

UADY

Universidad Autónoma de Yucatán Facultad de Matemáticas

Plataforma Inteligente para la Asistencia No Intrusiva de las personas de la tercera edad que realizan actividades en ambientes externos

TESIS DE MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

Presentada Por:

Melchor Edoardo López Mejía

Para obtener el grado de:

Maestro en Ciencias de la Computación

DIRECTORES DE TESIS

Dr. Jorge Ricardo Gómez Montalvo

Dr. Francisco Moo Mena

Mérida, Yucatán. Agosto de 2016

Plataforma Inteligente para la Asistencia No Intrusiva de las personas de la tercera edad que realizan actividades en ambientes externos

TESIS DE MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

Presentada por: Melchor Edoardo López Mejía

Ingeniero en Sistemas Computacionales Universidad Autónoma de Campeche

Becario de Conacyt 626204

DIRECTORES DE TESIS

Dr. Jorge Ricardo Gómez Montalvo

Dr. Francisco Moo Mena

UADY. Agosto de 2016

Resumen

Con los avances de la ciencia y la tecnología en el área de la salud se está logrando incrementar la longevidad de las personas. Como consecuencia, se tiene que el número total de adultos mayores va en aumento. El incremento de la población de adultos mayores trae nuevos retos y problemáticas ya que las personas de la tercera edad tienen el deseo de una vida independiente, cómoda y digna; así como de realizar actividades cotidianas y recreativas, de convivir con su comunidad y con su familia.

Dado que las actividades cotidianas que un adulto mayor realiza, sobrepasan, con frecuencia, los límites de su hogar, esta tesis de maestría se enfoca en asistir a los adultos mayores que viven de manera independiente y que, de manera frecuente y rutinaria, realizan actividades al exterior de su hogar. Así pues, se propone PIANI, una Plataforma Inteligente para la Asistencia No Intrusiva de las personas de la tercera edad que realizan actividades en ambientes externos.

PIANI deteca cuando el adulto mayor realiza una actividad riesgosa fuera de su casa y se lo notifica a sí mismo o a sus familiares cuidando que el usuario no se sienta observado ni supervisado, es decir, que se le brinde una asistencia no intrusiva. Se presentan dos enfoques distintos para implementar el servidor de PIANI: probabilístico y ontológico. Por un lado, PIANI Probabilístico emplea redes bayesianas junto con el histórico de las rutinas del adulto mayor para determinar la probabilidad de que la actividad que se está realizando es normal. Se emplean políticas de acción no intrusivas que se basan en el supuesto de que una actividad normal implica un riesgo bajo, una actividad poco normal implica un riesgo medio, y una actividad anormal implica un riesgo alto. Por otro lado, se presenta PIANI Ontológico, el cual hace uso de la ontología ONTO-AR, en donde se definen los conceptos de actividad, riesgo, políticas de acción no intrusivas, entre otros. Un razonador ontológico, usa la información de ONTO-AR para inferir el riesgo de la actividad y con base en éste, determinar las acciones a realizar.

Para realizar las ideas propuestas en esta tesis, se desarrolló de una aplicación móvil para Android, la cual obtiene la información necesaria de las actividades del adulto mayor y, a su vez, ejecuta las acciones no intrusivas según el nivel de riesgo que proporcione el servidor.

Así mismo, para probar las ideas propuestas en la tesis se realizaron dos tipos de ex-

perimentos: los controlados, que determinan si la implementación de PIANI produce los resultados deseados, es decir, si realiza correctamente la detección e inferencia del nivel de riesgo; y los experimentos no cotrolados, junto con entrevistas a los usuarios, que determinan el nivel de intrusión de PIANI.

Finalmente, en las pruebas se obtuvieron resultados aceptables para PAINI. La red bayesiana propuesta en PIANI Probabilístico mostró ser capaz de distinguir entre las actividades habituales de las actividades anormales. Por otro lado, ONTO-AR, en PIANI Ontológico, logró identificar satisfactoriamente las actividades que los usuarios realizaban. Estos resultados, entre otros que se explicarán a lo largo de este documento, alientan a darle continuidad a este proyecto.

Agradecimientos

Le dedico este trabajo a mi familia. A mis padres, Gabriel López y Vitoria Mejía, quienes son una inacabable fuente de inspiración y apoyo; a mi hermano Víctor López, por motivarme a seguir adelante y mejorar día a día; y a mi hermana Gabriela López, por recordarme que hay que disfrutar y sentir pasión en cualquier actividad. A mi novia Dianela Saravia, quien me insistió en estudiar la maestría, me alentó y apoyó hasta alcanzar mi meta.

A mis asesores de tesis, el Dr. Jorge Ricardo Gómez Montalvo y el Dr. Francisco Moo Mena, quiero agradecerles su paciencia y dedicación, así como las enseñansas que me proporcionaron.

Agradezco a todos mis profesores de la Facultad de Matemáticas, en especial al Dr. Henry Pantí y al Dr. Victor Uc por sus aportaciones y críticas que mejoraron mi trabajo.

Finalmente, quiero agradecer a la UADY y al CONACyT por brindarme el apoyo económico para llevar a cabo mis estudios.

Índice general

1.	Intr	oducción	1
	1.1.	Preliminares	1
		1.1.1. Gerontecnología y Vida Cotidiana Asistida por el Entorno	2
	1.2.	Contexto y problemática	6
		1.2.1. ¿Cómo identificar una actividad?	6
		1.2.2. ¿Cómo determinar el nivel de riesgo?	7
		1.2.3. ¿Cómo definir políticas de acción no intrusivas?	7
	1.3.	Objetivos	7
		1.3.1. General	7
		1.3.2. Específicos	8
	1.4.	Contribuciones de la tesis	8
	1.5.	Estructura de la tesis	8
2.	PIA	.NI Probabilístico	11
	2.1.	Marco teórico	11
		2.1.1. Probabilidad	11
		2.1.2. Teorema de Bayes	13
		2.1.3. Redes Bayesianas	13
		2.1.4. Trabajos probabilísticos relacionados	15
	2.2.	Definición de actividad	16
	2.3.	Modelo Probabilístico	18

		2.3.1.	Planteamiento Bayesiano	20
	2.4.	Diseño	de PIANI Probabilístico	22
		2.4.1.	Arquitectura de PIANI Probabilístico	22
		2.4.2.	Flujo de acciones de PIANI Probabilístico	24
	2.5.	Prueba	as y resultados	27
		2.5.1.	Discretización de variables	28
		2.5.2.	Diseño de experimentos	29
	2.6.	Anális	is de resultados y conclusión	35
3.	PIA	.NI On	tológico	37
	3.1.	Marco	teórico	37
		3.1.1.	Representación del conocimiento	37
		3.1.2.	Lógica de descripción	38
		3.1.3.	Ontologías	39
		3.1.4.	Trabajos ontológicos relacionados	40
	3.2.	Model	o Ontológico empleado en PIANI	41
		3.2.1.	Clases de ONTO-AR	41
		3.2.2.	Individuos de ONTO-AR	43
		3.2.3.	Propiedades de ONTO-AR	46
	3.3.	Diseño	de PIANI Ontológico	46
		3.3.1.	Arquitectura	46
		3.3.2.	Flujo de acciones	50
	3.4.	Prueba	as y resultados	53
		3.4.1.	Escenario 1: Actividades dentro de la norma	55
		3.4.2.	Escenario 2: Hora y duración fuera de la norma	57
		3.4.3.	Escenario 3: Día de la semana fuera de la norma	59
		3.4.4.	Escenario 4: Actividad fuera de la norma	61
	3.5.	Anális	is de resultados y conclusión	62
4.	No	Intrusi	ón de PIANI	65

ÍN	DIC	E GEN	NERAL	VII
	4.1.	Minim	iizando la intrusión	65
		4.1.1.	Interacción con el usuario	66
		4.1.2.	Uso de teléfonos inteligentes	67
		4.1.3.	Riesgo contínuo	68
	4.2.	Evalua	ación del nivel de intrusión de PIANI	69
		4.2.1.	Valoración de la detección del nivel de riesgo de PIANI	69
		4.2.2.	Valoración del nivel de intrusión de PIANI	72
5 .	Con	clusio	nes	75
	Bib	liograf	í a	79
Α.	Res	umen	comparativo del estado del arte	87
В.	Dia	grama	de clases del componente Cliente de PIANI Probabilístico	89
C.	Dia	grama	de clases del componente Servidor de PIANI Probabilístico	91
D.	Dia	grama	de actividad de PIANI Probabilístico	93
E.	Dia	grama	de clases del componente Cliente de PIANI Ontológico	95
F.	Dia	grama	de clases del componente Servidor de PIANI Ontológico	99
G.	Dia	grama	de actividad de PIANI Ontológico	101
н.	List	a de P	Publicaciones	103

Índice de tablas

2.1.	Políticas no intrusivas	24
2.2.	Niveles de riesgo definidos por la probabilidad	27
2.3.	Acciones a realizar según el nivel de riesgo	27
2.4.	Especificaciones de los dispositivos empleados por los usuarios	28
2.5.	Probabilidades resultantes del Caso 1 del Usuario 1 de la variable <i>Normal Behavior</i>	30
2.6.	Probabilidades resultantes del Caso 2 del Usuario 1 de la variable <i>Normal Behavior</i>	31
2.7.	Probabilidades resultantes del Caso 1 del Usuario 2 de la variable <i>Normal Behavior</i>	32
2.8.	Probabilidades resultantes del Caso 2 del Usuario 2 de la variable <i>Normal Behavior</i>	33
2.9.	Probabilidades resultantes del Caso 1 del Usuario 3 de la variable <i>Normal Behavior</i>	34
2.10.	Probabilidades resultantes del Caso 2 del Usuario 3 de la variable <i>Normal Behavior</i>	35
3.1.	Relaciones entre las clases RiskLevel, CaringActionPolicy y sus respectivas subclases	44
3.2.	Individuos creados, y los valores de sus atributos, de las subclases $HighRisk-Policy$, $MediumRiskPolicy$ y $LowRiskPolicy$	44
3.3.	Instancias de riesgos y los valores de sus atributos	46
3.4.	Especificaciones del dispositivo empleado por el usuario.	53
3.5.	Actividades almacenadas en la ontología	54

3.6.	Actividades almacenadas en la ontología a realizar en el escenario 1	55
3.7.	Resultados del Caso 1 del Escenario 1	55
3.8.	Resultados del Caso 2 del Escenario 1	56
3.9.	Resultados del Caso 3 del Escenario 1	56
3.10.	Resultados del Caso 4 del Escenario 1	56
3.11.	Resultados del Caso 5 del Escenario 1	57
3.12.	Actividades almacenadas en la ontología a realizar en el escenario $2.\ \dots$	57
3.13.	Resultados del Caso 1 del Escenario 2	58
3.14.	Resultados del Caso 2 del Escenario 2	58
3.15.	Resultados del Caso 3 del Escenario 2	59
3.16.	Actividades almacenadas en la ontología a realizar en el escenario 3	59
3.17.	Resultados del Caso 1 del Escenario 3	60
3.18.	Resultados del Caso 2 del Escenario 3	60
3.19.	Resultados del Caso 3 del Escenario 3	60
3.20.	Resultados del Caso 4 del Escenario 3	61
3.21.	Resultados del Caso 5 del Escenario 3	61
3.22.	Resultados del Caso 1 del Escenario 4	62
4 1		co
4.1.	Información de los usuarios participantes de los experimentos	69
4.2.	Resultados de la encuesta	73
A.1.	Comparación entre las diferentes propuestas existentes y PIANI	88
-	1 Γ	

Índice de figuras

2.1.	Ejemplo de una red bayesiana	14
2.2.	Ejemplo de la comunidad de un adulto mayor	17
2.3.	Topología de la red bayesiana de PIANI Probabilístico	22
2.4.	Arquitectura de PIANI Probabilístico	22
2.5.	Estados posibles de una actividad	25
3.1.	Relación de inclusión entre las áreas: inteligencia artificial (AI), representación del conocimiento (KR) y lógicas de descripción (DL)	38
3.2.	Diagrama de clases de la ontología ONTO-AR	42
3.3.	Individuos definidos en tiempo de diseño. En la primera columna están las clases y el número de individuos entre paréntesis, en la segunda columna se muestran los individuos creados para la clase DaysOfTheWeek	45
3.4.	Ejemplo de actividad con OWL API	47
3.5.	Propiedades de objeto y de tipos de dato	48
3.6.	Arquitectura de PIANI Ontológico	49
3.7.	Estados posibles de una actividad	51
3.8.	Ejemplo de consulta SPARQL. Selecciona las actividades realizadas por el usuario User_ID, en el lugar Place_ID, el día de la semana Weekday_ID	51
3.9.	Ejemplo consulta SPARQL. Selecciona si se mostrará un popUp al usuario, si sonará la alarma, y si se llamará al cuidador	52
4.1.	Interfaz de la aplicación cuando se detecta un riesgo bajo	66
4.2.	Interfaz de la aplicación cuando se detecta un riesgo medio	67
4.3.	Interfaz de la aplicación cuando se detecta un riesgo alto	67

4.4.	Regla de riesgo contínuo	69
4.5.	Flujo del cuestionario	70
4.6.	Resultados obtenidos de PIANI Ontológico y de las respuestas de los usuarios. $$. $$.	71
4.7.	Resultados obtenidos de PIANI Probabilístico y de las respuestas de los usuarios.	71
B.1.	Diagrama de clases de la aplicación cliente de PIANI Probabilístico	90
C.1.	Diagrama de clases del servidor de PIANI Probabilístico	92
D.1.	Diagrama de actividad de PIANI Probabilístico	94
E.1.	Diagrama de clases de la aplicación cliente de PIANI Ontológico	97
F.1.	Diagrama de clases del servidor de PIANI Ontológico	100
G.1.	Diagrama de actividad de PIANI Ontológico	102

Capítulo 1

Introducción

1.1. Preliminares

Los avances tecnológicos y científicos, principalmente en el área de la salud, han propiciado que la población de adultos mayores, personas de 60 años en adelante, en todo el mundo vaya en aumento a un ritmo acelerado. Organizaciones mundiales indican que habían 605 millones de adultos mayores en el año 2000, y prevén que esta cifra se incremente hasta llegar a los 2000 millones de adultos mayores en el 2050 [WHO14]. Solamente en México, desde los años 40, la tasa de crecimiento promedio anual ha sido superior al 3 % [INEGI14]. En el año 2010, el Censo de Población y Vivienda indicó que el 9.0 % de la población era adulta mayor, y para el 2050 se estima que será del 27.95 % [CONAPO02].

El aumento en la longevidad de las personas es indudablemente un gran logro para países desarrollados y en vía de desarrollo, sin embargo, esto genera nuevos retos para la sociedad debido a que se requiere incrementar los servicios de salud y la capacidad social de las personas de la tercera edad, así como fomentar sus actividades y participación social, y primordialmente, garantizar su seguridad [WHO].

Aunque las personas de 60 años o más pueden realizar importantes aportaciones a la sociedad, a la familia y a la fuerza de trabajo [WHO13], en muchos casos viven en dependencia, sin roles definidos y se les excluye en la toma de decisiones, por esto, en México se les considera como parte de los grupos vulnerables con riesgo social [INEGI14]. Peor aún, las costumbres en la sociedad también están cambiando y parece que, cada vez, es menos el tiempo que las familias dedican al cuidado de sus adultos mayores [Maeso13, UN02].

Ahora bien, es tan importante atender los problemas y necesidades de las personas de la tercera edad que existen organizaciones nacionales e internacionales [CNDH12, UN02, AALP16, WHO13] realizando esfuerzos para mejorar la calidad de vida de los adultos mayores. Así pues, la Organización Mundial de la Salud (OMS) ha definido a la calidad de vida

1. Introducción

como la percepción de los individuos de su posición en la vida, en el contexto de su cultura y del sistema de valores en los que viven, teniendo en cuenta sus objetivos, expectativas, estándares y preocupaciones [WHO97]. Es decir, la calidad de vida incluye la salud física de la persona, el estado psicológico, el nivel de independencia, las relaciones sociales, las creencias personales y su relación con el entorno. Sin duda, los adultos mayores merecen una vida digna y cómoda, en la que puedan realizar actividades cotidianas y recreativas, convivir con su comunidad y con su familia. Sin embargo, existe una serie de problemas propios de la edad como por ejemplo, la desorientación, la desubicación, el cansancio, y pérdida de la noción del tiempo, que dificultan la realización de actividades cotidianas.

Para solventar los problemas de la edad, mejorar la calidad de vida y desarrollar entornos que brinden ayuda, soporte y asistencia a las personas de la tercera edad durante la realización de sus actividades cotidianas, surgen los campos de la Gerontecnología y de la Vida Asistida por el Entorno (AAL, por sus siglas en inglés).

1.1.1. Gerontecnología y Vida Cotidiana Asistida por el Entorno

El término gerontecnología nace en Europa en la década de 1990 como la composición de dos palabras: gerontología, el estudio del envejecimiento, y tecnología. Se define como el estudio de la tecnología y el envejecimiento para la mejora del funcionamiento diario de los adultos mayores [Herman92]. Esto es, la gerontecnología se enfoca en estudiar el proceso de envejecimiento y el uso de la tecnología con el objetivo de implementar soluciones tecnológicas que permitan mitigar el decline de las capacidades y habilidades relacionadas con la edad avanzada [Neil08]. De manera específica, la gerontecnología ayuda a ralentizar la reducción del desempeño sensomotor, aumentar la calidad de vida y la capacidad de las personas mayores de participar en actividades de la vida diaria, aumentar el tiempo que puedan vivir en casa de forma independiente, y reducir el tiempo de hospitalización [Silvestro08].

El área de la gerontecnología puede ser dividida en dos grupos de investigación y desarrollo [Ryoko10]. El primer grupo se centra en identificar las características que definen a las personas de la tercera edad y en encontrar los problemas que se derivan de esas características; además, se realizan comparaciones entre las características de los adultos mayores y la de personas jóvenes. El segundo grupo utiliza la información obtenida por el primer grupo para implementar productos que permitan ayudar a los adultos mayores. Estos productos que se generan pueden ser de dos tipos: para disminuir y hacer más lento los estragos causados por el envejecimiento, es decir, cuando los adultos mayores aún no tienen problemas graves causados por la edad; y para asistir a los adultos mayores que ya presentan una disminución de las capacidades normales.

El área de AAL también tuvo sus inicios en la década de 1990, pero no fue sino hasta la mitad de la década de 2000 cuando su importancia se hizo notar [Elisa13]. Los entornos de

1.1. Preliminares 3

asistencia cuentan con soluciones y herramientas tecnológicas para que los adultos mayores mantengan un estilo de vida autónomo y, al mismo tiempo, asistirlos en sus actividades diarias, mediante el desarrollo de productos y servicios inteligentes, como por ejemplo, el cuidado remoto [Hong09].

Los sistemas AAL son conscientes que las personas de la tercera edad pueden tener deficiencias en la vista, el oído, el movimiento y la memoria, por lo que proponen tecnologías de asistencia, emplean enfoques de usabilidad, accesibilidad y aceptación, e innovan en el paradigma de ambientes inteligentes [Elisa13].

Se puede decir que existen dos tipos de entornos AAL según la ubicación del usuario que realiza una actividad: los entornos internos y los entornos externos.

Entornos internos

Los entornos internos son aquellos que se encuentran al interior de un inmueble, principalmente el hogar del adulto mayor.

Los sistemas AAL para entornos internos se caracterizan por el uso de sensores láser, infrarojos, de movimiento, de presencia, cámaras de video, entro otros, para determinar si el adulto mayor tiene un comportamiento anormal o sufrió algún accidente. Por ejemplo, se ha propuesto un detector de caídas que emplea cámaras de video junto con técnicas de visión computacional [Miao13], los cuales aprenden las posturas normales del adulto mayor (mediante algoritmos de aprendizaje Support Vector Machine) y las diferencían de las posturas anormales, que implican una caída. De manera similar, se ha propuesto el uso de sensores kinect [Vitoantonio14] para determinar si la persona sufrió una caída mediante el análisis de su silueta. A su vez, se realizan investigaciones para el diseño de nuevos sensores y la implementación de nuevos algorimos. Por ejemplo, en [Bianchi08] se propone un sensor, y su respectivo algoritmo, para la detección de caídas y la realización de llamadas de emergencia.

En [Selo14], CONTEMPO busca mejorar la calidad de vida de los adultos mayores incrementando su bienestar, el cual se ve afectado por tres componentes: la salud física, el comportamiento y el entorno. Hace uso de diversos sensores, los cuales adquieren información del usuario como la presión sanguínea, ritmo cardiaco, temperatura del cuerpo y respiración; otros sensores para el entorno como la luz, el ruido y la humedad; y emplea algoritmos para conocer el comportamiento del usuario, como la detección de una caída o duración de una actividad. CONTEMPO permite alertar al usuario, sus familiares y/o médicos según 5 niveles de riesgo.

En otros trabajos se ha tratado de identificar el comportamiento anormal de una persona. De acuerdo a [Vuong13], se puede detectar la vagancia con puntos de acceso WiFi y teléfonos inteligentes, realizando un seguimiento de la persona dentro de su casa y analizando el comportamiento de las rutas que sigue (por ejemplo, de la sala a la cocina y de la cocina al

1. Introducción

baño). Por otro lado, sensores de movimiento junto con la ubicación de la persona son utilizados para aprender el comportamiento del usuario e identificar el comportamiento anormal [Zhu15] ya sea temporal, si realiza una actividad en un horario diferente; espacial, si la realiza en un lugar diferente; de duración, si la duración de la actividad se incrementa o disminuye; y de secuencia, si la secuencia de actividades no es la normal.

Entornos externos

Los entornos externos son los que se encuentran en la comunidad del usuario como por ejemplo, un parque, una tienda de conveniencia, centro comercial, etc, e incluso durante el trayecto de un punto a otro.

Al igual que en los entornos internos, los sistemas AAL para entornos externos tienen diversas aplicaciones. El monitoreo es una técnica que brinda seguridad y tranquilidad al adulto mayor y sus familiares cuando éste sale de su casa. Canderoid [Bin13] es un sistema que usa los teléfonos inteligentes, que incluyen sensores GPS, brújula y cámara, para conocer la localización del adulto mayor y permite ver remotamente, a través de la cámara, el entorno del usuario permitiendo al cuidador determinar si existe algún riesgo. El sistema [Sergio08] requiere de un servidor web y un teléfono móvil con conexión a internet (es decir, no necesita ser un teléfono inteligente) y detecta cuando el adulto mayor sale de una zona segura, por ejemplo su casa, o cuando sufre una caída. En ambos casos, se alerta al cuidador y éste puede monitorear el estado en el que se encuentra el adulto mayor mediante el servidor web.

El monitoreo contínuo de las actividades de un adulto mayor pueden ser útiles si se lleva un registro detallado, el cual permite hacer diagnósticos de enfermedades o la evaluación de los tratamientos aplicados. Sistemas como iCare [Ziyu10] o el Sistema de Monitoreo de Actividades basado en Smartphone [Kazushige13] permiten llevar el registro de las actividades realizadas por el adulto mayor que el sistema infiere empleando los sensores de un teléfono inteligente y/o de otros sensores para obtener información clínica como el electrocardiograma y la presión sanguínea. iCare proporciona otras funciones igualmente útiles: recordatorios, alarmas, mensajes y llamadas de emergencia.

Otras investigaciones han diseñado sistemas que permiten solicitar ayuda de manera oportuna, por ejemplo, usando un Sistema de Alerta Temprana [Yi14], el cual facilita la comunicación con los cuidadores o familiares en casos de emergencia. Un sistema de teleasistencia [Maeso13], con cuidadores expertos, provee asistencia a los adultos mayores cuando éstos se salen de las zonas o rutas consideradas como seguras. Similar a este último, un Sistema de Seguridad basado en dispositivos móviles [Hidekuni04] notifica a un cuidador o familiar cuando el adulto mayor sale de su zona segura.

Otros tipos de sistemas externos son los colaborativos, es decir, aquellos en donde se crea una red de asistencia a fin de agilizar la ayuda y facilitar la inferencia de riesgo. AGAPE

1.1. Preliminares 5

[Dario06] es un sistema que es instalado en dispositivos de un vecindario. Cuando AGAPE registra algún riesgo, se crea un grupo de ayuda de acuerdo al perfil de cada usuario (si tiene conocimientos médicos tiene prioridad), y según la cercanía (mientras más cerca más pronto podrá acudir a brindar ayuda). El Sistema Móvil Inteligente de Colaboración [Sandra14] no sólo utiliza la información de los sensores del usuario que se quiere cuidar, sino también utiliza los sensores de sus vecinos. Por ejemplo, este sistema considera un potencial riesgo si el usuario se aleja de sus vecinos, o si el grupo de vecinos se dirigen a cierta dirección y el usuario en dirección opuesta, o si con el usuario hay mucho ruido mientras que con sus vecinos hay silencio, etc.

Si bien las propuestas mencionadas anteriormente son de investigación, también existen aplicaciones disponibles en el mercado, por ejemplo en Google Play, tales como Seguimiento GPS [FSP] y Alerta Motorola [MM], entre otras similares [KCD, FLI, FAMILO, CR]. Seguimiento GPS es una aplicación que muestra las ubicaciones de los familiares o amigos en un mapa, siendo bastante útil para saber dónde se encuentran los niños y también para monitorear la localización de los adultos mayores. En cambio, el objetivo de Alerta Motorola es mantener informado a algún cuidador sobre los momentos en que el usuario entra o sale de lugares preestablecidos, por ejemplo, manda una notificación al cuidador cuando el usuario sale de su casa, le notifica cuando el usuario llegua al centro comercial, cuando se quita del centro comercial y también cuando regresa a su casa. Cabe mencionar que las aplicaciones Seguimiento GPS y Alerta Motorola tienen como principal funcionamiento monitorear al usuario y, además, son de uso genérico; es decir no son aplicaciones especializadas para la asistencia de personas de la tercera edad, aunque resulta notablemente útil su utilización con los adultos mayores que requieren ser estrictamente monitoreados.

Como se puede leer, las actividades cotidianas que un adulto mayor realiza, sobrepasan frecuentemente los límites de su hogar y, por lo tanto, no siempre es posible asistirlos utilizando la misma tecnología y/o herramientas de asistencia que se emplea en entornos internos. En esos escenarios, los ambientes de asistencia externos proveen de ayuda al adulto mayor y facilitan su interacción con la comunidad, brindándoles mayor confianza para realizar sus actividades cotidianas en el exterior.

Este trabajo de tesis tiene como propósito asistir a los adultos mayores que viven de manera independiente y que, de manera frecuente y rutinaria, realizan actividades al exterior de su hogar. Se propone una Plataforma Inteligente para la Asistencia No Intrusiva (PIANI) para las personas de la tercera edad que realizan actividades en ambientes externos. De manera más precisa, PIANI identifica el riesgo de las actividades que el adulto mayor realiza al exterior de su hogar y envía notificaciones directamente al usuario o a sus familiares cuidando que el usuario no se sienta observado ni supervisado pero atendiendo el nivel de riesgo de la actividad que se realiza. En otras palabras, PIANI brinda al adulto mayor una asistencia digital no intrusiva en sus actividades cotidanas fuera del hogar.

1. Introducción

1.2. Contexto y problemática

En los AAL internos, como por ejemplo, el hogar, se pueden instalar cámaras de video, bocinas, micrófonos, así como una gran variedad de sensores que pueden facilitar la vida cotidiana de los adultos mayores. Sin embargo, un sistema de asistencia digital que funciona al interior de un hogar pierde utilidad cuando el adulto mayor realiza alguna actividad fuera de éste.

Sin duda, entre los aspectos primordiales de las tecnologías AAL de entornos externos se encuentran la movilidad y la omnipresencia, necesarias para brindar la asistencia y el cuidado teniendo en cuenta dónde esté el adulto mayor e incluso si éste se está moviendo en su comunidad.

Tal como lo visualizó Weiser [Mark91], la computación ubicua ofrece un mundo donde elementos especializados de hardware y software están interconectados por cables u ondas de radio y son onmipresentes pero transparentes para el usuario, de forma que nadie se da cuenta de su presencia. De esta manera, la computación ubicua abre las puertas a los sistemas conscientes del contexto con los cuales se ofrece un marco de trabajo para asistir al adulto mayor cuando realiza actividades al exterior de su hogar. Anind Dey [Anind01] define el contexto como cualquier información que se puede utilizar para caracterizar la situación de una persona, un lugar o un objeto que se considera significativo para la interacción entre un usuario y una aplicación. En el mismo trabajo, Dey define que un sistema es consciente del contexto si aprovecha el conocimiento del contexto para proporcionar información y/o servicios de interés para el usuario.

Un sistema consciente del contexto es capaz de responder, al menos, las preguntas ¿quién es?, ¿dónde está?, ¿cuándo es? y ¿qué hace? [Anind99], es decir, el sistema obtiene información de la identidad del usuario, de su ubicación, del tiempo (hora, día, etc.) y de la actividad que realiza.

1.2.1. ¿Cómo identificar una actividad?

PIANI necesita del contexto, es decir, se requiere obtener información del adulto mayor y de su entorno, para determinar si está en riesgo y de ser así, determinar en qué nivel de riesgo se encuentra. Es por esto que una parte importante de este trabajo es identificar qué está haciendo el adulto mayor y, por lo tanto, se necesita caracterizar las actividades que realizan las personas de la tercera edad fuera de casa.

¿Qué es una actividad para PIANI?, ¿qué información es la que se requiere obtener para identificar una actividad?, ¿cómo se obtendrá esa información?, estas son las pregundas que requieren respuesta para el desarrollo de PIANI.

1.3. Objetivos 7

1.2.2. ¿Cómo determinar el nivel de riesgo?

Identificar las actividades permite a PIANI inferir el nivel de riesgo de éstas. Esto se logra mediante la siguiente hipótesis: una actividad habitual no tiene riesgo y una actividad anormal implica un riesgo alto.

¿Cuál es la diferencia entre una actividad habitual y una anormal?, ¿cuántos niveles de riesgo son necesarios?, ¿cuál será el umbral entre los distintos niveles de riesgo? las respuestas a estas preguntas hacen que PIANI logre determinar el riesgo de la actividad de un adulto mayor.

1.2.3. ¿Cómo definir políticas de acción no intrusivas?

Un factor importante para el éxito en el uso de las herramientas y tecnologías para la asistencia digital de la vida diaria de las personas de la tercera edad, es que el usuario mantenga la sensación de vida independiente, que no se sientan observado ni supervisado, mucho menos monitoreado. Un asistente digital que informa o notifica absolutamente todos los movimientos de una persona a terceros (familiares o médicos), puede desmotivar fuertemente a su usuario, ya que su vida privada queda notoriamente expuesta. La asistencia no intrusiva de este tipo de herramientas es un requerimiento fundamental en la vida de las personas de la tercera edad, especialmente en usuarios que son independientes y que aprecian su privacidad.

¿Qué tanto puede o debe intervenir PIANI durante las actividades del adulto mayor?, una intervención muy baja puede ocasionar que se pase por alto algún peligro y corra algún riesgo potencial. Por otro lado, la intervención excesiva puede desalentar el uso del sistema debido la molestia que ocasiona o a la sensación de ser vigilando. Para encontrar el nivel de intrusión óptimo se requiere establecer una serie de políticas que permitan determinar cuándo es necesario intervenir en las actividades del adulto mayor.

1.3. Objetivos

Para resolver los cuestionamientos previamente presentados, a continuación se exponen los objetivos de este proyecto de tesis.

1.3.1. General

Implementar una Plataforma Inteligente para la Asistencia No Intrusiva de Personas de la Tercera Edad que Realizan Actividades en Ambientes Externos.

1. Introducción

1.3.2. Específicos

• Definir las variables que caracterizar la actividad y que permitan identificarla.

- Establecer los diferentes niveles de riesgo.
- Establecer políticas de acción no intrusivas para cada uno de los niveles de riesgo.
- Diseñar un modelo el cual, con base en los valores de los parámetros que caracterizan la actividad, determine el nivel de riesgo e indique la acción que se debe ejecutar.
- Implementar el modelo propuesto en un servidor web.
- Desarrollar una aplicación móvil que proporcione la información del adulto mayor y ejecute las acciones que el servidor le indique.

1.4. Contribuciones de la tesis

Este proyecto asiste a los adultos mayores, particularmente a los que viven de manera independiente, es decir que gozan de buena salud, autonomía y que, de manera frecuente y rutinaria, realizan actividades al exterior en su comunidad. De manera más precisa, se quiere brindar asistencia al adulto mayor mediante la identificación de las actividades que realiza fuera de casa, con el fin de evaluar el riesgo que tales actividades representan y, entonces, de manera no intrusiva notificar al adulto mayor, sus familiares o médicos.

Se espera que PIANI mejore la calidad de vida de las personas de la tercera edad al incrementar su confianza para salir de su casa y realizar sus actividades cotidianas, conscientes de que la plataforma les proporciona apoyo en caso de ser requerido. A su vez, los familiares de los usuarios tendrán la tranquilidad de que éstos realizan actividades seguras y que, en caso de emergencia, serán notificados con prontitud.

1.5. Estructura de la tesis

Esta tesis se encuentra estructurada de la siguiente forma:

En el Capítulo 2 se presenta el diseño del modelo probabilístico para la Plataforma Inteligente basada en probabilidad para la Asistencia No Intrusiva y su planteamiento mediante redes bayesianas. Se presenta la arquitectura de la plataforma y el flujo de acciones bajo el enfoque probabilístico: detectar actividad, cálculo de probabilidad, determinar riesgo, seleccionar y ejecutar acciones. Se detallan los métodos empleados para evaluar este enfoque y se exponen los resultados obtenidos.

En el Capítulo 3 se describe el modelo ontológico empleado en la Plataforma Inteligente basada en ontologías para la Asistencia No Intrusiva. Se presenta la arquitectura de la plataforma y el flujo de acciones bajo el enfoque ontológico: detectar actividad, identificar la actividad realizada, determinar riesgo, seleccionar y ejecutar acciones. Se detallan los métodos empleados para evaluar este enfoque y se exponen los resultados obtenidos.

En el Capítulo 4 se plantean las características implementadas en PIANI para minimizar el nivel de intrusión. Se presentan los experimentos realizados para medir la intrusión y se analizan los resultados.

Finalmente, en el Capítulo 5 se dan las conclusiones del proyecto, así como el trabajo futuro propuesto.

Capítulo 2

PIANI Probabilístico

Uno de los requerimientos funcionales de PIANI es asistir al adulto mayor cuando se detecta que la actividad que éste realiza actualmente tiene un cierto nivel de riesgo. Así pues, PIANI Probabilístico surge bajo la hipótesis de que una actividad rutinaria carece de riesgo, mientras que una actividad fuera de lo común implica un comportamiento anómalo, y por ende, puede ser riesgoza. Para conocer la existencia y nivel del riesgo, PIANI Probabilístico se propone calcular la probabilidad de realizar una actividad en un momento dado, es decir, la probabilidad de que el comportamiento actual sea normal. Para obtener esta probabilidad, se propone el empleo de redes bayesianas como herramienta para el cálculo.

2.1. Marco teórico

En esta sección se detallan los conceptos principales de probabilidad y redes bayesianas, necesarios para facilitar la comprensión de PIANI Probabilístico.

2.1.1. Probabilidad

Un fenómeno que ocurre en la naturaleza con una plena seguridad se conoce como fenómeno determinístico, en cambio, un fenómeno aleatorio es aquel en donde no se tiene la certeza de que ocurrirá.

La probabilidad es el estudio de fenómenos aleatorios o libres de determinación [Lips98], es decir, la probabilidad es una forma de cuantificar la incertidumbre. Por ejemplo, si se lanza una moneda no es cierto afirmar que caerá en "sol", ya que existe la posibilidad de que caiga "águila". Cualquier fenómeno, también llamado experimento, tiene un conjunto de posibles resultados, por ejemplo, "sol" y "águila" son los dos únicos posibles resultados cuando se lanza una moneda. Al conjunto de todos los posibles resultados se le conoce como espacio muestral

(S) y a cualquier subconjunto de S se le conoce como evento (E), es decir, un evento es un conjunto de posibles resultados del experimento.

Al lanzar una moneda varias veces se puede contabilizar el número de aciertos s, es decir, las ocasiones en las que cae "sol" y el número de lanzamientos totales n. Con esta información se conoce la frecuencia relativa, f = s/n, y empíricamente se sabe que a la larga esta frecuencia se estabilizará [Lips98]. Esta estabilidad es la base de la teoría de la probabilidad. Por lo que se puede definir a la probabilidad de que ocurra el evento E como el límite del número de veces en que el evento E ocurre (n(E)) entre el número de veces que se repite el experimento (n), cuando éste último tiende a infinito [Ross10]:

$$P(E) = \lim_{n \to \infty} \frac{n(E)}{n} \tag{2.1}$$

Según la teoría de la probabilidad, la probabilidad de cualquier evento satisface tres axiomas:

$$0 \le P(E) \le 1 \tag{2.2}$$

$$P(S) = 1 \tag{2.3}$$

Para cualquier secuencia de eventos mutuamente exclusivos,

$$P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty}\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(E_i) \tag{2.4}$$

La ecuación 2.2 indica que toda probabilidad es un número en el rango [0, 1]. La ecuación 2.3 establece que la probabilidad de que ocurra un evento perteneciente al espacio muestral es igual a 1. La ecuación 2.4 establece que, para cualquier secuencia de eventos mutuamente exclusivos, la probabilidad de que almenos uno de estos eventos ocurra es la suma de sus respectivas probabilidades.

Existen eventos cuya probabilidad de que ocurran es afectada por la probabilidad de que otro evento haya ocurrido con anterioridad. Estas probabilidades se conocen como probabilidad condicional y se definen de la siguiente manera:

$$P(A|E) = \frac{P(A \cap E)}{P(E)} \tag{2.5}$$

Es decir, la probabilidad de que ocurra el evento A dado que ha ocurrido el evento E es igual a la probabilidad de que suceda tanto A como E entre la probabilidad de que suceda E. La probabilidad condicional es utilizada como fundamento del teorema de Bayes, también conocido como regla de Bayes o fórmula de Bayes.

2.1. Marco teórico

2.1.2. Teorema de Bayes

El teorema de Bayes, propuesto por el inglés Thomas Bayes, se basa en la probabilidad condicional debido a que se enfoca en la observación de los hechos anteriores y en el grado de creencia de que un evento ocurra [Bell15], es decir, el grado de que una hipótesis sea posible.

Este teorema establece que, siendo E un evento y $F_1, ..., F_n$ un conjunto de eventos mutuamente excluyentes y exhaustivos (es decir, que solo uno puede ocurrir), la probabilidad de que algún F_i ocurra dado que ha ocurrido E es:

$$P(F_j|E) = \frac{P(E \cap F_j)}{P(E)} = \frac{P(E|F_j)P(F_j)}{\sum_{i=1}^n P(E|F_i)P(F_i)}$$
(2.6)

En otras palabras, la fórmula 2.6 permite calcular la probabilidad condicional $P(F_j|E)$ de cualquiera de los eventos F_j , dado que ha ocurrido E.

La utilidad de este teorema radica en que existen fenómenos en donde se percibe como evidencia el efecto de alguna causa desconocida y se desea conocer dicha causa. Por ejemplo, una aplicación útil de esta perspectiva es en los diagnósticos médicos, en donde se conocen los efectos (los síntomas) y se desea conocer la causa (la enfermedad). Para esto, la fórmula de Bayes se puede interpretar de la siguiente manera:

$$P(causa|efecto) = \frac{P(efecto|causa)P(causa)}{P(efecto)}$$
(2.7)

El teorema de Bayes ha sido empleado en redes causales, aquellas cuyos nodos mantienen una relación causa-efecto, para calcular la probabilidad cuando existen eventos observables y eventos con incertidumbre. A estas redes se les denomina redes bayesianas.

2.1.3. Redes Bayesianas

Las redes bayesianas usan la teoría de probabilidad y la teoría de grafos para obtener la probabilidad de una de las variables aleatorias dado el conocimiento cierto de algunas y la incertidumbre de otras.

Una red bayesiana es una estructura de datos que representa la dependencia entre un conjunto de variables y es usada para mostrar cualquier distribución de probabilidad conjunta [Russell10]. Una red bayesiana es un grafo acíclico dirigido (DAG, por sus siglas en inglés) donde cada nodo del grafo representa una variable aleatoria; mientras que las aristas, dirigidas, representan la influencia que tiene un nodo sobre otro.

Todos los nodos de la red tienen alguna información probabilística; específicamente cuando

los nodos tienen un nodo padre, su distribución de probabilidad condicional es del tipo P(Xi - Parents(Xi)).

En resumen, una red bayesiana consiste en lo siguiente [Jensen07]:

- Un conjunto de variables y un conjunto de aristas dirigidas entre las variables.
- Cada variable tiene un conjunto de estados finitos y mutuamente excluyentes.
- Las variables junto con las aristas forman un DAG.
- Para cada variable Y con padres $X_1, ..., X_n$ existe una tabla de probabilidad condicional $P(Y|X_1, ..., X_n)$ ligada a ésta.

En la figura 2.1 se ejemplifica una red bayesiana. En este caso, las variables son: Sprinkler, Rain y Grass Wet. Las aristas dirigidas son las flechas y, éstas, junto con las variables forman el DAG. Las 3 variables tienen sólo dos estados posibles: verdadero (T) o falso (F). Por último, la variable Rain es una variable independiente ya que no posee padres, junto a este nodo se encuentra su tabla de probabilidad. Como se puede observar, las variables Sprinkler y Grass Wet poseen padres y, por ello, son variables dependientes. Las tablas adjuntas son sus tablas de probabilidad condicional.

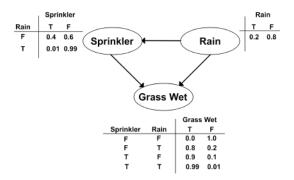


Figura 2.1: Ejemplo de una red bayesiana

La topología de la red es la que establece la estructura del DAG, por lo tanto, define las relaciones entre las variables y la influencia que pueda existir entre ellas. De manera intuitiva, el sentido de las flechas indican que Rain influye directamente en GrassWet, esto es, Rain es una causa del efecto GrassWet. Siguiendo con el ejemplo (donde la variable Rain determina si llueve, Sprinkler determina si el rociador está encendido, y GrassWet determina si la hierba está húmeda), la topología se interpreta de la siguiente manera: el rociador y la lluvia puden causar que la hierba esté húmeda y, además, que llueva puede determinar que se prenda, o no, el rociador.

2.1.4. Trabajos probabilísticos relacionados

Las redes bayesianas se han empleado en diversos trabajos de investigación dentro del área de AAL como es el caso de iWander [Frank10]. Esta aplicación, instalable en teléfonos inteligentes Android, utiliza las redes bayesianas para estimar la probabilidad de que un adulto mayor esté deambulando por la ciudad. Para esto, iWander emplea las variables: edad del adulto mayor, condiciones actuales del clima, nivel de demencia del adulto mayor, tiempo que lleva en el exterior y la hora del día. iWander es una aplicación que brinda asistencia cuando el adulto mayor sale de su hogar debido a que, por la edad, el nivel de demencia se incrementa y con éste, la urgencia de caminar. Desafortunadamente, en un 40 % de los casos, la persona termina perdiéndose [Allegra07]. Parece que el problema de la demencia es tan grande, que se han realizado trabajos, como en [Flavio14], en donde se usan las redes bayesianas para el diagnóstico de este tipo de enfermedades, tales como el alzheimer y otros impedimentos cognitivos leves.

En AAL de entornos internos, la investigación presentada en *Dynamic Bayesian Network* for Context Aware Fall Risk Assessment [Gregory14] permite detectar el riesgo de que el usuario haya sufrido una caída. Esta propuesta utiliza los tres ejes del acelerómetro de un teléfono inteligente como sistema de detección de caída, además, realiza el reconocimiento de contexto mediante diversos sensores colocados en toda la casa, tales como sensores de movimiento, de contacto con las puertas, de presión y detectores de consumo de energía. La red bayesiana, cuyos valores de las variables son la información obtenida del sistema de detección de caídas y del reconocimiento de contexto, se usa para evaluar el riesgo de sufrir una caída dado el contexto de la actividad que realiza el adulto mayor.

Las redes bayesianas también han sido propuestas como herramientas para el reconocimiento de actividades como en [Yongmian13]. Específicamente, se propuso una red bayesiana de intervalo temporal, la cual es un novedoso modelo gráfico que combina las redes bayesianas con el álgebra de intervalos. La premisa de esta técnica radica en que las actividades son un conjunto de acciones o eventos que se realizan de forma paralela o secuencial en un lapso de tiempo. Para el reconocimiento, la red bayesiana usa imágenes en video para determinar la actividad que se está realizando.

La inferencia bayesiana, junto con las cadenas ocultas de Markov, es otro enfoque propuesto en [Francisco14] para el reconocimiento de actividades. En este trabajo se usan sensores para detectar movimiento, interruptores para determinar si las puertas o los armarios están abiertos o cerrados, con lo que se pueden inferir actividades como bañarse, salir, dormir, cenar, desayunar. Por otro lado, la estadística bayesiana es empleada en [Paula14] para determinar los patrones de comportamiento anómalo del adulto mayor o de la persona con discapacidad, donde también se emplea una red de sensores dentro del hogar para monitorear sus actividades, y se toman en consideración tres probabilidades: 1) la probabilidad de que el sensor se active en un momento específico; 2) la probabilidad de la secuencia actual

de activación de sensores; y 3) la probabilidad de duración del evento.

PIANI, similar a los trabajos citados [Yongmian13, Francisco14, Paula14], trabaja con actividades, sin embargo, la definición de "actividad" se debe ajustar a los requerimientos de PIANI. En el apéndice A se muestra la tabla comparativa entre las propuestas existentes y PIANI Probabilístico. En la siguiente sección se definie y caracteriza el concepto de "actividad" que se utiliza en PIANI.

2.2. Definición de actividad

Se propone caracterizar las actividades utilizando los siguientes parámetros:

- Ubicación geográfica (U). Está conformado por las coordenadas satelitales del lugar en donde el usuario realiza una actividad, más un radio con el que se establece el tamaño de dicho lugar.
- Fecha (F). Es el día de la semana en el que se realiza la actividad.
- Hora (H). Es la hora del día en la que se realiza la actividad.
- Duración (D). Es el tiempo que le toma al usuario realizar una actividad. El inicio de la actividad se establece cuando el usuario llega a un punto de interés. El fin de la actividad se establece cuando el usuario se retira de dicho punto. Así pues, la duración se obtiene restando la hora de fin menos la hora de inicio de la actividad.

Con base en los parámetros anteriores, para este trabajo, se define una actividad como la acción que realiza una persona en un punto de interés dado por su ubicación geográfica (U), en un día de la semana (F), a una hora (H) y con una duración (D).

Así, sólo se requiere que el adulto mayor posea un teléfono inteligente, el cual contendrá su información personal (repondiendo la pregunta ¿quién es?), y mediante el sensor GPS del dispositivo se obtendrá la ubicación actual (¿dónde está?) y, a la vez, la fecha y la hora (¿cuándo es?). Como ya se ha mencionado, esta información caracteriza a nuestra definición de actividad, así pues PIANI determina la actividad que se está realizando (contestando la pregunta ¿qué hace?). Al responder estas preguntas, según lo explicado en la sección 1.2 del capítulo 1, PIANI cumple los requisitos para ser un sistema consciente del contexto.

Conocer la posición geográfica del adulto mayor nos permite inferir el punto de interés donde se realiza la actividad. Por ejemplo, en la figura 2.2 se observa el mapa de la zona donde vive un persona de la tercera edad. En las cercanías de su casa (ésta se localiza en el punto F) se encuentra una centro comercial (A), un parque (B), una tienda (C), un restaurante (D)

y un museo (E); estos lugares, que suelen ser visitados por el adulto mayor, se consideran como puntos de interés. El radio hará que el punto de interés sea un área y no sólo unas coordenadas de latitud y longitud. Se considera que el adulto está en un punto de interés mientras se encuentre dentro del área que genera sus coordenadas más su radio.

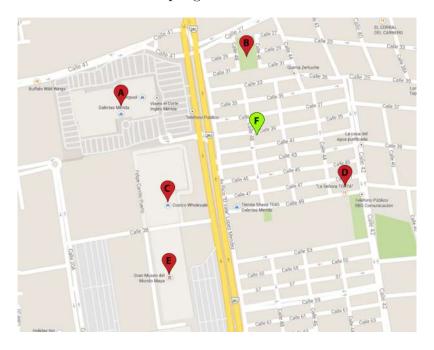


Figura 2.2: Ejemplo de la comunidad de un adulto mayor

Debido a que las actividades rutinarias que realiza el adulto mayor pueden variar dependiendo del día de la semana, se requiere de la fecha para establecer cuán segura o riesgoza es una actividad. Por ejemplo, supongamos que un adulto mayor sólo va los sábados al parque, entonces, estar en ese mismo parque un martes representa una conducta anormal del usuario.

La hora del día, en la que el adulto mayor realiza sus actividades, es otro factor de importancia para inferir el riesgo en el que se encuentra, debido a que determinados lugares son más propensos a ser visitados en cierto horario. Por ejemplo, para un adulto mayor puede ser normal que frecuente el parque entre las 9 y 11 de la mañana o de las 5 a 7 de la tarde, por lo que estar en dicho parque a las 10 de la mañana no representa ningún peligro, pero estar ahí a las 9 de la noche implica una actividad anormal y un posible riesgo.

El tercer parámetro que permite determinar el nivel de riesgo de la actividad es el tiempo en el que el usuario se encuentra en el mismo sitio. El tiempo de estancia en un sitio dado permite inferir la duración de la actividad. De la misma manera que realizar una actividad en determinados sitios es seguro a determinadas horas, de igual forma el adulto mayor tiene un lapso de tiempo para estar en cada sitio. Por ejemplo, ir a comprar a la tienda dura 1

hora, e ir al parque dura hasta 2 horas. Y si el adulto mayor está en la tienda 2 horas o 5 en el parque entonces existe una alta probabilidad de que algo le haya pasado y de que requiera ayuda.

2.3. Modelo Probabilístico

En este trabajo de tesis, se propone que PIANI calcule el riesgo de una actividad. No obstante, para calcular el riesgo de una actividad A es necesario conocer la probabilidad con la que un usuario realiza determinada actividad, considerando sus parámetros de ubicación U, de día de la semana F, de duración D y de hora H.

Así pues, para cada día de la semana y para cada actividad se registra lo siguiente:

- Sea l el evento de llegar al punto U.
- Sea h el evento de llegar al punto U a la hora H.
- Sea d el evento de permanecer m minutos en el punto U.
- ullet Sea f la restricción de realizar la actividad el día F de la semana.

Los eventos l, h y d, se consideran no independientes, ya que, en la realidad, existe una fuerte relación entre ellos. La fecha (F) se emplea como restricción, y no como evento, debido a las diferencias en las rutinas que los adultos mayores realizan según el día de la semana, esto es, las actividades que realiza el lunes serán diferentes a las que realice un miércoles o un sábado. En consecuencia, restringir con respecto al día de la semana permite hacer un análisis más preciso de las probabilidades de los eventos pues se elimina la divergencia entre las rutinas realizadas en días específicos.

Ahora bien, la probabilidad de que ocurran los tres eventos (l, h y d), se obtiene al calcular la triple intersección de dichos eventos, con la restricción del día de la semana. Así, para calcular la probabilidad de la actividad A es necesario calcular la $P(l \cap h \cap d)$, que por la regla del producto es:

$$P(A) = P(l \cap h \cap d) = P(l) * P(h|l) * P(d|l \cap h)$$
(2.8)

La probabilidad de que ocurra el evento l, es decir, la probabilidad de estar en el punto de interés U, se obtiene dividiendo el número de veces que ha ocurrido l en los días F, entre el número total de actividades realizadas los días F.

La probabilidad de que ocurra el evento h, es decir, la probabilidad de llegar a la hora H dado que se llegó al punto de interés U, se obtiene dividiendo el número de veces que ha

ocurrido el evento h y el evento l en los días F, entre el número de veces que ha ocurrido el evento l en los días F. Entonces, la probabilidad de que ocurra el evento h se obtiene por la definición de probabilidad condicional, donde:

$$P(h|l) = \frac{P(h \cap l)}{P(l)} \tag{2.9}$$

La probabilidad de que ocurra el evento d dado que han ocurrido los eventos l y h, es decir, la probabilidad de que la actividad A dure m minutos dado que se llegó al punto de interés U a la hora H, se obtiene dividiendo el número de veces que han ocurrido los eventos h, l y d en los días F, entre el número de veces que han ocurrido los eventos l y h en los días F. Este cálculo se obtiene por la definición de probabilidad condicional, donde:

$$P(d|l \cap h) = \frac{P(d \cap l \cap h)}{P(l \cap h)}$$
(2.10)

Un ejemplo de los eventos que componen una actividad y de las probabilidades deseadas es el siguiente: sea la actividad Bob camina en el parque verde, en lunes a partir de 6:00 PM hasta las 7:00 PM, y se desea conocer ¿Cuál es la probabilidad de que Bob llegue al parque verde a las 6:00 PM y permanezca ahí 60 minutos el día lunes? Entonces, los eventos que componen esta actividad son:

- El evento l es Bob está en el parque verde.
- El evento h es Bob llega al parque verde a las 6:00 PM.
- El evento d es Bob permanece en el parque verde 60 minutos.
- La restricción de la fecha f es lunes.

Mientras que la probabildad buscada queda de la siguiente forma:

$$P(A) = P(parqueVerde \cap 6pm \cap 60minutos)$$
 (2.11)

A su vez, la ecuación 2.11 se puede desglozar quedando en la forma:

$$P(A) = P(parqueVerde) * P(6pm|parqueVerde) * P(60minutos|parqueVerde \cap 6pm)$$
 (2.12)

Es decir, la probabilidad de que Bob llegue al parque verde a las 6:00 PM y permanezca ahí 60 minutos el día lunes es igual a la probabilidad de que Bob esté en el parque verde, por

la probabilidad de que llegue a la 6:00 PM dado que llegó al parque verde, por la probabilidad de que permanezca 60 minutos dado que llegó al parque verde a las 6:00 PM.

Durante el cálculo las probabilidades P(h|l) y $P(d|l \cap h)$ se encontró que, por ejemplo, la probabilidad de llegar a las 6:00 PM es diferente a la probabilidad de llegar a las 6:05 PM; y que la actividad dure 60 minutos es diferente a que dure sólo 55. Esto representa un problema para el modelo ya que, en la realidad, es difícil que alguna persona sea estrictamente puntual en la hora de inicio y en la duración de una actividad. Por ejemplo, la actividad Bob camina por el parque verde de 6:00 PM a 7:00 PM en lunes, podría realizarce pero no con exactitud de horario. Supongamos que se registran datos de 4 lunes:

- El primer lunes Bob llegó a las 5:55 PM y se quitó a las 7:10 PM.
- El segundo lunes llegó a las 6:00 PM y se quitó a las 6:55 PM.
- El tercer lunes llegó a las 5:50 PM y se quitó a las 7:00 PM.
- El cuarto lunes llegó a las 6:05 PM y se quitó a las 6:50 PM.

La probabilidad de que Bob esté en el parque verde exactamente a las 6:00 PM y permanezca ahí exactamente 60 minutos en un lunes es 0, lo que implica un riego alto, pero ese riesgo resulta ser un falso positivo.

Para solventar este problema, se propone que PIANI calcule para la hora y a la duración, un intervalo de tiempo para hacerlas más flexibles. Este intervalo de tiempo se obtiene utilizando la desviación estándar, en minutos, tanto de la hora en que comienza una actividad como de la duración de la misma.

Para el ejemplo anterior de Bob, la desviación estándar de la hora es de aproximadamente 6 minutos y la desviación estándar de la duración es de aproximadamente 10 minutos. Por lo tanto, en lugar de calcular la probabilidad de que Bob esté en el parque verde exactamente a las 6:00 PM y permanezca ahí exactamente 60 minutos en un lunes, se calcula la probabilidad de que Bob esté en el parque verde entre las 5:54 PM y las 6:06 PM y permanezca ahí entre 50 y 70 minutos en un lunes.

2.3.1. Planteamiento Bayesiano

Como se mencionó, el modelo probabilístico propuesto en este trabajo considera 4 variables aleatorias: ubicación U, día de la semana F, duración D y hora H, y para la obtención de la probabilidad deseada (la probabilidad de realizar la actividad A) se requiere calcular una serie de probabilidades condicionales $(P(h|l) \text{ y } P(d|h \cap l))$. Además, con base en la definición

de actividad, existe una relación causa-efecto entre la variable A y las variables U, F, D y H, ya que la variable A depende directamente de los valores de U, F, D y H.

El uso de una red bayesiana es recomendable en este caso, donde se trabajan probabilidades condicionales y las variables aleatorias tienen una relación causa-efecto, debido a que optimiza los cálculos de las probabilidades; el modelado del problema y la solución se facilitan; la representación de las relaciones de causa-efecto y las relaciones de dependencia e independencia se compactan y se hacen más intuitivas; y mantiene una administración matemática y coherente de la incertidumbre [Uffe08, Russell10].

Además, la naturaleza del problema planteado en este trabajo satisface los principales requerimientos para el uso de redes bayesianas [Uffe08]:

- Las variables y eventos (es decir, los posibles valores de las variables) del dominio del problema están bien definidos.
- Existe conocimiento disponible acerca de las relaciones entre las variables y las probabilidades condicionales.
- Existe incertidumbre en almenos una de las relaciones entre las variables.
- El problema contiene un elemento al cual se desea maximizar su probabilidad durante la toma de desiciones.

PIANI calcula la probabilidad de que un adulto mayor esté realizando determinada actividad, así pues, se proponen 5 nodos en la red bayesiana, los cuales son: Place para la variable aleatoria U; Hour para la variable aleatoria H; Duration para la variable aleatoria D; Weekday para la variable aleatoria F y $Normal\ Behavior$. $Normal\ Behavior$ es la variable aleatoria que le indica a PIANI si la actividad que realiza el adulto mayor es habitual o es riesgosa, asumiendo que una actividad común o rutinaria corresponde a un comportamiento de bajo riesgo.

Con base en la información anterior, se propone un diseño de la topología para la red bayesiana de PIANI en donde las variables *Place*, *Hour*, *Duration* y *Weekday* son padres del nodo *Normal Behavior* (ver figura 2.3). La estructura de esta topología está basada en la definición de PIANI de una actividad presentada en la sección 2.2, esto es, existe una relación directa entre la variable aleatoria *Normal Behavior* y las variables *Place*, *Hour*, *Duration* y *Weekday*.

Con la topología definida, en la siguiente sección se explica el diseño de PIANI Probabilístico.

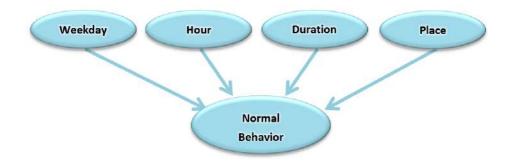


Figura 2.3: Topología de la red bayesiana de PIANI Probabilístico

2.4. Diseño de PIANI Probabilístico

2.4.1. Arquitectura de PIANI Probabilístico

La arquitectura de PIANI Probabilístico está conformada por dos componentes, ver figura 2.4. El componente *Client* ubica al usuario mediante GPS, almacena puntos de interés y actividades, determina cuándo se inicia o se finaliza una actividad, y realiza la acción requerida según la información enviada y recibida del servidor. El componente *Server* guarda una copia de los puntos de interés y de las actividades registradas, además es el encargado de calcular la probabilidad de realizar una actividad usando la red bayesiana y de procesar la información para determinar el nivel de riesgo, por último, aplica una serie de políticas no intrusivas para determinar la acción de asistencia a realizar por la plataforma.

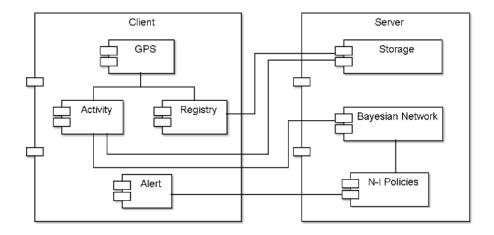


Figura 2.4: Arquitectura de PIANI Probabilístico

A continuación se describen con mayor detalle los dos componentes de la arquitectura de PIANI Probabilístico.

Cliente

El componente *Client* cuenta con 4 módulos: *GPS*, *Registry*, *Activity*, y *Alert*. El diagrama de clases correspondiente se observa en el apéndice B.

El módulo *GPS* obtiene la información satelital. Estos datos son la latitud y longitud de la ubicación actual del adulto mayor; así como la hora y la fecha actual, usados para conocer el momento exacto en el que se obtuvo la información.

La función del módulo *Activity* es asignar valores a los atributos que caracterizan una actividad: lugar, día de la semana, hora y duración. Este módulo determina si se está iniciando una actividad, se está finalizando, o si la actividad continúa en progreso.

La función del módulo Registry es almacenar en el dispositivo móvil 4 tipos de información:

- 1. La información propia del usuario, como nombre y número telefónico;
- 2. La información de su cuidador, es decir, la persona a la cual se le notificará en caso de emergencia, con su nombre y número telefónico;
- 3. La información de los puntos de interés, es decir, aquellos lugares en donde realiza sus actividades, cuya información a proporcionar es el nombre del lugar, un radio elegible entre chico (7mts), mediano (20mts) y grande (50mts) y la posición geográfica (latitud y longitud proporcionadas por el módulo *GPS*) de la ubicación actual;
- 4. La información de sus actividades tales como el nombre de la actividad, hora de inicio y de fin, los días de la semana en el que las realiza y el lapso del día (día o noche) en que se suele realizar la actividad.

El módulo *Alert* está en espera de las respuestas que el módulo *Non-Intrusive Policies* le envíe. Con base en el nivel de riesgo indicado por el servidor, *Alert* lleva a cabo la acción pertinente entre las que están:

- Si la actividad tiene riesgo bajo, notificar al adulto mediante un popUp (mensaje emergente).
- Si la actividad tiene riesgo medio, alertar al adulto mayor con el popUp y una alarma sonora.
- Si la actividad es altamente riesgosa, alertar al usuario y al cuidador.

Servidor

El componente Server cuenta con 3 módulos: Storage, Bayesian Network y Non-Intrusive Policies. El diagrama de clases correspondiente se observa en apéndice C.

El módulo *Storage* guarda en la base de datos del servidor el histórico de las actividades realizadas por el adulto mayor, y la información de los puntos de interés proporcionados por el módulo *Registry*.

La probabilidad de que la actividad actual sea llevada a cabo es calculada por el módulo *Bayesian Network*. Además, este módulo se encarga de generar las tablas de probabilidad que usará la red bayesiana para realizar los cálculos. Recuerde que, para PIANI Probabilístico, la variable que se desea evaluar siempre es *Normal Behavior*.

Una vez que se tiene la probabilidad de que el usuario realice la actividad actual, es decir, que la actividad del adulto mayor sea la que habitualmente realiza, el módulo *Non-Intrusive Policies* determinará el nivel de riesgo. Para esto, en esta tesis se proponen 4 rangos de probabilidad con los cuales se delimitan los niveles de riesgo y sus respectivas políticas de acción no intrusivas, como se muestran en la tabla 2.1.

Rango de probabilidad	Nivel de riesgo	Acción
del 51 % al 100 %	Riesgo nulo	Ninguna
del 31 % al 50 %	Riesgo bajo	Notificar a usuario con popUp
del 11 % al 30 %	Riesgo medio	Alertar a usuario con popUp
		y alarma sonora
del 0 % al 10 %	Riesgo alto	Alertar a usuario con popUp y alarma sonora, y llamar a cuidador

Tabla 2.1: Políticas no intrusivas.

2.4.2. Flujo de acciones de PIANI Probabilístico

El trabajo que realiza PIANI Probabilístico se divide en cuatro prosesos:

- 1. Detectar actividad.
- 2. Cálculo de probabilidad.
- 3. Determinar riesgo

4. Seleccionar y ejecutar acciones.

El diagrama de actividad de estos procesos se muestra en el apéndice D y se detallan a continuación.

Detectar actividad

PIANI Probabilístico requiere almacenar los lugares donde el adulto mayor realiza sus actividades, para esto, el adulto mayor predefine estos lugares a través de la aplicación móvil de PIANI Probabilístico. Una vez que los sitios están guardados, la aplicación solicita información a los satélites GPS disponibles en ese momento.

Con la latitud y la longitud de la ubicación actual del adulto mayor, la aplicación busca entre los sitios almacenados previamente para determinar cuál de éstos es el más cercano a la ubicación actual. Posteriormente, se evalúa si el adulto mayor se encuentra dentro del radio del punto de interés más cercano.

Una actividad puede estar en uno de cuatro estados posibles: iniciada, en proceso, finalizada o sin realizar. Estos estados dependen del estado anterior en el que se encontraba la actividad y de que el adulto mayor se encuentre, o no, dentro del radio del punto de interés. Esto se puede apreciar en la figura 2.5.

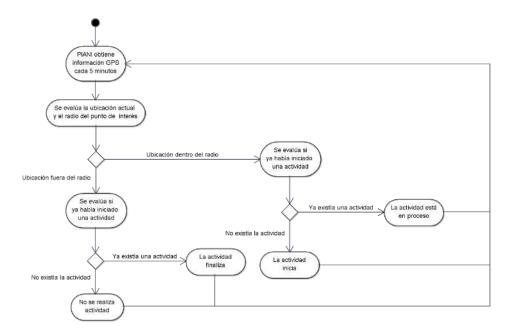


Figura 2.5: Estados posibles de una actividad

Por un lado, si el adulto mayor se encuentra dentro del radio, PIANI Probabilístico tiene que diferenciar dos opciones: si no había una actividad previa significa que está iniciando una actividad y, por lo tanto, se asigna la fecha, hora, día, duración, punto de origen y punto de destino; en cambio, si ya se estaba realizando una actividad y el usuario permanece dentro del radio del punto de interés, significa que la actividad está en proceso, por lo que únicamente se actualizará la variable duración de los parámetros de la actividad. En ambos casos la información es enviada al servidor. Si la actividad inicia, la información únicamente se guarda en la base de datos, es decir, se da de alta el registro de esta nueva actividad. Si la actividad está en proceso, la información de la duración se actualiza en la base de datos y se procede a calcular la probabilidad de la actividad. De manera similar, si el adulto mayor se encuentra fuera del radio de un punto de interés PIANI Probabilístico también tendrá que evaluar si previamente existía una actividad, si la actividad existía significa que la actividad recién está finalizando, la información de la duración se actualiza y se calcula la probabilidad como en el caso anterior; por otro lado, si la actividad no existía se interpreta como que el adulto mayor aún no ha iniciado ninguna actividad, por lo que el sistema queda en espera a una nueva lectura GPS.

Si la actividad detectada está en proceso o está finalizando, PIANI calcula la probabilidad de que esa actividad sea habitual. Este cálculo se explica en la siguiente sección.

Cálculo de probabilidad de la variable Normal Behavior

El servidor de PIANI Probabilístico provee los valores de las variables *Place*, *Hour*, *Weekday* y *Duration* a la red bayesiana y le pregunta, a la misma, por la variable *Normal Behavior*, es decir, la red bayesiana calcula la probabilidad:

$$P(NormalBehavior = TRUE|Weekday \cap Hour \cap Duration \cap Place) \tag{2.13}$$

El resultado obtenido por la red bayesiana, como se mencionó en los axiomas de probabilidad en la sección 2.1, es un valor entre 0 y 1 el cual nos indica qué tan habitual es la conducta actual. Siendo el valor de 0 una conducta fuera de lo común para ese adulto mayor; y el valor 1 una conducta completamente rutinaria y/o habitual.

Determinar riesgo de la actividad

Como se mencionó en las políticas no intrusivas, los niveles de riesgo están predefinidos según la probabilidad obtenida en el proceso anterior, ver tabla 2.2.

Rango de probabilidad	Nivel de riesgo
del 51 % al 100 %	Riesgo nulo
del 31 % al 50 %	Riesgo bajo
del 11 % al 30 %	Riesgo medio
del 0 % al 10 %	Riesgo alto

Tabla 2.2: Niveles de riesgo definidos por la probabilidad.

El componente servidor de PIANI Probabilístico determina el nivel de riesgo de la actividad realizada con base en el intervalo al que pertenece la probabilidad calculada.

Seleccionar y ejecutar acciones no intrusivas

Similar al proceso de determinar el riesgo de la actividad, las políticas no intrusivas establecen las acciones a realizar según el nivel de riesgo de la actividad, ver tabla 2.3.

Nivel de riesgo	Lanzar popUp	Sonar alarma	Llamar a contacto
Riesgo nulo	no	no	no
Riesgo bajo	si	no	no
Riesgo medio	si	si	no
Riesgo alto	si	si	si

Tabla 2.3: Acciones a realizar según el nivel de riesgo.

Con el nivel de riesgo, el servidor de PIANI Probabilístico selecciona las acciones a realizar y se las envía al teléfono inteligente del adulto mayor. Una vez las reciba, el teléfono inteligente se encargará de ejecutar las acciones.

2.5. Pruebas y resultados

En esta sección se muestran las pruebas que se realizaron a PIANI Probabilístico junto con sus resultados.

Para la obtención de datos, se le instaló la aplicación móvil de PIANI a 3 usuarios, las características de sus dispositivos se presentan en la tabla 2.4. A lo largo de un mes, cada

usuario dio de alta lugares y dejó en ejecución la aplicación para que ésta almacenara los registros de las actividades que se realizaban. Esta etapa de pruebas evalúa el funcionamiento de PIANI Probabilístico por lo que los usuarios no son adultos mayores sino personas que no tienen problemas con el uso del teléfono inteligente ni con el uso de la aplicación. Así mismo, los casos de prueba fueron realizados en laboratorio, es decir, no fueron realizados por los usuarios.

Usuario	Modelo	Versión Android	RAM	Sensor de posicionamiento
Usuario 1	Huawey Ascend G7	4.4	2 GB	GPS/A-GPS/Glonass
Usuario 2	LG G3 BEAT	5.0.2	1 GB	GPS/A-GPS/Glonass
Usuario 3	Alcatel One Touch Pop C7	4.2	1 GB	GPS/A-GPS

Tabla 2.4: Especificaciones de los dispositivos empleados por los usuarios.

Después del mes de uso, se implementó la red bayesiana empleando el lenguaje de programación Java y la librería Netica-J [Norsys15], la versión para Java de la API de Netica desarrollado por Norsys Software Corp. Esta librería, en su versión gratuita, proporciona las funcionalidades indispensable para los requisitos de nuestra plataforma, entre las que están:

- 1. Definir las 5 variables propuestas para la red bayesiana.
- 2. Especificar las relaciones entre las variables, es decir, crear la topología.
- 3. Calcular la probabilidad de la variable Normal Behavior.

2.5.1. Discretización de variables

Como ya se ha mencionado, una red bayesiana requiere de variables y estados bien definidos. Para este trabajo se propone la discretización de los estados de las variables *Weekday*, *Hour, Duration* y *Place* de la siguiente forma:

- La variable Weekday tiene 7 estados: lunes, martes, miércoles, jueves, viernes, sábado y domingo.
- La variable Hour tiene 17 estados: 00:01-07:00, 07:01-08:00, 08:01-09:00, 09:01-10:00, 10:01-11:00 11:01-12:00, 12:01-13:00, 13:01-14:00, 14:01-15:00, 15:01-16:00, 16:01-17:00, 17:01-18:00, 18:01-19:00, 19:01-20:00, 20:01-21:00, 21:01-22:00, 22:01-24:00.

- La variable *Duration* tiene 3 estados: menos de 30 minutos, entre 30 y 60 minutos, más de 60 minutos.
- La variable Place tiene n estados, donde n es el número de lugares que el usuario haya registrado en la plataforma.

Las variables *Hour y Duration* son intervalos de tiempo, esto permite simplificar la red bayesiana y eliminar la necesidad de calcular la desviación estándar como se había sugerido en la sección 2.3, debido a que el intervalo de tiempo proporciona el rango de trabajo necesario para hacer el cálculo de probabilidad. Por otro lado, los estados de la variable *Place* dependerán de cada uno de los usuarios, es decir, un usuario puede tener 11 lugares mientras que otro usuario tiene 20. Así pues, para cada usuario se calcularán las tablas de probabilidad que usará la red bayesiana.

2.5.2. Diseño de experimentos

Las redes bayesianas (una por usuario) fueron implementadas y probadas. Las tablas de probabilidad de las redes bayesianas fueron calculadas usando la información recolectada por tres usuarios, quienes usaron PIANI por un mes. En esta sección se presentan seis casos que ilustran la efectividad del método bayesiano. Se proporcionan dos casos por cada uno de los usuarios.

Para todos los experimentos se le pregunta a la red bayesiana el valor de:

$$P(NormalBehavior = TRUE|Weekday \cap Hour \cap Duration \cap Place)$$
 (2.14)

Usuario 1 - Caso 1

El motivo de este priemer caso es evaluar cómo se comporta la red bayesiana cuando el usuario se encuentra en una ubicación que no es la habitual.

La información del usuario 1 indica que habitualmente acude al lugar "Place_3" los días Lunes a las 11:00 AM y permanece ahí más de una hora. En este caso se evalua el comportamiento de la red bayesiana cambiando la variable *Place* mientras que se mantienen constantes las variables *Hour*, *Day* y *Duration*. Dado que este usuario tiene 3 lugares registrados, las actividades a analizar son las siguientes:

1. Actividad_U1CE1.1: Estar en el lugar "Place_1", el día Lunes, a las 11:00 AM y permanecer más de una hora.

- 2. Actividad_U1CE1.2: Estar en el lugar "Place_2", el día Lunes, a las 11:00 AM y permanecer más de una hora.
- 3. Actividad_U1CE1.3: Estar en el lugar "Place_3", el día Lunes, a las 11:00 AM y permanecer más de una hora.

Donde la Actividad_U1CE1.3 es la que se realiza normalmente según la información del usuario. Los resultados se observan en la tabla 2.5.

	Prob.	Prob.	Prob.
	U1CE1.1	U1CE1.2	U1CE1.3
Normal Behavior	0	0	0.5

Tabla 2.5: Probabilidades resultantes del Caso 1 del Usuario 1 de la variable *Normal Behavior*.

La red determinó que estar en el lugar "Place_1" o "Place_2" tiene una probabilidad de 0, lo que implica un riesgo alto y por lo tanto se alerta al usuario y al cuidador. En cambio, estar en "Place_3" la probabilidad es de 0.5, y el riesgo no existe.

Usuario 1 - Caso 2

El motivo de este caso de prueba es evaluar cómo se comporta la red bayesiana cuando el usuario permanece en una ubicación durante diferentes lapsos de tiempo.

En este segundo caso se procedió a cambiar el valor de la variable *Duration* mientras que se mantuvieron constantes los valores de las variables *Hour*, *Place* y *Day* de la actividad: estar en "Place_3" el día lunes, llegando ahí a las 11:00 AM y permaneciendo más de una hora. Es decir, se utilizó la red bayesiana para calcular la probabilidad de:

- 1. Actividad_U1CE2.1: Estar en el lugar "Place_3", el día Lunes, a las 11:00 AM y permanecer menos de 30 minutos.
- 2. Actividad_U1CE2.2: Estar en el lugar "Place_3", el día Lunes, a las 11:00 AM y permanecer entre 30 minutos y una hora.
- 3. Actividad_U1CE2.3: Estar en el lugar "Place_3", el día Lunes, a las 11:00 AM y permanecer más de una hora.

Donde la Actividad_U1CE2.3 es la que se realiza normalmente según la información del usuario. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 2.6.

	Prob.	Prob.	Prob.
	U1CE2.1	U1CE2.2	U1CE2.3
Normal Behavior	0.25	0	0.5

Tabla 2.6: Probabilidades resultantes del Caso 2 del Usuario 1 de la variable *Normal Behavior*.

La red determinó que realizar la actividad con una duración menor a 30 minutos tiene una probabilidad de 0.25, considerándose riesgo medio; realizar la actividad con una duración entre 30 y 60 minutos tiene probabilidad de 0, lo que implica un riesgo alto. Por último, permanecer más de 60 minutos en "Place_3" el día lunes a las 11:00 AM no tiene resgo, ya que se calculó una probabilidad de 0.5.

Usuario 2 - Caso 1

Este experimento permite evaluar el comportamiento de la red cuando se modifica el día en el que el usuario normalmente realiza una actividad.

Se utilizó la información del usuario 2 para la actividad específica de: estar en el lugar "Place_6", el día Miéroles, llegando ahí a las 7:00 AM y permaneciendo más de una hora. En este primer caso, con este nuevo usuario, se procedió a cambiar el valor de la variable *Day* mientras que se mantuvieron constantes las variables *Hour*, *Duration* y *Place*. Es decir, se utilizó la red bayesiana para calcular la probabilidad de:

- 1. Actividad_U2CE1.1: Estar en el lugar "Place_6", el día Lunes, a las 7:00 AM y permanecer más de una hora.
- 2. Actividad_U2CE1.2: Estar en el lugar "Place_6", el día Martes, a las 7:00 AM y permanecer más de una hora.
- 3. Actividad_U2CE1.3: Estar en el lugar "Place_6", el día Miércoles, a las 7:00 AM y permanecer más de una hora.
- 4. Actividad_U2CE1.4: Estar en el lugar "Place_6", el día Jueves, a las 7:00 AM y permanecer más de una hora.

- 5. Actividad_U2CE1.5: Estar en el lugar "Place_6", el día Viernes, a las 7:00 AM y permanecer más de una hora.
- 6. Actividad_U2CE1.6: Estar en el lugar "Place_6", el día Sábado, a las 7:00 AM y permanecer más de una hora.
- 7. Actividad_U2CE1.7: Estar en el lugar "Place_6", el día Domingo, a las 7:00 AM y permanecer más de una hora.

Donde la Actividad_U2CE1.3 es la que se realiza normalmente según la información del usuario. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 2.7.

	Prob.						
	U2CE1.1	U2CE1.2	U2CE1.3	U2CE1.4	U2CE1.5	U2CE1.6	U2CE1.7
Normal Behavior	0.2	0	0.6667	0	0.1428	0	0

Tabla 2.7: Probabilidades resultantes del Caso 1 del Usuario 2 de la variable *Normal Behavior*.

Según lo calculado por la red bayesiana, realizar la actividad el martes, jueves, sábado y domingo implica un comportamiento anormal, ya que la probabilidad es de 0. Realizar la actividad el lunes o el viernes se infiere un riesgo medio, pues se obtuvieron probabilidades de 0.2 y 0.1428, respectivamente. Por otro lado, realizar la actividad un miércoles, como es lo habitual, no tiene riesgo, ya que se calculó una probabilidad de 0.66.

Usuario 2 - Caso 2

Este caso permite evaluar el comportamiento de la red cuando una actividad es realizada a una hora de inicio distinta a lo habitual.

Se utilizó la información almacenada del usuario 2 (la cual indica que suele estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, llegando ahí a la 2:00 PM y permaneciendo más de una hora) para estudiar el comportamiento de la red al modificar la variable *Hour* mientras que se mantuvieron constantes las variables *Place*, *Day* y *Duration*. Se evalúa el rango de tiempo entre la 1:00 PM y las 6:00 PM, por lo que las actividades a analizar son:

1. Actividad_U2CE2.1: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 1:00 PM y permanecer más de una hora.

- 2. Actividad_U2CE2.2: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 2:00 PM y permanecer más de una hora.
- 3. Actividad_U2CE2.3: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 3:00 PM y permanecer más de una hora.
- 4. Actividad_U2CE2.4: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 4:00 PM y permanecer más de una hora.
- 5. Actividad_U2CE2.5: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 5:00 PM y permanecer más de una hora.
- 6. Actividad_U2CE2.6: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 6:00 PM y permanecer más de una hora.

Donde la Actividad_U2CE2.2 es la que se realiza normalmente según la información del usuario. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 2.8.

	Prob.	Prob.	Prob.	Prob.	Prob.	Prob.
	U2CE2.1	U2CE2.2	U2CE2.3	U2CE2.4	U2CE2.5	U2CE2.6
Normal Behavior	0	0.4	0.2	0	0	0.2

Tabla 2.8: Probabilidades resultantes del Caso 2 del Usuario 2 de la variable *Normal Behavior*.

Según lo calculado por la red bayesiana, la probabilidad de realizar la actividad iniciando a la 1:00, 4:00 y 5:00 PM es de 0, por lo que se alertaría al usuario y al cuidador por ser inferido un riesgo alto. La actividad iniciando a las 3:00 y a las 6:00 tienen riesgo medio con probabilidad de 0.2. La actividad iniciando a las 2:00 PM, aunque es la habitual, se considera con riesgo bajo pues se calculó una probabilidad de 0.4, por lo que el propio usuario es notificado.

Usuario 3 - Caso 1

Este caso permite evaluar el comportamiento de la red bayesiana cuando el usuario está en un lugar que no es el habitual para esa actividad.

Se utilizó la información del usuario para la actividad específica de: estar en el lugar "Place_8", el día Sábado, llegando ahí a las 9:00 AM y permaneciendo menos de 30 minutos.

En este caso de prueba se varió la variable *Place* mientras que se mantuvieron constantes las variables *Hour*, *Duration* y *Day*. El usuario 3 sólo registró dos lugares, entonces las actividades a analizar son:

- 1. Actividad_U3CE1.1: Estar en el lugar "Place_7", el día Sábado, a las 9:00 AM y permanecer menos de 30 minutos.
- 2. Actividad_U3CE1.2: Estar en el lugar "Place_8", el día Sábado, a las 9:00 AM y permanecer menos de 30 minutos.

Donde la Actividad_U3CE1.2 es la que se realiza normalmente según la información del usuario. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 2.9.

	Prob. U3CE1.1	Prob. U3CE1.2
Normal Behavior	0.1669	0.1669

Tabla 2.9: Probabilidades resultantes del Caso 1 del Usuario 3 de la variable *Normal Behavior*.

A diferencia del caso 1 del usuario 1, en este experimento se obtuvo la misma probabilidad en ambos lugares, es decir, la red bayesiana no pudo hacer una distinción entre las actividades dada la variable *Place*.

Usuario 3 - Caso 2

Este caso permite evaluar el comportamiento de la red bayesiana cuando una actividad es realizada a una hora de inicio distinta a la habitual.

Se utilizó la información almacenada del usuario donde indica que suele estar en el lugar "Place_8", el día Lunes, llegando ahí a la 9:00 AM y permaneciendo más de una hora para estudiar el comportamiento de la red al modificar la variable *Hour* mientras que se mantuvieron constantes las variables *Place*, *Day* y *Duration*. Se evalúa el rango de tiempo entre la 9:00 AM y las 2:00 PM, por lo que las actividades a analizar son:

1. Actividad_U3CE2.1: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 9:00 AM y permanecer más de una hora.

- 2. Actividad_U3CE2.2: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 10:00 AM y permanecer más de una hora.
- 3. Actividad_U3CE2.3: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 11:00 AM y permanecer más de una hora.
- 4. Actividad_U3CE2.4: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 12:00 PM y permanecer más de una hora.
- 5. Actividad_U3CE2.5: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 1:00 PM y permanecer más de una hora.
- 6. Actividad_U3CE2.6: Estar en el lugar "Place_4", el día Lunes, a las 2:00 PM y permanecer más de una hora.

Donde la Actividad_U3CE2.1 es la que se realiza normalmente según la información del usuario. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 2.10.

	Prob.	Prob.	Prob.	Prob.	Prob.	Prob.
	U3CE2.1	U3CE2.2	U3CE2.3	U3CE2.4	U3CE2.5	U3CE2.6
Normal Behavior	0.2222	0.4	0.1111	0.2222	0.6667	0.3334

Tabla 2.10: Probabilidades resultantes del Caso 2 del Usuario 3 de la variable *Normal Behavior*.

Como se puede observar en la tabla de resultados, la red bayesiana obtuvo probabilidades que no concuerdan con la información del usuario 3. En este caso, PIANI Probabilístico considera con riesgo medio la Actividad_U3CE2.1, la cual es la actividad habitual según el histórico del usuario 3, en cambio, se considera con riesgo bajo a la Actividad_U3CE2.2 y sin riesgo a la Actividad_U3CE2.5, las cuales son anómalas, ya que el usuario 3 nunca realizó estas dos actividades durante el mes de experimentación.

2.6. Análisis de resultados y conclusión

En este capítulo se propone un enfoque probabilístico para la toma de decisiones en PIANI, el cual incluye el uso de redes bayesianas como modelo de inferencia probabilística con el fin de detectar cuando un adulto mayor puede estar en una situación de riesgo, dada la información del día de la semana, la hora, el lugar en el que se encuentra y el tiempo que lleva en su ubicación actual.

Se implementaron las redes bayesianas, una por usuario, y se realizó una experimentación controlada. Esto es, se empleó información real de los usuarios conseguida mediante el uso de PIANI durante un mes y se elaboraron casos en donde se puedan estudiar los diferentes escenarios (hora y/o lugar y/o duración y/o día diferente en los que el usuario realiza sus actividades) y cómo se comporta la red bayesiana ante éstos.

La experimentación con los dos primeros usuarios, usuando teléfonos inteligentes con diferentes características de hardware, demuestran que PIANI logró distinguir la actividad realizada (el comportamiento habitual) del resto de actividades. Sin embargo, el usuario 3 obtuvo resultados erróneos en los dos casos de estudio, la razón de estas fallas, exclusivas del usuario 3, se debe al pobre rendimiento del GPS en el teléfono inteligente del usuario. En otras palabras, la información recolectada por el tercer usuario contiene una cantidad significativa de ruido que impide a la red bayesiana calcular las probabilidades correctas. Este ruido es producido por fallos en la lectura del sensor GPS del teléfono inteligente. Al recibir lecturas de GPS erróneas, PIANI registra que la actividad finaliza cuando en realidad no es así.

Capítulo 3

PIANI Ontológico

En este capítulo se presenta la Plataforma Inteligente basada en ontologías (PIANI Ontológico) para la Asistencia No Intrusiva de las personas de la tercera edad que realizan actividades en ambientes externos. De manera precisa, PIANI Ontológico emplea la ontología ONTO-AR para identificar las actividades que el adulto mayor realiza en el exterior, posteriormente, calcular el riesgo de realizar tales actividades y, por último, determinar las acciones ha realizar con base en las políticas de acción no intrusivas.

3.1. Marco teórico

En esta sección se detallan los conceptos básicos de representación de conocimiento, lógica de descripción, ontologías y OWL necesarios para facilitar la comprensión de las secciones futuras. También, se presenta el estado del arte con un enfoque ontológico.

Se emplea un enfoque ontológico en PIANI para representar los conceptos de actividad, riesgo, políticas no intrusivas, etc, de manera semántica y poder inferir información de éstas representaciones. El concepto de representación del conocimiento es explicado con mayor detalle en la siguiente sección.

3.1.1. Representación del conocimiento

El lenguaje natural es la forma en que se comunican los seres humanos. Si dos personas hablan español, por ejemplo, podrán entablar una comunicación y entenderán el significado de lo que dice su interlocutor. Sin embargo, para una computadora, una aplicación o un sistema de cómputo resulta difícil la comprensión de un lenguaje natural debido a que éste es un lenguaje informal. Ante esta situación, investigadores se han enfocado en cómo describir el mundo de tal forma que ese conocimiento pueda ser usado en aplicaciones inteligentes

[Franz03]. En este contexto, se consideran inteligentes aquellos sistemas que son capaces de encontrar consecuencias implícitas a partir de su conocimiento representado explícitamente.

Según la definición del diccionario de la Real Academia Española, el conocimiento es entendimiento, inteligencia, razón natural, o también es estado de vigilia en que una persona es consciente de lo que le rodea. Para que un sistema computacional pueda comprender este conocimiento se requiere de un conjunto de símbolos formales, los cuales puedan representar una colección de proposisiones del mundo real [Ronald04].

La representación del conocimiento (KR por sus siglas en inglés) es una área fundamental de la Inteligencia Artificial (AI por sus siglas en inglés) porque las técnicas de KR permiten almacenar, en un formato legíble para una computadora, el conocimiento de un dominio. Es decir, permite modelar elementos del mundo, ya sean físicos o abstractos, de una manera comprensible e interpretable por una computadora. Esto permite que el conocimiento almacenado sea usado por procesos de razonamiento automatizado para inferir más información o para obtener nuevas conclusiones de una manera automática [Russell10].

Un medio formal para representar el conocimiento esta dado por la lógica de descripción (DL, por sus siglas en inglés).

3.1.2. Lógica de descripción

Las DL son una importante área de la KR (que a su vez pertenece al área de AI, ver figura 3.1), estudiada por los últimos 25 años, que provee los fundamentos para la representación estructurada de la información [Franz03], poniendo como base los formalismos usados en la lógica y la información es proporcionada con información semántica, es decir, con un significado.

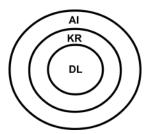


Figura 3.1: Relación de inclusión entre las áreas: inteligencia artificial (AI), representación del conocimiento (KR) y lógicas de descripción (DL).

La lógica de descipción son lógicas específicamente diseñadas para representar y razonar en estructuras lógicas. Esta formalización basada en lógica permite proveer soporte automatizado para tareas relacionadas a la administración de datos por medio de inferencia basada

3.1. Marco teórico 39

en lógica. La inferencia lógica es aquella representación de una conclusión lógica obtenida mendiante representaciones de proposiciones iniciales y se le conoce como razonamiento [Ronald04].

Los lenguajes DL, entonces, son usados para caracterizar un dominio de conocimiento y a su vez, DL provee de las bases formales para los lenguajes ontológicos. En este enfoque ontológico de PIANI, es necesario caracterizar los conceptos de lugar, usuario, cuidador, actividad, riesgo y políticas de acción.

3.1.3. Ontologías

La palabra ontología proviene, originalmente, de una rama de la filosofía la cual, en términos generales, tiene como objetivo establecer la verdad sobre la realidad mediante la búsqueda de una respuesta a la pregunta: ¿qué existe? [Mika04]. En filsofía, se define como la ciencia de lo que es, de los tipos y estructuras de objetos, propiedades, eventos, procesos y relaciones en todos los ámbitos de la realidad [Barry03]. Sin embargo, este término se ha expandido a diversas áreas y a adquirido diferentes interpretaciones para cada dominio de aplicación.

En el área de cómputo, una ontología es una especificación formal de una conceptualización compartida [Thomas93]. Esta definición implica el uso de las ontologías como un medio de representación y compartición del conocimiento. En otras palabras, las ontologías proveen un formato para el intercambio de conocimiento, promoviendo así la interoperabilidad, reuso de la información, e integración de la información con validación automática [Whillem97, Natalia14].

Dentro del área de cómputo, el término ontología es usado para referirse a diferentes objetos [Catherine11], por ejemplo, puede ser un diccionario de sinónimos, en el campo de la recuperación de la información; o un modelo representado en OWL (Web Ontology Lenguage), en el campo de vinculación de datos; o un esquema XML (eXtensible Markup Language), en el contexto de base de datos; etc.

Los lenguajes ontológicos proveen un vocabulario, es decir, proporcionan un conjunto de palabras y símbolos para caracterizar el dominio de conocimiento a ser representado, esto es, los conceptos, propiedades y relaciones del mundo. Aunque pueden haber ontologías diferentes, todas las ontologías concuerdan en que: hay objetos en el mundo; los objetos tienen propiedades y atributos que toman valores; los objetos pueden tener varias relaciones entre sí; las propiedades y las relaciones pueden cambiar a lo largo del tiempo; hay eventos que pueden ocurrir en diferentes instantes de tiempo; el mundo y los objetos pueden estar en diferentes estados; los eventos pueden causar otros eventos o estados como efectos; los objetos pueden tener partes [John99].

Para la implementación de las ontologías se han desarrollado diversos lenguajes [Barry03] tales como Formato de Intercambio de Conocimiento (KIF, por sus siglas en inglés), Ontolingua, Cyc o el Lenguaje de Ontologías Web (OWL, por sus siglas en inglés).

La ontología ONTO-AR, empleada por PIANI en este trabajo, es implementada con el lenguaje OWL. Este lenguaje es explicado en la siguiente sección.

OWL

El World Wide Web Consortium (W3C) recomienda el uso de OWL (Web Ontology Lenguage) como lenguaje de las ontologías, porque posee una gran cantidad de vocabulario para describir propiedades y clases [W3C04]. OWL se basa en la capacidad que tiene XML (Extensible Markup Language) para definir esquemas de etiquetado personalizado y en el enfoque flexible de RDF (Resource Description Framework) para la representación de datos [Mika04].

OWL propone 3 versiones de lenguajes [W3C04]:

- OWL Lite, es la versión más simple de OWL, provee las expresiones mínimas necesarias;
- OWL DL, provee todas las expresiones con ciertas restricciones;
- OWL Full, provee todas las expresiones sin restricciones pero sin garantías de cómputo, es decir, el costo computacional puede ser muy alto.

El lenguaje OWL, entonces, es usado para formalizar un dominio mediante la definición de clases, propiedades de esas clases, e individuos, los cuales son instancias de las clases. Y a la vez, permite razonar acerca de esas clases e individuos.

3.1.4. Trabajos ontológicos relacionados

Las ontologías OWL se han estado usando en los sistemas AAL ya que éstas, al utilizar un lenguaje formal diseñado para representar un dominio particular del conocimiento [Mika04], tienen la facilidad de representar, semánticamente, las actividades que realizan los adultos mayores. Por ejemplo, en proyectos como AALISABETH (Ambient-Aware LIfeStyle tutoring for A BETer Health) se propone una metodología que combine el uso de ontologías con un motor de procesamiento de eventos complejos [Culmone14]. El objetivo del proyecto AALI-SABETH es observar el comportamiento de los adultos mayores con la finalidad de detectar síntomas iniciales de algún padecimiento. También, se han creado ontologías para modelar la interacción en entornos AAL [Mocholi10] y se han aplicado al proyecto europeo VAALID (Accessibility and usability validation framework for AAL interaction design process) [CE08].

Por otro lado, se han propuesto diversos frameworks, por ejemplo, [Andrej15, Juan11] para el uso de ontologías en ambientes inteligentes. En [Ejigu07], se propone el uso de ontologías de alto y bajo nivel para la modelación del contexto.

Poder representar semánticamente las actividades permite el reconocimiento de las mismas, lo cual constituye una de las etapas más importantes en la mayoría de los sistemas AAL. En [Ihn11] se propone un reconocedor de actividades de la vida diaria que hace uso de ontologías y de diversos sensores posicionados en una casa (casa inteligente) para descubrir y monitorear patrones de actividades diarias (ADL, por sus siglas en inglés). Así pues, los sensores determinan si el usuario abrió o cerró ventanas y puertas, o si prendió o apagó diversos equipos electrónicos. Por ejemplo, si el sensor de posición indica que el usuario está en el comedor, el sensor de estufa de gas está encendido (es decir, la estufa de gas está en uso), y el sensor de tiempo indica 15 minutos, la ontología junto con los datos porporcionados por los sensores permiten inferir que se realiza la actividad: cocinar.

El reconocimiento de actividades propuesto en [Liming09] utiliza sensores instalados en la casa y en diversos objetos que permiten al sistema identificar cuáles son las acciones que el usuario realiza. De nueva cuenta, una ontología es usada para inferir la actividad que realiza el usuario dada la información proporcionada por los sensores.

En el apéndice A se muestra la tabla comparativa entre las propuestas existentes y PIANI Ontológico.

3.2. Modelo Ontológico empleado en PIANI

En este trabajo se propone ONTO-AR, una ontología para el reconocimiento de actividades que satisfagan la definición planteada en la sección 2.2 del capítulo 2. Esta ontología representa semánticamente los conceptos de actividad, lugar, día de la semana, nivel de riesgo, usuario, cuidador y políticas de acción de cuidado. Las instancias de estos conceptos, junto con las relaciones y restricciones que tienen entre si, ver figura 3.2, permiten identificar una actividad, determinar su nivel de riesgo y seleccionar las acciones no intrusivas a realizar.

Las ontologías OWL están compuestas por clases, individuos y propiedades. Estos componentes son explicados en las siguientes secciones.

3.2.1. Clases de ONTO-AR

Las clases en OWL son un conjunto que contiene elementos del mismo tipo, es decir, una clase describe de manera formal los requerimientos que debe dener algún objeto del mundo de interés para formar parte de dicha clase.

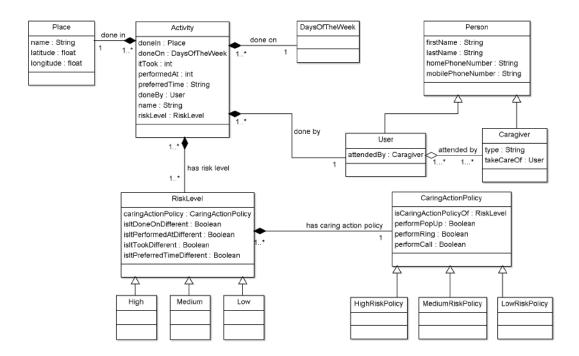


Figura 3.2: Diagrama de clases de la ontología ONTO-AR.

La clase *Place* representa un lugar. Es necesario que posea valores de tipo float en los atributos *latitude* y *longitude*, ya que éstos indican la ubicación geográfica del lugar. Es opcional que su atributo *nombre* tenga algún valor.

La clase DaysOfTheWeek representa los días de la semana.

La clase *Person* es la representación de una persona. Requiere tener un String en su atributo *firstName* y en *mobilePhoneNumer*; que representan el nombre de la persona y su número de teléfono móvil, respectivamente. Es opcional tener valores en los atributos *lastName* y *homePhoneNumer*, de tipo String.

La clase *User*, que representa a un usuario, y la clase *Caragiver*, que representa a un cuidador, son subclases de *Person*, o dicho de otra forma, los usuarios y cuidadores son tipos de personas. La clase *User* hereda los atributos de la clase *Person* y además posee el atributo *attendedBy*, de tipo *Caragiver*, que indica quién es la persona que lo cuida. La clase *Caragiver* también hereda los atributos de la clase *Person*, y añade los atributos: *takeCareOf*, de tipo *User*, que indica quién es la persona que está cuidando; y *type*, de tipo String, que puede tomar uno de los dos valores: "Relative" o "Physician", si es un familiar o el médico del adulto mayor, respectivamente.

Una actividad es representada por la clase Activity. Necesariamente esta clase posee los

4 atributos que caracterizan la definición de PIANI de una actividad. Su atributo doneIn, de tipo Place, indica el lugar en el que se lleva a cabo la actividad; el atributo doneOn, de tipo DaysOfTheWeek, indica el día de la semana en el que se está realizando la actividad; itTook, de tipo integer, es el tiempo, en minutos, que toma realizar la actividad; y performedAt, de tipo integer indica la hora, en minutos, en que la actividad inició (es decir, para almacenar las 7:00 AM el sistema considera que son 420 minutos desde el inicio del día y la ontología almacena el valor de 420). Además de estos 4 atributos, la clase Activity tiene los atributos: preferredTime, de tipo String, indica el período del día en el que es tolerable realizar la actividad, este atributo puede tomar uno de los dos valores posibles: "Day"o "Night"; doneByUser, de tipo User, indica el usuario que realiza la actividad; name, de tipo String, indica el nombre de la actividad; y riskLevel, de tipo RiskLevel, indica el nivel de riesgo de la actividad.

La clase *RiskLevel* representa el nivel de riesgo de una actividad. Es necesario que todos sus atributos posean valor. Su atributo *caringActionPolicy*, de tipo *CaringActionPolicy*, indica la política de acción según el nivel de riesgo; sus atributos *isItDoneOnDifferent*, *isIt-PerformedAtDifferent*, *isItTookDifferent* y *isItPreferredTimeDifferent*, todos de tipo boolean, indican si el lugar, la hora, la duración y el período del día tienen valores que no corresponden a las actividades habituales del adulto mayor.

Las clases *High*, *Medium* y *Low* son subclases de *RiskLevel*, es decir, son los tres tipos de nivel de riesgo que puede tener una actividad.

La clase CaringActionPolicy representa las políticas de acción a realizar según el nivel de riesgo de la actividad. Es necesario que todos sus atributos posean valor. El atributo isCaringActionPolicyOf, de tipo RiskLevel, indica el nivel de riesgo para el cuál la política es aplicable; los atributos performPopUp, performRing y performCall, todos te tipo boolean, indican si deben, o no, mostrar un mensaje, sonar una alarma y realizar una llamada, respectivamente.

Las clases HighRiskPolicy, MediumRiskPolicy y LowRiskPolicy son subclases de Carin-gActionPolicy y representan las políticas de acción para el riesgo alto, medio y bajo, respectivamente.

La relación existente entre las clases RiskLevel, CaringActionPolicy y sus respectivas subclases se aprecia en la tabla 3.1.

3.2.2. Individuos de ONTO-AR

En el lenguaje OWL, un individuo es la representación de un objeto en el mundo de interés. PIANI Ontológico utiliza dos tipos de individuos: los definidos en tiempo de diseño y los definidos en tiempo de ejecución. Los individuos definidos en tiempo de diseño son

Risk Level	Caring Action Policy	Actions
Low Medium	Low Risk Policy Medium Risk Policy	perform popUp perform popUp and Ring
High	High Risk Policy	perform popUp, Ring and Call

Tabla 3.1: Relaciones entre las clases *RiskLevel*, *CaringActionPolicy* y sus respectivas subclases.

aquellos que se requieren tener instanciados al iniciar la plataforma. Estos individuos (ver figura 3.3) fueron creados desde la interfaz de Protégé [Protege] y se generaron un total de 21 individuos de 7 clases distintas.

A cada nivel de riesgo, alto, medio, bajo, corresponde la política de acción de cuidado que se lleva a cabo. Dado que hay tres acciones de cuidado posibles (lanzar popUp, sonar alarma y llamada de emergencia), entonces se generan 3 individuos, uno para cada subclase de *CaringActionPolicy*. Estos individuos se muestran en la tabla 3.2 junto con las acciones que ejecuta (yes) y las que no ejecuta (no).

Risk policy instance	PopUp	Ringer	Call
LowRiskPolicy_1	yes	no	no
MediumRiskPolicy_1	yes	yes	no
HighRiskPolicy_1	yes	yes	yes

Tabla 3.2: Individuos creados, y los valores de sus atributos, de las subclases *HighRisk-Policy*, *MediumRiskPolicy* y *LowRiskPolicy*.

Para caracterizar a los días de las semanas se crearon 7 individuos de la clase DaysOfT-heWeek: Monday, Tuesday, Wednesday, Thursday, Friday, Saturday y Sunday.

El riesgo de una actividad está determinado por la combinación de variables, cuyos valores difieren de la conducta habitual del adulto mayor. Por ejemplo, supongamos que un adulto mayor establece como una actividad habitual o cotidiana ir al parque los sábados a las 10:00 AM (con tiempo preferido en la mañana) y con una duración de 60 minutos. Ahora, supongamos que ese adulto mayor va al parque un sábado a las 10:00 AM pero permanece ahí 90 minutos, es decir, sólo la variable duración tiene un valor inusual (90 minutos en lugar de 60 minutos). En otro ejemplo suponga que el adulto mayor va al parque el sábado a las 9:00 AM y permanece 90 minutos (es decir, una hora antes de su horario habitual y 30 minutos adicionales a la duración definida). Estas actividades anormales implican riesgos distintos.

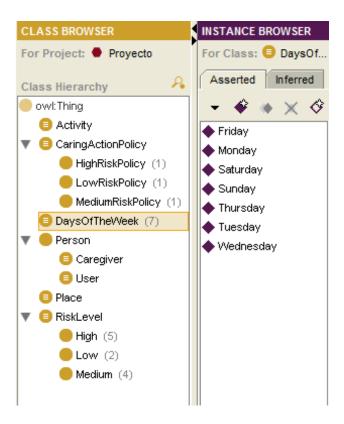


Figura 3.3: Individuos definidos en tiempo de diseño. En la primera columna están las clases y el número de individuos entre paréntesis, en la segunda columna se muestran los individuos creados para la clase DaysOfTheWeek.

PIANI Ontológico compara las actividades predefinidas por el usuario con la actividad que actualmente está realizando y así establece las variables (día de la semana, hora, duración y tiempo preferido) que son diferentes (yes) y las que no difieren (no); la combinación de estos valores determina el nivel de riesgo, como se muestra en la tabla 3.3.

Los individuos creados en tiempo de ejecución (correspondientes a las clases *Activity*, *Place*, *User* y *Caragiver*), son creados por cada usuario y los valores de sus atributos son asignados explícitamente por ellos mismos a través de la aplicación móvil instalada en sus teléfonos inteligentes. En la figura 3.4 se observa la caracerización de una actividad almacenada en la ontología, es decir, un individuo de la clase *Activity*.

Risk instance	Weekday	Hour	Duration	Time threshold
Low_1	no	no	yes	no
Low_2	no	yes	no	no
Medium_1	no	yes	yes	no
Medium_2	yes	no	no	no
Medium_3	yes	no	yes	no
Medium_4	yes	yes	no	no
High ₋ 1	yes	yes	yes	no
High_2	no	yes	no	yes
High_3	no	yes	yes	yes
High_4	yes	yes	no	yes
High_5	yes	yes	yes	yes

Tabla 3.3: Instancias de riesgos y los valores de sus atributos.

3.2.3. Propiedades de ONTO-AR

En OWL, una propiedad es una relación binaria entre dos individuos, es decir, las propiedades vinculan a dos individuos entre sí. Por ejemplo, "Parque Verde", instancia de la clase *Place*, se relaciona con "Ir al parque", instancia de la clase *Activity*, mediante la propiedad *done in*; esto significa que la actividad "Ir al parque" se realiza en el "Parque Verde".

Las propiedades de tipo de dato se encuentran en la figura 3.2 como los atributos de las clases, mientras que las propiedades de objeto son las relaciones entre las clases. Las propiedades requeridas para la ontología se pueden observar en la figura 3.5.

3.3. Diseño de PIANI Ontológico

3.3.1. Arquitectura

La arquitectura de la plataforma está conformada por dos componentes, ver figura 3.6. El componente *Client* ubica al usuario mediante GPS, almacena puntos de interés y actividades, determina cuándo se inicia o se finaliza una actividad, y realiza la acción requerida según la información enviada y recibida del servidor. El componente *Server* contiene las actividades que el usuario predefine, además es el encargado de procesar la información semántica de las actividades, que se encuentran en un archivo OWL, para determinar el nivel de riesgo, y con base a los valores de los parámetros, selecciona la política no intrusiva más adecuada para determinar la acción que deberá realizar PIANI.

```
<owl:NamedIndividual rdf:about="PIANIOntology.owl#Activity_ID">
<rdf:type rdf:resource="PIANIOntology.owl#Activity"/>
<itTook rdf:datatype="http://www.w3.org/2001/XMLSchema#integer">
#duration
</itTook>
<performedAt rdf:datatype="http://www.w3.org/2001/XMLSchema#integer">
#start hour
</performedAt>
<hasName rdf:datatype="http://www.w3.org/2001/XMLSchema#string">
#name of activity
</hasName>
<preferredTime rdf:datatype="http://www.w3.org/2001/XMLSchema#string">
#preferet time of the day
</preferredTime>
<doneOn rdf:resource="PIANIOntology.owl#Weekday_ID"/>
<doneIn rdf:resource="PIANIOntology.owl#Place_ID"/>
<doneBy rdf:resource="PIANIOntology4.owl#User_ID"/>
</owl:NamedIndividual>
```

Figura 3.4: Ejemplo de actividad con OWL API.

Cliente

El componente *Client* cuenta con 4 módulos: *GPS*, *Registry*, *Activity*, y *Alert*. El diagrama de clases correspondiente se observa en el apéndice E.

El módulo GPS obtiene la información satelital, es decir, la latitud y longitud de la ubicación actual, necesarias para conocer la ubicación actual del adulto mayor; la hora y la fecha actual, usados para conocer el momento exacto en el que se obtuvo la información.

La función del módulo *Activity* es asignar valores a los atributos que caracterizan una actividad, los cuales son: lugar, día de la semana, hora y duración. Además, este módulo determina si el usuario está iniciando, finalizando, o continúa realizando una actividad.

La información personal de cada usuario que requiere la plataforma es almacenada localmente mediante el módulo *Registry*. Este módulo le solicita al usuario 4 tipos de informaciones:

- 1. La información propia del usuario, como nombre y número telefónico;
- 2. La información de su cuidador, es decir, el contacto al cual se le notificará en caso de emergencia, con su nombre y número telefónico;

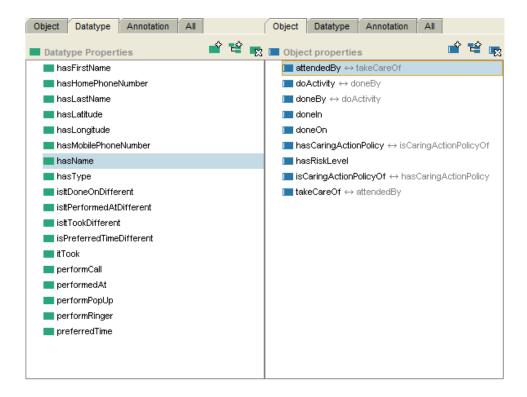


Figura 3.5: Propiedades de objeto y de tipos de dato.

- 3. La información de los puntos de interés, es decir, aquellos lugares en donde realiza sus actividades, cuya información a proporcionar es el nombre del lugar, un radio elegible entre chico (7mts), mediano (20mts) y grande (50mts) y la posición geográfica (latitud y longitud proporcionadas por el módulo *GPS*) de la ubicación actual;
- 4. La información de sus actividades tales como el nombre de la actividad, hora de inicio y de fin, los días de la semana en el que las realiza y el tiempo del día (día o noche) en que se suele realizar la actividad.

El módulo *Alert* está en espera de las respuestas que el módulo *Inference Engine* le envíe. Cuando el módulo *Alert* recibe una respuesta lleva a cabo una de las siguientes acciones:

- Si la actividad tiene riesgo bajo, notificar al adulto mayor mediante un popUp.
- Si la actividad tiene riesgo medio, alertar al adulto mayor con una alarma.
- Si la actividad tiene riesgo alto, alertar al adulto mayor y a su cuidador.

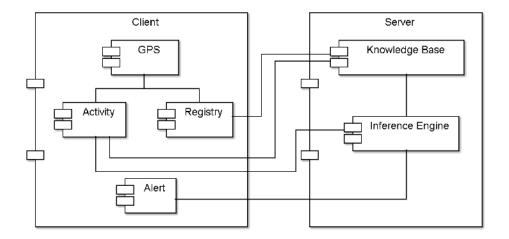


Figura 3.6: Arquitectura de PIANI Ontológico

Servidor

El componente Server cuenta con 2 módulos: Knowledge Base e Inference Engine. El diagrama de clases correspondiente se observa en apéndice F.

El módulo *Knowledge Base* guarda en la base de datos del servidor el histórico de las actividades con la información recibida del módulo *Activity* y del módulo *Registry*, además, gestiona la información semántica de las actividades, usuarios, cuidadores y puntos de interés en una ontología OWL. Los mecanismos de lectura, escritura, actualización y eliminado de información semántica en la ontología se realiza a través de la librería OWL API [OWLAPI], que es una API de Java para crear, manipular y serializar ontologías OWL.

El módulo Inference Engine recibe la información de la actividad actual del módulo Activity y le solicita al módulo Knowledge Base la información de las actividades previamente almacenadas. El motor de inferencia de OWL empleado es Pellet [Pellet]: un razonador de código abierto de OWL DL para Java, compara la información semántica de la nueva actividad con el de las actividades proporcionadas por el módulo Knowledge Base. Las clases, las propiedades y los valores que toman cada uno de los parámetros de la ontología, permiten al módulo Inference Engine determinar el nivel de riesgo. Además, la propia ontología determina cuál es la política de acción de cuidado a realizar según el nivel de riesgo de la actividad. Una vez determinadas las acciones a realizar, estas son enviadas al módulo Alert para ser ejecutadas.

3.3.2. Flujo de acciones

El trabajo que realiza PIANI Ontológico se divide en cuatro prosesos:

- 1. Detectar actividad.
- 2. Identificar la actividad realizada.
- 3. Determinar riesgo
- 4. Seleccionar y ejecutar acciones.

El diagrama de actividad de estos procesos se muestra en el apéndice G y se detallan a continuación.

Detectar actividad

Al ser una Plataforma Inteligente basada en Ontologías para la Asistencia No Intrusiva de personas de la tercera edad que realizan actividades en el exterior, PIANI Ontológico requiere detectar cuando una actividad inicia, contina o finaliza.

El adulto mayor predefine los sitios en donde realiza sus diferentes actividades, a través de la aplicación de PIANI instalada en su teléfono inteligente. Una vez que tiene los sitios guardados, esta misma aplicación solicita información a los satélites GPS disponibles en ese momento. Al obtener la latitud y la longitud de la ubicación actual del adulto mayor, la aplicación calcula si ésta ubicación queda dentro de algún sitio que el adulto mayor haya almacenado previamente.

Al igual que en PIANI Probabilístico, las actividades en PIANI Ontológico están en uno de cuatro estados posibles: iniciada, en proceso, finalizada o sin realizar, ver figura 3.7.

La plataforma considera que una actividad inicia cuando el adulto mayor entra al área de alguno de los sitios predefinidos; se considera que la actividad continúa, es decir que aún se sigue realizando, mientras el adulto mayor permanezca dentro del sitio; y la actividad se dará por finalizada cuando el adulto mayor salga del área del sitio guardado. Ya sea que la actividad inicie, continúe o finalice, PIANI Ontológico se comunica con el servidor y le envía los datos del GPS junto con otros datos del usuario.

Identificar actividad

El servidor recibe los datos enviados desde la aplicación móvil del usuario y hace una búsqueda en la ontología ONTO-AR, mediante el motor de inferencia, para encontrar las

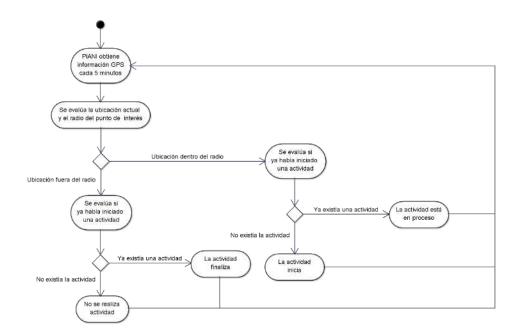


Figura 3.7: Estados posibles de una actividad

actividades que más se parezcan a la actividad actual. Es decir, el motor de inferencia filtra las actividades en ONTO-AR según los valores de los parámetros U, F, H y D (las consultas se realizan como se muestra en la figura 3.8) y crea una lista de actividades que se realizan en el lugar U, en el día F, a las H horas y/o que duran D minutos. De esta lista de actividades, el servidor selecciona aquella actividad con un mayor número de coincidencias en sus parámetros. Si se encuentra una actividad que coincida en sus 4 parámetros, la identificación de la actividad es inequívoca. Sin embargo, mientras menos parámetros coincidan, mayor incertidumbre tendrá PIANI Ontológico pudiendo identificar varias actividades como posiblemente correctas. En estos casos, el servidor pondera los parámetros, dándole la mayor prioridad a la variable ubicación (U), la segunda a día (F), en tercero a hora (H) y la menor prioridad a duración (D).

```
PREFIX a: <PIANIOntology.owl#>
SELECT ?actividad
WHERE { ?actividad a:doneBy a:User_ID .
?actividad a:doneIn a:Place_ID .
?actividad a:doneOn a:Weekday_ID }
```

Figura 3.8: Ejemplo de consulta SPARQL. Selecciona las actividades realizadas por el usuario User_ID, en el lugar Place_ID, el día de la semana Weekday_ID.

Determinar riesgo

PIANI Ontológico determina el riesgo comparando los valores de los 4 parámetros de una actividad, y la variable $Preffered\ Time\ (T)$. La variable T determina qué horario es el preferido para realizar una actividad. Por ejemplo, el usuario puede definir que una actividad puede realizarla durante el día, pero nunca la realiza de noche, o viceversa.

El servidor de PIANI Ontológico compara los valores de las variables U, F, H, D y T de la actividad actual con los valores de las variables de la actividad inferida en el proceso anterior (identificar actividad) y obtiene qué variables cambian y cuáles son iguales. Se emplea el motor de inferencia para determinar el riesgo de la actividad según los resultados obtenidos con la comparación. Posteriormente, el motor de inferencia decide si existe riesgo bajo, medio, alto o no existe, con base a las definiciones de nivel de riesgo en la ontología ONTO-AR. En la figura 3.9 se muestra cómo se realiza la consulta SPARQL, las 4 primeras líneas de la cláusula WHERE son con las que se determina el nivel de riesgo.

```
PREFIX a: <PIANIOntology.owl#>
SELECT ?mostrarPopUp ?sonarAlarma ?llamarCuidador
WHERE { ?riskLevel a:isItDoneOnDifferent boolean .
?riskLevel a:isItPerformedAtDifferent boolean .
?riskLevel a:isItTookDifferent boolan .
?riskLevel a:isPreferredTimeDifferent boolean .
?riskLevel a:hasCaringActionPolicy ?policy .
?policy a:performPopUp ?mostrarPopUp .
?policy a:performRinger ?sonarAlarma .
?policy a:performCall ?llamarCuidador }
```

Figura 3.9: Ejemplo consulta SPARQL. Selecciona si se mostrará un popUp al usuario, si sonará la alarma, y si se llamará al cuidador.

Seleccionar y ejecutar acciones

La ontología ONTO-AR define cuáles son las acciones a realizar según el nivel de riesgo. Por lo tanto, después de haber determinado el nivel de riesgo, el servidor emplea el motor de inferencia realizando una búsqueda en ONTO-AR para encontrar las políticas de acciones a realizar según el riesgo encontrado. En la figura 3.9 se muestra cómo se realiza la consulta SPARQL, la quinta línea de la cláusula WHERE relaciona el nivel de riesgo con su política de acción, mientras que las últimas 3 líneas de la cláusula WHERE seleccionan las acciones a realizar según la política.

Por último, el servidor le envía al dispositivo móvil las acciones seleccionadas. La aplicación móvil se encarga de realizar la o las acciones y continúa en espera de otra lectura GPS para reiniciar de nuevo los cuatro procesos (detectar actividad, identificar actividad, determinar riesgo y seleccionar y ejecutar acciones).

3.4. Pruebas y resultados

En esta sección se muestran cuatro escenarios de estudio, donde se utiliza PIANI Ontológico para inferir el riesgo de realizar ciertas actividades. Estos casos son clasificados de dos formas:

- 1. Actividades dentro de la norma, aquellas actividades cuyos valores que poseen los parámetros día, lugar, hora y duración, son normales, es decir, conforme a la actividad rutinaria.
- 2. Actividades fuera de la norma, aquellas en donde el lugar y/o la hora y/o la duración y/o el día de la semana, varía, es decir, aquellas actividades desconocidas o que el usuario no suele realizar.

Para realizar las diversas pruebas se le instaló la aplicación móvil de PIANI Ontológico a un usuario, las características de su teléfono inteligente se muestran en la tabla 3.4. Similar a las pruebas de PIANI Probabilístico, el usuario no es un adulto mayor sino una persona de mediana edad y, de igual forma, los casos de prueba fueron realizados en laboratorio, es decir, la información del usuario es real, pero las conductas evaluadas en las pruebas fueron simuladas.

Usuario	Modelo	Versión Android	RAM	Sensor de posicionamiento
Usuario 1	Huawey Ascend G7	4.4	2 GB	GPS/A-GPS/Glonass

Tabla 3.4: Especificaciones del dispositivo empleado por el usuario.

A lo largo de un mes, el usuario proporcionó a la plataforma las diferentes ubicaciones en donde realiza sus actividades cotidianas. Posteriormente, estableció las actividades que realizaba en cada una de las ubicaciones. Como se muestra en la tabla 3.5, hubo un total de 29 actividades en 2 lugares distintos.

ID	Place	Weekday	Hour	Duration	Time
1	Home	Monday	00:01	525	Night
2	Home	Tuesday	00:01	525	Night
3	Home	Wednesday	00:01	525	Night
4	Home	Thursday	00:01	525	Night
5	Home	Friday	00:01	525	Night
6	Home	Monday	15:15	150	Day
7	Home	Tuesday	15:15	150	Day
8	Home	Wednesday	15:15	150	Day
9	Home	Thursday	15:15	150	Day
10	Home	Friday	15:15	150	Day
11	Home	Monday	20:15	525	Night
12	Home	Tuesday	20:15	525	Night
13	Home	Wednesday	20:15	525	Night
14	Home	Thursday	20:15	525	Night
15	Home	Friday	20:15	525	Night
16	Home	Saturday	00:01	525	Night
17	Library	Monday	09:00	360	Day
18	Library	Tuesday	09:00	360	Day
19	Library	Wednesday	09:00	360	Day
20	Library	Thursday	09:00	360	Day
21	Library	Friday	09:00	360	Day
22	Library	Saturday	09:00	240	Day
23	Library	Monday	18:00	120	Day
24	Library	Tuesday	18:00	120	Day
25	Library	Wednesday	18:00	120	Day
26	Library	Thursday	18:00	120	Day
27	Library	Friday	18:00	120	Day
28	Home	Saturday	13:15	645	Day
29	Home	Sunday	00:01	1438	Night

Tabla 3.5: Actividades almacenadas en la ontología.

Con la información de la tabla 3.5, se llevaron a cabo una serie de actividades que estuvieran dentro y fuera de la norma, las cuales se explican en las siguientes subsecciones.

3.4.1. Escenario 1: Actividades dentro de la norma

Se realizan las 5 actividades del jueves, actividades con ID 4, 9, 14, 20 y 26 (ver tabla 3.6), en el lugar, a la hora y con la duración de costumbre.

ID	Place	Weekday	Hour	Duration	Time
4	Home	Thursday	00:01	525	Night
9	Home	Thursday	15:15	150	Day
14	Home	Thursday	20:15	525	Night
20	Library	Thursday	09:00	360	Day
26	Library	Thursday	18:00	120	Day

Tabla 3.6: Actividades almacenadas en la ontología a realizar en el escenario 1.

Escenario 1 - Caso 1

El primer caso de prueba consistió en realizar la actividad ID 4 y evaluar las inferencias de PIANI. Los resultados, que se observan en la tabla 3.7, muestran que en todo momento la plataforma infirió correctamente que la actividad que se realizaba era la ID 4, y que todo el tiempo en el que se realizó (la actividad duró un total de 525 minutos) no existió riesgo alguno, por lo que no se aplicó ninguna acción.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-525 min	ID 4	None	false	false	false

Tabla 3.7: Resultados del Caso 1 del Escenario 1.

Resultados similares se obtuvieron tras realizar las actividades ID 20, ID 9, ID 26 y ID 14, es decir, PIANI infirió correctamente la actividad y el riesgo. Los resultados de estos casos se muestran a continuación.

Escenario 1 - Caso 2

El usuario realiza la actividad con ID 20, PIANI la identifica correctamente y determina que no existe riesgo, ver tabla 3.8.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-360 min	ID 20	none	false	false	false

Tabla 3.8: Resultados del Caso 2 del Escenario 1.

Escenario 1 - Caso 3

El usuario realiza la actividad con ID 9, PIANI la identifica correctamente y determina que no existe riesgo, ver tabla 3.9.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-150 min	ID 9	none	false	false	false

Tabla 3.9: Resultados del Caso 3 del Escenario 1.

Escenario 1 - Caso 4

El usuario realiza la actividad con ID 26, PIANI la identifica correctamente y determina que no existe riesgo, ver tabla 3.10.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-120 min	ID 26	none	false	false	false

Tabla 3.10: Resultados del Caso 4 del Escenario 1.

Escenario 1 - Caso 5

El usuario realiza la actividad con ID 14, PIANI la identifica correctamente y determina que no existe riesgo, ver tabla 3.11.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-220 min	ID 14	none	false	false	false

Tabla 3.11: Resultados del Caso 5 del Escenario 1.

3.4.2. Escenario 2: Hora y duración fuera de la norma

En este escenario se realizaron 2 actividades del viernes (actividades con ID 5, y 21, ver tabla 3.12), pero modificando la duración y/o la hora de inicio, y una actividad que, estrictamente hablando, no existe, es decir, no existe una actividad en la ontología que coincida con el día, la hora, la duración y el lugar.

ID	Place	Weekday	Hour	Duration	Time
5	Home	Friday	00:01	525	Night
21	Library	Friday	09:00	360	Day

Tabla 3.12: Actividades almacenadas en la ontología a realizar en el escenario 2.

Escenario 2 - Caso 1

Para el primer caso de prueba del escenario 2, el usuario tardó 60 minutos más, de lo normal, realizando la actividad ID 5, es decir, en lugar de que la actividad dure 525 minutos, duró 585. La tabla 3.13 muestra que en los primeros 580 minutos la actividad fue considerada normal, y al llegar a los 585 se detectó un riesgo bajo, por lo que el usuario fue notificado con un mensaje en su teléfono inteligente, es decir, el parámetro popUp cambia a verdadero.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-580 min 585 min	ID 5 ID 5	none low	false true	false false	false false

Tabla 3.13: Resultados del Caso 1 del Escenario 2.

Escenario 2 - Caso 2

Dado que la actividad anterior (caso 1 del escenario 2) duró más de la normal, como segundo caso de prueba, la actividad ID 21 inició a las 10:00 y se incrementó su duración una hora, es decir, la actividad duró 420 minutos en total, por lo tanto PIANI evalúa el caso fuera de la norma cuando la hora y la duración no concuerdan con lo predefinido en la ontología. En este caso, PIANI Ontológico determinó que las actividades ID 21 y ID 27 son igualmente parecidas cuando la duración está entre 5 y 175 minutos y cuando la duración es exactamente 420 minutos, es decir, PIANI no logra identificar inequívocamente la actividad real, ver tabla 3.14. Sin embargo, cuando la actividad se estaba realizando entre los 180 y 415 minutos de duración PIANI identificó la actividad realizada como la ID 21. Esto ocurre puesto que, en la ontología, la actividad ID 21 tiene una duración de 360 minutos, mientras que la ID 27 apenas es de 120. Además, apenas inició el usuario la actividad, PIANI consideró que ésta tenía un riesgo bajo y cuando la duración llegó a los 420 minutos el riesgo pasó a nivel medio.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-175 min	ID 21 y 27	low	true	false	false
180-415 min	ID 21	low	true	false	false
420 min	ID 21 y 27	medium	true	true	false

Tabla 3.14: Resultados del Caso 2 del Escenario 2.

Escenario 2 - Caso 3

El último caso para este escenario consiste en estar en el lugar "Home" a las 5:15 PM y permanecer ahí 405 minutos, estrictamente hablando, no existe ninguna actividad registrada en la ontología que posea valores similares. El motor de inferencia determinó que la actividad que se estaba realizando era la ID 10, además, la actividad se consideró de riesgo bajo desde

que inició y a partir de los 210 minutos de duración, el riesgo se incrementó a nivel medio, ver tabla 3.15.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-205 min	ID 10	low	true	false	false
210-405 min	ID 10	medium	true	true	false

Tabla 3.15: Resultados del Caso 3 del Escenario 2.

3.4.3. Escenario 3: Día de la semana fuera de la norma

En este escenario, se quiere evaluar las actividades cuando están fuera de la norma, específicamente, cuando se realizan las actividades en un día distinto al habitual. Para esto, se simularon las actividades con ID 4, 9, 14, 20 y 26, ver tabla 3.16, pero el día sábado, es decir, se mantienen la hora de inicio, la duración y el lugar de esas actividades, pero se cambia el día de la actividad.

ID	Place	Weekday	Hour	Duration	Time
4	Home	Thursday	00:01	525	Night
9	Home	Thursday	15:15	150	Day
14	Home	Thursday	20:15	525	Night
20	Library	Thursday	09:00	360	Day
26	Library	Thursday	18:00	120	Day

Tabla 3.16: Actividades almacenadas en la ontología a realizar en el escenario 3.

Escenario 3 - Caso 1

Al realizar la actividad ID 4 en sábado coincide con la actividad ID 16, de acuerdo a las actividades predefinidas en la ontología. PIANI Ontológico identificó la actividad ID 16 y no la consideró riesgoza, ver tabla 3.17.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-525 min	ID 16	none	false	false	false

Tabla 3.17: Resultados del Caso 1 del Escenario 3.

Escenario 3 - Caso 2

Como segundo caso de prueba se realizó la actividad ID 20 en sábado. PIANI Ontológico infiere que en la ontología sí existe una actividad como la ID 20 pero en sábado, y ésta es la actividad ID 22. La diferencia entre las actividades ID 20 y 22 es su duración (la ID 20 dura más que la ID 22), PIANI Ontológico logra identificar tal diferencia, ya que la actividad se consideró segura los primeros 295 minutos y después de ese tiempo cambió su riesgo a bajo, ver tabla 3.18.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-295 min	ID 22	none	false	false	false
295-360 min	ID 22	low	true	false	false

Tabla 3.18: Resultados del Caso 2 del Escenario 3.

Escenario 3 - Caso 3

En la tercera prueba se realizó la actividad ID 9 en sábado. Durante los primeros 145 minutos, PIANI infirió que la actividad era la ID 28 y que tenía un riesgo bajo, sin embargo, al finalizar la actividad a los 150 minutos de duración, PIANI encontró que la actividad actual podría ser la ID 6, 7, 8, 9 o la 10, y que el riesgo era medio, ver tabla 3.19.

Duration	Infered activity	Risk			
			PopUp	Ringer	Call
5-145 min 150 min	ID 28 ID 6, 7, 8, 9 y 10	low	true true	false true	false false

Tabla 3.19: Resultados del Caso 3 del Escenario 3.

Escenario 3 - Caso 4

Para el caso de prueba 4 se realizó la actividad ID 26 en sábado. Durante los primeros 115 minutos PIANI infirió que la actividad que se estaba realizando era la ID 22, y que el riesgo de la misma era bajo. Sin embargo, al finalizar la actividad con una duración de 120 minutos, PIANI infirió que la actividad que el usuario llevaba a cabo podía ser la ID 23, 24, 25, 26 o 27 y el riesgo cambió a medio, ver tabla 3.20.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-115 min 120 min	ID 22 ID 23, 24, 25, 26 y 27	low medium	true true	false true	false false

Tabla 3.20: Resultados del Caso 4 del Escenario 3.

Escenario 3 - Caso 5

Como último caso para este escenario se realizó la actividad ID 14 en sábado. Los primeros 215 minutos PIANI infirió que la actividad que se estaba realizando era la ID 16, y que esta actividad tiene un riesgo bajo. Al finalizar la actividad con una duración de 220 minutos, PIANI infirió que la actividad que el usuario llevaba a cabo podía ser la ID 11, 12, 13, 14 o 15 y el riesgo cambió a medio, ver tabla 3.21.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-215 min 220 min	ID 16 ID 11, 12, 13, 14 y 15	low medium	true true	false true	false false

Tabla 3.21: Resultados del Caso 5 del Escenario 3.

3.4.4. Escenario 4: Actividad fuera de la norma

La prueba en este escenario consiste en evaluar una actividad completamente diferente a lo que habitualmente se realiza. Se realizó la actividad ir a la biblioteca en domingo a las 10:00 AM y permanecer ahí 420 minutos. Al ser una actividad no predefinida, la plataforma no logró identificar esta actividad dentro de las que se almacenan en la ontología y le asignó un riesgo medio desde el comienzo, ver tabla 3.22. Al finalizar la actividad, al minuto 420, PIANI Ontológico realizó una llamada de emergencia y notificó al usuario, puesto que el riesgo cambió a nivel alto.

Duration	Infered activity	Risk	Actions		
			PopUp	Ringer	Call
5-175 min	ID 17-27	low	true	true	false
180-295 min	ID 17-22	medium	true	true	false
300-415 min	ID 17-20	medium	true	true	false
420 min	ID 17-27	high	true	true	true

Tabla 3.22: Resultados del Caso 1 del Escenario 4.

3.5. Análisis de resultados y conclusión

Se ha desarrollado una Plataforma Inteligente para la Asistencia No Intrusiva (PIANI) con un enfoque ontológico, la cual permite inferir el nivel de riesgo de las actividades que realiza un adulto mayor en sus quehaceres diarios. El uso de las ontologías facilitó la identificación de las actividades predefinidas y la inferencia del riesgo de éstas, gracias a la semántica que le provee a nuestras definiciones de actividad, riesgo, etc.

PIANI Ontológico actuó de la manera esperada en todos los casos de prueba, es decir, las inferencias de las actividades predefinidas y sus respectivos riesgos son los adecuados para las distintas actividades que el usuario realizó durante la experimentación. Los resultados obtenidos en las diferentes pruebas de cada uno de los 4 escenarios demuestran que, en el 100 % de los casos, PIANI Ontológico identifica satisfactoriamente la actividad que se está realizando, si ésta se lleva a cabo conforme a la norma (todos los casos de prueba del escenario 1), es decir, si el día de la semana, la hora, la duración y el tiempo preferido tienen valores congruentes con la rutina habitual del adulto mayor. También se observa que conforme los valores de las 4 variables que caracterizan a nuestra definición de actividad cambian (con respecto a los valores en norma) PIANI Ontológico encuentra en la ontología más de una posible actividad, por ejemplo, en la prueba realizada en el escenario 4 PIANI llegó a inferir hasta 11 posibles actividades. Este resultado se explica porque PIANI Ontológico infiere de la ontología cuál, o cuáles, es la actividad más parecida a la que se está realizando actualmente, y al no encontrar una actividad cuyos 4 valores coincidan, busca aquellas actividades en

donde hayan 3 valores que coincidan, etc. Naturalmente, mientras menos valores coincidan mayor es la cantidad de actividades que PIANI Ontológico encuentre.

Capítulo 4

No Intrusión de PIANI

En este capítulo se presentan los mecanismos empleados por PIANI para minimzar el nivel de intrusión en la vida del usuario y, también, la evaluación, por parte de los propios usuarios, de la detección de riesgo y del nivel de intrusión de la plataforma.

4.1. Minimizando la intrusión

Uno de los requerimientos principales en PIANI es que no debe ser una plataforma intusiva. El diccionario de la lengua española define intrusión como: "f. Acción y efecto de intrusarse". En software, la intrusión se puede dar como una violación a la privacidad si el sistema obtiene información sensible de los usuarios; en hardware, un tipo de intrusión ocurre cuando los dispositivos físicos resultan ser invasivos, por ejemplo, la colocación de cámaras, micrófonos, sensores, monitores, etc, en sistemas AAL. En general, la intrusión de un sistema puede afectar seriamente la vida de los usuarios mediante la interrupción de sus actividades cotidianas. Para esta tesis, el nivel de intrusión de un sistema se mide en qué tanto éste expone la vida privada del usuario a terceras personas y cuánto afecta en el desarrollo de sus actividades diarias.

Se requiere que los sistemas AAL, como PIANI, sean no intrusivos porque existe una falta de voluntad por parte de los adultos mayores para el uso de sistemas de asistencia y esto se debe a dos aspectos [Sun10]:

- Frustración tecnológica. Muchos adultos mayores le temen a las aplicaciones de tecnologías nuevas.
- Frustración psicológica. Los adultos mayores pasan a ser consumidores pasivos en lugar de productores activos.

Las soluciones a estas frustraciones son: emplear interfaces amigables e intuitivas, minimizar la cantidad de dispositivos y que éstos sean portables, y ofrecerle al adulto mayor los servicios que requiera de manera óptima y eficiente [Sun10]. Estas recomendaciones fueron tomadas en cuenta para el desarrollo de PIANI y se exponen en los siguientes apartados.

4.1.1. Interacción con el usuario

Al iniciar por primera vez la aplicación, el usuario debe registrase y a un cuidador. Posteriormente el usuario debe registrar cada sitio que considere seguro, por ejemplo, su casa, un parque, las casas de sus hijos, etc. En el caso de PIANI ontológico, en cada uno de estos lugares deberá especificar las actividades que realiza.

Para que PIANI empiece las inferencias de actividades y detección de riesgo, sólo se requiere almacenar una ubicación, sin embargo, en la medida que el adulto mayor registre todas las ubicaciones donde realiza sus actividades, PIANI será más efectiva.

Una vez se haya registrado el usuario y sus ubicaciones, PIANI sólo interactuará con el usuario cuando detecte algún riesgo, es decir, si el adulto mayor no corre ningún riesgo, la aplicación no interactuará con él ni interferirá con sus quehaceres. Por otro lado, si el riesgo existe, la interacción se explica a continuación:

■ Si el riesgo detectado es bajo, el adulto mayor verá la pantalla de la figura 4.1 y escuchará el tono de notificación.



Figura 4.1: Interfaz de la aplicación cuando se detecta un riesgo bajo.

■ Si el riesgo detectado es medio, el adulto mayor verá la pantalla de la figura 4.2 y escuchará el tono de alarma del reloj.



Figura 4.2: Interfaz de la aplicación cuando se detecta un riesgo medio.

• Si el riesgo detectado es alto, el adulto mayor verá la pantalla de la figura 4.3 y escuchará el tono de llamada.

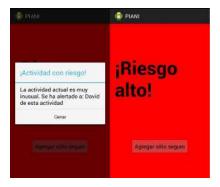


Figura 4.3: Interfaz de la aplicación cuando se detecta un riesgo alto.

Los tonos de notificación, de alarma del reloj y de llamada son los que el usuario tenga configurado en su teléfono.

4.1.2. Uso de teléfonos inteligentes

Sin duda, la utilización de dispositivos móviles, teléfonos inteligentes para el caso específico de esta tesis, facilitan la asistencia digital para el adulto mayor que realiza actividades al exterior de su hogar debido a sus características, como la movilidad, su reducido peso y tamaño. Estos dispositivos contienen todos los componentes que PIANI requiere para su correcto funcionamiento, los cuales son una pantalla y un teclado para interactuar con el

usuario, bocinas para reproducir los sonidos, el sensor GPS para obtener información satelital, medios de conexión wifi y/o 3G y/o 4G para conectarse con el servidor, y conexión a la red de telefonía para realizar las llamadas. Así pues, el adulto mayor solo necesita portar un único dispositivo.

A pesar de la frustración y ansiedad que los diversos dispositivos tecnológicos pueden causar a este sector de la sociedad [Sun10], una de las principales razones de utilización es por sentirse seguros al estar solos en casa o fuera de ésta [Copcu11]. Así pues, el uso de teléfonos inteligentes por parte de los adultos mayores va en aumento, como puede leerse en [Pew15].

4.1.3. Riesgo contínuo

Cuando PIANI detecta un riesgo y el usuario solicita ayuda, la aplicación en el celular del adulto mayor realiza la acción correspondiente. Sin embargo, si el adulto mayor responde a la aplicación que se encuentra bien, es decir, que no necesita ayuda, la aplicación no volverá a lanzar ninguna alerta para esa actividad mientras que ésta mantenga el mismo nivel de riesgo.

Por ejemplo, PIANI detecta que la actividad actual del usuario tiene un riesgo medio y se lo notifica al usuario, sin embargo, el usuario responde a PIANI que no existe riesgo y que se encuentra bien. A los 5 minutos PIANI vuelve a hacer un análisis y de nueva cuenta determina que esa actividad tiene riesgo medio, en esta ocasión PIANI no notificará al usuario puesto que la actividad es la misma, el riesgo es el mismo, y el usuario previamente había confirmado que se encuentra bien.

Esta regla hace a PIANI menos intrusiva en la vida del adulto mayor, puesto que no molesta al usuario mandándole notificaciones constantes. Sin embargo, para mantener seguro al usuario esta regla no se aplica si la actividad finaliza o si el nivel de riesgo cambia. En la figura 4.4 se aprecia como PIANI toma la decisión de alertar u omitir la alerta ante un riesgo.

La baja interacción con el usuario, el uso de sólo un teléfono inteligente como herramienta para el uso de la plataforma y la regla de riesgo contínuo, junto con las políticas de acción no intrusivas (ver tabla 2.1 para PIANI probabilístico, y tabla 3.2 para PIANI ontológico) deben reducir el nivel de intrusión que tiene PIANI sobre la vida del adulto mayor. Retomando la pregunta respecto a la intrusión planteada en la problemática de esta tesis ("¿Qué tanto puede o debe el sistema intervenir durante las actividades del adulto mayor?"), se debe evaluar si éstas propuestas le dan suficiente libertad al usuario para no sentirse observado ni monitoreado sin pasar por alto ningún riesgo. La experimentación realizada junto con los resultados obtenidos se encuentran en la siguiente sección.

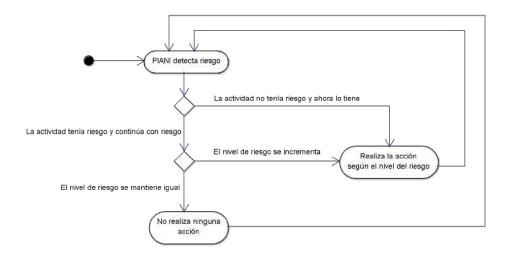


Figura 4.4: Regla de riesgo contínuo.

4.2. Evaluación del nivel de intrusión de PIANI

Se le pidió a 4 usuarios usar la aplicación durante una semana y se les realizó una encuesta para determinar si PIANI funcionaba correctamente y qué tan intrusiva era. En la tabla 4.1 se muestra la información de los 4 usuarios participantes, que son: el número de ubicaciones en donde realizan sus actividades, el número total de actividades que predefinieron y el número de días en los que se llevó a cabo la experimentación.

Usuario ID	Núm. Ubicaciones	Núm. Actividades	Duración del experimento
Usuario 1	2	22	7 días
Usuario 2	3	40	5 días
Usuario 3	3	32	5 días
Usuario 4	3	21	7 días

Tabla 4.1: Información de los usuarios participantes de los experimentos.

4.2.1. Valoración de la detección del nivel de riesgo de PIANI

Para determinar, según los usuarios, si PIANI infería correctamente los riesgos, se les instaló en sus teléfonos inteligentes la aplicación de PIANI a la cual se le agregó la funcionalidad

de realizar una rápida encuesta cuando se detectaba un riesgo. Al usuario se le preguntaba si se encontraba bien, si la actividad era inusual y qué acción era la más apropiada. Estas preguntas aparecían según las respuestas de los usuarios, esto se observa en la figura 4.5.

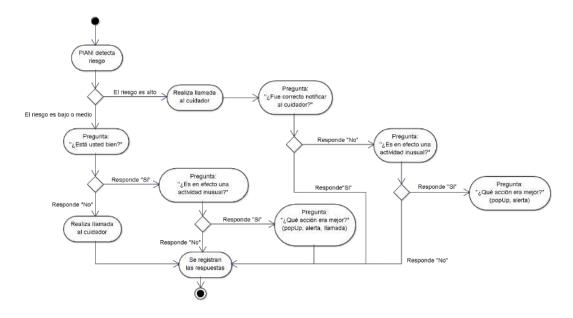


Figura 4.5: Flujo del cuestionario.

En la figura 4.6 se observan los resultados obtenidos empleando PIANI Ontológico, mientras que en la figura 4.7 se muestran los resultados con PIANI Probabilístico. Las gráficas se interpretan de la siguiente manera:

- La primera columna, de color azul, se encuentra el número de veces en que PIANI identificó un riesgo.
- La segunda columna, de color rojo, están aquellas veces en donde PIANI detectó el riesgo, el usuario consideró que su actividad en efecto era inusual y que el nivel de riesgo inferido por PIANI era el adecuado.
- La tercera columna, de color verde, se encuentran aquellas ocasiones en donde PIANI identifica un riesgo pero el usuario considera que su actividad es normal.
- La cuarta columna, de color morado, son aquellas veces en donde PIANI identifica un riesgo, el usuario considera que su actividad en efecto es inusual pero que el nivel de riesgo es diferente al inferido por PIANI.

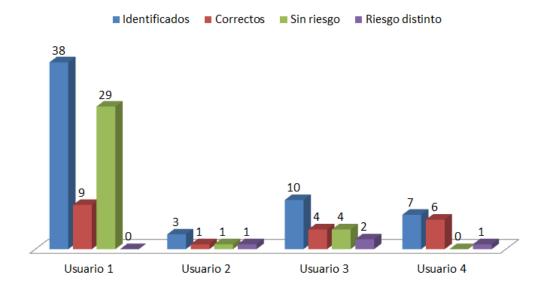


Figura 4.6: Resultados obtenidos de PIANI Ontológico y de las respuestas de los usuarios.

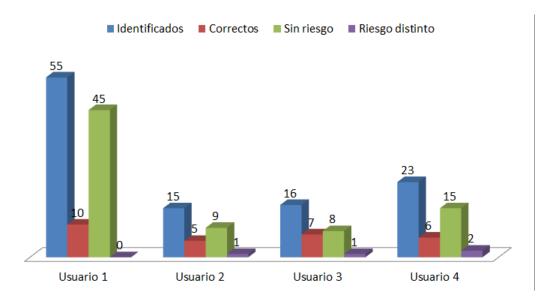


Figura 4.7: Resultados obtenidos de PIANI Probabilístico y de las respuestas de los usuarios.

Cabe señalar que durante los días de experimentación, en ninguna ocasión los usuarios consideraron que requerían ayuda.

Los resultados obtenidos indican que, en promedio, PIANI Ontológico infirió un nivel

de riesgo correcto para el 45.69% de los casos, mientras que PIANI Probabilístico apenas acertó un 30.34% de las veces. PIANI equivocó el nivel de riesgo el 16.9% de los casos en su versión ontológica, y un 5.4% en la versión probabilística. Por último, PIANI Ontológico infirió riesgo cuando éste no existía en un 37.41% de las veces y PIANI Probabilístico lo hizo un 64.26% de las veces.

En un análisis individual, se observa que el Usuario 1, a diferencia de los otros 3 usuarios, presenta el mayor porcentaje de errores de inferencia. Al examinar los registros en la base de datos de PIANI se encuentra que el servidor particiona las actividades de este usuario, por ejemplo, un jueves el Usuario 1 estuvo en su casa de 2:26pm a 7:41pm, pero el servidor almacenó 3 actividades: una de 2:26pm a 2:39pm, otra de 3:00pm a 3:19pm y una más de 3:30pm a 7:41pm. Sin embargo, tras revisar el teléfono celular de éste y de los demás usuarios, se notó que este problema no es propiamente de PIANI sino del sensor GPS en los teléfonos. Esto es, en ciertas ocasiones el sensor GPS realiza una lectura incorrecta y posiciona al usuario en una ubicación fuera del sitio donde está realizando su actividad, y es por esto que PIANI registra que la actividad del usuario finalizó. Posteriormente el sensor GPS vuelve a realizar una lectura correcta y con esto PIANI registra que una nueva actividad ha iniciado, cuando en realidad el usuario nunca se movió. Este problema se presentó con todos los usuarios: para el Usuario 2, el Usuario 3 y el Usuario 4 la cantidad de veces que ocurrió fue insignificante, pero para el Usuario 1 fue excesivo. La posible razón del porqué el Usuario 1 fue el más afectado recae en el dispositivo móvil empleado, específicamente en las características de los sensores GPS y las tecnologías que usa.

4.2.2. Valoración del nivel de intrusión de PIANI

Después de haber utilizado PIANI, se les pidió a los 4 usuarios que respondieran un cuestionario con 8 preguntas, cada una con 5 posibles respuestas, con el objetivo de conocer el nivel de intrusión de PIANI. La encuesta y los resultados se muestran en la tabla 4.2.

Los resultados muestran que PIANI llega a tener un considerable número de falsos positivos, es decir, PIANI infiere un riesgo que en realidad no existe, sin embargo, esta cantidad no es lo suficiente como para que PIANI afecte las actividades cotidianas del usuario. Además, gracias a las políticas de acciones no intrusivas, los falsos positivos nunca llegaron a exponer la información del usuario a su cuidador. En comparación a los falsos positivos, el número de falsos negativos, es decir, cuando PIANI infiere que no hay riesgo pero éste sí existe, se mantuvo bastante bajo.

Respecto a sentirse monitoreados, en general los usuarios indican que no se sintieron así, sino por el contrario, manifestaron que con regularidad olvidaban que la aplicación estaba instalada y funcionando. A pesar de esto, uno de los usuarios dijo que, cuando se sentía monitoreado, sentía mucho el monitoreo, otro dijo que el nivel de monitoreo era regular,

mientras que los otros 2 usuarios no sintieron para nada que estuvieran siendo monitoreados.

Pregunta	Siempre	Muchas veces	A veces	Pocas veces	Nunca
¿Considera que la aplica- ción envió mensajes de riesgo cuando era innece- sario?	0%	25%	50%	25%	0%
¿Considera que la aplicación omitió alguna conducta anormal? es decir, debió notificar algún riesgo y no lo hizo.	0%	0%	0%	75%	25%
¿En algún momento sintió que usar la aplicación afectara sus actividades cotidianas?	0%	0%	0%	25%	75%
¿En algún momento se sintió monitoreado por la aplicación?	0%	25%	0%	25%	50%
¿En algún momento olvidó que tenía instalada la aplicación y estaba en funcionamiento?	0%	50%	50%	0%	0%
¿En algún momento sintió que su información perso- nal se vio comprometida o expuesta?	0%	0%	0%	0%	100%
	Completamente	Mucho	Regular	Poco	Nada
¿Qué tanto se sintió monitoreado?	0%	25%	25%	0%	50%
¿Qué tanto se vio expues- ta su información?	0%	0%	0%	0%	100%

Tabla 4.2: Resultados de la encuesta.

La información obtenida de la encuesta asienta las bases para que PIANI pueda ser considerada como una plataforma no intrusiva ya que no abusa del monitoreo, no expone las actividades del usuario y sabe compensar los falsos positivos con las diferentes políticas de acción.

Capítulo 5

Conclusiones

En este trabajo se propuso desarrollar PIANI, una Plataforma Inteligente para la Asistencia No Intrusiva de las personas de la tercera edad que realizan actividades en ambientes externos. El objetivo de PIANI es asistir a los adultos mayores cuando realizan actividades fuera de su hogar previniendo riesgos y alertando a familiares o médicos cuando el riesgo existe. Para lograr su objetivo, PIANI dio respuesta a las preguntas de investigación planteadas en el capítulo 1, ¿cómo identificar una actividad?, ¿cómo determinar el nivel de riesgo? y ¿cómo definir políticas de acción no intrusivas? a través de sus tres procesos esenciales: detectar la actividad, determinar el riesgo y seleccionar y ejecutar acciones.

Durante el desarrollo de PIANI se implementaron dos enfoques distintos, el primero probabilístico-bayesiano y el segundo semántico-ontológico los cuales difieren en la manera de procesar la información y de realizar la inferencia, ya que PIANI Probabilístico tiene un proceso extra que le permite realizar el cálculo de probabilidad en la red bayesiana, mientras que PIANI Ontológico tiene el proceso de identificar la actividad realizada en la ontología ONTO-AR.

PIANI Probabilístico y Ontológico se probaron de manera independiente y controlada para determinar si realizaban adecuadamente todos sus procesos. PIANI Probabilístico logró distinguir las actividades cotidianas de las anormales en la mayoría de los casos, sin embargo, en ningún caso de estudio la probabilidad de que la actividad sea cotidiana llegó a ser 1, es decir, PIANI no consideró a alguna de las actividades como 100% normal. Si bien esto no resultó ser un problema grave durante la experimentación, ya que las inferencias de riesgo fueron correctas, sí es algo que se debe mejorar. Para afinar los valores obtenidos se pueden modificar los parámetros en los que se discretizaron las variables, en especial la variable duración, puesto que manejar únicamente tres estados ("menos de 30 minutos", "entre 30 y 60 minutos", y "más de 60 minutos") limita a PIANI durante el cálculo de probabilidad por que, por ejemplo, una actividad que dure 75 minutos pertenece al estado "más de 60 minutos" al igual que una actividad que dure 180 minutos u otra que dure 300 minutos. Así

5. Conclusiones

pues, se debe considerar incrementar el número de estados en la variable duración e incluso en la variable hora para producir probabilidades más finas.

PIANI Ontológico, por otro lado, fue muy eficiente a la hora de inferir las actividades cuando éstas eran cotidianas, durante la experimentación, PIANI acertó en el 100 % de los casos. Cuando la actividad era anormal, es decir, cuando variaba algún parámetro de hora y/o duración y/o día, PIANI determina que existen varias actividades como posibles opciones, pero este comportamiento de PIANI era algo que se esperaba. Aún cuando PIANI no identifica plenamente la actividad cuando ésta no es la habitual, según los resultados obtenidos, si logra identificar correctamente cuáles son las variables anormales y es por esto que logra determinar correctamente el riesgo.

Los dos enfoques de PIANI no solo varían en cómo realizan sus cálculos e inferencias, también tienen distintos prerequisitos para usarse. PIANI Probabilístico requiere un historial con el cual trabajar, ya que es con este historial con el que se genera la red bayesiana para cada usuario. Así pues, es necesario que el adulto mayor porte el dispositivo móvil con PIANI instalado para que éste vaya capturando datos. Durante la primera semana de uso, PIANI no puede realizar inferencias puesto que la red bayesiana no ha sido creada y después de esta semana la red bayesiana se debe ir actualizando constantemente. Realizar actualizaciones semanalmente es la propuesta en este trabajo, sin embargo vale la pena analizar la posibilidad de ampliar ese tiempo para reducir el costo computacional del servidor para generar las redes. PIANI Ontológico, en cambio, no requiere de una semana para poder inferir riesgos pero sí requiere que el adulto mayor (o su cuidador) establezca los parámetros que son los habituales para cada actividad, si bien es cierto que no se piden muchos datos y la aplicación móvil facilita el proceso, el llenado del formulario puede ser considerado tedioso.

El resto de las pruebas realizadas a PIANI, donde ya no hubo control sobre los experimentos sino que se dejó a los usuarios realizar sus actividades cotidianamente, demostraron que PIANI tiene buenas bases para ser una plataforma no intrusiva, sin embargo, también hicieron ver la debilidad de PIANI: el dispositivo móvil. Se observó que el sensado del GPS no siempre funcionó correctamente ocasionando errores en las lecturas realizadas por PIANI, lo que conlleva a inferencias erróneas, falsos positivos y falsos negativos. Aún centrándonos exclusivamente al sistema operativo Android (aunque el diseño de la aplicación se realizó haciendo factible la migración a otros sistemas operativos en futuras versiones), actualmente hay una gran variedad de dispositivos móviles con diferentes características de hardware y de software lo que hace complicado aislar el problema en este trabajo de tesis. Si bien es cierto que cada día la tecnología avanza más, y los teléfonos que hoy en día son considerados de gama alta en unos años serán considerados de gama baja, vale la pena realizar un análisis más profundo para encontrar el problema y de ser posible resolverlo, o por lo menos minimizar el impacto que produce en PIANI las fallas en el sensado GPS.

Los dos enfoques de PIANI cumplieron con los objetivos planteados para esta tesis: PIANI

Ontológico se encuentra completamente funcional en un servidor de internet, mientras que la versión Probabilística es funcional en un servidor local, ya que no se pudo configurar la librería para la gestión de las redes bayesianas en el servidor por ser gratuito. De la misma manera, ONTO-AR es otro producto, resultado de esta tesis, que queda como una ontología adaptable a situaciones donde se requiera representar semánticamente actividades, riesgos y políticas.

Los resultado de este trabajo son aceptables y motivan a darle continuidad, ampliándolo y mejorándolo. El trabajo futuro inmediato a realizar son las pruebas de aceptación y usabilidad, es decir, validar que la población de adultos mayores esté dispuesta a utilizar PIANI y validar que la interacción entre la apliación móvil de PIANI y el adulto mayor sea la apropiada, haciendo análisis desde el flujo de mensajes hasta el diseño de interfaces.

A demás de las sugerencias realizadas a lo largo de este capítulo, se propone experimentar con las políticas de acción no intrusivas para determinar si las escogidas en este trabajo, aunque dieron buenos resultados, en realidad son las óptimas. A su vez, se propone tomar en consideración el diseño y desarrollo de un híbrido con los dos enfoques de PIANI. Por último, se recomienda extender el ambiente de trabajo de PIANI para que no sólo esté enfocado a los ambientes externos sino también incluir los internos.

Bibliografía

- [WHO14] World Health Organization. Ageing and life-course. Facts about ageing. http://www.who.int/ageing/about/facts/en/. (2014, accessed: 30 September 2015).
- [INEGI14] Instituto Nacional de Estadística y Geografía. Perfil sociodemográfico de adultos mayores. 2014. ISBN 978-607-739-003-9.
- [CONAPO02] Consejo Nacional de Población. Estimaciones y proyecciones del Consejo Nacional de Población, diciembre de 2002. http://www.conapo.gob.mx/es/CONAPO/Envejecimiento. (2002, accessed: 21 January 2015).
- [WHO] World Health Organization. Ageing. http://www.who.int/topics/ageing/es/. (Accessed: 21 January 2015).
- [WHO13] World Health Organization. Mental health and older adults. http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs381/en/. (2013, accessed: 10 June 2015)
- [Maeso13] J. Maeso, F. Hernandez, G. Zairani, A. Mendez, A. Jurado, and J Llano. Teleassistance outdoor system for the elderly based on Android devices. International Symposium on Signal Processing and Information Technology(ISSPIT), Athens, 2013, pp.9-14. doi 10.1109/ISSPIT.2013.6781846.
- [UN02] United Nations. Proyecto de declaración de los derechos del adulto mayor. http://www.un.org/swaa2002/coverage/parlamentoS.htm. (2002, accessed: 21 January 2015).
- [CNDH12] Comisión Nacional de Derechos Humanos. Derechos de los Adultos Mayores. http://www.cndh.org.mx/sites/all/fuentes/documentos/cartillas/9% 20cartilla%20Derechos%20adultos%20mayores.pdf. (2012, accessed: 21 January 2015).
- [AALP16] AAL Programe active and assited living programme. ICT for ageing well. http://www.aal-europe.eu/our-projects/. (2016, accessed: 18 February 2016).

[WHO97] World Health Organization. Division of Mental Health and Prevention of Substance Abuse. WHOQOL Measuring Quality of Life. 1997

- [Herman92] Herman Bouma. Gerontechnology: Making technology relevant for the elderly. Chapter of the book: Gerontechnology. Amsterdam, Netherlands. IOS Press, 1992. doi 10.3233/978-1-60750-847-2-1.
- [Neil08] Neil Charness and Tiffany Jastrzembski. Gerontechnology. Chapter of the book: Future Interaction Design II. Springer London, 2008. ISBN 978-1-84800-300-2. doi 10.1007/978-1-84800-385-9_1.
- [Silvestro08] Silvestro M., Paolo B., and Toshiyo T. *Gerontechnology*. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 27(4):10-14, 2008. ISSN 0739-5175. doi 10.1109/MEMB.2008.925213.
- [Ryoko10] Ryoko Fukuda. Gerontechnology for a Super-Aged Society. Chapter of the book: The Silver Market Phenomenon. Springer Berlin Heidelberg, 2010. ISBN 978-3-642-14337-3. doi 10.1007/978-3-642-14338-0_6.
- [Elisa13] Elisa N., Pablo A., Martin B., José M., Holger S., Karina V., and Dieter R. Relevance and perspectives of AAL in Brazil. The Journal of Systems and Software, 86(4):985-996, 2013. doi 10.1016/j.iss.2012.10.013.
- [Hong09] Hong S., Vincenzo F., Ning G., and Chris B. Promises and Challenges of Ambient Assisted Living Systems. In: Sixth International Conference on Information Technology: New Generations, Las Vegas, NV, 2009, pp.1201-1207. doi 10.1109/ITNG.2009.169.
- [Miao13] Miao Y., Yuanzhang Y., Adel R., Syed R., Liang W., and Jonathon C. An Online One Class Support Vector Machine-Based Person-Specific Fall Detection System for Monitoring an Elderly Individual in a Room Environment. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 17(6):1002-1014, 2013. ISSN 2168-2194. doi 10.1109/JB-HI.2013.2274479.
- [Vitoantonio14] Vitoantonio B., Nicola N., Donato B., Michele P., Marco S., Dario D., and Alessio V. Fall Detection in indoor environment with Kinect sensor. In IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA) Proceedings, Alberobello, 2014, pp.319-324. doi 10.1109/INISTA.2014.6873638.
- [Bianchi08] V. Bianchi, F. Grossi, G. Matrella, I. Munari, and P. Ciampolini. A Wireless Sensor Platform for Assistive Technology Applications. In 11th EUROMICRO Conference on Digital System Design Architectures, Methods and Tools, Parma, 2008, pp. 809-816. doi 10.1109/DSD.2008.131.

[Selo14] Selo, L. Nugroho, Widyawan, L. Lazuardi, R. Ferdiana, and Kurnianingsih. Contempo: A Home Care Model to Enhance the Wellbeing of Elderly People. In: International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI), Valencia, 2014, pp.472-475. doi 10.1109/BHI.2014.6864405.

- [Vuong13] N. Vuong, S. Goh, S. Chan, and C. Lau. A Mobile-Health Application to Detect Wandering Patterns of Elderly People in Home Environment. In: 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Osaka, 2013, pp.6748-6751. doi 10.1109/EMBC.2013.6611105.
- [Zhu15] C. Zhu, W. Sheng, M. Liu. Wearable Sensor-Based Behavioral Anomaly Detection in Smart Assisted Living Systems. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 12(4):1225-1234, 2015. ISSN 1545-5955. doi: 10.1109/TASE.2015.2474743.
- [Bin13] Bin X., Muhammad Z., Tapani J., and Petri P. Canderoid: A mobile system to remotely monitor travelling status of the elderly with dementia. In: International Joint Conference on Awareness Science and Technology and Ubi-Media Computing (iCAST-UMEDIA), Aizuwakamatsu, 2013, pp.648-654. doi 10.1109/ICAwST.2013.6765519.
- [Sergio08] Sérgio F., Telmo F., and Filipe P. Mobile web server for elderly people monitoring. In: IEEE International Symposium on Consumer Electronics, Vilamoura, 2008, pp.1-4. doi 10.1109/ISCE.2008.4559490.
- [Ziyu10] Ziyu L., Feng X., Guowei W., Lin Y., and Zhikui C. iCare: A Mobile Health Monitoring System for the Elderly. In: International Green Computing and Communications and International Conference on Cyber, Physical and Social Computing, Hangzhou, 2010, pp.699-705. doi:10.1109/GreenCom-CPSCom.2010.84.
- [Kazushige13] Kazushige O. and Miwako D. Smartphone-based monitoring system for activities of daily living for elderly people and their relatives etc.. In: ACM conference on Pervasive and ubiquitous computing, Zurich, Switzerland, 2013, pp.103-106. doi 10.1145/2494091.2494120.
- [Yi14] Yi Z., Hong N., Jie B., Bo C., Pei Z., and Xiang Z. Elderly Safety Early-warning System Based on Android Mobile Phones. In: 10th International Conference on Natural Computation (ICNC), Xiamen, 2014, pp.1126-1130. doi 10.1109/ICNC.2014.6975999.
- [Hidekuni O4] Hidekuni O., Yoshiharu Y., Hiromichi M., Haruhiko S., and Morton C. A mobile phone-based Safety Support System for wandering elderly persons. In: 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, San Francisco, CA, USA, 2004, pp.3316-3317. doi 10.1109/IEMBS.2004.1403932.

[Dario06] Dario B., Antonio C., and Rebecca M. Context-Aware Middleware Solutions for Anytime and Anywhere Emergency Assistance to Elderly People. IEEE Communications Magazine, 44(4):82:90, 2006. ISSN:0163-6804. doi 10.1109/MCOM.2006.1632653.

- [Sandra14] Sandra S., Emilio G., Jaime L., and Joel R. Smart Collaborative Mobile System for Taking Care of Disabled and Elderly People. Mobile Networks and Applications, 19(3):287-302, 2014. ISSN 1383-469X. doi 10.1007/s11036-013-0445-z.
- [FSP] Family Safety Production. Seguimiento GPS. https://play.google.com/store/apps/details?id=com.fsp.android.c (Accessed: 15 January 2016).
- [MM] Motorola Mobility. Alerta Motorola. https://play.google.com/store/apps/details?id=com.motorola.bodyguard&hl=es_419 (Accessed: 4 May 2015).
- [KCD] KidControl Dev. GPS Localizador familiar. https://play.google.com/store/apps/details?id=ru.kidcontrol.gpstracker (Accessed: 18 Feb 2016).
- [FLI] Friend Locator Inc. Localizador de familia. https://play.google.com/store/apps/details?id=mg.locations.share (Accessed: 18 Feb 2016).
- [FAMILO] FAMILO. Localizador Familiar & Chat. https://play.google.com/store/apps/details?id=net.familo.android (Accessed: 18 Feb 2016).
- [CR] Carrot Rocket. Family Locator GeoZilla. https://play.google.com/store/apps/details?id=com.carrotrocket.geozilla (Accessed: 18 Feb 2016).
- [Mark91] Mark W. The computer for the 21st century. Scientific American, 265(3):94-104, 1991.
- [Anind01] Anind D. *Understanding and Using Context*. Personal and Ubiquitous Computing, 5(1):4-7, 2001, ISBN 1617-4909. doi 10.1007/s007790170019.
- [Anind99] Anind D. and Gregory A. Towards a Better Understanding of Context and Context-Awareness. Technical Report GIT-GVU-99-22, Georgia Institute of Technology, College of Computing, 1999.
- [Sun10] Sun H., Florio V., Gui N., and Blondia C. The missing ones: Key ingredients towards efective ambient assisted living systems. Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments, 2(2):109-120. 2010.
- [Copcu11] Copcu, M., Salman, Y., Cheng, H. Turkish seniors perspective and utilization of mobile phones. In: 5th International Conference on New Trends in Information Science and Service Science, Macao, 2011, pp. 146-150.

[Pew15] Pew Research Center. The Smarthphone Difference. http://www.pewinternet.org/2015/04/01/us-smartphone-use-in-2015/ (2015, accessed 2 September 2015)

- [Lips98] Seymour Lipschutz. Probabilidad. First edition. McGraw Hill. 1998.
- [Ross10] Sheldon Ross. A First Course in Probability. Eight edition. Pearson Prentice Hall. Upper Saddle River, NJ, USA. 2010.
- [Bell15] Jason Bell. Machine Learning. Hands-on for developers and technical prefessionals. First edition. Wiley. Indianapolis, Indiana, USA. 2015.
- [Russell10] Stuart Russell and Peter Norving. Artificial Intelligence. A Modern Aproach. Third edition. Pearson Prentice Hall. Upper Saddle River, NJ, USA. 2010.
- [Jensen07] Finn Jensen and Thomas Nielsen. Bayesian Networks and Decision Graphs. Second edition. Springer Science + Business Media. New York, NY, USA. 2007.
- [Frank10] Frank S., Justin D., and Gary T. *iWander: An Android application for dementia patients.*. In: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Buenos Aires, 2010, pp.3875-3878. doi 10.1109/IEMBS.2010.5627669.
- [Allegra07] Allegra Stratton. Charity backs tagging for dementia sufferers. http://www.theguardian.com/society/2007/dec/27/longtermcare.socialcare (2007, accessed: 1 March 2016).
- [Gregory14] Gregory K., Maria L., and Amy L. Dynamic Bayesian Networks for Context-Aware Fall Risk Assessment. Sensors, 14(5):9330-9348, 2014. ISSN 1424-8220. doi 10.3390/s140509330.
- [Yongmian13] Yongmian Z., Yifan Z., Eran S., Natalia L., Ziheng W., and Quiang J. Modeling Temporal Interactions with Interval Temporal Bayesian Networks for Complex Activity Recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 35(10):2468-2483, 2013. ISSN 0162-8828. doi 10.1109/TPAMI.2013.33.
- [Francisco14] Francisco O., Gwen E., Paula T., Tim K., Araceli S., and Ben K. *In-Home Activity Recognition: Bayesian Inference for Hidden Markov Models.* IEEE Pervasive Computing, 13(3):67-75, 2014. ISSN 1536-1268. doi 10.1109/MPRV.2014.52.
- [Paula14] Francisco O., Paula T., and Araceli S. Sensor-based Bayesian detection of anomalous living patterns in a home setting. Personal and Ubiquitous Computing, 19(2):259-270, 2014. ISSN 1617-4909. doi:10.1007/s00779-014-0820-1.
- [Uffe08] Uffe Kjaerulff and Anders Madsen. Bayesian Networks and Influence Diagrams. A Guide to Construction and Analysis. First edition. Springer Science + Business Media. New York, NY, USA. 2008.

[Flavio14] Flavio S., Bianca Z., Jerson L., Aura C., and Debora M. A Bayesian network decision model for supporting the diagnosis of dementia, Alzheimer's disease and mild cognitive impairment. Computers in Biology and Medicine, 51(2014):140-158, 2014. doi 10.1016/j.compbiomed.2014.04.010.

- [Norsys15] NORSYS Software Corp. netica-j, for programming bayesian networks in java. https://www.norsys.com/netica-j.html (Accessed: 26 Octuber 2015).
- [Franz03] Franz Baader, Diego Calvanese, Deborah McGuinness, Daniele Nardi and Peter Patel. *The Description Logic Handbook. Theory, Implementation and Applications*. First edition. Cambidge University Press, NY, USA. 2003.
- [Ronald04] Ronald Brachman and Hector Levesque. *Knowledge Representation and Reasoning*. First edition. Morgan Kaufmann Publishers. San Francisco, CA, USA. 2004.
- [Mika04] Mika Viinikkala. Ontology in Information Systems. http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.201.2639 (2004, accessed: 18 November 2015).
- [Barry 03] Barry Smith. Ontology in Information Systems. http://ontology.buffalo.edu/smith/articles/ontology_pic.pdf (2003, accessed: 25 February 2016).
- [Thomas 93] Thomas G. A translation approach to portable ontology specifications. Knowledge Acquisition, 5(2):199-220, 1993. doi 10.1006/knac.1993.1008.
- [Whillem97] Willem Borst. Construction of Engineering Ontologies for Knowledge Sharing and Reuse. Ph.D Thesis. Institute for Telematica and Information Technology, University of Twente, Enschede, The Netherlands. 1997.
- [Natalia14] Natalia D., M. C., Johan L. and Miguel D. A Survey on Ontologies for Human Behavior Recognition. ACM Computing Surveys, 46(4), 2014. doi http://dx.doi.org/10.1145/2523819.
- [Catherine 11] Catherine R., Francois P., Myoung A., and Oscar C. An Introduction to Ontologies and Ontology Engineering. Chapter of the book: Ontologies in Urban Development Projects. Springer London, 2011. ISSN 1610-3947. doi 10.1007/978-0-85729-724-2_2.
- [John99] B. C., John J., and Richard B. What are ontologies, and why do we need them?. IEEE Intelligent Systems and their Applications, 14(1):20-26, 1999. ISSN 1094-7167. doi 10.1109/5254.747902.
- [W3C04] W3C. OWL Web Ontology Language Overview. https://www.w3.org/TR/owl-features/(2004, accessed: 25 January 2016).

[Culmone14] R. Culmone, M. Falcioni, P. Giuliodori, E. Merelli, A. Orru, M. Quadrini, P. Ciampolini, F. Grossi, and G. Matrella. AAL Domain Ontology for Event-based Human Activity Recognition. In: 10th International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA), Senigallia, 2014, pp.1-6. doi 10.1109/ME-SA.2014.6935631.

- [Mocholi10] J. Mocholí, P. Sala, C. Fernández, and J. Naranjo. Ontology for Modeling Interaction in Ambient Assisted Living Environments. In: XII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing, Chalkidiki, Greece, 2010, pp.655-658. doi 10.1007/978-3-642-13039-7_165.
- [CE08] Comisión Europea. Accessibility and usability validation framework for AAL interaction design process. http://cordis.europa.eu/project/rcn/86723_es.html (Accessed: 22 February 2016).
- [Andrej15] Andrej G., Darko H., and Miran M. AAL ontology: From design to validation. In: IEEE International Conference on Communication Workshop (ICCW), London, 2015, pp.234-239. doi 10.1109/ICCW.2015.7247184.
- [Juan11] Juan Y., Graeme S., Simon D. A top-level ontology for smart environments. Pervasive and Mobile Computing, 7(2011):359-378, 2011. ISSN 1574-1192. doi 10.1016/j.pmcj.2011.02.002.
- [Ejigu07] D. Ejigu, M. Scuturici, and L. Brunie. An Ontology-Based Approach to Context Modeling and Reasoning in Pervasive Computing. In: Fifth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops, White Plains, NY, 2007, pp.14-19. doi 10.1109/PERCOMW.2007.22.
- [Ihn11] Ihn B., and Hae G. An Ontology-Based ADL Recognition Method for Smart Homes. In: International Conference, FGCN 2011, Held as Part of the Future Generation Information Technology Conference, FGIT 2011, in Conjunction with GDC 2011, Jeju Island, Korea, 2011, pp.371-380. doi 10.1007/978-3-642-27201-1_42.
- [Liming09] Liming C., and Chris N. Ontology based activity recognition in intelligent pervasive environments. International Journal of Web Information Systems, 5(4):410-430, 2009. doi 10.1108/17440080911006199.
- [Protege] Protégé. A free, open-source ontology editor and framework for building intelligent systems. http://protege.stanford.edu/ (Accessed: 24 August 2015).
- [OWLAPI] OWL API. The OWL API. http://owlapi.sourceforge.net/ (Accessed: 18 September 2015).

[Pellet] Pellet. Pellet: An Open Source OWL DL reasoner for Java. http://clarkparsia.com/pellet/ (Accessed: 18 September 2015).

Apéndice A

Resumen comparativo del estado del arte

En la tabla A.1 se comparan las propuestas existentes en el estado del arte con PIANI Probabilístico y PIANI Ontológico. Se muestra en qué ambiente trabajan, qué enfoque utilizan, cúales son los dispositivos requeridos para su funcionamiento y cuál es el objetivo de cada sistema.

Sistema	Ambiente	Enfoque	Dispositivo	Objetivo
PIANI Proba- bilístico	Externo	Redes bayesianas	Smartphone	Asistir ante una actividad riesgosa.
PIANI Ontológico	Externo	Ontologías	Smartphone	Asistir ante una actividad riesgosa.
[Miao13]	Interno	Support vector ma- chine	Cámara de video	Detectar caídas.
[Vitoantonio14]	Interno	-	Sensor Kinect	Detectar caídas.
[Bianchi08]	Interno	Proponen un nuevo algoritmo	Proponene un nuevo sensor	Asistir ante caídas.
[Selo14]	Interno	-	Sensores	Mejorar calidad de vida, cuidar y asistir.
[Vuong13]	Interno	-	Puntos de acce- so WiFi y Smartp- hone	Detectar deambula- ción.
[Zhu15]	Interno	-	Sensores	Identificar comporta- miento anómalo.
[Ziyu10]	Externo	-	Smartphone y sensores	Monitorear.
[Kazushige13]	Externo	-	Smartphone y sensores	Monitorear.
[Yi14]	Externo	-	Smartphone	Alerta temprana.
[Maeso13]	Externo	-	Smartphone	Teleasistencia.
[Hidekuni04]	Externo	-	Dispositivo móvil	Asistir al salir de zo- nas seguras.
[FSP, MM, KCD, FLI, FAMILO, CR]	Externo	-	Smartphone	Monitorear.
[Frank10]	Externo	Redes bayesianas	Smartphone	Asistir ante deambu- lación.
[Gregory14]	Interno	Redes bayesianas	Smartphone y sensores	Detectar caídas.
[Yongmian13]	Interno	Redes bayesianas y álgebra de intervalos	Cámara de video	Identificar actividades.
[Francisco14]	Interno	Redes bayesianas y cadenas ocultad de Markov	Sensores	Identificar actividades.
[Paula14]	Interno	Estadística bayesia- na	Sensores	Identificar comporta- miento anómalo.
[lhn11]	Interno	Ontologías	Sensores	Reconocer actividades diarias.
[Liming09]	Interno	Ontologías	Sensores	Reconocer actividades diarias.

Tabla A.1: Comparación entre las diferentes propuestas existentes y PIANI.

Apéndice B

Diagrama de clases del componente Cliente de PIANI Probabilístico

El componente Cliente está conformado por 23 clases cuyas relaciones, atributos y métodos se muestran en la figura B.1.

Las clases MainActivity, MyPlacesActivity, NewPOIActivity, UpdatePOIActivity, New-CaregiverActivity y NewUserActivity heredan de la clase Activity de Java (en Android, una actividad es un componente de la aplicación que provee una interfaz gráfica para la comunicación con el usuario), y son empleadas para la pantalla principal, mostrar los lugares del adulto mayor, dar de alta una ubicación (punto de interés), actualizar la información de una ubicación, agregar un cuidador y agregar un usuario (adulto mayor), respectivamente.

La clase MySQLiteHelper, que hereda de SQLiteOpenHelper; HttpAsyncTask, que hereda de AsyncTask; GPSService, que hereda de Service; y MyLocationListener, que hereda de LocationListener; son empleadas para administrar la base de datos (conexiones y desconexiones), administrar internet (conexiones, desconeciones, pre-solicitudes, solicitudes y pos-solicitudes), administrar los servicios de android (mantiene el funcionamiento de PIANI como un servicio de Android) y administra la función del GPS, respectivamente.

Las clases Activity, User, Caregiver, Response, Policies y POI, permiten a PIANI crear los objetos que representen una actividad, un usuario, un cuidador, una respuesta del servidor, la política de acción no intrusiva y una ubicación, respectivamente.

La clase URL contiene las direcciones URL para la comunicación con los diferentes servicios web del componente Servidor.

La clase POIDataSource administra las ubicaciones almacenadas en la base de datos.

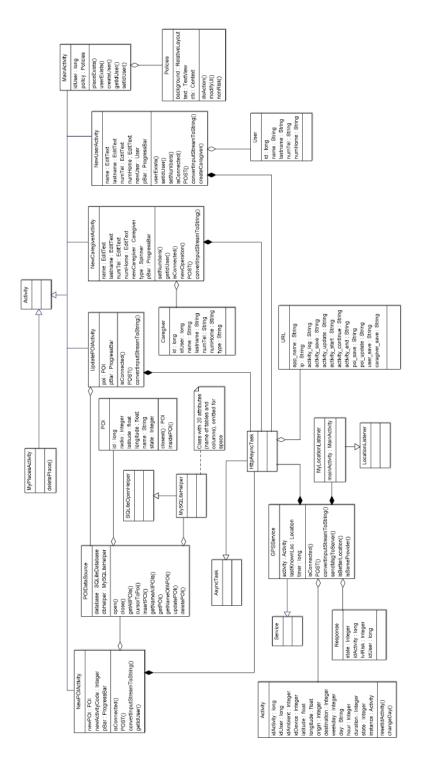


Figura B.1: Diagrama de clases de la aplicación cliente de PIANI Probabilístico

Apéndice C

Diagrama de clases del componente Servidor de PIANI Probabilístico

El componente Servidor está conformado por 28 clases, con un patrón de arquitectura de software Modelo-Vista-Controlador (MVC), cuyas relaciones, atributos y métodos se muestran en la figura B.1.

Las clases ControllerBayesianNetwork, ControllerActivity, ControllerUser, ControllerCaregiver y ControllerPOI son los controladores del componente Servidor y responden a las solicitudes que realiza el componente Cliente.

Las clases ModelCreateNet, ModelProcessingNet, ModelContinueActivity, ModelFinis-hActivity, ModelStartActivity, ModelPolicies, ModelRegisterCaragiver, ModelRegisterUser, ModelSavePOI y ModelUpdatePOI son los modelos del componente Servidor y se encargan de ejecutar las funciones y procesos que los diferentes controladores soliciten.

La clase StandardView es la única vista del componente Servidor, y es la que se encarga de mandar una respuesta al componente Cliente.

Las clases Response, Activity, User, Caregiver y POI, permiten a PIANI crear los objetos que representan la respuesta del servidor, una actividad, un usuario, un cuidador y una ubicación, respectivamente.

Las calses BayesianDataSource, ActivityDataSorce, UserDataSource, CaregiverDataSource, POIDataSource y RelationDataSource, administran la información de la red bayesiana, de las actividades, de los usuarios, de los cuidadores, de las ubicaciones y de las relaciones (usuario-cuidado), respectivamente, en la base de datos.

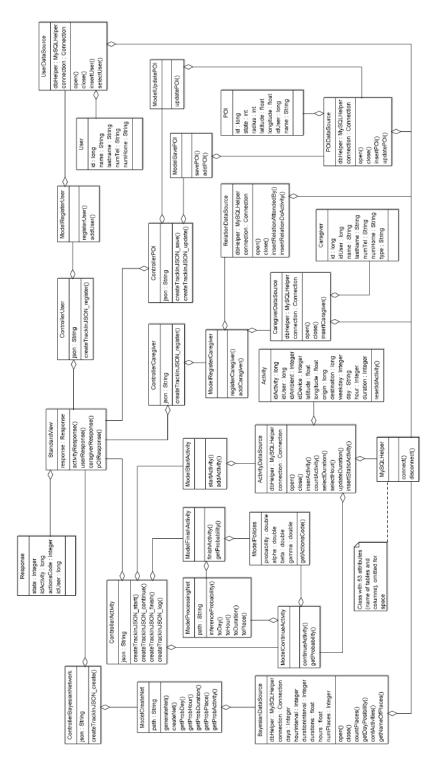


Figura C.1: Diagrama de clases del servidor de PIANI Probabilístico

${\bf Ap\acute{e}ndice}\,\,D$

Diagrama de actividad de PIANI Probabilístico

La figura D.1 es el diagrama de actividad de PIANI Probabilístico en donde se muestra el flujo que siguen los cuatro procesos de PIANI:

- 1. Detectar actividad.
- 2. Cálculo de probabilidad.
- 3. Determinar riesgo
- 4. Seleccionar y ejecutar acciones.

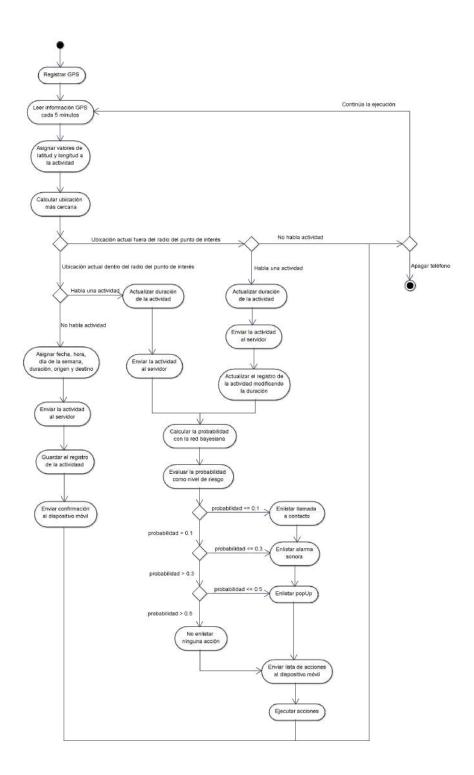


Figura D.1: Diagrama de actividad de PIANI Probabilístico

Apéndice E

Diagrama de clases del componente Cliente de PIANI Ontológico

El componente Cliente está conformado por 30 clases cuyas relaciones, atributos y métodos se muestran en la figura E.1.

Las clases MainActivity, NewActivityActivity, MyActivitiesActivity, MyPlacesActivity, NewPoIActivity, UpdatePoIActivity, NewCaragiverActivity y NewUserActivity heredan de la clase Activity de Java (en Android, una actividad es un componente de la aplicación que provee una interfaz gráfica para la comunicación con el usuario), y son empleadas para la pantalla principal, mostrar los lugares del adulto mayor, dar de alta una ubicación (punto de interés), actualizar la información de una ubicación, agregar un cuidador y agregar un usuario (adulto mayor), respectivamente.

La clase MySQLiteHelper, que hereda de SQLiteOpenHelper; HttpAsyncTask, que hereda de AsyncTask; GPSService, que hereda de Service; y MyLocationListener, que hereda de LocationListener; son empleadas para administrar la base de datos (conexiones y desconexiones), administrar internet (conexiones, desconeciones, pre-solicitudes, solicitudes y pos-solicitudes), administrar los servicios de android (mantiene el funcionamiento de PIANI como un servicio de Android) y administra la función del GPS, respectivamente.

Las clases Activity, User, Caregiver, Response, Policies y POI, permiten a PIANI crear los objetos que representen una actividad, un usuario, un cuidador, una respuesta del servidor, la política de acción no intrusiva y una ubicación, respectivamente.

La clase URL contiene las direcciones URL para la comunicación con los diferentes servicios web del componente Servidor.

La clase POIDataSource administra las ubicaciones almacenadas en la base de datos, mientras que la clase ActivityDataSource administra las actividades en la base de datos.

La clase ActivityArrayAdapter, que hereda de ArrayAdapter, despliega la lista de las

96 E. DIAGRAMA DE CLASES DEL COMPONENTE CLIENTE DE PIANI ONTOLÓGICO

actividades. Time Picker
Fragment, que hereda de Dialog Fragment, muestra una ventana para que el usuario introduz
ca la hora.

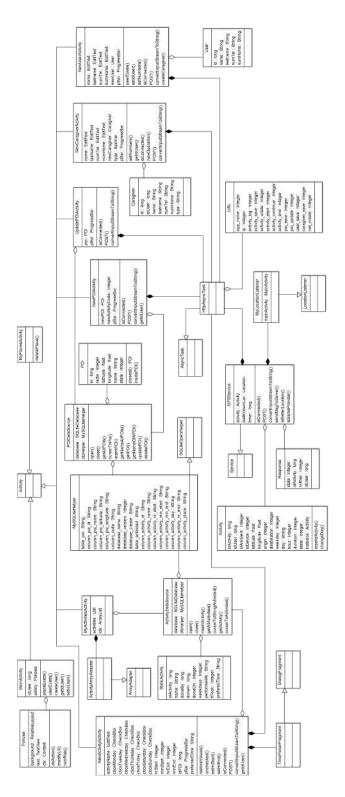


Figura E.1: Diagrama de clases de la aplicación cliente de PIANI Ontológico

Apéndice \mathbf{F}

Diagrama de clases del componente Servidor de PIANI Ontológico

El componente Servidor está conformado por 27 clases, con un patrón de arquitectura de software Modelo-Vista-Controlador (MVC), cuyas relaciones, atributos y métodos se muestran en la figura F.1.

Las clases ControllerActivity, ControllerUser, ControllerCaregiver y ControllerPOI son los controladores del componente Servidor y responden a las solicitudes que realiza el componente Cliente.

Las clases ModelOntologicalRisk, ModelContinueActivity, ModelFinishActivity, ModelStartActivity, ModelPolicies, ModelRegisterCaragiver, ModelRegisterUser, ModelSavePOI y ModelUpdatePOI son los modelos del componente Servidor y se encargan de ejecutar las funciones y procesos que los diferentes controladores soliciten.

La clase StandardView es la única vista del componente Servidor, y es la que se encarga de mandar una respuesta al componente Cliente.

Las clases Response, Activity, User, Caregiver y POI, permiten a PIANI crear los objetos que representan la respuesta del servidor, una actividad, un usuario, un cuidador y una ubicación, respectivamente.

Las calses Ontology DataSource, Activity DataSorce, User DataSource, Caregiver DataSource, POIDataSource y Relation DataSource, administran la información de la red bayesiana, de las actividades, de los usuarios, de los cuidadores, de las ubicaciones y de las relaciones (usuario-cuidado), respectivamente, en la base de datos.

La calse MySQLHelper realiza las conexiones y desconexiones de la base de datos.

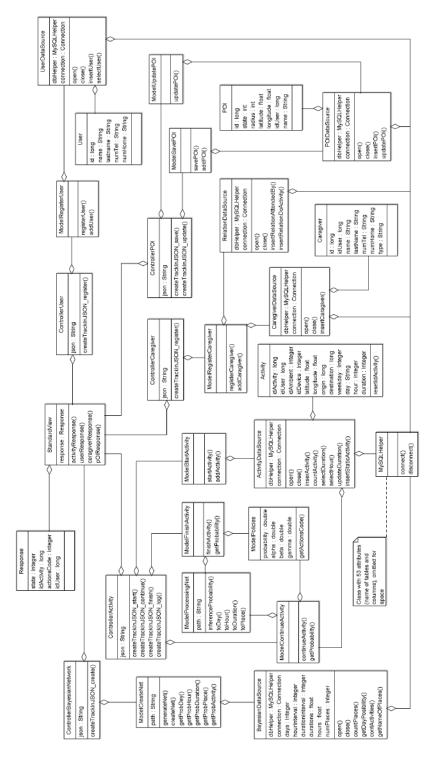


Figura F.1: Diagrama de clases del servidor de PIANI Ontológico

${\rm Ap\'endice}~G$

Diagrama de actividad de PIANI Ontológico

La figura G.1 es el diagrama de actividad de PIANI Ontológico en donde se muestra el flujo que siguen los cuatro procesos de PIANI:

- 1. Detectar actividad.
- 2. Identificar la actividad realizada.
- 3. Determinar riesgo
- 4. Seleccionar y ejecutar acciones.

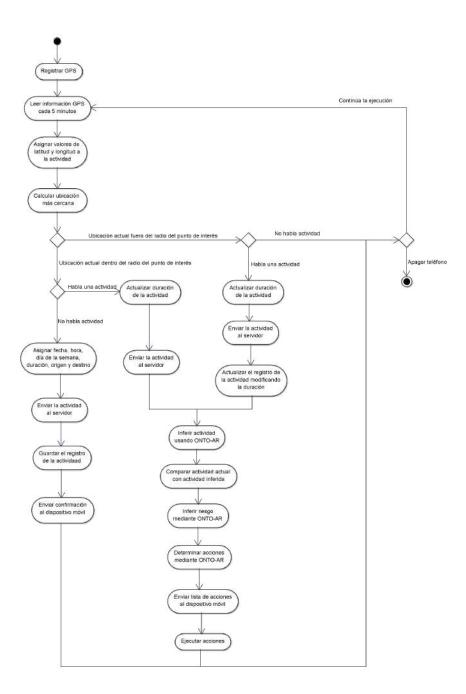


Figura G.1: Diagrama de actividad de PIANI Ontológico

${\bf Ap\'endice}\; H$

Lista de Publicaciones

- M. López, J. Garcilazo, y J. Gómez. Sistema de Asistencia para la Localización de Sitios Seguros. Encuentro Nacional de Computación ENC2015. Ensenada, Baja California, México. Octubre, 2015.
- M. López, V. Menéndez, y J. Gómez. Optimización del Desempeño de una Plataforma Inteligente para la Asistencia No-Intrusiva de Personas de la Tercera Edad que Realizan Actividades en Ambientes Externos. XXVIII Congreso Nacional y XIV Congreso Internacional de Informática y Computación de la ANIEI 2015. Puerto Vallarta, Jalisco, México. Octubre, 2015.
- M. López, J. Gómez, F. Moo and F. Madera. *Intelligent Platform for Non-Intrusive Assistance of Elderly People*. IEEE Latin America Transactions. 4(5), 2016.