

Estimación automática de grupos en entornos de aprendizaje cooperativo con aplicaciones sensibles al contexto

ROC MESEGUER PALLARES

Ingeniero de Telecomunicación

Director

DR. LEANDRO NAVARRO MOLDES

Departament d'Arquitectura de Computadors
Universitat Politècnica de Catalunya (UPC)

Tesis presentada para el grado de

Doctor

Febrero 2012

Estimación automática de grupos en entornos de aprendizaje cooperativo con aplicaciones sensibles al contexto

Universitat Politècnica de Catalunya (UPC)

Febrero 2012

Tesis realizada en:

Departament d'Arquitectura de Computadors

Escola d'Enginyeria de Telecomunicació i Aeroespacial de Castelldefels (EETAC)

Esteve Terradas, 7.

08860 Castelldefels

Catalonia (Spain)



This work is licensed under the Creative Commons Attribution-Non-commercial-No Derivative Work 3.0 Spain License. To view a copy of this license, visit http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/es/deed.en_GB or send a letter to Creative Commons, 171 Second Street, Suite 300, San Francisco, California, 94105, USA.

Índice general

Lista de Figuras	VII
Lista de Tablas	IX
Lista de Publicaciones	XI
Agraïments	XIII
Resumen	XV
Resum	XVII
Abstract	XIX
I. Introducció	1
I.1. Motivació de la tesis	2
I.2. Marco Conceptual	4
I.3. Objectivos	6
I.4. Contribuciones	7
II. Sistemas CSCL presenciales sensibles al contexto	11
II.1. Sistemas sensibles al contexto	11
II.2. Computer-Supported Collaborative Learning (CSCL)	16
II.3. Ejemplos de usos de un sistema sensible a los grupos	20
II.4. Sistemas sensibles a los grupos. Trabajos relacionados.	21

III.	Información contextual para aplicaciones conscientes del grupo en CSCL	25
III.1.	Modelo de contexto para la estimación de grupos en CSCL	26
III.2.	Arquitectura para procesar la información contextual relevante	31
IV.	Evaluación tecnológica para captar la información contextual	35
IV.1.	Requisitos de la adquisición de la información contextual en nuestro escenario	36
IV.2.	Ubicación en interiores de los estudiantes	38
IV.3.	Listado de los estudiantes cercanos a otro dado	46
V.	Sistema inteligente para la estimación de grupos	53
V.1.	Estimación con ubicación genérica y detección de vecinos por cercanía	54
V.2.	Estimación con ubicación exacta y la detección de vecinos por distancias	69
VI.	Impacto en la actividad cooperativa de aplicaciones sensibles a los grupos	77
VI.1.	Una metodología de aprendizaje cooperativo: la técnica del puzle	78
VI.2.	Hipótesis de trabajo	81
VI.3.	Entorno y condiciones experimentales	82
VI.4.	Observación y evaluación del proceso	85
VI.5.	Resultados y observaciones experimentales	86
VI.6.	Lecciones aprendidas	88
VII.	Procesado de la información contextual para la estimación de grupo	91
VII.1.	Estrategias y metodología	92
VII.2.	Etiquetado de la incertidumbre a partir de patrones	98
VII.3.	Etiquetado de la incertidumbre a partir de la confianza del algoritmo de estimación	101
VII.4.	Evaluación del impacto en la atención de los usuarios por parte de la aplicación	104
VIII.	Otras contribuciones	109

VIII.1. Viabilidad del uso de software distribuido en el aprendizaje colaborativo	110
VIII.2. Viabilidad del uso de una red inalámbrica ad hoc	111
VIII.3. Uso de la información de la capa de aplicación para el encaminamiento	112
VIII.4. Escenario de una arquitectura de información contextual sobre una red ad hoc	114
IX. Conclusiones y trabajo futuro	115
IX.1. Resumen de la Tesis	115
IX.2. Conclusiones	116
IX.3. Trabajo Futuro	119
References	121

Lista de Figuras

I-1.	Mapa de las áreas implicadas y relacionadas en la tesis	4
I-2.	Matriz básica Espacio/Tiempo en CSCW	5
I-3.	Esquema general de la tesis.	9
II-1.	Computación ubicua vs. Computación sensible al contexto	13
II-2.	Mapa de relaciones entre HCI, CSCW y CSCL	17
II-3.	Matriz básica Espacio/Tiempo	18
III-1.	Modelo de contexto para la estimación de grupos en CSCL	29
III-2.	Arquitectura conceptual de la recolección del contexto.	32
IV-1.	Antenas y lectores usados en el experimento de posicionamiento con RFID	40
IV-2.	Posicionamiento de los estudiantes en el aula por el prototipo basado en Wi-Fi PlaceLab.	43
IV-3.	Estimación de la zona de trabajo de los grupos.	44
IV-4.	Estimación de los vecinos de cada zona de trabajo por Wi-Fi PlaceLab.	48
V-1.	Sistema de estimación de grupos RedPin/Bluetooth	56
V-2.	Proceso de entrenamiento algoritmo clasificación	59
V-3.	Proceso de estimación del algoritmo clasificación.	61
V-4.	Datos de entrenamiento y de las pruebas.	63
V-5.	Evolución del porcentaje de aciertos con la cantidad de datos de en- trenamiento por usuario.	68

V-6. Sistema de estimación de grupos PlaceLab/PlaceLab	70
VI-1. Esquema de la técnica docente del Puzzle	80
VI-2. Foto de una clase durante una actividad con la metodología del Puzzle	83
VII-1. Esquema de etiquetado y clasificación de la incertidumbre	96
VII-2. Esquema del procesado de las estimaciones inciertas	97
VII-3. Esquema del procesado por la incertidumbre en la información contextual con la combinación con otros elementos del contexto	99
VII-4. Esquema del procesado de las estimaciones inciertas por incertidumbre temporal con re-estimación	99
VII-5. Esquema del procesado de la incertidumbre con la combinación con otros elementos del contexto	102
VIII-1. Enrutamiento en la capa de Red vs capa de Aplicación	113
IX-1. Elementos necesarios para la detección y estimación de grupos.	116

Lista de Tablas

III-1. Evaluación del impacto de los dispositivos Bluetooth a percibir	31
IV-1. Resumen comparativa de las tecnologías de Ubicación	46
IV-2. Tiempo medio de detección de cambios en los puntos de acceso	48
IV-3. Porcentaje de acierto en la detección de vecinos con Bluetooth	50
IV-4. Porcentaje de acierto en la detección de vecinos con Bluetooth	51
IV-5. Tiempo medio de detección de cambios en los dispositivos Bluetooth .	52
IV-6. Resumen comparativa de las tecnologías de detección de vecinos . . .	52
V-1. Vector contextual de entrada	62
V-2. Validación del modelo y el entrenamiento los algoritmos BayesNet e IBk	64
V-3. Predicción de grupos con los datos de prueba con los algoritmos BayesNet e IBk	64
V-4. Porcentaje de acierto con errores en los elementos del vector contextual de entrada	65
V-5. Evaluación del impacto de la cantidad de MAC de Bluetooth	66
V-6. Matriz de confusión.	66
V-7. Matriz de confusión agregada.	67
V-8. Vector contextual de entrada	72
V-9. Predicción de grupos con los datos de prueba con los algoritmos BayesNet e IBk	72
VI-1. Calidad producto individual	86
VI-2. Calidad producto de grupo	87

VII-1. Comparativa de las estimaciones con y sin la estrategia de gestión de la incertidumbre	100
VII-2. Relación de las estimaciones erróneas frente a las etiquetadas como inciertas	101
VII-3. Comparativa de las estimaciones con y sin la estrategia de gestión de la incertidumbre	103
VII-4. Ráfagas de estimaciones inciertas y erróneas para el sistema con gestión de la incertidumbre y el sistema original.	105
VII-5. Promedio de interrupciones y notificaciones de incertidumbre durante la actividad con gestión de la incertidumbre	106

Lista de Publicaciones

La lista de las publicaciones que han resultado del trabajo de esta tesis doctoral en orden cronológico inverso:

Artículos de revista

- MESSEGUER, R.; OCHOA, S. F.; PINO, J. A.; MEDINA, E.; NAVARRO, L.; NEYEM, A. & ROYO, D. Communication support for mobile collaborative work: an experimental study. 2011. *En: International Journal of Information Technology and Decision Making*. Accepted for publication.
- RODRIGUEZ-COVILI, J.; OCHOA, S. F.; PINO, J. A.; MESSEGUER, R.; MEDINA, E. & ROYO, D. A communication infrastructure to ease the development of mobile collaborative applications. 2011. *Journal of Network and Computer Applications*.
- MESSEGUER, R.; NAVARRO, L.; DAMIAN-REYES, P. & FAVELA, J. Context Awareness for Collaborative Learning with Uncertainty Management. 2010. *Journal of Universal Computer Science*.
- BARRADO, C.; MESSEGUER, R.; LOPEZ, J. & PASTOR, E. Wildfire Monitoring Application using a mixed air-ground mobile ad hoc network. 2010. *IEEE Pervasive Computing*.

Artículos de congresos

- MESSEGUER, R.; MEDINA, E.; ROYO, D.; NAVARRO, L.; DAMIAN-REYES, P. & FAVELA, J. Supporting context-aware collaborative learning through automatic group formation. 2010. *En: Ubiquitous Computing & Ambient Intelligence (UCAmI)*.
- MESSEGUER, R.; MEDINA, E.; ROYO, D.; NAVARRO, L. & JUÁREZ, J. P. Group Prediction in Collaborative Learning. 2010. *En: International Conference on Intelligent Environments (IE)*.
- RODRIGUEZ-COVILI, J.; OCHOA, S. F.; PINO, J. A.; MESSEGUER, R.; MEDINA, E. & ROYO, D. HLMP API: A Software Library to Support the Development of Mobile Collaborative Applications. 2010. *En: Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*.
- MESSEGUER, R.; OCHOA, S. F.; PINO, J. A.; MEDINA, E.; NAVARRO, L.; NEYEM, A. & ROYO, D. Building Real-World Ad hoc Networks to Support Mobile Collaborative Applications: Lessons Learned. 2009. *En: Groupware: design, implementation and use (CRIWG)*.
- MESSEGUER, R.; DAMIAN-REYES, P.; FAVELA, J. & NAVARRO, L. Context Awareness and Uncertainty in Collocated Collaborative Systems. 2008. *En: Groupware: design, implementation and use (CRIWG)*.
- MESSEGUER, R.; OCHOA, S.; PINO, J. A.; NAVARRO, L. & NEYEM, A. Communication and Coordination Patterns to Support Mobile Collaboration. 2008. *En: Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*.
- DAMIAN, P.; MESSEGUER, R.; FAVELA, J. & NAVARRO, L. Uncertainty Management in Context-aware Collaborative Learning. 2007. *En: Ubiquitous Computing & Ambient Intelligence (UCAmI)* .
- MESSEGUER, R.; NAVARRO, L. & REYES, A. Group-awareness for Mobile Cooperative Learning. 2007. *En: Wireless and Mobile Technologies in Education (WMTE)* .
- MESSEGUER, R.; DIAZ DE CERIO, L. & NAVARRO, L. Experiencia de aprendizaje cooperativo con una herramienta de colaboración síncrona y ordenadores portátiles. 2004. *En: Jornada sobre aprendizaje cooperativo* .

Agraïments

En els meus anys d'estudiant vaig conèixer Pangea de la mà de Leandro Navarro. En aquells moments, vaig començar a conèixer i a observar amb interès el grup de sistemes distribuïts, un camp totalment nou per a mi. A Leandro li vaig expressar el meu desig de formar part del seu grup. La seva resposta va ser afirmativa, i el meu primer agraïment, doncs, va per Leandro. A Leandro li haig de donar les gràcies per la seva paciència i per tot el suport que m'ha donat. Aquest agraïment el vull fer extensiu a tota la resta de gent del grup. Mereixen una menció especial Esunly Medina, companya de despatx i Dolors Royo, les dues sempre disposades a ajudar.

Estar a Castelldefels ha significat també el començament de la meva activitat docent. En aquest àmbit he après molt de la mà de Miguel Valero i de la resta de companys. Són molts i no els anomenaré tots, però a tots ells gràcies. I gràcies per la plantilla i l'ajuda amb el \LaTeX . Gràcies a tots els hem compartit taula i tertúlies a l'hora de dinar. Han estat moments de compatir, riure, discutir,... moments especials que fan grup.

Vull dedicar els meus darrers agraïments a la meva família. Als meus pares i a les meues germanes, per haver fet possible arribar fins aquí. Als sogres, cunyats i neboteta, per els llaços que ens han unit i moments que hem compartit. Especialment gràcies a Eva pel seu suport incondicional i per compartir una vida junts. I finalment, gràcies Marc per aquests darrers dies.

Castelldefels, Febrer del 2012
Roc Messeguer

Resumen

Estimación automática de grupos en entornos de aprendizaje cooperativo con aplicaciones sensibles al contexto.

En escenarios de aprendizaje colaborativo, se ha introducido el uso de ordenadores y redes de comunicación para facilitar esta colaboración, el llamado “Computer-Supported Collaborative Learning” (CSCL). En escenarios CSCL presenciales los participantes se agrupan para realizar actividades de aprendizaje. La información sobre la disposición de los participantes, de gran utilidad para dar soporte computacional, puede suponer un trabajo adicional de configuración para los propios estudiantes o los profesores. Los dispositivos electrónicos para facilitar esta cooperación han evolucionado hasta la computación ubicua, en que dispositivos sensores pueden captar información que permite a las aplicaciones informáticas automatizar la detección de la ubicación de los usuarios y objetos participantes en el escenario de aprendizaje y usar esa información contextual para mejorar el soporte ofrecido.

Este trabajo trata con detalle el problema del soporte computacional a la detección y gestión de grupos de aprendizaje en entornos CSCL presenciales. Nuestra investigación se ha centrado en proponer un sistema que a partir de la recogida de información contextual proveniente de sensores, automatice la gestión de grupos en estos escenarios CSCL presenciales.

Para ello hemos propuesto un modelo de contexto para este uso y hemos identificado qué información es más relevante para este propósito. Este modelado e identificación han sido tanto teóricos —a partir de marcos conceptuales que nos han permitido definir un modelo de contexto— como experimentales —a partir de la evaluación de la calidad, fiabilidad y sensibilidad de la información contextual en entornos realistas—.

Finalmente hemos verificado cómo esta información contextual de nuestro escenario se adapta a este modelo.

La información contextual pasa por varias fases para ser usada. Primero esta información percibida por los sensores se puede acondicionar y filtrar para tratar su calidad e incertidumbre. A continuación se suministra a un sistema inteligente que aprende los patrones de funcionamiento de los grupos y estudiantes. Este sistema inteligente requiere dos procesos diferentes de funcionamiento: el entrenamiento y la estimación. Nosotros hemos propuesto unos procesos de entrenamiento y estimación específicos para la predicción y gestión de grupos. También se puede volver a acondicionar la salida como ya se ha hecho con la entrada.

Finalmente, para la validación del sistema hemos utilizado trazas de información contextual de escenarios reales —con estudiantes reales realizando actividades de aprendizaje en grupo—. En esta validación hemos tenido en cuenta tanto la eficacia del sistema como su impacto en la actividad de los estudiantes y grupos. A partir de este impacto hemos identificado ciertos patrones en la información contextual y en el comportamiento que nos ha permitido introducir un sistema de gestión de la calidad, errores e incertidumbre en la estimación así como un sistema de filtrado e interpolación de la información contextual ambigua, inexistente o errónea.

Nuestra tesis es que para proporcionar soporte computacional a la detección y estimación de grupos de trabajo en actividades de aprendizaje presenciales en entornos CSCL son necesarias tres funcionalidades básicas: 1) la recolección y filtrado en tiempo real de los cambios de la información contextual de cada estudiante y recogerlos en el modelo contextual, 2) la transformación de esta información contextual y su histórico a información contextual de grupo por parte de un algoritmo inteligente y 3) la gestión de la calidad de las estimaciones de grupo para minimizar el impacto en la atención de los estudiantes debido a la incertidumbre de estas estimaciones.

Resum

Estimació automàtica de grups en entorns d'aprenentatge cooperatiu amb aplicacions sensibles al context.

En escenaris d'aprenentatge col·laboratiu, s'ha introduït l'ús d'ordinadors i xarxes de comunicacions per facilitar aquesta col·laboració, l'anomenat "Computer-Supported Collaborative Learning" (CSCL). En escenaris CSCL presencials els participants s'agrupen per realitzar activitats d'aprenentatge. Aquesta informació sobre la disposició dels participants, de gran utilitat per al suport computacional, pot suposar un treball addicional de configuració per als propis estudiants o els professors. Els dispositius electrònics per facilitar aquesta cooperació han evolucionat fins la computació ubíqua, en la que dispositius sensors poden captar informació que permet a las aplicacions informàtiques automatitzar la detecció de la ubicació dels usuaris i objectes participants en l'escenari d'aprenentatge i usar aquesta informació contextual per millorar el suport ofert per els dispositius.

Aquesta tesi tracta amb detall el problema del suport computacional a la detecció i gestió de grups d'aprenentatge en entorns CSCL presencials. La nostra investigació s'ha centrat en proposar un sistema que a partir de la recollida d'informació contextual proporcionada per sensors, automatitzi la gestió de grups en aquests escenaris CSCL presencials.

Per açò hem proposat un modelo de context per aquest ús i hem identificat quina informació es mes rellevant per aquest proposit. Aquest modelat i identificació han estat tant teòrics —a partir de marcs conceptuals que ens han permès definir un modelo de context— com experimentals —a partir de l'avaluació de la qualitat, fiabilitat i sensibilitat de la informació contextual en entorns realistes—. Finalment hem verificat

cóm aquest informació contextual del nostre escenari s'adapta a aquest model.

La informació contextual passa per varies fases per poder ser usada. Primer aquesta informació percebuda per els sensors es pot condicionar i filtrar per tractar la seva qualitat i incertesa. A continuació es subministra a un sistema intel·ligent que aprèn els patrons de funcionament dels grups i estudiants. Aquest sistema intel·ligent requereix dos processos diferents de funcionament: l'entrenament i l'estimació. Nosaltres hem proposat uns processos d'entrenament i estimació específics per la predicció i gestió de grups. També es pot tornar a condicionar la sortida igual que s'ha fet amb l'entrada.

Finalment, per la validació del sistema hem utilitzat traces d'informació contextual d'escenaris reals —amb estudiants reals realitzant activitats d'aprenentatge en grup—. En aquesta validació hem tingut present tant l'eficàcia del sistema como el seu impacte en l'activitat dels estudiants i grups. A partir d'aquest impacte hem identificat patrons en la informació contextual y en el comportament que ens ha permès introduir un sistema de gestió de la qualitat, errors i incertesa en la estimació, així com un sistema de filtratge i interpolació de la informació contextual ambigua, inexistent o errònia.

La nostra tesis es que per proporcionar suport computacional a la detecció i estimació de grups de treball en activitats d'aprenentatge presencial en entorns CSCL són necessàries tres funcionalitats bàsiques: 1) la recollecció i filtrat en temps real dels canvis de la informació contextual de cada estudiant i recollir-los en el model contextual, 2) la transformació d'aquesta informació contextual el seu històric a informació contextual de grup per part d'un algoritme intel·ligent i 3) la gestió de la qualitat de les estimacions de grup per minimitzar l'impacte en l'atenció dels estudiants degut a la incertesa d'aquestes estimacions.

Abstract

Automatic group prediction in cooperative learning environments using context-aware applications.

In collaborative learning scenarios, the use of computers and communication networks to facilitate collaboration is becoming popular, the Computer-Supported Collaborative Learning (CSCL). In face-to-face CSCL scenarios, participants are grouped for learning activities. The location information of the participants, very useful for computational support, may involve additional configuration work for students or teachers themselves. Mobile devices that facilitate this cooperation have evolved into ubiquitous computing. Sensing devices can capture context information that allows automate the detection of the location of users and objects involved in the learning scenario and use this contextual information to improve the support offered by computers.

This thesis deals in detail the problem of computational support to the detection and management of learning groups in face-to-face CSCL environments. Our research has focused on the proposal of a system that automates the management of groups in these scenarios collecting and processing contextual information from sensors.

To do this we have proposed a context model for this use and we have identified what information is most relevant to this domain application. This process of modeling and identification have been theoretical—from conceptual frameworks that have allowed us to define a model of context—and experimental—from assessing the quality, reliability and sensitivity of contextual information in realistic environments—. Then we have verified how this contextual information fits the contextual model.

Contextual information can pass through several stages before being used. First,

the contextual information collected by the sensors could be conditioned and filtered to treat quality and uncertainty. Then it is supplied to an intelligent system that learns behavior patterns of groups and students. This intelligent system requires two different operating processes: training and estimation. We have proposed specific training and assessment processes for prediction and management of groups. The output also could be conditioned as it was done with the input.

Finally, we used traces of contextual information in real scenarios —real students doing group learning activities— to validate the system. In this validation we have taken into account both the effectiveness and their impact on the activity of students and groups. From this impact assessment we have identified patterns in the contextual information and in the behavior that have allowed us to design a system of quality, error and uncertainty management in the group estimation and a filtering system and interpolation of contextual information ambiguous, missing or erroneous, and filtering and interpolation system of ambiguous, missing or erroneous contextual information.

Our thesis is that to provide computational support to the detection and management of learning groups in face-to-face CSCL environments we need three basic functionalities: 1) the collection and filtering of changes in contextual information in real-time for each student and adjust them in the context model, 2) the transformation of this contextual information and their historical to group membership by an intelligent algorithm and 3) the quality management of group estimations to minimize the impact on activity of students because of the uncertainty of these estimations.



Introducción

En los últimos años, los sistemas sensibles al contexto han recibido mucha atención, especialmente con el gran auge de los dispositivos móviles como por ejemplo ordenadores portátiles, teléfonos inteligentes, tabletas y PDAs. La gran variedad de posibles formas de comunicación e interacción que permiten estos dispositivos, hace que sea necesario buscar los mecanismos para gestionar y automatizar esta diversidad. Es especialmente interesante en entornos en los que los usuarios no quieren dedicar su tiempo a analizar la información y realizar la gestión ellos mismos. Los escenarios con gran movilidad son un ejemplo muy claro de la necesidad de implementar mecanismos para adaptar la gestión a los usuarios.

Desde el punto de vista de la Inteligencia Ambiental (AmI) se describe un entorno ubicuo lleno de artefactos computacionales que tienen capacidades de inteligencia para facilitar actividades centradas en el usuario (Shadbolt, 2003). Un entorno inteligente es ubicuo en el sentido de que enriquece el entorno real con dispositivos heterogéneos de computación y dotados de comunicación inalámbrica están integrados de forma natural en el entorno y al mismo tiempo transparentes para el usuario (Weiser, 1991). Por tanto, las aplicaciones AmI necesitan funciones inteligentes para ser adaptables a

los usuarios y sensibles al contexto con el fin de proporcionar servicios de alta calidad.

En este sentido, las nuevas tendencias de aplicaciones sensibles al contexto han promovido una nueva generación de aplicaciones que se basan en el análisis inteligente del entorno, los datos y las preferencias del usuario con el fin de extraer información implícita o explícita sobre el estado o la actividad del usuario en un momento dado (Staab *et al.*, 2002). Esta misma tendencia la podemos ver en casos de aplicación concretos como por ejemplo en entornos docentes.

Podemos encontrar un número importante de nuevas metodologías docentes y experiencias de uso de estos dispositivos móviles en entornos docentes. En esta línea han aparecido por ejemplo el aprendizaje colaborativo asistido por ordenador (Computer Supported Collaborative Learning - CSCL) (Stahl *et al.*, 2006), el aprendizaje móvil (Mobile Learning) (Kukulska-Hulme & Traxler, 2005), el aprendizaje ubicuo (Ubiquitous Learning) (Casey, 2005) y el aprendizaje ubicuo sensible al contexto (Context-Aware Ubiquitous Learning) (Hwang *et al.*, 2008).

Toda la gran cantidad de información contextual presente en el entorno de una actividad de aprendizaje y que los dispositivos móviles pueden percibir, si se procesa de manera apropiada, puede llegar a ser la clave para implementar, seleccionar, gestionar o enriquecer diferentes aplicaciones o servicios sensibles al contexto (Capra *et al.*, 2003). La característica principal de estas aplicaciones es que son capaces de adaptarse de forma “inteligente” a las condiciones concretas de un usuario y su entorno.

1.1. Motivación de la tesis

En los entornos tradicionales de enseñanza y aprendizaje, generalmente los estudiantes se consideran sujetos pasivos. La evaluación del aprendizaje del estudiante se basa generalmente en el trabajo individual por ejemplo exámenes, ejercicios y tareas. Al utilizar estos métodos tradicionales de enseñanza, el proceso de aprendizaje está dirigido por el profesor y es muy individualista: el profesor —el conocimiento experto— entrega el conocimiento a los estudiantes. Este proceso se centra principalmente en el profesor como la única fuente de conocimiento y de información.

Por el contrario, el aprendizaje cooperativo se enfoca en el componente social de la construcción compartida del conocimiento (Stahl *et al.*, 2006). El aprendizaje no se basa en actividades individuales, sino que se basa en las interacciones en grupo que implican negociar y compartir. Los participantes mantienen su compromiso con una tarea compartida que se construye y se mantiene por y para el grupo. Este proceso de aprendizaje está centrado en el estudiante y lo anima a cooperar y colaborar con otros para lograr sus objetivos de aprendizaje.

El aprendizaje cooperativo implica un entorno dinámico en el que varios estudiantes se unen en grupos, trabajan y se disuelven. El proceso sigue con una continua formación y disolución de nuevos grupos. Los participantes en la actividad se mue-

ven dentro de la clase de un lugar a otro. Los estudiantes experimentan mucha más movilidad que en los entornos de aprendizaje tradicionales.

Los estudiantes pueden utilizar dispositivos móviles, como ordenadores portátiles, teléfonos inteligentes o PDA. Si estos dispositivos están conectados de forma inalámbrica y pueden percibir el entorno (Context-Awareness), entonces tenemos un escenario de aprendizaje ubicuo sensible al contexto. En estos escenarios, existe la necesidad de utilizar estos dispositivos móviles como interfaz para facilitar la integración del mundo real con objetos, servicios y aplicaciones del mundo virtual. Esto permite a los usuarios beneficiarse de los servicios de una forma transparente y natural, invisible para el usuario (Hwang *et al.*, 2008). Además, los contenidos y los servicios se pueden personalizar y contextualizar al estudiante y a la tarea actual, a modo de ejemplo, facilitar la recuperación de recursos y materiales docentes adaptados al contexto actual (Schmidt & Braun, 2006).

Algunos trabajos ya han analizado cuál es la información contextual relevante y han desarrollado muchos modelos de contexto para facilitar el aprendizaje, por ejemplo (Wang, 2004; Zheng *et al.*, 2005; Derntl & Hummel, 2005; Yang, 2006). Estos enfoques presentan la forma de combinar aplicaciones sensibles al contexto con aplicaciones CSCL presenciales. Todos estos trabajos cubren la mayor parte de los requisitos para las aplicaciones CSCL presenciales sensibles al contexto (Schmidt, 2005). Además, muestran de qué manera las aplicaciones CSCL sensibles al contexto podrían mejorar el proceso de aprendizaje.

Como hemos comentado la mayoría de estos requisitos ya han sido resueltos. Sin embargo, creemos que todavía hay algunos desafíos abiertos (Schmidt, 2005). Por ejemplo, a partir de nuestras experiencias (Messeguer *et al.*, 2006) nos hemos dado cuenta que en escenarios de aprendizaje colaborativo, la creación y gestión de grupos es un requisito clave.

En entornos de aprendizaje colaborativo asistido por ordenador (CSCL) los servicios y aplicaciones facilitan las tareas de grupo. Pero existe también la necesidad de proporcionar de forma automática a estas aplicaciones y servicios los cambios que ocurren en el entorno real, en concreto la organización de los estudiantes en el aula y el estado de la actividad (Liu *et al.*, 2003a). Los cambios en la organización de los estudiantes, en el estado de la actividad o en los elementos importantes —las personas u objetos— son una buena fuente de información para la comprensión de la estructura y el trabajo de las actividades de aprendizaje.

Si el profesor o los estudiantes tienen que configurar manualmente los grupos en la aplicación informática cada vez que haya cambios en los miembros de los grupos, el sistema y por tanto la actividad tienen que esperar hasta que esta configuración manual se haya completado. Este trabajo adicional de configuración recae en los estudiantes o profesores e introduce retrasos y una carga adicional a los participantes.

Los sistemas sensibles al contexto deben tener la capacidad de percibir y captar el entorno real de los usuarios y adaptar su comportamiento para proporcionarles servicios e información útil y relevante (Abowd *et al.*, 2002). Por ejemplo, la pertenencia a

grupos, los roles de los participantes y el tipo de actividad se pueden inferir mediante el uso de estos sistemas. Algunos trabajos se han ocupado de la formación de grupos para la colaboración, tanto en el caso del trabajo colaborativo (Vivacqua *et al.*, 2003; Aldunate *et al.*, 2002; Podgorelec *et al.*, 2006; Colucci *et al.*, 2003), como en el aprendizaje (Becks *et al.*, 2003; Kester *et al.*, 2006).

Aunque hay muchas herramientas y servicios para proporcionar un cierto grado de automatización y apoyo a las actividades de grupo, en esta tesis vamos a tratar con detalle el problema del soporte computacional a la detección y gestión de grupos de aprendizaje en entornos CSCL presenciales. Nuestra investigación se centra en proponer un sistema que a partir de la recogida de información contextual proveniente de sensores, detecte los grupos de trabajo y automatice la gestión.

I.2. Marco Conceptual

En Figura I-1 mostramos un mapa con las relaciones de las diferentes áreas implicadas en la tesis.

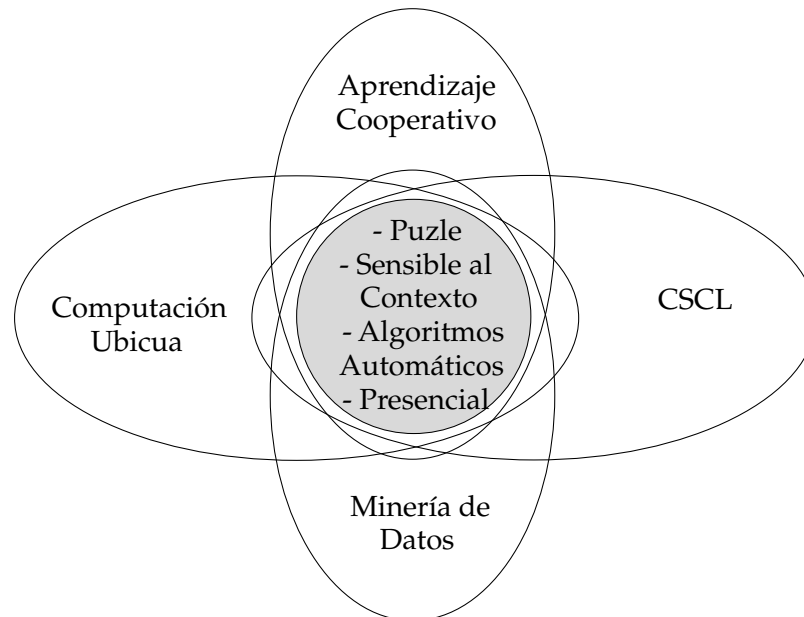


Figura I-1: Mapa de las áreas implicadas y relacionadas en la tesis

El aprendizaje cooperativo, en una definición muy simple, es trabajar juntos para alcanzar objetivos compartidos y para maximizar su propio aprendizaje y el de los demás. Una más detallada y común define el aprendizaje cooperativo como una estrategia de enseñanza en la que los estudiantes en grupos pequeños y con diferentes

capacidades trabajan juntos para alcanzar los objetivos del grupo que no se pueden obtener mediante el trabajo individual (Johnson *et al.*, 1986). Dentro de todas las metodologías que ofrece el aprendizaje cooperativo nos centraremos en el Puzzle (Aronson, 1978). Usamos la técnica del Puzzle para introducir en un aula real con estudiantes reales nuestro sistema de estimación y gestión automática de grupos y poder evaluarlo.

La computación ubicua (UbiComp) es un área enfocada en la creación de ambientes inteligentes, donde los computadores se encuentren perfectamente integrados en el mundo físico del usuario (Satyanarayanan, 2001). La finalidad de UbiComp es proveer al usuario de manera natural y transparente la información y los servicios que le sean útiles y relevantes en el lugar y en el momento en que los necesita (Weiser & Brown, 1997; Abowd & Mynatt, 2000). Dentro del área de la computación ubicua nos centraremos en los sistemas sensibles al contexto (Context-Aware systems). Un sistema es sensible al contexto, si utiliza el contexto para proporcionar información relevante y/o servicios para el usuario, donde la relevancia depende de la actividad que está realizando el propio usuario (Abowd *et al.*, 1999).

El aprendizaje colaborativo asistido por ordenador (Computer Supported Collaborative Learning - CSCL) es un área de investigación que trata de estudiar cómo las personas pueden aprender juntas con la ayuda de computadores. En CSCL, el aprendizaje es analizado como un proceso —con aspectos tanto individuales como de grupo— (Stahl *et al.*, 2006). El CSCL es la aplicación del trabajo colaborativo asistido por ordenador (Computer Supported Cooperative Work - CSCW) al dominio del aprendizaje. En CSCW —y por tanto en CSCL— se pueden clasificar sus usos según la matriz Espacio/Tiempo (Ellis *et al.*, 1991; Johansen, 1988), Figura I-2. En nuestro caso, dentro del área de investigación del CSCL nos centraremos en los casos de aprendizaje cara a cara —en el mismo lugar y en el mismo tiempo—, presenciales y síncronos.

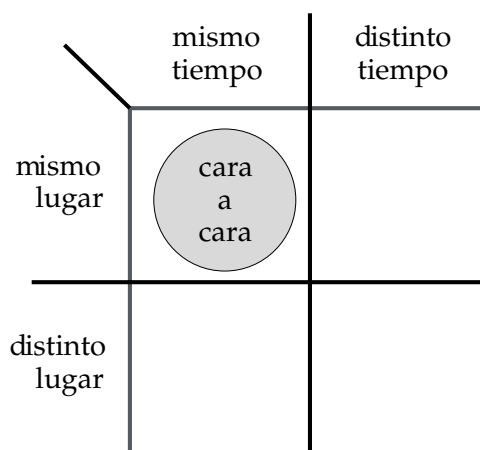


Figura I-2: Matriz básica Espacio/Tiempo en CSCW

Nosotros queremos recolectar y procesar toda la información contextual generada en una actividad de aprendizaje cooperativo con soporte computacional y presencial. La minería de datos (DM - Data Mining) son los mecanismos que usamos para el descubrimiento de patrones en los datos recolectados. De esta manera, la información contextual se convierte en información comprensible y útil. La mayoría de las técnicas utilizadas para descubrir estos patrones pertenecen al área del aprendizaje automático (ML - Machine Learning) dentro de la inteligencia artificial. El área del aprendizaje automático se centra en los algoritmos capaces de “aprender” de un conjunto de datos (Witten *et al.*, 2011). En nuestro caso, nos centraremos en algoritmos de autónomos capaces de aprender el comportamiento de los grupos de trabajo y detectar su formación y composición.

I.3. Objetivos

Pasando a nuestro problema de investigación, el objetivo principal de esta tesis doctoral es proporcionar soporte computacional a la detección y estimación de la formación y la composición de grupos de trabajo en actividades de aprendizaje presenciales en entornos CSCL. Nuestra investigación se centra en proponer un sistema que a partir de la recogida de información contextual proveniente de sensores, detecte los grupos y automatice la gestión. Mostraremos la viabilidad de este sistema sensible a los grupos. Evaluamos este sistema desde dos puntos de vista diferentes: 1) por su porcentaje de acierto en la estimación de los grupos y 2) por el impacto en la atención del estudiante por interrupciones del sistema durante la actividad de aprendizaje.

La lista de objetivos específicos para alcanzar nuestro objetivo principal es:

- **O1.** Diseñar un modelo de contexto que se adapte a nuestro caso de uso y a los requisitos de nuestro problema de investigación, Capítulo III.
- **O2.** Buscar, experimentar y evaluar las tecnologías adecuadas para percibir la información contextual necesaria para estimar grupos y adaptarla a nuestro modelo, Capítulo IV.
- **O3.** Buscar, experimentar y evaluar los algoritmos inteligentes que a partir de la información contextual de nuestro modelo puedan estimar la pertenencia a un grupo de un estudiante, Capítulo V.
- **O4.** Experimentar y evaluar el impacto en la actividad de aprendizaje cooperativo por el uso del nuestro sistema de estimación y gestión de grupos de trabajo, Capítulo VI.
- **O5.** Diseñar, experimentar y evaluar un sistema de etiquetado de la calidad de la información contextual y su correspondiente procesado para mejorar el comportamiento del sistema, Capítulo VII

- **O6.** Un objetivo adicional es probar el sistema en casos de uso diferentes al aprendizaje cooperativo y arquitecturas diferentes a la centralizada, Capítulo VIII.

La validación experimental y la evaluación se basan en: 1) experimentos de usos reales de las tecnologías o el sistema de estimación de grupos y 2) en simulaciones del comportamiento del sistema usando trazas recogidas durante los experimentos reales.

Las dos principales métricas que vamos a usar para esta validación son: 1) el porcentaje de acierto en la estimación por parte del sistema sensible a los grupos y 2) el número de interrupciones en la actividad del usuario debidas al propio sistema. En el caso ideal, el sistema de estimación debería reflejar la estructura y las dinámicas de los grupos del mundo real. Eso corresponde con 100 % de acierto en las estimaciones y 0 interrupciones o molestias al usuario.

Los experimentos reales se realizan en actividades docentes reales. Por tanto el sistema sensible a los grupos se ha integrado en una herramienta CSCL. De una forma muy simplificada podemos describir esta herramienta como una carpeta compartida entre los miembros de cada grupo.

Estos objetivos y la organización del texto no corresponden con una ordenación cronológica de la información ni de las publicaciones. La ordenación es temática. Por este motivo es posible que en un mismo capítulo tengamos información, resultados, referencias y publicaciones de años diferentes.

I.4. Contribuciones

Esta investigación ha dado lugar a cuatro contribuciones principales:

C1 — El diseño de un modelo contextual y la selección de las tecnologías apropiadas para un sistema consciente del contexto.

Ya existen muchos modelos para la gestión de la información contextual. Nuestro objetivo no era un nuevo modelo sino identificar la información contextual mínima necesaria para poder afrontar con éxito la consciencia de grupos en aplicaciones CSCL presenciales. Después de diferentes experimentos exploratorios podemos afirmar que la información contextual principal necesaria para estimar grupo es de dos tipos: 1) las posiciones de los participantes (ubicación) y 2) la cercanía a objetos, otros dispositivos y otras personas (vecindario).

Como consecuencia de la necesidad de estos elementos contextuales, también hemos hecho un estudio para validar posibles tecnologías que puedan aportarnos estos dos elementos. En los experimentos exploratorios hemos identificado dos conjuntos viables de tecnologías que pueden proporcionar esta información: 1) Wi-Fi PlaceLab tanto como tecnología de ubicación exacta como tecnología de percepción del vecin-

dario y 2) Wi-Fi RedPin como tecnología de ubicación genérica junto con Bluetooth como tecnología de percepción del vecindario.

C2 — Sistemas inteligentes que a partir de la información contextual percibida obtienen la información contextual de grupo.

Existen muchos posibles diseños y modelos de sistemas para implementar consciencia de grupo. Nuestro objetivo es mostrar la viabilidad de su implementación. Después de las correspondientes fases de diseño e implementación de los sistemas, llegamos a la fase experimental. A partir de los resultados experimentales podemos afirmar que un sistema consciente del grupo es viable. Esta afirmación la basamos en los buenos porcentajes de acierto obtenidos por los dos sistemas evaluados. Por lo tanto, ambos conjuntos tecnológicos permiten alcanzar nuestro objetivo: 1) la ubicación exacta (Wi-Fi PlaceLab) con detección de vecinos por zona (Wi-Fi PlaceLab) y 2) la ubicación genérica (Wi-Fi RedPin) con detección de vecinos por cercanía (Bluetooth).

Aunque hay diferencias entre ambos sistemas, mirando solamente los porcentajes de acierto el conjunto con la ubicación genérica (Wi-Fi RedPin) y con detección de vecinos por cercanía (Bluetooth) es algo superior al conjunto con ubicación exacta (Wi-Fi PlaceLab) y con detección de vecinos por zona (Wi-Fi PlaceLab). Pero la principal diferencia y creemos más significativa es la gran flexibilidad y adaptación de las tecnologías Wi-Fi RedPin y Bluetooth frente a la rigidez de la tecnología Wi-Fi PlaceLab en su uso en un entorno real.

C3 — Evaluación de los sistemas conscientes del grupo y su impacto en las actividades de aprendizaje cooperativo.

Además de las validaciones tecnológicas y analíticas ya comentadas, consideramos que la mejor evaluación para estos sistemas es el impacto que tienen en la propia actividad cooperativa. Con esta idea realizamos experimentos en un escenario real de aprendizaje cooperativo. De los resultados de estos experimentos podemos afirmar que las aplicaciones conscientes del grupo aportan una mejora significativa en el resultado del trabajo cooperativo. Sin embargo, esta mejora no la hemos percibido al realizar una evaluación individual.

Por contra, hemos observado un importante impacto en la atención de los usuarios debido a las interrupciones de la actividad por parte de la aplicación al existir errores en la estimación de grupo.

C4 — Diseño y evaluación de un sistema de procesamiento de la información contextual de grupo para gestionar la información incierta y reducir las interrupciones al usuario.

Una vez validada la viabilidad y el impacto de un sistema consciente de grupo nos planteamos su uso generalizado y habitual. El mayor problema que debemos sol-

ventar es el impacto del propio sistema en la atención del usuario con interrupciones en su actividad. Por tanto, buscamos minimizar las interrupciones en la actividad del usuario por parte del sistema. Esto nos lleva a la necesidad de mejorar la calidad de la detección y formación de grupos mediante el etiquetado de la información contextual con la presencia de incertidumbre. Nuestra propuesta es usar un sistema gestor de la incertidumbre.

Después de las simulaciones realizadas podemos afirmar que la gestión de la incertidumbre en las aplicaciones conscientes del grupo aporta una mejora significativa en el porcentaje de acierto en la estimación. Permiten introducir el concepto de gestión de la calidad de la información con la identificación de las estimaciones inciertas, y su posterior procesado y corrección. Se ha evaluado el sistema de gestión de la incertidumbre en términos de la tasa de interrupciones no deseadas durante la actividad por parte del sistema y hemos observado una importante mejora en el impacto en la atención de los usuarios.

Esquema general

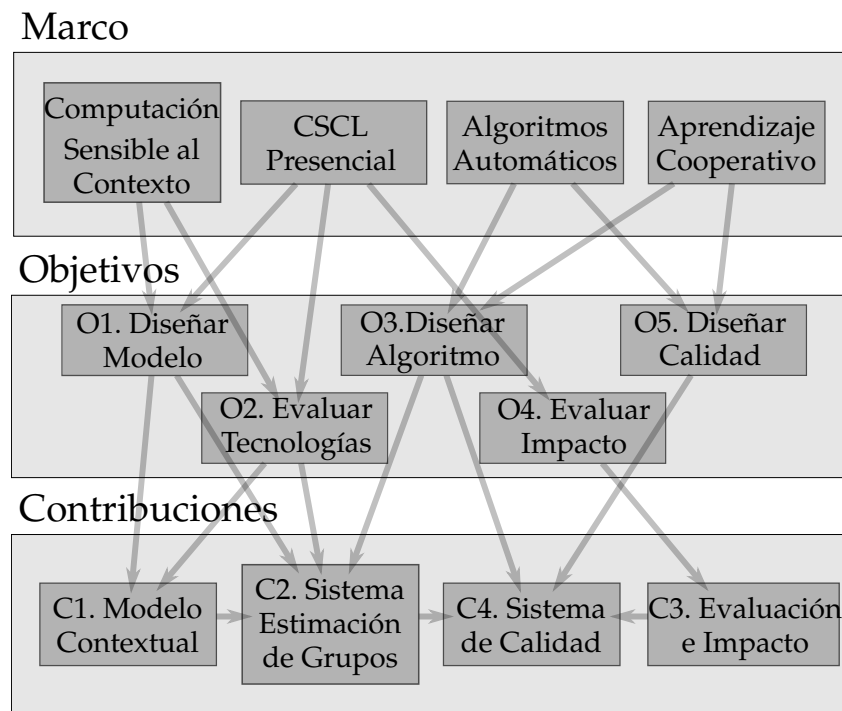


Figura I-3: Esquema general de la tesis.

II

Sistemas CSCL presenciales sensibles al contexto

En este capítulo introducimos las áreas de investigación relacionadas con esta tesis. Presentamos los antecedentes teóricos y estado actual de los sistemas sensibles al contexto (Context-Aware Systems), Sección II.1 y el aprendizaje colaborativo asistido por ordenador (Computer Supported Collaborative Learning - CSCL), Sección II.2. Finalmente, en la Sección II.4, presentamos con más detalle todos los trabajos relacionados con la estimación de grupos de trabajo.

II.1. Sistemas sensibles al contexto

II.1.1. Computación ubicua

La computación ubicua (UbiComp) es un nuevo paradigma de interacción persona-computador (Human-Computer Interaction - HCI). Tradicionalmente, la interacción persona-computador se ha producido dentro de un dominio restringido a

las experiencias de usuarios individuales sentados en sus escritorios e interactuando con los ordenadores de forma convencional con pantallas, teclados y ratones.

La computación ubicua es un área enfocada en la creación de ambientes inteligentes, donde los computadores se encuentren perfectamente integrados en el mundo físico del usuario (Satyanarayanan, 2001). El desarrollo de UbiComp se inició en la década de los 90 cuando Mark Weiser describió su visión sobre el futuro de los computadores, en donde planteaba la existencia de dispositivos y tecnologías que se encontraban integrados en el entorno del usuario y eran utilizados de manera tan natural y transparente que este dejaba de percibir su existencia (Weiser, 1991; Weiser, 1993). La finalidad de UbiComp es proveer al usuario de información y servicios que le sean útiles y relevantes en el lugar y en el momento en que los necesita (Weiser & Brown, 1997; Abowd & Mynatt, 2000).

En los entornos con computación ubicua, cada usuario, equipado con dispositivos móviles, es capaz de acceder a todos los servicios de cualquier manera, en cualquier momento y en cualquier lugar gracias a la conectividad proporcionada por las modernas tecnologías de red (Bruneo *et al.*, 2006). En estos entornos las desconexiones pueden ocurrir con frecuencia, ya sea voluntariamente, por ejemplo, para ahorrar batería, o de forma inesperada, por ejemplo, debido a una pérdida de señal. También, son entornos con dispositivos muy heterogéneos donde los dispositivos móviles pueden diferir significativamente unos de otros respecto a sus capacidades de cómputo, batería, resolución de pantalla y capacidad de comunicación. Por lo tanto, los entornos con computación ubicua se caracterizan por un alto grado de heterogeneidad, variabilidad y dinamismo: un paradigma de computación diferente a las soluciones convencionales.

Pero la idea de Weiser no se limitaba únicamente a un cambio en la infraestructura y los dispositivos, sino que también incluía un cambio de paradigma de las tecnologías de la información (Weiser, 1991). Las tecnologías de la información modifican el paradigma tradicional de funcionamiento donde el usuario se introduce en el mundo digital a través de una interfaz de usuario; ahora las tecnologías de la información se extienden al mundo real en donde los usuarios viven y actúan, al mismo tiempo que utilizan información del entorno para proveerle información y servicios que les sean útiles y relevantes en el lugar y en el momento que los necesita (Saha & Mukherjee, 2003).

II.1.2. Sistemas sensibles al contexto

La computación ubicua encaja en un modelo computacional en el que los usuarios, servicios y recursos buscan y descubren a otros usuarios, servicios y recursos, y los integran en una experiencia útil. Los dos procesos críticos son: 1) reconocer los objetivos y actividades de los usuarios, y 2) asignar estos objetivos y actividades de forma adaptativa a los servicios y recursos disponibles (Coutaz *et al.*, 2005).

El desarrollo de la computación ubicua ha conllevado un considerable interés y

desarrollo de la computación sensible al contexto (Context-Aware Computing). Según Strang y Linnhoff-Popien, necesitamos la computación sensible al contexto para conseguir la computación ubicua, Figura II-1, (Strang & Linnhoff-Popien, 2004). Las aplicaciones y los middleware de cómputo ubicuo deben percibir y adaptar su comportamiento a los cambios frecuentes en el contexto de ejecución. En otras palabras, deben ser sensibles al contexto (Abowd *et al.*, 2002). Este requisito es doble: por un lado, la capa de middleware debe recoger y representar la información de contexto a un alto nivel de abstracción y propagar su visibilidad hacia el nivel de aplicación. Por otra parte, debe proporcionar los medios para especificar y aplicar estrategias de adaptación de la propia aplicación en función del contexto, sin interferir ni modificar la lógica de la aplicación (Bellavista & Corradi, 2006).

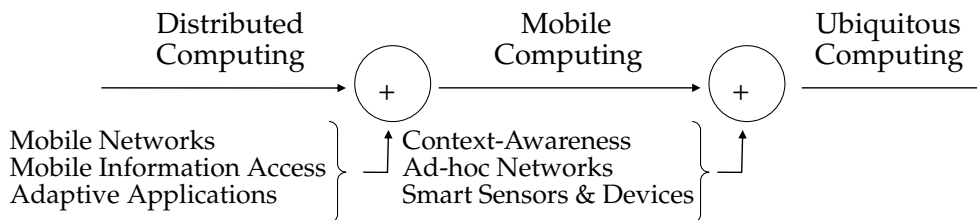


Figura II-1: Computación ubicua vs. Computación sensible al contexto

Un sistema es sensible al contexto, si se utiliza el contexto para proporcionar información relevante o servicios para el usuario, donde la relevancia depende de la actividad del propio usuario (Abowd *et al.*, 1999). Para enmarcar esta tesis queremos remarcar que esta definición contiene tres elementos principales: el contexto, el servicio o información a proporcionar y la tarea del usuario. Otra definición propuesta en (Schilit *et al.*, 1994): los sistemas sensibles al contexto son aquellos que pueden adaptarse de acuerdo a su ubicación, el conjunto de personas y objetos cercanos, así como los cambios de las personas u objetos con el tiempo. De esta definición remarcamos las relaciones entre diferentes personas y objetos. Con la combinación de ambas podríamos decir que un punto importante de los sistemas sensibles al contexto es qué actividad está realizando el usuario, con quién la realiza y qué cosas utiliza. En esta tesis nos centramos en con quién realizamos las actividades.

Los sistemas sensibles al contexto dependen de este para funcionar y es poco probable que el propio sistema perciba y procese toda esta información debido al coste, complejidad y eficiencia (van Sinderen *et al.*, 2006). En cambio, los sistemas sensibles al contexto pueden reunir la información contextual de fuentes de contexto externas, tanto sensores colocados en el entorno del usuario (Abowd & Mynatt, 2000) como cualquier otra fuente de información, por ejemplo los datos del perfil y la agenda de trabajo del usuario y los registros históricos. Los sistemas sensibles al contexto conllevan diferentes fases o capas (Schmidt, 2002): a) la adquisición de contexto, b) la

abstracción y la comprensión del contexto y c) el comportamiento de las aplicaciones basadas en el contexto.

Además, estos entornos son dinámicos, simplemente porque no se sabe cuando se usará el sistema o porque es un sistema móvil. Por lo tanto, la entrada de información de los sistemas sensibles al contexto es dinámica: no hay garantía de que la información contextual esté disponible o que la información disponible sea suficiente.

La propiedad más obvia de los sistemas sensibles al contexto es la capacidad de proporcionar una “salida/acción” basada en la información contextual. En un sistema tradicional, el propio usuario solicita la información y servicios que necesita. En los sistemas sensibles al contexto existen diferentes maneras de responder al contexto (Abowd *et al.*, 1999; Bolchini *et al.*, 2007):

- Adaptar las interfaces de usuario: presentación de la información y servicios a un usuario
- Descubrir y ejecutar un servicio de forma automática
- Adaptar y filtrar el conjunto de datos relevantes para la aplicación
- Etiquetar la información con el contexto para su posterior recuperación

Como la actividad que está realizando el usuario y su ubicación son fundamentales para muchas aplicaciones, la investigación en sistemas sensibles al contexto se ha desarrollado con profundidad en los campos de la computación sensible a la ubicación y los sistemas de reconocimiento de la actividad. En estos mismos campos se ha desarrollado esta tesis pero adaptados a su uso en el dominio de aplicación de entornos de aprendizaje. Este concepto de agrupar las posibilidades educativas que ofrecen las nuevas tecnologías de la computación ubicua es relativamente nuevo. Por ejemplo en (Ogata & Yano, 2003), estas ideas fueron asociadas a un entorno educativo y se propuso el término aprendizaje ubicuo para identificarlos.

II.1.3. El concepto de contexto y su modelado

El contexto es un concepto que se ha estudiado a través de diferentes disciplinas de investigación, entre todas estas las implicadas en esta tesis son la informática y psicopedagogía. Dado que se ha estudiado en múltiples disciplinas, cada una tiende a tener su propia visión. Por lo tanto, existen muchas definiciones de contexto. Bazire y Brézillon presentan y examinan 150 definiciones diferentes de contexto provenientes de diferentes ámbitos (Bazire & Brézillon, 2005).

Dado que el concepto general de contexto es muy amplio y en este trabajo nos centramos en los sistemas sensibles al contexto, nos limitamos a aquellos campos que están directamente relacionados con los sistemas sensibles del contexto tales como la recuperación de información, los sistemas móviles, la computación ubicua, la inteligencia artificial, la interacción persona-computador y los sistemas de recomendación.

La comunidad científica de estos campos ha debatido muchas definiciones y usos sin llegar a un consenso claro (Dourish, 2001).

Nosotros tomamos como punto de partida la definición propuesta por Dey: Contexto es cualquier información que pueda ser utilizada para caracterizar la situación de una entidad. Una entidad es una persona, lugar u objeto que se considera relevante para la interacción entre un usuario y una aplicación, incluyendo el propio usuario y la aplicación (Dey, 2001).

Si bien la comunidad científica definió inicialmente el contexto como una cuestión relacionada con la ubicación del usuario. Posteriormente a esta definición se añadieron más elementos. Por ejemplo en (Abowd *et al.*, 1999), los autores distinguen las categorías de contexto: la ubicación, la identidad, la actividad y el tiempo. Más recientemente, en (Kaltz *et al.*, 2005), identifican unas categorías de información contextual similares a los anteriores pero añaden la información sobre el propio dispositivo móvil. Sin embargo, en (Kaltz *et al.*, 2005), los propios autores destacan que para estas aproximaciones clásicas, cualquier categorización óptima depende en gran medida del dominio de aplicación y los casos de uso.

Aproximaciones al contexto más avanzadas pueden aplicarse sólo cuando no se tratan las entidades de forma individual, sino grupos de entidades que trabajan en un contexto coherente, por ejemplo equipos de trabajo. Actualmente esta idea no es tan simple como el estado en un momento concreto, sino que es un proceso en el que los propios usuarios están involucrados —una interacción con un entorno en constante cambio con recursos reconfigurables, móviles y distribuidos— (Coutaz *et al.*, 2005).

Dourish introduce una taxonomía para el contexto (Dourish, 2004), según la cual, el contexto puede ser clasificado según el punto de vista de la representación y de la interacción. Desde el punto de vista de la representación supone que los atributos contextuales son identificables y conocidos a priori, y por tanto, pueden ser capturados y utilizados dentro de las aplicaciones sensibles al contexto. Por el contrario, el punto de vista de la interacción supone que el comportamiento de los usuarios es inducido por un contexto subyacente, pero el propio contexto no es necesariamente observable.

Schmidt *et al.* distinguen el contexto relacionado con factores humanos y el contexto relacionado con el entorno físico junto con el historial de ambos, es decir, los cambios contextuales en el tiempo (Schmidt *et al.*, 1999). Dentro de cada factor, se pueden identificar características relevantes cuyos valores determinarían el contexto. Los factores contextuales humanos estarían estructurados en tres categorías: información sobre el usuario (por ejemplo el conocimiento de los hábitos, el estado emocional y las condiciones bio-fisiológicas), el entorno social del usuario (por ejemplo la relación respecto los otros, la interacción social, y la dinámica de grupo), y las tareas del usuario (por ejemplo la actividad espontánea, las tareas dedicadas y los objetivos generales). Del mismo modo, los factores contextuales relacionados con el entorno físico estarían estructurados en tres categorías: localización, infraestructura (por ejemplo los recursos computacionales cercanos y las posibilidades de comunicación), y las condiciones físicas (por ejemplo el ruido, la luz y la temperatura).

Por otra parte, Dourish supone que diferentes tipos de actividades pueden dar lugar a diferentes tipos de contextos, asumiendo así una relación bidireccional entre las actividades y los contextos fundamentales (Dourish, 2004). El contexto influencia la actividad y actividades diferentes dan lugar a contextos diferentes. Esta relación se ve reforzada por el uso de sistemas de computación ubicua.

II.1.4. Aprendizaje en entornos de computación ubicua

En (Casey, 2005), el aprendizaje ubicuo (uLearning) es definido de una forma muy sencilla y entendedora: el aprendizaje ubicuo es una composición y evolución del aprendizaje móvil (mLearning) y del aprendizaje asistido por ordenador (elearning). mLearning enfatiza más la movilidad de los alumnos y su ubicación física, mientras que uLearning hace hincapié no sólo en la movilidad y localización, sino también en las perspectivas sociales y la accesibilidad personal (Yang *et al.*, 2006). Sin embargo, en (Hwang, 2006), se afirma que no existe una definición clara de uLearning debido a los rápidos cambios de los entornos de aprendizaje. Hasta ahora, los investigadores tienen diferentes puntos de vista en la definición del término.

La definición más común de uLearning es aprender usando las tecnologías de la computación ubicua (Yang *et al.*, 2008). Aun así, en (Hwang *et al.*, 2008), esta definición ha sido discutida y se afirma que el aprendizaje con el uso de tecnologías de la computación ubicua es más apropiado para el mLearning. Como resultado, aparece el término aprendizaje ubicuo sensible al contexto utilizado para distinguir la definición de uLearning y el concepto de mLearning. En (Hwang *et al.*, 2008) los autores definen un escenario de aprendizaje ubicuo sensible al contexto cuando los estudiantes utilizan los dispositivos móviles e inalámbricos y dichos dispositivos son sensibles al entorno con el fin de proporcionar recursos y servicios para facilitar las actividades de los estudiantes.

II.2. Computer-Supported Collaborative Learning (CSCL)

El aprendizaje colaborativo asistido por ordenador (Computer-Supported Collaborative Learning - CSCL) (Koschmann, 1996) es un área interdisciplinar en la que se integran aspectos relacionados con la psicología, la pedagogía, las tecnologías de la información y comunicación. CSCL es la adaptación al dominio del aprendizaje del trabajo cooperativo asistido por ordenador (Computer Supported Cooperative Work - CSCW). El término trabajo cooperativo asistido por ordenador (CSCW) fue introducido por Irene Greif y Paul Cashman en 1984 como un conjunto de elementos para facilitar el trabajo conjunto entre varias personas usando sistemas informáticos (Bannon & Schmidt, 1989).

Los precedentes del área CSCL son el área CSCW y en última instancia el área de la interacción persona-computador (Human-Computer Interaction - HCI). El área HCI

está centrada en el apoyo computacional a personas de forma individual mientras que el área CSCW está centrada en facilitar apoyo computacional a grupos presenciales o distribuidos. Además el área HCI se preocupa del uso de los computadores para resolver problemas, mientras que el CSCW está preocupado por el uso del computador para mediar en las interacciones humanas (Ellis *et al.*, 1991).

De forma muy básica podemos dividir tanto el CSCL como el CSCW en dos grandes áreas: CS y CL/CW. La segunda parte, CL/CW, está asociada al trabajo o al aprendizaje cooperativo mientras que la primera, CS, está asociada a la resolución de problemas asistidos por ordenadores, Figura II-2 ¹. En (Whitaker *et al.*, 1989), los autores tratan de superar la división excluyente de los puntos de vista más extremos. Ellos distinguen entre CScw (Computer Support para el trabajo cooperativo - el punto de vista técnico) y csCW (soporte informático para el trabajo cooperativo - el punto de vista social / organizativo). Esta "terminología" fue concebida para poner de relieve la dicotomía en el énfasis de cada área en la literatura y sin ocultar el vínculo entre ambas. Este vínculo es la clave para el contexto de esta área.

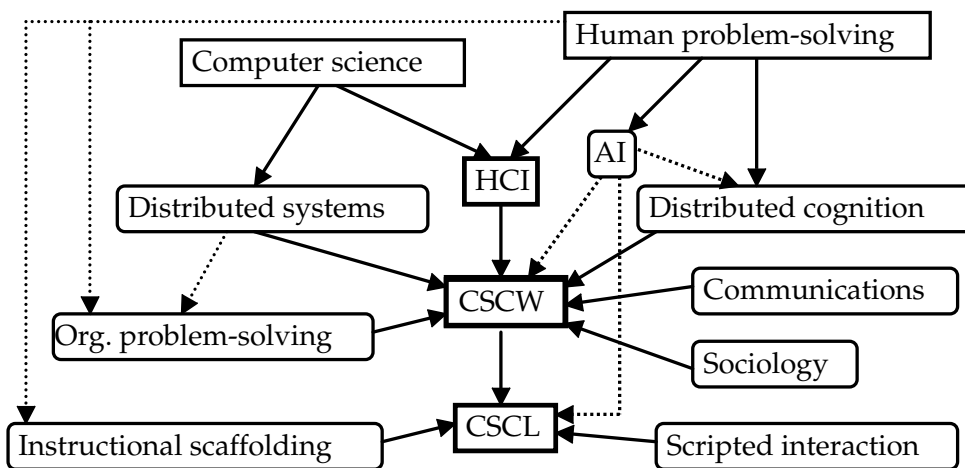


Figura II-2: Mapa de relaciones entre HCI, CSCW y CSCL

Desde el área CS, los sistemas de trabajo en grupo están basados en ordenadores que apoyan el trabajo de grupos de personas dedicadas a una tarea u objetivo común y que proporcionan una interfaz a un entorno común compartido (Ellis *et al.*, 1991). Desde este punto de vista podemos identificar los conceptos de tareas u objetivos comunes en un entorno compartido y nuevos conceptos desde el punto de vista de HCI.

Desde la perspectiva del aprendizaje, CSCL es un método en el que dos o más personas aprenden algo juntas con la ayuda de computadoras. El CSCL se basa en el hecho de que el conocimiento puede ser creado dentro de un grupo donde los miem-

¹Adaptada de la presentación "Introduction to CSCW and Groupware" de Anders Mørch

bros interactúan activamente entre sí mediante el intercambio de experiencias y asumen roles diferentes. Incluye el aprendizaje individual, pero no como único método para adquirir conocimiento. (Stahl *et al.*, 2006).

Desde el punto de vista del área de investigación, en CSCL se trata de estudiar cómo las personas pueden aprender juntas con la ayuda de computadoras. En CSCL, el aprendizaje es analizado como un proceso, con aspectos tanto individuales como de grupo (Stahl *et al.*, 2006).

A pesar de los distintos enfoques de las diferentes disciplinas, hay ciertos elementos comunes. El aprendizaje se construye con la interacción con el entorno, de ahí la necesidad del análisis de la interacción como herramienta para comprender los procesos de aprendizaje colaborativos (Dillenbourg, 1999). El aprendizaje se desarrolla en contextos específicos, como el aprendizaje y el contexto son interdependientes no se pueden estudiar por separado. De ahí la tendencia a abandonar el laboratorio y llevar a cabo los estudios en situaciones reales (Crook, 1996).

En el área CSCW se han propuesto múltiples formas de clasificar los diferentes enfoques (Penichet *et al.*, 2007). También se han propuesto otras muchas clasificaciones para la evaluación de sistemas CSCW (Herskovic *et al.*, 2007). Finalmente, se han propuesto otras clasificaciones desde el punto de vista de los requisitos de sistema CSCW (Herskovic *et al.*, 2011).

Los sistemas CSCW también se pueden clasificar según la matriz Espacio/Tiempo (Ellis *et al.*, 1991; Johansen, 1988), Figura I-2. Esta clasificación también es aplicable al área CSCL.

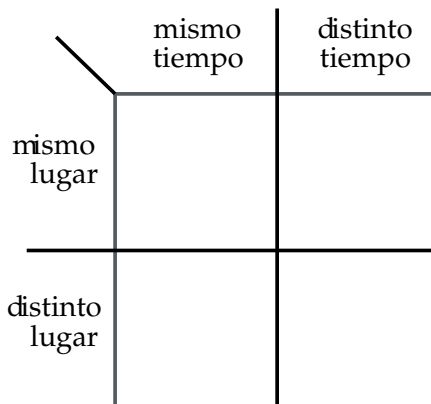


Figura II-3: Matriz básica Espacio/Tiempo

En (Grudin, 1994), el autor presenta una extensión de la matriz Espacio/Tiempo. Una vez más, la actividad se puede realizar en el mismo lugar o en lugares diferentes, y al mismo tiempo o en momentos diferentes. La extensión es el conocimiento (o no) por parte del usuario de si los lugares y los tiempos son diferentes. Es decir,

se ha introducido una nueva dimensión de acuerdo con el conocimiento del usuario. Por ejemplo, en el eje espacial las aplicaciones de trabajo en grupo pueden tener lugar en el mismo sitio físico, orientadas a ser utilizadas por todos los usuarios en el mismo lugar de trabajo. También es posible que se lleve a cabo en diferentes lugares tanto conocidos como desconocidos. Lo mismo ocurre con el eje temporal. Esta matriz Espacio/Tiempo podría extenderse con otras dimensiones adicionales con el fin de poder tener en cuenta los factores que surgen en entornos de aprendizaje, como por ejemplo en el contexto de las aulas y los grupos.

En (Kraut *et al.*, 1990) presentan otra clasificación de los diferentes tipos de interacción en los entornos de trabajo colaborativo:

Programada: tener conversaciones previamente programadas o concertadas.

Prevista: tener la disposición de contactar con otra persona.

Oportunista: tener previsto hablar con otros participantes en algún momento y se aprovecha un encuentro casual para hacerlo.

Espontánea: no se tenía intención de hablar con otros participantes.

También señalan que la mayoría de las conversaciones son de carácter informal y que por lo general son cortas y se basan en conversaciones previas. Estas se producen porque una persona pasa cerca de otra en el momento en que se quiere pedir o dar información. Este tipo de interacciones informales juegan un papel central en ayudar a los trabajadores a aprender, entender, adaptar y aplicar los procedimientos y procesos formales (Isaacs *et al.*, 1997).

En (Ellis *et al.*, 1991) los autores sugieren los tres conceptos básicos para la investigación y el diseño del trabajo en grupo en CSCW y por tanto en CSCL: comunicación, coordinación y colaboración. La capa de comunicación es la encargada de las soluciones para el intercambio de mensajes entre las aplicaciones, especialmente problemática para redes de dispositivos móviles y redes ad hoc. La capa de coordinación es la encargada de las soluciones para las operaciones de coordinación y sincronización entre las aplicaciones. Finalmente, la capa de colaboración es la encargada de dar soporte computacional al trabajo en grupo.

En el despliegue de aplicaciones CSCW y CSCL no es necesario replicar la topografía institucional. Por ejemplo, en (Grudin, 1988), el autor analiza los fracasos en los sistemas CSCW. Este análisis le lleva a destacar la necesidad de centrarse en la organización funcional en lugar de la institucional. Sus análisis revelan constantes conflictos entre los intereses de los directivos y de los trabajadores.

En (Lynne Markus & Connolly, 1990) los autores amplían esta discusión a la interdependencia entre los usuarios de aplicaciones específicas, en lugar de las clases o subunidades definidas en relación con la jerarquía de la organización. Grudin sugiere enfrentarse a estos conflictos mediante la restricción a grupos más pequeños o más homogéneos (Grudin, 1988). Afirma que hay un menor sesgo cuando la comunicación

es sólo entre iguales que cuando esta comunicación se mueve verticalmente a través de la organización jerarquía. En ambos casos, las relaciones que delimitan los grupos de interés están relacionadas con la actividad concreta y no con las relaciones de los miembros de la organización o jerarquía.

Esto es consistente con la visión de las nuevas tendencias “flex-firms” y “power mosaics”, perspectivas en las que las arquitecturas institucionales y las relaciones rígidas dentro de la organización pierden su utilidad (Toffler, 1980; Toffler, 1990).

II.3. Ejemplos de usos de un sistema sensible a los grupos

En esta sección mostramos posibles usos de nuestro sistema sensible a los grupos. No pretendemos ser exhaustivos. Sólo queremos ejemplificar la necesidad de este sistema y sus posibles usos. Queremos mostrar la necesidad del conocimiento de la organización de los grupos en estas aplicaciones basadas en el conocimiento del entorno real.

En (Valdiviaa *et al.*, 2009), los autores presentan el diseño y el impacto de una actividad CSCL presencial llamada Collaborative Answer Negotiation Activity (CANA). Se centran en la necesidad de incorporar la noción de un espacio común del ejercicio, un espacio de conocimiento compartido que facilita la colaboración en la actividad. Un sistema sensible a los grupos podría crear y compartir estos espacios comunes de forma automática.

Groupnet (Chen *et al.*, 2008) es una red donde todos los miembros se encuentran en el mismo lugar y todos los dispositivos portátiles que participan están interconectados a través de tecnologías inalámbricas ad hoc. Los autores se centran en cómo diseñar un sistema de gestión del aprendizaje móvil para un pequeño grupo de alumnos consiguiendo una interacción social efectiva entre los miembros próximos. Un sistema sensible a los grupos podría crear estos pequeños grupos basados en proximidad.

Mobile Sensemaking (Zurita *et al.*, 2007) es una herramienta colaborativa sensible al contexto desarrollada para explorar y entender la información en situaciones dinámicas y de alta movilidad, en las que los participantes se organizan en múltiples grupos concurrentes de forma rápida y ad hoc. En Mobile Sensemaking se analiza mediante actividades colaborativas en el aula. Los grupos se crean cuando dos o más estudiantes están cerca y quieren colaborar. Esta función también la podría realizar un sistema sensible a los grupos

MCI-Supporter (Baloian & Zurita, 2009) es una aplicación de apoyo a las prácticas de aprendizaje colaborativo en el aula. Usando MCI-Supporter los autores analizan las mejores prácticas de aprendizaje colaborativo, tratando de averiguar cuáles son las necesidades reales de movilidad y de interacción cara a cara, con el objetivo de diseñar aplicaciones para facilitar las actividades de aprendizaje. En este trabajo los grupos de trabajo de los dispositivos móviles tienen que ser establecidos manualmente por el

profesor. Esta función la podría realizar de forma automática un sistema sensible a los grupos.

Finalmente, en (Ferscha *et al.*, 2004), los autores analizan la información contextual acerca de los grupos de aprendizaje. Se centran en la sensibilidad al espacio de trabajo y los lazos sociales. Además analizan varios aspectos sobre el apoyo a la formación de grupos: los equipos pueden ser cerrados o abiertos, crearse y destruirse de forma manual e incluso el sistema puede crear algunos equipos automáticamente a partir del perfil y de meta-información. Esta formación dinámica podría completarse con información contextual.

II.4. Sistemas sensibles a los grupos. Trabajos relacionados.

Otros autores ya se han ocupado de la formación de grupos para la colaboración. Han publicado trabajos tanto en el caso de CSCW (Vivacqua *et al.*, 2003; Aldunate *et al.*, 2002; Podgorelec *et al.*, 2006; Colucci *et al.*, 2003), como en el aprendizaje (Becks *et al.*, 2003; Kester *et al.*, 2006).

En (Aldunate *et al.*, 2002), los autores presentan una propuesta para crear grupos de trabajo donde es posible que los participantes no necesariamente se conozcan entre sí. En actividades colaborativas es necesario organizarse, comunicarse y coordinarse con eficacia para lograr un resultado exitoso. Los autores proponen el diseño de un middleware basado en agentes para desarrollar aplicaciones que tengan en cuenta para la formación de grupos no sólo los conocimientos y las habilidades de los participantes, sino también la distancia física y las características psicosociales. Los autores esperan obtener una herramienta que no sólo pueda proporcionar un medio de comunicación adecuado o mejorar la productividad en el desarrollo de aplicaciones, sino también un facilitador de la colaboración.

En (Nussbaum *et al.*, 2004), el mismo grupo, presenta herramientas para facilitar el encuentro entre las personas que están físicamente cerca y se mueven en un entorno determinado. De esta manera, personas desconocidas o personas que no saben las necesidades o los conocimientos de los demás podrían encontrarse cara a cara y establecer una relación de colaboración. Estas herramientas son evaluadas con estudiantes universitarios de primer año de ingeniería, tanto en su vida social como académica.

En (Vivacqua *et al.*, 2003) los autores se centran en cómo facilitar la colaboración no planificada. Pero en este caso cambian el entorno físico —colaboración cara a cara— a un entorno virtual. Comentan que debido a este cambio de entorno de trabajo las posibilidades de colaboración a menudo pasan desapercibidas. Proponen que los agentes creen los perfiles de usuario a través del análisis de sus documentos y el entorno de trabajo virtual. Los agentes utilizan estos perfiles para crear grupos por afinidad de intereses, actividades y oportunidades de colaboración. Los autores esperan

aflorar las oportunidades de colaboración, filtrar la información que debe facilitarse y determinar el momento y los receptores de esta información. La notificación de estas oportunidades de colaboración debería conducir a una colaboración más frecuente entre los usuarios.

Estos trabajos están enfocados en escenarios de colaboración oportunista o espontánea al “encontrarse” personas que encajan con las necesidades o los conocimientos. Nosotros nos centramos en escenarios de aprendizaje colaborativo tanto oportunistas como planificados. Tampoco se realiza una evaluación tecnológica ni de impacto en un escenario colaborativo real. Nuestra propuesta se diferencia en el uso de la información contextual como principal fuente de entrada para la predicción de grupos. Está enfocada a grupos de trabajo o aprendizaje colaborativos no sólo espontáneos —los miembros y los grupos no son desconocidos—. Los miembros conocen y comparten objetivos, resultados, tareas y herramientas.

En (Podgorelec *et al.*, 2006) los autores proponen crear los grupos de trabajo adecuados para enfrentarse a un proyecto. La idea se basa en “buscar” entre todos los perfiles de los participantes el conjunto que encaje con los requisitos del proyecto. En (Colucci *et al.*, 2003) presentan una propuesta parecida en un “mercado” de conocimientos. Claramente estas propuestas están enfocadas a un entorno de trabajo y no es aplicable al aprendizaje.

En (Kester *et al.*, 2006) los autores describen un sistema de recomendación de un grupo de trabajo con contenidos compartidos en respuesta a la solicitud de un estudiante de realizar un intercambio de conocimientos. El sistema funciona sobre una formación de grupos ad hoc que existen durante un periodo limitado de tiempo —temporales—. El módulo de formación de grupos se inicia con la solicitud de un estudiante y elige a los estudiantes a partir de su competencia en los contenidos y su disponibilidad.

En (Becks *et al.*, 2003) los autores presentan una plataforma de aprendizaje para “buscar” grupos de estudiantes que son capaces de apoyarse mutuamente en su proceso de aprendizaje individual. La plataforma incluye una funcionalidad para hacer grupos que tienen competencias complementarias y permite la generación de mapas de competencias.

Estos trabajos se centran en el procesado semántico y en las ontologías para la formación de grupos basados en perfiles de estudiantes. Están enfocados en escenarios de colaboración espontánea al agrupar estudiantes con conocimientos y competencias complementarias.

Desde el punto de vista de los sistemas de reconocimiento de la actividad, tendríamos una perspectiva distinta del problema en cuestión. Un sistema sensible al contexto es el encargado del reconocimiento de la actividad. Cuando el reconocimiento de la actividad se realiza en interiores uno de los sensores contextuales usados son las redes Wi-Fi y los correspondientes puntos de acceso.

Citamos algunos trabajos, por ejemplo, en (Yin *et al.*, 2004) se utiliza un modelo

de red Bayesiana dinámica para estimar la actividad del usuario a partir de la información extraída de las redes Wi-Fi. En (Chai & Yang, 2005) se presenta un modelo mejorado para estimar y razonar sobre las relaciones entre diferentes actividades y objetivos.

En ambos ejemplos se usa la información contextual y un modelo similar al nuestro. Incluso usan algoritmos de aprendizaje autónomo similares a los que hemos usado en el presente trabajo. Pero el objetivo es diferente al nuestro. En estos trabajos buscan estimar los objetivos y las actividades para facilitar la planificación de las tareas individuales. Además no realizan ninguna evaluación a nivel de utilidad para el usuario, la parte csCW, que es uno de nuestros principales objetivos.

III

Información contextual para aplicaciones conscientes del grupo en CSCL

Hasta ahora hemos introducido el dominio del problema que queremos tratar: un sistema inteligente de información contextual para la detección y formación automática de grupos en escenarios CSCL presenciales. Para llegar a tratar este problema necesitamos primero un modelo de la información contextual, las tecnologías apropiadas para percibirla y una arquitectura para recolectarla y procesarla.

En este capítulo, presentamos el modelo de la información contextual y lo detallamos con la información más relevante necesaria para enfrentarse al problema de la estimación de grupos. También presentamos una arquitectura de recolección y procesamiento del contexto para estimar grupos de trabajo.

En la Sección III.1, presentamos el modelo de contexto para la estimación de grupos en CSCL. En la Sección III.2, presentamos una arquitectura para procesar la información contextual relevante para la estimación de grupos. Finalmente, en el siguiente capítulo, Capítulo IV, detallamos la evaluación experimental de las tecnologías selec-

cionadas para la percepción del contexto basada en recoger información contextual de experiencias reales, realistas y emuladas.

En resumen, en este capítulo hemos definido un modelo y una arquitectura de gestión de la información contextual con el objetivo automatizar la detección y formación de grupos en un entorno CSCL presencial. Además, proponemos la cercanía de un usuario a objetos y a otros participantes como una posible fuente de información contextual para la estimación de grupos.

III.1. Modelo de contexto para la estimación de grupos en CSCL

En esta sección mostramos el modelo contextual usado. En este modelo queremos encajar la información contextual recolectada y poder razonar sobre ella. A partir de esta información podemos estimar el grupo al que pertenece un usuario. Sin embargo, para poder usar la gran cantidad de información contextual que los usuarios recolectan necesitamos preprocesarla, filtrarla, clasificarla, validarla y conocer las relaciones entre los diferentes elementos, por lo que necesitamos desarrollar un modelo contextual para tratar esta información.

Por tanto, nuestro primer objetivo es obtener este modelo contextual. Pero para ello no creemos necesario proponer un nuevo modelado de contexto para estimación de grupos de trabajo y aprendizaje. Nuestra intención es obtener un modelo a partir de trabajos previos sobre el problema del modelado de contexto y las posibilidades de razonar sobre él. Por ello diseñamos un modelo que se ajuste a los requisitos y necesidades de nuestro problema siguiendo las pautas propuestas por otros autores.

Como punto de partida para el diseño y obtención del modelo contextual hemos usado el marco de trabajo propuesto en (Borges *et al.*, 2005). Este artículo propone y explica las relaciones conceptuales entre las aplicaciones conscientes del contexto y el trabajo en grupo. En particular, los autores presentan un marco de trabajo para entender el concepto de contexto en el área de CSCW, y también explican su aplicación en el diseño de aplicaciones. Este trabajo nos ha servido como guía para el uso del contexto de forma sistemática en el desarrollo de una aplicación colaborativa.

Según este marco, podemos clasificar la información contextual en cinco categorías principales: 1) personas y grupos, 2) tareas planificadas, 3) relaciones entre las personas y las tareas, 4) entorno en el que tienen lugar las interacciones, y 5) tareas y actividades que ya se han completado. Con el fin de desarrollar nuestro modelo para la estimación de grupos en CSCL, nos hemos centrado en el estudio de la información contextual relativa a personas y grupos, aunque necesitamos enriquecerla con alguna información de las otras categorías.

La información contextual puede ser caracterizada como estática o dinámica. La información contextual estática describe los aspectos de un sistema que son invaria-

bles, por ejemplo los datos personales del estudiante como el nombre, la fecha de nacimiento, etc. Como los sistemas de computación ubicua se caracterizan por cambios frecuentes, la gran mayoría de la información es dinámica (Herskovic *et al.*, 2011). A menudo, los sistemas de computación ubicua no sólo están interesados en el contexto actual. En consecuencia, el historial del contexto con frecuencia forma parte de la propia descripción del contexto.

La persistencia de la información contextual dinámica puede ser muy variable, por ejemplo las relaciones entre compañeros suelen durar meses o años mientras que la ubicación de una persona y la actividad que realiza suelen cambiar de un momento a otro (Herskovic *et al.*, 2011). Las características de persistencia pueden influir en el medio por el cual se capta la información contextual. Si bien es razonable obtener el contexto estático directamente de los usuarios, el contexto dinámico cambia con frecuencia y se debe obtener por medios indirectos, tales como sensores.

En nuestro dominio de aplicación, típicamente un usuario trabaja en un grupo, en una tarea o actividad, durante un tiempo y en un lugar concreto. Por tanto, debemos tener presente la información de la actividad asociada al grupo, el tiempo —inicio, duración y fin— en el que un usuario concreto está en un grupo realizando una actividad y el lugar donde se lleva a cabo la actividad. Estas relaciones quedan reflejadas en el modelo propuesto, Figura III-1 que comentaremos más adelante.

Hemos hecho la distinción entre el contexto estático y dinámico, y además hemos puesto de manifiesto que el contexto dinámico puede exhibir una amplia gama de características de persistencia. En (Herskovic *et al.*, 2011) presentan una clasificación de las relaciones entre las entidades según su persistencia:

Relaciones estáticas. Relaciones que se mantienen fijas durante la vida útil de las entidades que los poseen. El contexto captado por estas relaciones normalmente tiene un alto grado de confianza.

Relaciones dinámicas. Son todas aquellas relaciones que no son estáticas. Las podemos clasificar según la fuente de la información contextual.

Relaciones percibidas. Obtenidas de los sensores. Con frecuencia, esta información no se inserta directamente en el modelo, sino que se transforma de alguna manera para acercarla al nivel de abstracción requerido. La información contextual percibida normalmente cambia con frecuencia. Por otra parte, puede estar sujeta a errores de detección debidos a la tecnología.

Relaciones derivadas. Se obtienen de una o más relaciones con una función de derivación que puede variar desde un simple cálculo matemático, a un complejo algoritmo de inteligencia artificial. Este tipo de contexto a menudo hereda algunas de las propiedades de las relaciones de las que deriva, por ejemplo el error o la confianza. Las funciones de derivación a menudo llegan a conclusiones incorrectas o imprecisas, como resultado de su dependencia de las relaciones y contexto de entrada. Un ejemplo de contexto derivado en nuestro caso de aplicación es la pertenencia a un grupo.

Relación del perfil. Captura la información del perfil, es decir, información que es proporcionada por los usuarios. Esta clase de información suele ser más fiable que la percibida y la derivada y tiene un tiempo de vida más grande. Pero aun así puede que los usuarios no actualicen la información. Un ejemplo de relación del perfil es la relación entre el usuario y el dispositivo que está usando en ese momento.

El estudio general (Bolchini *et al.*, 2007) nos proporciona un marco global de evaluación de los modelos contextuales. Los diseñadores de aplicaciones sensibles al contexto pueden clasificar y comparar los modelos contextuales según su uso. En particular, los autores hacen mucho hincapié en el análisis de las características del problema de procesado y filtrado de los datos contextuales relevantes para la aplicación.

De acuerdo con este estudio general, el escenario de nuestra aplicación sensible al contexto requiere un modelo “Clase C”. En un modelo “Clase C”, el contexto es visto desde el punto de vista de la actividad que está realizando el usuario, el cual es el punto central del modelo. El enfoque de este tipo de modelo está en lo que el usuario está haciendo. Por tanto, un punto característico es el uso del historial del contexto de un usuario y las posibilidades de razonamiento que ofrece. Las informaciones contextuales de tiempo y de espacio se consideran relevantes en la medida que proporcionan información sobre la actividad actual del usuario. A partir de la definición del modelo “Clase C” podemos afirmar que la arquitectura del sistema sensible al contexto será en general centralizada. Este tipo de modelo permite usar algoritmos aprendizaje automático (Machine Learning) para inferir la actividad que está realizando el usuario a partir de la información percibida.

En (Matsuura *et al.*, 1993), se introduce el concepto de proximidad virtual, que se define como situaciones en las que los usuarios acceden a los mismos datos o invocan las mismas aplicaciones en el entorno virtual. Tomamos un enfoque similar, usando el contexto de una persona para informar al sistema de la existencia de otros usuarios con los que podría ser interesante colaborar.

En escenarios CSCL, el contexto del estudiante es uno de los elementos esenciales en el diseño del proceso de aprendizaje. Se intenta facilitar el diseño de estos procesos de aprendizaje mediante el uso de técnicas de modelado visual similares a algunas de las usadas en el modelado de software. Estas técnicas de modelado también se utilizan en el modelado del contexto en actividades de aprendizaje asistidas por computador. En (Derntl & Hummel, 2005), los autores presentan una técnica de modelado de contexto para incluir de manera explícita las relaciones entre el contexto y las actividades de aprendizaje en los modelos. Esta técnica está basada en los diagramas Unified Modeling Language (UML).

Siguiendo con esta comparación entre el modelado de contexto y el modelado de software, nuestra aplicación sensible al contexto requiere el uso de un modelo orientado a objetos, según los modelos citados en (Bolchini *et al.*, 2007). Con este modelo podemos aprovechar las ventajas principales de cualquier enfoque orientado a objetos —la encapsulación y la re-utilización— para cubrir parte de los problemas derivados

de la dinámica del contexto en entornos ubicuos. Los detalles concretos del procesado del contexto se encapsulan en el nivel de objeto, y por tanto, están ocultos a otros componentes. El acceso a la información contextual se proporciona a través de interfaces específicas.

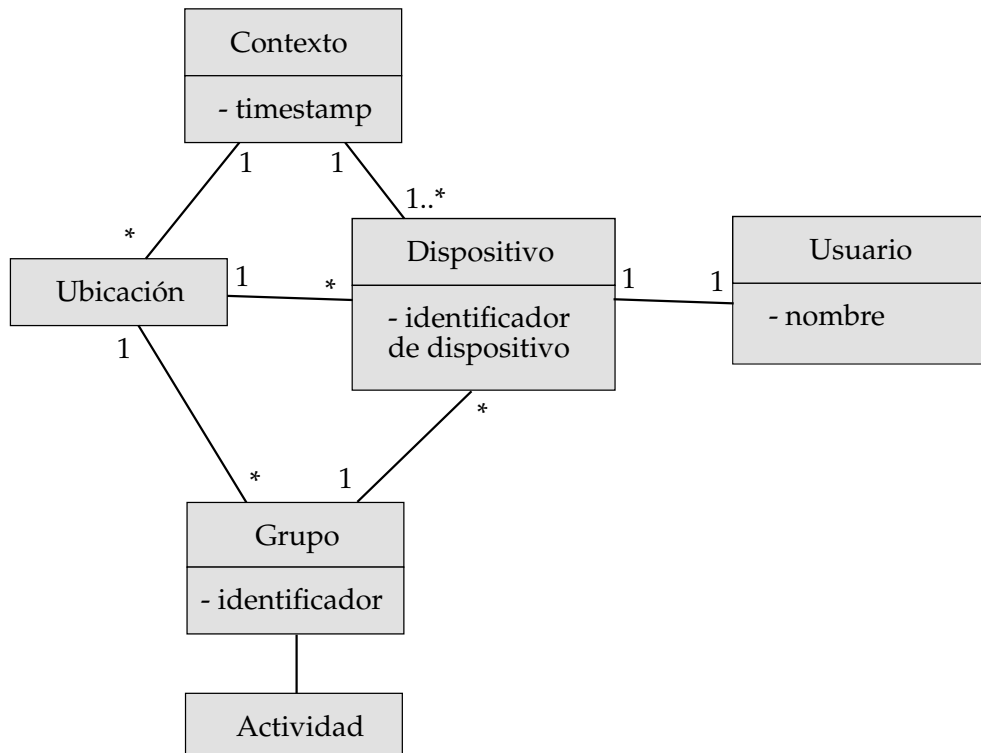


Figura III-1: Modelo de contexto para la estimación de grupos en CSCL

Basándonos en estas propuestas de modelado y los requisitos necesarios para nuestra aplicación, hemos definido un modelo de contexto, Figura III-1, que divide nuestra información contextual en cuatro partes: la ubicación, el usuario, el grupo y la actividad. Las cuatro partes del modelo se relacionan de la siguiente forma: en un momento dado (fecha y hora) un usuario está en un lugar específico con otros usuarios como vecinos y entre éstos están sus compañeros de grupo con los que está realizando una actividad de aprendizaje. Éste es uno de los modelos más sencillos con el que se puede inferir el grupo en una actividad de aprendizaje a partir de estos elementos del contexto.

Después de este proceso de modelado, listamos los elementos que van a proporcionarnos la información contextual de cada una de las tres partes del modelo. Recordemos que el grupo no es una información contextual que los sensores nos puedan proporcionar. En nuestro escenario inferiremos el grupo de trabajo de un usuario a partir de las otras partes del modelo, la información contextual proporcionada por los sensores.

Los elementos que consideramos relevantes para la estimación de grupos son:

- **Usuario:** un identificador para diferenciar un usuario concreto y también para poder relacionarlos en grupos y en actividades. En nuestro caso está compuesto por la identidad del usuario y asociamos a éste el dispositivo móvil que está utilizando. El modelo tiene que permitir que un usuario cambie de dispositivo y de tipo de conexión. Por ejemplo, a un nombre de usuario único le asociamos las direcciones MAC Bluetooth y Wi-Fi del dispositivo.
- **Ubicación:** información de posición o lugar del usuario basada en la información proporcionada por sistemas de posicionamiento en interiores. En capítulos posteriores mostraremos diferentes sistemas de posicionamiento y las pruebas realizadas para evaluar su viabilidad. Por ejemplo, nuestro sistema obtiene información genérica acerca de dónde están ubicados los usuarios: salas de clase, biblioteca, cafetería, etc.
- **Tiempo:** marcas de tiempo para diferenciar los contextos de un usuario al cambiar con el tiempo. Estas marcas de tiempo también nos permitirán ordenar cronológicamente la información contextual —historial contextual—. Estas marcas de tiempo nos permiten encontrar patrones de comportamiento de los grupos en dos sentidos: 1) inferir el inicio, la duración y el final de una actividad de aprendizaje en grupo y 2) la repetición del trabajo del mismo grupo en diferentes días. Por ejemplo, nuestro sistema guarda marcas de tiempo de hora dentro de un día y el día de la semana (lunes, martes, etc.)
- **Vecinos:** lista de los dispositivos cercanos. En nuestro escenario inferimos el grupo de trabajo. Esta lista de vecinos nos permite encontrar patrones de comportamiento de los grupos y verificar que el grupo estimado es viable —tenga sus miembros—. Por ejemplo, en nuestro escenario recogemos el listado de las direcciones MAC que el propio dispositivo capta en su entorno.

Además, en este capítulo identificamos la información contextual relevante para la estimación de grupos y la arquitectura para recolectar y procesar esta información. Una vez tengamos el diseño pasaremos a validarlo con pruebas experimentales de las diferentes tecnologías que nos puedan proporcionar la información contextual requerida por el modelo. En el Capítulo IV, explicamos detalladamente la evaluación de las diferentes tecnologías probadas para la percepción de la información contextual.

A modo de ejemplo, mostramos la relevancia de cierta información contextual, en la Tabla III-1. Al incluir todos los dispositivos Bluetooth percibidos por el dispositivo de un usuario —como información contextual de vecinos—, en lugar de sólo tener en cuenta los dispositivos con los que ya había colaborado —han pertenecido al mismo grupo— observamos un aumento significativo en la precisión. En los experimentos de validación, en el Capítulo V, se confirmó que esta información es crucial para el aprendizaje del sistema inteligente.

Tabla III-1: Evaluación del impacto de los dispositivos Bluetooth a percibir

	Correcto	Incorrecto
Todas las MACs	208 (97.2%)	6 (2.8%)
Sólo MACs conocidas	145 (67.8%)	69 (32.2%)

Como resumen de la sección, hemos definido un modelo para gestionar la información contextual para la estimación de grupos en un entorno CSCL presencial. También hemos listado los elementos contextuales que consideramos relevantes para la estimación de grupos. Una vez definido el modelo necesitamos determinar la arquitectura para recoger y procesar la información contextual relevante para la estimación de grupos.

III.2. Arquitectura para procesar la información contextual relevante para la estimación de grupos

En esta sección mostramos una arquitectura para procesar la información contextual relevante para la estimación de grupos. Basándonos en lo aprendido durante el trabajo de diseño de nuestro modelo contextual y durante los experimentos preliminares de validación del modelo, concretaremos la arquitectura para nuestro problema de estimar de grupos en aprendizaje colaborativo con información contextual.

El tipo de modelo de contexto que hemos utilizado tiene una arquitectura centralizada (Bolchini *et al.*, 2007), y son los propios dispositivos que perciben la información contextual los encargados de actualizarla. Todo el sistema, tanto los dispositivos móviles de los usuarios como los fijos de la infraestructura, se encargan de recolectar la información contextual. Esta información se debe asociar al identificador del dispositivo correspondiente para encajarla en el modelo y obtener el contexto de un usuario—en nuestro modelo, los dispositivos están asociados a usuarios—.

La información contextual puede variar desde los simples eventos atómicos a complejas relaciones con historial. Dependiendo de la naturaleza de la información contextual, hay varias formas de actualizarla.

La información estática es recolectada una sola vez, como por ejemplo el identificador de cada usuario o la dirección MAC de su dispositivo. La mayoría de la información de contexto es dinámica y por tanto se captura periódicamente, como por ejemplo la lista de los dispositivos cercanos a un usuario. Finalmente, cierta información dinámica correspondiente a acciones o eventos de los usuarios se percibe cada vez que cambia como por ejemplo, cuando otro usuario entra a formar parte de nuestro grupo.

Todas estas actualizaciones del contexto se registran con la marca de tiempo en la que fueron recolectadas, una asociación temporal. De esta forma podemos observar

patrones de comportamiento temporales. Una asociación temporal enlaza un conjunto de elementos contextuales del modelo pero cada una de las asociaciones esta fijada a un determinado intervalo de tiempo (Henricksen *et al.*, 2002). En nuestro caso, la posición del usuario es modelada como una asociación temporal.

La información contextual percibida y organizada con nuestro modelo centralizado será la entrada de un sistema inteligente que a partir de esta —información actual, su historia y por tanto sus cambios— nos permita estimar de forma automática la creación de grupos y la pertenencia a estos de los usuarios del sistema. Por este motivo, analizamos la posible información contextual para ser usada en el entrenamiento y estimación de un sistema inteligente y se descartó la información que no mejora la precisión de la estimación, tal como se muestra en la Sección V.

Estos sistemas sensibles al contexto deben tener la capacidad de percibir y captar el entorno real de los usuarios y adaptar su comportamiento para proporcionar información útil y relevante, además de posibles servicios útiles en ese contexto (Abowd *et al.*, 2002). En nuestro caso el sistema proporciona a un usuario la información de pertenencia a un grupo junto con las acciones automáticas de creación de grupos de trabajo y la unión al grupo correspondiente.

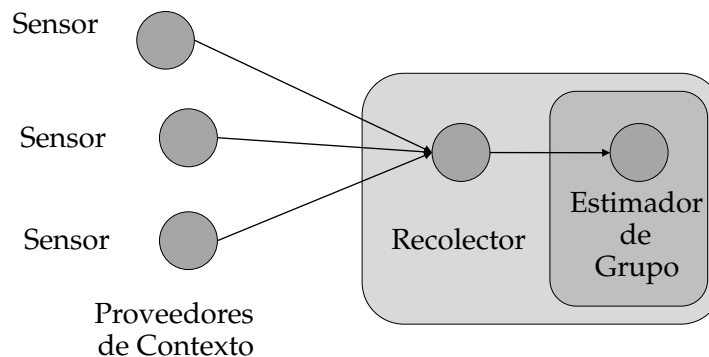


Figura III-2: Arquitectura conceptual de la recolección del contexto.

Pero esta información y acciones de grupo no se relacionan directamente con la información contextual percibida por los sensores de los dispositivos. Tenemos que inferirla a partir del procesado de los datos del contexto. El contexto de primer nivel se obtiene directamente de los sensores físicos. En nuestro sistema, los datos contextuales de los vecinos —el listado de los dispositivos cercanos— los proporcionan las tecnologías Bluetooth y Wi-Fi, y por tanto, son un ejemplo de información de primer nivel. Por otro lado, el contexto de segundo nivel es más abstracto y se puede deducir del contexto de primer nivel (Prekop & Burnett, 2003). Por ejemplo, la pertenencia a grupos o el tipo de actividad de aprendizaje se pueden deducir utilizando la información del contexto de primer nivel percibida por los sensores, Figura III-2.

Aquí, la palabra “sensor” se refiere no solo al hardware de detección, sino tam-

bién a toda fuente de datos que pueda generar información de contexto del usuario. De manera general los sensores pueden ser clasificados en: 1) sensores físicos como por ejemplo, un detector de temperatura, de movimiento, de iluminación, de ruido, etc., 2) sensores virtuales como por ejemplo, la agenda de trabajo, el perfil del usuario, etc. y 3) sensores lógicos, como por ejemplo un mecanismo de inferencia que combina sensores físicos y virtuales (Indulska & Sutton, 2003).

El modelo de contexto propuesto y esta arquitectura nos pueden proporcionar las siguientes propiedades:

- Razonamiento sobre contexto (Bolchini *et al.*, 2007): esta propiedad nos indica que este modelo de contexto nos permite razonar sobre datos de contexto para inferir propiedades u otra información abstracta, por ejemplo, el sistema deduce la actividad que está realizando el usuario combinando las percepciones de los sensores.
- Funciones automáticas de aprendizaje (Bolchini *et al.*, 2007): esta propiedad pone de relieve, al observar el comportamiento del usuario, las experiencias de interacciones pasadas con otras personas o el medio, y se puede derivar el conocimiento acerca del contexto, por ejemplo, mediante el estudio de los hábitos de navegación del usuario, el sistema aprende las preferencias del usuario.
- Control de la calidad de la información de contexto (Bolchini *et al.*, 2007; Strang & Linnhoff-Popien, 2004): esta propiedad indica que nuestro modelo nos permite de forma explícita considerar y gestionar la calidad de la información de contexto recuperada, por ejemplo, cuando los sensores perciben datos de contexto, podemos etiquetar cada dato con su grado de calidad.
- Tratamiento de la información ambigua o incompleta (Bolchini *et al.*, 2007; Strang & Linnhoff-Popien, 2004): el sistema puede percibir información de contexto ambigua, incoherente o incompleta. Esta propiedad indica que nuestro modelo nos permite interpolar de alguna manera la información y construir un contexto actual razonable.

Conclusiones del capítulo

En este capítulo hemos definido un modelo y una arquitectura para gestionar la información contextual para la estimación de grupos en un entorno CSCL presencial. Esta arquitectura junto con el modelo propuesto nos aportan unas propiedades que usaremos en el Capítulo V para razonar sobre el contexto y estimar el grupo de trabajo, y en el Capítulo VII para procesar las estimaciones poco fiables.

En (Messeguer *et al.*, 2010c; Messeguer *et al.*, 2010b; Messeguer *et al.*, 2010a) hemos publicado partes de este capítulo, con las contribuciones correspondientes con los resultados y con los experimentos de validación del modelo y la arquitectura contextual.

Una vez definidos el modelo y la arquitectura contextual, en el siguiente capítulo, Capítulo IV, explicamos detalladamente la evaluación de las diferentes tecnologías probadas para la percepción de los elementos aquí seleccionados, especialmente los de ubicación y vecinos.

IV

Evaluación tecnológica para captar la información contextual

Hasta ahora hemos introducido el modelo y la arquitectura contextual para el sistema inteligente para la estimación de grupos en escenarios CSCL presenciales. Para llegar a este sistema necesitamos evaluar las tecnologías apropiadas para la percepción del contexto.

En este capítulo, mostramos las diferentes tecnologías probadas para captar la información contextual. De toda la información de nuestro modelo nos centraremos en dos necesidades muy concretas: la ubicación de un usuario y la lista de vecinos de un usuario —usuarios cercanos o en la misma ubicación—. Hemos probado y evaluado diversas tecnologías: RFID, Wi-Fi y Bluetooth —las hemos usado solas o de forma combinada—. Con ellas hemos realizado algunos experimentos preliminares para evaluarlas en los dos usos de interés. La evaluación experimental de las tecnologías apropiadas la hemos basado en la recogida de información contextual de algunas experiencias reales y otras emuladas. Recordemos que en experimentos posteriores usaremos estas tecnologías como fuentes de información para la estimación de grupo, Capítulo V.

En la Sección IV.2, detallamos la evaluación experimental de las tecnologías apropiadas para captar la información de ubicación de un usuario. En la Sección IV.3 detallamos la evaluación realizada para captar la lista de vecinos de un usuario. El resto de secciones son introductorias a esta evaluación experimental.

Como resumen del capítulo podemos confirmar que la cercanía a objetos y otros participantes son tecnológicamente viables y por tanto usables para la estimación de grupos. Basándonos en la evaluación experimental, proponemos dos estrategias de estimación diferentes para desarrollar y probar un sistema real: una basada en la ubicación exacta y en la detección de vecinos con distancias y la otra basada en la ubicación genérica y en la detección de vecinos por cercanía.

IV.1. Requisitos de la adquisición de la información contextual en nuestro escenario

Con esta evaluación experimental queremos evaluar y escoger las tecnologías que mejor se ajustan a cada uso. Para esta evaluación comparamos las opciones según ciertos requisitos y características. No nos vamos a centrar solo en la precisión de los sensores de contexto. En realidad, la exactitud tampoco es suficiente para medir el rendimiento de una tecnología. Una comparación del comportamiento global es crítica y útil para elegir la tecnología y el algoritmo más adecuados para entornos reales. En esta evaluación comparamos diferentes indicadores y requerimientos de la información contextual siguiendo las recomendaciones de (Sheikh *et al.*, 2007; Henricksen *et al.*, 2005; Lin & Lin, 2005):

Exactitud La capacidad de una tecnología de medir un valor cercano al valor real (Sheikh *et al.*, 2007; Lin & Lin, 2005). Por ejemplo, el lugar donde el sistema ubica a un usuario depende mucho de la exactitud de la tecnología de posicionamiento. El sistema puede ubicar al usuario en una sala anexa a la que realmente está.

Precisión La capacidad de una tecnología de dar el mismo resultado en mediciones diferentes realizadas en las mismas condiciones (Lin & Lin, 2005). Por ejemplo, la lista de dispositivos cercanos es captada por tecnologías inalámbricas con lo que dos mediciones pueden dar listados de dispositivos diferentes. En una sala con mucha gente la propagación de las señales cambia dependiendo de si la gente está sentada o de pie.

Sensibilidad a cambios El contexto no es estático, cambia con el tiempo. Esto conlleva cambios en la información contextual referente a la posición y a los vecinos. Las tecnologías han de ser sensibles a estos cambios y ser capaces de captarlos (Sheikh *et al.*, 2007). Por ejemplo, la lista de vecinos de un usuario cambia constantemente con el movimiento de los usuarios del sistema.

Granularidad La capacidad de una tecnología en medir el nivel de detalle con el que

la información contextual describe una situación del mundo real (Sheikh *et al.*, 2007). Por ejemplo, un sistema de posicionamiento puede indicarnos si un usuario está en un edificio, o en una planta concreta de ese edificio, o en un despacho concreto.

Escalabilidad Los elementos de adquisición y procesado de la información contextual deben funcionar de manera adecuada en los sistemas y entornos —que van desde unos pocos a muchos sensores— y en los componentes de la aplicación (Henricksen *et al.*, 2005). En nuestro sistema, por ejemplo, la lista de vecinos puede ir desde unos pocos en un grupo de tutoría, a centenares en una conferencia en el aula magna.

Facilidad de instalación y configuración El hardware y los componentes software de un sistema sensible al contexto deben ser fácilmente instalables y configurables para satisfacer las necesidades de los usuarios y del entorno (Henricksen *et al.*, 2005). Posiblemente estas tareas sean realizadas por personas no expertas. Por ejemplo, la asociación de cada identificador de usuario al identificador del dispositivo que está utilizando, además de distribuir y compartir esta información con el resto de usuarios y dispositivos.

Requisitos de infraestructura Otro punto importante en la evaluación es la necesidad de una cierta infraestructura, tanto para la ubicación de cada usuario como para la lista de vecinos. Esta infraestructura puede ser:

- Dispositivos estáticos —ubicuos— desplegados en el entorno (por ejemplo puntos de acceso Wi-Fi o antenas y lectores RFID).
- Dispositivos móviles adicionales llevados por los propios usuarios (por ejemplo dispositivos Bluetooth o tarjetas RFID).
- Aplicaciones específicas —centralizadas o distribuidas— para el cálculo o procesado de la información contextual buscada.

Para esta primera evaluación experimental diseñamos una serie de escenarios realistas. Una vez conseguido un sistema que cumpla con nuestros requisitos lo evaluamos en un entorno real —dentro de un aula con estudiantes, en una actividad de aprendizaje colaborativo real— donde evaluamos su viabilidad. En el grupo de investigación tenemos experiencia en la evaluación del impacto de la tecnología en el proceso de aprendizaje (Messeguer *et al.*, 2004), por lo que los escenarios y experimentos estarán basados en estas experiencias.

Concretamente, estos experimentos se llevaron a cabo en el campus de la Escola d'Enginyeria de Telecomunicació i Aeroespacial de Castelldefels (EETAC) de la UPC, una escuela de ingeniería que utiliza metodologías docentes basadas en aprendizaje colaborativo y aprendizaje basado en proyectos. Los estudiantes y los profesores de la EETAC tienen cierta experiencia previa en el uso de estas metodologías, por ejemplo en la técnica del Puzzle —usada en esta evaluación experimental—. Una explicación

más detallada de esta técnica docente está en la Sección VI.1. Estos experimentos se realizaron en asignaturas en las que cada alumno tiene un ordenador portátil conectado a una red Wi-Fi.

Existen muchas tecnologías diferentes que se han usado de una manera u otra para la ubicación en interiores o en la detección de vecinos. Según (Gu *et al.*, 2009) podemos citar las siguientes: infrarrojos (IR), ultrasonidos, Radio Frequency IDentification (RFID), redes inalámbricas de área local (Wi-Fi), redes de telefonía móvil (GSM, GPRS, UMTS), Bluetooth, redes de sensores de banda ultra ancha (UWB), señales magnéticas, procesamiento de la imagen de cámaras y procesamiento de audio.

Para la mayoría de tecnologías hay tres técnicas principales para determinar la ubicación: 1) el análisis por “triangulación” de las señales, 2) la proximidad a dispositivos y 3) el análisis de la escena. La primera utiliza las mediciones de distancias a varios puntos conocidos usando señales inalámbricas. La segunda utiliza la proximidad o visibilidad de un conjunto conocido de puntos. La tercera examina la escena desde un punto de vista muy concreto, dónde están las personas, los dispositivos, etc. Un completo análisis comparativo de las técnicas y tecnologías se puede encontrar en (Hightower & Borriello, 2001).

Nuestro objetivo en estos experimentos no es probar y evaluar todas las tecnologías posibles para captar la información de ubicación y la lista de dispositivos cercanos. Nuestra intención es probar la viabilidad de su uso en la estimación de grupos. Por ese motivo, seleccionamos tecnologías de fácil integración en los ordenadores portátiles que usamos en las fases de experimentación y también priorizando las tecnologías que los propios ordenadores ya tienen. Además, buscamos que tengan características diferentes. En este punto no tiene sentido probar tecnologías muy similares. La finalidad de los experimentos es poder compararlas y proponer sistemas con tecnologías y características diferentes para alcanzar nuestro objetivo de un sistema de estimación de grupos.

Por estos motivos nos centraremos en evaluar las siguientes combinaciones tecnológicas que hemos evaluado experimentalmente:

1. Ubicación con RFID y Listado de vecinos con RFID.
2. Ubicación con Bluetooth y Listado de vecinos con Bluetooth.
3. Ubicación con Wi-Fi y Listado de vecinos con Wi-Fi.
4. Ubicación con Wi-Fi y Listado de vecinos con Bluetooth.

IV.2. Ubicación en interiores de los estudiantes

Existen muchas tecnologías, y combinaciones de ellas, para intentar determinar la posición de un usuario en interiores (Liu *et al.*, 2007; Lin & Lin, 2005; Frattasi &

Figueiras, 2010). No es el objetivo de esta tesis compararlas y evaluarlas todas. Nuestra evaluación pretende ser más básica. La pregunta que se intenta contestar en esta sección es:

¿Qué requisitos debe cumplir un sistema de posicionamiento de usuarios para poder ser usado como información contextual y así resolver el problema de la estimación de grupos en aprendizaje colaborativo?

Según nuestro modelo de contexto, necesitamos información de posición de cada usuario. Teniendo en cuenta su granularidad podemos definir tres grandes tipos de tecnologías:

- Posición exacta: nos proporcionan información de posición de un dispositivo con latitud y longitud, como lo hace el sistema GPS.
- Posición relativa a objetos y otras personas: por ejemplo nos proporcionan información sobre los dispositivos que están muy cercanos a una determinada mesa.
- Posición genérica o lugar: por ejemplo nos indican un edificio, una planta de un edificio, un aula, la biblioteca o cualquier otro lugar genérico donde está el dispositivo.

Para percibir la ubicación de los estudiantes durante una actividad podemos utilizar dispositivos dedicados, por ejemplo, dispositivos de identificación tales como las etiquetas RFID, o podemos utilizar algún dispositivo que los estudiantes puedan llevar consigo durante la actividad como ordenadores portátiles, PDA, o incluso los teléfonos móviles de los propios estudiantes. Podemos utilizar las señales de las redes inalámbricas para posicionar dichos dispositivos.

La información de ubicación puede ser enriquecida con otra información contextual, por ejemplo, con información del entorno, como la ubicación de las mesas, las paredes u otros elementos del aula. Usar marcas de tiempo en la información de ubicación es otra forma de enriquecerla. Esto nos permite tener una visión de la evolución en el tiempo de la posición de los estudiantes dentro del aula durante la actividad.

IV.2.1. Ubicación con Radio Frequency IDentification (RFID)

Inicialmente realizamos experimentos utilizando la tecnología Radio Frequency IDentification (RFID). Cada estudiante está identificado por la etiqueta RFID que tiene asignada. Cada etiqueta RFID tiene un identificador único que representa al propio estudiante. Para facilitar su uso adherimos estas etiquetas a los portátiles que se utilizan durante la actividad. Por tanto, estimamos la ubicación de un estudiante al detectar el lugar en el que está su etiqueta RFID —correspondiente al lugar donde está su portátil—.

La tecnología RFID nos permite afirmar si una etiqueta concreta está dentro del alcance de alguna antena de un lector RFID. Nos informa de la posición relativa de una

etiqueta a los objetos y lugares en los que hay una antena. Por este motivo necesitamos instalar antenas en los objetos y los lugares donde queremos percibir la cercanía de un estudiante.

En nuestras actividades de aprendizaje los estudiantes están en las mesas de trabajo asignadas a los grupos. Hicimos unas antenas con unas dimensiones similares a las mesas, Figura IV-1. Posteriormente instalamos estas antenas pegándolas en la parte inferior del tablero de las mesas de los grupos de trabajo. Estas antenas captaban las etiquetas RFID de los portátiles que estaban encima o muy cercanos a una determinada mesa. También instalamos una antena parecida en el marco de la puerta de entrada. Esta antena tenía como objetivo conocer quién se encuentra dentro de la sala y por tanto, activar su etiqueta en el sistema de posicionamiento. Todas estas antenas estaban conectadas a sus correspondientes lectores y éstos a su vez a un PC que centralizaba toda la información de posicionamiento.

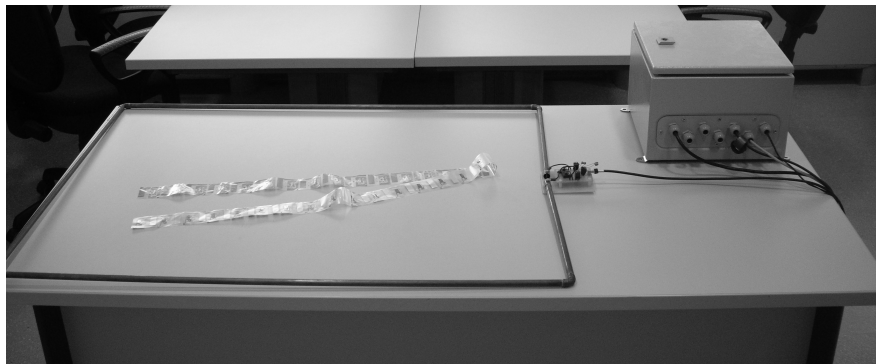


Figura IV-1: Antenas y lectores usados en el experimento de posicionamiento con RFID

Los resultados con la tecnología RFID fueron desalentadores. Obtuvimos una alta tasa de lecturas incompletas —superior al 50 %— con etiquetas RFID presentes en las mesas que el sistema no era capaz de percibir. Parte de estas lecturas erróneas fue debida a los problemas que tuvimos para encontrar los lugares adecuados para adherir las etiquetas RFID —recordemos que el experimento se realizó con las etiquetas RFID pegadas en los portátiles de los estudiantes—.

Aparte de la tasa de lecturas, el principal problema de RFID es la gran cantidad de requisitos de infraestructura que necesita, junto con el gran coste de configurar todo el entorno —colocar las antenas en las mesas y los lectores, colocar las etiquetas en los portátiles de los estudiantes— y la nula flexibilidad que ofrece. Si queremos añadir más grupos o estudiantes se necesita instalar más antenas, lectores y etiquetas. Todo esto hace muy difícil el uso de RFID de forma generalizada.

Existen investigaciones de cómo mejorar las lecturas de la tecnología RFID, por ejemplo (Carbunar *et al.*, 2009), estudios de los problemas y la seguridad de la tecnología RFID, o el (Instituto Nacional de Tecnologías de la Comunicación, 2010), con

campos de uso exitosos tales como el seguimiento de los corredores de carreras (Impinj Inc., 2008; Jie *et al.*, 2003) y la gestión de maletas en los aeropuertos (The Air Transport Association (IATA), 2007), incluso en el área de la docencia, (Bravo *et al.*, 2005). Por tanto, estamos convencidos que seríamos capaces de mejorar mucho la tasa de lecturas. Sin embargo no consideramos que sea posible salvar los problemas y dificultades impuestos por los requisitos de la infraestructura, ya que estamos buscando una tecnología mucho más flexible. Todos estos problemas nos llevaron de desestimar RFID para nuestro sistema.

IV.2.2. Ubicación con Bluetooth

Bluetooth fue otra de las tecnologías que probamos. Como en el caso anterior, cada estudiante tiene asignado un portátil que utiliza para realizar la actividad. Estos portátiles nos permiten usar Bluetooth —ya sea integrado o externo con USB—. Cada estudiante está identificado por el identificador único de los dispositivos Bluetooth, su MAC. Por tanto, estimamos la ubicación de un estudiante en el lugar en el que detectamos su MAC Bluetooth —el lugar donde está su portátil—. Bluetooth nos permite afirmar si un dispositivo está dentro del alcance de otro dispositivo. Nos informa de la posición relativa —proximidad— del dispositivo que lleva el estudiante a los objetos y lugares en los que están desplegados otros dispositivos con Bluetooth.

La tecnología Bluetooth presentó unos problemas parecidos a RFID. Con Bluetooth obtuvimos exactamente el mismo problema de configuración del entorno —colocar dispositivos con Bluetooth, configurar el Bluetooth de los portátiles de los estudiantes, con el añadido de gestionar la recogida de todos los datos en este entorno distribuido—. Desestimamos Bluetooth por los mismos motivos que RFID.

IV.2.3. Ubicación con Wi-Fi

Al probar la tecnología Wi-Fi, igual que en los casos anteriores, cada estudiante lleva un dispositivo móvil, un ordenador portátil. Estos portátiles se pueden identificar por sus direcciones MAC Wi-Fi —un identificador único para cada portátil—. Nuestro sistema detectará la ubicación de un estudiante por la señal Wi-Fi de su portátil.

La tecnología Wi-Fi nos posibilita dos tipos de posicionamiento: posicionamiento exacto y posicionamiento genérico. En este punto buscamos sistemas y aplicaciones disponibles usados en trabajos de investigación que usan Wi-Fi para estimar la posición en interiores, tanto de posicionamiento exacto como de posicionamiento genérico. Otro requisito era disponer de librerías o del código fuente para poder modificar y adaptar el sistema a nuestras necesidades.

Existen muchos trabajos que encajan con estos requisitos. Entre ellos hemos escogido el sistema PlaceLab (Hightower & Borriello, 2004) ya que permite el posicionamiento usando Wi-Fi, GSM, UTMS, Bluetooth y GPS o combinaciones de ellos. Place-

Lab es un trabajo de Intel Labs Seattle (Intel Labs Seattle, 2011) dentro de su investigación en sistemas sensibles al contexto usando sensores. El otro sistema escogido es RedPin (Bolliger, 2008) es un sistema similar al PlaceLab, también permite posicionamiento usando Wi-Fi, GSM y Bluetooth.

Basándonos en el sistema PlaceLab (Hightower & Borriello, 2004), hemos preparado un sistema de posicionamiento exacto —latitud y longitud del dispositivo—. Basándonos en RedPin (Bolliger, 2008), el sistema nos indica en qué lugar está el dispositivo, en genérico: en un aula de clase, en la cafetería, en la biblioteca o cualquier otro lugar genérico. En ambos sistemas, los mecanismos para determinar la posición de un estudiante se basan en las señales Wi-Fi de los puntos de acceso percibidas por el portátil.

IV.2.3.1. Ubicación con Wi-Fi PlaceLab

El prototipo de la versión modificada de Wi-Fi PlaceLab se basa en estimar la posición del portátil del estudiante a partir de las señales Wi-Fi percibidas de los puntos de acceso colocados en posiciones conocidas. El sistema nos proporciona información de posicionamiento exacta —latitud y longitud del dispositivo— calculada a partir de las posiciones conocidas de los puntos de acceso y de la señal percibida de cada uno de ellos. Este mecanismo de estimación implica realizar un importante entrenamiento para mejorar la precisión de las estimaciones de la posición. Además, configuramos la red Wi-Fi para usar el canal con menos interferencias de otras redes. También ajustamos la potencia de emisión de los puntos de acceso para facilitar el cálculo de la posición.

Un primer experimento realizado en un laboratorio de investigación nos permitió validar el sistema y la tecnología. Este primer experimento mostró que podemos estimar la posición de un estudiante en el interior de una sala con un error empírico promedio de unos 11 metros. Pero este error promedio dependía mucho de las características del entorno: mobiliario, gente, paredes y señales de otras redes Wi-Fi.

Por otra parte, realizamos un segundo experimento en una actividad real de aprendizaje cooperativo —una actividad de puzle colaborativo— basada en nuestra experiencia previa (Messeguer *et al.*, 2004). Una explicación más detallada de esta técnica docente está en la Sección VI.1. En esta actividad cada grupo trabajó en una mesa diferente, habiendo una separación entre ellas de 3 o 4 metros.

En la Figura IV-2 mostramos el resultado de la información de posicionamiento de los estudiantes proporcionada por el prototipo basado en Wi-Fi PlaceLab. La actividad duró unos 30 minutos y participaron 27 estudiantes, para cada uno de ellos el sistema nos proporcionó 2 muestras de información de posicionamiento por minuto. La distribución real de los estudiantes en el aula está predeterminada por la propia dinámica de la actividad docente. Esto nos permite comparar la posición esperada según la actividad con las posiciones guardadas en el registro de eventos del sistema de posicionamiento Wi-Fi PlaceLab.

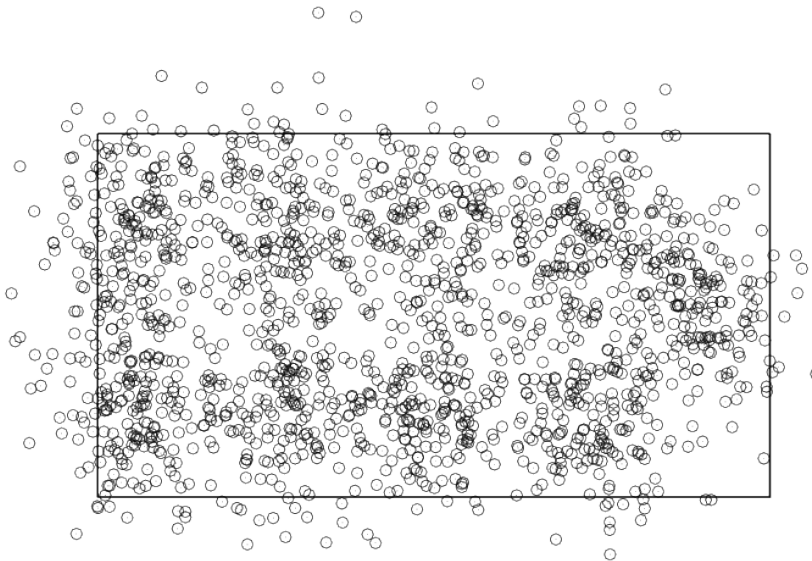


Figura IV-2: Posicionamiento de los estudiantes en el aula por el prototipo basado en Wi-Fi PlaceLab.

Si nos fijamos en la Figura IV-2, podemos ver nubes de puntos de posicionamiento cercanos a las mesas de trabajo de los grupos —cierta exactitud en la posición— pero también vemos muchos puntos fuera de la zona incluso del aula. Con esto vemos que tenemos un problema de precisión en la información de posicionamiento. Dos medidas consecutivas de la posición de un estudiante que no se ha movido deberían coincidir, pero la figura nos muestra que los puntos no suelen coincidir. Con estos resultados de información de posicionamiento de la versión modificada de Wi-Fi PlaceLab vemos que la ubicación por sí sola no es suficiente como información contextual para estimar grupo (Messeguer *et al.*, 2006; Messeguer *et al.*, 2008).

Al analizar la dinámica de la actividad cooperativa realizada y el uso que queremos darle a la información contextual de ubicación —estimación del grupo colaborativo al que se pertenece— podemos concluir que la granularidad necesaria para nuestro problema depende de la distribución de los grupos en el aula y la distancia entre ellos. En nuestro caso es suficiente con saber cerca de qué mesa de trabajo está un estudiante.

Nos hemos inspirado en otros usos del sistema PlaceLab, por ejemplo, utilizar nombres de lugares en lugar que geo-coordenadas como (Hightower *et al.*, 2005) para que el sistema pueda indicar la mesa de trabajo. Consideramos que podríamos introducir una zona de trabajo: zona alrededor de la mesa de trabajo donde suelen estar los estudiantes que trabajan en ese grupo.

Es un error típico presuponer que la cobertura de las señales Wi-Fi tiene que ser circular (Kotz *et al.*, 2004), pero en nuestro caso elegimos una forma circular al

analizar la dispersión de las posiciones de los miembros de un mismo grupo, Figura IV-2. Toda la información de posicionamiento proporcionada por el sistema de todos los estudiantes es guardada en el registro de eventos del propio sistema. Este registro con la información de dinámica de la actividad real nos permitió analizar la forma de la zona.

Mediante un procesado estadístico de los datos del experimento real, obtuvimos el centro y el radio de la zona correspondiente a cada grupo de trabajo. Calculamos los centros y radios que maximizan la cantidad de información de posicionamiento asignada a las zonas de trabajo y que esta coincida con la posición conocida de los estudiantes durante la realización de la actividad.

Incorporando estas consideraciones a un nuevo experimento del sistema de posicionamiento, el nuevo registro de eventos nos mostró otra vez un gran número de errores, de un 17 % del mejor grupo a un 33 % del peor grupo, Figura IV-3. Estos errores son debidos a tres motivos: los estudiantes son asignados a una zona incorrecta, no son asignados a ninguna zona o son asignados a más de una zona.

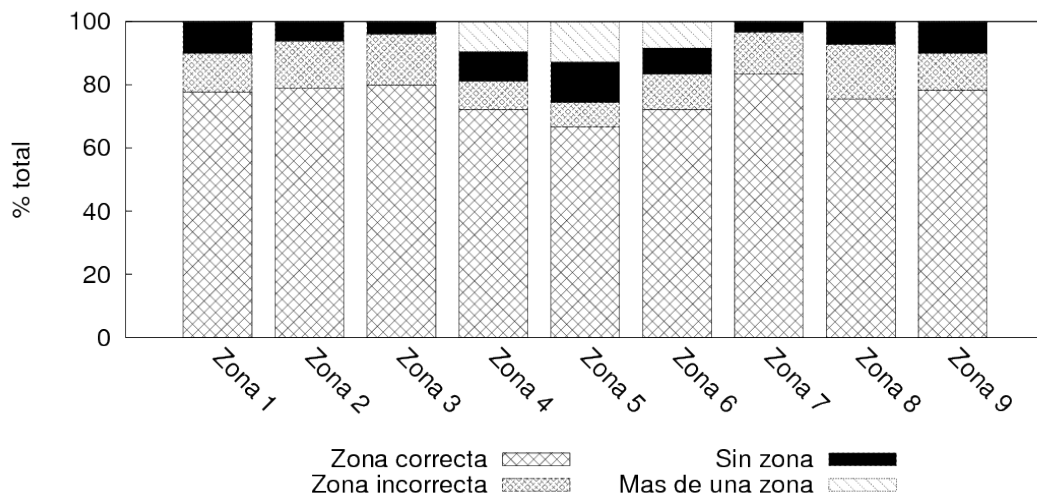


Figura IV-3: Estimación de la zona de trabajo de los grupos.

Un problema del sistema basado en Wi-Fi PlaceLab es que la posición del estudiante es estimada por las señales Wi-Fi percibidas por su portátil, por eso el estudiante lo tiene que llevar siempre consigo. Pero el principal problema de Wi-Fi PlaceLab vuelve a ser los requisitos y necesidades de la infraestructura. El coste de configurar todo el entorno —colocar algunos puntos de acceso en posiciones conocidas, el entrenamiento del software de posicionamiento y el cálculo estadístico de la zona de cada grupo— y la poca flexibilidad que ofrece hacen difícil el uso de Wi-Fi PlaceLab de forma generalizada.

Todo esto nos lleva a la conclusión de que un sistema de localización basado en Wi-Fi PlaceLab es viable para su uso en la estimación de grupos de trabajo, aunque

sólo en un entorno estático y cerrado. El sistema no se adapta a cambios del entorno por lo que se tiene que volver a configurar tras cada cambio.

IV.2.3.2. Ubicación con Wi-Fi RedPin

Los resultados con la versión modificada de Wi-Fi RedPin (Bolliger, 2008) fueron muy aceptables, con porcentajes de acierto en la ubicación superiores al 95 %. Recordemos que el sistema nos proporciona el lugar genérico en el que está el estudiante: en el aula de clase, en la cafetería, en la biblioteca, en el pasillo o en cualquiera de los lugares establecidos. Esta estimación de la ubicación genérica es la que nos permite alcanzar porcentajes de acierto elevados, mejora mucho la exactitud y precisión del sistema. Los pocos errores presentes fueron debidos a que el sistema no ha sido capaz de asignarles ningún lugar conocido (Messeguer *et al.*, 2010c; Messeguer *et al.*, 2010b).

Igual que en el sistema basado en Wi-Fi PlaceLab, el mecanismo para determinar la posición de un estudiante se basa en las señales Wi-Fi percibidas por su portátil. Pero en este sistema basado en Wi-Fi RedPin es válido para cualquier punto de acceso visible, no solo los colocados en una posición conocida. Los conjuntos de puntos de acceso visibles por un dispositivo y sus correspondientes potencias pueden verse como una huella que identifica un lugar. El sistema también requiere realizar un entrenamiento en el que aprende las diferentes huellas correspondientes a un lugar.

Uno de los problemas de Wi-Fi RedPin es similar al que hemos comentado con Wi-Fi PlaceLab, la posición del estudiante es estimada por las señales de su portátil, por eso el estudiante lo tiene que llevar siempre consigo. Aunque Wi-Fi RedPin es mucho más flexible que Wi-Fi PlaceLab. No es necesario reconfigurar desde cero todo el sistema por un cambio en el entorno. En este caso el sistema se puede adaptar a cambios del entorno. Siempre podemos añadir nuevos lugares y usuarios sin necesidad de empezar de cero. Además el sistema no requiere de infraestructura específica. Pero el principal problema de Wi-Fi RedPin es la falta de resolución dentro de un lugar concreto —granularidad—. Para poder estimar los grupos de trabajo necesitamos información contextual complementaria. La información que proporciona Wi-Fi RedPin no es suficiente por sí sola.

Todo esto nos lleva a la conclusión de que un sistema de localización basado en Wi-Fi RedPin es viable para su uso en la estimación de grupos de trabajo, incluso en entornos dinámicos y abiertos. Pero claramente necesita información adicional para la estimación de grupo.

IV.2.4. Resumen y conclusiones de las pruebas de ubicación de cada estudiante

En la Tabla IV-1 resumimos las posibilidades de las diferentes tecnologías probadas para su uso como proveedores de información contextual de ubicación.

Como conclusiones de estas pruebas, podemos afirmar que tanto Wi-Fi Place-

Tabla IV-1: Resumen comparativa de las tecnologías de Ubicación

Tecnología	Ubicación	Pros	Contra
RFID	Posición relativa	Identificar a los estudiantes — etiqueta—.	a) Tasa de lecturas erróneas. b) Requisitos de infraestructura.
Bluetooth	Posición relativa	Alcance de algunos metros.	a) Tasa de lecturas erróneas. b) Requisitos de infraestructura. c) Identificar a los estudiantes — dispositivo Bluetooth—.
Wi-Fi PlaceLab	Posición exacta	Necesitamos menos granularidad de la que proporciona el sistema —zona de trabajo—.	a) Requisitos de infraestructura. b) Configuración específica para cada entorno.
Wi-Fi RedPin	Posición genérica	a) Requisitos de infraestructura. b) Se adapta a cambios.	a) Falta de resolución. b) Necesidad de información contextual adicional.

Lab como Wi-Fi RedPin son dos tecnologías candidatas para aportar la información contextual de posición. Ahora necesitamos buscar las tecnologías complementarias a Wi-Fi PlaceLab y Wi-Fi RedPin para aportar la información contextual del listado de usuarios vecinos —dispositivos cercanos—.

IV.3. Listado de los estudiantes cercanos a otro dado

En esta sección queremos hacer una evaluación tecnológica similar a la realizada en la sección de la ubicación de cada estudiante IV.2, pero en este caso enfocada a la detección de los estudiantes cercanos a otro. La pregunta que se intenta contestar en esta sección es:

¿Qué requisitos debe cumplir un sistema de detección de vecinos —otros usuarios cercanos— para ser usado como información contextual para nuestro problema de la estimación de grupos en aprendizaje colaborativo?

Como en el caso de la ubicación IV.2, también tenemos diferentes formas de definir “vecinos de un estudiante”. Basándonos en la granularidad de la información podemos definir diferentes niveles de vecindario.

- Dentro de un radio —distancia entre usuarios— por ejemplo los estudiantes vecinos están a una distancia inferior a 5 metros.
- Cercanía al mismo objeto o persona, por ejemplo los estudiantes están en la misma mesa.
- Estar en el mismo lugar / zona, por ejemplo los estudiantes están en la misma aula.

Como en los experimentos de la sección anterior, Sección IV.2, cada estudiante tiene asignado un portátil que utiliza para realizar la actividad de aprendizaje colaborativo. Estos portátiles se pueden identificar por sus direcciones MAC —un identificador único para cada portátil—. Nuestro sistema detectará la lista de dispositivos cercanos a un estudiante por las señales inalámbricas de los dispositivos de otros estudiantes percibidas por su propio portátil.

Para percibir los dispositivos de los estudiantes cercanos nos centraremos solo en las tecnologías que pueden ser compatibles con las escogidas en la sección de ubicación de cada estudiante, Sección IV.2. Por ello nos centramos en dos tecnologías inalámbricas: Wi-Fi y Bluetooth. Con todo esto evaluamos el propio sistema Wi-Fi PlaceLab (Hightower & Borriello, 2004; Hightower *et al.*, 2005) en este nuevo uso —por tanto usamos Wi-Fi PlaceLab tanto para la ubicación como para el listado de vecinos—. Finalmente evaluamos Bluetooth como tecnología de detección de vecinos complementaria al posicionamiento con Wi-Fi RedPin (Bolliger, 2008).

IV.3.1. Listado de vecinos con Wi-Fi PlaceLab

El prototipo de la versión modificada de Wi-Fi PlaceLab se basa en estimar el listado de dispositivos cercanos al portátil de un estudiante a partir de las señales Wi-Fi percibidas de los puntos de acceso y de los portátiles de los otros estudiantes. Este mecanismo implica enlazar la dirección MAC Wi-Fi de cada portátil con el estudiante que lo está usando.

Un primer experimento en un laboratorio de investigación nos permitió validar el sistema y la tecnología. El mecanismo para determinar la lista de vecinos de un dispositivo se basa en nuestra experiencia y lecciones aprendidas en el uso de Wi-Fi PlaceLab para determinar la ubicación, Sección IV.2. Como ya hemos explicado, utilizar Wi-Fi PlaceLab para un posicionamiento exacto no funciona. Esto nos lleva a descartar su uso, para determinar la lista de vecinos, basado en medir la distancia entre todos los dispositivos, definiendo como vecinos los que su distancia es inferior a una dada.

Por otra parte, realizamos modificaciones al sistema para usar el concepto de zona de trabajo en lugar de usar la posición exacta. De forma similar a la sección de ubicación de cada usuario, Sección IV.2, definimos una zona de trabajo circular —zona alrededor de la mesa de trabajo—. Mediante un procesado estadístico de los datos del experimento obtuvimos el centro y el radio de la zona correspondiente a cada grupo de trabajo. La diferencia en este caso está en si el sistema no es capaz de asignar una zona y por lo tanto unos vecinos, el sistema mira a que zona pertenecen los nodos más próximos y usa esta información para asignarle zona.

Para validar este sistema hicimos una simulación con las trazas de posicionamiento de Wi-Fi PlaceLab del experimento en una actividad real de aprendizaje cooperativo, Sección IV.2. Los resultados con la versión modificada de Wi-Fi PlaceLab fueron aceptables, llegamos a porcentajes medios de capturas de los vecinos correctos del

78 % (Messeguer *et al.*, 2010a). En este nuevo uso para determinar la lista de vecinos, el sistema nos proporciona la lista de estudiantes que están dentro de la misma zona de trabajo, cercanía a la mesa de trabajo. La Figura IV-4 muestra con símbolos los estudiantes vecinos entre si —en la misma zona de trabajo— en un momento dado de la simulación. Los estudiantes que el sistema considera vecinos están identificados con el mismo símbolo. Por ejemplo en esta figura se muestra un error, hay cuatro símbolos □ cuando los grupos son de tres estudiantes. El sistema considera del grupo etiquetado con □ uno de los estudiantes que debería ser *.

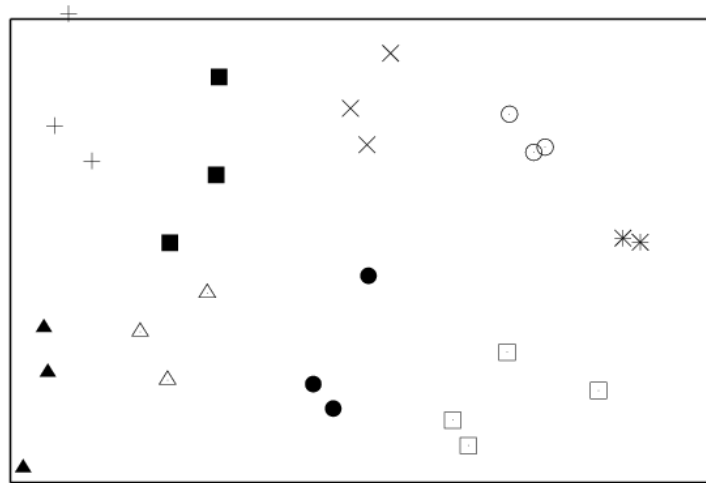


Figura IV-4: Estimación de los vecinos de cada zona de trabajo por Wi-Fi PlaceLab.

A parte del porcentaje de aciertos, otro elemento a tener en cuenta para la evaluación es el tiempo de percepción de cambios. En el caso de Wi-Fi PlaceLab basamos la percepción del listado de vecinos en las señales Wi-Fi de los puntos de acceso (AP). En la Tabla IV-2, mostramos los tiempos medios que tarda el sistema en percibir un nuevo punto de acceso —ha entrado en el rango de cobertura o se ha conectado— o percibir su marcha —ha salido del rango de cobertura o se ha desconectado—. Todos los portátiles utilizados en estas pruebas tienen la tarjeta Wi-Fi integrada con el Intel Centrino.

Tabla IV-2: Tiempo medio de detección de cambios en los puntos de acceso

Nuevos AP	Desconexión AP
20 s	31 s

Usando una tarjeta PCMIA con el chip Prisma GT54 los tiempos de esta tabla se reducían de forma muy significativa. Según la información del hardware compatible con Wi-Fi PlaceLab el Intel Centrino no está incluido en la lista y comentan que sólo

funciona parcialmente y tiene un tiempo de refresco mínimo entre 8 y 10 segundos. Suponemos que este comportamiento del tiempo es debido a cachés en las propias tarjetas o en los drivers. Los comentarios en la lista de hardware compatible van en esta línea.

Un problema del sistema Wi-Fi PlaceLab es que cada dispositivo estima su zona de trabajo y para poder determinar la lista de vecinos cada dispositivo tiene que compartir su información de zona con todos los demás. Pero el principal problema de Wi-Fi PlaceLab vuelve a ser los requisitos y necesidades de la infraestructura. El coste de configurar todo el entorno y la poca flexibilidad que ofrece hacen difícil el uso de Wi-Fi PlaceLab de forma generalizada, exactamente los mismos problemas que para su uso en estimación de la posición, Sección IV.2. Pero si ya usamos Wi-Fi PlaceLab para posicionamiento no necesitamos infraestructura adicional. Solo necesitamos conectividad y un sistema para compartir —centralizado o distribuido— las zonas de todos los dispositivos.

Todo esto nos lleva a la conclusión de que un sistema de detección de vecinos Wi-Fi PlaceLab, si ya lo usamos para posicionamiento, es viable para su futuro uso en la estimación de grupos de trabajo. Como ya sabemos, Sección IV.2.3.1, solo es viable en un entorno estático y cerrado. El sistema no se adapta a cambios del entorno y se tiene que volver a configurar con cada cambio de usuarios o zonas.

IV.3.2. Listado de vecinos con Bluetooth

El sistema de detección de vecinos con la tecnología Bluetooth se basa en estimar el listado de dispositivos cercanos al portátil de un estudiante a partir de las señales Bluetooth percibidas de los portátiles de los otros estudiantes. El mecanismo para determinar la lista de vecinos de un dispositivo se basa en el mecanismo de descubrimiento de dispositivos del protocolo de comunicaciones inalámbricas de Bluetooth. (Bluetooth Special Interest Group (SIG), 2010; IEEE Standard for Information Technology, 2005).

Nuestro sistema nos proporciona un registro de los vecinos identificados por la dirección MAC de su dispositivo Bluetooth. Este mecanismo implica enlazar la dirección MAC Bluetooth de cada portátil con el estudiante que lo está usando. Para recoger estos identificadores MAC Bluetooth de los dispositivos vecinos se ha desarrollado una aplicación propia con el API de Java para dispositivos Bluetooth (JSR-82 Java Specification Request). Esta aplicación se ejecuta en todos los portátiles de los estudiantes y percibe las señales de los dispositivos Bluetooth de todos ordenadores. En un primer experimento realizado en un laboratorio de investigación validamos el sistema y la tecnología.

Por otra parte, realizamos un segundo experimento en un entorno realista de trabajo en grupo. Tenemos tres grupos de dispositivos Bluetooth: los activos buscan de forma activa dispositivos dentro su rango de alcance, los pasivos esperan ser encontrados por los activos y los otros son dispositivos encontrados por el sistema pero no

pertenecen a nuestro experimento. En este experimento los dispositivos activos lanzan el mecanismo de descubrimiento de dispositivos del protocolo Bluetooth cada minuto. Todos los dispositivos están en movimiento dentro del laboratorio de investigación. Repetimos varias veces el mismo experimento con cantidades de dispositivos diferentes. Como mínimo los experimentos tenían 5 dispositivos funcionando a la vez hasta un máximo de 16. Para tener mucha variedad de chips Bluetooth diferentes introdujimos en algunas pruebas teléfonos inteligentes.

En la Tabla IV-3 mostramos los porcentajes de dispositivos detectados respecto a la totalidad de veces que hemos realizado el mecanismo de descubrimiento. Además, mostramos los porcentajes de dos experimentos en los que hemos obtenido los mejores y los peores resultados. El peor caso corresponde con uno de los experimentos con mayor número de dispositivos implicados. Los resultados con el sistema con Bluetooth fueron aceptables, llegamos a porcentajes medios de capturas de los vecinos del 80 % (Messeguer *et al.*, 2010c).

Tabla IV-3: Porcentaje de acierto en la detección de vecinos con Bluetooth

Activos	Pasivos	Otros
85 %	90 %	50 %
66 %	81 %	50 %

Queremos resaltar la diferencia de los porcentajes de los dispositivos activos frente a los pasivos. El porcentaje de acierto de los dispositivos activos es muy sensible a cantidad de dispositivos activos que hay en el experimento. Este porcentaje decrece significativamente con el aumento de los mismos. En la Tabla IV-3, la primera línea corresponde a un experimento con solo tres dispositivos activos, mientras que la segunda corresponde a un experimento con seis dispositivos activos. Este comportamiento no es tan importante en el caso de dispositivos pasivos.

Otra cosa que queremos resaltar es el porcentaje de 100 % de detecciones de algunos de los dispositivos pasivos. En concreto, uno de los teléfonos móviles usados como dispositivos pasivos presenta un porcentaje de 100 % en todos los experimentos. En este caso, creemos que esta diferencia de comportamiento es debida a la diferencia en los chips o antenas Bluetooth de cada dispositivo. Sin embargo, no hemos podido confirmarlo al no tener acceso a todas las especificaciones Bluetooth de los dispositivos usados.

La tecnología Bluetooth no tiene los mismos problemas que el sistema Wi-Fi PlaceLab. Bluetooth se adapta a cambios del entorno. Siempre podemos añadir nuevos usuarios y sus correspondientes dispositivos sin necesidad de empezar de cero. El sistema no requiere de infraestructura específica.

Entre sus limitaciones, Bluetooth es conocido por los problemas y errores que presenta en su mecanismo de descubrimiento de dispositivos (Duflot *et al.*, 2006) y por los problemas en la creación de redes de dispositivos Bluetooth —Scatternets—

(Peterson *et al.*, 2004). Creemos que estos son las causas del decrecimiento del porcentaje de detección de dispositivos activos.

En los experimentos realistas obtuvimos una importante tasa de lecturas —en media un 33 % y un 59 % como peor resultado— en las que en el listado de vecinos faltaba alguno de los dispositivos presentes en las mesas del experimento.

Al analizar la dinámica de la actividad cooperativa realizada y el uso que queremos darle a la información contextual del listado de vecinos —estimación del grupo colaborativo al que se pertenece— podemos concluir que la precisión necesaria para nuestro problema no es muy exigente. Podemos alcanzar los requisitos de precisión deseados centralizando toda la información de los vecinos y de esta forma poder agregar la información percibida por unos dispositivos pero no por otros (por ejemplo, si mi dispositivo y algunos otros más ven a un tercero y este no me tiene como vecino, es posible que yo también sea su vecino).

Es conocida la no bidireccionalidad en la calidad o detección de las señales inalámbricas (Kotz *et al.*, 2004). Esto junto con los problemas en el mecanismo de descubrimiento de dispositivos Bluetooth nos ha llevado a la propuesta anterior de intentar complementar unas lecturas con otras. También podemos eliminar algunos de estos errores con una correcta configuración de las frecuencias de muestreo de los dispositivos activos y un adecuado filtrado de las estimaciones.

En la Tabla IV-4 mostramos los mismos experimentos que en la Tabla IV-3 pero con porcentajes de dispositivos detectados corregidos con la técnica de agregación que acabamos de comentar.

Tabla IV-4: *Porcentaje de acierto en la detección de vecinos con Bluetooth*

Activos	Pasivos
90 %	91 %
70 %	85 %

Todo esto nos lleva a la conclusión de que un sistema de detección de vecinos Bluetooth es viable para su uso en la estimación de grupos de trabajo, incluso en entornos dinámicos y abiertos. Pero claramente necesita un procesado centralizado de la información para mejorar su precisión.

A parte del porcentaje de aciertos, el otro elemento a tener en cuenta para la evaluación es el tiempo de percepción de cambios. En la Tabla IV-5, mostramos los tiempos medios que tarda el sistema en percibir un nuevo dispositivo —ha entrado en el rango de cobertura o se ha conectado— o percibir su marcha —ha salido del rango de cobertura o se ha desconectado—.

En este caso la diferencia de los valores es importante. Pero esta diferencia viene fijada por el momento en el que se lanza el mecanismo de descubrimiento de dispositivos. Si el cambio, por ejemplo la llegada de un nuevo dispositivo, ocurre justo des-

Tabla IV-5: *Tiempo medio de detección de cambios en los dispositivos Bluetooth*

Nuevos	Desconexión
13 s	11 s

pués de iniciar el mecanismo de descubrimiento, el sistema no lo descubrirá hasta la siguiente fase de descubrimiento. Pero si el cambio ocurre justo antes del mecanismo de descubrimiento el sistema lo descubrirá de forma casi instantánea.

IV.3.3. Resumen y conclusiones de las pruebas de detección de vecinos

En la Tabla IV-6 resumimos las posibilidades de las diferentes tecnologías probadas para su uso como proveedores de información contextual del listado de vecinos.

Tabla IV-6: *Resumen comparativa de las tecnologías de detección de vecinos*

Tecnología	Vecinos	Pros	Contra
Wi-Fi PlaceLab	Zona de trabajo	Integración perfecta con el posicionamiento con PlaceLab	a) Requisitos de infraestructura. b) Configuración específica para cada entorno.
Bluetooth	Cercanía a objeto	a) Requisitos de infraestructura. b) Funciona en entornos dinámicos.	a) Falta de precisión. b) Necesidad de post-procesado de la información

Conclusiones del capítulo

Como conclusión del capítulo, después de los experimentos realizados podemos afirmar que la recolección de la información contextual necesaria para estimar grupos —la posición y la cercanía a objetos, dispositivos y otras personas— es viable tecnológicamente. También hemos identificado dos conjuntos de tecnologías que pueden proporcionar esta información: 1) posicionamiento exacto (Wi-Fi PlaceLab) con percepción de vecinos por zona (Wi-Fi PlaceLab) y 2) posicionamiento genérico (Wi-Fi RedPin) con percepción de vecinos por cercanía (Bluetooth).

En (Messeguer *et al.*, 2006; Damian *et al.*, 2007; Messeguer *et al.*, 2010c; Messeguer *et al.*, 2010b; Messeguer *et al.*, 2010a) hemos publicado partes de este capítulo, con las contribuciones correspondientes con los resultados y con los experimentos de validación de las diferentes tecnologías para capturar el contexto.

Claramente las siguientes tareas a realizar son el diseño e implementación de un sistema inteligente con las dos propuestas Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab y Wi-Fi RedPin + Bluetooth. Estos puntos los tratamos en el siguiente capítulo, Capítulo V.

V

Sistema inteligente para la estimación de grupos en actividades CSCL presenciales

En los capítulos anteriores, Capítulo III y Capítulo IV, hemos presentado y evaluado el modelo y las tecnologías apropiadas para aportar la información contextual que permita enfrentarnos al problema de este capítulo —la estimación de grupos en escenarios CSCL presenciales—.

En este capítulo presentamos el diseño e implementación de dos propuestas de uso de información contextual para la estimación de grupos: uno basado en la ubicación exacta y detección de vecinos por zonas de trabajo —Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab— y el otro basado en la ubicación genérica y detección de vecinos por cercanía entre los propios dispositivos —Wi-Fi RedPin + Bluetooth—. La evaluación para validar los dos sistemas y las tecnologías la realizamos mediante emulaciones del comportamiento del sistema a partir de las trazas de eventos obtenidas en los experimentos del Capítulo IV. También presentamos el marco y la metodología de trabajo usada para comparar las dos estrategias propuestas. En las secciones V.1 y V.2, pre-

sentamos las respectivas estrategias de estimación y los procesos de entrenamiento de ambos sistemas, junto con una evaluación por emulaciones del porcentaje de acierto de cada uno.

Como resumen del capítulo, podemos afirmar que las estrategias de estimación de grupo son viables, aunque requieren de mejoras en la exactitud y la precisión. Una vez validadas las estrategias, los sistemas y las tecnologías, pasaremos a probar estas en un entorno real de aprendizaje y evaluar su impacto.

V.1. Estimación de grupos con ubicación genérica y detección de vecinos basada en cercanía

En esta sección pretendemos mostrar el uso de una tecnología de ubicación genérica de estudiantes usando Wi-Fi RedPin, Sección IV.2 con una de detección de vecinos basada en la cercanía a un objeto o persona usando Bluetooth, Sección IV.3. Ambas tecnologías forman parte de un sistema de estimación del grupo de trabajo concreto dentro de una actividad CSCL presencial. Nuestro objetivo es proponer un sistema de estimación y realizar una primera evaluación desde el punto de vista del porcentaje de acierto en la estimación del grupo.

Nuestro objetivo es hacer un seguimiento en tiempo real de la actividad cooperativa a partir de toda la información contextual generada durante esta actividad presencial. Pero toda esta cantidad de datos es inútil si no sabemos cómo tratarla. La minería de datos (DM - Data Mining) es un área que trata sobre mecanismos para el descubrimiento de patrones en estos datos. De esta manera, la información contextual se convertirá en información comprensible y útil.

La mayoría de técnicas utilizadas para descubrir estos patrones pertenecen al área del aprendizaje automático (ML - Machine Learning), dentro de la inteligencia artificial. El aprendizaje automático se centra en los algoritmos capaces de “aprender” de un conjunto de datos (Witten *et al.*, 2011). Estos algoritmos que “aprenden” pueden tener muchas aproximaciones diferentes y estilos de aprendizaje. Se puede encontrar más información sobre los algoritmos de aprendizaje automático, sus implementaciones y herramientas para su evaluación en (Witten *et al.*, 2011).

Sin pretender ser exhaustivos —ya que sólo somos usuarios finales— nombramos algunos de los casos de uso de estos algoritmos y tipos de problemas a los que tienen que enfrentarse:

Clasificación: en este tipo de escenarios, los algoritmos aprenden a ordenar en categorías predefinidas los nuevos datos de entrada no conocidos basándose en un conjunto de datos previamente clasificados.

Agrupación: similar a la clasificación pero en este caso en la fase de aprendizaje el algoritmo sólo tiene datos de entrada y no las categorías, por tanto, también

identifica las categorías —estas no están preestablecidas—.

Predicción numérica: similar a los anteriores pero en este tipo de escenarios los datos de salida del algoritmo son valores y resultados numéricos en lugar de categorías.

Asociación: en este caso se aprenden relaciones y patrones entre los datos de entrada y sus atributos.

Los actuales algoritmos de aprendizaje automático requieren de grandes conjuntos de datos de entrenamiento, algo difícil de conseguir para entornos dinámicos y extensibles, tales como los sistemas sensibles al contexto. La adaptación a estos entornos de los modelos de contexto, requiere de nuevas formas de ver y entender este aprendizaje automático y en última instancia, podría requerir de nuevas clases de algoritmos de aprendizaje con mínima supervisión, que además deberán ser estudiados de forma explícita como parte de los sistemas semiautónomos de contexto (Coutaz *et al.*, 2005).

Nuestro caso de aplicación —estimación del grupo de trabajo— encaja con el escenario de clasificación. Por tanto, nos centraremos en los algoritmos de aprendizaje automático clasificadores. El conjunto de información de entrada del algoritmo clasificador es el identificador del usuario y toda la información contextual correspondiente a este usuario. La información de salida es el grupo al que pertenece este usuario o la no pertenencia a ningún grupo.

Nuestro trabajo no se centra en proponer nuevos algoritmos clasificadores. Nuestro objetivo es evaluar, para la estimación de grupos, diferentes algoritmos ya existentes y probados con éxito en otras áreas. Para esta tarea necesitamos implementaciones de referencia de las técnicas y algoritmos de clasificación. Existen varias colecciones de implementaciones de referencia, por ejemplo Apache Mahout (Foundation, 2011) y WEKA (Machine Learning Group, 2011).

Para nuestras necesidades de entrenamiento y evaluación del algoritmo clasificador, hemos utilizado el sistema WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) (Hall *et al.*, 2009). WEKA es un entorno de trabajo de minería de datos desarrollado en la Universidad de Waikato bajo la Licencia Pública General de GNU. El propio entorno nos proporciona las herramientas necesarias para el diseño de los experimentos, la visualización de los resultados y la evaluación de los algoritmos.

V.1.1. Sistema de estimación

La arquitectura de nuestro sistema, Figura V-1, consta básicamente de tres componentes desplegados en dos tipos de nodos diferentes: 1) los nodos de usuario y 2) el nodo servidor. El primer nodo, el nodo de usuario, representa a todos los dispositivos que llevan los estudiantes, básicamente los portátiles que llevan para realizar la actividad. Cada uno de estos dispositivos lleva el componente proveedor de contexto,

que es el programa encargado de capturar y compartir la información contextual percibida por ese dispositivo. En el lado del usuario, el proveedor de contexto reúne la información para generar un vector con el contexto del usuario. Este vector se envía al sistema inteligente de forma periódica o cada vez que se produce un cambio. El segundo nodo es el servidor donde residen los otros dos componentes: a) el recolector de contexto, que se encarga de agregar, pre-procesar y ajustar al modelo contextual toda la información contextual recolectada por los usuarios y b) el algoritmo automático clasificador, que se encarga de usar la información contextual del modelo para estimar el grupo de trabajo al que pertenece cada estudiante.

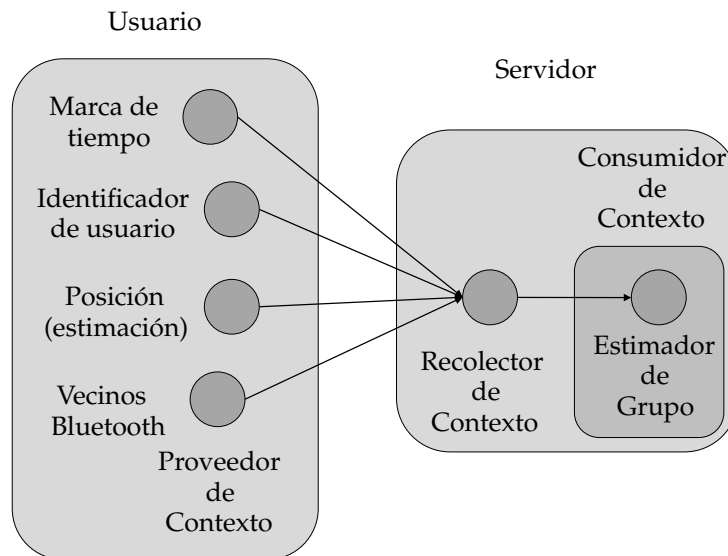


Figura V-1: Sistema de estimación de grupos RedPin/Bluetooth

Esta arquitectura es muy similar a la explicada para el otro sistema de estimación en la Sección V.2, pero tiene dos diferencias a resaltar. La primera es que la información contextual capturada es diferente. En este caso captura el listado de vecinos usando Bluetooth. La otra diferencia —la principal— radica en el cambio del componente que aporta la inteligencia.

En esta sección, buscamos una arquitectura para que el algoritmo automático aprenda de los cambios de contexto (usuarios, vecinos, lugares y tiempo) y sea sensible a estos cambios para estimar el grupo de trabajo de forma dinámica. Con el fin de obtener este comportamiento dinámico, el algoritmo procesa en tiempo real toda la información contextual nueva que constantemente llega al servidor.

A partir de los patrones y lecciones aprendidas en Sección VI.6 vemos que no estamos interesados en todas las predicciones de grupo. En realidad sólo son útiles para la aplicación colaborativa las estimaciones que implican la incorporación de un estudiante a un grupo. Si las estimaciones son de no pertenencia a ningún grupo el

sistema no tiene que hacer nada. Lo mismo ocurre si las estimaciones son de pertenencia al mismo grupo en el que ya está. Pero si la estimación es de incorporación a un grupo, el sistema tiene que configurar el grupo y las herramientas colaborativas que el sistema ofrece al grupo. Para ello, entrenamos y evaluamos los algoritmos automáticos con el objetivo de detectar el inicio de la colaboración entre los estudiantes y por tanto, detectar cuando un estudiante o varios se incorporan al grupo. Algo similar mismo ocurre con el grupo, si el grupo aún no existe es necesario crearlo.

Después de bastantes pruebas con los muchos algoritmos de clasificación que nos proporciona WEKA (Documentation, 2011), nos centraremos en dos algoritmos de clasificación con buenos resultados preliminares, con bases teóricas diferentes por tanto con comportamientos diferentes y que nos permitan interpretar de forma intuitiva los resultados.

Los dos algoritmos de clasificación que finalmente usamos son:

- K-nearest neighbours classifier (IBk) del tipo Instance-based learning (IBL)
- BayesNet del tipo de las Redes Bayesianas que permite utilizar varios algoritmos de búsqueda y de medidas de calidad.

Ambos algoritmos son muy simples y tienen pocos o ningún parámetro que necesite configurarse con cuidado. Tal como buscamos, ambos producen modelos de clasificación que se pueden interpretar fácilmente.

Elegimos IBk porque siendo un algoritmo básico se ha usado en muchos escenarios parecidos. Tiene un aprendizaje muy robusto. Puede tolerar el ruido tanto en los datos de entrada como en los de entrenamiento y aprendizaje. Además de clasificar también nos puede permitir sacar partido de las relaciones entre los diferentes elementos del contexto. Los algoritmos K-nearest neighbours classifier (IBk) se basan el comportamiento aprendido de los vecinos más cercanos. En la fase de entrenamiento y aprendizaje los algoritmos IBk almacenan directamente los datos de entrenamiento sin procesar, sin crear un modelo de clasificación. Cuando se quiere clasificar un nuevo vector de entrada —a partir de la información contextual estimar si pertenece a un grupo y determinar cuál—, el algoritmo busca entre las instancias guardadas en el entrenamiento las k más cercanas —similares al nuevo vector de entrada— y sus correspondientes clasificaciones, salidas. Estas relaciones entre las instancias y sus correspondientes clasificaciones se utilizan para predecir la clasificación del nuevo vector de entrada (Aha *et al.*, 1991). Finalmente, el algoritmo clasifica un vector de entrada desconocido con la misma categoría de la instancia o instancias almacenadas más cercanas del conjunto de entrenamiento según una métrica de distancia.

Las Redes Bayesianas (BayesNet) se estructuran como una combinación de un grafo dirigido acíclico de nodos y enlaces, y un conjunto de tablas de probabilidad condicional de transición entre nodos (John & Langley, 1995). Los nodos representan categorías, mientras que los enlaces entre los nodos representan la relación entre ellos. La propia naturaleza de una red Bayesiana hace que el aprendizaje de estas redes se

pueda dividir de forma natural en un proceso en dos etapas: en primer lugar aprender la estructura de red, y luego estimar las tablas de probabilidad condicional de los enlaces. Existen varios enfoques de algoritmos para el aprendizaje de la estructura. WEKA ofrece dentro de cada enfoque numerosos algoritmos. Después de unas pequeñas pruebas de diferentes algoritmos escogimos el algoritmo K2 (Cooper & Herskovits, 1992). El algoritmo K2 está basado en un algoritmo hill climbing restringido por una ordenación de las variables. Como algoritmo para la estimación de las tablas de probabilidad condicional de los enlaces escogimos un algoritmo muy básico, un algoritmo de estimación simple. Este algoritmo estima las probabilidades condicionadas directamente de los datos de entrenamiento.

Utilizar estos algoritmos de clasificación para estimar la pertenencia a un grupo para cada nueva entrada de información contextual nos permite cubrir el objetivo ya mencionado de que el sistema entienda los cambios de contexto (usuarios, vecinos, lugares y hora) para proponer la incorporación de un miembro al grupo.

Los algoritmos no pueden adaptarse de forma dinámica a cambios importantes en el escenario. Pero en este sistema propuesto el algoritmo siempre puede aprender estos nuevos cambios con un nuevo proceso de entrenamiento, incluso podemos eliminar datos de entrenamiento obsoletos.

V.1.2. Proceso de entrenamiento

El proceso de entrenamiento y aprendizaje del sistema tiene dos fases:

Fase individual, algoritmo de clasificación. Fase de entrenamiento del algoritmo clasificador propiamente dicho. Es una fase individual de entrenamiento — independiente para cada estudiante— usando la información de los grupos específicos a los que pertenece el estudiante y los diferentes contextos en los que se han creado y funcionado dichos grupos.

Fase grupal, verificación de miembros. Una fase de grupo donde el sistema aprende qué cantidad y cuáles de los estudiantes son necesarios para la creación de un grupo en particular. Esta fase, a diferencia de la individual, el entrenamiento es común a todos los miembros del grupo.

Como ya hemos indicado, la fase de entrenamiento del algoritmo de clasificación es diferente para cada usuario en el sistema. Cada usuario tiene su propia historia con los grupos a los que ha pertenecido y el contexto específico que percibía cuando estaba trabajando en cada grupo. Los datos de entrenamiento son el conjunto de vectores de contexto en los que aparezca este estudiante junto con el identificador de grupo en el que está.

El momento en el que un estudiante se une voluntariamente a un grupo —evento Join— es la señal de arranque para la recogida de datos de entrenamiento para ese estudiante. En la Figura V-2, $C[n]$ denota el vector de la información de contexto referen-

te a un estudiante en el tiempo n , momento en el que este se une a un grupo —llegada del evento *Join*—, y $C[m]$ es el vector de la información de contexto percibido en el tiempo m , momento en el que este sale del grupo —llegada del evento *Leave*—.

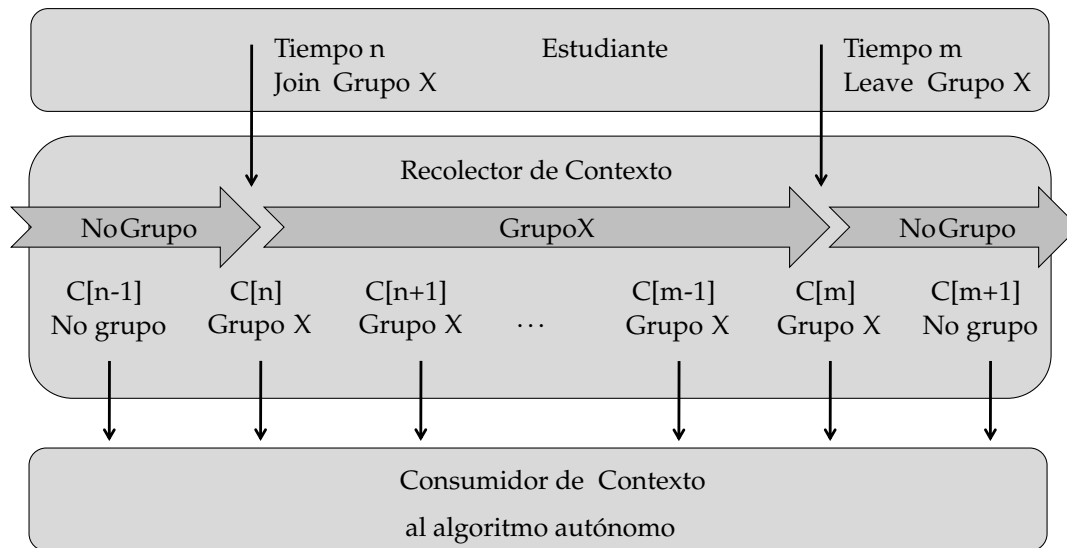


Figura V-2: Proceso de entrenamiento algoritmo clasificación

Todos los datos de entrenamiento son recogidos de acuerdo a tres momentos relacionados con la llegada de los eventos *Join* y *Leave*.

Unirse a un grupo. En el momento de la llegada del evento *Join* del estudiante, tiempo n , guardamos los datos para el entrenamiento de este cambio: 1) el contexto anterior a la llegada del evento $C[n-1]$ asociado con la categoría "No grupo" y 2) el contexto actual $C[n]$ asociado con la categoría del grupo al que se acaba de unir "Grupo X".

Trabajar en el grupo. Durante el tiempo de trabajo en el grupo, los datos de entrenamiento se componen de la secuencia de los contextos periódicamente enviados al recolector $C[n+1]$, $C[n+2]$,... asociados con la categoría del grupo en el que está trabajando "Grupo X".

Dejar el grupo. En el momento de la llegada del evento *Leave* del estudiante, tiempo m , guardamos los datos para el entrenamiento de este cambio: 1) el contexto actual $C[m]$ asociado con la categoría del grupo en el que está "Grupo X" y el contexto posterior a la llegada del evento $C[m+1]$ asociado con la categoría "No grupo".

Es muy importante el entrenamiento de los vectores de contexto correspondientes a la categoría "No grupo". El sistema tiene que "aprender" el patrón del cambio,

por tanto el paso de “No grupo” al grupo. En algunos casos incluso deberíamos más vectores de la categoría “No grupo” y no sólo uno, por ejemplo dos o tres. Esto reforzaría aún más el aprendizaje del cambio.

La fase de entrenamiento grupal, consiste en un simple registro histórico de los miembros del grupo, almacenando el número de miembros presentes y las diferentes combinaciones de miembros activos en los períodos de trabajo del grupo. Sólo se pretende verificar que el grupo cumple con los requisitos para ser creado.

V.1.3. Proceso de estimación

Pasando al proceso de estimación de grupo, este tiene dos fases, correspondientes a las dos fases del entrenamiento:

Fase individual, algoritmo de clasificación. Se estima el inicio de pertenencia a un grupo con el algoritmo. Recordemos que cada estudiante tiene su propia información de entrenamiento del algoritmo.

Fase grupal, verificación de miembros. Se comprueba si los estudiantes necesarios para la creación y funcionamiento de un grupo en particular están activos.

Los dos procesos de estimación son secuenciales. El proceso de estimación de la fase grupal sólo se realiza después que la fase individual estime un grupo. La fase de estimación individual es el primer paso para la predicción de la pertenencia a un grupo. En esta etapa el sistema predice la pertenencia de un estudiante a un grupo basado en la historia particular de dicho estudiante. Los grupos estimados para los diferentes estudiantes pueden ser diferentes.

Es el propio sistema inteligente el que decide cuando lanzar las estimaciones. En la Figura V-3, $E[n]$ denota el lanzamiento de la estimación en el tiempo n y $C[m]$ es el vector de contexto percibido en el tiempo m . Un cambio en el vector $C[m]$ informa que uno o más cambios han ocurrido en el contexto desde la última estimación.

Desde la última estimación de grupo $E[n]$, definimos unos tiempos mínimo (min.) y máximo (máx.) para realizar la estimación siguiente grupo $E[n+1]$. Esta nueva estimación es realizada de acuerdo a las siguientes tres casos, según en qué momento ocurren cambios contextuales importantes:

- Caso A, Figura V-3. Si uno o más cambios de contexto $C[n]$ se producen en el intervalo entre la estimación $E[n]$ y el tiempo mínimo (min.), la estimación siguiente, $E[n+1]$, se realizará precisamente en este tiempo mínimo.
- Caso B, Figura V-3. Si un cambio de contexto $C[n]$ se produce en el intervalo entre el tiempo mínimo y el máximo, la estimación de $E[n+1]$ se realizará en el momento de la llegada del cambio de contexto $C[n]$.

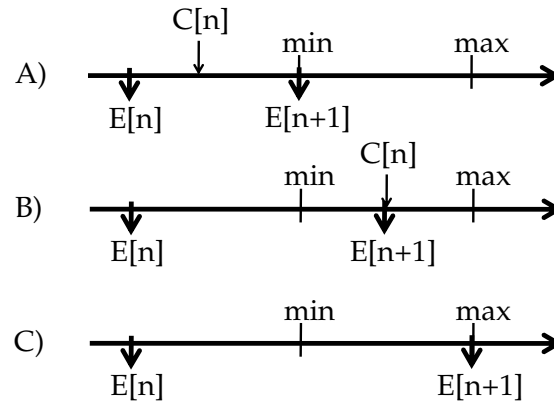


Figura V-3: Proceso de estimación del algoritmo clasificación.

- Caso C, Figura V-3. Finalmente, si no se producen cambios, no llega ningún $C[n]$ con cambios, la estimación de $E[n+1]$ se realizará al final del período, en el tiempo máximo (máx.).

El motivo de esta división en tres casos es la observación en las pruebas experimentales de la llegada de cambios contextuales en ráfagas. Por tanto no creemos correcto estimar cada cambio individualmente sino toda o parte de la ráfaga. Hemos observado que la ráfaga de cambios en el contexto normalmente se debe a un único motivo de la actividad real, por ejemplo si un estudiante con su portátil va por la biblioteca buscando un compañero, no tiene sentido que le proponga grupo con las personas que va encontrando por el camino. Si no hay cambios, también necesitamos hacer una estimación cada cierto tiempo para verificar la información contextual y su adaptación al modelo.

La fase de estimación grupal simplemente consiste en la verificación de que los dispositivos móviles de los miembros necesarios para la creación del grupo estimado en la fase individual, están activos y son vecinos unos de otros. Los miembros concretos necesarios para formar grupo se determinan de acuerdo al registro histórico del grupo durante la fase de entrenamiento grupal.

V.1.4. Evaluación

En esta sección pretendemos evaluar el sistema de estimación con algoritmos autónomos propuesto. Para ello nos basamos en las trazas obtenidas de los experimentos de evaluación de las tecnologías apropiadas para la detección de la información contextual, Capítulo IV.

Inicialmente estudiamos el comportamiento de los estudiantes durante quince semanas con el fin de identificar las actividades de los mismos y la información contextual durante dichas actividades. Llevamos a cabo nuestros experimentos con un grupo de treinta estudiantes. Estos representan un conjunto de todos los estudiantes

del Campus que pueden colaborar entre sí en diferentes situaciones. Sólo veinte de ellos siguen el mismo curso y el resto son otras personas con las que puedan interactuar fuera del contexto del aula.

Al utilizar una tecnología de ubicación de lugares genéricos, seleccionamos seis sitios diferentes como posibles lugares donde los estudiantes pueden colaborar: aulas de clase, biblioteca, sala de estudio, cafetería, las zonas de los pasillos con las máquinas expendedoras y los terrenos anexos a la universidad. No todos estos lugares son típicos para una reunión para tratar temas docentes, pero sí son lugares frecuentes de encuentro para los estudiantes donde la colaboración puede ocurrir espontáneamente.

También se observó que un estudiante en particular puede pertenecer en promedio a seis grupos diferentes durante un semestre académico. De estos grupos, cuatro estarían dedicados al trabajo regular y los otros dos a espontáneos, no planificados, grupos formados inesperadamente cuando los estudiantes tienen la oportunidad de colaborar.

El horario de clases regulares del conjunto de los estudiantes comprende seis horas diarias a partir de las 8:00. Por otra parte, los alumnos tienen seis materias / cursos que se imparten en la misma aula de clase, pero sólo cuatro de ellos requieren trabajar en equipo. Fuera de las horas lectivas, los estudiantes se reúnen en diferentes lugares para llevar a cabo las tareas solicitadas por sus profesores.

Utilizamos las trazas de los datos recogidas durante el estudio de la actividad de los estudiantes para entrenar los algoritmos autónomos clasificadores. Estos datos representan la información contextual de las actividades del grupo de estudiantes colaborando durante dos semanas enteras. Transformamos estas trazas en los vectores contextuales de entrada para nuestro sistema, Tabla V-1. Estos vectores son la información del contexto de una determinada actividad, en un determinado momento, desde el punto de vista de uno de los estudiantes. Las salidas de los algoritmos son los identificadores de grupo o no grupo asociados a dicha actividad.

Tabla V-1: Vector contextual de entrada

Marca de tiempo		Usuario		Lugar	Vecinos MACs
Día	Hora	Nombre	MAC		
Lunes	9h30	Anna	02-00-54-55-4E-01	Cafetería	00-FF-...
Lunes	9h45	Anna	02-00-54-55-4E-01	Cafetería	00-FF-...
...					

Toda esta información, tanto la información contextual como el identificador del grupo al que pertenecían realmente, la utilizamos para entrenar a los algoritmos de aprendizaje que almacenan lo aprendido durante el entrenamiento y lo usan para predecir el identificador grupo en el que clasifican el nuevo evento contextual.

Los elementos de un vector contextual de entrada son: 1) una marca de tiempo, concretamente la hora y el día de la semana, 2) un identificador del propio usuario, 3)

la ubicación donde la colaboración puede tener lugar, y finalmente, 4) un conjunto de elementos correspondientes a los estudiantes que participan en la actividad colaborativa. Estos últimos elementos reflejan la presencia o ausencia de la señal Bluetooth —las direcciones MAC— de los dispositivos de los estudiantes, como ya hemos explicado en la Sección IV.3.2. Como ya hemos comentado en el proceso de entrenamiento, Sección V.1.2, solo guardamos las trazas de la información contextual correspondiente a un estudiante desde el momento que se une a un grupo hasta que lo deja, de forma continua durante su trabajo en un grupo determinado.

Los datos para las pruebas son similares a los de entrenamiento. En la forma, son vectores contextuales de entrada similares. Pero tenemos muchos más datos de prueba que de entrenamiento, ya que incluyen la información contextual percibida por el estudiante en cualquier momento y no sólo cuando el estudiante está trabajando en un grupo. Por tanto incluyen una variedad de contextos más amplia.

Para nuestras simulaciones hemos recogido datos durante las dos semanas ya comentadas, Figura V-4. Reunimos un total de 132 vectores contextuales durante la primera semana que usaremos para el proceso de entrenamiento. Por otra parte, hemos recogido otra serie de 214 vectores durante la segunda semana que usaremos como datos para las pruebas.

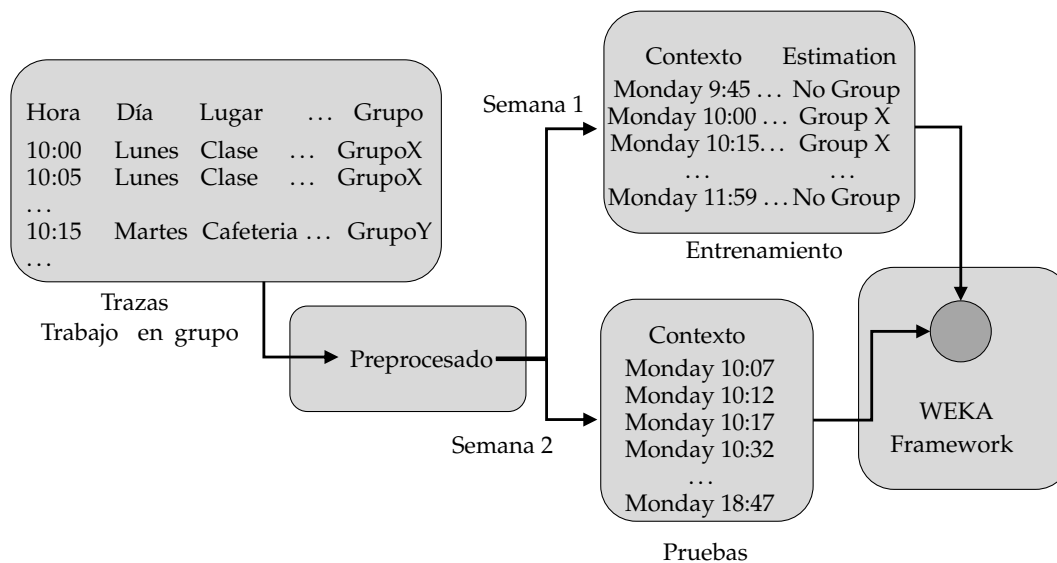


Figura V-4: Datos de entrenamiento y de las pruebas.

Con el objetivo de validar el modelo y el entrenamiento utilizamos el conjunto de datos de entrenamiento como entrada y confirmar que obtenemos los resultados esperados. La Tabla V-2 muestra los porcentajes de los datos de entrada clasificados de forma correcta e incorrecta cuando estos son los mismos datos utilizados para construir el modelo. Debido a la naturaleza del algoritmo de IBk y el procesado que hace

de los datos de entrenamiento, logra una tasa de clasificación correcta del 100 %, el valor esperado. Por el contrario, debido a la estructura y las probabilidades de salto de la red Bayesiana, en el modelo creado por el algoritmo BayesNet no se clasifican correctamente todos los datos de entrenamiento y se queda cerca de un 85 % de los aciertos.

Tabla V-2: Validación del modelo y el entrenamiento los algoritmos BayesNet e IBk

	Correcta	Errónea
BayesNet	112 (84.8%)	20 (15.2%)
IBk (K=1)	132 (100%)	0 (0%)

Para hacer una evaluación realista del sistema, utilizamos los dos conjuntos de datos, los de entrenamiento y los de pruebas. Hemos utilizado los datos de entrenamiento para llenar el modelo y los datos de prueba para evaluar el rendimiento de este modelo cuando se tiene que hacer una predicción sobre la base de nueva información contextual —nueva información contextual no entrenada—. Evaluamos el sistema calculando la relación de eventos contextuales correctamente clasificados. En la Tabla V-3, comparamos la exactitud en la predicción de la formación de grupos para los algoritmos clasificadores BayesNet e IBk.

Tabla V-3: Predicción de grupos con los datos de prueba con los algoritmos BayesNet e IBk

	Correcta	Errónea
BayesNet	149 (69.6%)	85 (30.4%)
IBk (K=1)	208 (97.2%)	6 (2.8%)
IBk (K=2)	202 (94.4%)	12 (5.6%)
IBk (K=3)	136 (63.6%)	78 (36.4%)

Para el algoritmo IBk, hemos probado varias configuraciones, con distintos valores del parámetro k . Cuando se utiliza la configuración por defecto ($k = 1$), IBk clasifica un vector de entrada desconocido con el identificador de grupo del vector más cercano entre el conjunto de los datos de entrenamiento. Con el fin de utilizar más de un vector para la clasificación de los vectores de entrada hemos utilizado $k = 2$ y $k = 3$.

Con esta evaluación podemos ver el rendimiento real del sistema y las diferencias entre los algoritmos IBk y BayesNet. Los resultados obtenidos muestran un rendimiento claramente superior del algoritmo IBk. También es notable el hecho de que para valores superiores de k la precisión de los resultados disminuye. Sin embargo, el algoritmo IBk tanto con $k = 1$ como con $k = 2$ aún tiene un rendimiento claramente superior a BayesNet.

Los resultados muestran que IBk con $k = 1$ tiene la precisión más alta, pero IBk con $K = 2$ también puede ser interesante ya que estima mediante el uso de los dos

vectores entrenados más cercanos. Esto nos permitiría identificar en que estimaciones el algoritmo IBk no tiene una confianza del 100 %. Esto ocurre cuando los dos vectores entrenados más cercanos corresponden a identificadores de grupo diferentes. Esta idea puede ser útil como un indicador de la calidad o la confianza de la estimación. El problema de las estimaciones inciertas y qué hacer con ellas lo tratamos en el Capítulo VII.

También hemos evaluado el formato del vector contextual y la relevancia de los elementos contextuales seleccionados. El objetivo de estas pruebas es seleccionar los elementos contextuales más relevantes y su correspondiente formato para mejorar la estimación de pertenencia a grupos. En este punto hemos asumido que los vectores contextuales de entrada son precisos. Sin embargo, en la práctica, las entradas pueden tener errores o sencillamente la falta de alguno de los elementos del vector contextual.

Para abordar este problema y validar nuestros resultados, hemos probado la robustez de nuestro sistema con la introducción de ruido en el vector contextual de entrada. Definimos un error como un cambio muy significativo o la falta de un elemento en el vector de contexto. Con fin de evaluar la robustez del sistema hemos probado la sensibilidad de cada uno de los elementos del vector con errores.

Los resultados muestran que el sistema presenta una solidez excepcional y que puede seguir funcionando con ruido en los datos de entrada. En la Tabla V-4 mostramos que el sistema sigue teniendo un buen rendimiento si se producen errores en un sólo elemento en la mayoría de los vectores de entrada, concretamente el 75 % de los vectores contienen errores.

Tabla V-4: *Porcentaje de acierto con errores en los elementos del vector contextual de entrada*

Elemento	Correctas
Sin errores	97 %
Día de la semana	86 %
Vecinos Bluetooth	89 %
Hora	85 %
Lugar	96 %

Los resultados muestran que hay una diferencia en el porcentaje de acierto en la estimación de grupo, dependiendo del elemento en el que se introducen errores. El sistema tiene una mayor sensibilidad a errores o cambios en la hora y el día de la semana. El sistema es sensible a la hora debido al fuerte entrenamiento recibido en este elemento. En la Sección V.1.2 hemos mostrado este proceso de entrenamiento. En este proceso remarcamos el momento en el que un grupo empieza a trabajar. Un error de varios minutos en este entrenamiento de la hora nos lleva a que el sistema estimará la formación de grupo con este mismo error de tiempo entrenado.

Por el contrario, el sistema presenta muy poca sensibilidad a los errores o cambios en los lugares. La ubicación al ser tan genérica aporta poca información para la estima-

ción de grupo. Este es el motivo de la poca sensibilidad del sistema a esta información de ubicación.

En estas pruebas hemos visto que el formato no es muy importante pero la selección de los elementos contextuales es crítica. Por ejemplo, en la Tabla V-5 mostramos los resultados de los experimentos cuando el algoritmo considera todas las direcciones MAC de los dispositivos Bluetooth detectados como vecinos en el contexto de un estudiante, comparados con los resultados cuando el vector contextual sólo incluye las direcciones MAC de los dispositivos de los estudiantes con los que ya se ha compartido grupo anteriormente.

Tabla V-5: Evaluación del impacto de la cantidad de MAC de Bluetooth

Todas las MACs	Correcto	Erróneo
IBk (k=1)	208 (97.2 %)	6 (2.8 %)
IBk (k=2)	202 (94.4 %)	12 (5.6 %)
Sólo MACs conocidas	Correcto	Erróneo
IBk (k=1)	145 (67.8 %)	69 (32.2 %)
IBk (k=2)	140 (65.4 %)	74 (34.6 %)

Los resultados demuestran que es muy importante incluir en el vector de contexto todas las MAC detectadas por el usuario y no sólo las MAC de los dispositivos conocidos. Sin incluir esta información se produce una disminución de la tasa de estimaciones clasificadas correctamente de un 30 % aproximadamente.

Otro de nuestros objetivos en estas simulaciones es identificar los errores de estimación de grupo más frecuentes. Por ejemplo en la Tabla V-6 mostramos la matriz de confusión del algoritmo IBk con $k = 1$. En esta tabla sólo mostramos las estimaciones de un único estudiante con los 6 grupos a los que puede pertenecer. La matriz de confusión muestra el número de datos de entrada clasificados correctamente en la diagonal. Por tanto son erróneas todas las estimaciones que no aparecen en la diagonal.

Tabla V-6: Matriz de confusión.

		Grupo real						
		G1	G2	G3	G4	G5	G6	No grupo
Grupo estimado	G1	26	0	0	0	0	0	10
	G2	0	31	0	0	0	0	7
	G3	0	0	10	0	0	0	0
	G4	0	0	0	24	0	0	9
	G5	0	0	0	0	11	0	0
	G6	0	0	0	0	0	3	0
	No grupo	0	0	5	0	0	0	78

En esta matriz de confusión los errores en la estimación son debidos a la confusión en la pertenencia a un grupo y no pertenecer a ningún grupo. Ni en la simulación

de este estudiante concreto ni en las del resto de estudiantes casi no vimos errores de confusión entre grupos. El sistema con una buena cantidad y variedad de datos de entrenamiento es capaz de no equivocarse de grupo. Solo confundirse entre el grupo real y el “No grupo”.

Podemos hacer la misma tabla pero agrupando todos los resultados de estimación de grupo, Tabla V-7. En esta tabla mostramos los mismos datos de la matriz de confusión del algoritmo IBk con $k = 1$, Tabla V-6, pero agregados.

Tabla V-7: Matriz de confusión agregada.

		Grupo real	
		Grupo	No grupo
Grupo estimado	Grupo	105 (49.1 %)	26 (12.1 %)
	No grupo	5 (2.3 %)	78 (36.5 %)

En esta matriz de confusión agregada podemos ver la proporción de datos de entrada clasificados incorrectamente –los elementos fuera de la diagonal–, y representan aproximadamente un 14,4 %. Hemos observado que los peores resultados se obtienen porque a veces el algoritmo IBk confunde el estado “No grupo” con alguno de los grupos y representan aproximadamente un 12,1 %. Con estos datos de la matriz agregada podemos indicar la precisión (accuracy) del sistema de estimación para este estudiante en concreto, $ACC = 5,9$.

En capítulos posteriores nos centraremos en las interrupciones en la atención de los estudiantes provocadas por el sistema de estimación y usaremos sus costes como un indicador para evaluar la usabilidad del sistema (Horvitz & Apacible, 2003). Teniendo en cuenta este concepto de interrupciones en la atención, algunos de los datos de prueba mal clasificados no son un problema importante para el estudiante. No confunden o molestan a los estudiantes mientras trabajan. Básicamente hay dos tipos de errores en la estimación que no interrumpen al estudiante:

Errores por adelantarse. Hay estimaciones que en poco tiempo serán correctas, aunque el sistema se adelanta a las necesidades del estudiante. Por ejemplo, el grupo aún no se ha iniciado, todos los miembros del grupo han llegado y se están preparando pero la actividad aún no ha comenzado. El sistema propone crear el grupo y esto es un error pero no creará ninguna interrupción no deseada a los estudiantes. Los estudiantes lo necesitarán un poco después y ya lo tienen configurado.

Errores por “No grupo”. En todas las estimaciones “No grupo” el sistema no realiza ninguna acción de creación de grupo o asignación de un estudiante a un grupo. Por ejemplo, un grupo comienza a trabajar pero el sistema aun estima “No grupo” para algunos de sus miembros. El sistema no ayuda a configurar en grupo en la aplicación colaborativa a los estudiantes pero no interrumpe su atención en la actividad.

Un detalle importante que nos queda por comentar en esta evaluación de los algoritmos autónomos es cómo evoluciona el porcentaje de aciertos con la cantidad de muestras de datos de entrenamiento que tenemos para un usuario. En otras palabras queremos evaluar el tiempo de arranque del sistema para que sea utilizable por un estudiante.

En la Figura V-5 mostramos la evolución del porcentaje de datos de pruebas correctamente clasificados en la estimación de un grupo espontáneo —los grupos espontáneos presentan peores porcentajes de acierto que los planificados— con diferentes cantidades de datos de entrenamiento por usuario para los algoritmos IBk con $k = 1$ y con $k = 2$.

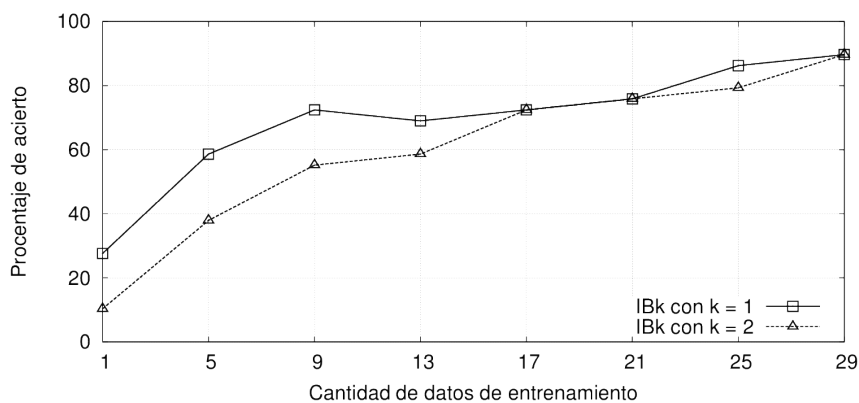


Figura V-5: Evolución del porcentaje de aciertos con la cantidad de datos de entrenamiento por usuario.

Podemos ver claramente cómo la proporción de datos de prueba clasificados correctamente aumenta al incrementar el número de instancias de datos de entrenamiento. Para IBk con $k = 1$ vemos una precisión del 87% cuando se tienen 21 instancias de entrenamiento.

Después de la realización de todas estas simulaciones, queremos remarcar la importancia de la adecuada selección de los momentos en los que hay que recoger la información contextual para los datos de entrenamiento. Recordemos que solo buscamos estimar el momento de la incorporación de un miembro a un grupo.

Además, también queremos remarcar la necesidad de incluir en los datos de entrenamiento algunos eventos con la información contextual cuando aún no se ha establecido el grupo —estado “No grupo”—. Si tales datos de entrenamiento no se incluyen, el porcentaje de acierto en la clasificación sufre un descenso espectacular. El sistema necesita un entrenamiento detallado de los momentos de cambio de “No grupo” a “Grupo X”.

Finalmente, también es interesante comentar que el sistema presenta una ligera mejoría en el porcentaje de acierto en la clasificación con trazas periódicas de datos de entrenamiento durante el trabajo en grupo.

Como conclusión de la sección podemos afirmar que el sistema de estimación de grupos con ubicación genérica y detección de vecinos basado en cercanía — sistema RedPin con Bluetooth para detección de vecinos— es viable para su uso aunque requiere de algunas mejoras en la precisión pero sobre todo gestionar el impacto en la atención de los estudiantes.

V.2. Estimación de grupos a partir de la ubicación exacta y la detección de vecinos basada en distancias

En esta sección mostramos y evaluamos la otra de las combinaciones tecnológicas seleccionadas en el Capítulo IV: uso de la tecnología de ubicación de usuarios exacta usando Wi-Fi PlaceLab, Sección IV.2, y la de detección de la lista de vecinos basada en zonas de trabajo de los usuarios usando Wi-Fi PlaceLab, Sección IV.3, como partes de un sistema de estimación del grupo de trabajo en una actividad CSCL presencial. Nuestro objetivo es proponer un sistema de estimación y evaluarlo desde el punto de vista del porcentaje de acierto en la estimación del grupo.

Igual que en la sección anterior vamos a usar técnicas y algoritmos de minería de datos para este sistema. Como es el mismo caso de aplicación —estimación del grupo de trabajo— nos centraremos en las principales diferencias entre los sistemas, especialmente en los algoritmos de aprendizaje automático clasificadores.

En nuestro caso, el conjunto de información de entrada del algoritmo clasificador es el identificador del usuario y toda la información contextual correspondiente al mismo. La información de salida es el grupo al que pertenece este usuario o la no pertenencia a ningún grupo. Para este entrenamiento y evaluación del algoritmo clasificador, hemos vuelto a utilizar el sistema WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) (Hall *et al.*, 2009).

V.2.1. Sistema de estimación

La arquitectura de nuestro sistema, Figura V-6, consta de tres funcionalidades desplegadas en dos nodos. Esta arquitectura es muy similar a la explicada para el anterior sistema de estimación mostrado en la Sección V.1.

En el lado del usuario, el proveedor de contexto reúne la información de contexto para generar un vector del contexto del usuario. La información de contexto que percibe cada usuario es: una marca de tiempo, el identificador del usuario y la estimación de la ubicación exacta usando Wi-Fi PlaceLab. Este vector se envía al sistema inteligente de forma periódica o cada vez que se produce un cambio. En este caso, en el usuario no se tiene información contextual de la lista de vecinos. En el lado del servidor, hay un proveedor de contexto de segundo nivel que a partir de la información de ubicación de todos los estudiantes estima el listado de vecinos para cada estudiante.

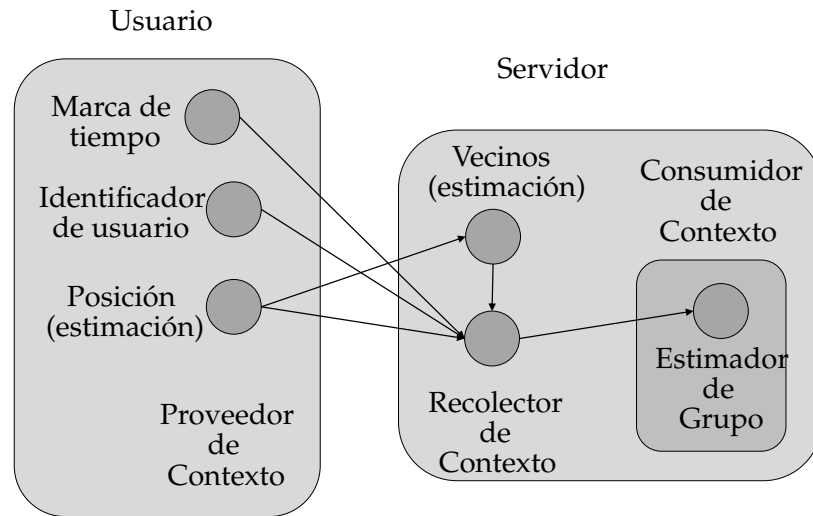


Figura V-6: Sistema de estimación de grupos PlaceLab/PlaceLab

El recolector de contexto se encarga de agregar la información contextual, pre-procesarla y ajustarla al modelo contextual. El recolector recibe la información de los proveedores tanto del lado del usuario como del lado del servidor.

A partir de los patrones y lecciones aprendidas en Sección VI.6, vemos que no estamos interesados en todas las predicciones de grupo. En realidad sólo son útiles para la aplicación colaborativa las estimaciones que implican la incorporación de un estudiante a un grupo. Por tanto entrenaremos los algoritmos automáticos clasificadores para estimar sólo la incorporación de un estudiante a un grupo.

Después de las numerosas pruebas hechas en la Sección V.1 con los muchos algoritmos de clasificación que nos proporciona WEKA (Documentation, 2011), nos centraremos en los dos mismos algoritmos de clasificación seleccionados en el escenario anterior.

Recordemos que son:

- K-nearest neighbours classifier (IBk) del tipo Instance-based learning (IBL)
- BayesNet del tipo de las Redes Bayesianas que permite utilizar varios algoritmos de búsqueda y de medidas de calidad.

V.2.2. Procesos de entrenamiento y estimación

Igual que en el escenario basado en la ubicación genérica y detección de vecinos por cercanía entre los propios dispositivos —Wi-Fi RedPin + Bluetooth, Sección V.1, el proceso de entrenamiento y aprendizaje del sistema tiene dos fases:

Fase individual, algoritmo de clasificación. Fase de entrenamiento del algoritmo clasificador propiamente dicho.

Fase grupal, verificación de miembros. Una fase de grupo donde el sistema aprende qué cantidad y cuáles de los estudiantes son necesarios para la creación de un grupo en particular.

La fase individual es específica para cada estudiante en concreto mientras que la fase de grupo es común a todos los miembros del mismo grupo.

Como sólo estamos interesados en el entrenamiento de los algoritmos automáticos clasificadores para estimar la incorporación de un estudiante a un grupo, seguimos las mismas reglas e intervalos de recolección de datos para entrenamiento que en el escenario Wi-Fi RedPin + Bluetooth, Sección V.1, mostrados en la Figura V-2.

El proceso de estimación tiene las dos fases correspondientes a las dos fases del entrenamiento: 1) fase del algoritmo clasificador y 2) fase de verificación de los estudiantes necesarios para el funcionamiento de un grupo.

Igual que en el proceso de entrenamiento, en el proceso de estimación seguimos las mismas reglas para realizar la siguiente estimación que en el escenario Wi-Fi RedPin + Bluetooth, Sección V.1, mostrados en la Figura V-3. Recordemos que el motivo de estas reglas para realizar la siguiente estimación de grupo es la observación de la llegada en ráfagas de cambios contextuales.

V.2.3. Evaluación

En este caso hemos realizado dos tipos de evaluaciones diferentes. Una primera evaluación con simulaciones donde evaluamos el porcentaje de acierto en la clasificación de los estudiantes en los correspondientes grupos de trabajo. Junto estas simulaciones hemos llevado el sistema en un entorno de aprendizaje cooperativo real donde evaluamos su viabilidad tecnológica y su utilidad.

En la evaluación con simulaciones del sistema de estimación con algoritmos autónomos propuesto, nos basamos en las trazas obtenidas de los experimentos de evaluación de las tecnologías apropiadas para la detección de la información contextual, Capítulo IV. Transformamos estas trazas en los vectores contextuales de entrada para nuestro sistema, Tabla V-8. Estos vectores son la información del contexto de una determinada actividad en un determinado momento desde el punto de vista de uno de los estudiantes. Las salidas de los algoritmos son los identificadores de grupo o no grupo asociados a dicha actividad.

Los elementos de un vector contextual de entrada son: 1) una marca de tiempo, concretamente la hora y el día de la semana, 2) un identificador del propio usuario, 3) la ubicación en latitud y longitud, y finalmente, 4) un conjunto estudiantes vecinos. Este conjunto de estudiantes es percibido por el sistema Wi-Fi PlaceLab según ya hemos explicado en la Sección IV.3.1.

Tabla V-8: *Vector contextual de entrada*

Marca de tiempo		Usuario		Lugar	Vecinos Nombres
Día	Hora	Nombre	MAC		
Lunes	9h30	Anna	02-00-54-55-4E-01	41.23 N 2.11 E	Juan, Pepe...
Lunes	9h45	Anna	02-00-54-55-4E-01	41.23 N 2.11 E	Juan, Pepe...
...					

Como ya hemos comentado en el proceso de entrenamiento solo guardamos las trazas de la información contextual correspondiente a un estudiante desde el momento que se une a un grupo hasta que lo deja. Los datos para las pruebas son similares a los de entrenamiento. En la forma, son vectores contextuales de entrada similares. Pero tenemos muchos más datos de prueba que de entrenamiento, ya que incluyen la información contextual percibida por el estudiante en cualquier momento y no sólo cuando el estudiante está trabajando en un grupo. Por tanto incluyen una variedad de contextos más amplia.

Para hacer una evaluación realista del sistema, utilizamos los dos conjuntos de datos, los de entrenamiento y los de pruebas. Hemos utilizado los datos de entrenamiento para llenar el modelo y los datos de prueba para evaluar el rendimiento de este modelo cuando se tiene que hacer una predicción sobre la base de nueva información contextual —nueva información contextual no entrenada—. Evaluamos el sistema calculando la relación de eventos contextuales correctamente clasificados.

En la Tabla V-9, comparamos la exactitud en la predicción de la formación de grupos para los algoritmos clasificadores IBk y BayesNet. Para el algoritmo IBk hemos probado varias configuraciones con distintos valores del parámetro k aunque sus porcentajes de acierto bajan mucho respecto $k = 1$.

Tabla V-9: *Predicción de grupos con los datos de prueba con los algoritmos BayesNet e IBk*

	Correcta	Errónea
BayesNet	1113 (68 %)	507 (32 %)
IBk (k=1)	1233 (76 %)	387 (24 %)

Con esta evaluación, podemos ver el rendimiento real del sistema y las diferencias entre los algoritmos IBk y BayesNet. Los resultados obtenidos muestran un rendimiento superior del algoritmo IBk. Sin embargo, ni algoritmo IBk con $k = 1$ ni BayesNet nos ofrecen un porcentaje de acierto aceptable en términos de usabilidad.

Además, estas pruebas y simulaciones las hemos hecho con trazas solo de grupos dentro del aula trabajando en actividades cooperativas. Estos porcentajes de aciertos serían más bajos si hiciéramos una prueba como la realizada para el sistema basado en la ubicación genérica y detección de vecinos por cercanía entre los propios dispo-

sitivos —Wi-Fi RedPin + Bluetooth—. Este sistema, el basado en la ubicación exacta y detección de vecinos por zonas de trabajo —Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab—, funciona peor con grupos espontáneos.

Un punto que queremos estudiar con más detalle es entender el motivo de tener un porcentaje de acierto relativamente bajo en comparación con el escenario anterior y sólo un poco mayor que la estimación de la zona de trabajo realizada con el sistema de ubicación Wi-Fi PlaceLab. Para ello realizamos una serie de análisis y pruebas utilizando los elementos del vector contextual de entrada. También hemos evaluado el formato del vector contextual y la relevancia de los elementos contextuales seleccionados. El objetivo de estas pruebas es seleccionar los elementos contextuales más relevantes y su correspondiente formato para mejorar la estimación de pertenencia a grupos.

Con los datos de entrenamiento realizamos un análisis de los componentes principales (Jolliffe, 2005) (Principal Component Analysis - PCA). El análisis PCA es una forma de identificar los patrones de variación en los datos. Básicamente es un procedimiento matemático para convertir un conjunto de observaciones de posibles variables correlacionadas en otro conjunto de variables no correlacionadas llamadas componentes principales. El número de componentes principales es siempre inferior o igual al número de variables originales. Estos componentes principales corresponden con los patrones de variación de los datos, algo similar a los autovalores del conjunto de datos.

El formato tiene cierta relevancia en la codificación del listado de vecinos. Los algoritmos automáticos clasificadores no tienen el mismo comportamiento con elementos numéricos, con categorías o con Booleanos. Por ejemplo, dos formatos extremos que probamos para el listado de vecinos son: 1) el listado ordenado de los nombres de los vecinos, como hemos mostrado en la Tabla V-8 y 2) un vector de valores binarios (si/no) con todos los participantes en el experimento y marcados como si los vecinos.

Usando WEKA, al aplicar esta transformación PCA a los datos de entrenamiento de las simulaciones vimos una alta correlación entre los elementos del vector contextual de entrada. Este grado de correlación no depende mucho del formato de los elementos sino de la propia selección de los elementos contextuales. En todos los formatos probados el análisis PCA nos indica que el elemento de ubicación de un estudiante tiene un importante grado de correlación con el elemento de los vecinos. Este parece ser el motivo del porcentaje de acierto similar o un poco mayor a la estimación de la zona de trabajo.

Con esta misma idea buscamos los elementos contextuales más relevantes para la estimación de grupo. Existen muchos algoritmos con este fin. Nosotros nos decantamos por el algoritmo Relief (Kononenko, 1994), también implementado en WEKA. El algoritmo Relief es de uso genérico, permite evaluar la calidad de los atributos y es especialmente bueno en la detección de dependencias condicionales (Robnik-Sikonja & Kononenko, 2003). La idea fundamental del algoritmo Relief es evaluar la relevancia de los atributos de acuerdo a qué tan bien sus valores permiten distinguir entre datos de entrenamiento similares. A un atributo se le asigna una puntuación alta si

sus valores separan datos de categorías de predicción diferentes y no separan datos con la misma categoría o similares.

Estos análisis nos mostraron la poca relevancia del elemento del listado de vecinos. Este parece ser el motivo del porcentaje de acierto bajo comparado con el escenario Wi-Fi RedPin + Bluetooth, Sección V.1. Recordemos que el otro escenario tenía un buen porcentaje de acierto gracias justamente al elemento del listado de vecinos, como vimos en la Tabla V-5.

Una vez conseguido un sistema que cumple con nuestros requisitos lo llevamos a un entorno real —dentro de un aula con estudiantes reales, en una actividad de aprendizaje colaborativa real— donde evaluamos su viabilidad tecnológica y su utilidad. Estos experimentos están basados en los realizados para la evaluación de las tecnologías de información contextual, Sección IV.1. Los estudiantes y los profesores tienen experiencia previa en el uso de las metodologías de aprendizaje cooperativo (por ejemplo el Puzzle). Los experimentos se realizaron en un curso en el que cada alumno tiene un ordenador portátil conectado a una red Wi-Fi.

En este entorno, hemos utilizado el sistema entrenado de la forma que ya hemos explicado. Evaluamos el sistema calculando la relación de cambios contextuales correctamente clasificados. Los resultados no fueron buenos. Como era de esperar nos dan resultados prácticamente iguales a los obtenidos para la detección de los estudiantes vecinos en los experimentos usando Wi-Fi PlaceLab, Sección IV.3.

Durante la experiencia real observamos errores en la estimación del grupo. Algunos de los errores en la estimación se produjeron cuando muchos estudiantes estaban de pie. Creemos que estos errores son debidos a que los estudiantes obstruyen temporalmente la señal de los dispositivos y cambian el patrón de señales inalámbricas entrenado y aprendido por el sistema. A partir de esta observación podríamos eliminar algunos de estos errores con una correcta frecuencia de muestreo del contexto y un adecuado filtrado de los datos de prueba que llegan al algoritmo automático.

Como conclusión de la sección podemos afirmar que el sistema de estimación de grupos a partir de la ubicación exacta y la detección de vecinos basada en distancias —sistema Wi-Fi PlaceLab tanto para la ubicación como para la detección de vecinos— es viable, aunque con los análisis de los elementos del vector contextual no creemos que los elementos seleccionados sean la mejor opción, concretamente creemos que el listado de vecinos es mejorable. Su uso en un entorno real requiere de mejoras en la precisión.

Conclusiones del capítulo

Como conclusión del capítulo, después de los experimentos realizados podemos afirmar que un sistema sensible a los grupos es viable tecnológicamente. Tanto el sistema basado en la ubicación exacta y detección de vecinos por zonas de trabajo —Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab— y especialmente el sistema basado en la ubicación genérica y detección de vecinos por cercanía entre los propios dispositivos —Wi-Fi RedPin

+ Bluetooth— permiten alcanzar nuestro objetivo.

La combinación Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab es mucho más rígida en su uso en un entorno real que Wi-Fi RedPin + Bluetooth. La flexibilidad del sistema en adaptarse a nuevos espacios, estudiantes y grupos es importante para su uso generalizado. El sistema Wi-Fi RedPin + Bluetooth es sensible a nueva información y puede usarse para adaptarse a los cambios del entorno. La combinación Wi-Fi RedPin + Bluetooth también presenta una mejor tasa de aciertos.

En (Messeguer *et al.*, 2006; Messeguer *et al.*, 2010c; Messeguer *et al.*, 2010b; Messeguer *et al.*, 2010a) hemos publicado partes de este capítulo, con las contribuciones correspondientes, los resultados y los experimentos de validación de las diferentes técnicas y algoritmos de estimación de los grupos a partir de la información contextual.

La siguiente tarea es probar el impacto en la actividad cooperativa de estos sistemas en una actividad real de aprendizaje. Punto que tratamos en el siguiente capítulo.

VI

Impacto en la actividad cooperativa por el uso de aplicaciones sensibles a los grupos en CSCL

En el capítulo anterior hemos descrito y evaluado el sistema inteligente sensible al contexto para la estimación de grupos en escenarios CSCL presenciales. Hasta ahora hemos hablado bastante de actividades de aprendizaje y el uso en ellas de aplicaciones CSCL y sensibles al contexto. Sin embargo no hemos hablado del impacto real del sistema en estas actividades.

En este capítulo presentamos la evaluación del impacto en la actividad cooperativa por el uso de aplicaciones sensibles a los grupos de trabajo —la estimación de grupos—. La evaluación experimental se ha basado en probar el uso de una aplicación sensible a los grupos en un escenario real. En la sección VI.1, presentamos la metodología docente utilizada en las experiencias reales. En la sección VI.2 presentamos la hipótesis que queremos validar experimentalmente. Finalmente, en las secciones VI.5

y VI.6 discutimos los resultados. El resto de las secciones de este capítulo aportan detalles adicionales sobre el experimento.

Como resumen del capítulo, podemos afirmar que las aplicaciones sensibles al contexto con estimación del grupo de trabajo aportan una mejora significativa en la calidad del producto del trabajo en grupo. Pero por contra, hemos observado un importante impacto en la atención de los estudiantes con importantes distracciones causadas por del sistema.

VI.1. Una metodología de aprendizaje cooperativo: la técnica del puzle

En una primera definición, muy simple, el aprendizaje cooperativo consiste en trabajar juntos para alcanzar objetivos compartidos y para maximizar el propio aprendizaje y el de los demás. Una definición más detallada y común define el aprendizaje cooperativo como una estrategia de enseñanza en la que los estudiantes en grupos pequeños y con diferentes capacidades trabajan juntos para alcanzar los objetivos del grupo que no se pueden obtener mediante el trabajo individual o competitivamente (Johnson *et al.*, 1986). Cada miembro de un grupo es responsable no sólo de aprender, sino también de ayudar a sus compañeros a aprender.

A diferencia del aprendizaje individual, el aprendizaje cooperativo de los estudiantes saca provecho de los recursos y habilidades de los otros miembros del grupo (preguntar unos a otros para obtener información, evaluar las ideas de otros, el control el trabajo de otros, etc.) El aprendizaje cooperativo implica competencias como la negociación y el compartir, necesarias para la gestión de las tareas comunes del proceso de aprendizaje. Estas tareas se llevan a cabo como parte de un proceso interactivo (Stahl *et al.*, 2006).

Una técnica muy conocida de aprendizaje cooperativo y utilizada en actividades en el aula es el Puzle (Aronson, 1978). Esta técnica se puede aplicar con éxito en cursos técnicos y de ingeniería, similares a las asignaturas en las que vamos a realizar la evaluación, como se muestra y recomienda en (Felder & Brent, 1994). Además, nosotros también hemos obtenido muy buenos resultados docentes aplicando la técnica del Puzle en nuestras propias clases. En cuanto al uso de la técnica del Puzle de forma experimental para evaluar sistemas CSCL reales ha sido usado en varias ocasiones. Por ejemplo en (Collazos *et al.*, 2007), los autores describen un modelo para el diseño de entornos computacionales que favorezcan la colaboración. También presentan un experimento de validación usando la misma técnica cooperativa del Puzle que proponemos nosotros.

Centrándonos en la actividad docente, la idea básica subyacente en la técnica del puzle es dividir un problema o proyecto en pedazos, tratarlos de forma separada y después juntar los pedazos para completarlo. La propia técnica define una se-

cuencia preestablecida de etapas para trabajar estos pedazos y la forma de hacerlo —individualmente o en grupo—. La división en etapas que proponemos está basada en la presentada y comentada en (National Institute for Science Education, 1997).

Las etapas de la actividad del Puzle se muestran la Figura VI-1:

Etapas 1 — Toda la clase. Para toda la clase realizamos una introducción de la actividad, de la metodología docente —la técnica del Puzle— y del problema o proyecto que se pretende trabajar con esta actividad. Finalmente asignamos un número o identificador de grupo a todos los estudiantes del aula, como se observa en la Figura VI-1 1. Hemos asignado a doce estudiantes los identificadores de grupo que van del 1 al 6.

Etapas 2 — Grupos base. En primer lugar, creamos los grupos base formados por los estudiantes con el mismo número o identificador de grupo. Cada grupo debe tener tantos miembros como pedazos en que hemos dividido el problema. Nosotros típicamente hacemos grupos de tres miembros. A cada grupo base le corresponde resolver el problema completo pero cada miembro concreto tiene la responsabilidad de un pedazo del problema principal. En esta etapa el propio grupo base se organiza y asigna cada pedazo del problema a un miembro diferente, por ejemplo en la Figura VI-1 2, vemos como asignamos los pedazos A, B y C a los miembros de los grupos 1 y 2.

Etapas 3 — Individual, Expertos. Los estudiantes son responsables del pedazo asignado. Cada estudiante recibe los recursos, la información y la formación necesarios para trabajar y completar sólo su parte del problema. Cada uno, al trabajar su pedazo, se convierte en un experto en el tema concreto del pedazo.

Etapas 4 — Grupo de expertos. En esta etapa formamos los grupos de expertos. Los estudiantes que son responsables del mismo tema se unen y forman un nuevo grupo —temporal—. Si los grupos de expertos son grandes podemos dividirlos en grupos más pequeños. Nosotros solemos organizar grupos de expertos de unos 3 o 4 miembros para facilitar el funcionamiento y la participación del grupo. Por ejemplo en la Figura VI-1 4, vemos tres grupos de expertos, uno de cada uno de los pedazos A, B y C. El trabajo en el grupo de expertos permite verificar los resultados de trabajo individual de la etapa 3 comparando los diferentes resultados de los diferentes miembros. El propósito es ayudarse entre expertos al preguntar y resolver las dudas que han aparecido en la etapa anterior con el fin de alcanzar los objetivos docentes y los resultados del pedazo correspondiente.

Fase 5 — Grupos base. Volvemos a formar los grupos base originales, por ejemplo en la Figura VI-1 5) vemos el grupo base 1. Los grupos trabajan en conectar los diversos pedazos para enfrentarse a la totalidad del problema. Cada miembro explica a sus compañeros los puntos relevantes de su pedazo. Con esto todos los miembros son expertos de su tema pero también conocen el resto de temas. En esta etapa es típico pedir al grupo algún tipo de actividad que requiera conocimientos y competencias de todos los temas.

Fase 6 — Evaluación. Con el fin de asegurar que se han alcanzado los objetivos de aprendizaje esperados, cada estudiante y/o grupo pueden ser evaluados sobre la totalidad de los temas del problema —no sólo de la parte en la que es experto—.

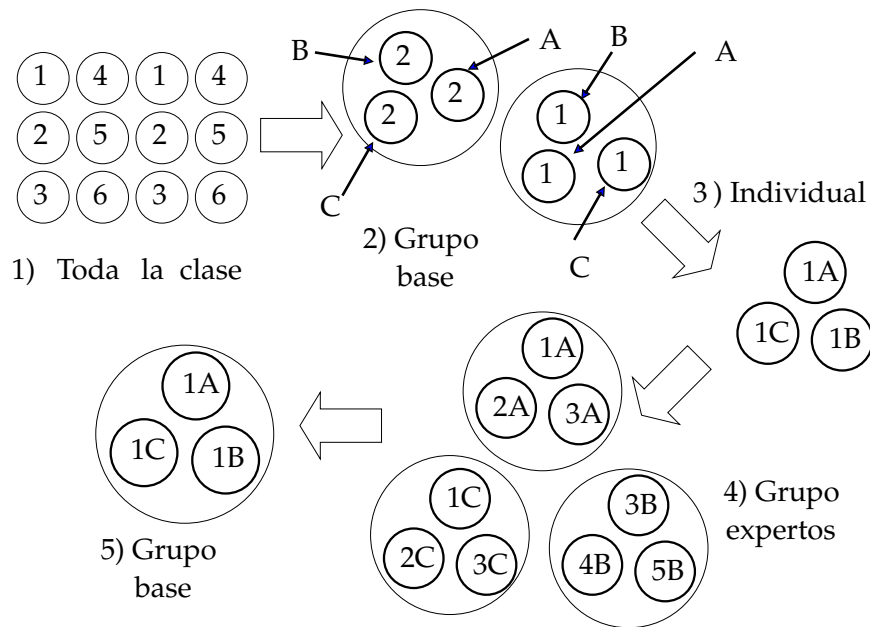


Figura VI-1: Esquema de la técnica docente del Puzle

No todas las actividades docentes de grupo son de aprendizaje cooperativo. Simplemente porque los estudiantes trabajen en grupos pequeños no quiere decir que están cooperando para conseguir su propio aprendizaje y el aprendizaje de todos los demás miembros de su grupo (Johnson *et al.*, 1986). Este énfasis en el éxito del aprendizaje de cada individuo y todos los miembros del grupo es una característica que separa a grupos de aprendizaje cooperativo de las tareas en grupo (Slavin, 1991). Afortunadamente, las investigaciones en aprendizaje cooperativo han identificado los elementos esenciales del aprendizaje cooperativo (Johnson *et al.*, 1998; Stahl, 1994). Estos elementos nos ayudan y permiten determinar el verdadero aprendizaje cooperativo. Ahora nos centraremos en algunos de los elementos más relevantes para verificar que nuestra actividad es realmente cooperativa.

Por el diseño de la estructura de la técnica del Puzle, Figura VI-1, la propia metodología promueve la interdependencia positiva y también proporciona un método simple para asegurar la responsabilidad individual (Millis & Cottell, 1998). Interdependencia positiva implica que los miembros del equipo se necesitan mutuamente para alcanzar el éxito. Un estudiante no debería poder realizar la actividad del grupo él sólo. En el Puzle, la interdependencia positiva se basa en el hecho de que cada individuo sólo posee una parte de los recursos y materiales necesarios para que el gru-

po en su conjunto pueda tener éxito (National Institute for Science Education, 1997). Responsabilidad individual se refiere a que los miembros de un grupo no tienen la oportunidad de “esconderse” detrás del propio grupo. Cada estudiante es responsable de alcanzar todos los objetivos de aprendizaje de toda la actividad. Para asegurar la responsabilidad individual, los estudiantes pueden ser evaluados de todas las partes de la tarea y no sólo de la parte que el propio estudiante ha realizado (Millis & Cottell., 1998). La mayoría de los expertos en aprendizaje cooperativo están de acuerdo en que este enfoque funciona mejor si las calificaciones de la actividad cooperativa se ajustan usando el rendimiento individual (Oakley *et al.*, 2004). Si este ajuste no se realiza, los estudiantes que trabajan poco o nada puede recibir la misma calificación que los que han aportado mucho, que es injusto y va en contra del principio de responsabilidad individual. Nosotros utilizamos las valoraciones y evaluaciones de todos los miembros de un grupo para ajustar la evaluación de cada miembro en concreto.

VI.2. Hipótesis de trabajo

En esta sección presentamos la hipótesis de trabajo que queremos validar experimentalmente.

Nuestra idea es que el uso de aplicaciones colaborativas permite ahorrar tiempo cuando los diferentes grupos tienen que compartir la información, trabajar juntos y consensuar un resultado común. Como el tiempo asignado para la actividad es limitado, un mejor uso del tiempo conlleva que los estudiantes pueden lograr mejor calidad en los productos de la actividad.

En el caso de usar una aplicación CSCL sensible al contexto, el ahorro de tiempo es aún mayor porque los estudiantes no tienen que dedicar tiempo a crear y configurar la aplicación para la actividad. La propia aplicación puede crear los grupos, asignar los miembros al grupo, etc. En esta idea de mejora hay que tener presente la curva de aprendizaje de las nuevas tecnologías y aplicaciones (Glass, 1999). En (Liu *et al.*, 2003b) los autores muestran algunas características que pueden aportar las aplicaciones CSCL usando redes inalámbricas. Entre todas las características queremos resaltar dos: 1) la reducción del tiempo en tareas repetitivas y tediosas, y 2) facilitar el aprendizaje colaborativo.

Por tanto, nuestra hipótesis de trabajo es la siguiente:

Los estudiantes que participan en una actividad presencial de aprendizaje cooperativo con la ayuda de una aplicación CSCL sensible al contexto tendrán productos de mejor calidad que los que trabajan en esta misma actividad de forma más tradicional —sin la aplicación sensible al contexto—.

También queremos investigar la percepción de los estudiantes de la utilidad de la tecnología —en particular el soporte a la colaboración y la sensibilidad al contexto— y el posible impacto negativo de la tecnología en la propia actividad de aprendizaje

por distraer la atención de los estudiantes de la actividad docente y centrarse en la tecnología.

Nuestra hipótesis se centra en el impacto de la aplicación CSCL sensible al contexto, no en el impacto de la metodología docente. Existen muchos estudios sobre el impacto del aprendizaje cooperativo en las evaluaciones de los estudiantes (Slavin, 1996). Incluso algunos de ellos afirman que no hay relación entre las evaluaciones individuales y el uso de la metodología docente del aprendizaje cooperativo, por ejemplo en (Abu & Flowers, 1997). En (Alavi, 1994) la autora muestra la mejora en las evaluaciones por el uso de una aplicación CSCL pero con una metodología docente muy concreta, Group Decision Support System (GDSS).

VI.3. Entorno y condiciones experimentales

En esta sección presentamos el entorno de los experimentos realizados en un escenario real. El objetivo de estos experimentos es evaluar el impacto de la introducción de una aplicación sensible a los grupos en un escenario de aprendizaje cooperativo presencial. En el grupo de investigación tenemos experiencia en la evaluación del impacto de la tecnología en el proceso de aprendizaje (Messeguer *et al.*, 2004) por lo que los escenarios y experimentos estarán basados en estas experiencias.

Los experimentos los llevamos a cabo en el campus de la Escola d'Enginyeria de Telecomunicació i Aeroespacial de Castelldefels (EETAC) de la Universitat Politècnica de Catalunya (UPC). La EETAC es una escuela de ingeniería donde se ofrecen varias asignaturas con un modelo docente basado en el aprendizaje cooperativo y aprendizaje basado en proyectos. La EETAC también ofrece un máster, Master of Science in Telecommunication Engineering & Management (MASTEAM) con la totalidad del plan de estudios basado en aprendizaje basado en proyectos.

Las experiencias las realizamos en las asignaturas: Programación de Aplicaciones Distribuidas (PAD) y Redes, Sistemas y Servicios (RSS). En estas asignaturas cada estudiante tiene un ordenador portátil conectado a través de una red Wi-Fi. Los estudiantes forman grupos de trabajo para todo el curso y utilizan los portátiles para interactuar con sus compañeros para realizar una tarea docente dada. Estas asignaturas se realizan en unas aulas y laboratorios concretos. Estas aulas están equipadas con mesas y sillas que facilitan el desarrollo de las tareas de aprendizaje colaborativo. Son mesas relativamente grandes y no fijadas al suelo que nos permiten moverlas y hacer zonas de trabajo para los grupos, Figura VI-2.

En el primer experimento participaron 28 estudiantes de Ingeniería de Telecomunicaciones. Los estudiantes y los profesores ya tenían experiencia previa en el uso de la técnica docente del Puzzle, pero no utilizando portátiles y aplicaciones con soporte para la colaboración. Por lo tanto, esta técnica no es una novedad para ellos. Los estudiantes también estaban acostumbrados a trabajar con ordenadores portátiles en clase, pero para hacerlo individualmente, por ejemplo, tomando notas, programando



Figura VI-2: Foto de una clase durante una actividad con la metodología del Puzle

código, buscando información, etc., no como herramienta de apoyo a la comunicación y la colaboración en tiempo real para soportar el trabajo en grupo —aplicaciones CSCL—. En este punto tenemos que tener en cuenta la curva de aprendizaje de nuevas tecnologías y aplicaciones (Glass, 1999).

La aplicación colaborativa ha sido desarrollada específicamente para esta investigación (Messeguer *et al.*, 2006). Su objetivo es ofrecer de forma automática a cada estudiante un espacio compartido, la gestión de los permisos para acceder a los documentos compartidos y la difusión de los eventos producidos por los miembros del grupo. A nivel de grupo, la aplicación básicamente ofrece una carpeta virtual compartida para el grupo, donde cualquier miembro puede publicar y encontrar todos los documentos públicos del grupo. La pertenencia a un grupo cambia con el sistema consciente de los grupos, pero un estudiante tiene acceso a todas las carpetas compartidas de los grupos a los que ha pertenecido. La idea es que cada estudiante se lleva consigo todos los documentos de los grupos en los que ha trabajado. La aplicación colaborativa se ejecuta en cada ordenador portátil. Una tabla de hash distribuida (DHT) es el mecanismo que usamos para compartir la información, los documentos y las carpetas de manera descentralizada. Para la difusión de los eventos de grupo usamos la multidifusión descentralizada a los miembros de cada grupo.

Podemos resumir los requisitos de esta aplicación colaborativa presencial sensible a los grupos de la siguiente manera:

- El sistema de forma automática debería formar los grupos del entorno virtual —en la aplicación CSCL— coherentes con los grupos del entorno real a partir de la información del contexto actual.
- El sistema debería proporcionar una visión en tiempo real o instantáneas de los grupos y las interacciones con el fin de percibir los avances de la actividad. De

forma adicional también se podría usar para dar soporte para la evaluación de la actividad, los grupos y los estudiantes.

Con el fin de validar experimentalmente nuestra hipótesis de trabajo, Sección VI.2 y evaluar el impacto del uso de aplicaciones CSCL sensibles a los grupos realizamos experimentos con los grupos de estudiantes. En esta evaluación experimental queremos distinguir la contribución en la mejora de los resultados de la actividad y el impacto tecnológico de cada uno de los tres aspectos siguientes:

Movilidad. El uso de dispositivos móviles, como portátiles, para facilitar la movilidad de los estudiantes con sus materiales, recursos, resultados,... durante la actividad cooperativa.

Aplicación CSCL. El uso de una aplicación colaborativa para facilitar la comunicación, el intercambio y la coordinación de la actividad de los grupos.

Sensibilidad a los grupos. El uso de una aplicación colaborativa, similar a la anterior, pero con el sistema propuesto sensible a los grupos para facilitar el uso de la propia aplicación —gestión automática de los grupos—.

Para ello hemos definido cuatro escenarios distintos cada uno de ellos con aspectos diferentes para poder compararlos:

Escenario a) — Grupo de control. Los estudiantes utilizan un PC de escritorio, pero sin usar ninguna aplicación colaborativa. Este es el escenario de control con el que serán comparados los otros escenarios para evaluar el efecto de los cambios e impacto del resto de aspectos.

Escenario b) — Grupo con movilidad. Los estudiantes usan ordenadores portátiles con lo que añadimos soporte a la movilidad pero sin usar ninguna aplicación colaborativa.

Escenario c) — Grupo con movilidad y aplicación CSCL. Este escenario es el mismo que b) pero con una aplicación colaborativa que permite compartir el escritorio y transferir ficheros, con lo que añadimos una aplicación CSCL. Esta aplicación no tiene la detección y configuración automática de los grupos. El profesor lo hace manualmente.

Escenario d) — Grupo con movilidad, aplicación CSCL y sensible a los grupos. Este escenario es el mismo que c) pero añadiendo la sensibilidad a los grupos a la aplicación colaborativa: los estudiantes con los ordenadores portátiles, una aplicación de carpeta compartida y la detección automática del grupo.

VI.4. Observación y evaluación del proceso

Se han propuesto varias estrategias para evaluar los sistemas de trabajo en grupo. En (Herskovic *et al.*, 2007) los autores los clasifican según: el estado del sistema (prototipos, en fase de desarrollo, o producto terminado), el lapso de tiempo de cada evaluación (horas, semanas, meses o años), el lugar donde es evaluada (en el laboratorio, en un contexto de trabajo real, etc.), el tipo y el rol de las personas involucradas en la evaluación (algún experto en el área, los usuarios finales o los propios desarrolladores) y el tipo de evaluación (cuantitativa o cualitativa). El proceso de evaluación también se puede orientar en diferentes dimensiones, que pueden ir desde la dimensión técnica (por ejemplo, la interoperabilidad, conectividad, etc.) hasta la dimensión de la organización (por ejemplo, los efectos sobre el rendimiento al realizar tareas, la estructura de los procesos, etc.)

Nosotros nos centramos en la observación y evaluación del experimento en los diferentes escenarios con el objetivo de validar la hipótesis y medir el impacto de la tecnología en la actividad cooperativa. Como ya hemos comentado, en este caso de estudio, estamos observando una actividad docente real, en la que los estudiantes realizaron su trabajo, generaron unos productos y fueron evaluados por ello.

Basamos las observaciones y evaluaciones de los experimentos en cuatro fuentes de información diferentes:

Fuentes cuantitativas: 1) calidad del producto individual, la puntuación individual de todos los estudiantes en una prueba final sobre todos los objetivos docentes de la actividad y 2) calidad del producto de grupo, la puntuación de los resultados y entregas del trabajo en grupo.

Fuentes cualitativas: 3) las opiniones y percepciones de los estudiantes y 4) las observaciones de los profesores durante la actividad.

En primer lugar, basamos el producto individual en un cuestionario de preguntas cortas sobre los temas y objetivos docentes tratados durante la actividad de aprendizaje. Todos los estudiantes de la asignatura realizaron esta prueba.

En segundo lugar, basamos el producto de grupo en un informe final realizado por cada grupo durante la actividad. El informe está formado por dos partes: 1) una recolección y explicación de los resultados de la actividad y 2) unas preguntas abiertas comparando los resultados. Las calificaciones obtenidas por los grupos en esos informes se utilizarán para validar la hipótesis.

En tercer lugar, las opiniones y sensaciones de los estudiantes se obtuvieron a partir de la técnica del cuestionario de incidencias críticas (CIT) (Flanagan, 1954) utilizada para recoger los elementos de la actividad que tienen una importancia crítica. Una incidencia crítica de una actividad o fenómeno puede ser positiva —qué ha gustado o funcionado— o negativa —qué no ha gustado o funcionado—. En nuestro caso hemos pedido tanto incidencias críticas positivas como negativas.

Por último, las observaciones directas de la actividad por parte de los profesores son observaciones de primera mano sobre el comportamiento en tiempo real de la actividad y es un método común para la recogida de datos en los estudios etnográficos (Herskovic *et al.*, 2007).

VI.5. Resultados y observaciones experimentales

Finalmente, en esta sección, presentamos los resultados y observaciones obtenidas. Utilizaremos esta información para validar la hipótesis y evaluar el impacto de la tecnología en la actividad cooperativa.

En la tabla VI-1, mostramos el valor medio y la varianza de la calidad del producto individual (valores de 0 a 10). Recordemos que esta prueba es un cuestionario cumplimentado por cada uno de los estudiantes sobre los temas y objetivos docentes tratados durante la actividad. Realizamos exactamente la misma actividad y pasamos el mismo cuestionario individual a los estudiantes participantes en los cuatro escenarios detallados en la Sección VI.3.

Las diferencias de esta evaluación individual entre los cuatro escenarios son inferiores al 10 %. La puntuación media más alta, un valor de 8.2, es de los miembros de los grupos con la aplicación CSCL y el sistema sensible a los grupos —el escenario d)— y la puntuación más baja, un 7.4, es de los miembros de los grupos solo con movilidad —el escenario b)—.

Tabla VI-1: *Calidad producto individual*

	Control	Movilidad	Movilidad y aplicación CSCL	Movilidad, aplicación CSCL y sensible a los grupos
Media	8	7.4	7.9	8.2
Varianza	2.5	2.3	2.6	2.5

En la tabla VI-2 mostramos el valor medio y la varianza de la calidad del producto de cada grupo obtenidos en los diferentes escenarios. La puntuación de grupos sólo con PC —los grupos de control, el escenario a)— muestran el peor rendimiento, un valor medio de 6.25, mientras que los grupos con el sistema sensible a los grupos —el escenario d)— presentan el mejor valor, una puntuación media de 9.1.

Recordemos la hipótesis de trabajo para un breve análisis de su validez:

Los estudiantes que participan en una actividad presencial de aprendizaje cooperativo con la ayuda de una aplicación CSCL sensible al contexto tendrán productos de mejor calidad que los que trabajan en esta misma actividad de forma más tradicional —sin la aplicación sensible al contexto—.

Tabla VI-2: *Calidad producto de grupo*

	Control	Movilidad	Movilidad y aplicación CSCL	Movilidad, aplicación CSCL y sensible a los grupos
Media	6.25	7.0	8.4	9.1
Varianza	1.2	2.3	2.6	1.9

Aunque los experimentos muestran que mejora la calidad de los resultados de grupo al añadir soporte a la movilidad, a la colaboración y sensibilidad a los grupos, esto mismo no sucede con el producto individual. Con los resultados de la Tabla VI-1, vemos que no hay una diferencia estadística significativa en la calidad del producto individual entre los grupos de control y los grupos del resto de escenarios. En concreto con los grupos con soporte a la movilidad y aplicación colaborativa tenemos $\rho = 0,918 > 0,05$ y entre los grupos control y los grupos con soporte a la movilidad, aplicación colaborativa y sensible a los grupos tenemos $\rho = 0,809 > 0,05$. Sin embargo, en la Tabla VI-2, la calidad del producto de grupo si muestra una diferencia estadística significativa entre los grupos control y los grupos con soporte a la movilidad, aplicación colaborativa y sensible a los grupos donde tenemos $\rho = 0,042 < 0,05$. Por tanto, los experimentos confirman la validez de la hipótesis aunque solo en la calidad del producto de grupo y no en el individual.

Si miramos los resultados del cuestionario de incidencias críticas (CIT) estos también apoyan las mismas conclusiones. La gran mayoría de los estudiantes afirman que, o bien el uso de computadoras portátiles, con un porcentaje de un 75 %, o el uso de un sistema de colaboración, con un porcentaje de un 60 %, fueron útiles para la realización de la actividad. Sin embargo, cuando se solicitó más información sobre estas afirmaciones, la utilidad aportada por el sistema, las respuestas parecen ser menos convincentes ya que la motivación principal parece venir de la novedad tecnológica.

Otras respuestas al cuestionario destacan que los escenarios con algún soporte tecnológico son más adecuados para la actividad. Algunos de los estudiantes respondieron que observaron una mejora en el trabajo en grupo cuando utilizaron una aplicación colaborativa o una mejora en el trabajo en grupo y en la capacidad de moverse en el escenario con los ordenadores portátiles. Con estas respuestas en el cuestionario, podemos validar que en la curva de aprendizaje de nuevas tecnologías y aplicaciones (Glass, 1999) estamos en la parte en la que ya han superado el aprendizaje y perciben beneficios del uso de la tecnología. Aunque en algunos casos concretos respondieron indicando el problema del aprendizaje tecnológico.

Entre las opiniones negativas, la duración de la actividad es la peor valorada. La percepción mayoritaria, con un porcentaje cercano a un 60 %, fue la falta de tiempo para terminar con la totalidad de la actividad. Algunos estudiantes dicen que los ordenadores portátiles y la aplicación colaborativa sólo contribuyeron a gastar tiempo en el aprendizaje de estos nuevos elementos hasta ese momento desconocidos por ellos.

Esto fue probablemente debido a la falta de experiencia del profesor y los estudiantes en el uso de estas tecnologías. Esta opinión no aparece en sesiones siguientes de la actividad. Entre las observaciones de los profesores aparecen varios problemas técnicos ajenos a nuestra evaluación aunque la mayoría de ellos consumieron tiempo de trabajo de los estudiantes. Entre ellos queremos resaltar: la descarga y la subsiguiente carga de las baterías de los portátiles, la falta de experiencia en el uso de la aplicación colaborativa y algunos problemas técnicos con el acceso a la red inalámbrica.

Por último y muy importante, en el escenario con soporte a la movilidad, aplicación colaborativa y sensible a los grupos, tanto los estudiantes como los profesores informaron de errores en la estimación del grupo. Una forma de evaluar estos errores en la estimación es con el número medio de interrupciones en la actividad de un estudiante debidas al propio sistema de estimación. Aunque hay muchos tipos de interrupciones no deseadas, en esta tesis nos centramos en las interrupciones generadas por el sistema de estimación y usaremos sus costes como un indicador para evaluar la usabilidad del sistema (Horvitz & Apacible, 2003). En este punto, el número medio de interrupciones es aproximadamente 7 para actividades de unos 30 minutos. Un número molesto para los estudiantes pensado en un uso generalizado. Estos errores perturbaron e interrumpieron la actividad de los estudiantes. Por ejemplo, un profesor se dio cuenta de que algunos de los errores en la estimación se produjeron cuando muchos estudiantes estaban de pie. E indicó que creía que estos errores eran debidos a que los estudiantes obstruyen temporalmente la señal de los dispositivos y cambian el patrón de señales inalámbricas entrenado y aprendido por el sistema.

Como conclusión de este punto, hemos encontrado que conseguir estimar la pertenencia a grupos a partir de información contextual es técnicamente viable, puede ser incorporado con éxito en las aplicaciones CSCL y que es beneficioso para los participantes. Su efecto puede ser percibido en términos de una mejora en la calidad de los resultados de la actividad. Por otra parte y más importante, el sistema sensible a los grupos tiene un impacto importante en la interrupción de la atención del estudiante en la actividad.

VI.6. Lecciones aprendidas

Hemos encontrado que el sistema propuesto para la estimación de pertenencia a un grupo fue muy útil para facilitar la actividad del grupo. Además, esta información de pertenencia a un grupo puede ser aprovechada con el enfoque del segundo objetivo de la aplicación: "El sistema debería proporcionar una visión en tiempo real o instantáneas de los grupos y las interacciones con el fin de percibir los avances de la actividad. De forma adicional también se podría usar para dar soporte para la evaluación de la actividad, los grupos y los estudiantes."

Aunque finalmente esta aplicación no ha sido construida para cubrir este objetivo, toda la información necesaria para hacerlo la tenemos en los registros de eventos:

el historial de la ubicación, identidades, marcas de tiempo, todas las estimaciones de los grupos. Como se propone en (Juan *et al.*, 2008; Liu *et al.*, 2003b) toda esta información es muy útil para el profesor como un registro de la actividad para la evaluación y seguimiento de la misma, incluso como portfolio de los procesos de aprendizaje.

También nos hemos dado cuenta que tiene algunos problemas que deben abordarse antes de introducirlo de forma generalizada en actividades reales. Los obstáculos iniciales a los que tenemos que enfrentarnos están relacionados con los errores en la estimación. Si estos errores son debidos a que el sistema no ha sido capaz de asignar un grupo son poco preocupantes. Pero los errores son más preocupantes cuando se refieren a un cambio en la pertenencia al grupo y por tanto una interrupción en la actividad de los estudiantes involucrados. Estos errores deben ser gestionados de forma adecuada, de lo contrario, la aplicación sensible al contexto podría ser inutilizable. Por ejemplo, cuando el sistema obtiene una estimación incorrecta, el estudiante puede ser asignado a otro grupo. El estudiante es interrumpido en su trabajo distrayendo su atención de su actual tarea centrándola en este cambio de grupo. Esta interrupción temporal requiere una acción por parte del estudiante para volver al grupo de trabajo correcto (Röcker & Magerkurth, 2007).

Comparando los dos puntos de vista diferentes, 1) los datos de las estimaciones recogidas durante los experimentos en el registro de eventos del sistema y 2) lo que realmente ocurrió durante la actividad, hemos aprendido lo siguiente:

- a. Los estudiantes siempre forman parte de un grupo. Incluso cuando los datos de localización indicaban que estaban muy lejos de cualquier grupo el estudiante seguía perteneciendo a un grupo. En la mayoría de los casos esta información de localización era incorrecta. Este error era debido a cambios en las señales inalámbricas causados por movimientos de los estudiantes y los profesores.
- b. No hay cambios frecuentes de pertenencia a grupos durante las actividades. Incluso cuando los datos de localización indicaban que un estudiante se movía rápidamente entre varios grupos estos cambios de posición no implicaban un cambio de grupo. Algunos estudiantes simplemente se levantaban y hacían preguntas a otros compañeros de otros grupos. La mayoría de ellos llevaban consigo sus ordenadores portátiles.

Estas observaciones son útiles para entender la dinámica de los grupos durante la realización de la actividad y no mal interpretar los cambios en la información contextual como una señal de un cambio de grupo.

Conclusiones del capítulo

Como conclusión del capítulo, después de los experimentos realizados podemos afirmar que las aplicaciones sensibles a los grupos aportan una mejora significativa en el resultado del trabajo en grupo. Pero por contra, hemos observado un importante

impacto en la atención de los estudiantes con interrupciones en la actividad por parte de la aplicación debidas a errores en la estimación.

En (Messeguer *et al.*, 2004; Messeguer *et al.*, 2006; Messeguer *et al.*, 2010c; Messeguer *et al.*, 2010b; Messeguer *et al.*, 2010a) hemos publicado partes de este capítulo, con las contribuciones correspondientes con los resultados y con los experimentos del impacto en el aprendizaje de un sistema sensible a los grupos.

Claramente, el sistema mejoraría mucho si pudiéramos minimizar las interrupciones en la actividad del estudiante. Aparece la necesidad de mejorar el tratamiento de la información contextual incorporando criterios de calidad de la información o confianza en las estimaciones que tratamos en el siguiente capítulo.

VIII

Procesado de la información contextual para la estimación de grupo

En el capítulo anterior hemos evaluado el impacto en el aprendizaje producido por el uso de aplicaciones sensibles a los grupos. Hemos observado que el sistema mejoraría mucho si pudiéramos minimizar las interrupciones en la actividad de los estudiantes. Por esto, aparece la necesidad de mejorar el tratamiento de la información contextual incorporando criterios de calidad de la información o confianza en las estimaciones.

En este capítulo, presentamos una estrategia de gestión de la calidad de la información contextual y de la confianza del sistema en la estimación. Con esta estrategia de gestión tenemos estimaciones de pertenencia a un grupo con incertidumbre.

El objetivo del sistema de gestión de la incertidumbre es mejorar el porcentaje de acierto del sistema, y por tanto, disminuir las interrupciones en la atención de los estudiantes. Hemos basado la evaluación de este sistema en las trazas de los experimentos del Capítulo VI y hemos simulado el uso de esta estrategia en el sistema de gestión de

la incertidumbre.

En la Sección VII.2, presentamos la metodología de gestión de la incertidumbre basada en los patrones de comportamiento observados en el Capítulo VI. En la Sección VII.3, presentamos otra metodología de gestión de la incertidumbre basada en la confianza de los propios algoritmos de estimación. Finalmente, en la Sección VII.4 evaluamos el impacto en los usuarios de estas estrategias de gestión.

Como resumen del capítulo, podemos afirmar que las aplicaciones conscientes del grupo pueden reducir el impacto en la atención de los estudiantes gestionando la información contextual incierta.

VII.1. Estrategias y metodología

Una característica de la información contextual en los sistemas ubicuos es la imperfección. La información puede ser incorrecta si no refleja el verdadero estado del mundo real que está modelando, inconsistente si contiene información contradictoria o incompleta si algunos de los elementos del contexto no se conocen (Herskovic *et al.*, 2011).

Estos problemas pueden tener su origen en una serie de causas. En primer lugar, los entornos de computación ubicua son muy dinámicos, lo que significa que la información contextual que describe el mundo real puede caducar de forma muy rápida. Este problema se ve agravado por el hecho de que con frecuencia los proveedores, los recolectores, los repositorios y los consumidores de contexto están distribuidos. En segundo lugar, los proveedores de información contextual, tales como los sensores, los algoritmos de derivación y los propios usuarios, pueden proporcionar información errónea o poco fiable. Por último, las desconexiones o los fallos pueden cortar el camino entre los proveedores, los repositorios y los consumidores, lo que significa que parte o la totalidad del contexto es desconocido o incompleto.

Otro problema parecido es la confianza de los propios algoritmos de estimación en sus propuestas. Aunque la información contextual de primer nivel sea fiable, el algoritmo de estimación no es perfecto. Considerando todo esto, alguna información derivada/estimada —de segundo nivel— puede ser incierta.

En nuestra prueba experimental del Capítulo VI hemos observado este comportamiento. La falta de calidad de la información contextual y la falta de confianza en las estimaciones nos confirman la existencia de información contextual incierta.

La presencia de incertidumbre y su gestión ha sido ampliamente tratada en la literatura. La incertidumbre en un sistema sensible al contexto puede ser generada por diferentes fuentes, entre las cuales se encuentran las siguientes:

Sensores de contexto no confiables. Un sensor de contexto puede no ser confiable por naturaleza y por tanto la información contextual que genera tiene asocia-

do un error o sencillamente un sensor de contexto puede ser desconocido —se comporta como una caja negra— (Henricksen *et al.*, 2002). Por ejemplo, al usar un sensor de posicionamiento en exteriores basado en la tecnología GPS sabemos que la información que nos proporciona tiene un margen de error de algunos metros en su estimación. Los sistemas sensibles al contexto con sensores de contexto no confiables deben utilizar la información contextual proporcionada aun desconociendo la manera como ha sido generada y procesada (Hong *et al.*, 2004).

Información imperfecta o no existente. Existen situaciones en las cuales no se tienen todos los elementos necesarios para crear el contexto y se debe generar este aunque falte algún elemento de información contextual (Henricksen *et al.*, 2002). Por ejemplo, un sistema que usa información de posicionamiento basada en la tecnología GPS presenta zonas en donde no se tiene una correcta recepción de las señales de los satélites. El modelo contextual puede requerir esta información de posicionamiento y su falta provoca un comportamiento errático en el sistema (Benford *et al.*, 2006).

Ambigüedad en la información. Se pueden presentar diferentes interpretaciones de la misma información utilizada (Henricksen *et al.*, 2002). Por ejemplo, cuando el contexto se genera utilizando palabras como: “el objeto se encuentra cerca de”. El término “cerca” es ambiguo y personas diferentes pueden tener interpretaciones muy diferentes (Bellotti & Edwards, 2001).

Esta incertidumbre no puede llevar a un desajuste entre el modelo del sistema y la percepción real de los usuarios del sistema. Si los desajustes son inevitables, aparece la cuestión de cómo detectarlos y corregirlos (Coutaz *et al.*, 2005). Por tanto, si no consideramos esta incertidumbre y la gestionamos de forma adecuada, podría confundir a una aplicación sensible al contexto y convertirla en inservible.

En el área de los sistemas sensibles al contexto se han presentado diversas propuestas para el tratamiento de la incertidumbre. Básicamente, las podemos clasificar en dos grupos:

Gestión automática de la incertidumbre. Son estrategias en donde las aplicaciones realizan las acciones de gestión y resolución de la incertidumbre sin la intervención del usuario. El propio usuario no es consciente de la existencia de la incertidumbre. El sistema de manera automática realiza toda la gestión.

Gestión de la incertidumbre asistida por el usuario Son estrategias que tienen como objetivo hacer consciente al usuario la presencia de la incertidumbre. Hacen visible la arquitectura de gestión utilizada y enfatizan que el usuario tenga conocimiento y control sobre las acciones a realizar, haciéndolo responsable del comportamiento de la aplicación. En estas acciones el papel del usuario es fundamental.

Dentro de las estrategias de gestión automática podemos encontrar diferentes enfoques para el tratamiento de la incertidumbre.

Las redes bayesianas se pueden utilizar para tratar la incertidumbre cuantitativamente. Por ejemplo, en (Gu *et al.*, 2004), los autores proponen un modelo para la representación del contexto con incertidumbre y utilizan redes Bayesianas para la estimación de la actividad que se encuentra realizando un usuario. En (Truong *et al.*, 2005), los autores proponen un modelado y una gestión de la incertidumbre basados en valores de probabilidad. Para ello también utilizan redes Bayesianas que permiten estimar el contexto con probabilidades.

Otro enfoque es el uso de lógica difusa para tratar la incertidumbre. Por ejemplo, en (Ranganathan *et al.*, 2004), los autores proponen modelar la incertidumbre etiquetando los predicados de la lógica con un valor de confianza, que corresponde a una medida de probabilidad, para métodos probabilísticos, o un valor de pertenencia, para métodos de lógica difusa. En (Guan *et al.*, 2006), también hacen uso de la lógica difusa para tratar la incertidumbre en la inferencia de contexto de alto nivel. Su propuesta se basa en la utilización de árboles de decisión difusos para el establecimiento de reglas que definan el contexto y resuelvan la incertidumbre.

Otras propuestas se basan en la definición y la evaluación de situaciones de conflicto en el contexto en las que la solución consiste en seleccionar o eliminar la información contextual involucrada en el conflicto. Por ejemplo, en (Bu *et al.*, 2006), los autores describen un algoritmo de resolución de inconsistencias en el contexto. El primer paso de este algoritmo es detectar el conflicto. Según ellos un conflicto ocurre cuando dos contextos muestran información contradictoria. El paso siguiente consiste en calcular el valor de frecuencia relativa para cada uno de los contextos involucrados en el mismo y descartar el contexto que tenga el menor valor. Una estrategia similar es utilizada en (Park *et al.*, 2005), pero ellos se centran en el contexto de alto nivel y proponen un esquema dinámico para la detección y solución de conflictos en sistemas con múltiples usuarios. Su propuesta se basa en resolver los conflictos a partir de las preferencias del usuario.

Todas estas propuestas se basan en la intervención directa del usuario para gestionar la incertidumbre. En (Dey & Mankoff, 2005), definen la mediación como un diálogo entre un usuario y un computador para resolver una ambigüedad. Los componentes software encargados de la mediación proveen retroalimentación al usuario y es el propio usuario el que responde para resolver la ambigüedad. El proceso de mediación se repite mientras la ambigüedad persista (Dey *et al.*, 2002). En este sentido, en (Antifakos *et al.*, 2005), los autores proponen una estrategia en la que se notifica a los usuarios la presencia de incertidumbre para ayudarlos a decidir el curso de las acciones apropiadas. En estas propuestas, no hay gestión de la incertidumbre automática, sino que siempre se necesita la intervención del usuario para resolver la inconsistencia de contexto. Esto en un escenario real puede ser molesto para los usuarios.

La adaptación del sistema es fundamental para la prestación de servicios útiles y utilizables por los usuarios en la presencia de variaciones en el entorno y en las activi-

dades. El contexto es demasiado complejo para ser programado como un conjunto fijo de variables estables. Además, la propia definición de “comportamiento correcto”, no siempre está especificada con precisión de antemano. Por lo tanto, el proceso de modelado del contexto, gestión de la incertidumbre y su adaptación debe desarrollarse a través de la observación y la interacción con el entorno (Coutaz *et al.*, 2005).

Nosotros nos centraremos en la estrategia propuesta en (Damian-Reyes, 2009). Una estrategia de gestión automática de la incertidumbre que se ajusta a los requisitos de nuestro sistema y dominio de aplicación ¹.

Como ya hemos comentado, no podemos eliminar totalmente la incertidumbre debido a la gran diversidad de fuentes que la introducen en nuestro sistema. Por tanto, una vez realizadas las acciones automáticas de gestión y resolución de la incertidumbre o de la ambigüedad, con las estimaciones que aún siguen siendo inciertas para el sistema, podemos presentarlas al usuario y utilizarlas en nuestro sistema. Hay una variedad de políticas para su presentación que pueden ser adecuadas (Chalmers *et al.*, 2003):

Pesimista: usar sólo la información que se sabe que es correcta.

Optimista: usar toda la información como si fuera correcta.

Prudente: usar de forma explícita la presencia de la incertidumbre.

Oportunista: usar y explotar la presencia de la incertidumbre.

La estrategia utilizada en esta tesis se basa en la detección de la incertidumbre y el etiquetado de la información contextual con identificadores de la presencia de ésta. De forma oportunista usaremos esta información con incertidumbre para mejorar el entrenamiento y el proceso de estimación del grupo.

En nuestro enfoque proponemos un etiquetado de las estimaciones de pertenencia a grupo según su grado de confianza. Esta estrategia consta de tres etapas principales: 1) identificación de la incertidumbre 2) medición, y 3) establecimiento de las acciones de procesado y resolución de la incertidumbre que se realizarán en presencia de esta.

Esta estrategia de gestión de la incertidumbre se evaluó experimentalmente a través de simulaciones basadas en las trazas de los experimentos de los capítulos anteriores. Para esta evaluación, usamos como métrica las interrupciones no deseadas a los usuarios causadas por el sistema (Horvitz & Apacible, 2003).

El objetivo de estas simulaciones es evaluar la utilidad de la estrategia de gestión de la incertidumbre propuesta, mediante la identificación y etiquetado de los datos inciertos, y demostrar que el número de interrupciones a los usuarios puede ser reducido mediante un post-procesado de los datos inciertos.

¹Durante mi estancia en el CICESE supervisada por Jesús Favela trabajamos conjuntamente con el propio Pedro Damian-Reyes en la aplicación de esta estrategia

Presentamos la aplicación de esta metodología a las dos estrategias de estimación: una basada en la ubicación exacta y detección de vecinos con distancias —Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab, detallada en la Sección V.2— y la otra basada en la ubicación genérica y detección de vecinos por cercanía —Wi-Fi RedPin + Bluetooth, detallada en la Sección V.1—.

En este punto creemos importante recordar dos propiedades del modelo de contexto, vistas en la Sección III.1: 1) el control de la calidad de la información de contexto y 2) el tratamiento de la información ambigua o incompleta. Estas propiedades de nuestro modelo son las que nos permiten ahora filtrar y procesar esta incertidumbre contextual.

En nuestro escenario, como ya hemos mostrado en los experimentos anteriores, la incertidumbre aparece debido a que la información contextual es inexacta o incompleta, más concretamente, la fuente principal de incertidumbre es la información de ubicación de cada estudiante. Esto es consistente con otras evaluaciones experimentales. Por ejemplo, en (Beeharee & Steed, 2007), los autores mencionan que las aplicaciones con información contextual de posicionamiento pueden generar incertidumbre en el usuario debido a que la información presentada en ocasiones es difícil de interpretar o no corresponde con la realidad, el lugar en el que el usuario se encuentra realmente.

Para ser capaces de gestionar esta incertidumbre, en primer lugar tenemos que ser capaces de identificar su presencia. Con este fin, diseñamos un modelo de etiquetado de la incertidumbre con el objetivo de crear normas que puedan servir como señales de su presencia o ausencia.

Estas normas nos ayudan a conocer la presencia de la incertidumbre en la asignación de un estudiante a un grupo específico. Por tanto, nos permiten clasificar todas las estimaciones de pertenencia a un grupo como ciertas o inciertas, Figura VII-1.

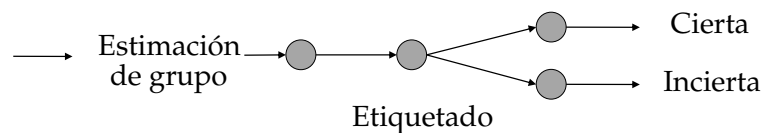


Figura VII-1: Esquema de etiquetado y clasificación de la incertidumbre

Los modelos contextuales deben evolucionar minimizando o eliminando la presencia de interrupciones. El reto es encontrar el equilibrio adecuado entre las interacciones implícitas y explícitas para proporcionar realimentación necesaria para la evolución del contexto (Coutaz *et al.*, 2005). Hay que determinar el nivel adecuado de autonomía, y este mismo problema puede afectar todos los niveles de abstracción del contexto.

Si somos capaces de cuantificar el nivel de incertidumbre de las estimaciones podemos etiquetarlas con esta información numérica. Y aunque no seamos capaces de

medir la incertidumbre, seguimos pudiendo etiquetar la estimación con la información de presencia de la incertidumbre —valor lógico—. Esta etiqueta es la que nos permite clasificar y filtrar las estimaciones.

La utilidad de este etiquetado es doble: 1) permite la identificación de las estimaciones inciertas —no fiables y posiblemente erróneas— y 2) también permite procesar estas estimaciones inciertas de forma separada, con lo que podemos mejorar el porcentaje de acierto. Por ejemplo, con una presentación pesimista usando y mostrando sólo las estimaciones que el sistema cree correctas.

La principal utilidad del procesado de las estimaciones inciertas es la posibilidad de dar diferentes usos a trozos de información contextual que tengan un grado de confianza diferente. Nosotros vamos a procesar estas estimaciones inciertas con el objetivo de reconducirlas, resolviendo la incertidumbre y así poder utilizarlas, Figura VII-2. Las estimaciones que no podemos reconducir —estimaciones que continúan siendo no fiables— las desecharmos, es decir, no serán usadas por el sistema.

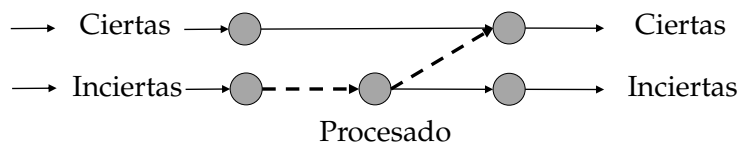


Figura VII-2: Esquema del procesado de las estimaciones inciertas

En nuestro caso, realizaremos dos tipos de simulaciones diferentes, correspondientes a las estrategias comentadas anteriormente:

Patrones de comportamiento en la actividad colaborativa. En la Sección VI.6 mostramos que en actividades colaborativas, en nuestro caso usando la metodología del puzle, los participantes tienen un comportamiento planificado y preestablecido por la propia actividad. Cuando el sistema sensible al contexto observa un cambio que no corresponde con el comportamiento esperado, etiqueta la estimación como incierta.

La confianza del algoritmo de estimación. En la Sección V.1, hemos mostrado el uso de diferentes algoritmos de aprendizaje autónomos. Estos algoritmos al realizar la estimación también nos pueden proporcionar información sobre el grado de confianza que tiene el propio algoritmo en dicha estimación. Además, el sistema la etiqueta en consecuencia.

VII.2. Etiquetado de la incertidumbre a partir de los patrones de comportamiento en el trabajo en grupo

Como hemos indicado, cuando el sistema sensible al contexto observa un cambio que no corresponde con el comportamiento esperado éste etiqueta la estimación realizada como incierta —esquema general mostrado anteriormente en la Figura VII-1—.

Para aplicar esta estrategia de gestión de la incertidumbre a nuestro escenario aplicamos un etiquetado de la incertidumbre con dos enfoques diferentes basados en las observaciones y las lecciones aprendidas en la evaluación experimental del sistema, Sección VI.6: 1) los estudiantes siempre forman parte de un grupo y 2) no hay cambios frecuentes de pertenencia a grupos durante las actividades.

A partir de estas observaciones, podemos clasificar los cambios que no corresponden con el comportamiento esperado en dos conjuntos de reglas:

Incertidumbre en la información contextual. Como ya hemos comentado, en nuestro caso la principal fuente de información contextual incierta es la ubicación. El sistema de estimación de la posición exacta, Sección IV.2, puede informarnos de ubicaciones no deseables, por ejemplo, que el usuario no está cerca de ninguna mesa o está cerca de dos mesas a la vez. Etiquetamos como inciertos todos estos casos de posicionamiento no normales.

Incertidumbre temporal. A partir de la información contextual el sistema realiza una estimación, pero esta puede ser diferente a la esperada o a la anterior. Esta diferencia puede ser correcta, y por tanto, esto implica reconfigurar la aplicación en los grupos implicados. Pero esta diferencia en la estimación también puede ser debida a errores en la percepción del contexto. Hemos observado que las diferencias más frecuentes son debidas a pequeños movimientos de los participantes o los portátiles, por ejemplo dos estudiantes del mismo grupo se acercan para mostrarse algo, moviendo las sillas, los portátiles, etc. Etiquetamos como inciertos todos estos casos en los que la estimación es diferente a la esperada o a la anterior.

Una vez tenemos clasificadas las estimaciones en ciertas e inciertas, vamos a procesar las inciertas con el objetivo de reconducirlas resolviendo la incertidumbre y poder utilizarlas. Esta reconducción consiste en aplicar acciones correctoras de la incertidumbre.

Para el caso de las estimaciones etiquetadas por la incertidumbre en la información contextual —básicamente las estimaciones basadas en información contextual de ubicación incierta o ambigua— intentamos resolver esta incertidumbre con un procesado de la estimación combinando esta información con otros elementos contextuales, Figura VII-3.

Cuando detectamos este tipo de incertidumbre y el sistema no es capaz de estimar el grupo al que pertenece un determinado estudiante, el sistema de estimación

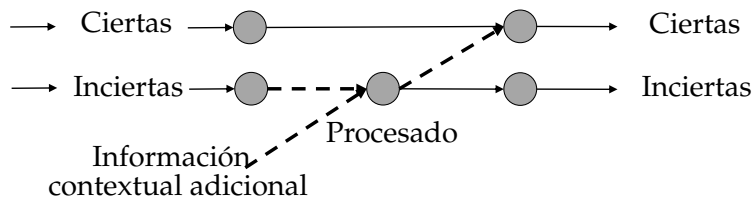


Figura VII-3: Esquema del procesado por la incertidumbre en la información contextual con la combinación con otros elementos del contexto

busca otros estudiantes que están cercanos a su ubicación actual y mira a qué grupos pertenecen. Esta es la información contextual adicional que usamos para resolver la incertidumbre.

El sistema valida la estimación de grupo viendo a qué grupos pertenecen los estudiantes más cercanos. Este mecanismo de procesado se basa en el hecho de que un estudiante —estando en una ubicación incierta— probablemente estará relativamente cerca de sus compañeros de grupo. A partir de los experimentos, podemos afirmar que los estudiantes que el sistema de ubicación coloca cercanos suelen ser miembros del mismo grupo.

En el caso de la incertidumbre temporal —básicamente son las estimaciones diferentes a la anterior—, tenemos un cambio de grupo de un estudiante durante la actividad. Este cambio de grupo puede no ser correcto y ser debido a diferentes motivos, por ejemplo, a errores en la estimación o a movimientos del propio estudiante u otros estudiantes interfiriendo en las señales Wi-Fi.

Intentamos resolver esta incertidumbre con una nueva estimación de grupo utilizando información contextual nueva, Figura VII-4. Comparando estas dos estimaciones inciertas, podemos confirmar si el cambio es correcto o seguimos en un estado de incertidumbre temporal. Salimos de este estado cuando tenemos ciertas garantías que el cambio es correcto o que aún seguimos en el grupo original.

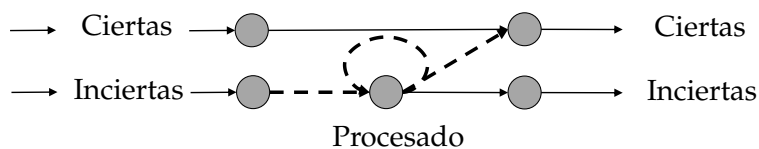


Figura VII-4: Esquema del procesado de las estimaciones inciertas por incertidumbre temporal con re-estimación

Esta re-estimación la podemos realizar de forma pasiva, esperando la siguiente estimación de grupo, o de forma activa, realizando una nueva lectura de la ubicación

y a partir de ella una nueva estimación de grupo. En resumen, cuando detectamos una estimación con incertidumbre temporal, el sistema repite la estimación sobre la base de una nueva muestra de la ubicación con el objetivo de confirmar el cambio de grupo.

A partir de los experimentos, podemos afirmar que dos estimaciones consecutivas asignadas a un mismo grupo, por lo general, implica que el cambio de grupo es correcto. Con este cambio de grupo finaliza el estado de etiquetado de incertidumbre temporal.

VII.2.1. Simulación, Resultados y Conclusiones

En esta sección, evaluamos la mejora en la estimación de grupos por el uso del sistema de gestión de la incertidumbre comentado anteriormente, Sección VII.2.

Evaluamos experimentalmente esta estrategia de gestión de la incertidumbre a través de simulaciones basadas en las trazas de los experimentos de los capítulos anteriores. Como ya hemos comentado anteriormente, para esta evaluación usamos como métricas el porcentaje de estimaciones correctas y las interrupciones causadas por el sistema (Horvitz & Apacible, 2003).

Tomamos como punto de partida las trazas de datos recogidas en los experimentos a partir de la ubicación exacta y la detección de vecinos basada en distancias, Sección V.2, concretamente, en el escenario con soporte a la movilidad, con aplicación colaborativa y sensible a los grupos, Sección VI.3.

Simulamos estos mismos experimentos con y sin el sistema de gestión de la incertidumbre. Esto nos permite comparar los resultados del sistema original con los del sistema con gestión de la incertidumbre. En la Tabla VII-1, mostramos los resultados de las estimaciones de grupo y su correspondiente etiquetado. En esta simulación, las estimaciones que finalmente han quedado etiquetadas como inciertas han sido descartadas por el sistema, es decir, no son usadas para asignar grupo a los estudiantes.

Tabla VII-1: Comparativa de las estimaciones con y sin la estrategia de gestión de la incertidumbre

	Gestión Incertidumbre			Original	
	Correcta	Incierta	Errónea	Correcta	Errónea
Grupo base	1546 (95 %)	44	30 (2 %)	1293 (80 %)	327 (20 %)
Grupo de expertos	1579 (97 %)	27	14 (<1 %)	1312 (81 %)	308 (19 %)

En dicha tabla uno de los datos que mostramos es la cantidad estimaciones correctas, que son aquellas en la que la estimación de grupo coincide con el resultado real de la actividad. En este punto, la precisión del sistema de gestión de la incertidumbre es claramente mejor, las estimaciones correctas presentan una mejora de un 15 %.

Esta mejoría es debida a que el sistema es capaz de resolver la incertidumbre de muchas estimaciones y volviéndolas a etiquetar como ciertas. La mayoría de las estimaciones erróneas del sistema original, el sistema de gestión de la incertidumbre las considera inciertas y después del correspondiente procesado las resuelve satisfactoriamente.

Recordemos que las estimaciones que después del procesado de la incertidumbre continúan etiquetadas como inciertas no son usadas por el sistema. Por tanto no se han tenido en cuenta para la gestión automática de grupos de la aplicación colaborativa. Si sólo tenemos en cuenta las estimaciones realmente usadas por el sistema esto nos lleva a una mejora de casi el 20 %.

En caso de las estimaciones erróneas la mejora aún es más importante. Hemos pasando de un 20 % de estimaciones erróneas con el sistema original a sólo un 2 % de erróneas con el sistema con gestión de la incertidumbre. El motivo de esta mejora es el mismo que en el caso anterior con las estimaciones correctas.

Un patrón interesante que hemos observado en este escenario de aplicación es que la gran mayoría de las estimaciones que al final quedan marcadas como inciertas, en realidad, corresponden a estimaciones erróneas, como se puede observar en la Tabla VII-2.

Tabla VII-2: *Relación de las estimaciones erróneas frente a las etiquetadas como inciertas*

	Incierta y errónea	Incierta
Grupo base	41	44
Grupo de expertos	25	27

VII.3. Etiquetado de la incertidumbre a partir de la confianza del algoritmo de estimación

Como ya hemos comentado, los algoritmos automáticos también nos pueden proporcionar la confianza que tiene el propio algoritmo en cada una de las estimaciones. El sistema sensible al contexto etiqueta la estimación realizada como una estimación incierta —esquema general mostrado anteriormente en la Figura VII-1—.

A partir de las observaciones y lecciones aprendidas en los experimentos mostrados en la sección el Capítulo V.1, hemos encontrado que en estos sistemas la incertidumbre aparece por dos motivos: 1) el uso de una ubicación genérica —demasiado ambigua para concretar grupo— y 2) el uso de la proximidad física con Bluetooth —el listado de dispositivos Bluetooth cercanos suele ser incompleto—.

En este caso, podemos etiquetar la incertidumbre de las estimaciones con dos

Tomamos como punto de partida las trazas de datos recogidas en los experimentos realizados a partir de la ubicación genérica y la detección de vecinos basada en Bluetooth, Sección V.1, concretamente en el escenario con soporte a la movilidad, con aplicación colaborativa y sensible a los grupo, Sección VI.3.

Simulamos estos mismos experimentos con y sin el sistema de gestión de la incertidumbre. Esto nos permite comparar los resultados del sistema original con los del sistema con gestión de la incertidumbre.

En la Tabla VII-3, mostramos las estimaciones para el algoritmo IBk con $K=2$. En estas simulaciones hemos introducido errores en el elemento correspondiente a la hora del vector contextual. En primera simulación, hemos introducido errores pequeños, del orden de algunos minutos y en la segunda errores del orden de horas. Las estimaciones etiquetadas como inciertas no son usadas por el sistema para la estimación de grupo.

Tabla VII-3: Comparativa de las estimaciones con y sin la estrategia de gestión de la incertidumbre

	Gestión Incertidumbre			Original	
	Correcta	Incierta	Errónea	Correcta	Errónea
IBL (K=2)	198 (92.5 %)	11	5 (2.3 %)	202 (94.4 %)	12 (5.6 %)
IBL (K=2)	179 (83.7 %)	10	25 (11.6 %)	180 (84.1 %)	34 (15.9 %)

Comparando los resultados podemos ver que el sistema mantiene etiquetadas como inciertas 11 y 10 estimaciones respectivamente. Algunas de ellas son correctas pero la mayoría son erróneas. Por tanto, estamos eliminando del sistema estimaciones erróneas. En el primer caso, hemos pasado del 5.6 % de errores al 2.3 %, y en el segundo caso, del 15.9 % al 11.6 %. Aunque no hemos conseguido mejorar el porcentaje de aciertos.

Estas misma simulaciones con el algoritmo IBk con $K=1$ no tienen sentido. Con $k=2$ tenemos dos muestras para comparar pero para $k=1$ sólo tenemos una muestra y por tanto, el algoritmo tiene 100 % de confianza. Tampoco mostramos las simulaciones con BayesNet. BayesNet si que nos proporciona el porcentaje de confianza pero tiene un bajo porcentaje de acierto comparado con IBk=2.

Pero estos buenos resultados no son tan buenos en otras simulaciones. Este sistema de etiquetado de incertidumbre es bueno para errores en el elemento correspondiente a la hora en el vector contextual. Pero su eficacia baja mucho con errores en otros elementos menos sensibles al ruido, por ejemplo, el elemento de lugar genérico. Si estas simulaciones las realizamos con datos sin errores, el etiquetado de la incertidumbre no presenta ninguna mejora significativa.

Como conclusión podemos, decir que esta estrategia de gestión de la incertidumbre es buena para la eliminación de errores debidos a ruido en los elementos más sensibles al ruido. Aunque no presenta mejoras significativas en el porcentaje de acierto

del sistema.

VII.4. Evaluación del impacto en la atención de los usuarios por parte de la aplicación

Hasta ahora en este capítulo hemos evaluado la mejora en el porcentaje de acierto de las estimaciones de grupo por la gestión de la incertidumbre. Pero como vimos en la Sección VI.6, donde analizábamos el impacto en la actividad de aprendizaje, estamos más interesados en evaluar las interrupciones en la actividad que distraen la atención del estudiante de su actual tarea, centrándola en esta interrupción temporal debida al sistema sensible a los grupos y que requiere una acción con el fin de volver al grupo de trabajo correcto.

Aunque hay muchos tipos de interrupciones no deseadas, en esta tesis nos centramos en las interrupciones generadas por el sistema de estimación y usaremos sus costes como un indicador para evaluar la usabilidad del sistema (Horvitz & Apacible, 2003).

Primero hay que señalar que no todas las estimaciones erróneas o inciertas implican una interrupción en la atención del estudiante. Por ejemplo, dos estimaciones consecutivas erróneas o inciertas y que suceden antes de que el usuario se recupere de la interrupción no son dos interrupciones, es sólo una interrupción. La primera estimación interrumpe al estudiante y desvía su atención de la actividad principal hacia el cambio de grupo, herramientas colaborativas, documentos compartidos, etc., pero la segunda estimación no interrumpe, ya que es coherente con el nuevo contexto, hasta que el usuario pueda recuperarse del error en la estimación.

Por este motivo, hemos definido el concepto de ráfaga de estimaciones inciertas como una secuencia de estimaciones inciertas en la que algunas de ellas pueden ser erróneas. Consecuente con esta definición, el final de la ráfaga, o la vuelta a la normalidad, se identifica con la resolución de la incertidumbre.

Siguiendo el mismo patrón propuesto para resolver la incertidumbre temporal comparamos las estimaciones de la ráfaga hasta identificar el final de la misma. El sistema decide el final de la ráfaga cuando tiene ciertas garantías de que la incertidumbre se ha resuelto. Básicamente, evaluamos el etiquetado de la incertidumbre en las estimaciones o las acciones correctoras del propio usuario del sistema.

Con estas definiciones y conceptos, volvemos a evaluar la mejora en la estimación de grupos por el uso de la gestión de la incertidumbre, pero ahora, teniendo en cuenta las interrupciones en la atención del estudiante.

Tomamos como punto de partida las trazas del registro de datos de las simulaciones, Sección VII.2.1. Con estos datos y las definiciones anteriores identificamos las ráfagas con estimaciones inciertas.

En el caso de que el sistema identifique una ráfaga de estimaciones inciertas éste no realizará ninguna acción. Esta información de incertidumbre en el sistema solamente se usará para informar —a través de una notificación— sin interrumpir la actividad de los estudiantes. Con ello intentamos minimizar el impacto en la atención del estudiante.

Con esta notificación de incertidumbre, el propio estudiante puede decidir qué quiere hacer. Por ejemplo, el estudiante puede seguir con su actividad sin hacer nada o de forma preventiva puede moverse el mismo o mover el portátil para resolver la incertidumbre y finalizar la ráfaga de estimaciones inciertas.

Las ráfagas de estimaciones inciertas pueden conllevar errores en la estimación. Estos errores pueden ser detectados y etiquetados por la propia acción de corrección del estudiante. Por ejemplo, si un estudiante está trabajando en un grupo y el sistema de forma errónea decide cambiarle de grupo, el propio estudiante de forma manual configurará el sistema para seguir trabajando en el grupo original. Estas acciones nos permiten identificar las ráfagas inciertas y a la vez erróneas.

En la Tabla VII-4, presentamos el impacto en los estudiantes de las mismas simulaciones que en la Sección VII.2.1. En esta simulación etiquetamos las ráfagas usando el sistema de gestión de la incertidumbre propuesto y lo comparamos con el sistema original. El sistema original sólo presenta ráfagas erróneas. El sistema con gestión de incertidumbre, presenta dos tipos de ráfagas: 1) las ráfagas inciertas —las que sólo se ha notificado al estudiante pero este no ha realizado ninguna corrección— y 2) las ráfagas erróneas —las que ha realizado alguna corrección y por tanto ha sido interrumpido—.

Tabla VII-4: *Ráfagas de estimaciones inciertas y erróneas para el sistema con gestión de la incertidumbre y el sistema original.*

	Gestión de incertidumbre		Original
	Ráfagas erróneas	Ráfagas inciertas	Ráfagas erróneas
Grupo base	34	20	211
Grupo de expertos	18	11	200

Como podemos observar en la Tabla VII-4, mirando las ráfagas erróneas el sistema con gestión de incertidumbre presenta una clara mejora. En el peor caso, hemos pasado de 211 ráfagas erróneas en el sistema original a sólo 34 ráfagas con el sistema de gestión de incertidumbre. Si consideramos también las 20 ráfagas inciertas en las que no hemos interrumpido al estudiante, llegamos a 54 ráfagas, un número sensiblemente inferior a las 211 del sistema original. Esta mejoría en el número total de ráfagas que llegan al usuario es debida a que las estimaciones inciertas o erróneas no suelen aparecer solas, aparecen agrupadas. Estos grupos de estimaciones inciertas se adecuan muy bien a los procedimientos del procesado de las estimaciones para la resolución de la incertidumbre.

En la Tabla VII-5, mostramos el impacto sobre la actividad del estudiante, medi-

do en interrupciones y notificaciones tal como las hemos definido antes. El número de interrupciones y notificaciones mostrado en la tabla es calculado como el valor medio por usuario y actividad. En estas simulaciones, la duración media de las actividades es de unos 30 minutos. Es la duración de la actividad real, y por tanto, las duraciones de las trazas en las que basamos las simulaciones.

Tabla VII-5: *Promedio de interrupciones y notificaciones de incertidumbre durante la actividad con gestión de la incertidumbre*

	Interrupción	Notificación
Grupo base	1.1	1.6
Grupo de expertos	0.5	1.0

Con el sistema original el estudiante recibe un promedio de entre siete a ocho interrupciones durante la realización de la actividad. Con el sistema de gestión de la incertidumbre, estas interrupciones se reducen en promedio a sólo una para cada estudiante durante la misma actividad. Creemos que este valor es aceptable y tiene poco impacto en el funcionamiento del grupo o el estudiante.

Por tanto, nos encontramos con que los resultados obtenidos al utilizar un mecanismo de gestión de la incertidumbre, concretamente el etiquetado y procesado de las estimaciones inciertas, es muy útil para el diseño de aplicaciones sensibles a grupos. Reduce sensiblemente la cantidad de interrupciones en la atención de los usuarios del sistema.

Conclusiones del capítulo

Como conclusión del capítulo, después de todas las simulaciones realizadas, podemos afirmar que la gestión de la incertidumbre en las aplicaciones sensibles a los grupos aporta una mejora significativa en el porcentaje de acierto en la estimación.

En nuestro caso de aplicación concreto, en un entorno docente y en actividades con la técnica del puzle, el sistema permite la identificación de las estimaciones inciertas y probablemente erróneas, el procesamiento de estas estimaciones inciertas y la resolución de la incertidumbre, mejorando sensiblemente la precisión del sistema.

Hemos evaluado la utilidad del sistema en términos de la tasa de interrupciones no deseadas durante la realización de la actividad por parte del sistema de gestión automática de los grupos. Los resultados muestran una importante mejora en el impacto en la atención de los estudiantes por interrupciones debidas a errores en la estimación del grupo.

Estos resultados permiten la construcción de aplicaciones sensibles a los grupos que efectivamente perciban la presencia de los participantes, ayuden a realizar de forma automática el intercambio, la comunicación y la coordinación dentro del grupo a medida que la actividad avanza y los grupos se reorganizan en las diferentes tareas

que forman parte de la actividad cooperativa.

En (Damian *et al.*, 2007; Messeguer *et al.*, 2010c; Messeguer *et al.*, 2010b; Messeguer *et al.*, 2010a) hemos publicado partes de este capítulo, con las contribuciones correspondientes con los resultados y con los experimentos de validación de las diferentes técnicas de gestión de la incertidumbre.

VIII

Otras contribuciones

Este capítulo pretende complementar las contribuciones del tema central de esta tesis, el problema de la estimación de grupos con información contextual en entornos de aprendizaje colaborativo.

Como ya hemos tratado anteriormente, según (Bolchini *et al.*, 2007) nuestro escenario sensible al contexto es del tipo Clase C: “El contexto desde el punto de vista de la actividad del usuario”. El enfoque de este tipo de modelos está en lo que el usuario está haciendo, por lo tanto, el hecho de almacenar un histórico del contexto y la posibilidad de razonamiento sobre éste son puntos importantes. El tiempo y el espacio se consideran relevantes en la medida que proporcionan información sobre la actividad actual del usuario. La definición de contexto es en general centralizada y el usuario es el punto central de este tipo de los modelos. Se suelen utilizar algoritmos autónomos para inferir la actividad que está realizando el usuario a partir de lecturas de los sensores.

En este capítulo, mostramos la posibilidad de generalizar nuestro trabajo a entornos no tan centralizados como el propuesto y generalizarlos respecto a la definición del modelo Clase C. Por tanto, mostramos su aplicación a entornos con aplicaciones

distribuidas y redes ad hoc —sin requisitos de infraestructura—. También mostramos cómo la propia información contextual puede ser utilizada para facilitar la gestión de estos sistemas distribuidos.

Estas contribuciones al no estar directamente relacionadas con el tema central de esta tesis se presentan separadas en este capítulo aparte.

Los puntos que tratamos en este capítulo son los siguientes:

- Estructura de software: pasar de la aplicación CSCL centralizada a otra totalmente distribuida.
- Capa de red: pasar de una red con infraestructura a una red ad hoc sin infraestructura.
- Coordinación entre capas: pasar información de la capa de aplicación —información contextual— a la capa de red y utilizarla para la gestión, por ejemplo, de la topología y el encaminamiento de los mensajes.
- Sobre el escenario de uso: pasar de un escenario de aplicación CSCL a otros escenarios CSCW.

VIII.1. Viabilidad del uso de software distribuido en el aprendizaje colaborativo

Sobre la estructura de las aplicaciones CSCL, nos hemos centrado en dos preguntas: 1) ¿Es posible que el sistema propuesto funcione sobre una estructura distribuida? y 2) ¿qué implicaciones tiene la estructura distribuida en la captación, recolección y procesado de la información contextual?

Hemos tratado estos puntos en la siguiente publicación:

Communication and Coordination Patterns to Support Mobile Collaboration. 2008. *En: Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*. COAUTOR

En este trabajo hemos estudiado los requisitos del diseño de software colaborativo para sistemas distribuidos, móviles y redes ad hoc. Las soluciones tradicionales en CSCW relativas a la comunicación y la coordinación entre los elementos del sistema no son aplicables a los escenarios de colaboración distribuidos y móviles. Por tanto, proponemos nuevas soluciones reutilizables —patrones de software— con el fin de facilitar el desarrollo de aplicaciones colaborativas distribuidas.

En el área CSCW se han diseñado soluciones para facilitar la comunicación y la coordinación en situaciones de comunicación estable (redes cableadas) y los resultados obtenidos son muy interesantes. La colaboración móvil presenta una gran oportunidad. Pero requerimos un nuevo conjunto de soluciones para hacer frente a los

mismos problemas que en las redes cableadas. Estos nuevos escenarios de colaboración inalámbricos y móviles no permiten la utilización de componentes centralizados porque la movilidad de los propios usuarios puede hacer que estos recursos sean inaccesibles. Además, la movilidad de los usuarios y los cambios en la topología de la red, requieren evaluaciones frecuentes de los mejores caminos entre nodos que quieran colaborar y las mejores formas de hacerlo.

Las principales contribuciones de este trabajo son la lista de requisitos de las aplicaciones para este tipo de entornos y un conjunto de patrones de diseño que ayudan a organizar la comunicación y coordinación para su aplicación en escenarios de colaboración móvil. Con ello hemos mostrando la viabilidad del uso de software distribuido en la colaboración móvil.

VIII.2. Viabilidad del uso de una red inalámbrica ad hoc

En la capa de red, nos hemos centrado en resolver dos preguntas: 1) ¿Qué implicaciones y efectos en las aplicaciones CSCL tiene el uso de una red ad hoc? y 2) ¿cómo encajan las prestaciones de las redes ad hoc con los requisitos de las aplicaciones colaborativas sensibles al contexto?

Hemos tratado estos puntos en las siguientes publicaciones:

Communication support for mobile collaborative work: an experimental study. 2011. *En: International Journal of Information Technology and Decision Making*. Accepted for publication. AUTOR PRINCIPAL

Building Real-World Ad hoc Networks to Support Mobile Collaborative Applications: Lessons Learned. 2009. *En: Groupware: design, implementation and use (CRIWG)*. AUTOR PRINCIPAL

En estos artículos, estudiamos las prestaciones de una red ad hoc real y sus posibilidades de uso en aplicaciones colaborativas móviles. En escenarios educativos está apareciendo la necesidad de la colaboración móvil. Las características y prestaciones de la infraestructura de comunicación utilizada por las aplicaciones colaborativas móviles influirán en el tipo de coordinación y colaboración que se pueda llevar a término en situaciones educativas reales. Los desarrolladores de estas aplicaciones suelen ser conscientes de las limitaciones que impone la infraestructura de comunicación en el sistema de colaboración. Por lo tanto, estos trabajos presentan un estudio experimental de las redes inalámbricas ad hoc y su rendimiento en el trabajo colaborativo móvil. Analizamos varias características de las redes ad hoc y determinamos la forma en que influyen en el trabajo colaborativo.

En el área CSCW, el foco en los últimos años se ha centrado en la colaboración estática, sin embargo, las redes inalámbricas y los nuevos dispositivos móviles han hecho que la colaboración móvil sea una posibilidad real. La idea detrás de este nuevo paradigma de CSCW es facilitar la colaboración entre los usuarios móviles. La ubi-

cación física de cada participante puede ser una fuente valiosa de información contextual para las aplicaciones de apoyo a la colaboración, y no debe ser una limitación para la misma. En (Ellis *et al.*, 1991) los autores mostraron que la coordinación y la colaboración dependen de la comunicación. Por lo tanto, si queremos hacer posible la coordinación y la colaboración en varios escenarios de trabajo móvil, entonces tenemos que mejorar la capacidad de comunicación entre los usuarios móviles. Eso significa que los diseñadores de aplicaciones colaborativas móviles deben tener en cuenta las capacidades y limitaciones de la infraestructura de comunicación. En este trabajo presentamos un estudio que muestra cuándo y cómo una red ad hoc puede ser usada para facilitar el trabajo colaborativo móvil, y también cuáles son las limitaciones y consideraciones que deben aplicarse para el diseño de este tipo de aplicaciones. El estudio incluyó varios experimentos realizados en escenarios de trabajo representativos, usando implementaciones reales de redes ad hoc. Mostramos que las aplicaciones colaborativas tienen unos requisitos de red bastante diferentes a las prestaciones que puede ofrecer una red ad hoc.

Las principales contribuciones son las lecciones aprendidas en esta evaluación experimental y las recomendaciones para hacer frente a los problemas intrínsecos a la creación de redes ad hoc y su uso en aplicaciones colaborativas móviles.

VIII.3. Uso de la información de la capa de aplicación para el encaminamiento

Sobre la coordinación entre diferentes capas en aplicaciones CSCL, nos hemos centrado en dos puntos: 1) ¿Cómo pueden colaborar la capa de sesión y aplicación con la capa de encaminamiento? y 2) ¿podemos usar información contextual de la capas de sesión y aplicación como métricas para el encaminamiento?

Hemos tratado estos puntos en las siguientes publicaciones:

A communication infrastructure to ease the development of mobile collaborative applications. 2011. *Journal of Network and Computer Applications*. COAUTOR

HLMP API: A Software Library to Support the Development of Mobile Collaborative Applications. 2010. *En: Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*. COAUTOR

Las redes ad hoc presentan cierto interés para muchos tipos de aplicaciones que no requieren una infraestructura de red fija. Cada participante es un nodo de encaminamiento en la red multi-salto. Por ejemplo, las aplicaciones de colaboración espontánea son de particular interés en escenarios donde muchos usuarios pueden interactuar con otros participantes cercanos (conferencias, campus, estadios, eventos populares, juegos,...). En estos escenarios, es muy importante que cualquier aplicación y middleware de redes ad hoc sea consciente del protocolo de encaminamiento y la topología de la red subyacente. La red social de las interacciones entre los participantes

debe superponerse a la red de comunicaciones. Si el middleware sólo utiliza los protocolos de transporte como una caja negra, se puede incurrir en una falta de eficacia en la comunicación, debido a la naturaleza multi-salto de las propias redes ad hoc.

Este problema es más grave en el caso de las librerías tradicionales de comunicación de grupo. Tales herramientas ofrecen protocolos de fiabilidad en la entrega de mensajes, protocolos de agrupamiento —pertenencia a grupos—, mecanismos de detección de fallos o de control de flujo. Pero no están diseñadas para entornos ad hoc multi-salto, lo que puede degradar considerablemente el rendimiento global de la red. Por tanto, proponemos informar o incluso mover parte de la lógica de encaminamiento a la capa de aplicación, como mostramos en la Figura VIII-1. El objetivo es lograr una integración armoniosa y limpia entre la red social de interacciones y la topología de la red ad hoc subyacente.

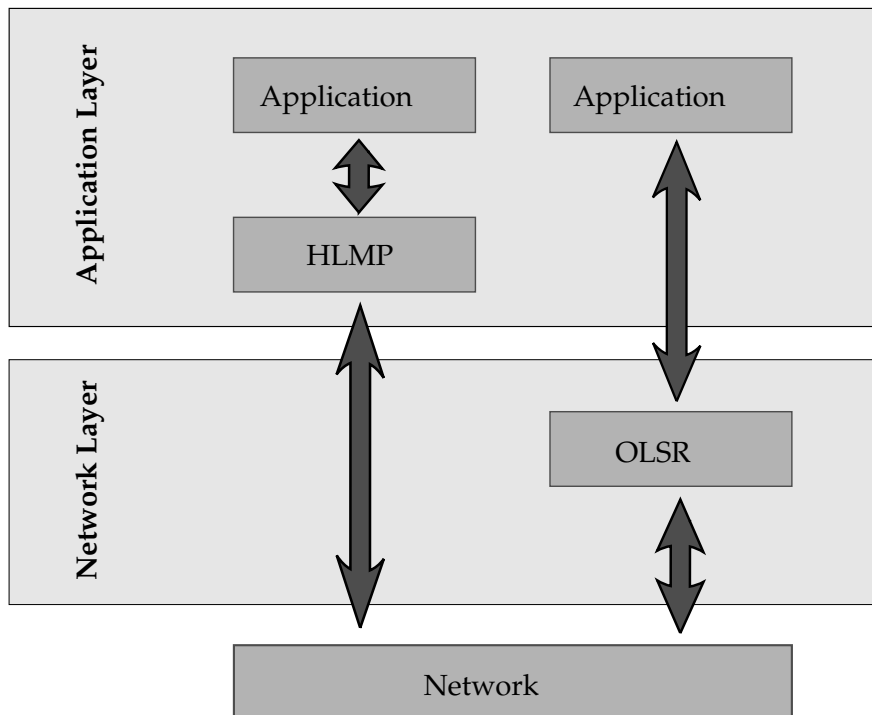


Figura VIII-1: *Enrutamiento en la capa de Red vs capa de Aplicación*

Las principales contribuciones son la creación de un middleware que cumpla con todos estos requisitos y el uso de la información contextual de grupo para encaminar, almacenar y copiar los datos en la capa de aplicación.

VIII.4. Escenario de una arquitectura de información contextual sobre una red ad hoc

Sobre otros posibles escenarios de uso, nos hemos centrado en escenarios de uso de un sistema de información contextual y de gestión de grupos en dominios de aplicación distintos al CSCL. Mostramos la propuesta de un sistema distribuido y para trabajo colaborativo, frente al original que es centralizado y para aprendizaje.

Hemos tratado estos puntos en la siguiente publicación:

Wildfire Monitoring Application using a mixed air-ground mobile ad hoc network. 2010. *IEEE Pervasive Computing*. COAUTOR

El entorno de la extinción y vigilancia de incendios forestales es nuestro nuevo dominio de trabajo. En este artículo nos centramos en las tareas posteriores al incendio. Nuestro objetivo principal es obtener un mapa de información contextual de la superficie quemada para la localización de los posibles puntos de reactivación del fuego. Esta información se proporciona a los coordinadores de las tareas de extinción para ayudarles a tomar las decisiones correctas sobre los movimientos de las brigadas de tierra. En este escenario, cada bombero posee un dispositivo electrónico personal, como parte de su equipo básico. Este dispositivo incluye una pantalla táctil, conectividad Wi-Fi, GPS y sensores de temperatura. También es el encargado de la creación de una red ad hoc entre los diferentes efectivos que forman parte de las tareas de extinción. Por las condiciones del terreno y la vegetación proponemos tres capas de comunicación: aviones no tripulados, los vehículos de transporte y los propios bomberos. Esta red de trabajo colaborativo tiene un doble objetivo, obtener un mapa con la información del estado incendio y mejorar la red de comunicación entre los participantes.

Los diseñadores de aplicaciones ubicuas sensibles al contexto deben tener en cuenta las capacidades y limitaciones de la infraestructura de comunicación. Este artículo presenta un estudio que muestra cuándo y cómo una red ad hoc puede ser usada para un sistema sensible al contexto y también cuáles son las limitaciones y consideraciones que deben aplicarse para el diseño de estas aplicaciones. El problema tratado es que las aplicaciones sensible al contexto tienen unos requisitos de red bastante diferentes a las prestaciones que puede ofrecer una red ad hoc.

La principal contribución es mostrar un posible caso de uso de una aplicación sensible al contexto sobre redes ad hoc en un dominio totalmente diferente al educativo.

IX

Conclusiones y trabajo futuro

Este capítulo es un resumen de nuestras investigaciones y presenta las principales contribuciones de esta tesis. También se discuten los resultados de nuestro trabajo mediante la descripción de las lecciones aprendidas y las diferentes cuestiones que deben ser estudiadas con más detalle. Por último, planteamos las posibles direcciones de futuras investigaciones.

IX.1. Resumen de la Tesis

En los últimos años, los sistemas sensibles al contexto han recibido mucha atención, especialmente con el gran auge de los dispositivos móviles, como por ejemplo, netbooks y smartphones. Como resultado, ha crecido el interés en el uso de estos dispositivos en entornos CSCL. Por consiguiente, aparece un nuevo marco de investigación con un importante número de nuevos sistemas, metodologías y experimentos enfocados en la docencia y el aprendizaje.

El objetivo principal de esta tesis doctoral es proporcionar el soporte computacio-

nal a la detección y gestión de grupos de aprendizaje en entornos CSCL presenciales. Nuestra investigación se ha centrado en proponer un sistema, que a partir de la recogida de información contextual proveniente de sensores, automatiza la gestión de grupos en estos escenarios.

Como resultado, queremos demostrar la viabilidad de un sistema consciente de los grupos. En los experimentos y sus resultados hemos demostrado que un sistema puede proporcionarnos percepción y comprensión del contexto en un entorno CSCL. A partir de esta información, hemos estimado la información contextual de grupo. Con los resultados obtenidos, mostramos que se puede realizar un sistema consciente de los grupos a partir de la comprensión del contexto. En consecuencia, el sistema puede ser usado por aplicaciones reales en entornos CSCL presenciales.

Todos estos resultados nos permiten afirmar la viabilidad de la construcción de aplicaciones conscientes de grupos, que sean capaces de percibir las interacciones entre los participantes, ayudándolos con el intercambio automático de información, la comunicación y los mecanismos de coordinación, a medida que el trabajo avanza y los grupos se reorganizan.

IX.2. Conclusiones

Nuestra tesis es que para proporcionar soporte computacional a la detección y estimación de grupos de trabajo en actividades de aprendizaje presenciales en entornos CSCL son necesarias tres funcionalidades básicas, Figura IX-1: 1) la recolección y el filtrado en tiempo real de los cambios de la información contextual de cada estudiante y recogerlos en el modelo contextual, 2) la transformación de esta información contextual y su histórico a información contextual de grupo por parte de un algoritmo inteligente y 3) la gestión de la calidad de las estimaciones de grupo para minimizar el impacto en la atención de los estudiantes debido a la incertidumbre de estas estimaciones.

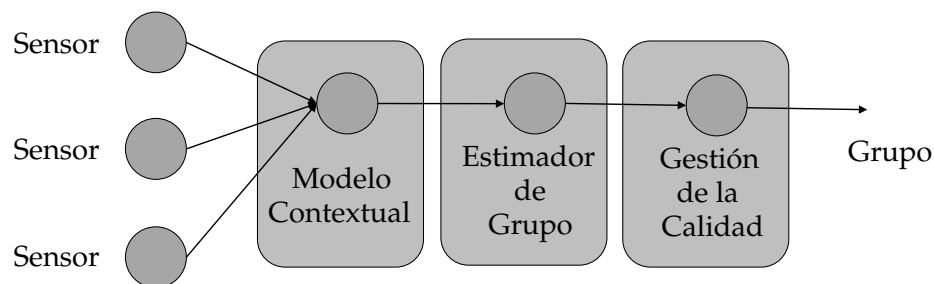


Figura IX-1: Elementos necesarios para la detección y estimación de grupos.

Esta investigación ha dado lugar a cuatro contribuciones principales:

El diseño de un modelo contextual y la selección de las tecnologías apropiadas para un sistema consciente del contexto.

Debido a que existen numerosos modelos para la gestión de la información contextual, nuestro objetivo no era crear uno nuevo, sino identificar la información contextual mínima necesaria para poder afrontar con éxito la consciencia de grupos en aplicaciones CSCL presenciales. Después de realizar los diferentes experimentos exploratorios, podemos afirmar que la información contextual necesaria para estimar grupos se resume en dos:

1. Las posiciones de los participantes (ubicación)
2. La cercanía a objetos, a otros dispositivos y a otras personas (vecindario)

Como consecuencia de la necesidad de percibir estos dos elementos contextuales, hemos hecho un estudio para validar posibles tecnologías que puedan proporcionarnoslos. En los experimentos exploratorios hemos identificado dos conjuntos viables de tecnologías que pueden aportarnos esta información:

1. Wi-Fi PlaceLab, tanto como tecnología de ubicación exacta, como tecnología de percepción del vecindario.
2. Wi-Fi RedPin, como tecnología de ubicación genérica, junto con Bluetooth, como tecnología de percepción del vecindario.

Sistemas inteligentes que a partir del contexto percibido obtienen la información contextual de grupo.

Existen muchos posibles diseños y modelos de sistemas para implementar la consciencia de grupo. Nuestro objetivo era mostrar la viabilidad de su implementación. Después de las correspondientes fases de diseño e implementación de los sistemas, llegamos a la fase experimental. A partir de los resultados experimentales, podemos afirmar que un sistema consciente del grupo es viable. Esta afirmación la basamos en los buenos porcentajes de acierto mostrados por ambos sistemas. Por tanto, ambos conjuntos tecnológicos, tanto el sistema basado en la ubicación exacta y detección de vecinos por zonas de trabajo —Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab— como el sistema basado en la ubicación genérica y detección de vecinos por cercanía entre los propios dispositivos —Wi-Fi RedPin + Bluetooth—, permiten alcanzar nuestro objetivo.

Aunque hay bastantes diferencias entre ambos sistemas, considerando solamente los porcentajes de acierto, el conjunto Wi-Fi RedPin + Bluetooth es algo superior al conjunto Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab. Sin embargo, la principal diferencia, y creemos que la más significativa, es la gran flexibilidad y adaptación a cambios en los espacios, estudiantes o grupos del conjunto Wi-Fi RedPin + Bluetooth frente a la rigidez del conjunto Wi-Fi PlaceLab + Wi-Fi PlaceLab para su uso en un entorno real.

Una evaluación de los sistemas conscientes del grupo y su impacto en las actividades de aprendizaje cooperativo.

Además de las validaciones teóricas y tecnológicas ya comentadas, consideramos que la mejor evaluación para estos sistemas es el impacto que tienen en la actividad cooperativa. Con esta idea realizamos experimentos en un escenario de aprendizaje cooperativo real. Según los resultados de estos experimentos, podemos afirmar que las aplicaciones conscientes del grupo aportan una mejora significativa en el resultado del trabajo en grupo. Por contra y más significativo, hemos observado un importante impacto en la atención de los usuarios, con interrupciones de la actividad por parte de la aplicación, debido a errores en la estimación de grupo.

Diseño y evaluación de un sistema de procesado de la información contextual de grupo para gestionar la información incierta y reducir las interrupciones al usuario.

Una vez validada la viabilidad y el impacto de un sistema consciente de grupos nos planteamos su uso habitual en un escenario real. Para ello, el mayor problema que debemos solventar es el impacto del propio sistema y de las tecnologías en la atención del usuario debido a las interrupciones en su actividad. Por tanto, buscamos minimizar estas interrupciones por parte del sistema. Todo esto, nos lleva a plantearnos la necesidad de mejorar el tratamiento de la información contextual. Por consiguiente, nuestra propuesta es usar un sistema gestor de la incertidumbre basado en el etiquetado y su posterior procesado y resolución. Después de las simulaciones realizadas, podemos afirmar que la gestión de la incertidumbre en las aplicaciones conscientes del grupo aporta una mejora significativa en el porcentaje de acierto en la estimación. Por tanto, permiten introducir el concepto de gestión de la calidad de la información con la identificación de las estimaciones inciertas, y su posterior procesado y corrección. Además, hemos evaluado el sistema de gestión de la incertidumbre en términos de la tasa de interrupciones no deseadas durante la actividad por parte del sistema. Hemos observado una importante mejora en el impacto sobre la atención de los estudiantes.

Otras contribuciones.

También hemos presentado la posibilidad de generalizar nuestro trabajo a entornos no tan centralizados como el propuesto, para aplicarlos en entornos con aplicaciones distribuidas y redes ad hoc —sin requisitos de infraestructura—. También mostramos cómo la información contextual puede ser utilizada para facilitar la propia gestión de estos sistemas distribuidos.

Lecciones aprendidas.

En (Coutaz *et al.*, 2005), los autores afirman que gestionar la información del contexto es difícil. Nosotros queremos remarcarlo. Percibir, pre-procesar, recolectar y usar

la información contextual es un problema de ingeniería importante. En nuestro caso ha sido especialmente útil no realizar un análisis en tiempo real, sino guardar las trazas en todos los elementos del sistema. Estas trazas nos han sido útiles tanto para entender el comportamiento del sistema, como para probar nuevas mejoras y algoritmos en simulaciones. El requisito para la agregación y procesado de las trazas es que tengan correctamente establecidas marcas de tiempo y que dispongan de un sistema para su recolección después de cada experimento.

Por nuestra formación técnica nos ha sido difícil evaluar el impacto que tiene el sistema en los usuarios, pero creemos que es realmente importante esta evaluación. Una evaluación solamente técnica nunca nos hubiera permitido alcanzar los objetivos de este trabajo. Para ello, hemos tenido que basar partes de nuestros experimentos en trabajos realizados por expertos en la evaluación del aprendizaje.

IX.3. Trabajo Futuro

La investigación realizada nos ha llevado a plantear nuevas cuestiones en las que esperamos trabajar. Comentamos a continuación las direcciones de nuestra investigación en un futuro próximo.

El prototipo de aplicación colaborativa desarrollado en esta tesis no está listo para ser llevado a un aula real y usarse de una forma generalizada. Sin embargo, en nuestras aulas cada vez hay más estudiantes con portátiles. Lo mismo está ocurriendo en las aulas de primera y secundaria con las políticas 1x1, un portátil por niño. Las aulas están cambiando y con ello deberían cambiar las metodologías docentes y las herramientas que les dan soporte. Por tanto, consideramos interesante realizar un diseño e implementación de un sistema real. Previo a esta implementación, se debería hacer un trabajo de investigación sobre como realizar la distribución total del sistema: aplicación, red y datos. En esta línea el modelo contextual debería ser enriquecido con información de perfil del estudiante. A partir de esta nueva información junto con la ya probada el sistema debería ofrecer a los estudiantes no sólo la gestión de los grupos sino también las aplicaciones, los datos, los servicios y los documentos que mejor se adaptan al trabajo de ese grupo.

La otra línea de investigación que consideramos interesante es la generalización de los experimentos, resultados y conclusiones. Un primer paso para esta generalización es probarlo en dominios de aplicación donde el trabajo en grupo sea una actividad natural. En esta línea, consideramos como especialmente interesantes: 1) las interacciones entre el personal de hospitales y otros centros sanitarios, y 2) los equipos multidisciplinarios implicados en la extinción y vigilancia de fuegos forestales. No hay que olvidar que en estos grupos podrían integrarse equipamiento, robots y vehículos no tripulados.

References

- ABOWD, GREGORY D. & MYNATT, ELIZABETH D. 2000. Charting past, present, and future research in ubiquitous computing. *ACM transaction computer-human interaction*, 7(March), 29–58.
- ABOWD, GREGORY D.; DEY, ANIND K.; BROWN, PETER J.; DAVIES, NIGEL; SMITH, MARK & STEGGLES, PETE. 1999. Towards a better understanding of context and context-awareness. Pages 304–307 of: *Proceedings of the 1st international symposium on handheld and ubiquitous computing*. HUC'99. Springer-Verlag.
- ABOWD, GREGORY D.; EBLING, MARIA; GELLERSEN, HANS-WERNER; HUNT, GUERNEY & LEI, HUI. 2002. Guest editors' introduction: Context-aware computing. *IEEE pervasive computing*, 1, 22–23.
- ABU, ROSINI B. & FLOWERS, JIM. 1997. The effects of cooperative learning methods on achievement, retention and attitudes of home economics students in north carolina. *Journal of vocational and technical education*, 13(2), 16–22.
- AHA, DAVID W.; KIBLER, DENNIS & ALBERT, MARC K. 1991. Instance-based learning algorithms. *Machine learning*, 6(1), 37–66.
- ALAVI, MARYAM. 1994. Computer-mediated collaborative learning: an empirical evaluation. *MIS quarterly*, 18(June), 159–174.
- ALDUNATE, ROBERTO; GONZALEZ, ROBERTO & NUSSBAUM, MIGUEL. 2002. An agent-based middleware for supporting spontaneous collaboration among co-located, mobile, and not necessarily known people. In: *Workshop on ad-hoc communications and collaboration in ubiquitous computing environments*. CSCW ACM.
- ANTIFAKOS, STAVROS; KERN, NICKY; SCHIELE, BERNT & SCHWANINGER, ADRIAN. 2005. Towards improving trust in context-aware systems by displaying system confidence. Pages 9–14 of: *Human computer interaction with mobile devices & services*. MobileHCI'05. ACM.
- ARONSON, ELLIOT. 1978. *The jigsaw classroom*. Sage Publications.

- BALOIAN, NELSON & ZURITA, GUSTAVO. 2009. MC-Supporter: Flexible mobile computing supporting learning through social interactions. *Journal universal computer science*, **15**(9), 1833–1851.
- BANNON, LIAM J. & SCHMIDT, KJELD. 1989. CSCW: Four characters in search of a context. *Pages 358–372 of: European conference on computer supported cooperative work*. EC-CSCW.
- BAZIRE, MARY & BREZILLON, PATRICK. 2005. Understanding context before using it. *Pages 113–192 of: DEY, ANIND; KOKINOV, BOICHO; LEAKE, DAVID & TURNER, ROY (eds), Modeling and using context*. LNCS, vol. 3554. Springer.
- BECKS, ANDREAS; REICHLING, TIM & WULF, VOLKER. 2003. Supporting collaborative learning by matching human actors. *Page 32a of: Hawaii international conference on system sciences*, vol. 1. IEEE Computer Society.
- BEEHAREE, ASHWEENI & STEED, ANTHONY. 2007. Exploiting real world knowledge in ubiquitous applications. *Personal ubiquitous computing*, **11**(August), 429–437.
- BELLAVISTA, PAOLO & CORRADI, ANTONIO. 2006. *The handbook of mobile middleware*. Auerbach Publications.
- BELLOTTI, VICTORIA & EDWARDS, KEITH. 2001. Intelligibility and accountability: human considerations in context-aware systems. *Human-computer interaction*, **16**(December), 193–212.
- BENFORD, STEVE; CRABTREE, ANDY; FLINTHAM, MARTIN; DROZD, ADAM; ANASTASI, ROB; PAXTON, MARK; TANDAVANITJ, NICK; ADAMS, MATT & ROW-FARR, JU. 2006. Can you see me now? *ACM transactions on computer-human interaction*, **13**(March), 100–133.
- BLUETOOTH SPECIAL INTEREST GROUP (SIG). 2010. *Specification documents*. <https://www.bluetooth.org/spec/>. [Consultado en 2011].
- BOLCHINI, CRISTIANA; CURINO, CARLO A.; QUINTARELLI, ELISA; SCHREIBER, FABIO A. & TANCA, LETIZIA. 2007. A data-oriented survey of context models. *SIGMOD rec.*, **36**(4), 19–26.
- BOLLIGER, PHILIPP. 2008. Redpin - adaptive, zero-configuration indoor localization through user collaboration. *Pages 55–60 of: Mobile entity localization and tracking in GPS-less environments*. ACM.
- BORGES, MARCOS R. S.; BRÉZILLON, PATRICK; PINO, JOSÉ A. & POMEROL, JEAN-CHARLES. 2005. Groupware system design and the context concept. *Pages 45–54 of: Computer supported cooperative work in design, CSCWD*. LNCS, vol. 3168. Springer.
- BRAVO, JOSE; HERVAS, RAMÓN & CHAVIRA, GABRIEL. 2005. Ubiquitous computing in classroom: An approach through identification process. *Journal of universal computer science*, **11**(9), 1494–1504.
- BRUNEO, DARIO; PULIAFITO, ANTONIO & SCARPA, MARCO. 2006. Mobile middleware: Definition and motivations. *Pages 145–167 of: BELLAVISTA, PAOLO & CORRADI, ANTONIO (eds), The handbook of mobile middleware*. Auerbach Publications.
- BU, YINGYI; GU, TAO; TAO, XIANPING; LI, JUN; CHEN, SHAXUN & LU, JIAN. 2006. Managing quality of context in pervasive computing. *Pages 193–200 of: Quality software*. IEEE Computer Society.

- CAPRA, LICIA; EMMERICH, WOLFGANG & MASCOLO, CECILIA. 2003. CARISMA: Context-aware reflective middleware system for mobile applications. *IEEE transactions on software engineering*, **29**, 929–945.
- CARBUNAR, BOGDAN; RAMANATHAN, MURALI KRISHNA; KOYUTÜRK, MEHMET; JAGANNATHAN, SURESH & GRAMA, ANANTH. 2009. Efficient tag detection in RFID systems. *J. parallel distributed computing*, **69**, 180–196.
- CASEY, DESMOND. 2005. u-learning = e-learning + m-learning. *Pages 2864–2871 of: World conference on e-learning in corporate, government, healthcare, and higher education*.
- CHAI, XIAOYONG & YANG, QIANG. 2005. Multiple-goal recognition from low-level signals. *Pages 3–8 of: Conference on artificial intelligence*. AAAI, vol. 1. AAAI Press.
- CHALMERS, MATTHEW; MACCOLL, IAN & BELL, MAREK. 2003. Seamless design: Showing the seams in wearable computing. *Pages 11–16 of: Eurowearable*. IET.
- CHEN, NIAN-SHING; KINSHUK; WEI, CHUN-WANG & YANG, STEPHEN J. H. 2008. Designing a self-contained group area network for ubiquitous learning. *Educational technology & society*, **11**(2), 16–26.
- COLLAZOS, CESAR A.; GUERRERO, LUIS A.; PINO, JOSE A.; OCHOA, SERGIO F. & STAHL, GERRY. 2007. Designing collaborative learning environments using digital games. *Journal of universal computer science*, **13**(7), 1023–1032.
- COLUCCI, SIMONA; NOIA, TOMMASO DI; SCIASCIO, EUGENIO DI; DONINI, FRANCESCO M.; MONGIELLO, MARINA & MOTTOLA, MARCO. 2003. A formal approach to ontology-based semantic match of skills descriptions. *Journal of universal computer science*, **9**(12), 1437–1454.
- COOPER, GREGORY F. & HERSKOVITS, EDWARD. 1992. A bayesian method for the induction of probabilistic networks from data. *Machine learning*, **9**(4), 309–347.
- COUTAZ, JOËLLE; CROWLEY, JAMES L.; DOBSON, SIMON & GARLAN, DAVID. 2005. Context is key. *Communications of the ACM*, **48**(March), 49–53.
- CROOK, CHARLES. 1996. *Computers and the collaborative experience of learning*. Psychology Press.
- DAMIAN, PEDRO; MESSEGUER, ROC; FAVELA, JESÚS & NAVARRO, LEANDRO. 2007. Uncertainty Management in Context-aware Collaborative Learning. *Pages 245–252 of: JOSÉ BRAVO & XAVIER ALAMÁN (eds), Segundo simposio sobre computación ubicua e inteligencia ambiental (UCAmI'07)*. International Thomson Editores Spain, S.A.
- DAMIAN-REYES, PEDRO. 2009. *Administración de incertidumbre en cómputo consciente del contexto*. Ph.D. thesis, Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (CICESE).
- DERNTL, MICHAEL & HUMMEL, KARIN A. 2005. Modeling context-aware e-learning scenarios. *Pages 337–342 of: Pervasive computing and communications workshops, PERCOMW*. IEEE.
- DEY, ANIND; MANKOFF, JENNIFER; ABOWD, GREGORY & CARTER, SCOTT. 2002. Distributed mediation of ambiguous context in aware environments. *Pages 121–130 of: User interface software and technology*. UIST'02. ACM.
- DEY, ANIND K. 2001. Understanding and using context. *Personal ubiquitous comput.*, **5**(January), 4–7.

- DEY, ANIND K. & MANKOFF, JENNIFER. 2005. Designing mediation for context-aware applications. *Transactions on computer-human interaction*, **12**(March), 53–80.
- DILLENBOURG, PIERRE. 1999. *Collaborative learning: Cognitive and computational approaches*. Oxford: Elsevier Science. Chap. What do you mean by collaborative learning, pages 1–16.
- DOCUMENTATION, PENTAHO DATA MINING COMMUNITY. 2011. *Classifiers*. <http://wiki.pentaho.com/display/DATAMINING/Classifiers>. [Consultado en 2011].
- DOURISH, PAUL. 2001. *Where the action is: the foundations of embodied interaction*. MIT Press.
- DOURISH, PAUL. 2004. What we talk about when we talk about context. *Personal ubiquitous comput.*, **8**(February), 19–30.
- DUFLOT, MARIE; KWIATKOWSKA, MARTA; NORMAN, GETHIN & PARKER, DAVI. 2006. A formal analysis of Bluetooth device discovery. *Int. journal on software tools for technology transfer*, **8**(6), 621–632.
- ELLIS, CLARENCE A.; GIBBS, SIMON J. & REIN, GAIL. 1991. Groupware: some issues and experiences. *Communications ACM*, **34**(January), 39–58.
- FELDER, RICHARD M. & BRENT, REBECCA. 1994. Cooperative learning in technical courses: Procedures, pitfalls, and payoffs. *ERIC document reproduction service report ed*, **377038**.
- FERSCHA, ALOIS; HOLZMANN, CLEMENS & OPPL, STEFAN. 2004. Team awareness in personalized learning environments. *Pages 67–72 of: Mobile learning, mlearn*. LSDA.
- FLANAGAN, JOHN C. 1954. The critical incident technique. *Psychological bulletin*, **51**(4), 327–358.
- FOUNDATION, APACHE SOFTWARE. 2011. *Apache mahout machine learning library*. <http://mahout.apache.org/>. [Consultado en 2011].
- FRATTASI, SIMONE & FIGUEIRAS, JOÃO. 2010. *Mobile positioning and tracking: From conventional to cooperative techniques*. Wiley-Blackwell.
- GLASS, ROBERT L. 1999. The realities of software technology payoffs. *Communication ACM*, **42**(February), 74–79.
- GRUDIN, JONATHAN. 1988. Why cscw applications fail: problems in the design and evaluation of organizational interfaces. *Pages 85–93 of: ACM conference on computer-supported cooperative work*. CSCW. ACM.
- GRUDIN, JONATHAN. 1994. Computer-supported cooperative work: History and focus. *Computer*, **27**(5), 19–26.
- GU, TAO; PUNG, HUNG KENG & ZHANG, DA QING. 2004. A bayesian approach for dealing with uncertain contexts. *In: Pervasive computing. austrian computer society*.
- GU, YANYING; LO, A. & NIEMEGERES, I. 2009. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. *Communications surveys tutorials, IEEE*, **11**(1), 13–32.
- GUAN, DONGHAI; YUAN, WEIWEI; GAVRILOV, A.; LEE, SUNGYOUNG; LEE, YOUNGKOO & HAN, SANGMAN. 2006. Using fuzzy decision tree to handle uncertainty in context deduction. *Pages 63–72 of: HUANG, DE-SHUANG; LI, KANG & IRWIN, GEORGE (eds), Computational intelligence (ICIC)*. LNCS, vol. 4114. Springer.
- HALL, MARK; FRANK, EIBE; HOLMES, GEOFFREY; PFAHRINGER, BERNHARD; REUTEMANN, PETER & WITTEN, IAN H. 2009. The WEKA data mining software: an update. *Sigkdd explor. newsl.*, **11**(1), 10–18.

- HENRICKSEN, KAREN; INDULSKA, JADWIGA & RAKOTONIRAINY, ANDRY. 2002. Modeling context information in pervasive computing systems. *Pages 167–180 of: Conference on pervasive computing*. Pervasive. Springer-Verlag.
- HENRICKSEN, KAREN; INDULSKA, JADWIGA; MCFADDEN, TED & BALASUBRAMANIAM, SAsITHARAN. 2005. Middleware for distributed context-aware systems. *Pages 846–863 of: MEERSMAN, ROBERT & TARI, ZAHIR (eds), On the move to meaningful internet systems, coopis, doa, and odbase*. LNCS, vol. 3760. Springer Berlin / Heidelberg.
- HERSKOVIC, VALERIA; PINO, JOSÉ A.; OCHOA, SERGIO F. & ANTUNES, PEDRO. 2007. Evaluation methods for groupware systems. *Pages 328–336 of: Proceedings of the 13th international conference on groupware: design implementation, and use*. CRIWG'07. Springer-Verlag.
- HERSKOVIC, VALERIA; OCHOA, SERGIO F.; PINO, JOSE A. & NEYEM, ANDRES. 2011. The iceberg effect: Behind the user interface of mobile collaborative systems. *Journal of universal computer science*, 17(2), 183–202.
- HIGHTOWER, JEFFREY & BORRIELLO, GAETANO. 2001. Location systems for ubiquitous computing. *Computer*, 34(8), 57–66.
- HIGHTOWER, JEFFREY & BORRIELLO, GAETANO. 2004. Particle filters for location estimation in ubiquitous computing: a case study. *Pages 88–106 of: DAVIES, NIGEL; MYNATT, ELIZABETH D. & SHIO, ITIRO (eds), Ubiquitous computing, ubicomp*. LNCS, vol. 3205. Springer.
- HIGHTOWER, JEFFREY; CONSOLVO, SUNNY; LAMARCA, ANTHONY; SMITH, IAN E. & HUGHES, JEFF. 2005. Learning and recognizing the places we go. *Pages 159–176 of: Ubiquitous computing, ubicomp*. LNCS, vol. 3660. Springer.
- HONG, JASON I.; NG, JENNIFER D.; LEDERER, SCOTT & LANDAY, JAMES A. 2004. Privacy risk models for designing privacy-sensitive ubiquitous computing systems. *Pages 91–100 of: Designing interactive systems: processes, practices, methods, and techniques*. DIS'04. ACM.
- HORVITZ, ERIC & APACIBLE, JOHNSON. 2003. Learning and reasoning about interruption. *Pages 20–27 of: Proceedings of the 5th international conference on multimodal interfaces*. ICMI '03. ACM.
- HWANG, GWO-JEN. 2006 (june). Criteria and strategies of ubiquitous learning. *Pages 72–77 of: Sensor networks, ubiquitous, and trustworthy computing, 2006. IEEE international conference on*, vol. 2.
- HWANG, GWO-JEN; TSAI, CHIN-CHUNG & YANG, STEPHEN J.H. 2008. Criteria, strategies and research issues of context-aware ubiquitous learning. *Educational technology & society*, 11(2), 81–91.
- IEEE STANDARD FOR INFORMATION TECHNOLOGY. 2005. *Telecommunications and Information Exchange Between Systems - Local and Metropolitan Area Networks - Specific Requirements. - Part 15.1: Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for Wireless Personal Area Networks (WPANs)*.
- IMPINJ INC. 2008. *RFID case study: Los angeles marathon*. http://www.impinj.com/Documents/Applications/Case_Studies/LA_Marathon_Event_Timing_Case_Study/. [Consultado en 2011].
- INDULSKA, JADWIGA & SUTTON, PETER. 2003. Location management in pervasive systems. *Pages 143–151 of: Australasian information security workshop*. Australian Computer Society, Inc.

- INSTITUTO NACIONAL DE TECNOLOGÍAS DE LA COMUNICACIÓN . 2010. *Guía sobre seguridad y privacidad de la tecnología RFID*. http://www.inteco.es/Seguridad/Observatorio/guias/guia_RFID. [Consultado en 2011].
- INTEL LABS SEATTLE. 2011. *Research areas*. <http://ils.intel-research.net/research>. [Consultado en 2011].
- ISAACS, ELLEN A.; WHITTAKER, STEVE; FROHLICH, DAVID & O'CONNELL, BRID. 1997. *Video-mediated communication*. Lawrence Erlbaum Assoc Inc. Chap. Informal Communication Reexamined: New Functions for Video in Supporting Opportunistic Encounters, page 459.
- JIE, ZHANG ZHI; MING, YU JIN & LIANG, WEI. 2003. Timing and identifying system of marathon based on RFID. *Journal of donghua university, natural science*, 05.
- JOHANSEN, ROBERT. 1988. *Groupware: Computer support for business teams*. The Free Press.
- JOHN, GEORGE H. & LANGLEY, PAT. 1995. Estimating continuous distributions in bayesian classifiers. *Pages 338–345 of: BESNARD, PHILIPPE & HANKS, STEVE (eds), Uncertainty in artificial intelligence (UAI)*. Morgan Kaufmann.
- JOHNSON, DAVID W.; JOHNSON, ROGER T. & SMITH, KARL A. 1998. *Active learning: Cooperation in the college classroom*. Interaction Book Company.
- JOHNSON, D.W.; JOHNSON, RT & HULUBEC, EJ. 1986. *Circles of learning: Cooperation in the classroom*.
- JOLLIFFE, IAN. 2005. *Principal component analysis*. Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science. John Wiley & Sons, Ltd.
- JUAN, ANGEL A.; DARADOUMIS, THANASIS; FAULIN, JAVIER & XHAFIA, FATOS. 2008. Developing an information system for monitoring student's activity in online collaborative learning. *Pages 270–275 of: International conference on complex, intelligent and software intensive systems*. CISIS'08. IEEE Computer Society.
- KALTZ, J WOLFGANG; ZIEGLER, JÜRGEN & LOHMANN, STEFFEN. 2005. Context-aware Web engineering: Modeling and applications. *Revue d'intelligence artificielle*, 19(3), 439–458.
- KESTER, LIESBETH; VAN ROSMALEN, PETER; SLOEP, PETER; BROUNS, FRANCIS; BROUWERS, MAURICEA & KOPER, ROB. 2006. Matchmaking in learning networks: a system to support knowledge sharing. *In: Workshop on learning networks for lifelong competence development*.
- KONONENKO, IGOR. 1994. Estimating attributes: analysis and extensions of relief. *Pages 171–182 of: European conference on machine learning*. ECML'94. Springer-Verlag.
- KOSCHMANN, TIMOTHY. 1996. *CSCAL: Theory and practice of an emerging paradigm*. Lawrence Erlbaum. Chap. Paradigm shifts and instructional technology: An introduction, pages 1–23.
- KOTZ, DAVID; NEWPORT, CALVIN; GRAY, ROBERT S.; LIU, JASON; YUAN, YOUGU & ELLIOTT, CHIP. 2004. Experimental evaluation of wireless simulation assumptions. *Pages 78–82 of: Modeling, analysis and simulation of wireless and mobile systems (MSWiM)*. ACM.
- KRAUT, ROBERT; FISH, ROBERT; ROOT, ROBERT & CHALFONTE, BARBARA. 1990. Informal communication in organizations: Form, function, and technology. *In: Human reactions to technology. the claremont symposium on applied social psychology*. Sage Publications.

- KUKULSKA-HULME, AGNES & TRAXLER, JOHN (eds). 2005. *Mobile learning: a handbook for educators and trainers*. Open & flexible learning series. Routledge.
- LIN, TSUNG-NAN & LIN, PO-CHIANG. 2005 (june). Performance comparison of indoor positioning techniques based on location fingerprinting in wireless networks. *Pages 1569 – 1574 of: Wireless networks, communications and mobile computing*, vol. 2.
- LIU, HUI; DARABI, H.; BANERJEE, P. & LIU, JING. 2007. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *Systems, man, and cybernetics, IEEE transactions on*, **37**(6), 1067 – 1080.
- LIU, T.C.; WANG, H.Y.; LIANG, J.K.; CHAN, T.W.; KO, H.W. & YANG, J.C. 2003a. Wireless and mobile technologies to enhance teaching and learning. *Journal of computer assisted learning*, **19**(3), 371–382.
- LIU, T.C.; WANG, H.Y.; LIANG, J.K.; CHAN, T.W.; KO, H.W. & YANG, J.C. 2003b. Wireless and mobile technologies to enhance teaching and learning. *Journal of computer assisted learning*, **19**(3), 371–382.
- LYNNE MARKUS, M. & CONNOLLY, TERRY. 1990. Why CSCW applications fail: problems in the adoption of interdependent work tools. *Pages 371–380 of: ACM conference on computer-supported cooperative work*. CSCW. ACM.
- MACHINE LEARNING GROUP, UNIVERSITY OF WAIKATO. 2011. *WEKA (waikato environment for knowledge analysis)*. <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/>. [Consultado en 2011].
- MATSUURA, NORIHIKO; FUJINO, GO; OKADA, KEN-ICHI & MATSUSHITA, YUTAKA. 1993. An approach to encounters and interaction in a virtual environment. *Pages 298–303 of: Conference on computer science*. CSC. ACM.
- MESSEGUER, ROC; DIAZ DE CERIO, LUIS & NAVARRO, LEANDRO. 2004. Experiencia de aprendizaje cooperativo con una herramienta de colaboración síncrona y ordenadores portátiles. *Pages 121–129 of: DOMINGO, JOAN; GIRALDO, BEATRIZ & ARMENGOL, JESÚS (eds), Cuarta Jornada sobre aprendizaje cooperativo*. GIAC. Universitat Politècnica de Catalunya.
- MESSEGUER, ROC; NAVARRO, LEANDRO & REYES, ANGELICA. 2006. Group-awareness for mobile cooperative learning. *Pages 74–81 of: 4th IEEE International Workshop on Wireless and Mobile Technologies in Education (WMTE)*.
- MESSEGUER, ROC; DAMIAN-REYES, PEDRO; FAVELA, JESUS & NAVARRO, LEANDRO. 2008. Context awareness and uncertainty in collocated collaborative systems. *In: Groupware: design, implementation and use (CRIWG)*.
- MESSEGUER, ROC; NAVARRO, LEANDRO; DAMIAN-REYES, PEDRO & FAVELA, JESUS. 2010a. Context awareness for collaborative learning with uncertainty management. *Journal of universal computer science*, **16**(12), 1556–1576.
- MESSEGUER, ROC; MEDINA, ESUNLY; ROYO, DOLORS; NAVARRO, LEANDRO & JUÁREZ, JUAN PABLO. 2010b. Group prediction in collaborative learning. *In: The 6th international conference on intelligent environments*.
- MESSEGUER, ROC; MEDINA, ESUNLY; ROYO, DOLORS; NAVARRO, LEANDRO; DAMIAN-REYES, PEDRO & FAVELA, JESUS. 2010c. Supporting context-aware collaborative learning through automatic group formation. *In: Ubiquitous computing & ambient intelligence (UCAmI2010)*.

- MILLIS, BARBARA J. & COTTELL., PHILIP G. 1998. *Cooperative learning for higher education*. Phoenix: American Council on Education/Oryx Press Series on Higher Education.
- NATIONAL INSTITUTE FOR SCIENCE EDUCATION. 1997. *Doing collaborative learning*. <http://www.wcer.wisc.edu/archive/cl1/CL/doingcl/DCL1.asp>. [Consultado en 2011].
- NUSSBAUM, MIGUEL; ALDUNATE, ROBERTO; SFEID, FARID; OYARCE, SERGIO & GONZALEZ, ROBERTO. 2004. Ubiquitous awareness in an academic environment. *Pages 106–112 of: CRESTANI, FABIO; DUNLOP, MARK & MIZZARO, STEFANO (eds), Mobile and ubiquitous information access*. LNCS, vol. 2954. Springer.
- OAKLEY, BARBARA; FELDER, RICHARD M.; BRENT, REBECCA & ELHAJJ, IMAD. 2004. Turning student groups into effective teams. *Journal of student-centered learning*, 2(1), 8–33.
- OGATA, HIROAKI & YANO, YONEO. 2003. How ubiquitous computing can support language learning. *Pages 1–6 of: Proceedings of KEST*.
- PARK, INSUK; LEE, DONGMAN & HYUN, SOON J. 2005. A dynamic context-conflict management scheme for group-aware ubiquitous computing environments. *Pages 359–364 of: Computer software and applications conference. COMPSAC'05*. IEEE Computer Society.
- PENICHER, VICTOR M.R.; MARIN, ISMAEL; GALLUD, JOSE A.; LOZANO, MARIA D. & TESORIERO, R. 2007. A classification method for CSCW systems. *Pages 237 – 247 of: International workshop on views on designing complex architectures (VODCA)*. Electronic Notes in Theoretical Computer Science, vol. 168, no. 0.
- PETERSON, BRIAN S.; BALDWIN, RUSTY O. & RAINES, RICHARD A. 2004. Inquiry packet interference in bluetooth scatternets. *SIGMOBILE mob. comput. commun. rev.*, 8(2), 66–75.
- PODGORELEC, VILI.; PAVLIČ, LUKA . & HERIČKO, MARJAN. 2006. Using semantic web technologies for project team building. *In: Knowledge management in organizations KMO*.
- PREKOP, PAUL & BURNETT, MARK. 2003. Activities, context and ubiquitous computing. *Computer communications*, 26(11), 1168 – 1176. Ubiquitous Computing.
- RANGANATHAN, ANAND; AL-MUHTADI, JALAL & CAMPBELL, ROY H. 2004. Reasoning about uncertain contexts in pervasive computing environments. *IEEE pervasive computing*, 3, 62–70.
- ROBNIK-SIKONJA, MARKO & KONONENKO, IGOR. 2003. Theoretical and empirical analysis of relief and rrelief. *Machine learning*, 53(1-2), 23–69.
- RÖCKER, CARSTEN & MAGERKURTH, CARSTEN. 2007. Privacy and interruptions in team awareness systems. *Pages 273–283 of: Proceedings of the 4th international conference on universal access in human computer interaction: coping with diversity. UAHCI'07*. Springer-Verlag.
- SAHA, DEBASHIS & MUKHERJEE, AMITAVA. 2003. Pervasive computing: A paradigm for the 21st century. *Computer*, 36(March), 25–31.
- SATYANARAYANAN, MAHADEV. 2001. Pervasive computing: vision and challenges. *Personal communications, IEEE*, 8(4), 10 –17.
- SCHILIT, BILL N.; ADAMS, NORMAN & WANT, ROY. 1994. Context-aware computing applications. *Pages 85–90 of: Mobile computing systems and applications, IEEE workshop on*, vol. 0. IEEE Computer Society.

- SCHMIDT, ALBRECHT. 2002. *Ubiquitous computing - computing in context*. Ph.D. thesis, Lancaster University.
- SCHMIDT, ALBRECHT; BEIGL, MICHAEL & GELLERSEN, HANS-W. 1999. There is more to context than location. *Computers & graphics*, **23**(6), 893 – 901.
- SCHMIDT, ANDREAS. 2005. Potentials and challenges of context-awareness for learning solutions. *Pages 63–68 of: Lernen, wissensentdeckung und adaptivitat, LWA*.
- SCHMIDT, ANDREAS & BRAUN, SIMONE. 2006. Context-aware workplace learning support: Concept, experiences, and remaining challenges. *Pages 518–524 of: NEJDL, WOLFGANG & TOCHTERMANN, KLAUS (eds), Innovative approaches for learning and knowledge sharing. LNCS, vol. 4227. Springer*.
- SHADBOLT, NIGEL. 2003. Ambient intelligence. *IEEE intelligent systems*, **18**(July), 2–3.
- SHEIKH, KAMRAN; WEGDAM, MAARTEN & VAN SINDEREN, MARTEN. 2007. Middleware support for quality of context in pervasive context-aware systems. *Pages 461–466 of: Pervasive computing and communications workshops PerCom Workshops*.
- SLAVIN, ROBERT E. 1991. Synthesis of research of cooperative learning. *Educational leadership*, **48**(5), 71–82.
- SLAVIN, ROBERT E. 1996. Research on cooperative learning and achievement: What we know, what we need to know. *Contemporary educational psychology*, **21**, 43–69.
- STAAB, STEFFEN; WERTHNER, HANNES; RICCI, FRANCESCO; ZIPF, ALEXANDER; GRETZEL, ULRIKE; FESENMAIER, DANIEL R.; PARIS, CÉCILE & KNOBLOCK, CRAIG. 2002. Intelligent systems for tourism. *IEEE intelligent systems*, **17**(November), 53–64.
- STAHL, G.; KOSCHMANN, T. & SUTHERS, D. 2006. *Cambridge handbook of the learning sciences*. Cambridge University Press. Chap. Computer-supported collaborative learning: An historicalperspective., pages 409–426.
- STAHL, ROBERT J. 1994. *The essential elements of cooperative learning in the classroom. eric digest*. <http://www.ericdigests.org/1995-1/elements.htm>.
- STRANG, THOMAS & LINNHOFF-POPIEN, CLAUDIA. 2004. A context modeling survey. *In: Workshop on advanced context modelling, reasoning and management - ubiquitous computing UbiComp*.
- THE AIR TRANSPORT ASSOCIATION (IATA). 2007. *RFID business case for baggage tagging*. <http://www.iata.org/whatwedo/stb/Documents/RFID%20for%20baggage%20business%20case%202%201.pdf>. [Consultado en 2011].
- TOFFLER, ALVIN. 1980. *The third wave*. Bantam Books.
- TOFFLER, ALVIN. 1990. *Powershift: Knowledge, wealth, and violence at the edge of the 21st century*. Bantam Books.
- TRUONG, BINH AN; LEE, YOUNG-KOO & LEE, SUNG-YOUNG. 2005. Modeling and reasoning about uncertainty in context-aware systems. *Pages 102–109 of: E-business engineering, vol. 0. IEEE Computer Society*.
- VALDIVIAA, RICARDO; NUSSBAUM, MIGUEL & OCHOA, SERGIO F. 2009. Modeling a collaborative answer negotiation activity using ims-based learning design. *IEEE transactions on education*, **52**(3), 375–384.

- VAN SINDEREN, M.J.; VAN HALTEREN, A.T.; WEGDAM, M.; MEEUWISSEN, H.B. & EERTINK, E.H. 2006. Supporting context-aware mobile applications: an infrastructure approach. *Communications magazine, IEEE*, **44**(9), 96–104.
- VIVACQUA, ADRIANA; MORENO, MELFRY & DE SOUZA, JANO. 2003. Profiling and matchmaking strategies in support of opportunistic collaboration. *Pages 162–177 of: MEERSMAN, ROBERT; TARI, ZAHIR & SCHMIDT, DOUGLAS (eds), On the move to meaningful internet systems 2003: Coopis, doa, and odbase*. LNCS, vol. 2888. Springer Berlin / Heidelberg.
- WANG, YUAN-KAI. 2004. Context awareness and adaptation in mobile learning. *Page 154 of: Wireless and mobile technologies in education WMTE*. IEEE Computer Society.
- WEISER, MARK. 1991. The computer for the 21st century. *Scientific american*, **265**(3), 66–75.
- WEISER, MARK. 1993. Some computer science issues in ubiquitous computing. *Communications of the ACM*, **36**(July), 75–84.
- WEISER, MARK & BROWN, JOHN SEELY. 1997. *The coming age of calm technology*. Copernicus. Pages 75–85.
- WHITAKER, RANDALL D.; OSTBERG, O. & ESSLER, U. 1989. Communications and the coordination of concerted activity. *Human interface news and report*, **4**, 325–338.
- WITTEN, IAN H.; FRANK, EIBE & HALL, MARK A. 2011. *Data mining: Practical machine learning tools and techniques*. 3 edn. Morgan Kaufmann.
- YANG, S.J.H.; HUANG, A.P.M.; CHEN, RICK; TSENG, SHIAN-SHYONG & SHEN, YEN-SHIH. 2006 (june). Context model and context acquisition for ubiquitous content access in ulearning environments. *Pages 78–83 of: Sensor networks, ubiquitous, and trustworthy computing, 2006. IEEE international conference on*, vol. 2.
- YANG, STEPHEN J.H. 2006. Context aware ubiquitous learning environments for peer-to-peer collaborative learning. *Educational technology & society*, **9**(1), 188–201.
- YANG, TZU-CHI; KUO, FAN-RAY; HWANG, GWO-JEN & CHU, HUI-CHUN. 2008 (june). A computer-assisted approach for designing context-aware ubiquitous learning activities. *Pages 524–530 of: Sensor networks, ubiquitous and trustworthy computing. IEEE international conference on*. SUTC'08.
- YIN, JIE; CHAI, XIAOYONG & YANG, QIANG. 2004. High-level goal recognition in a wireless LAN. *Pages 578–583 of: Conference on artificial intelligence*. AAAI. AAAI Press.
- ZHENG, YANLIN; LI, LUYI; OGATA, HIROAKI & YANO, YONEO. 2005. A three-dimensional context-awareness model: Support learning services providing in e-learning environments. *Pages 579–586 of: LOOI, CHEE-KIT; JONASSEN, DAVID & IKEDA, MITSURU (eds), Computers in education, ICCE*. Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, vol. 133. IOS Press.
- ZURITA, GUSTAVO; ANTUNES, PEDRO; BALOIAN, NELSON & BAYTELMAN, FELIPE. 2007. Mobile sensemaking: Exploring proximity and mobile applications in the classroom. *Journal universal computer science*, **13**(10), 1434–1448.