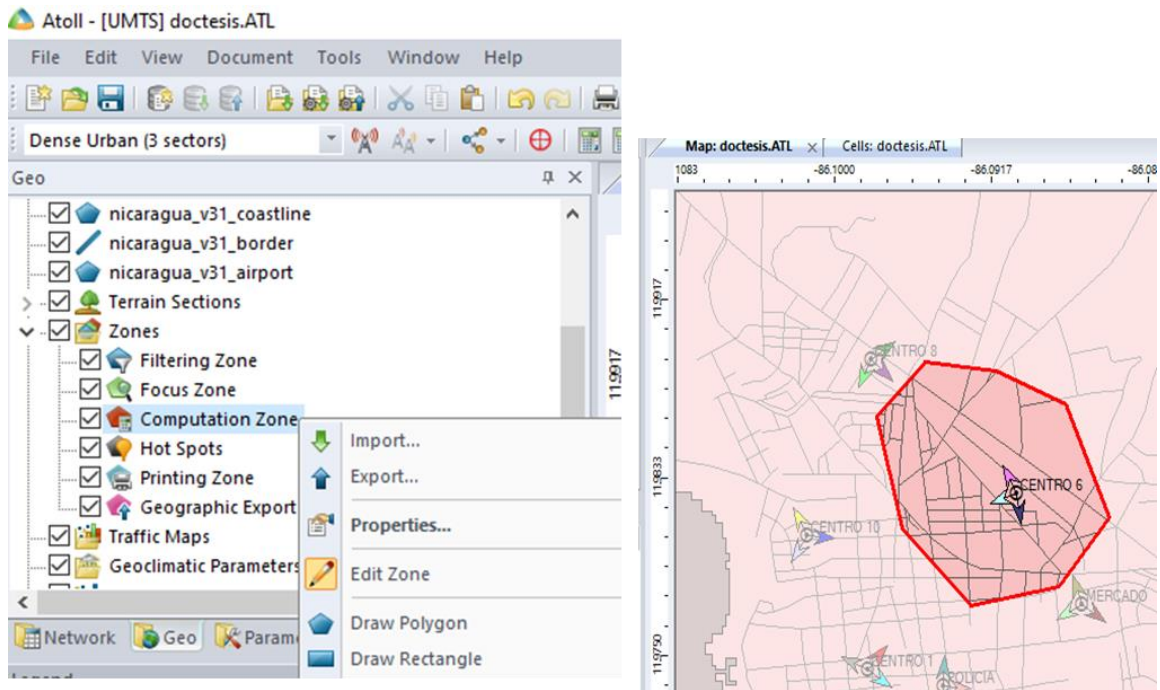


Figura 8: Creación de una zona de cálculo.

Luego podemos hacer las dos predicciones solo de la zona delimitada. En este caso, se centrará en el área geográfica que circunda al sitio llamado **centro 6**. La predicción de coverage by signal level para la zona de cálculo definida se muestra la figura

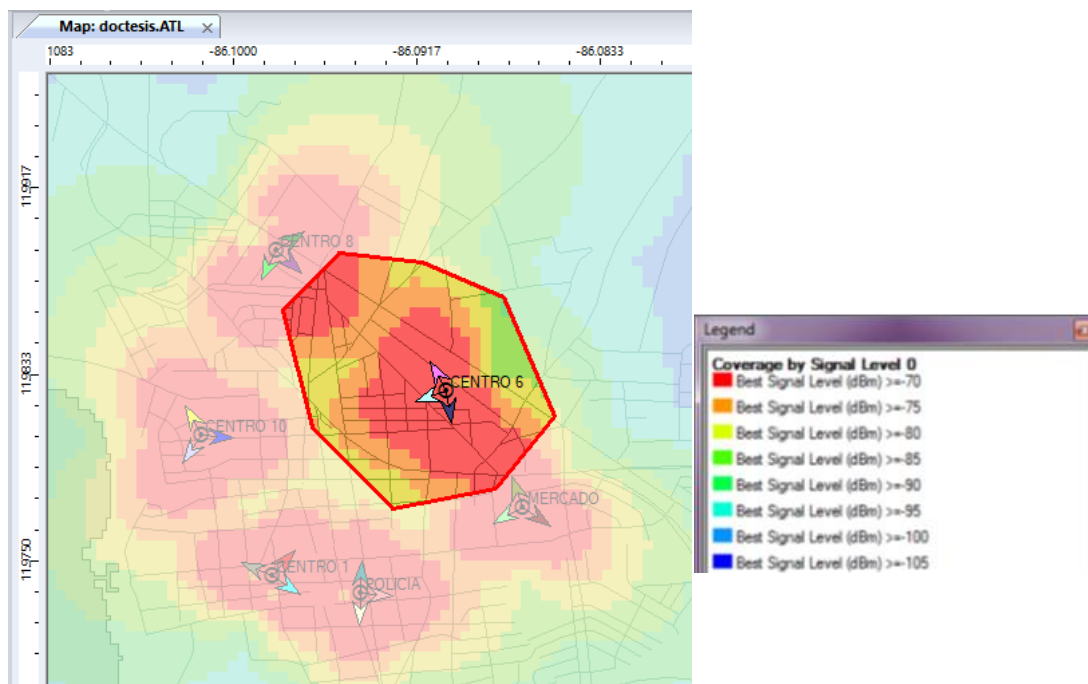


Figura 9: Predicción de Coverage by signal level para la zona de cálculo.

Una vez realizada la predicción, procedemos a exportar la cobertura de la red como se muestra en la figura 10. Para este fin, le damos en **predictions**, luego a **coverage by signal level** y finalmente en **export the coverage**. Lo guardamos en formato texto (extensión de archivo txt). Este archivo conteniendo la predicción es que se utilizará en Matlab para el proceso de optimización del algoritmo de calibración del modelo de propagación SPM propuesto en [1].

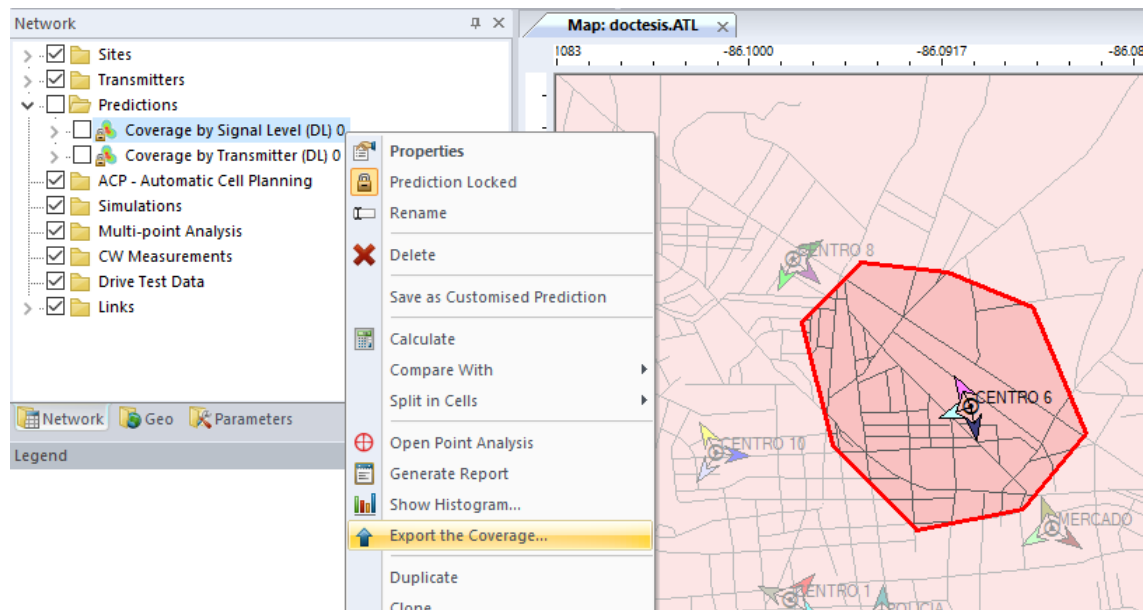


Figura 10: Exportación de la cobertura

## VI. Sobre el Modelo de Calibración del SPM

En este capítulo, se presenta un análisis del modelo de calibración propuesto en [1] para identificar las etapas donde se puede introducir elementos de optimización al mismo.

En la siguiente figura se muestra el flujograma de calibración para el modelo SPM. Este flujograma parte de la utilización (como argumentos de entrada) de predicciones de cobertura de calidad de señal obtenidas mediante un software RF y mediciones de campo mediante un drive test.

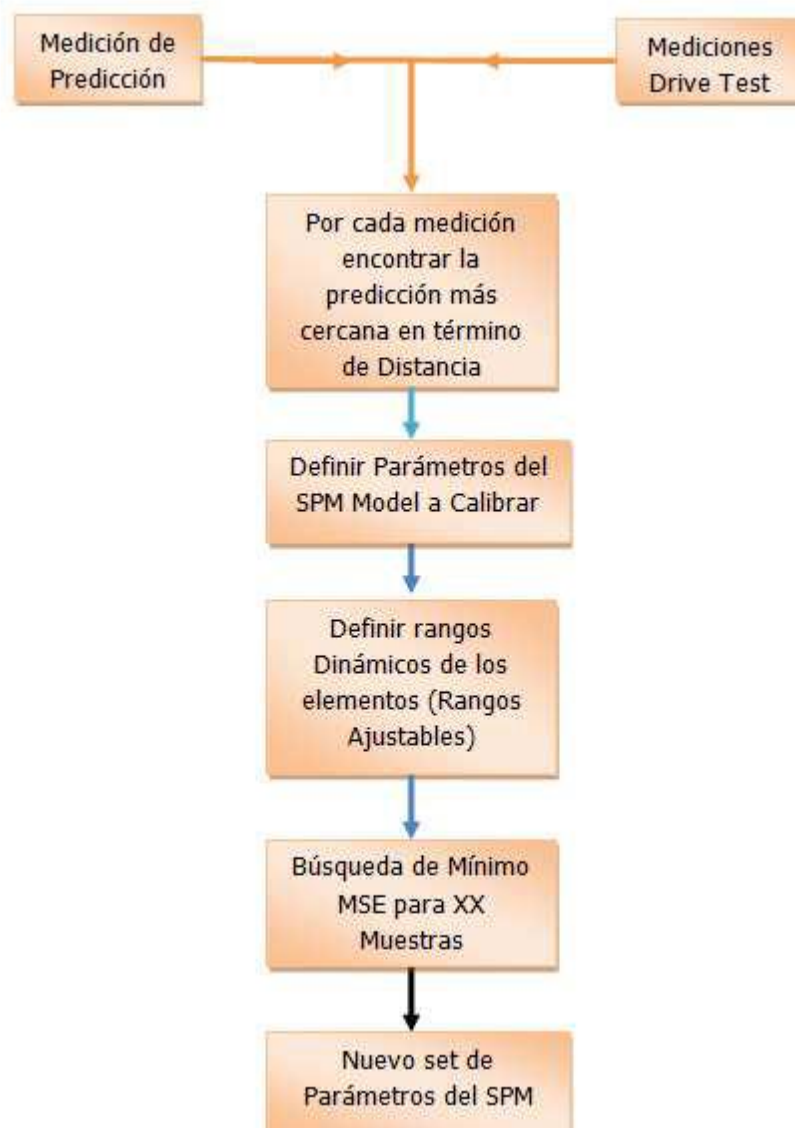


Figura 11: Flujograma de calibración (tomado de [1])

## El bloque 1: Por cada medición encontrar la predicción más cercana en términos de distancia

Tiene como objetivo que el número de predicciones y de mediciones sean iguales. Es decir, mientras un software RF genera una predicción por cada pixel del mapa o de acuerdo a una configuración de resolución establecida por el usuario, el drive test genera mediciones sobre el recorrido por calles adyacentes a la estación base de interés resultando en un mayor número de predicciones que mediciones.

Las pérdidas por propagación que son estimadas mediante un modelo de propagación dependen de varios factores. Entre ellos, la frecuencia de operación y la distancia. Esta última también depende de la ubicación geográfica en el mapa. En este caso, este bloque busca encontrar por cada medición del drive test una predicción equivalente que en términos de ubicación (latitud y longitud) sea la más cercana. Esto lo realiza de la siguiente manera:

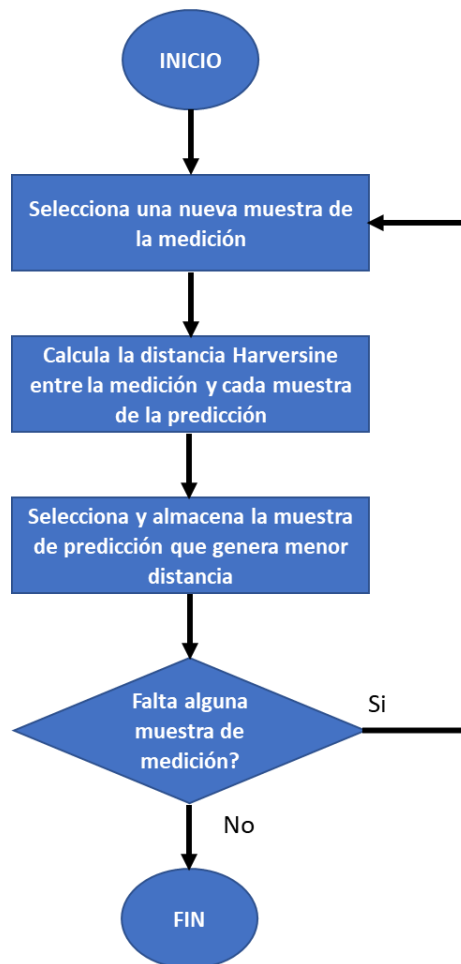


Figura 12: Algoritmo del Bloque 1 del flujograma de calibración.

## **Bloque 2: definir los parámetros del SPM Model a calibrar**

Este bloque se utiliza para definir los parámetros del modelo SPM que se incluyen en el algoritmo de calibración. El mismo considera los parámetros: K1, K2, K3, K5 y K7 para el proceso de calibración. El parámetro K6 se iguala a cero, siguiendo lo recomendado en la guía técnica de Atoll “Measurement Model”[9]. El parámetro K4 se pone en cero porque se desconoce la pérdida por difracción.

## **Bloque 3: Definir rangos dinámicos de los elementos.**

De manera similar al bloque anterior, el valor máximo y mínimo (rango) a considerar para cada uno de los parámetros a calibrar fueron tomados de la guía técnica de Atoll “Measurement Model”. La siguiente tabla muestra los valores a considerar:

Tabla 1: Rango dinámicos recomendados para calibrar los parámetros K del SPM [9].

<b>Parámetros</b>	<b>Valor Mínimo</b>	<b>Valor Máximo</b>
K1	0	100
K2	20	70
K3	-20	20
K5	-10	0
K7	-10	0

## **Bloque 4: Búsqueda de mínimo MSE para XX muestras.**

En el bloque anterior, se definieron los rangos dinámicos de los parámetros K a evaluar en el algoritmo de calibración. Sin embargo, la guía de Atoll no recomienda ningún valor para el incremento y por ende la diferenciación de cada posible valor que pueden tomar los parámetros. En el trabajo presentado en [1], se definieron los siguientes incrementos:



Tabla 2: Incrementos para calibrar los parámetros K del SPM

Parámetros	Incremento	Total de valores distintos
K1	0.1	1000
K2	0.1	500
K3	0.01	4000
K5	0.01	1000
K7	0.01	1000

Para encontrar el mínimo MSE, se procedió a seleccionar un numero de muestras  $XX$  tomadas del Drive test. El criterio utilizado para seleccionar estas muestras es el siguiente:

$$\mu_{BC} - 0.1 \leq (P_{R_m} - P_{R_p}) \leq \mu_{BC} + 0.1 \quad (5)$$

donde:

$\mu_{BC}$  Error cuadrático medio entre las mediciones y predicciones

$P_{R_m}$  Potencia recibida de cada muestra contenida en el drive test

$P_{R_p}$  Potencia recibida de cada muestra de la predicción obtenida en el bloque 1.

Para obtener el MSE mínimo, se toma las distancias de las muestras que cumplen el criterio anterior. Así mismo, las alturas de las antenas transmisoras y receptoras fueron tomadas del proyecto en Atoll, es decir 25 metros y 1.5 metros respectivamente. De tal manera, las pérdidas de propagación se estimaron usando la ecuación 4.

Las pérdidas son calculadas para cada posible combinación de valores de los parámetros K, ver tabla 2. Es decir que este cálculo se repite  $2000 \times 10^{12}$  veces. Además, el error cuadrático medio (MSE, por sus siglas en inglés) es obtenido en cada iteración. De esta manera se selecciona el mínimo MSE de la siguiente manera:

$$\min \left( \frac{1}{XX} \sum_{i=1}^{XX} [P_{R_m}(i) - (46 - L_p(i))]^2 \right) \quad (6)$$

Donde:

$P_{R_m}$  potencia recibida de las muestras de medición obtenidas en el drive test

$XX$ : el número de muestra que cumplen el criterio de la ecuación 5

$L_p$  perdidas por propagación obtenidas con el modelo SPM

## **Bloque 5: nuevo set de los parámetros del SPM.**

Los nuevos valores de los parámetros K del modelo de propagación SPM, se obtienen al identificar que iteración de las  $2000 \times 10^{12}$  produjo el mínimo MSE. Es decir, que en cada iteración se conocen los valores de los parámetros K utilizados para estimar las pérdidas de propagación  $L_p$ . Finalmente, estos nuevos valores de los parámetros K son introducidos en Atoll para obtener una nueva predicción de coverage by signal level que como se mostró en [1] mejora significativamente, en términos de MSE, las predicciones obtenidas por Atoll.

Finalmente, se puede concluir que los bloques 1 y 4 es donde recae la mayor carga computacional del flujograma de calibración propuesto. En ambos bloques, se hace una búsqueda a través de todas las posibles combinaciones para encontrar la predicción más cercana a cada medición y el mínimo MSE respectivamente. Si bien, ambos bloques obtienen el resultado esperado, la técnica utilizada (probar todas las combinaciones) impacta significativamente en el tiempo requerido para cumplir con el fin del flujograma de calibración (decenas de horas para una radio base).

## VII. Optimización del Flujograma de Calibración

En este capítulo, se proponen modificaciones a los bloques 1 y 4 del flujograma de calibración. Estas modificaciones tienen como fin reducir el tiempo requerido para cumplir con las tareas de cada uno de los bloques anteriormente mencionados.

### Propuesta de Optimización Bloque 1

En la siguiente figura, se describe el nuevo algoritmo utilizado para optimizar el bloque 1 que se encarga de encontrar por cada muestra de medición, la muestra de predicción más cercana en términos de distancia.

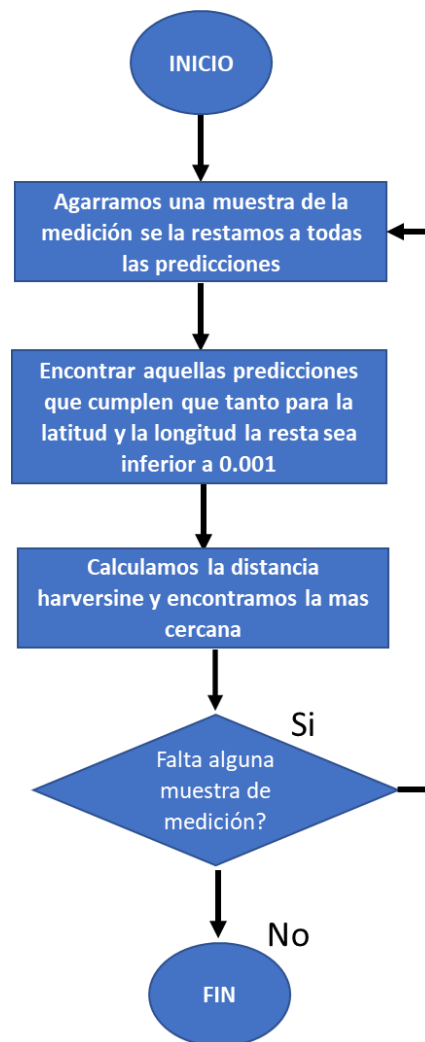


Figura 13: Propuesta de Optimización para el Bloque 1 del flujograma de calibración.

Asumamos que partimos de la primera muestra de la medición obtenida mediante el drive test. Luego, esta se les resta a todas las muestras de la predicción (de coverage by signal level) generada en Atoll. Una vez que tenemos esta resta, se busca aquellos elementos que cumplen que los valores de la resta tanto para la latitud como para la longitud sean menores o iguales a 0.001. Una vez identificados los elementos que cumplen estas condiciones, se procede a calcular la distancia Harversine entre la muestra de la medición seleccionada y las muestras de la predicción que cumplen con el criterio establecido. Finalmente, se selecciona aquella predicción más cercana. Esto se repite, para todas las muestras de la medición obtenidas mediante el drive test.

#### Propuesta de Optimización Bloque 4

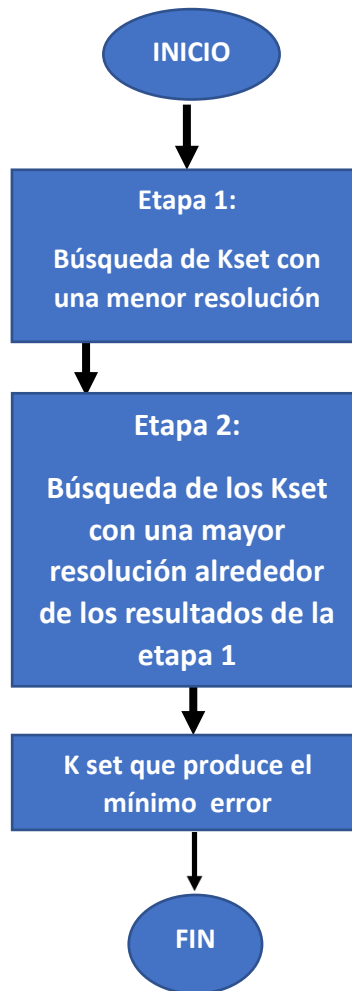


Figura 14: flujograma del código de Matlab

Esta propuesta de optimización del bloque 4, consiste en dividir la búsqueda en dos momentos. Primeramente, se aumenta el tamaño del paso con el que se generan los distintos valores para cada variable K del Standard propagation model. Por ejemplo, en [1] se utilizaron para los parámetros K1, K2 y K3 un tamaño de paso igual a 0.1. Para seleccionar en cuanto se deben incrementar los tamaños del paso, se hará el análisis de la función del error. Para este fin, en Matlab se almacenará el error cuadrático medio para cada combinación probada en esta etapa y partiendo de su comportamiento se espera definir los tamaños del paso de esta primera etapa. Los escenarios que se utilizarán para este propósito son los siguientes:

**Tabla 3: Valores de los parámetros K para los diferentes tipos de escenarios**

<b>Escenario 1:</b>	K1 = 0.1 K2 = 20 K3 = -20 K4 = 0; K5 = -10 K7 = -10 a 0 con incremento de 0.01
<b>Escenario 2:</b>	K1 = 0.1 K2 = 20 K3 = -20 K4 = 0; K5 = -10 a 0 con incremento de 0.01 K7 = -10 a 0 con incremento de 0.01
<b>Escenario 3:</b>	K1 = 0.1 K2 = 20 K3=-20 a 20 con incremento de 0.1 K4 = 0; K5 = -10 a 0 con incremento de 0.01 K7 = -10 a 0 con incremento de 0.01
<b>Escenario 4</b>	K1 = 0.1 K2 = 20 a 70 con incremento de 0.1 K3=-20 a 20 con incremento de 0.1 K4 = 0; K5 = -10 a 0 con incremento de 0.01 K7 = -10 a 0 con incremento de 0.01

Una vez definidos los nuevos tamaños de paso para cada parámetro K del SPM, el método de calibración se ejecutará en menor tiempo (debido a que se reducen el número de combinaciones posible). Sin embargo, el riesgo que se corre con esto, es que encontremos una solución local. Por tanto, para compensar esto, una vez que ha concluido esta primera etapa, se procederá a utilizar el conjunto de valores (combinaciones) de los parámetros K que cumplen la siguiente condición:

$$E_i \leq E_{MIN} + 0.25\sigma \quad (7)$$

donde:

$E_i$ : Error cuadrático medio para una combinación de valores de los parámetros K.

$E_{MIN}$ : Error cuadrático medio mínimo encontrado en la etapa 1.

$\sigma$ : Desviación Estándar del error cuadrático medio encontrado en la etapa 1.

Para cada combinación de valores de los parámetros K que cumplan esta condición, se procederá a realizar una búsqueda más fina, es decir los tamaños del paso que generan cada nuevo valor de los parámetros K serán los mismo utilizados en [1] y recogidos en la tabla 2. Así mismo, el rango de búsqueda alrededor de cada parámetro K del SPM será de 0.5 hacia arriba y hacia abajo del valor obtenido en la etapa 1. El siguiente ejemplo numérico recoge lo planteado:

**Tabla 4: Ejemplo del rango de búsqueda en la etapa 2 de la propuesta de optimización del bloque 4.**

Valores de K encontrado en Etapa 1	Rango de búsqueda en etapa 2
K1 = 22.1	21.6 a 22.6
K2 = 55.2	54.7 a 55.7
K3 = 0	-0.5 a 0.5
K5 = -6.55	-7.05 a -6.05
K7 = -1.56	-2.06 a -1.06

## VIII. Análisis y Resultados.

En este capítulo, se presentan los resultados y su análisis de las propuestas de optimización realizadas al modelo de calibración.

### Análisis de la función de error

En el capítulo 3, se definieron distintos escenarios para determinar los nuevos tamaños del paso para los parámetros K del SPM. Se procedió a determinar, para cada combinación de valores de estos parámetros K, el MSE entre las potencias recibidas de las mediciones que cumple la condición descrita en la ecuación 5 y su correspondiente predicción de potencia recibida calculada por Matlab utilizando la ecuación 4.

#### Escenario 1

En este escenario, se dejó fijo los valores de los parámetros K1, K2, K3 y K5 del SPM, variando únicamente el parámetro K7. En total se tienen un mil un (1001) valores distintos para K7 utilizando un incremento de 0.01. La grafica del MSE para cada una de estas combinaciones se presenta en la figura 15. Se puede observar, que el comportamiento del error es máximo para cuando K7 es igual a -10 y es mínimo cuando el valor es igual a cero. Además, esta grafica exhibe un comportamiento lineal. Finalmente, el tiempo de ejecución de este escenario fue de 0.8 segundos.

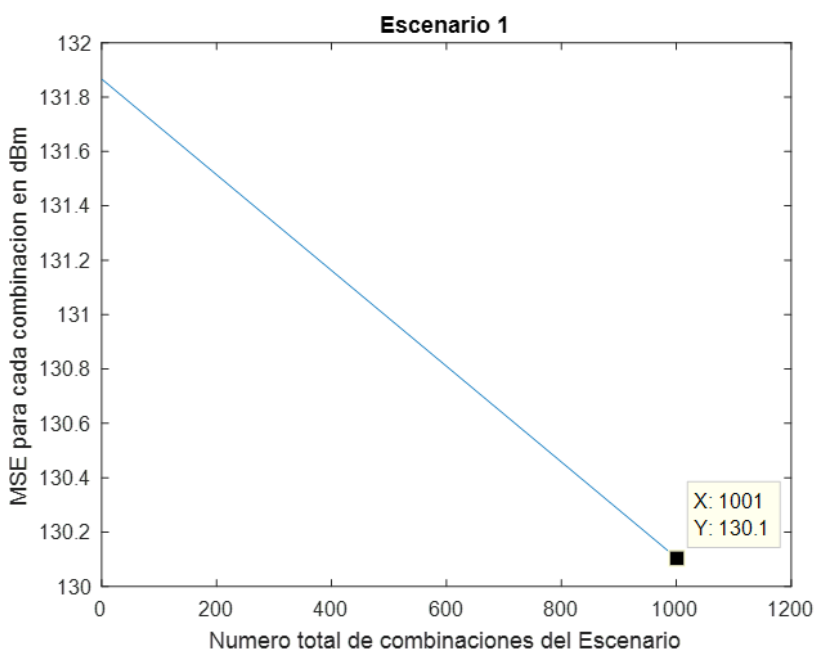


Figura 15: Grafica del MSE cuando solamente varia el parametro K7 de SPM.

## Escenario 2

En este escenario, se dejó fijo los valores de los parámetros K1, K2, y K3 del SPM, variando los parámetros K5 y K7. El incremento del paso para ambos parámetros es de 0.01. Generándose un total de un millón dos mil uno combinaciones distintas. El tiempo de ejecución de este escenario fue de 9.8 segundos. La figura 16 muestra la gráfica del MSE para esta cantidad de combinaciones. A primera vista, se podría concluir que en este escenario se obtiene también un comportamiento lineal, como el caso anterior. Sin embargo, debido al gran número de combinaciones posibles, se procedió a graficar tanto los primeros 3 cambios de valores de K5 (variando en su totalidad K7) como sus últimos 3 cambios de valores. Las figuras 17 y 18 presentan estos resultados.

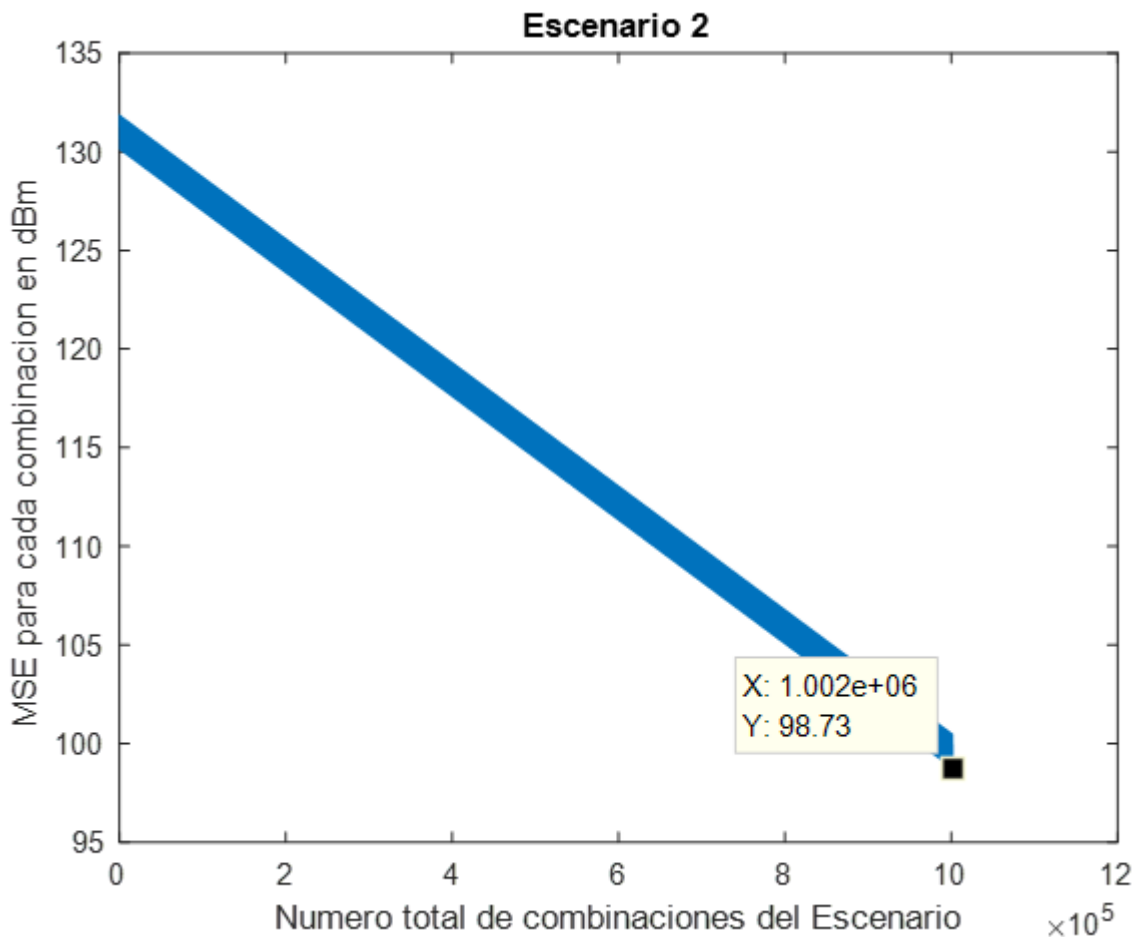


Figura 16: Gráfica del MSE cuando varían K5 y K7 de SPM.



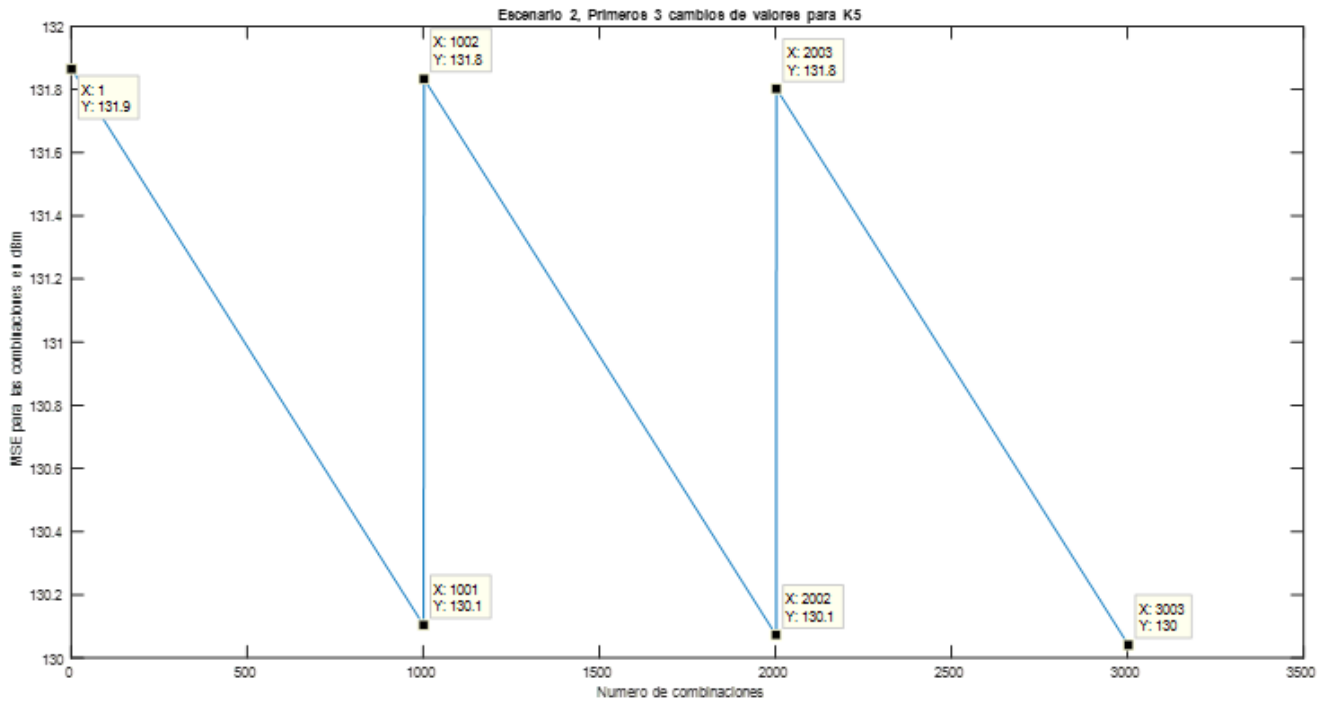


Figura 17: Grafica del MSE para los primeros tres cambios de valores de K5

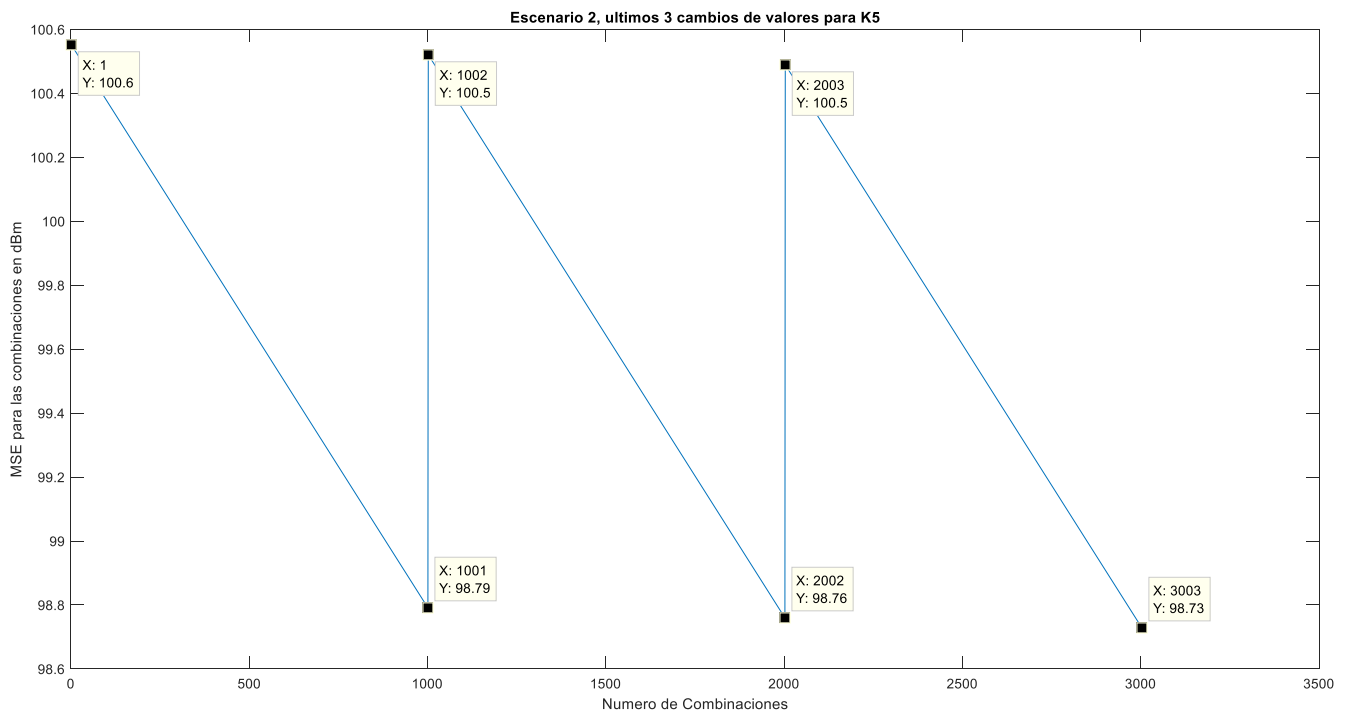


Figura 18: Grafica del MSE para los ultimos tres cambios de valores de K5

Como se puede ver aquí cuando tenía el escenario 1 era una línea recta pero cuando es el escenario 2 lo que ocurre es que la línea recta se repite cada vez que K5 cambia de valor. Conforme va aumentando el valor de K5, el MSE resultante va reduciéndose. El valor mínimo se obtiene cuando tanto K5 como K7 son iguales a cero (0)

### Escenario 3

En este escenario, se dejó fijo los valores de los parámetros K1, K2 del SPM, variando el parámetro K3, K5, K7. En total se tienen 401,802,401 de combinaciones distintas utilizando un incremento de 0.01 tanto para K5 y K7 y 0.1 para K3. La grafica del MSE para cada una de estas combinaciones se presenta en la figura 19.

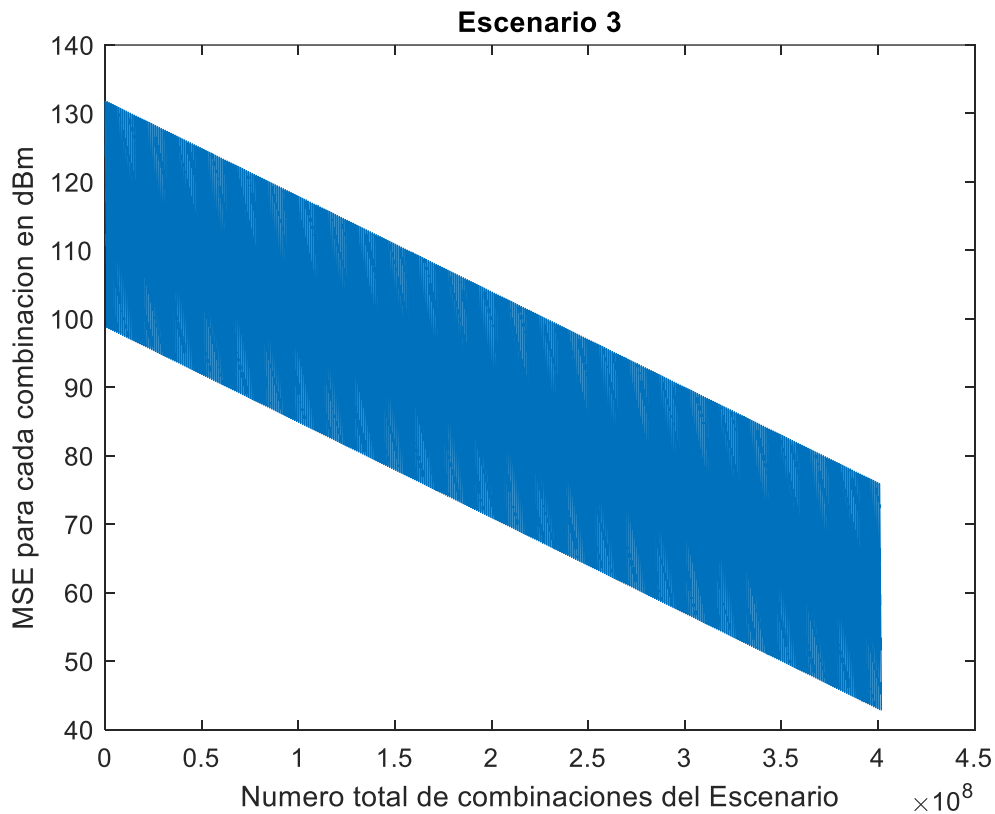
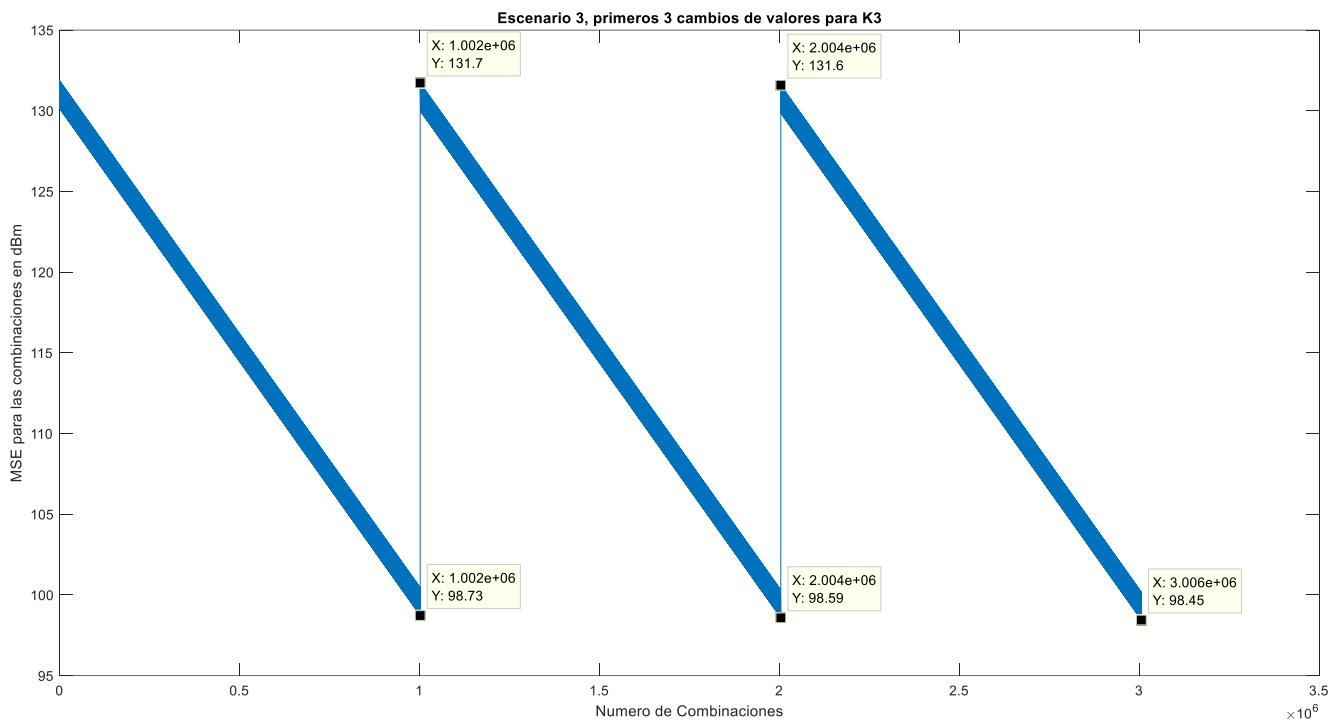


Figura 19: Grafica del MSE cuando varia K3, K5, K7

Se puede observar, a simple vista un comportamiento lineal. sin embargo, al observar el espesor de esta línea se puede ver que cubre un rango de error de aproximadamente 30 dBm en el eje y por lo tanto, es necesario hacer un análisis más detallado. Se procedió a graficar la función de error para los primeros 3 cambios de valores de K3 y los últimos 3 cambios de valores de K3. Esto se muestra la figura 20 y 21 respectivamente. Se puede ver que el valor

inicial del MSE, mostrado en la figura 19, corresponde a un error de aproximadamente 130 dBm. Este valor ocurre cuando arranca el método probando la combinación  $K3=-20$ ,  $K7=-10$ ,  $K5=-10$ . Como se puede observar, este comportamiento ya se había visto en el escenario 2 quiere decir que cada vez que cambia el valor de  $K3$  se repite completamente el escenario 2 descrito anteriormente. Finalmente, en la figura 21 podemos observar que el MSE mínimo, en este escenario, ocurre cuando se evalúa la combinación  $K3=70$ ,  $K5=0$  y  $K7=0$  obteniéndose un error de 42.81 dBm.

Aparte de la repetición del escenario 2, se puede deducir que tiene un mayor peso en el cálculo del MSE el parámetro  $K3$ .



**Figura 20: Grafica del MSE para los primeros tres cambios de valores para K3**

#### Escenario 4

En este escenario, se dejó fijo solo K1 del SPM, variando los parámetros K2, K3, K5 y K7. En total se obtuvieron  $2.01303003 \times 10^{11}$  combinaciones distintas utilizando un incremento de 0.01 para K5 y K7 y de 0.1 para K2 y K3 respectivamente. Sin embargo, no se logró almacenar el MSE para cada una de estas combinaciones debido a que sobrepasa la capacidad máxima de memoria de Matlab asignada. Por lo tanto, se procedió a modificar el incremento de K5 y K7. Siendo el nuevo valor 0.25 y el número total de combinaciones disminuyó a 337,714,581. La figura a continuación nos muestra el MSE obtenido para este número de combinaciones:

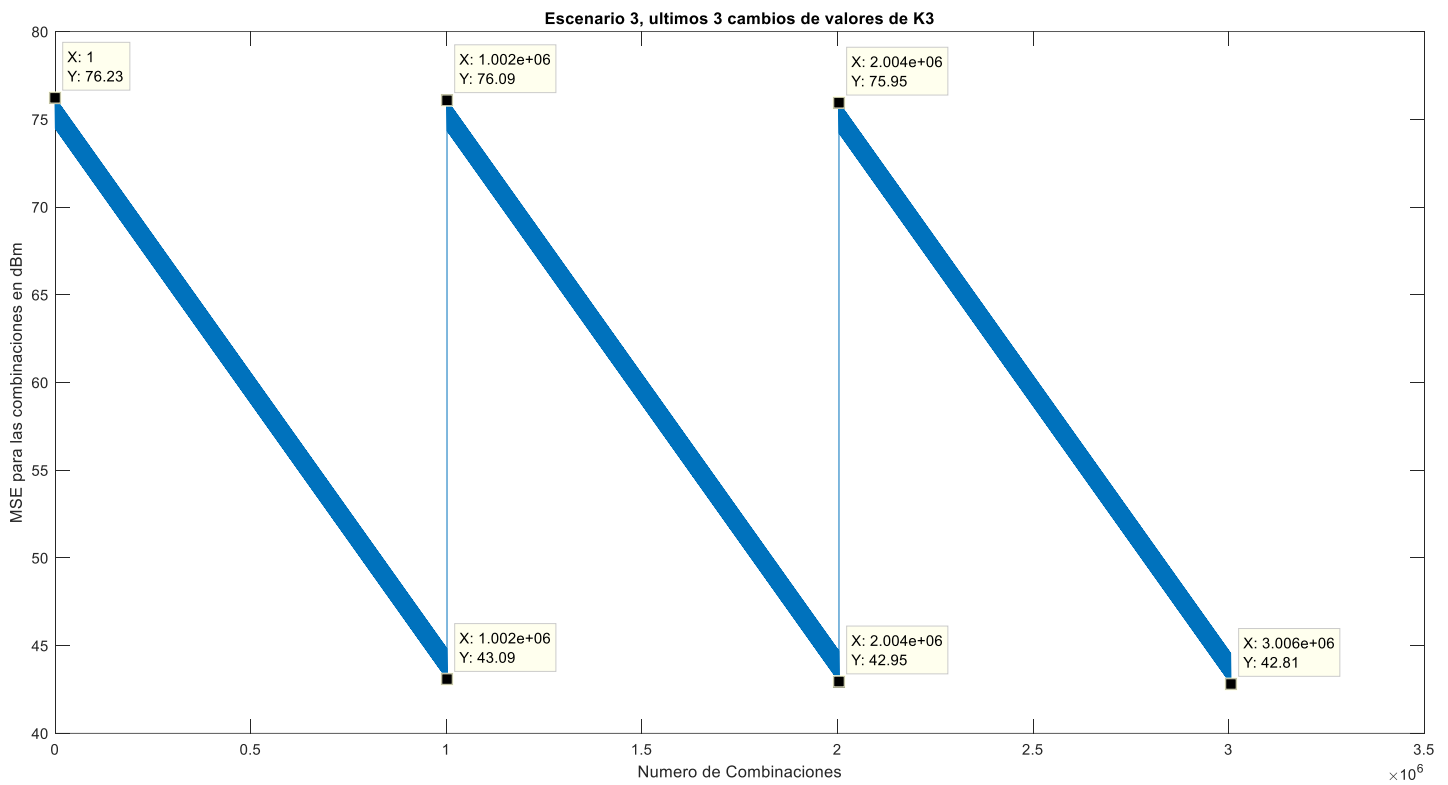
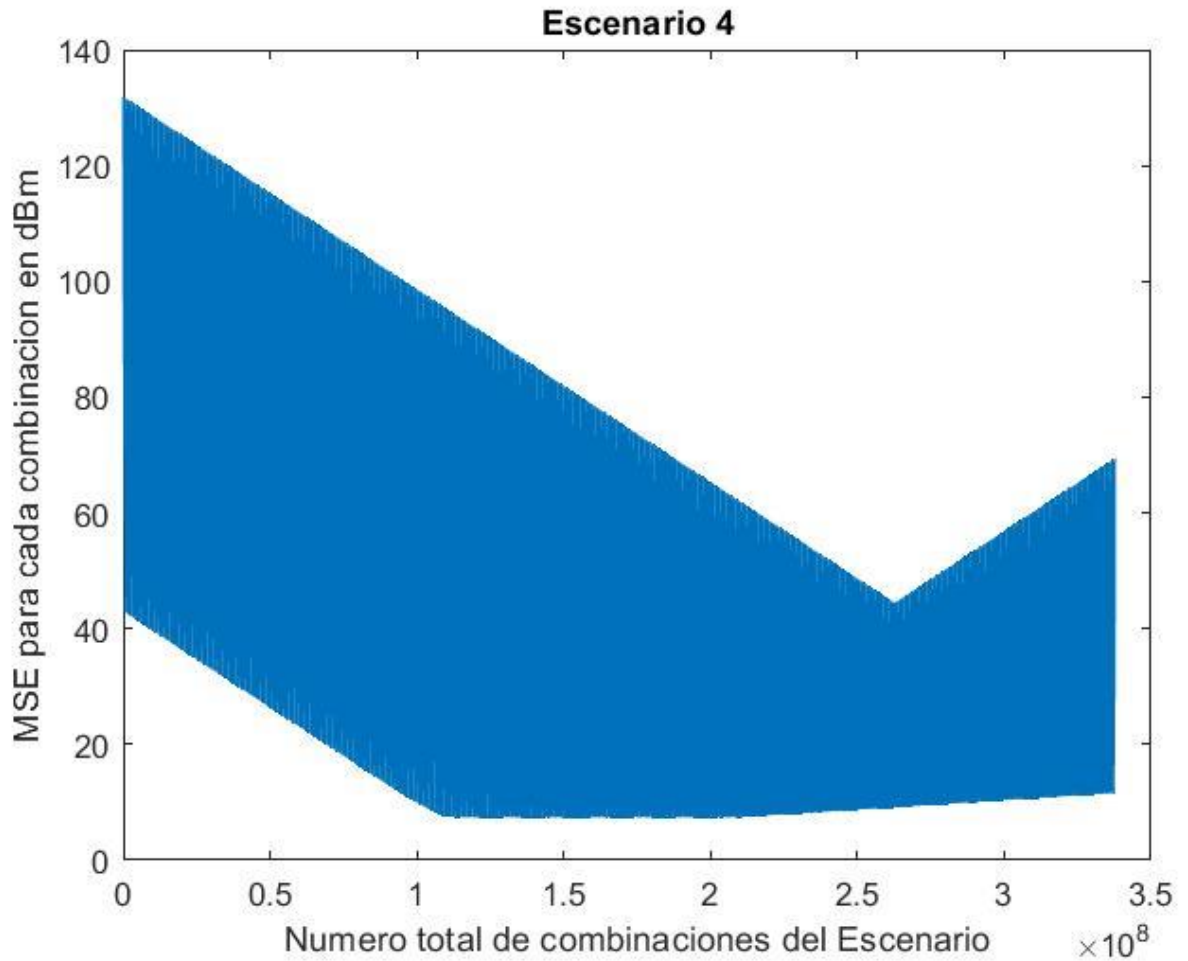


Figura 21: Grafica del MSE para los últimos tres cambios de valores para K3.



**Figura 22: Grafica del MSE cuando varia K2, K3, K5, y K7.**

Al observar el espesor de esta línea se puede ver que cubre un rango de error de aproximadamente 88 dBm en el eje Y. Por lo tanto. Es necesario hacer un análisis más detallado de esta grafica para comprender su comportamiento. Se procedió, a graficar el MSE para los primeros 3 cambios de valores de K2 como se muestra en la figura 23.

Escenario 4, primeros 3 cambios de valores para K2

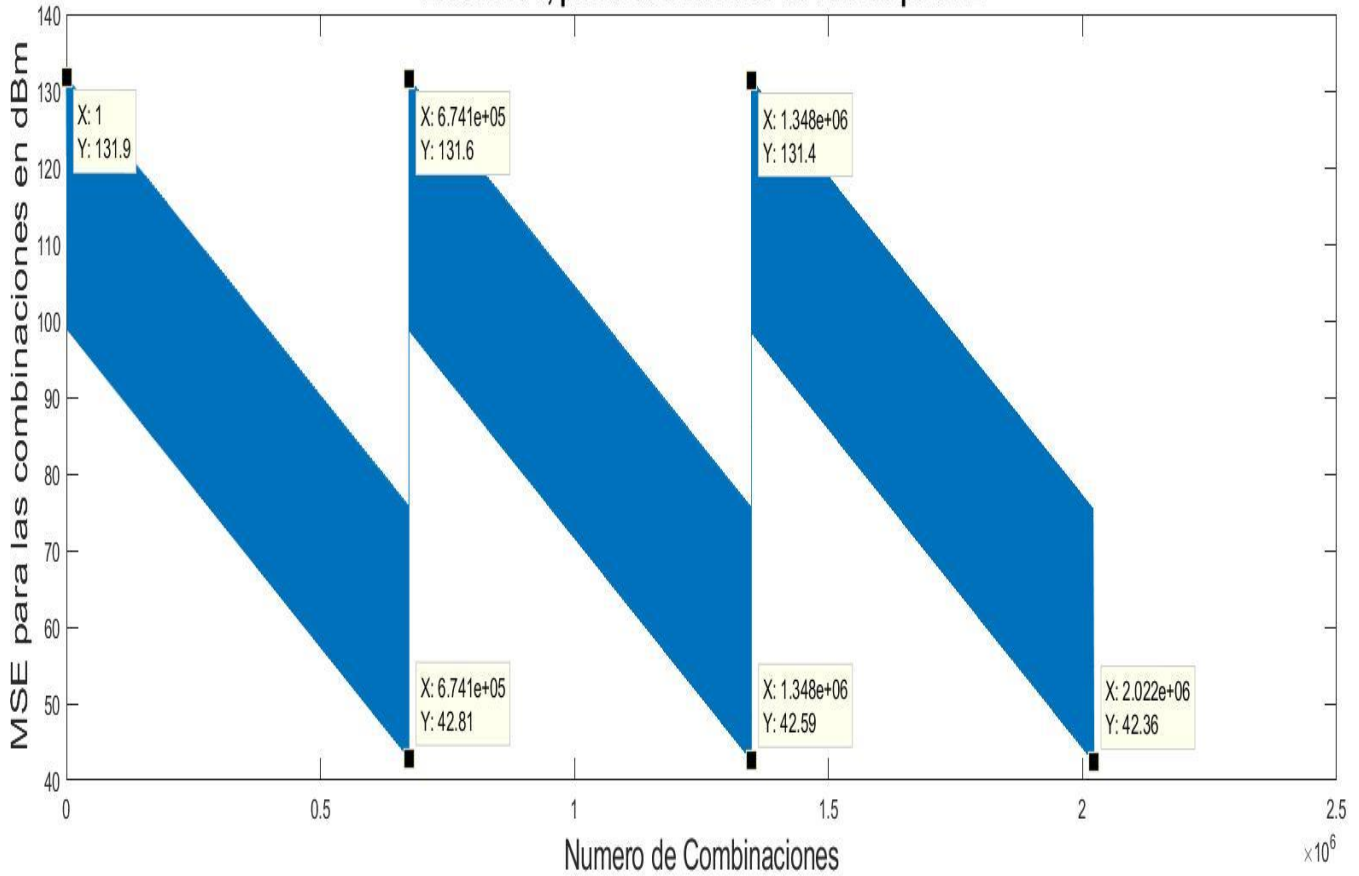
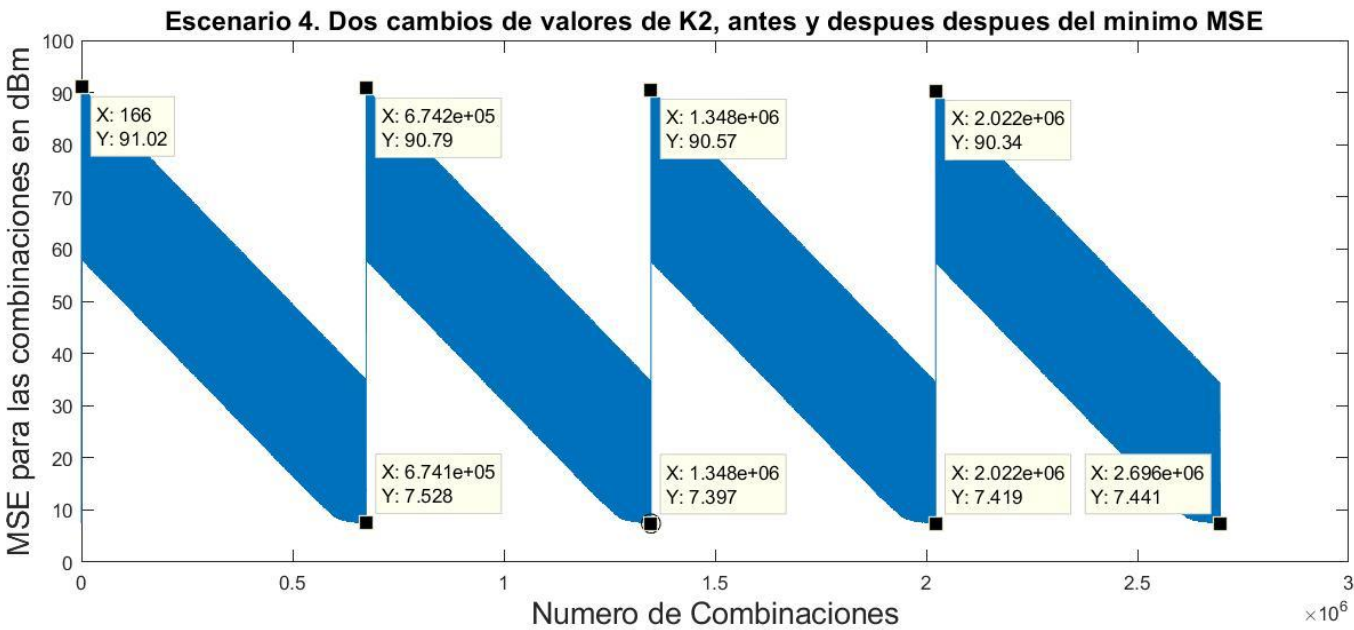


Figura 23: Grafica del MSE para los primeros tres cambios de valores para K2.

Se puede ver que el valor inicial del MSE, mostrado en la figura 23, corresponde a un error de aproximadamente 130 dBm. Este valor ocurre cuando arranca el método probando la combinación  $k_2=20$ ,  $K_3=-20$ ,  $K_5=-10$ ,  $K_7=-10$ . Como se puede observar, este comportamiento es muy similar a descrito a la figura 19. Este se repite, cada vez que cambia de valor  $K_2$ , pero iniciando y finalizando con un MSE inferior obtenido con el valor anterior de  $K_2$ . Por otra parte, en la figura 19 se logra apreciar que el MSE alcanza un valor mínimo y luego comienza a incrementar. Para este fin, localizamos el valor mínimo del MSE en la figura 19 y se procedió a graficar dos cambios de valores de  $K_2$  antes y después de este punto. El resultado se muestra en la figura 24. Se puede observar que antes y después de donde ocurre el mínimo MSE, este aumenta antes que ocurra un cambio de valor de  $K_2$ , rompiendo con el patrón que se venía suscitando en los escenarios 1,2 y 3 en los cuales el MSE siempre tenía una tendencia a disminuir conforme se iban aumentando el número de iteraciones i.e. aumentando la cantidad de parámetros del SPM que varían.



**Figura 24: Grafica del MSE para dos cambios de valores para  $K_2$ , antes y después del mínimo MSE.**

En conclusión, podemos decir que, al observar los cuatro escenarios descritos anteriormente, el error mínimo se obtiene para la última combinación en los escenarios del 1 al 3. No obstante, esta tendencia se rompe en el escenario 4. Por motivos de recursos computacionales, no se pudo ejecutar un quinto escenario en el cual también variaría el parámetro K1. Por tanto, para la primera parte de la optimización del bloque 4, variaremos los incrementos de K3, K5, K7 y se dejarán fijos los incrementos de K1 y K2.



## Resultados de la optimización del bloque 4

Luego de analizar el comportamiento de la función de error en los 4 escenarios. Se procedió a definir valores de los incrementos para la etapa 1 de la optimización de este bloque. Se decidió aumentar significativamente los incrementos de K3, K5 y K7 puesto que la función de error describía un comportamiento repetitivo. En cambio, para K1 se dejó fijo y para K2 se incrementó, pero no en la misma magnitud que los otros parámetros (K3, K5 y K7). La tabla a continuación muestra los casos en los que se analiza la optimización del bloque 4:

**Tabla 5: Incrementos de los parámetros K del SPM para optimización del bloque 4**

	Caso 1	Caso 2	Caso 3
Incremento de K1	0.1	0.1	0.1
Incremento de K2	0.25	0.25	0.25
Incremento de K3	0.5	1	2
Incremento de K5	0.5	1	2
Incremento de K7	0.5	1	2

### Caso 1

Se ejecutó en Matlab la optimización del bloque 4 (ambas etapas). Obteniéndose los valores de los parámetros K del SPM que generan el error mínimo (ver figura 25, ultima linea). Posteriormente estos valores fueron introducidos en el modelo de propagación en el proyecto desarrollado en Atoll (ver figura 26). Se genero una nueva predicción de cobertura por nivel de señal la cual fue cargada en Matlab y comparada con las mediciones. La resolución utilizada para esta nueva predicción en atoll fue de 10 metros. Esto se muestra en figura 27. Finalmente, la nueva predicción y las mediciones son comparadas en función de las perdidas por propagación, ver fig 28. El tiempo de ejecución del método calibrado para este caso fue de 10 horas, el error promedio disminuyo de 7.4607 a 1.8218. La desviación estándar se mantuvo en un rango de valor similar.

	1	2	3	4	5
1	57.9000	20.5000	19.9600	-4.7800	0.4600
2	57.9000	20.5000	19.9900	-4.7800	0.2200
3	57.9000	21.1000	19.9600	-5.2100	0.4700
4	57.9000	24.4000	19.9600	-7.5700	0.4600
5	58	21.1000	19.8900	-5.2100	0.4600
6	58	21.1000	19.9000	-5.2100	0.3800
7	58.0000	20.1500	19.9900	-4.5300	-0.3400
8	58.1000	20.1500	19.8200	-4.5300	0.4400
9	57.9000	22.7500	20	-6.3900	0.1500
10	58	22.7500	19.9700	-6.3900	-0.1800
11	58.2000	22.7500	19.7500	-6.3900	0.4300
12	58.3000	22.7500	19.7100	-6.3900	0.1800
13	57.9000	25.3500	19.9800	-8.2500	0.3100
14	58.3000	25.3500	19.6800	-8.2500	0.4200
15					

Figura 25: valores de los parámetros K del SPM que generan el menor MSE

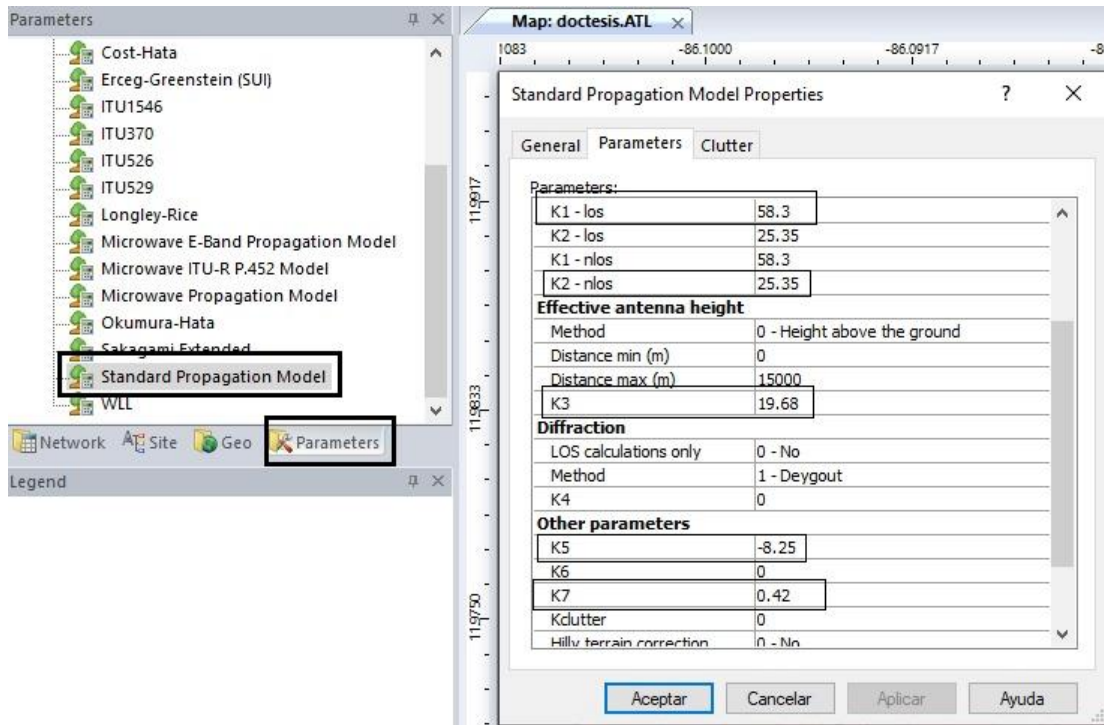
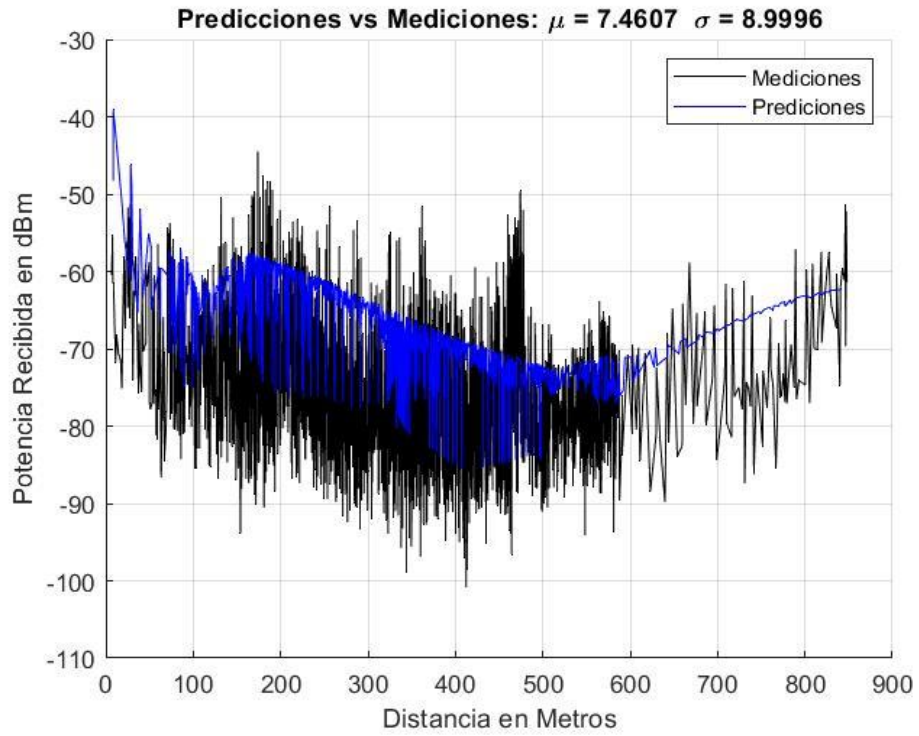
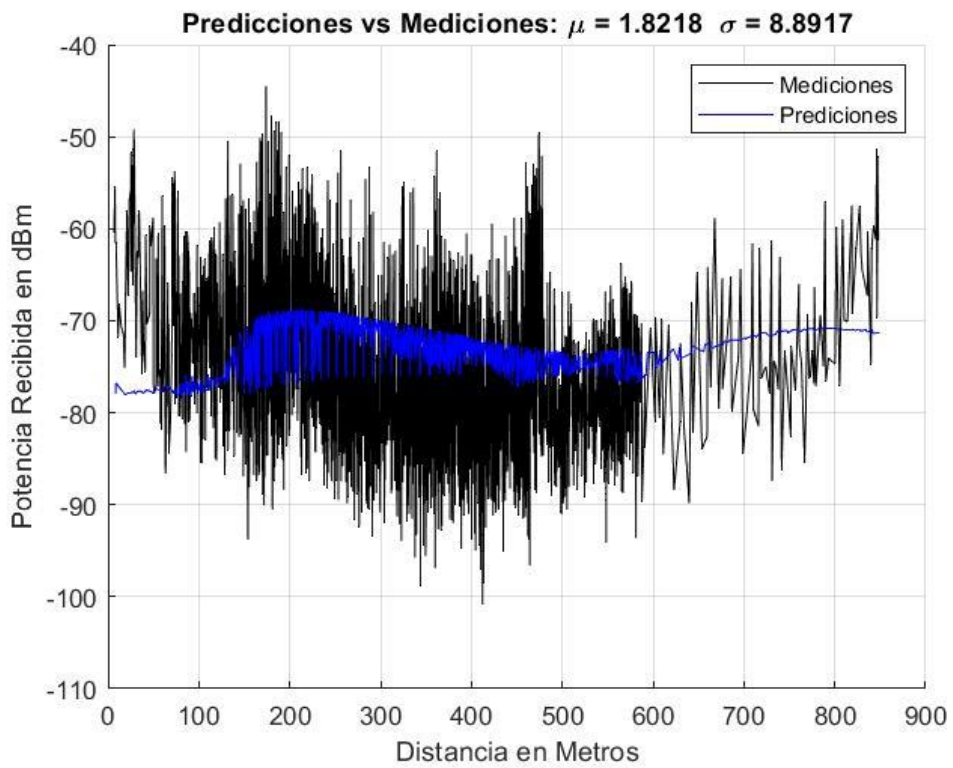


Figura 26: Introducción de los nuevos valores de los parámetros K al SPM en Atoll.

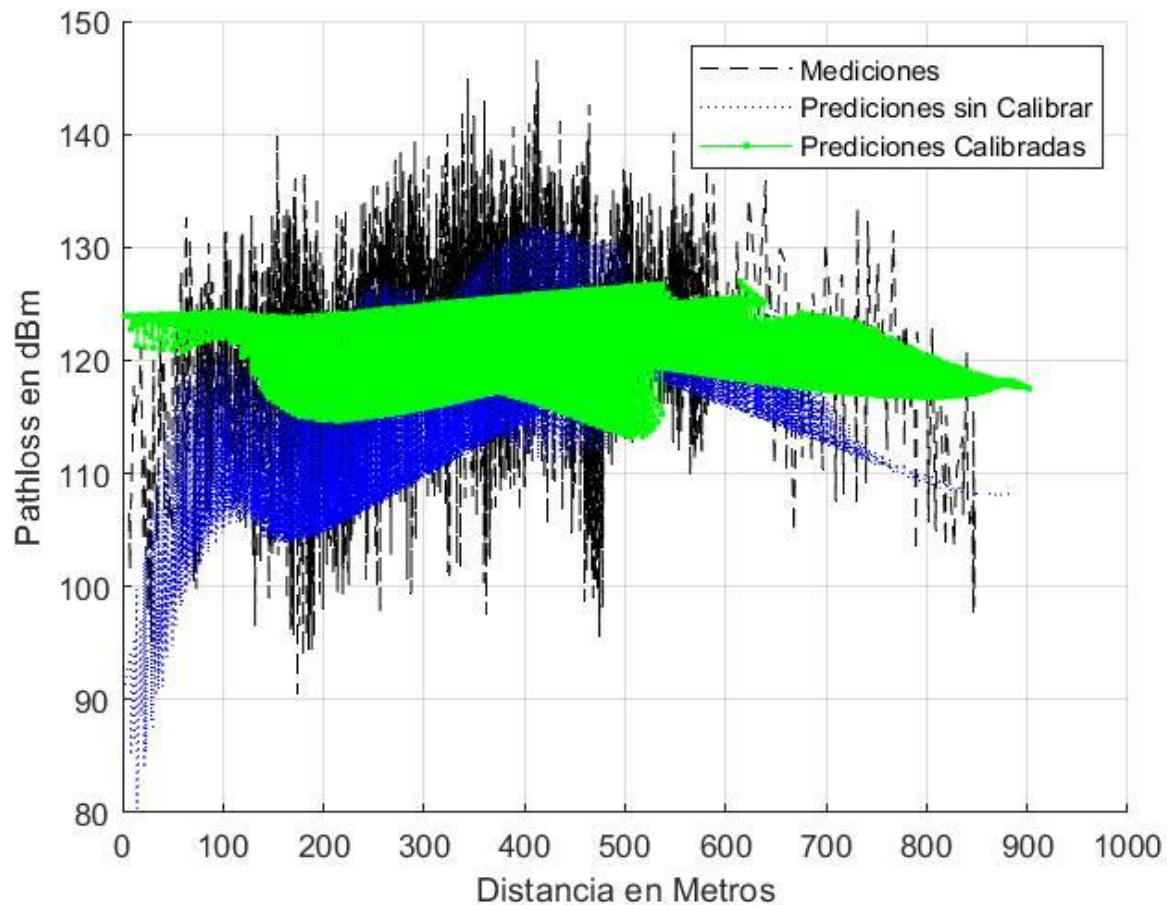


(a)



(b)

**Figura 27: (a) Comparación en términos de la potencia recibida entre la predicción sin calibrar y la medición. (b) Comparación en términos de la potencia recibida entre la predicción calibrada y la medición.**



**Fig. 28: comparación en términos de pérdidas por propagación entre mediciones, predicciones sin calibrar y predicciones calibradas.**

### Caso 2

De manera similar al caso anterior, se ejecutó en Matlab la optimización del bloque 4 (ambas etapas). Obteniéndose los valores de los parámetros K del SPM calibrado (ver figura 29). Posteriormente estos valores fueron introducidos en el modelo de propagación en el proyecto desarrollado en Atoll y se generó una nueva predicción de cobertura por nivel de señal (con resolución de 10 metros) la cual fue cargada en Matlab y comparada con las mediciones. Finalmente, la nueva predicción y las mediciones son comparadas en función de la potencia recibida y pérdidas por propagación, ver figuras 30-31. El tiempo de ejecución del método calibrado para este caso fue de 4 horas, el error promedio disminuyó de 7.4607 a 1.8346 dB. La desviación estándar se mantuvo en un rango de valor similar.

Editor - Main\_Prog\_Calibration\_Model\_OPT\_V2.m

NK\_set

9x5 double

	1	2	3	4	5
1	57.9000	20.5000	19.9600	-4.7800	0.4600
2	57.9000	20.5000	19.9900	-4.7800	0.2200
3	57.9000	21.1000	19.9600	-5.2100	0.4700
4	58	21.1000	19.8900	-5.2100	0.4600
5	58	21.1000	19.9000	-5.2100	0.3800
6	57.9000	24.0500	19.9800	-7.3200	0.3100
7	57.9000	24.0500	19.9900	-7.3200	0.2300
8	57.9000	24.0500	20	-7.3200	0.1500
9	58.0000	24.0500	19.9600	-7.3200	-0.1000
10					
11					

Figura 29: valores de los parámetros K del SPM que generan el menor MSE.

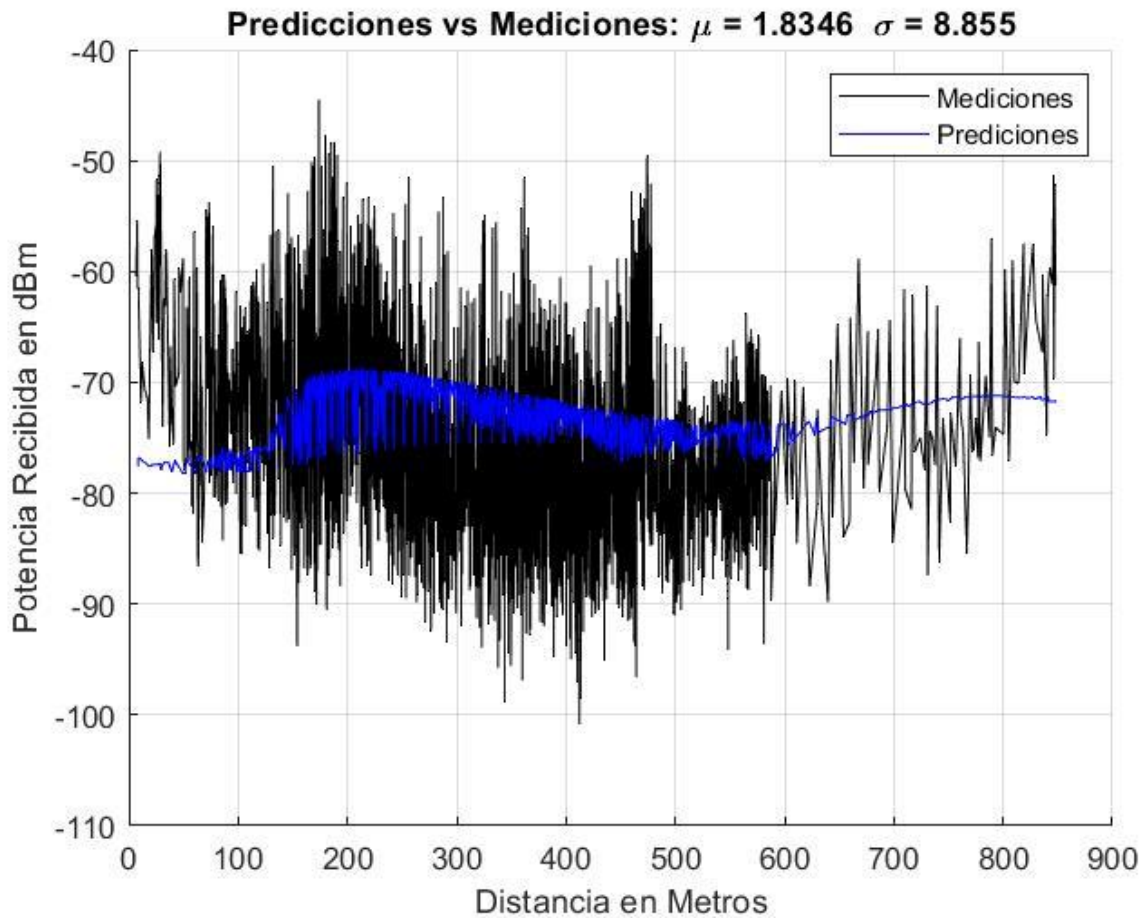
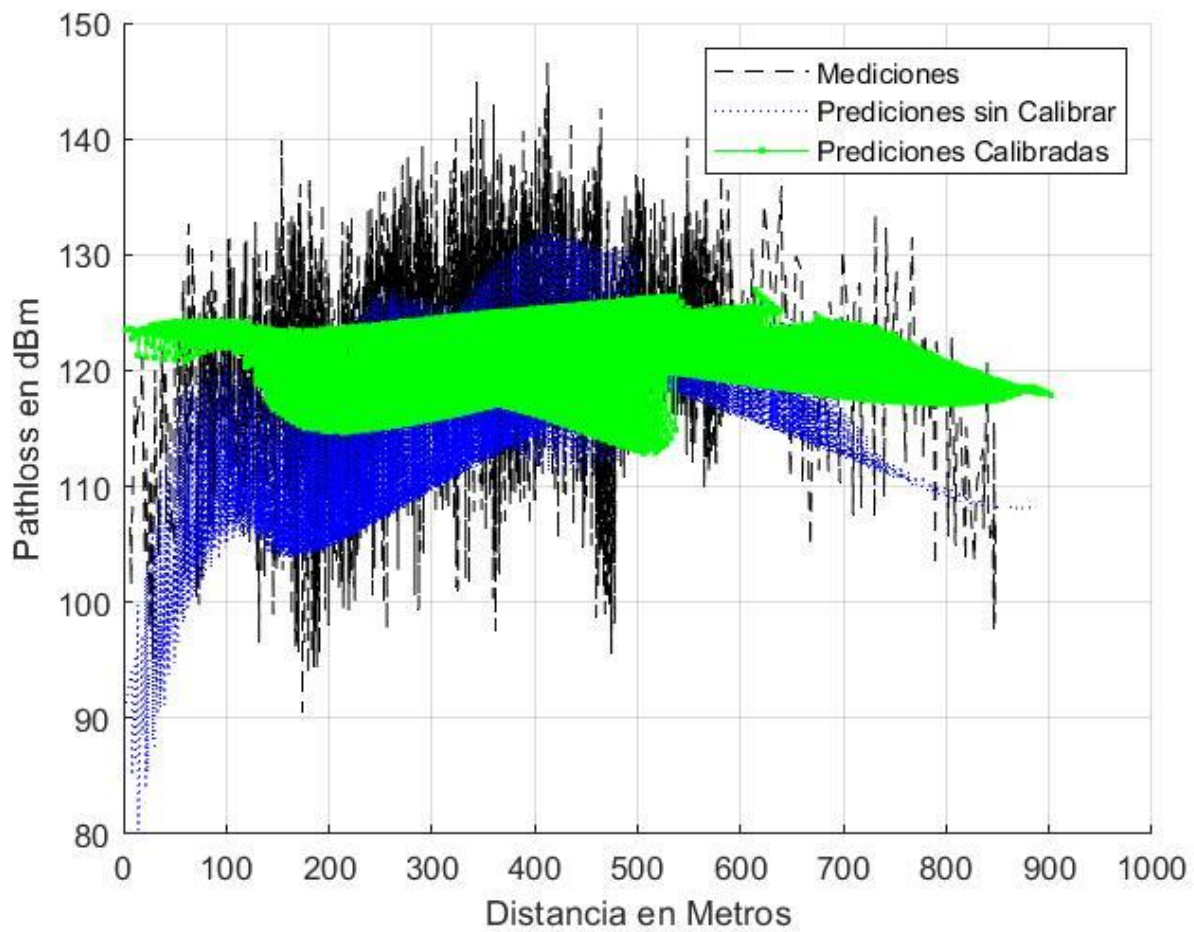


Figura 30: Comparación en términos de la potencia recibida entre la predicción calibrada y la medición.



**Figura 31: comparación en términos de pérdidas por propagación entre mediciones, predicciones sin calibrar y predicciones calibradas.**

### Caso 3

Finalmente, para este caso el tiempo de ejecución del método calibrado fue de 2 horas y 26 minutos. El error promedio disminuyó de 7.4607 a 1.8527. La desviación estándar se mantuvo en un rango de valor similar. La comparativa de la nueva predicción versus las mediciones en términos de potencia recibidas y perdidas por propagación se muestran en las siguientes figuras:

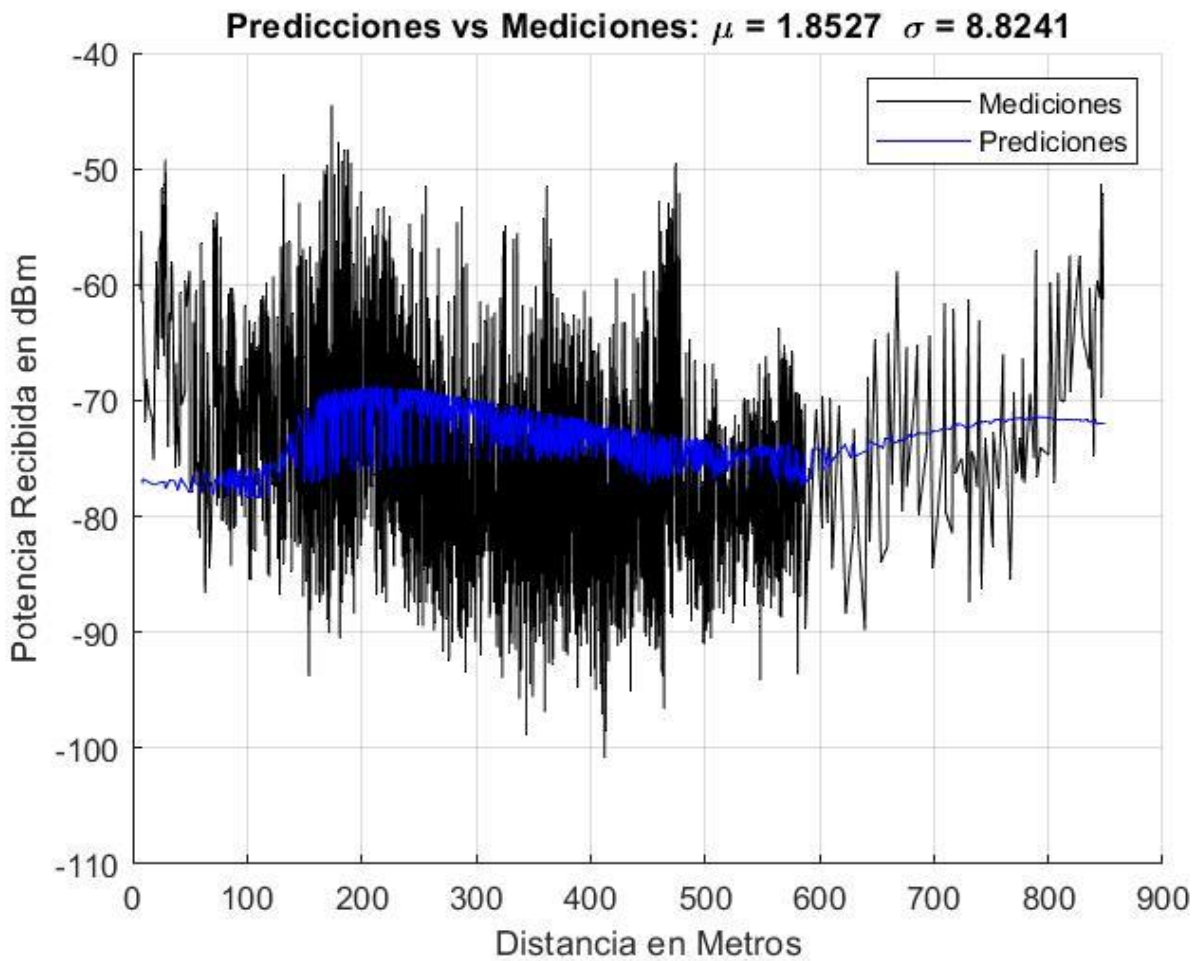
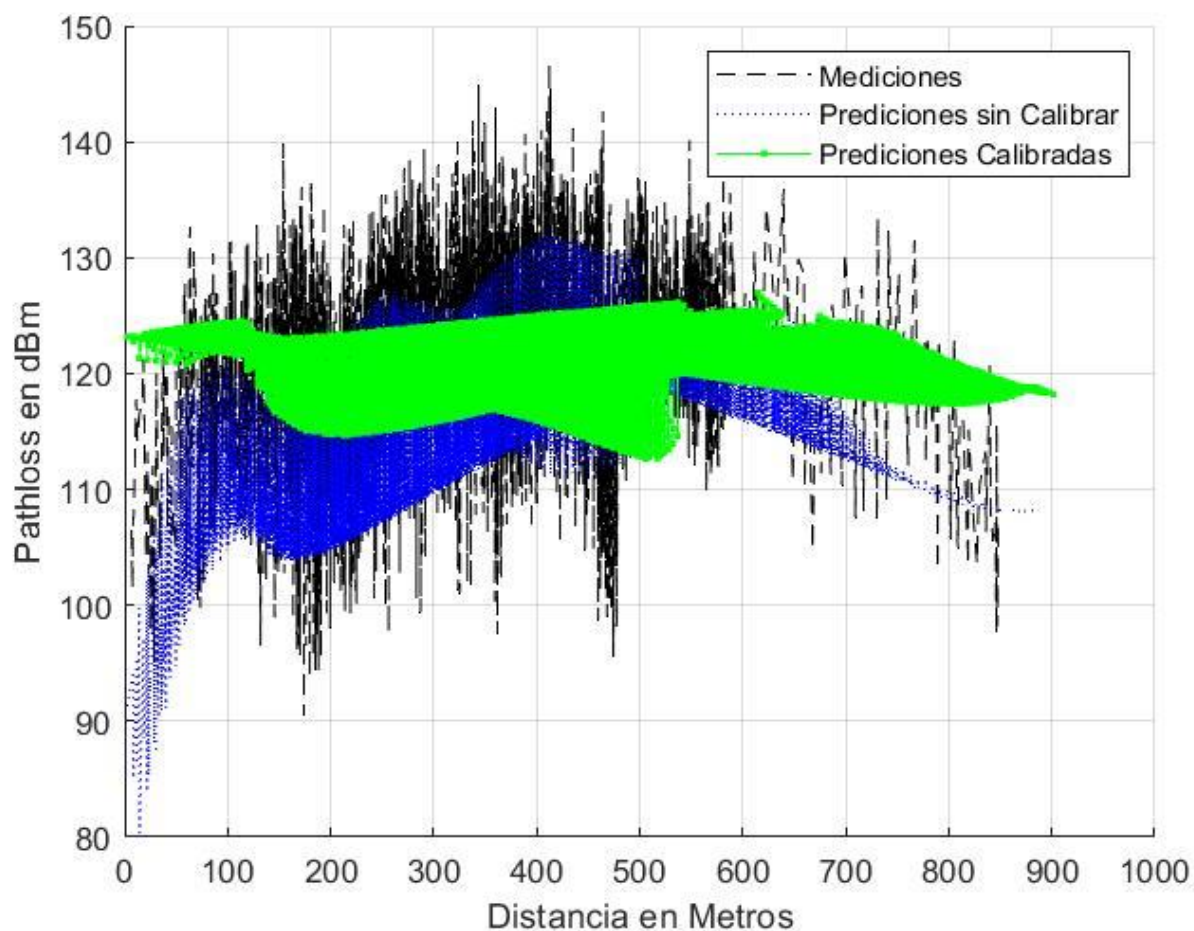


Figura 32: Comparación en términos de la potencia recibida entre la predicción calibrada y la medición.



**Figura 33: comparación en términos de pérdidas por propagación entre mediciones, predicciones sin calibrar y predicciones calibradas.**

Finalmente, después de los tres casos podemos ver que el menor error se obtuvo para el caso 1. Sin embargo, la diferencia en el error promedio obtenido difiere en el orden de la centésima. Por otro lado, el tiempo de procesamiento casi quintuplo el tiempo del caso 3 y casi triplicó el tiempo del caso 2.

Luego de presentar los resultados de los tres casos anteriores, se decidió analizar que impacto genera cambiar la resolución con las que se generan las predicciones calibradas en atoll. Hasta el momento se ha realizado todo el proceso con una resolución de 10 metros es decir



que tanto la predicción sin calibrar como la predicción calibrada fueron obtenidas usando este valor en atoll.

Para este fin, se generaron predicciones calibradas con los parámetros K obtenidos en los casos 2 y 3 mostrados anteriormente. Dos nuevas predicciones fueron obtenidas (una con resolución de 5m y otra con 20 m) para cada caso. Los resultados se muestran en la figura de la 34 a la 37. Se puede observar, que al disminuir la resolución con la que se genera la predicción calibrada en atoll, el MSE promedio disminuye en el orden de las centésimas. Del mismo modo, cuando se aumentó la resolución en atoll, el MSE promedio aumenta, pero siempre en el orden de las centésimas. Se puede concluir, que la resolución con las que se generan las predicciones en atoll tienen poco impacto en el resultado final del método de calibración.

#### Caso 2 resolución 5m

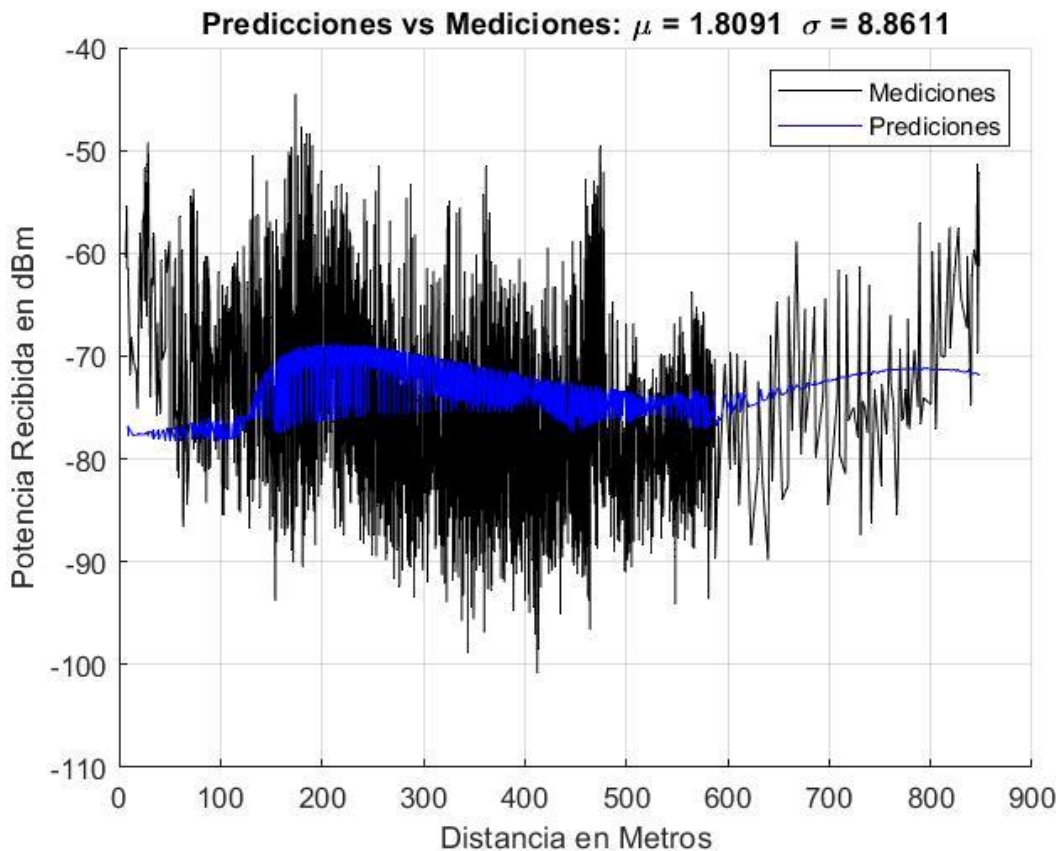
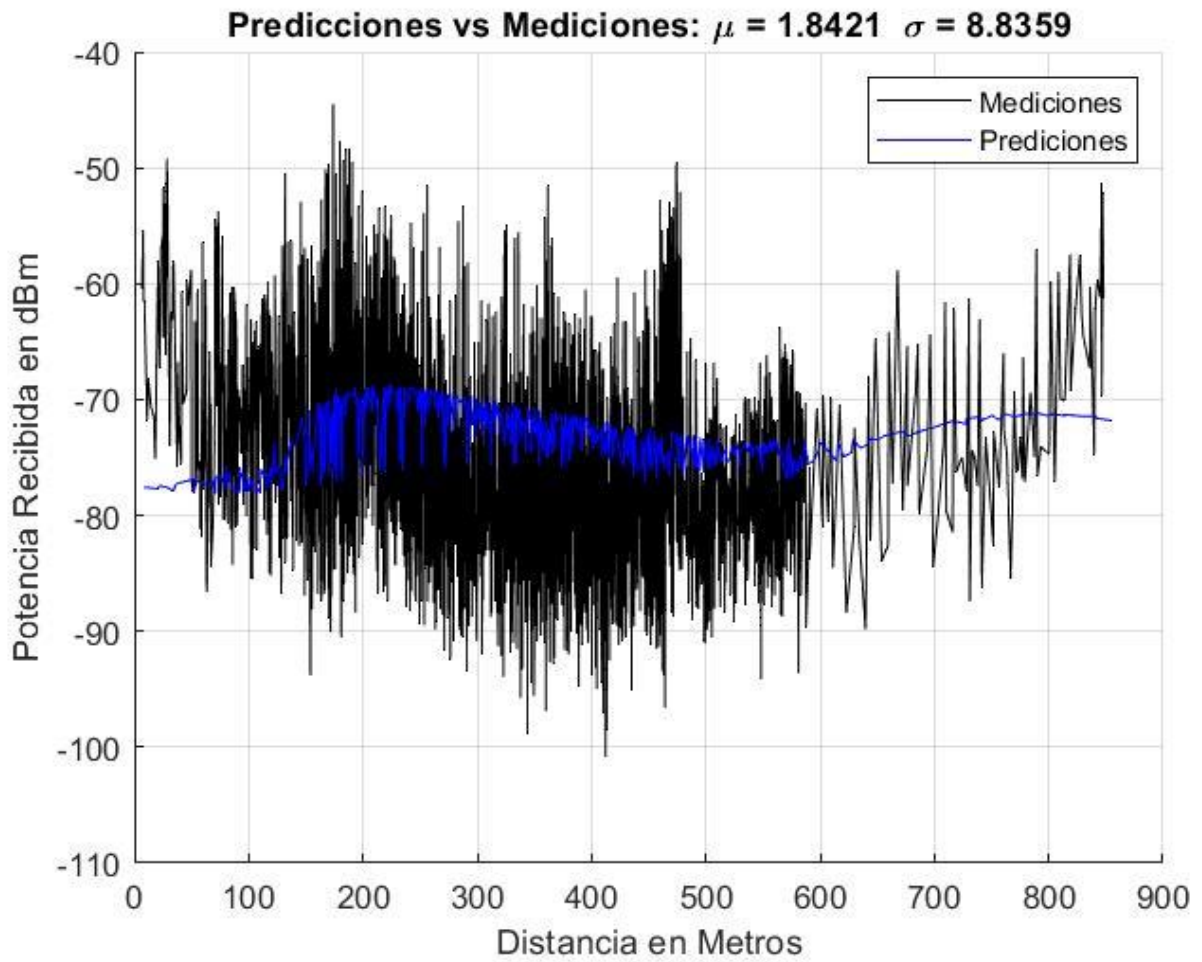


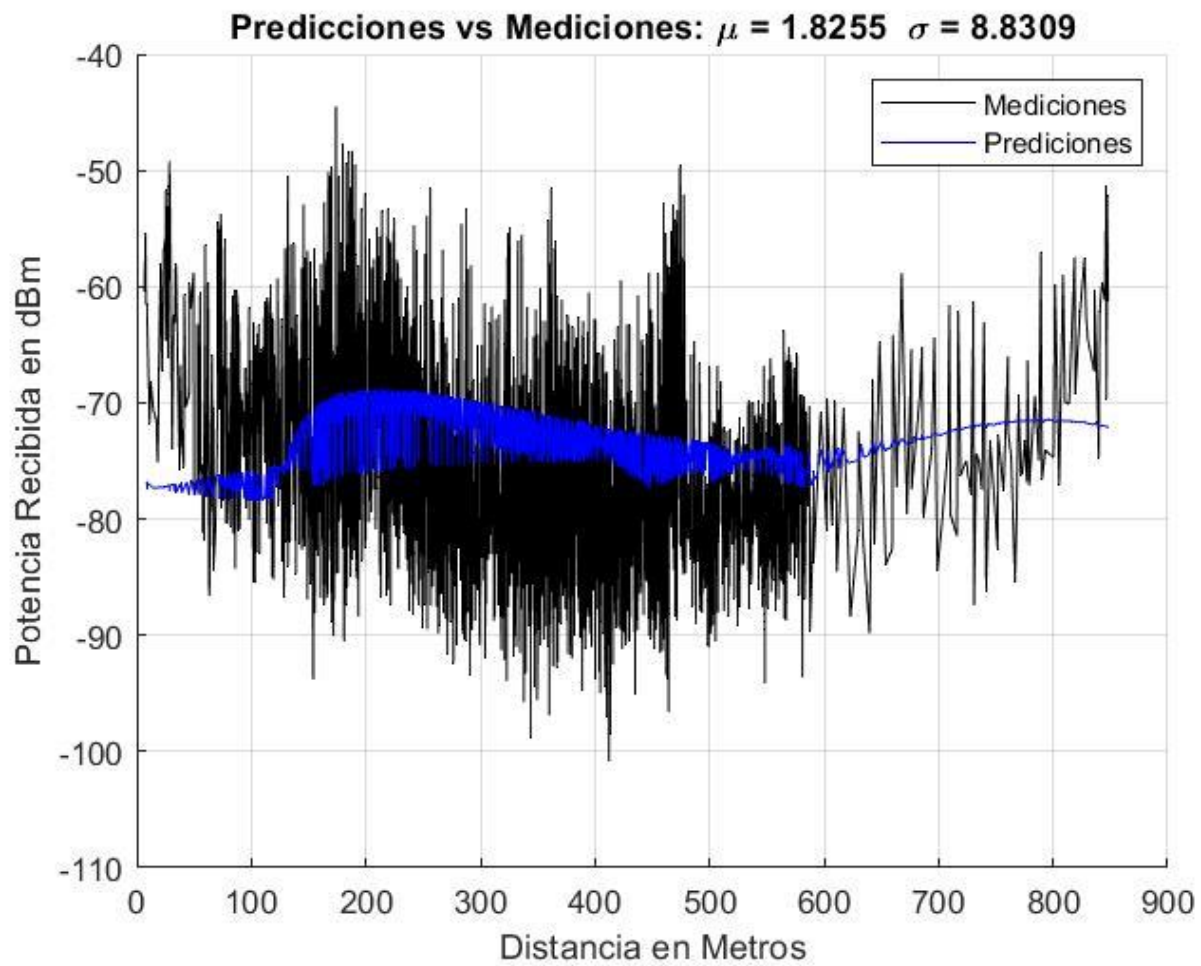
Figura 34: Comparación entre la predicción calibrada con resolución de 5m y la medición usando los valores de los parámetros K en el caso 2.

Caso 2 resolución 20 m



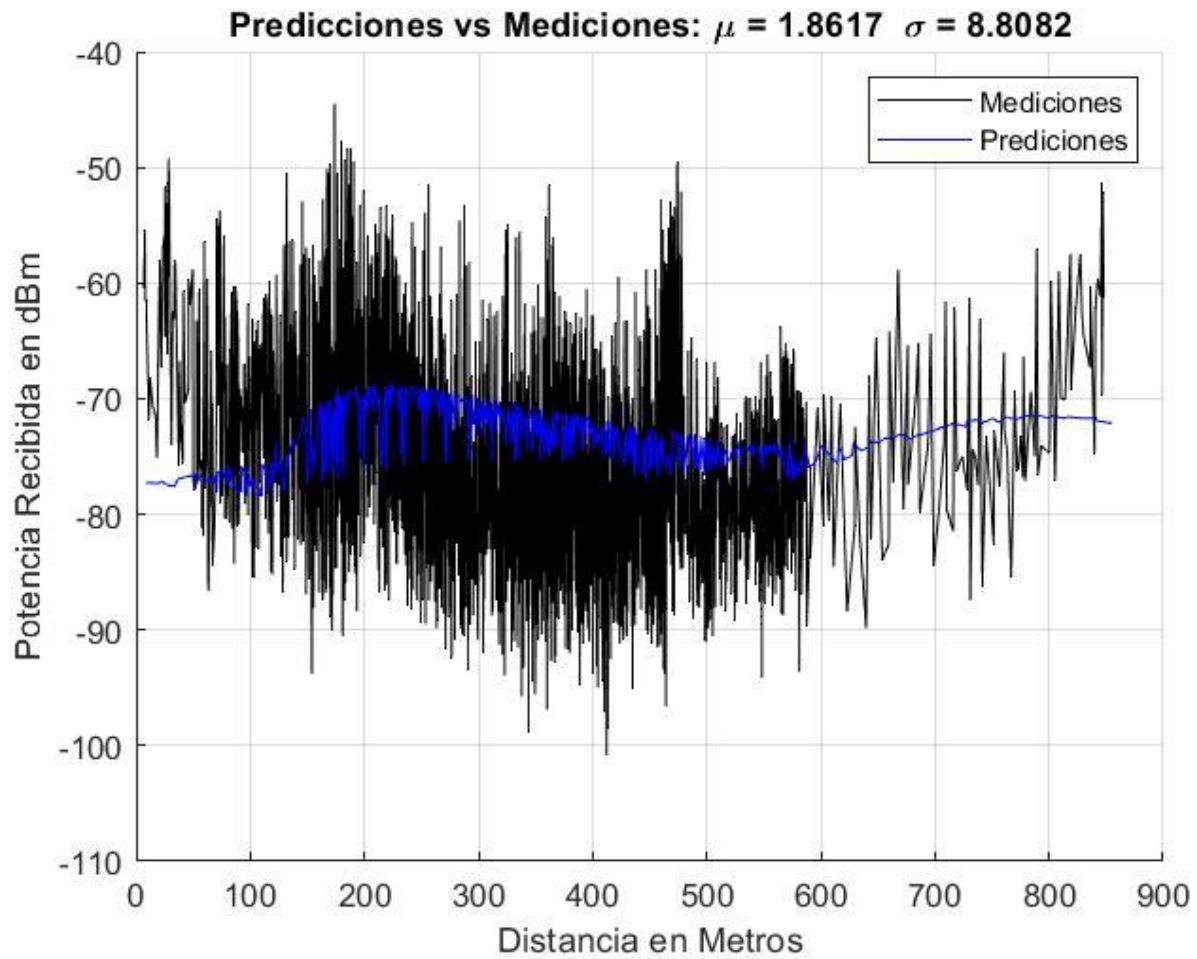
**Figura 35: Comparación entre la predicción calibrada con resolución de 20m y la medición usando los valores de los parámetros K en el caso 2.**

Caso 3 resolución 5 metros



**Figura 36: Comparación entre la predicción calibrada con resolución de 5m y la medición usando los valores de los parámetros K en el caso 3.**

Caso 3 resolución 20 metros



**Figura 37: Comparación entre la predicción calibrada con resolución de 20m y la medición usando los valores de los parámetros K en el caso 3.**

## IX. Conclusiones

En el presente trabajo, se propusieron alternativas de optimización para el método de calibración Standalone para el modelo de propagación SPM propuesto por la monografía “Método de Calibración Standalone para el Modelo de Propagación SPM en un sistema WCDMA-850MHz.” Primeramente, se estudió el método de calibración, con el propósito de identificar aquellos procesos o bloques que fuesen sujetos de optimización. De tal manera, se logró identificar oportunidades de mejoras en los bloques llamados: Por cada medición encontrar la predicción más cercanas en términos de distancia (bloque 1) y búsqueda de Mínimo MSE para XX muestras (bloque 4).

Una vez identificados estas oportunidades de optimización, se procedieron a desarrollar propuestas de optimización para estos bloques. Para el bloque 1, se propuso encontrar la predicción más cercana basada en comparar cada medición solo con aquellas predicciones que se encuentra a cierta distancia basada en las coordenadas de latitud y longitud. Con respecto al bloque 4, la mejora consiste en subdividir la búsqueda, en dos etapas: la primera con reduciendo el número de combinaciones y la segunda haciendo una búsqueda más fina alrededor de aquellas combinaciones que producen los menores errores en la primera etapa. Estas propuestas, fueron implementadas en el software Matlab y evaluadas con mediciones de campo provenientes de una red 3G y con predicciones optimizadas generadas en el software Atoll.

Antes de definir que tanto debería de reducir las combinaciones (aumentar el incremento entre un valor y el siguiente) en la primera etapa de optimización del bloque 4. Se procedió a estudiar la función de error (error promedio entre la medición y el valor de perdidas calculado en Matlab) para distintos escenarios. Identificándose aquellos parámetros del SPM que tiene un comportamiento reiterativo y que por tanto fueron los mejores candidatos para disminuir las combinaciones totales. Finalmente, se utilizaron tamaños de incrementos pequeños, medianos y grandes. Los resultados no variaron significativamente de un caso a otro en términos de MSE. No obstante, las diferencias en tiempo de ejecución si fueron significativas e.g. pasando de 2 hrs a 10 hrs. Cualquiera fuera el caso, las optimizaciones realizadas disminuyen en todos los casos en más de un 50 por ciento el tiempo de ejecución.

## X. Recomendaciones

- Evaluar las mejoras del método de calibración con mediciones de campo provenientes de distintas bandas de frecuencia y de distintas tecnologías e.g. LTE.
- Utilizar técnicas de optimización disponibles en la literatura como optimización no lineal no restringida y evaluar su desempeño.
- Trasladar el código desarrollado en Matlab a un software open Access como PYTHON puesto que la licencia de Matlab es muy costosa y fuera de la UNI no se cuenta fácilmente con ella.

## XI. Bibliografía

- [1]. R. Muñoz-Gutiérrez y K. Castillo-Mendieta, "Método de Calibración Standalone para el Modelo de Propagación SPM en un sistema WCDMA-850MHz," Monografía, UNI, Nicaragua, 2019.
- [2]. J. H. Hernández-Rabanos, Transmisión por Radio, Centro de Estudios Ramón Areces, Sexta edición, 2008.
- [3]. T. S. Rappaport, Wireless Communications: Principles and Practice (2. ed.). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR. ISBN 978-0130422323, 2002.
- [4]. M. Hata "Empirical Formula for Propagation Loss in Land-Mobile Radio Services", IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 29, No 3, 1980, pp 317 – 325.
- [5]. COST 231, "Urban Transmission Loss Models for Mobile Radio in the 900 & 1800MHz band", COST 231 TD (90) 119 Rev 2, 1991. The Hague, Netherlands.
- [6]. Drive Test: <http://www.telecomhall.com/es/que-es-drive-test-testing-de-rf.aspx>
- [7]. Forsk, ATOLL 3.2.0 Radio Planning & Optimization Software User Manual, France. Disponible en: [www.forsk.com](http://www.forsk.com).
- [8]. User Equipment (UE) radio transmission and reception (FDD), 3GPP TS 25.101, 3GPP, Technical Specification, Release 1999, Mayo 1999. Disponible en: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=1151>
- [9]. Forsk, Measurement Module Atoll 3.1.2, France. Disponible en:

## Anexo 1: Código desarrollado en Matlab

```
%% Main Program for Propagation Model Calibration
%CELDA 1
close all; clear; clc; format long;
tic;
% Loading Predictions and Measurements
%Predictions=load('D:\Marco\Tesis Tutoreadas\Rosa_Kevin\Coverage_Signal.txt');

Predictions=load('C:\Users\Mery\Desktop\Coverage by Signal Level sinal1M.txt');

Measurements=load('C:\Users\Mery\Documents\codigo matlab\DT3 MY_2.txt');

%CELDA 2
% Defining the location of the basestation
nodeB=[11.9825 -86.0904];

% Default parameters for SPM Model from Atoll
K1=17.4; % For far and near transmitter. Also LOS & NLOS
K2=44.9; % For far and near transmitter. Also LOS & NLOS
K3=5.83; % min distance 0 m y max distance 15000m

K4=1;
K5=-6.55;
K6=0;
K7=0;
Kclutter=0;

% Configuration of the nodeB in Atoll
H_tx=25; % TX Heigth in meters
H_rx=1.5; % RX Heigth in meters
Pt=46; % Power in dBm
```



```

%CELDA 3
P_Dist_mts_total=zeros(length(Predictions),1);
M_Dist_mts=zeros(length(Measurements),1);
% Calculating Distance
for i=1:length(Predictions)
    P_Dist_mts_total(i,1)= haversine(nodeB,Predictions(i,1:2))*1000;
end
Prediction_Dist_total=[P_Dist_mts_total Predictions(:,3)];
[BB, li]=sort(Prediction_Dist_total(:,1));
P_Dist_sort_total=[BB Prediction_Dist_total(li,2)];

for j=1:length(Measurements)
    M_Dist_mts(j,1)= haversine(nodeB,Measurements(j,1:2))*1000;
end

%%

%CELDA 4
III=find(P_Dist_mts_total(:,1)<=848);
nearest_predictions=find_nearest(Measurements,Predictions(III,:));
%load('D:\Marco\Tesis Tutoreadas\Rosa_Kevin\nearst_predictions_1m_b.mat');

% figure;
% ii=find(nearest_predictions(:,3)>=-70);
% plot(nearest_predictions(ii,2),nearest_predictions(ii,1), 'og', 'MarkerSize', 12)
% hold on;
%
% ii=find(nearest_predictions(:,3)<=-70 & nearest_predictions(:,3)>-80);
% plot(nearest_predictions(ii,2),nearest_predictions(ii,1), 'oy', 'MarkerSize', 12)
%
% ii=find(nearest_predictions(:,3)<=-80 & nearest_predictions(:,3)>-90);
% plot(nearest_predictions(ii,2),nearest_predictions(ii,1), 'om', 'MarkerSize', 12)
%

```

```

% ii=find(nearest_predictions(:,3)<=-90);
% plot(nearest_predictions(ii,2),nearest_predictions(ii,1), 'or', 'MarkerSize', 12)
% xlabel('Longitud'); ylabel('Latitud'); title('Número de Predicciones igual a Mediciones')
% plot(nodeB(1,2),nodeB(1,1),'xb','MarkerSize',16,'LineWidth',3)
% %plot_google_map('MapScale', 1)
% legend('x >= -70 dBm',' -80dBm < x < -70 dBm',' -90dBm < x < -80 dBm', 'NodeB')

% figure;
% ii=find(Measurements(:,3)>=-70);
% plot(Measurements(ii,2),Measurements(ii,1), 'og', 'MarkerSize', 12)
% hold on;
%
% ii=find(Measurements(:,3)<=-70 & Measurements(:,3)>-80);
% plot(Measurements(ii,2),Measurements(ii,1), 'oy', 'MarkerSize', 12)
%
% ii=find(Measurements(:,3)<=-80 & Measurements(:,3)>-90);
% plot(Measurements(ii,2),Measurements(ii,1), 'om', 'MarkerSize', 12)
%
% %ii=find(Measurements(:,3)<=-90);
% %plot(Measurements(ii,2),Measurements(ii,1), 'or', 'MarkerSize', 12)
% xlabel('Longitud'); ylabel('Latitud'); title('Mediciones del Drive Test')
% plot(nodeB(1,2),nodeB(1,1),'xb','MarkerSize',16,'LineWidth',3)
% %plot_google_map('MapScale', 1)
% legend('x >= -70 dBm',' -80dBm < x < -70 dBm',' -90dBm < x < -80 dBm', 'NodeB')

% figure;
% ii=find(Predictions(:,3)>=-70);
% plot(Predictions(ii,2),Predictions(ii,1), 'og', 'MarkerSize', 12)
% hold on;
%
% ii=find(Predictions(:,3)<=-70 & Predictions(:,3)>-80);
% plot(Predictions(ii,2),Predictions(ii,1), 'oy', 'MarkerSize', 12)
%
% ii=find(Predictions(:,3)<=-80 & Predictions(:,3)>-90);
% plot(Predictions(ii,2),Predictions(ii,1), 'om', 'MarkerSize', 12)

```

```

%
% ii=find(Predictions(:,3)<=-90);
% plot(Predictions(ii,2),Predictions(ii,1), 'or', 'MarkerSize', 12)
% xlabel('Longitud'); ylabel('Latitud'); title('Predicción con Atoll')
% plot(nodeB(1,2),nodeB(1,1),'xb','MarkerSize',16,'LineWidth',3)
% %h1=plot_google_map('MapScale', 1);
% legend('x >= -70 dBm', '-80dBm < x < -70 dBm', '-90dBm < x < -80 dBm', 'NodeB')
%%

%CELDA 5
% Ordering in Ascending distance

P_Dist_mts1=zeros(length(nearest_predictions),1);

% Calculating Distance
for i=1:length(nearest_predictions)
    P_Dist_mts1(i,1)= haversine(nodeB,nearest_predictions(i,1:2))*1000;
end

Prediction_Dist=[P_Dist_mts1 nearest_predictions(:,3)];
Measurement_Dist=[M_Dist_mts Measurements(:,3)];

[B, I]=sort(Prediction_Dist(:,1));
P_Dist_sort=[B Prediction_Dist(I,2)];

[C, I1]=sort(Measurement_Dist(:,1));
M_Dist_sort=[C Measurement_Dist(I1,2)];

mm=M_Dist_sort(:,2)-P_Dist_sort(:,2);
MeSE=abs(mean(mm));
StD=sqrt(var(mm));
figure;
hold on; grid on;

```

```

plot(M_Dist_sort(:,1),M_Dist_sort(:,2),'k');
plot(P_Dist_sort(:,1),P_Dist_sort(:,2),'b');
xlabel('Distancia en Metros'); ylabel('Potencia Recibida en dBm')
title(['Predicciones vs Mediciones: \mu = ',num2str(MeSE),' \sigma = ',num2str(StD)]);
legend('Mediciones','Predicciones')
%%
%CELDA 6
% Pr=Pt-(K1+K2*log10(d))+k3*log10(ht)+K4*diffractiionloss+K5*log10(d)*log10(ht)+...
% K6*hr+K7*log10(hr)+Kclutter*Fclutter+Khiil
Range_K1=0.1:0.1:100;
Range_K2=20:0.25:70; %45 70
Range_K3=-20:1:20; %primeros 3 son -20, -19.9 y -19.8. Los ultimos 3 son 19.8, 19.9 y 20
Range_K4=0;
Range_K5=-10:1:0;
Range_K7=-10:1:0;
% Atoll recommends K6=0
% Dividir muestra en ragos de 100 m (0-100, 100-200, 200-300, 300-400,
% 400-500, 500-600, mayor a 600) Escoger el de máximo error

% [~, II]=min(abs(mm(1:228,1)));
% [~, II2]=min(abs(mm(229:848))); II2=II2+228;
% [~, II3]=min(abs(mm(849:1667,1))); II3=II3+848;
% [~, II4]=min(abs(mm(1668:2429,1))); II4=II4+1667;
% [~, II5]=min(abs(mm(2430:2983,1))); II5=II5+2429;
% [~, II6]=min(abs(mm(2984:3501,1))); II6=II6+2983;
% [~, II7]=min(abs(mm(3502:end,1))); II7=II7+3501;
zz=find(abs(mm(:,1))>6.85 & abs(mm(:,1))<6.95);

%d=M_Dist_sort([II II2 II3 II4 II5 II6 II7],1); Pr_real=M_Dist_sort([II II2 II3 II4 II5 II6 II7],2);
error=7; rr=1;
d=M_Dist_sort(zz,1); Pr_real=M_Dist_sort(zz,2); error=5; rr=1; zz=1;
K_set=zeros(75,5); error2=zeros(75,1);
c1=1;
%ccc=1:501:1001; %Si da error cambiar ccc=[1 501 1001];

```

```

for i=1:length(Range_K1)
    for j=1:length(Range_K2)
        for k=1:length(Range_K3)
            for m=1:length(Range_K5)
                for n=1:length(Range_K7)

                    Pr=Pt-
(Range_K1(1,i)+Range_K2(1,j)*log10(d)+Range_K3(1,k)*log10(H_tx)+...
                    Range_K5(1,m)*log10(d)*log10(H_tx)+Range_K7(1,n)*log10(H_rx));
                    error1=(mean(abs(Pr_real-Pr)));

                    %if sum(n==ccc(1,:))==1
                    %error_func(zz,1)=error1;
                    zz=zz+1;
                    % end

                    if error1<error
                        K_set(rr,:)=[Range_K1(1,i) Range_K2(1,j) Range_K3(1,k) Range_K5(1,m)
Range_K7(1,n)];
                        error=error1;
                        error2(rr,:)=error1;
                        rr=rr+1;
                    end

                end
            end
        end
    end
    error_func2(c1,1)=error1;
    c1=c1+1;
end
end

%%save( 'esc5.mat', 'error_func2', 'error2', 'error_func', 'K_set');plot

```

```

%%
%CELDA 7
l_m_L=min(find(error2<=error2(end,1)+(std(error2)/8))); %minimo indice que cumple
error_minimo+.25Stddev
error=error2(end,:);
rrr=1;

for aa=l_m_L:size(error2,1)
    N_Range_K1=K_set(aa,1)-0.5:0.1:K_set(aa,1)+0.5;
    N_Range_K2=K_set(aa,2)-0.5:0.1:K_set(aa,2)+0.5;
    if K_set(aa,3)==20
        N_Range_K3=K_set(aa,3)-0.5:0.01:K_set(aa,3);
    else
        N_Range_K3=K_set(aa,3)-0.5:0.01:K_set(aa,3)+0.5;
    end
    N_Range_K5=K_set(aa,4)-0.5:0.01:K_set(aa,4)+0.5;
    N_Range_K7=K_set(aa,5)-0.5:0.01:K_set(aa,5)+0.5;

for i=1:length(N_Range_K1)
    for j=1:length(N_Range_K2)
        for k=1:length(N_Range_K3)
            for m=1:length(N_Range_K5)
                for n=1:length(N_Range_K7)

                    Pr=Pt-
(N_Range_K1(1,i)+N_Range_K2(1,j)*log10(d)+N_Range_K3(1,k)*log10(H_tx)+...
                    N_Range_K5(1,m)*log10(d)*log10(H_tx)+N_Range_K7(1,n)*log10(H_rx));
                    error1=(mean(abs(Pr_real-Pr)));

                    if error1<error
                        NK_set(rrr,:)= [N_Range_K1(1,i) N_Range_K2(1,j) N_Range_K3(1,k)
N_Range_K5(1,m) N_Range_K7(1,n)];
                        error=error1;

```

```

        error3(rrr,:)=error1;
        rrr=rrr+1;
    end
end
end
end
end
end
end

end
toc;

%%
%CELDA 8
% Load New Set After Calibration
NewPredictions=load('C:\Users\Mery\Desktop\newpredictions_cal_1M .txt');

P_Dist_mtsXX=zeros(length(NewPredictions),1);
% Calculating Distance
for i=1:length(NewPredictions)
    P_Dist_mtsXX(i,1)= haversine(nodeB,NewPredictions(i,1:2))*1000;
end
NewPrediction_Dist_total=[P_Dist_mtsXX NewPredictions(:,3)];
[BB, li]=sort(NewPrediction_Dist_total(:,1));
NewP_Dist_sort_total=[BB NewPrediction_Dist_total(li,2)];

%%
%CELDA 9cc
III=find(P_Dist_mtsXX(:,1)<=900);
new_nearest_predictions=find_nearest(Measurements,NewPredictions(III,:));
%load('D:\Marco\Tesis Tutoreadas\Rosa_Kevin\New_nearest3.mat');
%%
% %CELDA 10+

```

```

figure;
ii=find(new_nearest_predictions(:,3)>=-70);
plot(new_nearest_predictions(ii,2),new_nearest_predictions(ii,1), 'og', 'MarkerSize', 12)
hold on;

ii=find(new_nearest_predictions(:,3)<=-70 & new_nearest_predictions(:,3)>-80);
plot(new_nearest_predictions(ii,2),new_nearest_predictions(ii,1), 'oy', 'MarkerSize', 12)

ii=find(new_nearest_predictions(:,3)<=-80 & new_nearest_predictions(:,3)>-90);
plot(new_nearest_predictions(ii,2),new_nearest_predictions(ii,1), 'om', 'MarkerSize', 12)

ii=find(new_nearest_predictions(:,3)<=-90);
plot(new_nearest_predictions(ii,2),new_nearest_predictions(ii,1), 'or', 'MarkerSize', 12)
xlabel('Longitud'); ylabel('Latitud'); title('Número de Predicciones igual a Mediciones')
plot(nodeB(1,2),nodeB(1,1),'xb','MarkerSize',16,'LineWidth',3)
%%plot_google_map('MapScale', 1)
legend('x >= -70 dBm',' -80dBm < x < -70 dBm',' -90dBm < x < -80 dBm', 'NodeB')

%%
%CELDA 11
% Ordering in Ascending distance

P_Dist_mts1=zeros(length(new_nearest_predictions),1);

% Calculating Distance
for i=1:length(new_nearest_predictions)
    P_Dist_mts1(i,1)= haversine(nodeB,new_nearest_predictions(i,1:2))*1000;
end

Prediction_Dist=[P_Dist_mts1 new_nearest_predictions(:,3)];
Measurement_Dist=[M_Dist_mts Measurements(:,3)];

[B, I]=sort(Prediction_Dist(:,1));

```



```

P_Dist_sort1=[B Prediction_Dist(l,2)];

[C, I1]=sort(Measurement_Dist(:,1));
M_Dist_sort=[C Measurement_Dist(I1,2)];

mm=M_Dist_sort(:,2)-P_Dist_sort1(:,2);
MeSE=abs(mean(mm));
StD=sqrt(var(mm));
figure;
hold on; grid on;
plot(M_Dist_sort(:,1),M_Dist_sort(:,2),'k');
plot(P_Dist_sort1(:,1),P_Dist_sort1(:,2),'b');
xlabel('Distancia en Metros'); ylabel('Potencia Recibida en dBm')
title(['Predicciones vs Mediciones: \mu = ',num2str(MeSE),' \sigma = ',num2str(StD)]);
legend('Mediciones','Predicciones')

%%

PL_P=zeros(length(P_Dist_sort_total),2);
PL_M=zeros(length(Measurements),2);
PL_P_Calibrated=zeros(length(NewP_Dist_sort_total),2);

% Calculating the Pathloss
for i=1:length(P_Dist_sort_total)
    PL_P(i,:)= [P_Dist_sort_total(i,1) Pt-P_Dist_sort_total(i,2)];
end

for j=1:length(Measurements)
    PL_M(j,:)= [M_Dist_sort(j,1) Pt-M_Dist_sort(j,2)];
end

for k=1:length(NewP_Dist_sort_total)
    PL_P_Calibrated(k,:)= [NewP_Dist_sort_total(k,1) Pt-NewP_Dist_sort_total(k,2)];
end
figure;

```

```
hold on; grid on;
plot(PL_M(:,1),PL_M(:,2),'--k');
plot(PL_P(:,1),PL_P(:,2),'b');
plot(PL_P_Calibrated(:,1),PL_P_Calibrated(:,2),'-g');
xlabel('Distancia en Metros'); ylabel('Pathloss en dBm')
%title(['Predicciones vs Mediciones: \mu = ',num2str(MeSE),' \sigma = ',num2str(StD)]);
legend('Mediciones','Predicciones sin Calibrar', 'Predicciones Calibradas')
```