



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

UN MODELO PREDICTIVO PARA LA LOCALIZACIÓN DE USUARIOS MÓVILES EN ESCENARIOS BAJO TECHO

**TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS, MENCIÓN
COMPUTACIÓN**

RODRIGO FELIPE VERA BARRERA

PROFESOR GUÍA:
SERGIO OCHOA DELORENZI

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
JOSE MIGUEL PIQUER GARDNER
JAIME SANCHEZ ILABACA
XAVIER BONNAIRE FAVRE

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Proyecto Fondecyt No: 1120207, y
por el proyecto LACCIR: R1210LAC002.

SANTIAGO DE CHILE

DICIEMBRE 2012

Resumen

A partir del surgimiento de la computación móvil, la necesidad de conocer la ubicación de recursos y/o personas ha sido imperante en el desarrollo de nuevas tecnologías y de soluciones que emplean este paradigma de computación. En particular, los sistemas de localización en tiempo real cobran cada día más importancia. Típicamente, este tipo de sistemas persiguen objetivos que están orientados a la seguridad, optimización y administración del uso de los recursos. Una gran cantidad de áreas de aplicación aprovechan cada vez más las ventajas de estas tecnologías y las incorporan en su plan de negocios. Estas aplicaciones van desde el seguimiento de activos dentro de un recinto cerrado, hasta el control de flota en empresas de transporte.

El presente trabajo desarrolló un modelo predictivo para la estimación de la posición de los recursos en escenarios cerrados (indoor). Este modelo fue luego implementado a través en una aplicación de software que funciona en dispositivos móviles. La aplicación permite estimar la posición tanto del usuario local como de otros usuarios que están alrededor de él. Aunque el margen de error de la estimación es aún importante (del orden de 4-5 metros), el modelo predictivo cumple con el objetivo para el cual fue diseñado. Ese objetivo es que dos o más usuarios de la aplicación puedan encontrarse entre sí cara-a-cara, en base a la información entregada por la aplicación.

La información necesaria para realizar la estimación de la posición de un recurso se obtiene de contrastar un modelo del espacio físico pre-cargado en la memoria del dispositivo, contra las señales inalámbricas observadas en tiempo-real. Se requiere que el entorno en el cual se desea implantar esta solución cuente con distintos puntos de accesos WiFi, los cuales puedan ser usados como referencia. La aplicación desarrollada permite construir de manera expedita y con la mínima información el modelo del decaimiento de las señales WiFi para toda la zona objetivo. La estimación de posición se realiza usando conjuntamente las redes WiFi escaneadas, y la información proporcionada por los sensores de movimiento de cada dispositivo. El intercambio de información con el resto de los usuarios se realiza a través de protocolos ad-hoc implementados sobre una red MANET, formada por los usuarios presentes en el recinto.

La solución implementada se adapta fácilmente ante cambios en las referencias del recinto y permite que un mismo modelo funcione en distintos dispositivos con un leve cambio en la configuración. La calidad de la estimación es proporcional a la densidad de señales WiFi del ambiente. La versión actual del sistema permite, en un ambiente con densidad moderada, obtener márgenes de error aceptables para que un humano pueda encontrar a otra persona usando inspección visual.

Abstract

Since the beginning of mobile computing the eagerness to know the location of people and resources has been a driving force in the development of new technologies. In particular, real time location systems gain more importance each passing day; these systems aim to secure, optimize and manage the use of these resources. Examples of these applications range from resource tracking in an indoor environment to control of a fleet of vehicles.

In the present work, a predictive model for the estimation of resources in indoor scenarios was developed. The predictive model was later implemented on a software application for mobile devices. The application allows the estimation of the current user location as well as the estimated location of the rest of the users in the neighborhood. Although the error margin of the estimation is significant (around 4 to 5 meters), the predictive model achieves its initial goal: Allowing two or more users to find each other face to face using only the information provided by the application.

The necessary information to generate the estimation of a resource is obtained by contrasting a model of the physical space pre-loaded in memory with the wireless signals measured in real time. It is necessary that the target location possess a significant number of Wi-Fi access points to use as reference. The developed application allows the creation of a decay model for the Wi-Fi signals on the environment; the process is rapid and requires minimal information regarding the target location. The position estimation is calculated using the information provided by the wireless antenna and the motion sensors on the device. The information exchange with the rest of the users is accomplished through ad-hoc protocols implemented upon a MANET composed by the current users on the location.

The developed solution easily adapts to changes on its target location, allowing the same decay model to work among different devices with a small change on its configuration. The quality of the position estimation is proportional to the density of access points on the target location. The current version allows, in an environment with an average density, to obtain results with an error margin low enough in order for two humans to find each other using only the application and visual inspection.

Agradecimientos

Quisiera dedicar la finalización de este trabajo a todas las personas que me han acompañado a lo largo de este proceso, con palabras de ánimo y consejos, sin las cuales no hubiese podido lograr este objetivo.

Al profesor Sergio Ochoa, por su rigurosidad, carácter y respeto, que han sido pieza clave de este trabajo novedoso, el cual forjó y sentó bases sólidas en el conocimiento en el área en la que actualmente me desarrollo profesionalmente.

A mi familia, amigos y compañeros de trabajo, lo cuales me escucharon y animaron, apoyándome en todo momento.

A Sara, mi esposa, por ir de mi mano en las etapas más importantes de mi vida. Por darme la fuerza para seguir adelante y estar siempre a mi lado.

Finalmente, este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Proyecto Fondecyt Nro: 1120207, y por el proyecto LACCIR: R1210LAC002.

1	INTRODUCCIÓN	1
1.1	PROBLEMA A ABORDAR	2
1.2	OBJETIVOS DE LA TESIS	3
1.3	ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO	3
2	TRABAJOS RELACIONADOS	4
2.1	ESTRATEGIAS DE POSICIONAMIENTO	4
2.2	SISTEMAS DE POSICIONAMIENTO INDOOR	7
3	FUENTES DE DATOS PARA LA LOCALIZACIÓN	8
3.1	WIFI	9
3.2	BLUETOOTH	15
3.3	SENSORES DISPONIBLES	16
4	MODELO BÁSICO DE PREDICCIÓN	17
4.1	PRE-PROCESO	18
4.2	CICLO PRINCIPAL	20
4.3	ALGORITMO DE PONDERACIÓN DEL ERROR	21
4.4	ANÁLISIS Y COMPARACIÓN DE LA SOLUCIÓN PROPUESTA	22
5	MEJORAS DEL MODELO BÁSICO UTILIZANDO SENSORES	24
5.1	MÓDULO IMPLEMENTADO	24
5.2	IMPLEMENTACIONES ALTERNATIVAS	25
6	MEJORAS AL MODELO BÁSICO UTILIZANDO PREDICCIONES HISTÓRICAS	26
7	INTEGRACIÓN MULTI-USUARIO E INFORMACIÓN GEOLOCALIZADA	29
8	PROTOTIPO IMPLEMENTADO	31
8.1	RESTRICCIONES TECNOLÓGICAS	31
8.2	FLUJO DE USO	31
9	RESULTADOS PREVIOS	32
10	PRUEBAS REALIZADAS Y RESULTADOS OBTENIDOS	34
10.1	CALIDAD DE ESTIMACIÓN DE POSICIÓN UTILIZANDO SOLAMENTE EL MODELO BÁSICO DE PREDICCIÓN	34
10.2	CALIDAD DE ESTIMACIÓN DE POSICIÓN	35
10.3	RANGOS ÚTILES DE LA INTERACCIÓN MULTI-USUARIO	36
11	ANÁLISIS DE RESULTADOS	37
11.1	ANÁLISIS DEL ESCENARIO DE PRUEBAS	38
11.2	ANÁLISIS DE LOS DISPOSITIVOS USADOS	38
12	CONCLUSIONES Y TRABAJO A FUTURO	41
	REFERENCIAS	43
	ANEXOS	46
	ANEXO A: TABLAS DE VALORES ASOCIADOS A LAS FIGURAS 5 Y 6	46

1 Introducción

A partir del surgimiento de la computación móvil, la integración de la informática con el entorno del usuario ha cobrado cada vez más fuerza. La necesidad de conocer la ubicación de recursos y/o personas resulta imprescindible para poner en práctica soluciones de computación ubicua. Este prometedor estilo de interacción entre el usuario y los sistemas integrados en los objetos busca apoyar, de manera natural, las actividades cotidianas de una persona (tanto en su casa, como en su trabajo). En particular, los sistemas de localización en tiempo real para recintos cerrados cobran cada día más importancia, debido a que son el componente básico que permite determinar el contexto o actividad del usuario, y en base a eso proveer ubicuidad.

Los sistemas de localización para recintos cerrados permiten ubicar y realizar seguimiento de recursos (fijos o móviles) al interior de edificios, construcciones subterráneas y cualquier otra infraestructura donde no haya una clara línea de visión hacia cielo despejado. Algunos ejemplos de servicios que requieren localización de recursos en escenarios bajo techo son los siguientes: (1) la localización de pacientes/médicos/enfermeras dentro de un hospital, (2) la búsqueda de gente en edificios que deben ser evacuados (por ejemplo, debido a un incendio o una fuga de gas), o (3) el fomento de encuentros cara-a-cara entre amigos (o familiares) que casualmente coinciden en una misma área (por ejemplo un Mall) en un mismo instante de tiempo.

Si bien la localización bajo techo (conocida en inglés como *indoor positioning*) ha sido investigada desde hace varios años y se han logrado avances sustanciales, aún quedan varios problemas por resolver. Uno de ellos es el posicionamiento de bajo costo (en términos de esfuerzo de *deployment*) en recintos cerrados, lo cual es sumamente importante para llevar a cabo computación ubicua involucrando componentes móviles.

Hoy en día existen muchos sistemas de posicionamiento, cada uno con diferentes arquitecturas, precisión, configuración y confiabilidad según el objetivo que persiguen. Sin embargo, las técnicas y tecnologías ocupadas parecen estar relativamente acotadas. Las técnicas más comunes usan triangulación de señales en base a puntos de referencias conocidos, o bien en base al uso de “huellas digitales” del ambiente físico donde se realiza la localización.

Las soluciones de localización suelen utilizar una variedad de tecnologías de detección y comunicación, por ejemplo: GPS, sensores infrarrojos, sistemas de ultrasónicos, redes WiFi y/o bluetooth, etiquetas de RFID, cámaras de video, antenas de telefonía celular, y sensores de movimiento. Cuanto mayor es la variedad de dispositivos involucrados en el proceso de localización, mayor es la complejidad del sistema, su costo y principalmente su esfuerzo de *deployment*.

Este trabajo de tesis propone un modelo predictivo, que permite la localización en tiempo real de recursos (fijos y móviles) en escenarios bajo techo. El modelo debe además permitir la localización de los recursos utilizando sólo la infraestructura de una red WiFi y teléfonos celulares. Debido a que el modelo a desarrollar considera el uso de hardware e infraestructura de comunicaciones de uso común, se espera que la solución pueda ser aplicable a una amplia variedad de escenarios. En la siguiente sección se presenta más en detalle el problema a resolver.

1.1 Problema a Abordar

La ubicación de un individuo, objeto o recurso en el espacio es información invaluable en el campo de la computación ubicua. La promesa de poder georeferenciar a un usuario en el planeta y dar contexto de su posición es un tema de suma relevancia. Los sistemas actuales intentan lograr esta meta con el fin de poder contextualizar la información que se le entrega al usuario; la cual puede ir desde la publicidad desplegada en una página Web, hasta información para la toma de decisiones de equipos de rescate en situaciones de emergencias. En la actualidad existen muchos sistemas de posicionamiento, cada uno enfocado a atacar un problema distinto. Por un lado tenemos el posicionamiento *outdoor*, que se podría decir que es un tema resuelto siempre que el nivel de precisión requerido no sea de unos pocos centímetros. Por otro lado está el posicionamiento *indoor* que es aún un tema abierto, especialmente si uno quiere ocupar técnicas que impongan pocas restricciones para el uso de la solución. Típicamente estas soluciones deben considerar movilidad del observador y/o de los recursos observados.

El modelo predictivo que se presenta en esta tesis, busca apoyar la computación ubicua en una amplia variedad de escenarios *indoor*. Por lo tanto, este modelo deberá ser tan simple como sea posible, su *deployment* debe ser rápido y sus requerimientos de uso deben ser mínimos. La solución que se proponga establecerá como restricción que el observador (o sea el que interpreta la información de localización) será siempre un ser humano. Esto hace que la precisión requerida para llevar a cabo la localización sea menor, que si a dicha información va a ser procesada por componentes de software (por ejemplo, agentes inteligentes). Dos actividades que podrían ser apoyadas por este tipo de solución son la localización de médicos/enfermeras dentro de un hospital, o los encuentros casuales en un *mall*.

Luego de una extensa revisión bibliográfica, no se encontraron propuestas que permitan localizar recursos (tanto fijos como móviles) en ambientes bajo techo, con mínimas restricciones de funcionamiento. Por esa razón este trabajo de tesis busca aportar una solución en este sentido. Un sistema de posicionamiento de esas características permitiría la creación de nuevos canales de comunicación, en los cuales

ya no sólo se filtra la información en base a un grupo de usuarios, sino también en base al entorno que los rodea.

Particularmente este trabajo de tesis buscó realizar una exploración inicial del nivel de validez de las siguientes hipótesis:

Hipótesis 1: Un modelo predictor de la localización de personas en recintos cerrados, que utilice triangulación de señales y requiera mínimo esfuerzo de entrenamiento, es capaz de estimar la ubicación de dos usuarios móviles con suficiente precisión como para apoyar un encuentro cara-a-cara entre ellos. Dependiendo del escenario y el recinto esto puede ser desde 1 a 15 metros. Para un edificio normal una distancia de 8 metros se considera aceptable.

Hipótesis 2: Los sistemas inerciales (tales como giroscopios, acelerómetros o brújulas digitales) y la colaboración entre dispositivos móviles disponibles en el ambiente de localización, ayudarán a mejorar la precisión de las estimaciones de ubicación de los recursos observados.

1.2 Objetivos de la Tesis

El objetivo principal de este trabajo de tesis es diseñar un modelo predictivo de la ubicación de usuarios móviles en recintos cerrados, con suficiente precisión como para apoyar un encuentro cara-a-cara entre ellos. Se buscaba que el modelo utilizara triangulación de señales y requiriera mínimo esfuerzo de entrenamiento.

A partir de dicho modelo se implementó un sistema de posicionamiento que utiliza sólo la infraestructura WiFi disponible en el recinto y teléfonos celulares actuales (con WiFi, Bluetooth, sensores de movimiento) para llevar a cabo el proceso de estimación. Se buscó también que el sistema permita a los usuarios compartir información entre ellos (en particular su posición).

1.3 Estructura del Documento

Este documento de tesis consta de 12 capítulos. En el capítulo 2 se presentan los trabajos relacionados con la propuesta presentada. En el capítulo 3 *Fuentes de Datos para la Localización* se investigan las capacidades de los dispositivos actuales para evaluar la factibilidad de la creación de un modelo predictivo. En el capítulo 4 se presenta una propuesta inicial del modelo el cual es iterado en los capítulos 5 *Mejoras del Modelo Básico Utilizando Sensores*, 6 *Mejoras al Modelo Básico Utilizando Predicciones Históricas* y 7 *Integración Multi-usuario e Información Geolocalizada*. En el capítulo 8 se detalla el flujo del prototipo implementado, y en el capítulo 9 se presentan los resultados previos, como una forma de comparar el sistema anterior con el actual.

En el capítulo 10 se detallan las pruebas realizadas junto con los resultados obtenidos. En el capítulo 11 se analizan los resultados obtenidos. Finalmente en el capítulo 12 se detallan las conclusiones derivadas del trabajo realizado, contrastando los resultados obtenidos con las hipótesis planteadas en el capítulo 1. Adicionalmente, se plantean mejoras al prototipo implementado y potenciales trabajos a futuro.

2 Trabajos Relacionados

El desarrollo de sistemas de posicionamiento tiene varias décadas. Probablemente el sistema moderno de geolocalización más popular es el GPS, el cual fue establecido en 1973. Desde entonces se ha continuado la investigación de nuevas tecnologías que permitan mejorar esta tarea, principalmente enfocándose en mejorar la precisión y el área de cobertura.

Cuando se habla de dispositivos móviles, la solución que actualmente domina el mercado corresponde al A-GPS, que es una variante del GPS que además incorpora la información obtenida por las antenas de telefonía celular para poder entregar un resultado más rápido (pero con más error), mientras que el dispositivo GPS funciona en base a conexiones satelitales. A-GPS suele funcionar en forma satisfactoria en ambientes de cielo despejado o con poca interferencia. Sin embargo, no es aplicable a este trabajo de tesis puesto que el foco de la investigación realizada está en la localización para ambientes cerrados.

La literatura existente respecto a sistemas de posicionamiento para recintos cerrados es bastante amplia, y principalmente variada [Becker 2005] [Gu 2009] [Liu 2007] [Ruiz-Lopez 2010]. Hay reportes de resultados parcialmente exitosos desde ya casi una década [Bahl 2004]. Las distintas técnicas de posicionamiento disponibles difieren principalmente en el método utilizado para estimar la posición de un recurso, las tecnologías de apoyo utilizadas y la información base necesaria para poder estimar. La combinación de estos elementos generalmente establece las distintas propiedades de un sistema de localización para recintos cerrados, por ejemplo su precisión, costos de implementación y área de cobertura. En las siguientes dos secciones se presentan las estrategias y los sistemas de posicionamiento más conocidos.

2.1 Estrategias de Posicionamiento

Típicamente, las estrategias más comúnmente usadas para llevar a cabo el posicionamiento de recursos en escenarios *indoor* son el análisis de imágenes, el uso

de sistemas inerciales y el análisis de ondas. A continuación se describen cada una de ellas.

Análisis de imágenes. El análisis de imágenes corresponde al procesamiento de contenido multimedia recibido desde un gran número de cámaras de video, las cuales realizan el reconocimiento de los recursos a través de su apariencia física [Brumitt 2000] [Gab-Hoe2005] [Krumm 2000]. Esta solución resulta apropiada si el número de recursos a seguir o reconocer es pequeño, y perteneciente a un dominio de elementos conocido. El reconocimiento basado en imágenes resulta un problema cuando los recursos a localizar son personas, ya que generalmente no es posible conocer de antemano todos los potenciales recursos, ni es factible manejar de manera satisfactoria las imágenes a procesar.

Sistemas inerciales. El uso de sensores de movimiento, tales como giroscopios, acelerómetros o brújulas digitales corresponden a otra alternativa de posicionamiento que funciona en recintos cerrados. La idea es implementar un sistema de navegación inercial, infiriendo a partir de los datos obtenidos por los sensores, el vector de desplazamiento del usuario [Hamilton 2006] [Collin 2003]. El problema que presenta esta solución yace en los sensores mismos y en el error acumulado por estos con el paso del tiempo. Este error es demasiado grande como para implementar un sistema basado sólo en navegación inercial. Sin embargo, es una excelente herramienta de apoyo que puede ser combinada con otras técnicas para lograr simplicidad y precisión.

Análisis de ondas. El tercer método corresponde al análisis de ondas. Éste se basa en la utilización múltiples puntos de referencia, los cuales emiten algún tipo de señal hacia un dispositivo receptor, el cual infiere su posición en base a propiedades de la onda recibida (intensidad de señal, tiempo de vuelo de la señal, etc.). Para el análisis de la onda hay tres técnicas que son comúnmente utilizadas: proximidad, triangulación y análisis de huella digital de ondas.

Detección de proximidad. La estrategia de proximidad involucra el uso de detectores (por ejemplo etiquetas RFID) que son colocadas en posiciones conocidas. Cuando un recurso objetivo es identificado por un detector, las coordenadas de tal posición son reportadas a una componente encargada de mapear la data a una posición dentro del escenario físico actual. La precisión de esta tecnología puede ser alta dependiendo de la tecnología usada. Esta precisión también depende del número de detectores instalados; mientras más alta la densidad, mayor precisión. Esta estrategia de localización no sólo es útil para el posicionamiento de usuarios móviles [Bravo 2006] sino que también permite la provisión de servicios personalizados a los usuarios [Hervás 2010]. Las etiquetas RFID pueden incluso ser utilizadas para guardar datos en lugar de sólo IDs [López-de-Ipiña 2010]. El problema de esta solución es el requerimiento de hardware

especializado y el significativo esfuerzo para la preparación del sistema y el ambiente en el cual se desenvuelve.

Triangulación de señales. La triangulación utiliza propiedades geométricas a fin de estimar la posición de un usuario considerando a éste dentro de un escenario 2D. El proceso de estimación utiliza tres puntos de referencia con posiciones geográficas conocidas, a partir de los cuales son emitidas las señales son censadas por dispositivos cuya localización se desea estimar. Luego estimando la distancia a cada uno de estos puntos de referencia y realizando una triangulación de señales es posible predecir (con un nivel de error razonable) la posición actual del usuario [Hightower 2001]. Generalmente para calcular la distancia al punto de referencia se utiliza alguna de las propiedades de la onda recibida, tal como intensidad de señal, tiempo de llegada o ángulo de llegada [Vossiek 2003]. Esta última opción presenta problemas cuando el objetivo está demasiado lejos de los puntos de referencia [Chen 2006]. La precisión de los tres métodos mejora cuando se aumenta el número de puntos de referencia. La gran ventaja de estos métodos es que usualmente requieren poco tiempo de configuración antes de poder empezar a predecir posiciones, aunque en el mejor de los casos la precisión que se logra es de 2-3 metros. Si se utiliza hardware especializado (como etiquetas RFID, sensores de ultra sonido, sensores infrarrojos, etc.) es posible lograr una precisión mucho mayor [Bolliger 2008] [Ekahau 2011] [Hahnel 2004] [Harter 2002] [Bahl 2004].

Análisis de huellas digitales. Este método estima la posición de un recurso en el espacio, comparando el set de señales que ve actualmente el usuario, contra un conjunto de señales pre-almacenadas que corresponden a los distintos puntos del recinto. Típicamente esta estrategia de posicionamiento involucra dos fases, una *offline* de entrenamiento (registro de señales observadas antes de la estimación) y una *online* de estimación [Kaemarungsi 2004]. El objetivo de la fase *offline* es recolectar muestras de señales (por ejemplo, intensidades de señales WiFi, RFID, antenas de telefonía móvil, etc.) en todo el espacio que se desea considerar en el proceso de estimación. De esa manera se obtiene una “huella digital” de cada uno de estos puntos. La segunda fase utiliza esta información para estimar la posición en dicho escenario, contrastando lo previamente medido, con lo observado. Si la toma de muestras es lo suficientemente grande y rigurosa (por ejemplo, un punto cada 30 cm y varias muestras por cada punto), esta técnica también puede dar excelentes resultados. El problema de esta implementación es el enorme esfuerzo que se requiere para construir el mapa de huellas digitales [King 2006]. Sin embargo existen soluciones que no requieren configuración previa ni *hardware* especializado [Lim 2006] [Bolliger 2008]. Estas soluciones usan sólo la infraestructura existente en el recinto, por ejemplo, los puntos de acceso WiFi.

Adicionalmente existen sistemas híbridos (también llamados integrados) que mezclan dos o más de las tecnologías o estrategias mencionadas anteriormente. Este tipo de

solución tiene mucho sentido si se toma en cuenta que hoy en día la mayoría de los dispositivos móviles cuentan con al menos tres antenas (celular, GPS, WiFi o Bluetooth), además de sensores de movimiento (acelerómetro, giroscopios o brújula digital). Un ejemplo de sistema que saca provecho de estas capacidades es el propuesto por LaMarca y otros [LaMarca 2005]. La ventaja de estos sistemas corresponde a la disminución del error o el tiempo requerido para la instalación del sistema, ya que las falencias de una estrategia de localización pueden ser subsanadas con las fortalezas de otra estrategia.

2.2 Sistemas de Posicionamiento Indoor

Un tipo de sistema de posicionamiento que está altamente relacionado con la propuesta presentada en este trabajo, son los sistemas de posicionamiento colaborativos. Aunque éstos cuentan con grandes oportunidades de desarrollo y aplicación, en la actualidad han sido poco investigados. Estos sistemas usan la colaboración con otros dispositivos del ambiente, como una forma de mejorar sus estimaciones de localización. Un sistema que implementa este tipo de estrategia es RedPin [Bolliger 2008], el cual realiza mejoras en la estimación de la posición, en base a constante feedback que los usuarios entregan a un servidor central. La principal ventaja de estos métodos es que se alivianan los procesos de mapeo y ajuste de las señales tomadas como referencia, pues son los mismos usuarios los que mejoran el sistema con el uso, y luego comparten esta información con el resto.

Dado el gran número de técnicas disponibles es esperable que exista un gran número de sistemas de localización para recintos cerrados, siendo RADAR [Bahl 2004] uno de los más antiguos y reconocidos. RADAR procesa distancias derivadas de la señal, a fin de determinar la posición de un recurso, pero involucra un esfuerzo importante de mapeo del espectro físico y preparación del sistema. El principal aporte de RADAR al trabajo propuesto radica en el uso de un mapa de intensidades de señales precargado, el cual puede ser construido ya sea por mediciones directas en el ambiente físico, o bien por inferencia del decaimiento de la señal utilizando un modelo de propagación. Otras contribuciones particulares corresponden al estudio de distintos modelos de propagación y el análisis empírico acerca de cómo diversos factores físicos (por ejemplo, los muros) impactan la medición y la predicción.

Horus [Youssef 2005] es otro sistema de posicionamiento que puede ser considerado como una evolución de RADAR, el cual intenta reducir el error de la predicción utilizando un enfoque probabilístico, en vez del determinístico usado en RADAR. Es de esperar que los enfoques probabilísticos entreguen a la larga, mejores resultados que los determinísticos [Youssef 2004]. De manera similar a RADAR, Horus utiliza un proceso de dos fases. En la primera se entrena al sistema tomando distintas muestras y en la segunda se realiza el posicionamiento.

Finalmente, un interesante trabajo acerca del impacto del comportamiento de los movimientos durante el posicionamiento es el presentado por Castro y Favela [Castro 2008]. Su trabajo está enmarcado en el contexto de un hospital y propone el uso de redes neuronales para atacar el problema de los movimientos repentinos de los usuarios. Su trabajo destaca que el comportamiento del movimiento relacionado con el dispositivo a monitorear, tiene un significativo impacto en la predicción.

En todas las propuestas anteriores se aprecia un claro *trade-off* entre el costo/esfuerzo de *deployment* del sistema y la precisión que se puede lograr con el mismo. Mientras más precisión el sistema entregue, más entrenamiento, calibración o tecnología adicional será necesaria. Por ejemplo, el sistema Ekahau (que es comercial) [Ekahau 2011] exhibe precisión moderada usando “huellas digitales” de señales WiFi, pero demanda una gran cantidad de tiempo y esfuerzo durante la fase de calibración [Ekahau 2009].

Para el trabajo a desarrollar en esta tesis, un error de posicionamiento de hasta 6 metros es considerado aceptable, ya que el sistema a desarrollar será utilizado para la coordinación entre seres humanos. Esto significa que la interpretación de la posición será hecha por una persona, lo cual permite al sistema manejar ser efectivo aunque la predicción de la posición tenga errores de hasta 6 metros.

3 Fuentes de Datos para la Localización

Los dispositivos móviles se encuentran en una constante evolución, hoy en día ya no es posible divisar claramente la diferencia entre un GPS, un organizador personal y un teléfono móvil. Con cada nuevo modelo se introducen nuevas funcionalidades que pueden aportar nuevos datos acerca del dispositivo y el ambiente en el cual se encuentra permitiendo, potencialmente, mejorar el proceso de estimación de posición del usuario. En particular, algunas de las funcionalidades más comunes hoy en día son:

- Conexión a una red de telefonía móvil
- Conexión a redes WiFi locales
- Colectividad Bluetooth
- Sistema de localización GPS
- Sensores de movimiento

Si bien la primera intuición sería pensar que un sistema de posicionamiento global es la primera herramienta que se debiese utilizar para resolver el problema, ésta no resulta factible. La revisión bibliográfica muestra que en la práctica utilizar la antena GPS no es una opción viable debido a sus requerimientos intrínsecos de tener la mínima

interferencia entre el dispositivo y los satélites, no permitiendo ser aplicable a recintos interiores. La revisión bibliográfica muestra también que la utilización de las redes de telefonía móvil para triangular la posición entre antenas tiene un rango de error demasiado grande para ser viable, lo cual deja sólo tres opciones de fuentes de datos para ser estudiadas.

3.1 WiFi

La capacidad de detectar las redes WiFi cercanas es sin duda la opción más explotada en la mayoría de los sistemas de localización debido a sus múltiples beneficios. Es común que la mayoría de los recintos posean múltiples puntos de acceso WiFi, los cuales son fácilmente distinguibles entre sí, tienen un buen rango de alcance, entregan suficiente información acerca de ellos como para ser útiles y su implementación suele ser relativamente económica. Su utilidad no se pone en duda y por ello constituye la principal fuente de datos para la estimación de posición que se utilizó en este trabajo de tesis. Los principales problemas que presenta el utilizar las redes WiFi son la alta variabilidad de los datos entregados y lo fácil que es interferir con la señal.

Para la detección de posición se utiliza el método más ampliamente aceptado que consiste en estimar la distancia a la fuente en base a la intensidad de señal. Sin embargo, este estimador varía fácilmente dependiendo del hardware utilizado, dado esto se decidió realizar algunos experimentos para determinar los límites prácticos del hardware. El ambiente en el cual se realizaron los experimentos consiste en el patio de un edificio residencial. Éste no presenta obstáculos físicos, siempre hay una línea de visión despejada entre el dispositivo y la fuente emisora de señal. El hardware ocupado consiste en un dispositivo móvil HTC Diamond Touch y un punto de acceso Belkin modelo F5D7230. Las distancias a las cuales se decidió medir la intensidad de señal son 1, 2, 3, 4, 5, 7, 9, 11, 13 y 15 metros respectivamente.

En cada punto de medición se tomaron múltiples muestras de la intensidad de señal. La primera de ellas consiste en la intensidad actual que es simplemente la intensidad en el momento del muestreo, estas mediciones se ocupan para modelar el decaimiento de la señal WiFi. Debido a la alta fluctuación de la señal también se optó por tomar otras dos muestras adicionales y comparar su comportamiento con el de la señal instantánea. Estas dos muestras consisten en el promedio de las últimas n intensidades y el promedio ponderado de las últimas n intensidades. Esta última pondera con un mayor peso las mediciones más recientes con respecto a las pasadas. El número de repeticiones para cada punto oscila entre 15 y 30.

3.1.1 Experimento para la determinación de la curva de decaimiento

El experimento más importante realizado consiste en determinar la cota práctica superior del comportamiento de la curva de la señal. Esto consiste en estudiar el decaimiento de la intensidad de señal a intervalos de distancia determinados en un ambiente tan libre de interferencia como sea posible. En base a este estudio se plantea un modelo de la curva de decaimiento y se generaliza la forma en que esta curva puede ajustarse a distinto hardware, a través de las constantes características K y M de cada hardware, las cuales se describirán en detalle más adelante.

Lo primero en evaluar es la ver el comportamiento de la medición de la señal instantánea. Esto se puede apreciar en la Figura 1, donde la intensidad de la señal presenta una tendencia a decaer con respecto a la distancia tal como es de esperar.

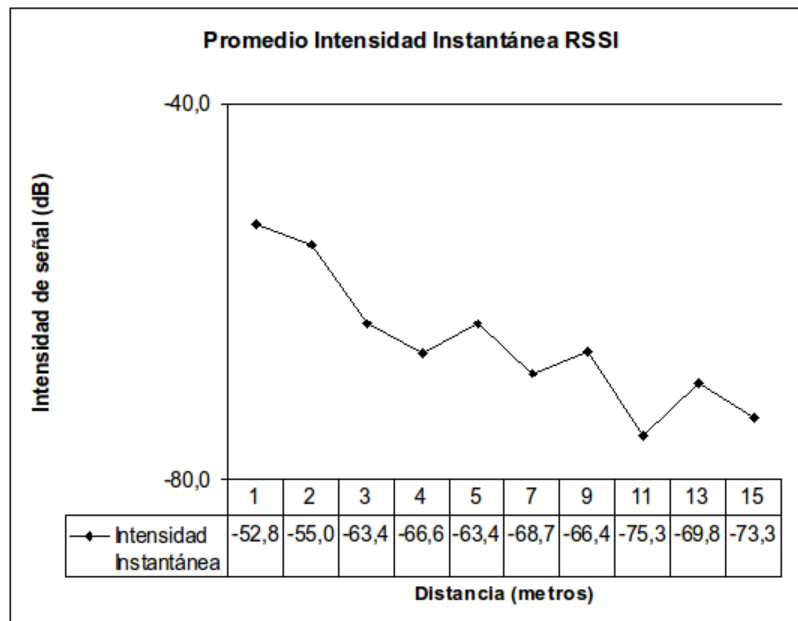


Figura 1 : Promedio de las intensidades instantáneas a distintas distancias

El verdadero punto a considerar es la desviación estándar de la intensidad, la cual se puede apreciar en la Figura 2 que ésta se mueve entre los rangos de 2,7 y 4,8 puntos; en promedio tiene un valor de 3,5 puntos. Si se aplica una regresión logarítmica se obtiene el modelo presentado en la Figura 3, el cual presenta un coeficiente de determinación de 0,86, que es aceptable para una muestra con tanta varianza.

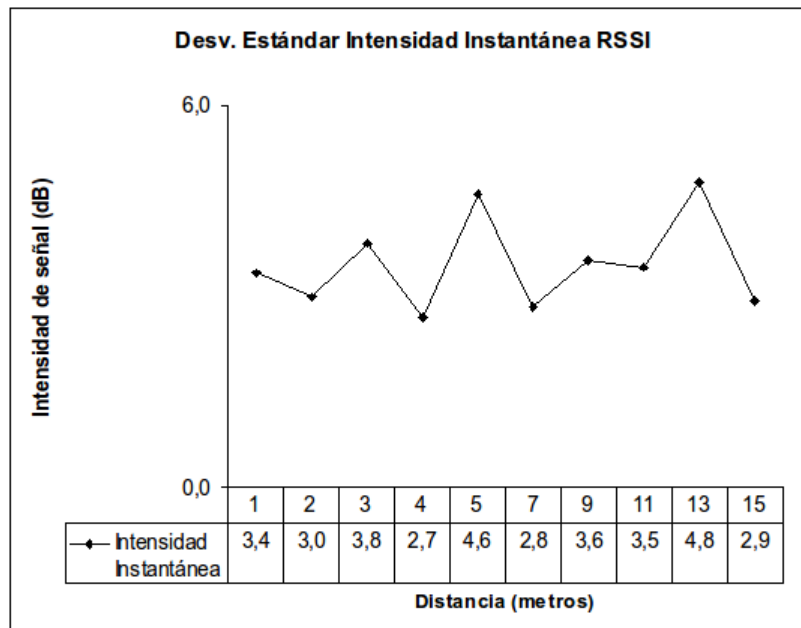


Figura 2 : Desviación estándar de las intensidades instantáneas a distintas distancias

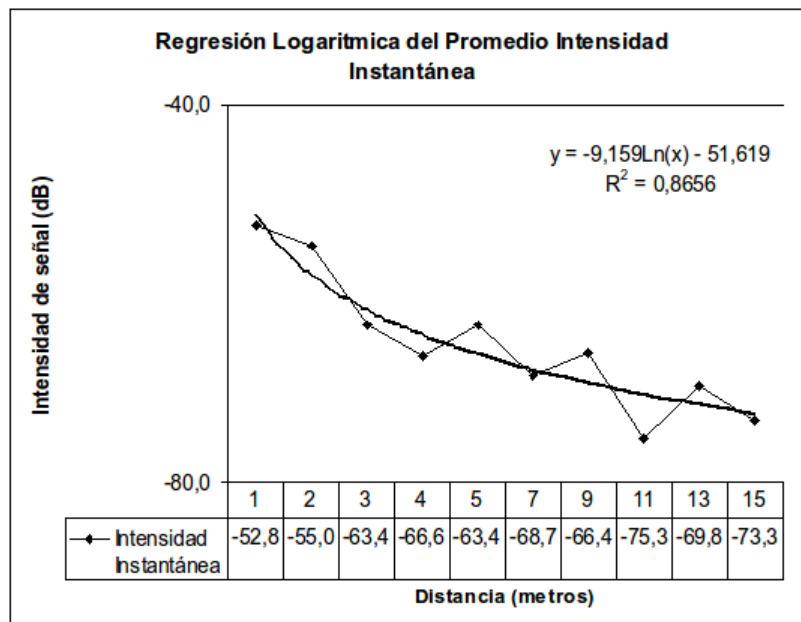


Figura 3 : Superposición del modelo obtenido en la regresión logarítmica y los promedios de las intensidades instantáneas

Interpolando la regresión para el resto de los puntos, se obtiene el modelo de decaimiento de señal propuesto en la Figura 4. Este es el modelo propuesto de decaimiento de señal para un caso óptimo, en el cual existe la mínima interferencia posible entre el dispositivo y la fuente emisora de señal. Esta es la cota superior del

comportamiento esperado de la curva, y se espera que en un ambiente con más interferencia este decaimiento sea distinto.

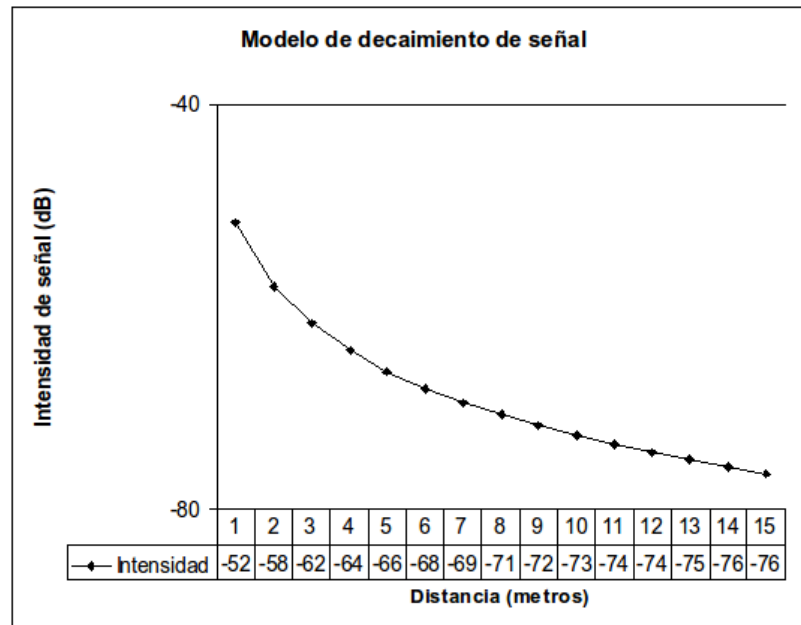


Figura 4 : Modelo obtenido de la regresión logarítmica y sus valores a distintas distancias

Hay que tomar en consideración que la intensidad de señal es totalmente dependiente del hardware. Es de esperar que para un punto de acceso con una antena de mayor potencia el decaimiento sea más lento pero la curva siga el mismo comportamiento. Esto se modela multiplicando el modelo por una constante K característica de cada fuente de emisión y una constante M característica de cada modelo receptor. Por simplicidad se utiliza K y M igual a 1,0 en caso de no indicar lo contrario.

La señal S esperada que debiese observar el dispositivo M a una distancia de X metros de la fuente K queda expresada como:

$$S = K \times M \times -(51,62 + 9,16 \ln(X))$$

De esta manera se obtiene el modelo de la cota superior del comportamiento de la curva en condiciones óptimas, permitiendo ajustarla a las distintas variedades de hardware disponible. Un ambiente con mucha interferencia o con una antena muy débil puede ser modelado por una constante $K < 1,0$. Así mismo, un dispositivo con una antena de recepción más potente puede ser modelado con una constante $M > 1,0$. Un ambiente con demasiada interferencia probablemente no pueda ser modelado con esta curva ya que presente caídas más erráticas y abruptas que no son compatibles con el modelo.

3.1.2 Experimento para suavizar la estimación de señal

El principal problema de utilizar directamente la señal observada es la alta desviación estándar observada. Debido a esto, no resulta posible utilizar directamente la intensidad instantánea como un estimador. Se estudió el comportamiento de dos alternativas: el promedio de las últimas n señales y el promedio ponderado de las últimas n señales. Se analizó el comportamiento de las señales medidas con el de la intensidad instantánea comparando las intensidades observadas y las desviaciones estándar respectivas. Para este experimento en particular se utilizó n igual a 10.

En la Figura 5 (datos en el anexo A.1) se puede apreciar el comportamiento promedio de la señal. Es fácil ver que en los tres casos se nota un patrón bastante similar de comportamiento. Como es de esperar, el promedio y promedio ponderado presentan un comportamiento representativo de la intensidad instantánea. Lo verdaderamente interesante queda a la vista al revisar la Figura 6 (datos en el anexo A.2), en ella se compara la desviación estándar de las tres mediciones. La señal instantánea posee la mayor desviación estándar mientras que el promedio posee la mínima, el promedio ponderado se encuentra en un nivel intermedio entre ellas dos.

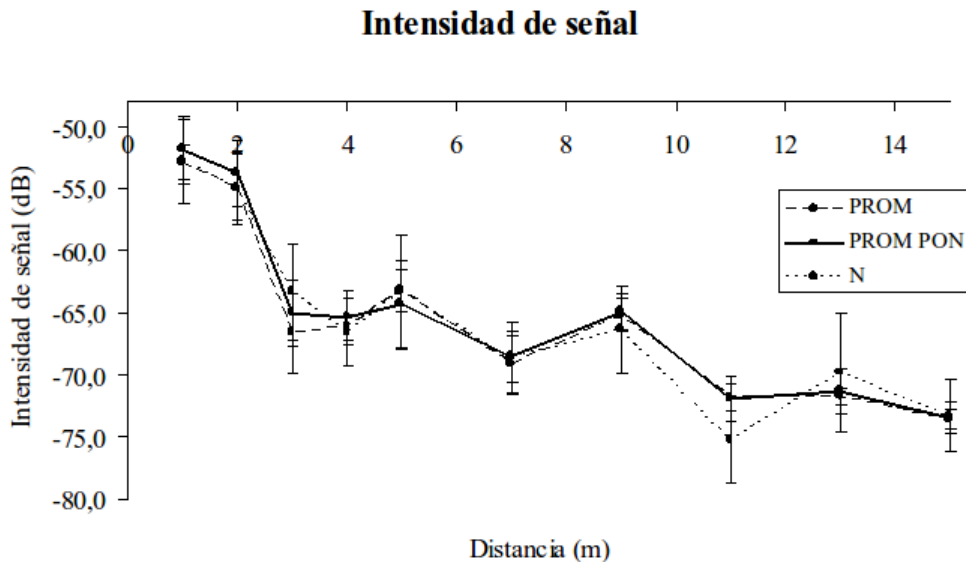


Figura 5 : Los promedios de las intensidades de señal para los tres tipos de estimación de señal

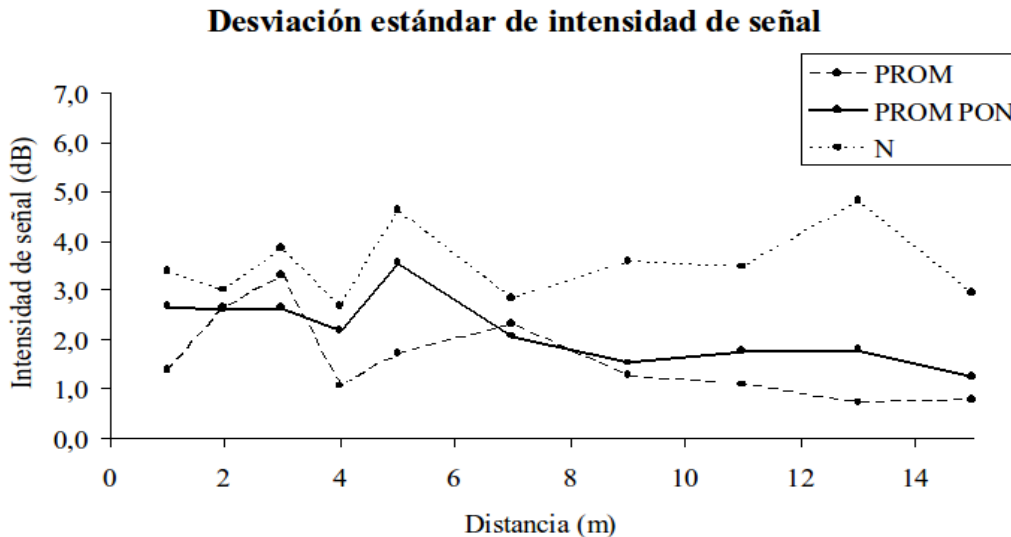


Figura 6 : La desviación estándar de las intensidades de señal para los tres tipos de estimación de señal

Esto concuerda con la intuición pues dado la alta oscilación de la intensidad WiFi es de esperar que la señal instantánea tenga una gran desviación estándar. La alta estabilidad del promedio se debe a que éste actúa como un buffer pues cada nuevo muestreo aporta muy poco al resultado final. Eso ayuda a eliminar los cambios bruscos de señal y por ende posee una desviación estándar menor.

Finalmente el comportamiento intermedio del promedio ponderado se puede explicar debido a que una nueva medición extrema altera significativamente su valor debido a que se pondera con un mayor peso que el resto, por ende su desviación estándar es mayor a la del promedio normal. Sin embargo, la ponderación de este nuevo valor es lo suficientemente pequeña como para no afectar mayormente el promedio.

A pesar de que el promedio normal posee la menor desviación estándar, éste no es necesariamente el mejor indicador para el valor de la señal. En el caso en que el usuario esté quieto, sin duda es la mejor opción pues las n mediciones pasadas con las cuales se calcula el promedio pertenecen todas al mismo punto. Sin embargo si el usuario se desplaza y cambia su distancia respecto a la señal de origen estas mediciones ya no son válidas y "envenenan" el cálculo de un estimador representativo de la señal actual del dispositivo. En efecto, mientras mayor sea este n , más estable es el promedio y más se demora el modelo en aprender la nueva posición del usuario. En este caso el promedio ponderado es una mejor opción, pues se olvida más rápido de las n mediciones pasadas y el valor actual es más representativo que el promedio normal de la realidad. Dado que el usuario probablemente esté en un ambiente en el

cual se encuentre en constante movimiento, se recomienda utilizar el promedio ponderado. Si pudiese el dispositivo ser capaz de distinguir entre los estados de quieto o movimiento se recomienda utilizar el indicador que minimice la desviación estándar en cada caso.

3.2 Bluetooth

Dada la alta presencia de antenas bluetooth en los dispositivos móviles resulta natural investigar la posibilidad de utilizar esta tecnología para la estimación de posición del dispositivo dentro de un recinto. Para determinar si el uso de antenas bluetooth es una alternativa viable hay que investigar las interrogantes acerca de la información que es capaz de entregar, la calidad de esta información (precisión, exactitud, tiempo de respuesta, etc.) y como se compara con la entregada por la señal WiFi.

La tecnología bluetooth se ha convertido en un estándar de comunicación inalámbrica a corta distancia. La gran mayoría de los dispositivos móviles actuales poseen una antena bluetooth dedicada para la transferencia de datos entre dispositivos. Los usos más habituales suelen ser el intercambio de archivos o la interacción con distintos accesorios tales como audífonos inalámbricos o controles remotos. Dado esto la disponibilidad en los dispositivos móviles no presenta un problema de factibilidad técnica, sin embargo a diferencia de la señal WiFi no es normal tener en un recinto fuentes estáticas emisoras de señal bluetooth, por ende se requiere infraestructura adicional para poder utilizar esta tecnología.

Se experimentó con una fuente emisora de señal bluetooth USB genérica conectada a computador de escritorio y un dispositivo móvil HTC Diamond Touch. Se midió a intervalos regulares de distancia y se decidió revisar la intensidad de señal, la cantidad de veces que se detecta la presencia de la señal y el tiempo que se demora en escanear el ambiente para determinar la presencia de la señal. Los resultados se pueden apreciar en la Figura 7.

Distancia	1m	2m	3m	5m	1m	2m	3m	5m
Medición	Intensidad	Intensidad	Intensidad	Intensidad	Tiempo	Tiempo	Tiempo	Tiempo
Valores	0,00	-7,00	-1,00	-1,00	11,00	10,00	11,00	11,00
	0,00	-7,00	-4,00	-1,00	10,00	10,00	11,00	10,00
	0,00	-4,00	0,00	-7,00	11,00	11,00	10,00	10,00
	-1,00	-7,00	-1,00	-1,00	10,00	10,00	10,00	10,00
	0,00	-7,00	0,00	-1,00	10,00	10,00	10,00	10,00
	0,00	-4,00	0,00	-1,00	10,00	10,00	11,00	11,00
	N.V.	-7,00	0,00	-1,00	10,00	10,00	11,00	10,00
	-4,00	-7,00	0,00	-7,00	10,00	11,00	10,00	10,00
	0,00	-4,00	N.V.	-1,00	10,00	10,00	10,00	10,00
	-1,00	-10,00	-4,00	-1,00	11,00	10,00	11,00	10,00
	0,00	N.V.	-4,00	-1,00	10,00	17,00	10,00	11,00
	0,00	-7,00	-4,00	-1,00	10,00	10,00	10,00	10,00
	-1,00	-4,00	-4,00	-1,00	10,00	18,00	10,00	10,00
	0,00	-10,00	-4,00	-1,00	10,00	10,00	11,00	10,00
	0,00	N.V.	0,00	-1,00	11,00	19,00	10,00	10,00
Promedio	-0,50	-6,54	-1,86	-1,80	10,27	11,73	10,40	10,20

Figura 7 : Tabla con los valores de intensidad de señal y tiempo que tomo realizar la medición a distintas distancias. Las celdas N.V. corresponden a valores no validos producto de un error en la medición

De la Figura 7 se desprende la intensidad de señal no es un buen indicador para estimar la distancia a una antena bluetooth. No es posible ver una tendencia en la variabilidad de las señales a distintas distancias. De igual manera el tiempo para escanear y detectar una antena bluetooth es extremadamente alto para usuarios en movimiento.

3.3 Sensores disponibles

Otra característica que se vuelve cada día más popular en los dispositivos móviles es poseer algún tipo de sensor de movimiento incorporado en el sistema. Estos generalmente permiten hacer la experiencia con el usuario más interactiva ya que reacciona según la manera en que es manipulado el dispositivo. Un ejemplo de esto sería ajustar automáticamente la pantalla del dispositivo según la orientación con la cual se toma o navegar a través del menú inclinando el dispositivo. Algunos dispositivos que incluyen estas funcionalidades son el iPhone de Apple, la línea Omnia de Samsung o la mayoría de la línea Touch de HTC, en particular se experimentó con un dispositivo HTC Diamond Touch.

Entre los sensores de movimiento disponibles en la actualidad de distintas marcas, los acelerómetros parecen ser el tipo más popular. Este componente entrega un vector con el valor de la aceleración actual en los tres ejes del espacio. En particular el dispositivo es capaz de detectar la aceleración producida por el campo gravitatorio del planeta tierra, lo que permite que el dispositivo pueda detectar su inclinación con respecto al

plano de la superficie terrestre. Otro sensor que va ganando popularidad es el compás magnético, el que permite obtener la posición respecto al dispositivo del polo magnético terrestre. Actualmente la versión más reciente de los iPhone y los Omnia II los incluyen.

El dispositivo con el cual se experimentó sólo posee un acelerómetro. Se creó un programa que mostraba en pantalla la aceleración actual en los tres ejes. El dispositivo es efectivamente capaz de determinar la dirección de la aceleración gravitatoria y estimar su orientación con respecto a él (por ejemplo si está de cabeza, de lado, etc.) con un tiempo de respuesta casi inmediato. Obtener información adicional del dispositivo sin embargo no es trivial. Es difícil separar la aceleración producida por la interacción humana de la producida por el campo gravitatorio para así poder estimar los movimientos realizados por el usuario. Adicionalmente el acelerómetro sólo muestra la orientación del dispositivo con respecto a dos ejes del espacio. Hay un tercer eje que se pierde y no se es capaz de determinar. Suponiendo que la superficie terrestre está compuesta por los ejes X y Y, el acelerómetro sólo es capaz de determinar la rotación del dispositivo con respecto a ellos y no la rotación con respecto al eje Z (la cual si es capaz de entregar una brújula). Este problema sin embargo se puede solucionar con la incorporación del compás digital a la solución. Se cree que ésta es un área de estudio que puede ayudar a estimar de manera exitosa la posición del usuario, sin embargo, escapa a los alcances de este trabajo.

4 Modelo Básico de Predicción

La solución propuesta sigue la idea de utilizar un mapa precargado con información del recinto y las intensidades WiFi para determinación la posición del dispositivo. Este sistema ha demostrado ser exitoso con un excelente rango de precisión en diversas soluciones propuestas. La gran diferencia con el resto de las soluciones yace en un énfasis especial en la creación rápida del mapa, el estimar la intensidad de señal en cada punto a partir de las posiciones de los puntos de referencia y el que estos mapas sin ningún cambio puedan ser utilizados en distintos modelos de dispositivos. El precio de estas cualidades se traduce en una significativa pérdida de la precisión comparada con los métodos que miden punto a punto la intensidad de señal con un modelo de teléfono único. Para lograr esto se reemplaza la etapa de muestreo de datos y entrenamiento, a cambio se estiman los valores teóricos esperados del entrenamiento en una etapa de pre-proceso (con todo el error asociado que esto implica), en caso de ser necesario siempre pueden ser reemplazados más tarde por valores reales obtenidos del muestreo. Estos datos son utilizados en el ciclo principal para estimar las posiciones posibles en las cuales se puede encontrar el usuario. El criterio ocupado para determinar la posición se basa en la búsqueda de los puntos que minimizan el error asociado entre el modelo del pre-proceso y los valores actuales.

4.1 Pre-proceso

El pre-proceso consiste en la etapa previa a la puesta en funcionamiento del programa, se cargan los mapas respectivos y se pre-procesa toda la información inmutable durante la ejecución a modo de acelerar el proceso de detección de posición. Dentro de esta información se encuentra la estimación de los mapas de intensidad de señal para cada punto de referencia. Estos son estimados sólo con la posición de la fuente emisora de señal, se asume que el decaimiento de la señal sigue un comportamiento radial, esto es incorrecto para un recinto cerrado pero es la única suposición válida que se puede hacer con tan poca información. Los rangos de alcance de cada señal son atenuados o magnificados en base a la composición de constantes descriptivas de cada dispositivo móvil, recinto y punto de referencia. La base para la estimación de la propagación de señal es suponer que independiente de la fuente emisora o del dispositivo con el cual se observa la intensidad, la forma de la curva es la misma y se encuentra ajustada por una constante. Los datos necesarios para el pre-proceso y la estimación de las intensidades de señal se detallan a continuación.

El primer paso es conseguir un mapa a escala del recinto sobre el cual se desea trabajar (Figura 8). La cantidad de detalle del mapa no es importante, sólo la escala. Luego hay que definir la posición geográfica de los puntos de acceso que se utilizaran como referencia (Figura 9) y la dirección de red física (dirección MAC) de cada uno. Es importante recalcar que estos puntos de acceso deben ser estáticos dentro del recinto, su posición no puede variar en el tiempo.



Figura 8 : Mapa del recinto a monitorear



Figura 9 : Mapa del recinto a monitorear con los puntos de referencia definidos en el espacio

El paso siguiente es discretizar el espacio (Figura 10), creando celdas de tamaño fijo sobre las cuales se guardarán los datos. En particular para cada punto dentro de la malla se debe precalcular el valor teórico esperado de la intensidad para cada punto de referencia.

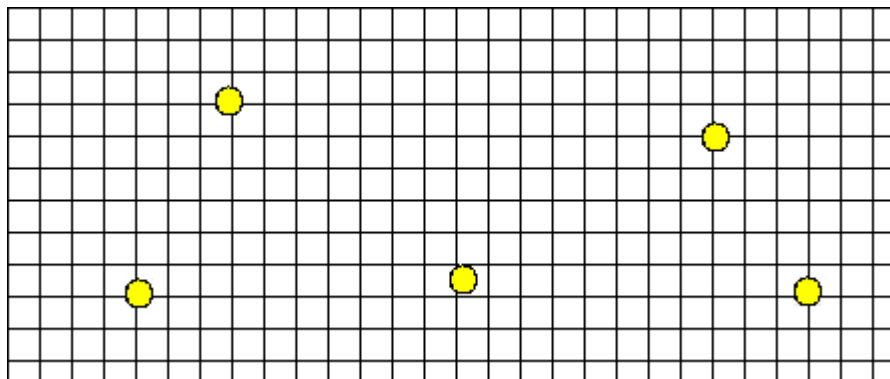


Figura 10 : Modelo discreto del espacio a monitorear manteniendo los puntos de referencia

El modelo real de propagación de señal para cada punto de referencia debiese ser único para cada punto de acceso debido a que depende tanto de la fuente como de la interferencia de señal producida por los elementos estáticos del recinto (muros, puertas, otras señales, etc.). La manera comúnmente utilizada para modelarlo es tomar un gran número de muestras de la señal en cada punto y de ellos inferir el modelo de propagación. Esto es contradictorio con el objetivo de minimizar el tiempo de entrenamiento y configuración previa. La solución es eliminar completamente la fase de entrenamiento suponiendo propagación radial de la señal en cada fuente con un modelo de decaimiento obtenido a través de la experiencia empírica. Es aceptable el incurrir en un error más grande a cambio de tiempo de configuración más pequeño. En la Figura 11 se puede apreciar una representación de la superposición de las intensidades de todas las fuentes.

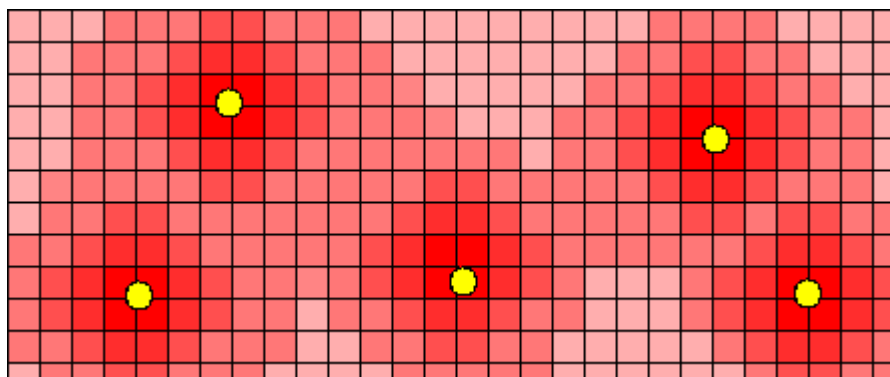


Figura 11 : Estimación del modelo de propagación y decaimiento de señal en el espacio discreto a monitorear

De esta manera los datos de entrada del proceso de pre-configuración son el mapa del recinto con su escala y el listado de puntos de referencia, con su posición y dirección de red física. Con estos datos se obtiene el modelo de propagación de señal del recinto, el programa internamente hace todos los cálculos necesarios y se elimina la fase de entrenamiento.

4.2 Ciclo Principal

El ciclo principal tiene como objetivo mantener actualizada la posición del usuario dentro del recinto. En cada iteración la aplicación actualiza los datos de estimación actual y calcula el área que mejor se ajusta para determinar la posición.

La alimentación de los datos se obtiene el escaneo de las señales WiFi visibles en la iteración actual. Se determina cuales señales se encuentran dentro del rango actual de detección del dispositivo y la intensidad actual de cada una. La alta variabilidad de la intensidad no permite que sea usada directamente, los datos deben ser suavizados antes de estimar sobre ellos. La lista de señales es alimentada a una componente que es capaz de entregar la intensidad actual, un promedio de las últimas n señales y un promedio ponderado de las últimas n señales en el cual los valores más recientes tienen un mayor peso en la ponderación. De esta manera se tienen dos estimadores distintos que suavizan la varianza intrínseca de la intensidad de señal WiFi. En la práctica siempre se utiliza el promedio ponderado, ya que se adapta mejor al caso de uso real de personas que están en constante movimiento. Siempre que se mencione que se utiliza la intensidad de señal para determinar la posición, se refiere al promedio ponderado de la intensidad de señal.

El modelo utilizado para determinar la posición actual busca encontrar las celdas de la malla que minimizan el error entre las intensidades muestreadas y las intensidades teóricas en dichos puntos. De esta manera se procesa cada celda de la grilla,

determinando cual es el punto con el error mínimo y se proponen como posibles candidatos todos los puntos que caen dentro de un cierto rango porcentual con respecto a él. Al final de la iteración se obtiene un conjunto de puntos posibles en donde se puede encontrar el usuario. El peor caso es aquel en que estos puntos no conforman un único conjunto conexo sino que conforman varios grupos de áreas posibles. Cualquiera sea el caso, el quedarse sólo con el punto de error mínimo no es la mejor opción, sino tomar la decisión en base a estos conjuntos de puntos y a la historia reciente. La alternativa actualmente implementada promedia las posiciones de todos los puntos resultantes de la predicción.

4.3 Algoritmo de Ponderación del Error

El algoritmo de ponderación del error entrega un puntaje a cada celda de la malla, aquellos puntos con menor puntaje son los más probables a contener al usuario. Sea U el conjunto de todas las fuentes de señal que se utilizan como referencia y U' el conjunto de las n señales más fuertes. Para cada X en U' se llama X_m a la señal muestreada de la fuente X y X_i la señal teórica de fuente X en la posición i . La fórmula del cálculo del error para el punto i es de la forma:

$$Error_i = \sum_{X \in U'} (X_m - X_i)^2 \times f(X_m, X_i)$$

La precisión de la medición de una señal decae a medida que ésta se va haciendo más débil. Debido a esto se decidió hacer la estimación con el conjunto U' y no con U a fin de disminuir el error que pueden aportar las señales no presentes en U' . Con la misma intención se decide ponderar el error cuadrático por una función f que permite ponderar los errores de las señales más débiles de por un mayor valor que los errores de las señales más fuertes. Se tomo la decisión de no utilizar sólo el error sino el error cuadrático pues este último distribuye más equitativamente el error entre los puntos. En efecto, el error cuadrático prefiere los puntos con errores muy similares en todas las fuentes de señal a puntos con errores muy dispares entre ellas (muy bajo con respecto a una y muy alto con respecto a otra).

La toma de decisión acerca de la posición puede ser mejorada más aun si no sólo se basa en el cálculo numérico para la toma de decisiones, sino en decisiones analíticas impulsadas por el sentido común. Un ejemplo concreto es el hecho que los usuarios no son capaces de trasladarse grandes distancias de manera instantánea, de esta manera el error de los puntos lejanos a la posición actual del usuario debiesen ser ponderados por un factor mayor con respecto a los puntos cercanos. Si se detecta que la nueva posición está a una distancia no factible con respecto a la posición anterior (es decir, a más de 30 metros y han transcurrido solo 1 segundo), ésta no se actualiza hasta que se confirme este cambio brusco de posición en una próxima iteración. Otras maneras

posibles apoyar la ponderación del error es investigar las costumbres de los usuarios y ponderar por un mayor valor los lugares menos frecuentados además de ponderar por un valor "infinito" los lugares donde se sabe nunca están o no es posible estar (es decir, un pilar, una oficina a la cual nadie tiene acceso, etc.).

4.4 Análisis y Comparación de la Solución Propuesta

La solución propuesta se basa en algunas de las ideas mejor aceptadas de las soluciones actuales, sin embargo se produce una gran diferencia al tener como motivación el evitar la etapa de entrenamiento. Las ventajas y desventajas se manifiestan principalmente en distintos niveles de exactitud al momento de predecir, diferencias en los costo de recursos humanos (tiempo de implementación, configuración, entrenamiento, etc.) y costos de recursos de proceso (memoria y tiempo de proceso).

Desde el punto de vista de los recursos humanos el modelo de propuesto tiene la ventaja de ser muy simple de llevar a la práctica y aplicable a un caso real, además la configuración de los mapas escala muy suavemente a recintos grandes. Adicionalmente la solución propuesta se adapta muy bien al cambio, la mayoría de las soluciones basadas en muestreo de perfiles de señales muestran problemas al añadir o quitar un punto de acceso, generalmente causando que la etapa de entrenamiento y toma de muestras deba repetirse. Un punto en contra sin embargo es que dado que el algoritmo de localización se basa en la comparación de la intensidad de señal actual obtenida con la intensidad teórica de cada punto, es muy susceptible a los fallos si el valor teórico es muy erróneo. Un ejemplo de esto puede ser un mapa mal configurado (puntos intercambiados o con sus posiciones erróneas) o simplemente un recinto en el cual el decaimiento radial o la tasa con la cual decae, no modela adecuadamente el comportamiento de las señales debido a la alta interferencia. De esta manera el costo en recursos humanos y tiempo de implementación es muy bajo a expensas de un mayor error en la predicción.

La solución propuesta es capaz de resolver el problema del intercambio entre costo de recursos humanos y error, debido que al discretizar el espacio es posible "parchar" un comportamiento distinto (valores teóricos distintos) a cada celda del espacio si es necesario. De esta manera, si el modelo original de decaimiento radial (cuyo costo de implementación es casi nulo) cubre adecuadamente un 95% del área a estudiar sólo se debe invertir tiempo y recursos en "parchar" el 5% restante a través de una toma de muestras en los puntos interesados. Esto contrasta con la mayoría de los modelos actuales que requieren que la toma de muestras se haga a priori en el 100% del área interesada. Así, se puede apreciar que la solución propuesta converge a las soluciones

actuales en el peor caso (con todos los costos y mejoras en la precisión que ello implica).

Desde el punto de vista de la implementación, el algoritmo utiliza principalmente la memoria para guardar los valores del pre-proceso y ocupa fuertemente el procesador en el ciclo principal. En el pre-proceso se guarda una copia de la discretización del mapa para cada fuente de señal sobre la cual se guardan los valores teóricos esperados. La cantidad de memoria reservada en el pre-proceso es proporcional al número de fuentes de señal y al tamaño del mapa. Sea T el tamaño del mapa, P la granularidad con la cual se desea discretizar el espacio y N el número de puntos de referencia que emiten señal, el orden de la cantidad de memoria reservada se puede expresar como:

$$Memoria = T \times P \times N$$

En el ciclo principal se debe calcular el error estimado para cada punto del mapa con los n puntos de referencia con señal más fuerte. Sea T el tamaño del mapa, P la granularidad con la cual se discretiza el espacio y N' los n puntos de referencia con la señal más fuerte, el orden del costo de proceso del ciclo principal se puede expresar como:

$$Tiempo \ de \ proceso = T \times P \times N'$$

Los costos del algoritmo dependen linealmente del tamaño del mapa y del número de puntos de referencias a utilizar, si en algún momento estos números llegasen a ser demasiado grandes siempre se puede bajar la granularidad (por ejemplo, discretizar cada 1,5 metros en lugar de cada 50 centímetros) para compensar.

5 Mejoras del Modelo Básico Utilizando Sensores

Si bien el modelo básico de predicción se basa completa y únicamente en las señales percibidas por la antena WiFi a fin de aumentar la compatibilidad entre dispositivos y disminuir la dependencia de hardware, se decidió añadir una capa extra de lógica al modelo predictivo, utilizando los sensores disponibles en el dispositivo móvil.

El dispositivo utilizado durante todas las pruebas corresponde a un HTC Diamond Touch 2, el cual sólo cuenta con un acelerómetro incorporado. La librería utilizada para interactuar con los sensores disponibles es *Windows Mobile Unified Sensor API* [WMUSA 2010].

La información entregada por la librería corresponde a un vector de tres componentes el cual contiene las aceleraciones percibidas por el acelerómetro en un punto de referencia fijo, relativo al dispositivo móvil como se puede apreciar en la Figura 12.

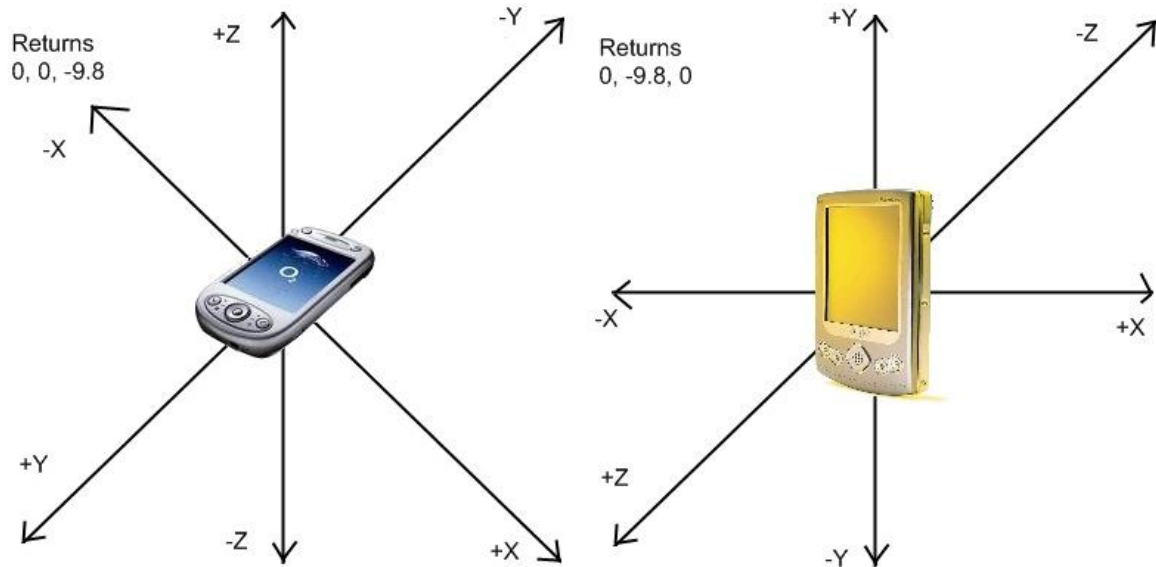


Figura 12 : Se muestra la aceleración percibida por dos dispositivos estáticos

5.1 Módulo implementado

El módulo implementado se encarga de leer el acelerómetro y determinar si el usuario se encuentra actualmente en movimiento o estático. Para esto se pregunta constantemente al acelerómetro acerca del vector de aceleración percibido. Si éste no difiere significativamente en magnitud ni en orientación de los valores obtenidos anteriormente, se asume que el usuario se encuentra detenido.

La heurística anterior es una simplificación tremenda y no funciona en escenarios en donde el usuario se encuentra moviendo a velocidad constante. Sin embargo, para los casos de uso presentados (como por ejemplo, personas caminando dentro de un recinto cerrado) se puede asumir que es un caso de borde que no ocurre.

Con la información binaria correspondiente a si el usuario se encuentra quieto o en movimiento se implementaron los dos métodos de suavización de señal expuestos en la sección *Experimento para suavizar la estimación de señal*. Un método utiliza el promedio normal de las últimas n mediciones cuando el usuario se encuentra quieto mientras que el otro evalúa el promedio ponderado cuando el usuario se encuentra en movimiento.

5.2 Implementaciones alternativas

La interacción con los sensores expuesta es posiblemente la más simple imaginable, sin embargo hoy en día los dispositivos móviles incluyen más que sólo un acelerómetro. A modo de ejemplo, un dispositivo con sistema operativo Android incluye al menos los siguientes sensores:

- Acelerómetro
- Giroscopio
- Compás digital

Estos sensores pueden ser usados para técnicas más complejas. Una técnica popular corresponde al *Dead Reckoning*, la cual intenta inferir la posición del usuario desde un punto de inicio conocido al estimar la nueva posición, integrando los valores obtenidos por sensores. Otra técnica más enfocada en el problema a resolver es utilizar los sensores como un pedómetro a fin de contar los pasos y dirección en la cual se mueve el individuo. En [Sachs 2010] se puede apreciar un resumen de la factibilidad y problemas encontrados al utilizar estas técnicas.

6 Mejoras al Modelo Básico Utilizando Predicciones Históricas

El modelo básico de predicción sólo considera el estado actual del dispositivo. Si bien se considera la historia al realizar un promedio de las últimas n señales WiFi recibidas, este valor suavizado se considera como un valor único en el presente y el modelo de predicción básico no considera las estimaciones de posición realizadas en el pasado.

Esta utilización de las estimaciones realizadas en el pasado permite disminuir resultados que son extraños para el usuario, por ejemplo saltos bruscos de posición. El algoritmo de predicción de posición se separa en tres pasos:

- Cálculo simple de estimación de posición
- Análisis de la calidad de la estimación
- Cálculo de posición alternativa si es necesario

El primer paso corresponde a la posición natural que entrega el estimador básico presentado en el capítulo 4, sección *Modelo Básico de Predicción*. Es decir el cálculo de la posición actual sólo utilizando las señales actuales percibidas.

El segundo paso corresponde a evaluar la calidad de la estimación actual, esto se realiza analizando la calidad de las señales utilizadas para la determinación de la posición. Como se presentó en el capítulo 3 sección *Experimento para la determinación de la curva de decaimiento*, se percibió que la desviación estándar de la intensidad de señal WiFi se mantiene en un mismo orden de magnitud a pesar de la distancia. Sin embargo mientras más lejos se encuentra desde el punto de emisión, una variación de apenas 4 dB puede llegar a inducir más de 12 metros de error, como se puede apreciar en la Figura 13. De esta manera se puede evaluar la calidad de una medición en función los dB de cada intensidad utilizada para realizar la estimación. En este caso en particular, si al menos posee una señal en el primer tercio superior o dos señales en el segundo tercio, se considera que es una estimación confiable.

Variación de distancia estimada respecto a la variación de señal

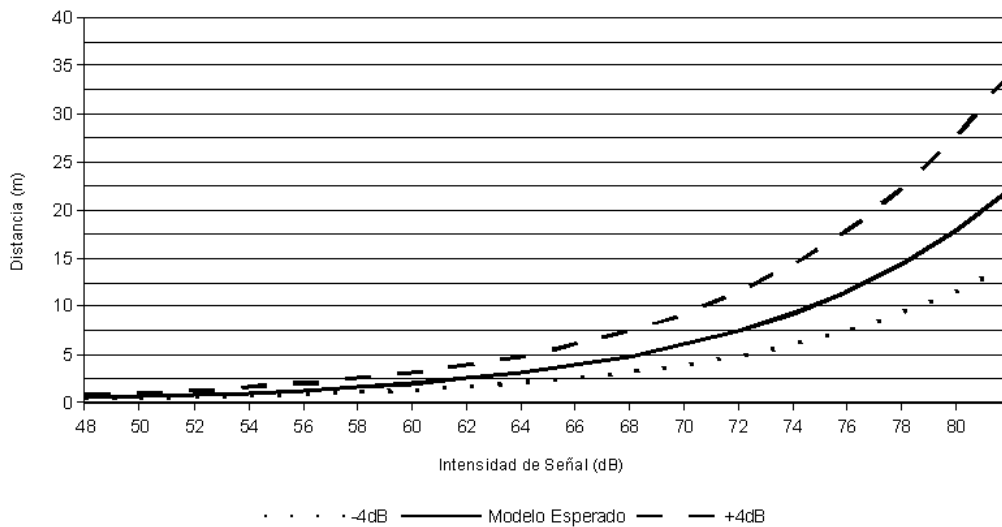


Figura 13 : Se puede apreciar que mientras más débil sea la señal percibida, una variación de apenas 4dB ensucia mucho la estimación

El tercer paso corresponde al potencial cálculo de una posición alternativa, a grandes rasgos el proceso es el siguiente: Dado una lista de todas las posiciones estimadas (junto con la calidad de la estimación y el momento en el cual se estimaron) se necesita decidir si se utiliza la posición actual estimada o se reemplaza por una estimación anterior. El algoritmo es el siguiente:

- Se retrocede en la historia hasta la posición más reciente con una buena calidad de estimación.
- A partir de este punto en la historia, existen n estimaciones de posición realizadas. Para cada una de estas estimaciones se calcula un camino posible en el cual se utiliza y otro en el cual no.
- Al final de este proceso existen 2^n caminos posibles, se calculó el costo de cada uno de estos caminos. Luego se eligió la posición más reciente del camino con el menor costo.

A continuación se detalla un escenario ficticio para ejemplificar de manera más fácil este último paso. Dado la historia de estimación de posiciones de la Figura 14.

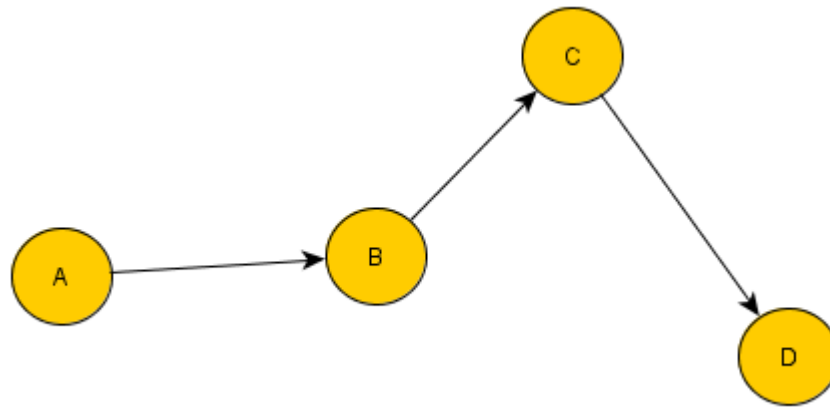


Figura 14 : Historial hipotético de estimaciones

En donde la estimación A es la estimación de buena calidad más reciente, se calculan todos los caminos posibles junto con los costos asociados, como se indica en la Tabla 1.

Tabla1: Tabla de costos dependiendo del camino

Camino	Costo
A → B → C → D	Costo de ir de A a B a C a D
A → B → C	Costo de ir de A a B a C + El costo de ignorar a D
A → B → D	Costo de ir de A a B a D + El costo de ignorar a C
A → B	Costo de ir de A a B + El costo de ignorar a C y D
A → C → D	Costo de ir de A a C a D + El costo de ignorar a B
A → C	Costo de ir de A a C + El costo de ignorar a B y D
A → D	Costo de ir de A a D + El costo de ignorar a B y C
A	Costo de quedarse en A ignorando todo el resto de las estimaciones

En donde el costo de cada paso se calcula de la siguiente manera. Dado dos posiciones E y F, separadas por M metros y con estimadas con una diferencia de T segundos, con $T \geq 1$. El costo de ignorar la estimación F se define como:

$$\frac{C * K1^{K2}}{T}$$

Mientras que el costo de aceptar el salto desde el punto E a F se define como:

$$\frac{M^2}{T}$$

Donde experimentalmente se encontró que esta fórmula funciona mejor para los valores $K1 = 3.0$, $K2 = 4$. De esta manera las ecuaciones se igualan en un límite superior arbitrario que es cuando el costo de esperar es igual al costo de avanzar a 3 metros por segundo. Éste se puede considerar como un límite máximo razonable al cual puede caminar una persona normal, considerando el error de la estimación.

7 Integración Multi-usuario e Información Geolocalizada

Con un prototipo de la aplicación capaz de estimar posiciones se decidió expandir sus funcionalidades expandiéndola a un entorno multi-usuario. Los objetivos de este paso no son solamente determinar la posición de un usuario determinado, sino también compartirla con el resto de los posibles usuarios del entorno. Además se habilitó la opción de compartir y recibir información sensible dentro del contexto físico del usuario.

La librería utilizada para la integración multi-usuario corresponde a High Level Manet Protocol o HLMP [HLMP 2012]. HLMP es una librería que permite la comunicación peer-to-peer entre distintos dispositivos a través de la creación de redes MANET vía WiFi. La infraestructura provista por la librería permite la administración de los usuarios de la red junto con el envío de mensajes entre los distintos usuarios.

La inclusión de una red MANET a la aplicación permite que el área de cobertura se extienda más allá del alcance de las redes WiFi. Por ejemplo, un usuario puede estar en el tercer piso de un edificio, otro en el segundo y finalmente uno en el primer piso. El usuario del segundo piso sirve de puente entre los otros dos, permitiendo que el usuario del primer piso logre identificar sin problemas la posición del usuario en el tercero.

Dada la naturaleza de las redes MANET, que no utilizan puntos de acceso o componentes centralizadas, éstas permiten mantener un paradigma totalmente distribuido e independiente en el desarrollo de la aplicación, siguiendo así la intención original de no tener que depender de infraestructura adicional ni componentes especializados.

El módulo implementado en la aplicación aporta dos simples funcionalidades: intercambio de posiciones e intercambio de información geolocalizada. Ambas funcionalidades están basadas en las facilidades que provee la librería HLMP, la cual permite la creación de protocolos de intercambio de información ad-hoc en la MANET.

El intercambio de posición se realiza mediante la implementación de un administrador de la lista de usuarios presentes en la MANET. Este módulo se encarga de actualizar y notificar cada vez que se ve añade, actualiza o retira un usuario de la red local. Sobre toda la capa de administración de usuario, se añade una capa liviana de información que contiene:

- Una ID única del usuario
- Un nombre de fantasía del usuario
- La ID del mapa en el cual se encuentra el usuario
- La posición X,Y dentro del mapa
- Información si el usuario está quieto o en movimiento

Esta información es serializada en un formato especial y es compartida de manera compacta sobre la información de usuarios que provee la librería HLMP. De esta manera cada vez que recibe información acerca de un usuario en la red, se recibe adicionalmente la información de su posición.

Adicionalmente se comparte información geolocalizada, se implementó un protocolo que permite compartir mensajes completos serializados como XMLs los cuales contienen.

- Una ID única del mensaje
- La ID del mapa, junto con la posición georeferenciada del mensaje
- Un ícono miniatura para poder representar el mensaje
- El contenido del mensaje
- Tiempo durante el cual debe ser desplegado el mensaje
- El tipo de mensaje compartido

Con esta información es posible mostrar un evento visual cada vez que se añade un mensaje a los entornos del usuario. La ID única del mensaje permite actualizarlo en el tiempo en vez de tener que borrarlo. El tipo de mensaje indica como debe ser desplegado el contenido del mensaje por el usuario receptor.

Dentro del contexto de la aplicación se implementó la posibilidad de sacar fotografías. Al apretar un botón se despliega la interfaz para tomar una fotografía, la cual es luego codificada en base 64 y enviada al resto de los usuarios en el lugar donde fue tomada.

8 Prototipo Implementado

8.1 Restricciones tecnológicas

La plataforma objetivo corresponde Windows Mobile 6.1 Professional. La elección del sistema operativo está limitada por el hecho que este trabajo de tesis corresponde a una evolución de un desarrollo anterior el cual se encuentra en esta plataforma.

El dispositivo móvil utilizado corresponde a un teléfono HTC Diamond Touch 2. El entorno de desarrollo corresponde a Visual Studio 2008. El SDK corresponde a Windows Mobile 6 Professional Software Development Kit Refresh. El lenguaje de programación corresponde a C#.

Para el desarrollo se utilizaron tres librerías externas:

- OpenNETCF para interactuar con la antena WiFi
- Sensor API para interactuar con los sensores del dispositivo
- HLMP para crear y administrar la red MANET

8.2 Flujo de uso

Al iniciar el programa, el dispositivo móvil escanea todas las redes presentes y configura la antena del dispositivo para la creación de redes MANET. El programa escanea las redes inalámbricas presentes y las compara con aquellas en la base de datos de la aplicación. En la pantalla se despliegan todos los mapas posibles que cumplen con este criterio, como se ven en la Figura 15.

Una vez seleccionado el mapa, se despliega el usuario actual en la posición estimada dentro del recinto. Una vez armada la MANET también se despliega al resto de los usuarios en el recinto. El usuario actual se representa con un avatar amarillo mientras que el resto de los usuarios se representa con un avatar azul. Adicionalmente cada usuario cuenta con dos íconos distintos para representar si éste se encuentra quieto o en movimiento. Esto último se puede apreciar en la Figura 16.

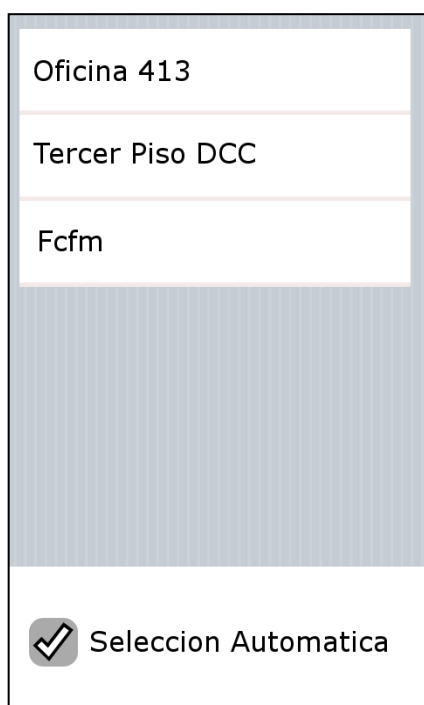


Figura 15 : Pantalla de selección de mapas

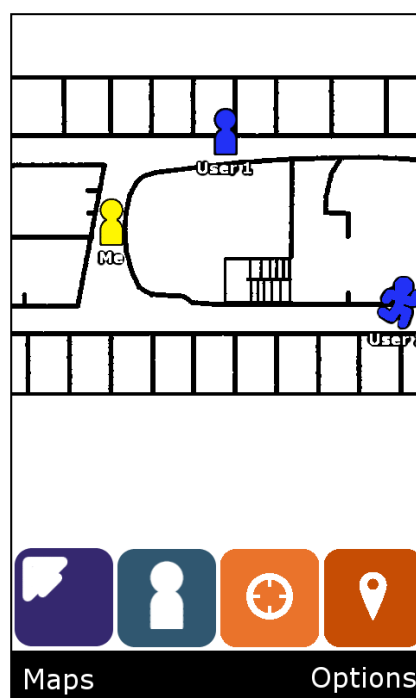


Figura 16 : Usuario geolocalizado en un recinto. Se pueden apreciar el resto de los usuarios de la MANET

Adicionalmente se pueden compartir información georeferenciada dentro del recinto. Por ejemplo, el usuario puede tomar una fotografía y compartirla con el resto de los usuarios, ésta aparecerá como una miniatura del mismo tamaño que el resto de los usuarios, la cual puede ser seleccionada para luego ser aumentada.

9 Resultados Previos

Este trabajo de memoria está basado en un desarrollo previo realizado por el mismo alumno como parte de su memoria de pregrado. Los resultados obtenidos fueron la base para este nuevo estudio y resultan interesantes como una base comparativa.

El objetivo de las pruebas fue medir el error promedio de la estimación de posición. El experimento se realizó en el tercer piso del Departamento de Ciencias de la Computación de la Universidad de Chile, el mismo recinto utilizado para las pruebas actuales. En este recinto se utilizaron ocho puntos de acceso existentes en las instalaciones y se midió la exactitud de la estimación en otros ocho puntos del recinto. Sólo uno de los resultados es comparable con aquellos obtenidos para este nuevo trabajo.

La prueba se realizó con un dispositivo HTC Diamond Touch. El código del programa corresponde a una versión equivalente al modelo básico de predicción presentado en el capítulo 4. El número de puntos de acceso disponible es mayor al de las pruebas actuales y los puntos de medición son completamente distintos. Los resultados se pueden apreciar en la tabla 1.

Tabla 1: Error en metros entre la posición estimada y la posición real

Punto	Error Promedio (m)	Desviación estándar (m)
1	4,61	0,61
2	2,79	0,21
3	8,74	1,38
4	1,11	0,00
5	3,26	0,64
6	5,26	0,82
7	4,44	0,40
8	9,17	0,79

10 Pruebas Realizadas y Resultados Obtenidos

A fin de testear la aplicación, se diseñó una batería de pruebas con el objetivo de medir el desempeño las distintas componentes de la aplicación. En particular se decidió evaluar las siguientes componentes:

- Calidad de predicción de estimación de posición
- Rangos útiles de la interacción multi-usuario

Todas las pruebas se realizaron con teléfonos HTC Diamond Touch 2. Para estos experimentos, se construyó el modelo del tercer piso del Departamento de Ciencias de la Computación de la Universidad de Chile. En este recinto se utilizaron siete puntos de accesos existente en las instalaciones para cubrir un área de aproximadamente 1320 metros cuadrados. Como base para la construcción se utilizó el mapa de la Figura 17. Para determinar las dimensiones del recinto se utilizó una fotografía satelital de Google Maps y se estimó que las dimensiones aproximadas del recinto son de 55 x 24 metros.

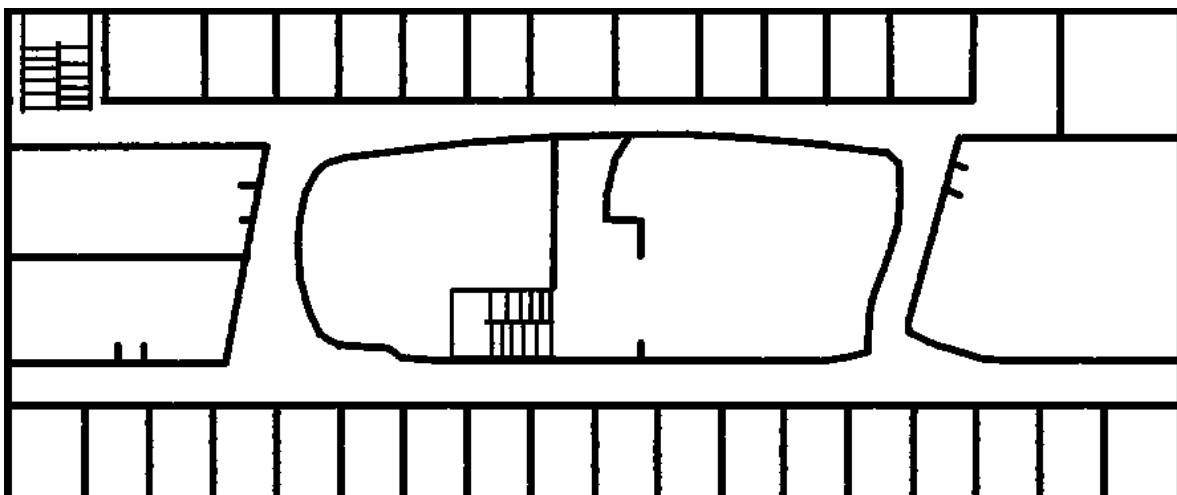


Figura 17 : Mapa del recinto de prueba

10.1 Calidad de estimación de posición utilizando solamente el modelo básico de predicción

Durante estas pruebas se descartó la posibilidad de utilizar el modelo básico de predicción en este escenario. A simple vista, los resultados del modelo básico no fueron aceptables y no justificaban un estudio más riguroso.

A diferencia del escenario planteado en la sección 9 *Resultados Previos* en donde existían 8 puntos de acceso disponibles, en el escenario actual solo existen 6, los cuales se encuentran bastante dispersos. Para cada estimación dentro del recinto en

general solo se cuenta con dos puntos de referencia y en la mayoría de los casos son bastante débiles.

Las triangulaciones con solo dos puntos de referencia entregan, en la mayoría de los casos, dos zonas posibles bastante distantes entre ellas. El resultado es un efecto en el cual el usuario se ve constantemente “saltando” entre dos zonas, es por ello que es necesario agregar una capa extra de lógica como la presentada en la sección 6 *Mejoras al Modelo Básico Utilizando Predicciones Históricas*.

10.2 Calidad de estimación de posición

El principal indicador medido para esta prueba es el error en metros que entrega la estimación en ciertos puntos de interés. El error en las distintas pruebas se mide como la distancia entre la ubicación real del usuario y la posición estimada por la aplicación. Debido a que esta posición estimada suele no ser única en el tiempo, se tomaron diversas muestras en cada punto y se calculó el promedio. Los puntos de acceso que se utilizaron para la estimación corresponden a los círculos de la Figura 18. De estos seis puntos cuatro estaban presentes en el recinto y dos de ellos fueron instalados artificialmente a fin de aumentar el área de cobertura.

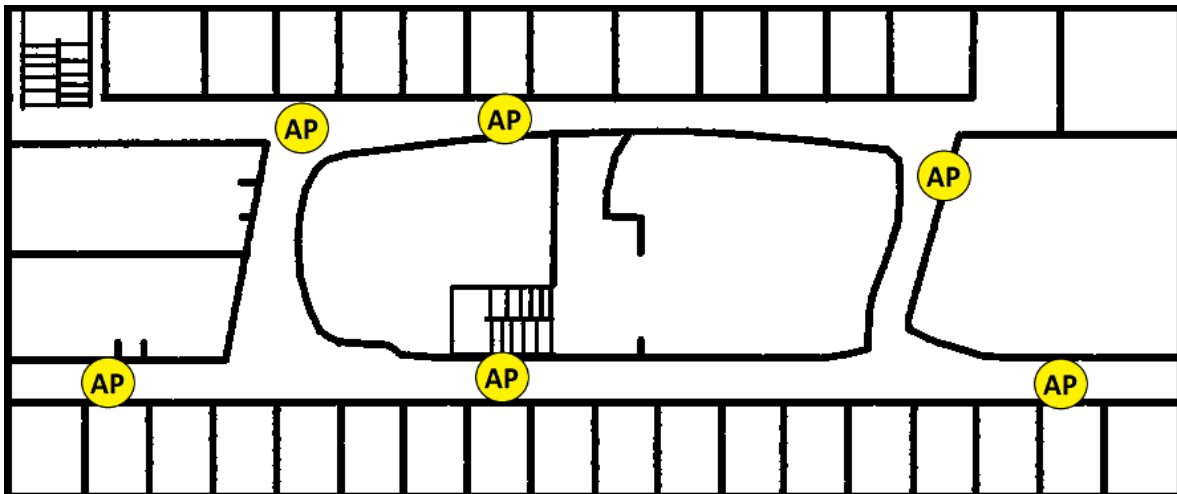


Figura 18 : Puntos de acceso dentro del recinto

Los lugares de interés en los cuales se realizaron las mediciones corresponden a los círculos numerados del 1 al 7 en la Figura 19.

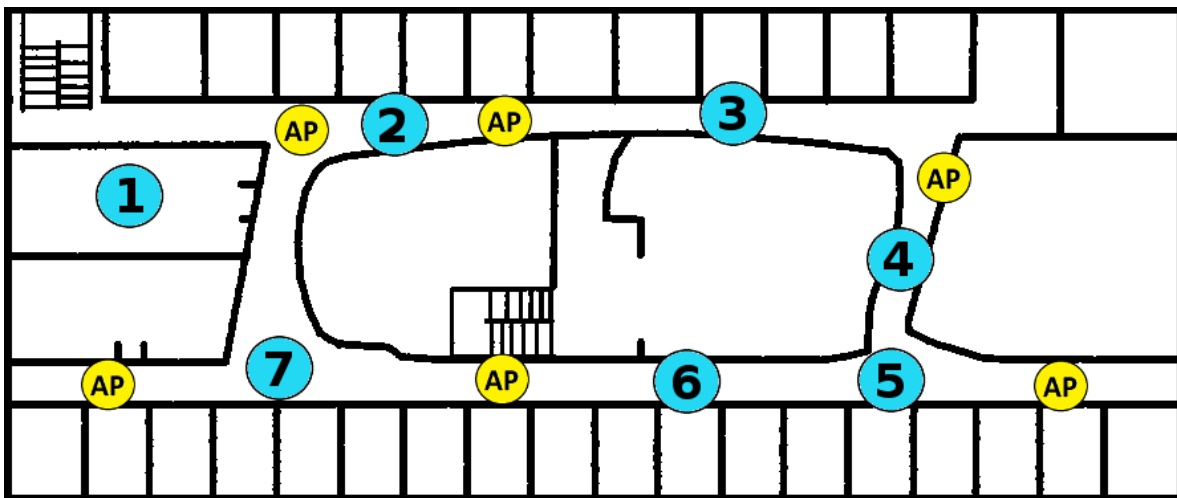


Figura 19 : Puntos de medición dentro del recinto

Se realizaron entre 25 y 35 mediciones en cada punto. Los resultados obtenidos se pueden apreciar en la Tabla 2.

Tabla 2: Error en metros entre la posición estimada y la posición real

Punto	Error Promedio (m)	Desviación Estándar (m)
1	9,20	4,98
2	3,63	2,07
3	12,46	12,46
4	7,44	3,55
5	10,17	5,18
6	9,56	4,16
7	7,10	3,17

10.3 Rangos útiles de la interacción multi-usuario

Para esta prueba se decidió evaluar los rangos límites para las distintas actividades de la integración multi-usuario. En particular se decidió medir las siguientes propiedades:

- Rango máximo que pueden estar separado los dispositivos

- Tiempo que demora en llegar la información de posición de un usuario a otro
- Tiempo que demora en llegar un mensaje geolocalizado de un usuario a otro
- Tiempo que demora un usuario nuevo en entrar a la red.

Todas estas pruebas se realizan entre dos dispositivos a un nodo de distancia en la MANET (excepto en el caso de un usuario que se integra a la red). Para cada prueba se tomaron entre 10 y 20 mediciones. Los resultados se pueden apreciar en la Tabla 3.

Tabla 3 : Valores obtenidos al medir los límites de las interacciones multi-usuario

Prueba realizada	Valor obtenido
Rango máximo de separación	12.2 metros
Tiempo de transmisión de información de usuario	3.2 segundos
Tiempo de transmisión de mensaje geolocalizado	5.2 segundos
Tiempo que demora un usuario en integrarse a la red	22.2 segundos

11 Análisis de Resultados

Los resultados del análisis de *rangos útiles de la interacción multi-usuario* presentados en el capítulo 10 se consideran satisfactorios. Los tiempos de respuesta obtenidos son lo suficientemente bajos para ser aplicados en una aplicación colaborativa. El único resultado alarmante es el tiempo que demora un usuario en integrarse a la red. Sin embargo, esto deja de ser un problema una vez el usuario se mantiene dentro de los rangos establecidos.

Por el contrario, los resultados mostrados en el capítulo 10 contienen un error considerable al posicionar a una persona dentro del recinto. Más aún, estos resultados son peores a aquellos obtenidos en la versión anterior de prototipo presentada en el capítulo 9 y que sirvió de base para el trabajo actual. Los resultados obtenidos por el prototipo anterior entregaban un error asociado del orden de 5 metros con una desviación estándar promedio menor a 2 metros. Mientras que los resultados actuales muestran un error superior a los 8.5 metros y una desviación estándar superior a 4 metros. A continuación se detallan las diferencias entre los dos escenarios y se analizan los factores que pueden haber influido en estos resultados.

11.1 Análisis del escenario de pruebas

Ambos casos de pruebas se realizaron en el tercer piso del Departamento de Ciencias de la Computación de la Universidad de Chile. Por ende, ni el tamaño ni la distribución del recinto pudieron haber sido un factor del peor desempeño de la aplicación. En ambas ocasiones las pruebas se realizaron un día cuando la afluencia de público es mínima, por ende la interferencia natural que ejercen las personas sobre las ondas electromagnéticas tampoco pudieron ser un factor en el desempeño.

El único factor distinto es la distribución de puntos de acceso en el recinto, el resumen de esta comparativa se puede apreciar en la Tabla 4.

Tabla 4 : Tabla comparativa del recinto en los distintos escenarios

	Escenario Actual	Escenario Anterior
Tamaño del recinto	1320 m ²	1320 m ²
Puntos de acceso	6 pa	8 pa
Densidad de PA por m²	0,0045 pa/m ²	0,0060 pa/m ²

No sólo el escenario anterior contaba con un 33% más de puntos de acceso, sino que también la distribución de estos dentro del recinto es completamente distinta. Dado la importancia de estos dentro del modelo de predicción, es esperable que la menor densidad impacte negativamente en el desempeño.

11.2 Análisis de los dispositivos usados

El otro factor que diferencian los dos experimentos son los dispositivos usados. En el experimento actual se utilizó un dispositivo HTC Diamond Touch 2 mientras que en el escenario anterior se utilizó un HTC Diamond Touch. Para verificar si el cambio de dispositivo puede afectar la estimación se decidió comparar la curva de decaimiento de estos dos dispositivos junto con un tercer dispositivo, un Samsung Omnia, a modo de comparación.

En la Figura 20 se puede apreciar el promedio de las intensidades de señal percibidas por los distintos dispositivos a distintas distancias. De esta figura ya es posible distinguir

que las intensidades percibidas por el dispositivo HTC Diamond Touch 2 son efectivamente más débiles que aquellas percibidas por los otros dos dispositivos.

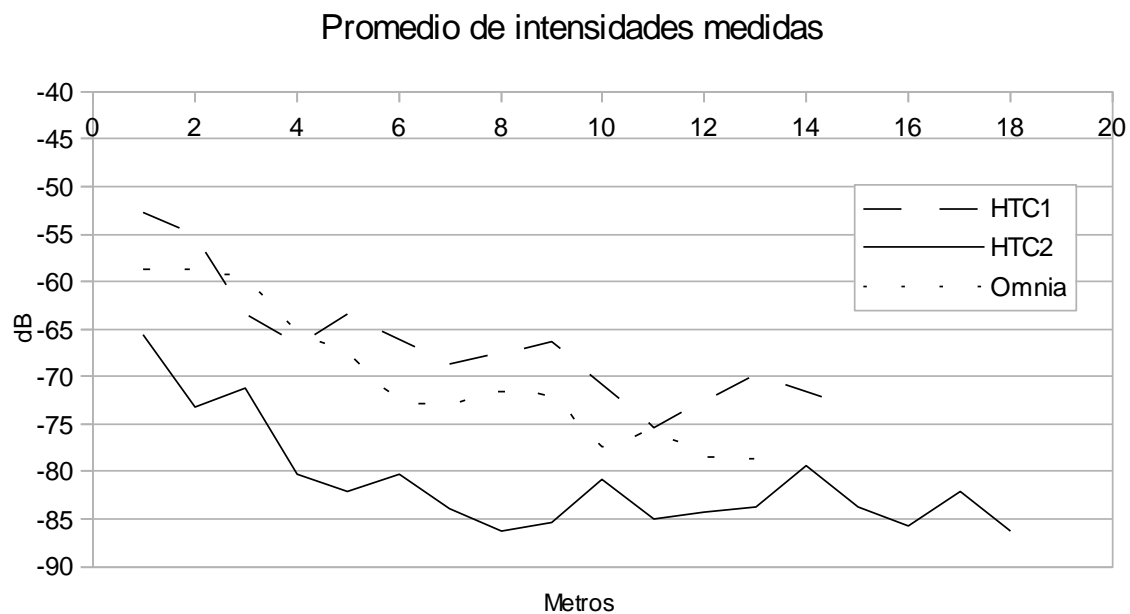


Figura 20 : Promedio de intensidades de señal medidas para los tres dispositivos

Usando los datos anteriores, es posible crear el modelo de decaimiento de señal para cada dispositivo. El resultado de este proceso se puede apreciar en la Figura 21.

Modelo de decaimiento de señal

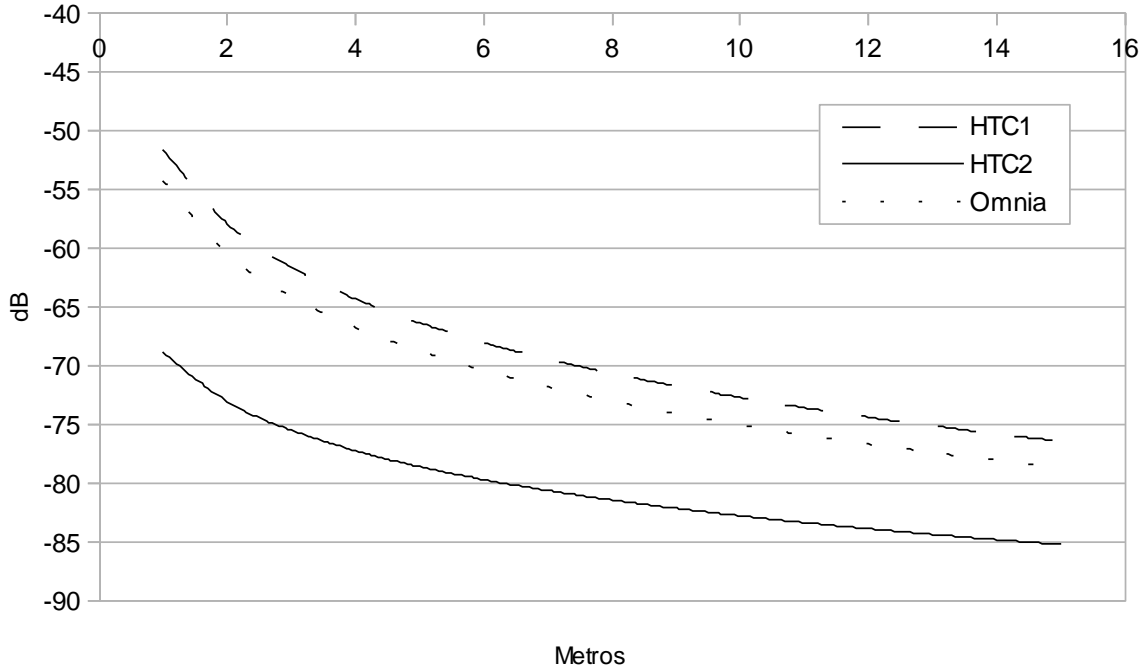


Figura 21 : Modelo de decaimiento de señal para tres dispositivos

De esta última figura es posible apreciar que no solamente el dispositivo HTC Diamond Touch 2 se mueve en un rango menor de decibeles, sino que su rango útil de movilidad es mucho menor que el de los otros dos dispositivos. Como se puede apreciar en la Tabla 5, mientras el dispositivo HTC1 y el Omnia tienen un rango de oscilación de 24 dB entre los 0 y 15 metros, el dispositivo HTC2 tiene solo 16 dB de oscilación. Por ende una oscilación de 5dB impacta mucho más al dispositivo HTC2 que al resto.

Tabla 5 : Comparativa de rangos de decibeles a distintas distancias para los tres dispositivos

Rango de metros	Rango de dB de HTC1	Rango de dB de HTC2	Rango de dB de Omnia
0 m a 15 m	24.80 dB	16.34 dB	24.44 dB
0 m a 5 m	14.74 dB	9.71 dB	14.52 dB
5 m a 10 m	6.34 dB	4.18 dB	6.25 dB

Dada la peor calidad de la antena del dispositivo HTC2 combinado con la menor densidad de puntos de acceso explican entonces los peores resultados obtenidos con en la sección *Calidad de estimación de posición utilizando solamente el modelo básico de predicción*

12 Conclusiones y Trabajo a Futuro

Los resultados obtenidos durante el desarrollo de esta tesis están alineados con las hipótesis enunciadas en el capítulo 1. Éstas corresponden a la factibilidad de crear un modelo de estimación de posición utilizando un modelo predictivo basado en señales WiFi, para que dos usuarios se puedan encontrar cara a cara (hipótesis 1) y la posibilidad de mejorar estos resultados utilizando los sensores disponibles en el dispositivo móvil (hipótesis 2). Aunque los resultados son aún preliminares, estos muestran que es posible crear aplicaciones de localización para recintos cerrados, sensibles al entorno, descentralizados y multi-usuarios.

Particularmente en el capítulo 3 se muestra que los dispositivos móviles actuales poseen suficientes sensores como para crear aplicaciones sensibles al entorno, explorando las capacidades de la antena WiFi, Bluetooth y los sensores de movimiento, validando así la factibilidad inicial de alcanzar la hipótesis 1 planteada. Luego en los capítulos 4 y 5 se muestra que es posible crear un modelo predictivo para recintos cerrados utilizando los sensores de antena WiFi y acelerómetro. Aquí se aborda la factibilidad de construir el modelo predictivo (hipótesis 1) y se valida preliminarmente la hipótesis 2.

En el capítulo 7 se indica cómo extender este modelo a un entorno multi-usuario descentralizado, con la ayuda de una librería externa para la creación de redes MANET. Reafirmando así la factibilidad del último punto de la hipótesis 1, correspondiente al intercambio de información entre distintos actores, para que éstos se puedan encontrar mutuamente.

El principal problema se presenta en los resultados experimentales, los cuales muestran una disminución en la precisión de la estimación respecto a los resultados obtenidos en trabajos anteriores. Para tratar de entender este efecto se aislaron las distintas componentes que pudiesen haber afectado negativamente en los resultados, y se llegó a la conclusión de que se trata de un problema principalmente del hardware utilizado (capítulo 10). Dado que este trabajo es una continuación de una investigación anterior, el prototipo implementado se desarrolló en la plataforma Windows Mobile 6, la cual se encuentra en retirada y es sumamente difícil encontrar otros dispositivos que cumplan con los requerimientos para realizar más pruebas. A pesar de esto, los resultados obtenidos muestran que, como prueba de concepto, el prototipo desarrollado es satisfactorio y que hay espacio para mejoras. Los errores promedio de estimación se encuentran en el límite del rango que es considerado satisfactorio por la hipótesis 1 para que dos usuarios se encuentren cara a cara. Más aún, estos errores probablemente disminuyen con hardware más moderno.

Las plataformas móviles que actualmente predominan el mercado, Android e iOS, cuentan con dispositivos más recientes capaces de sortear los problemas que afectan al hardware utilizado en las pruebas. La mayoría de las antenas WiFi actuales son

capaces de usar el estándar 802.11n, el cual duplica el rango de alcance del protocolo 802.11g presente en los teléfonos utilizados para las pruebas [WiFi Alliance 2007]. Adicionalmente, estos dispositivos cuentan con más sensores (por ejemplo el compás digital o antenas NFC), los cuales pueden ser utilizados para mejorar la estimación.

Si bien el prototipo actual funciona de manera descentralizada utilizando redes MANET, resulta interesante la posibilidad de ver trabajos futuros que utilicen un paradigma de intercambio de información centralizado. En este caso, los dispositivos se comunicarían a través de la red de datos provista por las antenas de telefonía móvil con un servidor Web central. Así, la mayoría del procesamiento se realizaría en este servidor centralizado, el cual contaría con más información para determinar la posición. Otra ventaja de este paradigma incluiría un menor uso de ciclos de procesamiento en los dispositivos móviles, pues la mayor parte del cálculo se realizaría en el servidor externo.

Finalmente, el trabajo de tesis realizado sirve como pie de apoyo para futuros desarrollos, marcando un precedente de un modelo de rápida implementación que requiere poco conocimiento previo de los recintos donde se utilizará. Queda pendiente el encontrar una mejor solución al problema de la segmentación del hardware entre distintos dispositivos, sin perder de vista la visión original respecto a que el modelo a usar debe ser simple, fácil de modificar y rápido de implementar.

Referencias

- [Bahl 2004] Bahl P., Padmanabhan V.N. (2004). RADAR an in-building RF-based user location and tracking system. *INFOCOM*. pp 775-784.
- [Becker 2005] Becker C., Durr F. (2005). On location models for ubiquitous computing. *Pers Ubiquit Comput*. 9:20–31.
- [Bravo 2006] Bravo J., Hervás R., Sánchez I., Chavira G., Nava S. (2006). Visualization services in a conference context: an approach by RFID technology. *J Univers Comput Sci*. 12(3):270–283.
- [Brumitt 2000] Brumitt B., Meyers B., Krumm J., Kern A., Shafer S. (2000). Easyliving: technologies for intelligent environments. *LNCS 1927*, Springer. pp 97–119.
- [Bolliger 2008] Bolliger (2008). Redpin - adaptive, zero-configuration indoor localization through user collaboration. *Proceedings of the First ACM international Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-Less Environments*.
- [Castro 2008] Castro L.A., Favela J. (2008). Reducing the uncertainty on location estimation of mobile users to support hospital work. *IEEE Trans Syst Man Cybern C Appl Rev*. 38(6):861–866.
- [Chen 2006] Chen J.C., Wang Y.C., Maa C.S., Chen J.T. (2008). Network-side mobile position location using factor graphs. *IEEE Trans Wireless Commun*. 5(10):46–5.
- [Collin 2003] Collin J., Mezentsev O., Lachapelle G. (2003). Indoor positioning system using accelerometry and high accuracy heading sensors. *Proceedings of GPS/GNSS 2003 Conference (Session C3)*.
- [Ekahau 2009] Ekahau Inc. Wi-Fi RTLS: the myths vs. the facts http://www.ekahau.com/images/stories/products/ekahau_myth_vs_facts.pdf. 2009. Última visita: Noviembre del 2010.
- [Ekahau 2011] Ekahau v.3.1. URL: <http://www.ekahau.com>. Última visita: Marzo del 2011.
- [Gab-Hoe 2005] Gab-Hoe K., Jong-Sung K., Ki-Sang H. (2005). Vision-based Simultaneous Localization and mapping with Two Cameras. *RSJ Int conference on intelligent robots and systems*. Pp. 3401-3406.
- [Gu 2009] Gu Y., Lo A. (2009). A Survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. *IEEE Commun Surveys & Tutorials*. 11(1):13–32.
- [Hahnel 2004] Hahnel D., Burgard W., Fox D., Fishkin K., Philipose M. (2004). Mapping and localization with RFID technology. *Robotics and Automation*.
- [Harter 2002] Harter A., Hopper A., Steggles P., Ward A., Webster P. (2002). The anatomy of a context-aware application. *Wireless Networks*.

- [Hamilton 2006] Kennedy, S. Hamilton, J. Martell. (2006). Architecture and System Performance of SPAN NovAtel's GPS/INS Solution. *Proceedings of IEEE/ION PLANS*.
- [Hervás 2010] Hervás R., Bravo J., Fontecha J. (2010). A context model based on ontological languages: a proposal for information visualization. *J Univers Comput Sci*. 16(12):1539–155.
- [Hightower 2001] Hightower J., Borriello G. (2001). Location systems for ubiquitous computing. *IEEE Comput*. 34(8):57–66.
- [HLMP 2012] High Level Manet Protocol. Url: <https://github.com/bicubic/High-Level-MANET-Protocol>. Ultima visita Marzo 2012
- [Kaemarungsi 2004] Kaemarungsi K., Krishnamurthy P. (2004). Properties of indoor received signal strength for WLAN location fingerprinting. *Proceedings 1st annual international conference on mobile and ubiquitous systems (MobiQuitous'04), Boston*. pp 14–23.
- [King 2006] King T., Kopf S., Haenselmann T., Lubberger C., and Effelsberg W. (2006). COMPASS: A probabilistic indoor positioning system based on 802.11 and digital compasses. *Proceedings of the 1st international Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization*. WINTeCH '06. ACM Press, pp. 34-40.
- [Krumm 2000] Krumm J., Harris S., Meyers B., Brumitt B., Hale M., Shafer S. (2000). Multi camera Multi-person tracking easy living. *Third IEEE International Workshop on Visual Surveillance*. Pp. 1-8.
- [LaMarca 2005] LaMarca A., Chawathe Y., Consolvo S., Hightower J., Smith I., Scott J., Sohn T., Howard J., Hughes J., Potter F., Tabert J., Powledge P., Borriello G., Schilit B. (2005). Place lab: Device positioning using radio beacons in the wild.
- [Lim 2006] Lim H., Kung L., Hou J., Luo H. (2006). Zero-configuration, robust indoor localization: Theory and experimentation. *Proceedings of IEEE INFOCOM*.
- [Liu 2007] Liu H., Darabi H., Banerjee P., Liu J. (2007). Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Trans Syst Man Cybern C Appl Rev*. 37(6):1067–1080.
- [López-de-Ipiña 2010] López-de-Ipiña D., Díaz-de-Sarralde I., García-Zubia J. (2010). An ambient assisted living platform integrating RFID data-on-tag care annotations and twitter. *J Univers Comput Sci*. 16(12):1521–1538.
- [Ruiz-Lopes 2010] Ruiz-Lopez T., Garrido J.L., Benghazi K., Chung L., Noguera M. (2010). A survey on indoor positioning systems: foreseeing a quality design. *Proceedings of the international symposium on distributed computing and artificial intelligence*. Pp 374–381.

- [Sachs 2010] Sachs D. Sensor Fusion on Android Devices: A Revolution in Motion Processing. Google Tech Talks 2010. <http://www.youtube.com/watch?v=C7JQ7Rpwn2k>
- [Vossiek 2003] Vossiek M., Wiebking L., Gulden P., Wiehardt J., Hoffmann C., Heide P. (2003). Wireless local positioning. *IEEE Microwave Mag.* 4(4):77–86 89
- [WiFi Alliance 2007] Wi-Fi CERTIFIED™ 802.11n draft 2.0: Longer-Range, Faster-Throughput, Multimedia-Grade Wi-Fi® Networks. 2007. http://www.wi-fi.org/files/kc/WFA_802_11n_Industry_June07.pdf
- [WMUSA 2010] Windows Mobile Unified Sensor API. <http://sensorapi.codeplex.com>. Ultima visita Febrero 2012
- [Youssef 2004] Youssef M., Agrawala A. (2004). On the optimality of WLAN location determination systems. *Proceedings of the communication networks and distributed systems modeling and simulation conference*.
- [Youssef 2005] Youssef M., Agrawala A. (2005). The Horus WLAN location determination system. *Proceedings of MobiSys'05, ACM Press*. Pp 205–21.

Anexos

Anexo A: Tablas de valores asociados a las figuras 5 y 6

A continuación se muestran los valores asociados a la Figuras 5 y 6 de este documento de tesis.

Tabla A.1 – Tabla de valores promedio de la intensidad de señal para los tres tipos de estimación de señal a distintas distancias

Metros	Intensidad Instantánea	Promedio	Promedio Ponderado
1	-52,8	-52,9	-51,9
2	-55,0	-54,9	-53,8
3	-63,4	-66,7	-65,0
4	-66,6	-66,2	-65,4
5	-63,4	-63,2	-64,3
7	-68,7	-69,1	-68,6
9	-66,4	-65,2	-64,9
11	-75,3	-71,8	-72,0
13	-69,8	-71,8	-71,3
15	-73,3	-73,6	-73,5

Tabla A.2 – Tabla de desviaciones estándar para los valores promedio de la intensidad de señal para los tres tipos de estimación de señal a distintas distancias

Metros	Intensidad Instantánea	Promedio	Promedio Ponderado
1	3,4	1,4	2,7
2	3,0	2,7	2,6
3	3,8	3,3	2,6
4	2,7	1,1	2,2
5	4,6	1,7	3,5
7	2,8	2,3	2,1
9	3,6	1,3	1,5
11	3,5	1,1	1,8
13	4,8	0,7	1,8
15	2,9	0,8	1,2