



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



Departamento de Sistemas Informáticos y Computación
Universitat Politècnica de València

Aprendizaje de preferencias de usuario para la adaptación organizacional

TRABAJO FINAL DE MÁSTER

Máster Universitario en Inteligencia Artificial, Reconocimiento de
Formas e Imagen Digital

Autor: Pablo Pellicer Javier

Director: [Nombre del director/es]

15 de septiembre de 2014

Resumen

La adaptación en organizaciones multiagente es un mecanismo de vital importancia cuando se desea que éstas se comporten de forma reactiva o proactiva ante diferentes variables, de forma similar a la adaptación en organizaciones humanas. Esto ha supuesto la aparición de diferentes acercamientos a la representación e implementación de la adaptación de sistemas, pero estos acercamientos existentes ignoran mayormente la posibilidad de que los resultados finales de la adaptación difieran de los esperados (suceso posible cuando no se conocen todas las variables que podrían afectar a la organización), por lo que no realizan una evaluación de dichos resultados.

Ante esta situación, proponemos la implementación de un mecanismo de aprendizaje (razonamiento basado en casos) en un sistema de adaptación organizacional como método de permitir la evaluación de dichos casos, de forma que, mediante la creación de una base de conocimiento, las adaptaciones realizadas por el sistema mejoren con el paso del tiempo. Para demostrar la viabilidad de esta contribución, hemos diseñado un caso de estudio que permite observar los resultados de un sistema que se apoya en las experiencias de anteriores adaptaciones, y hemos planteado una serie de pruebas destinadas a analizar los efectos de varias ejecuciones en diferentes situaciones.

Palabras clave: sociedades, adaptación, MAS, aprendizaje, CBR

Índice

I	Introducción	3
II	Reorganización en organizaciones multiagente	5
1.	Acercamientos existentes	6
III	Modelos	9
2.	Modelo de reorganización	9
2.1.	Modelo de organización	9
2.2.	Modelo de transición	10
3.	Modelo de aprendizaje	11
3.1.	Razonamiento Basado en Casos	11
IV	Caso de estudio	14
4.	Introducción	14
4.1.	Definición del dominio	15
4.2.	Definición del CBR	17
5.	Resultados	19
V	Conclusiones	27

Parte I

Introducción

Las organizaciones (o sociedades) de agentes proporcionan un modelo para representar la interacción entre agentes realizada para alcanzar objetivos. Esto es gracias a la definición de roles, relaciones y regulaciones que restringen el comportamiento de los agentes. Sin embargo, muchas de las metodologías clásicas de representación de organizaciones de agentes no permiten realizar cambios tras la definición inicial: resultan en organizaciones estáticas [4].

Sin embargo, la adaptabilidad de una organización se vuelve un requisito si se buscan organizaciones capaces de funcionar de forma reactiva o proactiva ante diferentes variables [5], y su importancia en los sistemas de agentes es parecida a la de la adaptación en organizaciones humanas. En una organización de agentes, esta adaptación puede realizarse mediante la modificación de los roles, conocimientos o actividades de los agentes con el objetivo de adecuarlos a nuevas situaciones[6].

Adicionalmente, la adaptación de un sistema organizacional de agentes permite eliminar la necesidad de conocer de antemano todas las posibles condiciones de ejecución, condición que en muchos casos, no es posible cumplir.

Así pues, durante los últimos años han surgido nuevos acercamientos para representar y modelar la adaptación organizacional. Hoy en día, se consensúa que la adaptación en las organizaciones de agentes se puede representar como un proceso cíclico compuesto por diferentes fases [1], si bien la definición exacta de dichas fases puede diferir de un autor a otro. Este ciclo empieza mediante la recolección de información por parte del sistema, que, posteriormente, se analiza para averiguar los cambios necesarios para aumentar la utilidad del sistema, y se plantean las posibles soluciones para obtener dichos cambios. A continuación, se selecciona y se aplica una de estas soluciones, para finalizar el ciclo evaluando este proceso, y comprobando si los resultados obtenidos coinciden con los esperados, antes de volver a la primera fase para empezar una nueva iteración del bucle.

Sin embargo, la fase final del ciclo de adaptación, aquella correspondiente a la comprobación de que los resultados obtenidos son los esperados, es la que menor atención ha recibido en los acercamientos existentes a la adaptación organizacional. Dichos acercamientos asumen que, una vez se ha llevado a cabo, el proceso ha resultado tal y como se esperaba. Aquí es donde entra en juego el presente trabajo, centrado en diseñar un mecanismo de aprendizaje que permita basar futuras decisiones en los resultados obtenidos anteriormente, suponiendo así una forma de evaluar los resultados obtenidos por el sistema de adaptación.

Para ello, presentamos un sistema de aprendizaje que permitirá que la organización sea capaz de aprender las preferencias de sus usuarios, y de adaptarse por sí misma a los cambios que puedan surgir en ellas. Este sistema ha sido implementado como un sistema de Razonamiento Basado en Casos (*Case Based Reasoning*, o CBR) que permite dirigir la adaptación del sistema de forma que se maximice su utilidad. Otras tecnologías de aprendizaje, como las redes neu-

ronales, también habrían podido utilizarse, pero este trabajo no está centrado en hallar los métodos más eficientes.

Para revisar los resultados obtenidos, se ha lanzado el sistema en un conjunto de situaciones diferentes, y hemos estudiado su comportamiento y la satisfacción obtenida, junto con otras posibles particularidades que pueden surgir durante ejecuciones en situaciones más atípicas.

El resto de este documento está organizado de la siguiente forma: En la parte III, presentamos los modelos empleados para representar los elementos más relevantes de nuestro trabajo (es decir, el modelo de reorganización y el modelo de aprendizaje). En la parte IV, se expone y detalla el caso de estudio utilizado para probar las ideas expuestas, y se muestran los resultados de las diferentes pruebas realizadas. Finalmente, en la parte V, analizaremos el resultado del caso de estudio, y las contribuciones realizadas.

Parte II

Reorganización en organizaciones multiagente

Empezaremos esta parte de nuestro trabajo a hacer algunos apuntes acerca del problema de la reorganización en las sociedades de agentes. En general, los autores coinciden [7, 8] en que la reorganización en el contexto de las sociedades de agentes puede ser definida como un proceso cíclico compuesto de diferentes etapas. Si bien la definición de cada una de ellas puede diferir entre autores, a partir de ahora utilizaremos una definición creada para cubrir un amplio rango de aplicaciones gracias a haber sido especificada de una forma más general. Así pues, mediante esta definición unificadora, podemos entender que el ciclo de adaptación se compone de las siguientes cuatro fases:

1. **Monitorización:** Esta fase define los problemas de *cuándo* y *por qué* una organización necesita adaptarse. Esta decisión puede ser tomada de forma reactiva (es decir, en respuesta a un cambio, como puede ser la adición de un rol) o proactiva (en busca de uno, como puede ser la maximización de la utilidad), y esta fase puede implementarse de forma centralizada o distribuida.
2. **Diseño:** Esta fase define *cómo* ha de adaptarse la organización, y propone diversas (o únicamente una) posibles adaptaciones. Existen muchos tipos de adaptación, entre los cuales se encuentran la adaptación conductual (modificación del comportamiento de los agentes), o la adaptación de las propias normas de la organización. De forma similar a lo que ocurre con la fase de monitorización, esta decisión haber sido tomada de forma centralizada, si un único agente o autoridad determina la solución propuesta, o distribuida, si varios agentes han participado en la propuesta.
3. **Selección:** Esta fase define *qué adaptación* de entre todas las posibles ha de implementarse, teniendo en cuenta los costes y beneficios de las diferentes opciones. Como en las anteriores fases, esta decisión puede hacerse de forma centralizada o distribuida, en cuyo caso puede haber sido producto de procesos como la negociación entre agentes.
4. **Evaluación:** Esta fase analiza *cómo de bien* se ha realizado la adaptación. Esto es, proporciona retroalimentación sobre si los resultados obtenidos coinciden con los esperados. Esta evaluación también puede ser centralizada o distribuida, y puede centrarse en tres aspectos del proceso de adaptación:
 - **Propuesta:** En este caso, el objetivo es analizar la reorganización diseñada, dependiendo de los requisitos del problema, para tener en cuenta esta información en futuras reorganizaciones. De esta forma, cuando en el futuro el requisito de reorganización sea similar, se tendrán en cuenta las adaptaciones que se hicieron (y sus resultados).

- **Proceso:** En este caso, el objetivo es analizar la ejecución de la reorganización con el objetivo de mejorar dicho proceso. Por ejemplo, se evaluaría si el coste de realizar una reorganización ha resultado diferente de lo esperado.
- **Estado futuro:** En este caso, el objetivo es analizar el resultado de la reorganización para, en posteriores reorganizaciones, obtener una mejor estimación de los costes y beneficios.

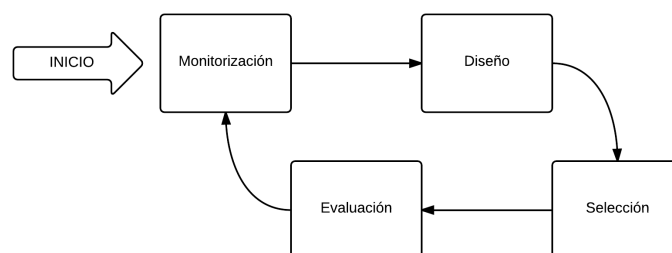


Figura 1: Fases del ciclo de adaptación organizacional.

1. Acercamientos existentes

A continuación, procederemos a revisar varios acercamientos ya existentes al problema de la adaptación organizacional en sociedades de agentes. Para cada uno de estos acercamientos, explicaremos brevemente sus características principales y, sobre todo, de qué manera presentan (si lo hacen) propuestas para llevar a cabo la evaluación de los resultados obtenidos por la reorganización.

OMACS

OMACS (*Organization Model for Adaptive Computational Systems*) [9] se trata de un metamodelo diseñado para definir la adaptación en tiempo de ejecución, con el objetivo de que una organización de agentes sea capaz de cumplir sus objetivos con efectividad. Siguiendo este modelo, cada rol se crea con el objetivo de permitir el cumplimiento de un objetivo (o conjunto de ellos).

Este modelo define una monitorización reactiva, disparada cuando un evento modifica el estado de la organización. Posteriormente, se pasa a una fase de diseño centralizada, que modifica la asignación de roles de los agentes según los eventos ocurridos. Finalmente, la fase de selección determina, mediante funciones, cuán efectivo es un rol a la hora de alcanzar un objetivo específico. De esta forma, se determina la capacidad de un agente de asumir un rol para alcanzar un objetivo, y se obtiene la combinación óptima.

Este modelo, sin embargo, no proporciona métodos que permitan realizar una medición de los resultados de la adaptación realizada, ni se definen los costes

relativos a las adaptaciones, por lo que se trata de un modelo que no presenta soporte evaluación.

2-LAMA

2-LAMA (*two Level Assisted MAS Architecture*) [10, 11] es otro acercamiento al soporte para adaptaciones. Originalmente basado en un acercamiento anterior y posteriormente extendido para adaptarse a un modelo de organización más general. En este modelo, la organización se compone de una estructura social formada de un conjunto de roles, grupos y relaciones entre agentes, y las adaptaciones realizadas en este modelo se centran en mejorar el cumplimiento de los logros, por ejemplo, modificando normas.

La monitorización en el modelo 2-LAMA puede ser tanto reactiva ante eventos que afecten a la organización (como la llegada de un nuevo agente) como proactiva si se cree posible mejorar el cumplimiento de algún objetivo organizacional, y se realiza de forma distribuida entre agentes ayudantes. Las posibles adaptaciones se realizan también de forma distribuida, pues cada ayudante propone una solución para función relativa a cada componente. La selección de la adaptación escogida se realiza también de forma distribuida, mediante votos realizados por los ayudantes. Cabe destacar que el mejor cumplimiento de los objetivos toma la prioridad absoluta, sin importar los costes asociados a la reorganización.

En lo que se refiere a la evaluación de los resultados obtenidos por la reorganización, el modelo 2-LAMA tampoco permite determinar el grado de éxito del proceso. Sin embargo, los ayudantes presentan un sistema de aprendizaje mediante CBR que propone soluciones de adaptación basadas en experiencias pasadas.

Moise

El modelo Moise [7] de acercamiento a la adaptación organizacional está destinado a permitir la adaptación de una organización de agentes a su entorno y ayudarla a cumplir sus objetivos eficientemente. Se define una organización compuesta por agentes, roles, misiones y la dimensión deóntica. Cada rol representa un conjunto de restricciones que los agentes seguirán al tomar dicho rol, y la dimensión deóntica especifica los permisos y obligaciones de un rol en una misión. Para llevar a cabo el proceso de adaptación, se definen roles específicos. Cabe destacar que es un agente quien toma el rol de administrador de la organización, y tiene a su disposición toda la información acerca del estado de la organización, a la vez que puede cambiarlo. Se define también un rol de historiador, encargado de almacenar toda la historia de la organización, que puede ser útil en las fases de monitorización y diseño.

La monitorización se realiza de forma proactiva y distribuida, con los agentes monitores como encargados. El diseño de las posibles adaptaciones, por su parte, tiene en cuenta un amplio rango de posibles cambios, y son los agentes expertos en adaptación los que, de forma distribuida (si son más de uno), los proponen. Por su parte, selección de la adaptación que se llevará a cabo la rea-

liza el administrador de la organización, pero es posible lanzar un sistema de votación entre expertos para determinar el curso de acción, lo que resultaría en una selección distribuida.

Si bien no se define explícitamente una fase de evaluación, el historial mantenido por el agente historiador puede ser utilizado por el administrador para futuras adaptaciones, pese a que no es posible estimar el éxito de futuros procesos adaptativos. Esta característica, junto a la división de responsabilidades que conllevan los roles de este modelo, proporcionan gran flexibilidad a este acercamiento.

Conclusiones

Como hemos visto, ninguno de los acercamientos aquí revisados (ni los que no se han comentado) presenta un soporte adecuado para implementar la fase de evaluación. Si bien acercamientos como el Moise o el 2-LAMA permiten utilizar información relativa a experiencias pasadas, ninguno de los enfoques estudiados tiene en cuenta si los efectos de la adaptación han sido los esperados o no.

Es por eso que nuestra propuesta se centra en ofrecer un modelo que permita realizar la evaluación de la adaptación realizada con el fin de mejorar futuras estimaciones. No solo se tendrán en cuenta las anteriores actuaciones a la hora de diseñar y escoger las futuras adaptaciones, sino que también se contemplarán los resultados obtenidos con ellas.

Parte III

Modelos

En esta parte del trabajo, procederemos a exponer los modelos utilizados para representar los diversos aspectos del problema de la adaptación organizacional.

Por una parte, detallaremos el modelo de reorganización, que permite representar la organización en sí, y las transiciones que se le aplican para realizar su adaptación. Por otra parte, introduciremos el modelo de razonamiento basado en casos escogido para implementar el aprendizaje como método de evaluación de las adaptaciones realizadas.

2. Modelo de reorganización

La necesidad de emplear un modelo de reorganización surge al desear representar, o implementar, las fases del ciclo de adaptación mencionado en la parte II. Dicho modelo permitirá la representación de la organización de agentes, así como de las transiciones que permiten su adaptación. Por tanto, hemos escogido utilizar una adaptación del modelo de reorganización propuesto en [2]. En los siguientes apartados detallaremos la especificación del modelo, detallando primero el modelado de la organización para luego revisar cómo se representan las transiciones.

2.1. Modelo de organización

El modelo de organización empleado permite la representación de sociedades dinámicas, pues es capaz de considerar cambios en suficientes dimensiones, y proporciona un método de medición de las consecuencias de las adaptaciones realizadas. A continuación, definimos formalmente dicho modelo:

Una *organización adaptativa* se define en un instante específico t como una tupla $O^t = \langle A^t, R^t, S^t, T^t, E^t, I^t, G^t, \gamma \rangle$, donde:

- A^t representa la población de agentes de la organización en el instante t .
- R^t representa el conjunto de roles contenidos en la organización en el instante t .
- S^t representa el conjunto de estados en los que pueden operar los agentes en el instante t .
- T^t representa las relaciones entre estos elementos en un instante t , y se define como $T^t = \{o^t, p^t, q^t\}$, donde
 - $o^t = \{(a, s) \in A^t \times S^t\}$ representa las relaciones entre agentes y estados, donde (a, s) indica que el agente a opera en el estado s en el instante t .

- $p^t = \{(a, r) \in A^t \times R^t\}$ representa las relaciones entre agentes y roles, donde (a, r) indica que el agente a está desempeñando el rol r en el instante t .
- $q^t = \{(a, a') \in A^t \times A^t\}$ representa las relaciones entre dos agentes, donde (a, a') representa que los agentes a y a' están conectados por una relación de conocidos en el instante t . Estas relaciones definen la topología estructural de la organización.
- E^t representa el conjunto de parámetros del entorno, que defines propiedades externas a la organización, pero observables por ella:
 $E^t = \langle e_1, e_2, \dots, e_n \rangle$.
- I^t representa el conjunto de parámetros internos de la organización. Por tanto, cada agente $a \in A^t$ puede medir estos parámetros como $I_a^t = \langle i_{a_1}, i_{a_2}, \dots, i_{a_m} \rangle$, donde cada i_{a_1} es un valor observable por el agente.
- G^t representa el conjunto de objetivos de la organización en el instante t , teniendo ésta como principal cometido alcanzarlos. Se definen como un conjunto de restricciones $\{g_1, g_2 \dots g_k\}$ que deben cumplirse. Estos objetivos se definen de la forma $g_x = \langle \delta(P), \triangleleft, v \rangle$, donde la función $\delta(P) \rightarrow \mathbb{R}$ se aplica sobre un conjunto de parámetros internos y externos para obtener un valor real. \triangleleft indica el tipo de restricción (es decir, la relación que debe haber entre $\delta(P)$ y v), mientras que v se trata de un valor de referencia.

Además, se define la función de utilidad $\gamma(\delta(P)_{g \in G^t}) \rightarrow \mathbb{R}$ como la función que, aplicada sobre las funciones asociadas a las restricciones de los objetivos, muestra la utilidad de la organización.

2.2. Modelo de transición

El concepto de *transición organizacional* [2] define cada cambio individual aplicable a un elemento de la organización. Por su parte, un *evento* (ε), define cada uno de los cambios individuales que se pueden aplicar a un elemento de la organización como parte de una transición organizacional. Así pues, dadas dos organizaciones, O^t y $O^{t'}$, se define $\tau = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n\}$ como el *conjunto de eventos* que, una vez aplicados a O^t , causan su transición a $O^{t'}$. Estas transiciones, sin embargo, suponen un coste (o impacto), representado como una función que considerará los costes asociados a aplicar los eventos que conforman la transformación.

Si Θ representa el conjunto de todas las posibles organizaciones alcanzables mediante diferentes conjuntos de eventos a la organización actual, O^t , el reto de la transición organizacional es hallar la organización específica $\widehat{O}^{t'}$ con una mayor utilidad asociada:

$$\widehat{O}^{t'} = \operatorname{argmax}_{O \in \Theta} (\gamma)$$

3. Modelo de aprendizaje

En esta sección, presentamos el modelo de aprendizaje utilizado para la implementación de la fase de evaluación del ciclo de adaptación. Esta implementación se realiza mediante la incorporación de un sistema de razonamiento basado en casos al sistema de reorganización.

Nuestro objetivo es incorporar mecanismos que permitan evaluar los resultados de las adaptaciones realizadas, para lo cual hemos escogido la utilización de un mecanismo de aprendizaje mediante razonamiento basado en casos. El funcionamiento de un sistema CBR también posee naturaleza cíclica, compuesta por cuatro fases, que serán detalladas en la siguiente sección: recuperación, reutilización, revisión y retención. Dada la naturaleza del CBR, incorporar este mecanismo al ciclo de adaptación no afecta únicamente a la fase de evaluación, sino que integraremos el CBR en el ciclo. Pese a que la correspondencia entre las fases puede no ser exacta, es posible representarla de forma simplificada con el esquema mostrado a continuación:

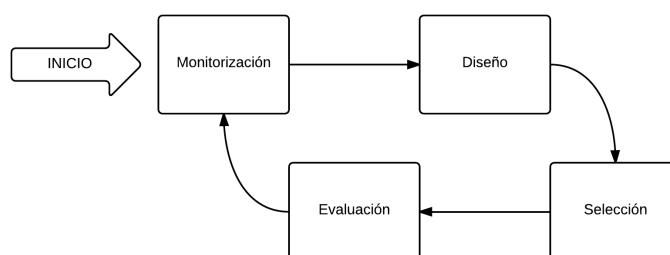


Figura 2: Esquema aproximado de correspondencia entre el ciclo de adaptación y el de CBR.

3.1. Razonamiento Basado en Casos

El razonamiento basado en casos [3] (CBR, del inglés *case based reasoning*) se trata de una técnica de resolución de problemas que utiliza la información de experiencias pasadas para hallar una solución, lo que lo convierte en un mecanismo de aprendizaje utilizable por sistemas como las organizaciones multiagente.

La base de los sistemas de razonamiento basado en casos no es otra que los propios casos, recogidos en una base de casos que es consultada para obtener información que ayude a solucionar nuevos problemas similares. Así pues, en un sistema CBR adaptado al dominio de las organizaciones multiagente, y dada una organización O^t que, mediante mecanismos de adaptación, ha transicionado a $O^{t'}$ mediante la aplicación de un conjunto de eventos τ , definiremos un caso como una tupla $\langle O^t, \tau, \Delta\gamma' \rangle$, donde:

- O^t representa la organización en su estado previo a la transición a $O^{t'}$.
- τ representa el conjunto de eventos que han causado la transición de O^t a

$O^{t'}$ mediante su aplicación sobre la organización original.

- $\Delta\gamma'$ representa el incremento de utilidad que conlleva la transición de O^t a $O^{t'}$ mediante la aplicación de todos los eventos que componen τ .

Gracias a que O^t , al representar la organización antes de la transición, contiene información sobre la satisfacción del sistema antes de la transición, se puede combinar este valor junto con $\Delta\gamma'$ para calcular la satisfacción obtenida tras la transición.

El funcionamiento de un sistema CBR sigue un patrón cíclico, en el que cada iteración se compone de cuatro fases diferenciadas:

1. **Recuperación:** Esta fase hace referencia a la búsqueda y obtención de casos similares al problema actual en una base de casos, utilizando para ello la función de similitud entre los casos almacenados y el caso actual.
2. **Reutilización:** Se adaptan los casos recuperados al problema actual. A partir de los casos recuperados, se genera una nueva propuesta de solución.
3. **Revisión:** La solución propuesta por la anterior fase del ciclo se comprueba, generalmente tras probar sus efectos mediante un experimento o simulación. Así pues, si los resultados no son satisfactorios, se modifica la solución propuesta.
4. **Retención:** Tras la aplicación de la solución propuesta, se crea un nuevo caso para ser almacenado en la base de casos del CBR, de forma que incluya la situación original, la actuación y el resultado. De esta forma, la experiencia que posee el sistema de aprendizaje aumenta.

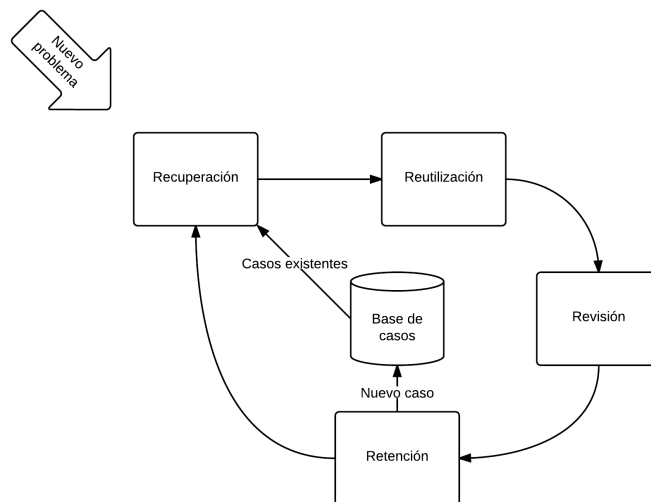


Figura 3: Fases del ciclo de un sistema de razonamiento basado en casos.

La función de similitud utilizada para guiar la recuperación de pasos se puede definir como una función de distancia que permite comparar en qué medida se parece un caso de la base de casos C_i y un nuevo caso C_j , y se representa de la siguiente manera:

$$sim(E^i, E^j) \times x_1 + sim(I^i, I^j) \times x_2$$

Donde $x_1 + x_2 = 1$, y la similitud entre cada par de elementos se puede calcular de diferentes formas, pero generalmente se hace como la distancia media de sus componentes:

$$sim(A^i, A^j) = \sqrt{(a_1^i, a_1^j)^2 + (a_2^i, a_2^j)^2 + \dots + (a_n^i, a_n^j)^2} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (a_k^i - a_k^j)^2}$$

Parte IV

Caso de estudio

4. Introducción

A continuación, procederemos a revisar el caso de estudio utilizado para analizar los efectos del aprendizaje para la reorganización de un sistema multiagente. Posteriormente, se mostrarán los resultados de algunas de las pruebas realizadas para comprobar dichos efectos.

Este problema está centrado en una organización humana, como podría ser un edificio de oficinas, en la que se dispone de una serie de despachos, cada uno con su sistema de aire acondicionado. En cada uno de estos despachos existe un agente inteligente responsable del control de su sistema de aire acondicionado, representado como $\mathcal{A} = \{a_1 \dots a_n\}$, y cuyo objetivo es maximizar la satisfacción del usuario (o usuarios) de la oficina, lo que conlleva configurar correctamente el aire acondicionado de forma que se obtenga (y mantenga) la temperatura ideal para ese despacho. Existe, sin embargo, la particularidad de que, bajo inacción del sistema de aire acondicionado de un despacho, la temperatura de dicho despacho comenzará a restablecerse, de forma que volverá poco a poco a la temperatura ambiente. Para simplificar el problema, hemos definido este restablecimiento de forma que su ritmo sea constante.

De acuerdo con el ciclo de adaptación expuesto en la parte II, la aplicación de cada una de las fases de este ciclo podría definirse, para este problema, de la siguiente forma:

1. **Monitorización:** Si el sistema detecta, de forma centralizada, que la satisfacción no es máxima, se determina necesaria la adaptación de la organización. En el caso de que la satisfacción antes fuera máxima y haya dejado de serlo, la situación se tratará como un nuevo problema, por lo que los casos de la base de casos relativos al despacho correspondiente se purgarán: ya que las preferencias han cambiado, la información relativa a las anteriores preferencias ya no es útil para la mejora del sistema. Se puede considerar una adaptación *proactiva* y *centralizada*.
2. **Diseño:** Mediante el sistema de razonamiento basado en casos, se obtiene cada una de las posibles adaptaciones que podrían servir para aumentar la utilidad del sistema, junto con una estimación de sus resultados. Al igual que la fase de monitorización, se ha definido de forma *centralizada*.
3. **Selección:** Mediante el lanzamiento de un algoritmo de reasignación, se escoge la transición que, en principio, conllevaría una mayor utilidad del sistema. Como en anteriores fases del ciclo, se trata de un proceso *centralizado*.
4. **Evaluación:** Una vez se ha realizado la transición y ha transcurrido una unidad de tiempo, se observan los resultados obtenidos, y, mediante el CBR, se almacena esta información en la base de casos. De esta forma,

el conocimiento del sistema aumenta, lo que mejora la calidad de futuras adaptaciones. En este caso, se centra en evaluar la *propuesta* y el *estado futuro*, y se realiza de forma *distribuida*.

El objetivo, así pues, es obtener la máxima satisfacción global posible mediante la configuración correcta de cada uno de los sistemas de aire acondicionado de cada oficina. Sin embargo, pese a que según la descripción dada este problema resultaría sencillo de resolver, ha de indicarse que no se dispone de todos los valores necesarios para asegurar que los efectos de las adaptaciones sean los esperados. En concreto, no se dispone la temperatura ideal de cada despacho, sino que sólo se tiene una medida de su satisfacción. Debido a esto, el sistema puede mostrar, tras cada etapa del ciclo de adaptación, resultados diferentes a los esperados, y por esa razón resulta conveniente la incorporación de un mecanismo que permita la evaluación de las acciones tomadas. Este mecanismo se ha implementado en forma de un sistema de razonamiento basado en casos que almacenará los resultados obtenidos, de forma que éstos se tendrán en cuenta en futuras iteraciones y así, se facilitará la toma de actuaciones que hayan resultado positivas para la utilidad del sistema a la vez que se desincentivará la de aquellas que hayan sido negativas.

A continuación detallaremos cómo se instancian los modelos expuestos en la parte III para el problema propuesto.

4.1. Definición del dominio

Para este problema, solo necesitaremos utilizar parte de los elementos del modelo de reorganización utilizado como base. Concretamente, trataremos los agentes, los estados, y las relaciones entre ellos, siendo los estados equivalentes a los diversos posibles estados de funcionamiento del aire acondicionado. Así mismo, disponemos tanto de parámetros externos como internos a los agentes.

Los parámetros internos para un agente x en el instante t son $I_x^t = \langle actual_x^t, AC_modo_x^t, AC_potencia_x^t, satisfacci\acute{o}n_x^t \rangle$, donde:

- $ideal_x^t$ representa la temperatura ideal del despacho x en el instante t . Se trata de un parámetro no observable por el sistema de adaptación
- $actual_x^t$ representa la temperatura actual del despacho x en el instante t .
- $AC_modo_x^t$ representa el modo en el que está configurado el aire acondicionado del despacho x , que puede ser “frío” o “calor”, en el instante t .
- $AC_potencia_x^t$ representa, mediante un valor numérico, la potencia del aire acondicionado del despacho x en el instante t , a la vez que se dispone de información acerca del coste energético de dicha potencia, y el cambio (absoluto) de temperatura que supondría mantener esta potencia durante una unidad de tiempo.
- $satisfacci\acute{o}n_x^t$ representa la satisfacción del despacho x con la temperatura actual, en función de ella y de su temperatura ideal, en el instante t .

Ya que no se dispone del valor de la temperatura ideal de cada despacho, se hace necesario trabajar con el de su satisfacción, que indica en qué medida difieren la temperatura actual y la ideal de un despacho. Esta satisfacción es obtenida por una parte del sistema que sí conoce el valor de la temperatura ideal, utilizando la siguiente función:

$$satisfacción_x^t(d) = \begin{cases} \frac{15-d}{15} & d \leq 10 \\ \frac{5-\frac{d-10}{2.5}}{15} & 10 < d \leq 20 \\ \max(0, 1 - \frac{d-20}{10}) & x > 20 \end{cases}$$

Donde $d = |actual_x^t - ideal_x^t|$. Esta función de satisfacción se trata de un acercamiento sencillo a un problema complejo, que, en este caso, es suficiente para nuestros experimentos.

A su vez, el conjunto de parámetros externos consiste en $E^t = \langle ambiente^t, capacidadEnergia^t \rangle$, donde:

- $ambiente^t$ representa la temperatura que hay en el exterior de los despachos en el instante t .
- $capacidadEnergia^t$ representa la máxima cantidad de energía disponible en la organización en el instante t .

En lo que a los objetivos se refiere, podemos definir $g_1 = \langle \delta(P), <, capacidadEnergia \rangle$, donde $\delta(P)$ es la función que calcula el gasto energético total a partir de todos y cada uno de los gastos energéticos de cada agente. Este objetivo señala la restricción de que no se puede utilizar más energía de disponible por la organización.

Habiendo expuesto las funciones asociadas a las restricciones, es posible definir la función de utilidad. Una vez se ha obtenido la media de las satisfacciones de los agentes \bar{s}^t junto a la energía total que está siendo utilizada en este momento e^t , dicho valor se define mediante la función:

$$utilidad^t = \bar{s}^t + 0,2\left(\frac{2\bar{s}^t}{\bar{s}^t * e^t}\right)$$

De esta forma, la utilidad de la organización es muy similar a la media de la satisfacción de los usuarios, pero se ve bonificada ligeramente si se consume poca energía, lo suficiente como para distinguir qué organización es más útil entre dos que presenten la misma satisfacción de sus agentes.

Finalmente, cabe mencionar que los eventos transicionales contemplados en este caso de estudio consistirán en la reasignación de estados de agentes, existiendo también la posibilidad de modificar la población de agentes.

4.2. Definición del CBR

Como hemos comentado con anterioridad, el objetivo de este sistema de razonamiento basado en casos es permitir la evaluación de los efectos de las adaptaciones realizadas en un sistema donde, al no conocer todos los datos necesarios, es posible que no sean los deseados. En este apartado, revisaremos cómo se ha definido el sistema de reconocimiento basado en casos implementado.

La base del sistema de CBR, es decir, el caso, ha sido definido acordemente con la especificación vista en la sección 3. De esta forma, y teniendo en cuenta que cada caso concierne a un agente, la tupla $\langle O^t, \tau, \Delta\gamma' \rangle$ se instancia de esta forma:

- O^t representa la organización en el instante t . Esto significa que contiene toda la información de los parámetros externos e internos explicada en el anterior apartado, junto con el identificador del agente al que concierne el caso. Los parámetros internos representados aquí serán, pues, los correspondientes al agente actual.
- τ representa los eventos relevantes a este agente que han causado la transición. En este caso, esta información se puede simplificar como una tupla $\langle AC_modo_x^{t+1}, AC_potencia_x^{t+1} \rangle$, es decir, el estado de aire acondicionado que se obtiene tras la transición.
- $\Delta\gamma'$ representa el incremento de satisfacción obtenido tras la transición. Tomando este valor junto con la satisfacción indicada por O^t , es posible conocer la satisfacción resultante.

Una vez revisada la implementación de los casos, procedemos a la descripción de cómo se han implementado las diversas fases del ciclo de CBR.

En cada iteración, se rellena una matriz de costes destinada a su paso a un algoritmo de reasignación de estados. Esta matriz contiene información sobre el coste estimado de que, durante una unidad de tiempo, se mantengan diferentes configuraciones de aire acondicionado para cada despacho (o lo que es lo mismo, de realizar la transición correspondiente de cada agente a cada estado). Posteriormente, este algoritmo de reasignación escogerá la combinación de estados que menor coste suponga, lo que dará paso a la transición correspondiente.

Para proceder al relleno de la matriz, cada casilla (correspondiente a cada posibilidad) se trata como un problema diferente, lo que significa que, para cada una de ellas, se recupera un conjunto diferente de casos. Para cada fila (cada despacho), los resultados de cada estado se obtienen por separado, por lo que solo se tendrán en cuenta los casos en los que se actuó bajo dicho estado.

A continuación se detallan las fases del CBR, tal y como han sido diseñadas para este caso de prueba:

Recuperación

El primer paso consiste en la obtención de casos correspondientes a cada una de las oficinas. Si se encuentra un caso idéntico a la situación actual, dicho caso

será suficiente, y su resultado será utilizado como estimación de las consecuencias de trabajar bajo el estado correspondiente.

Si no, el rango de búsqueda se amplía gradualmente, permitiendo obtener casos en los que la temperatura actual era más diferente (hasta un límite), y esta búsqueda se detiene al encontrar uno o más casos válidos. Entonces, se obtiene la media de la satisfacción, así como la media del incremento de la satisfacción. Si se ha encontrado una cantidad de casos válidos mayor que cierto número, solamente se tendrán en cuenta los casos con mayor similitud con el caso actual (definiendo la función de similitud como una función relativa a las diferencias entre las temperaturas exteriores y las actuales).

Si se ha encontrado más de cierta cantidad de casos adecuados, se hará una criba, escogiendo aquellos que presenten mayor similitud. Para ello, es necesario definir una función de similitud. Esta función permite calcular la similitud entre el problema actual A y un caso C de la base de casos, y suponiendo que dichos casos hayan superado la criba que supone comprobar que coinciden tanto el despacho como la acción tomada. En este caso, únicamente tiene en cuenta los parámetros internos, y se definiría de la siguiente forma:

$$simil(A, C) = \sqrt{(satisf_A - satisf_C)^2 + (actual_A - actual_C)^2}$$

Reutilización

Una vez se han obtenido los valores estimados, se aplican directamente aquellos obtenidos al encontrar casos relativos al mismo despacho. Sin embargo, esto deja vacíos los casos en los que no se ha encontrado ningún caso. En esas situaciones, los valores desconocidos se infieren de la siguiente manera:

1. Para los valores no encontrados dentro de una modalidad (frío/calor), se infiere la satisfacción a partir del resto de valores pertenecientes a la misma modalidad. Por ejemplo, si se ha obtenido una estimación sobre lo que ocurriría al aplicar “frío, potencia 2”, se inferirá que los efectos de aplicar “frío, potencia 1” serán similares, pero con un cambio (incremento o decremento) menor en la satisfacción.
2. Los valores que quedan sin definir serán *espejados* a partir de sus opuestos. Por ejemplo, se infiere que aplicar “calor, potencia 2” tendrá efectos similares (pero en sentido contrario) sobre la satisfacción a los obtenidos al aplicar “frío, potencia 2”.

Revisión

Nuestro sistema no es capaz de simular de forma reversible qué ocurriría al aplicar una acción, por lo que no permite una implementación “al uso” de la fase de revisión. Sin embargo, ya que se dispone de datos relativos al cambio en la satisfacción que estimamos que puede ocurrir, es posible utilizarlos para revisar los datos obtenidos en las anteriores fases del ciclo.

Así pues, si para una acción dada y tras obtener los datos estimados a partir de los casos del CBR, se observa que se prevé una disminución de la satisfacción, el sistema descartará esta acción, independientemente de la satisfacción que se obtendría (puesto que sería menor que la actual), determinando que no nos interesa tomarla. Los casos que presenten consecuencias negativas no se borrarán, puesto que servirán para mantener la información de que la acción asociada a ellos tiene consecuencias negativas. Tras este paso, la matriz de costes está ya lista para su paso al algoritmo de reasignación. Para tener en cuenta la limitación de capacidad energética de la organización, solo se tendrán en cuenta las combinaciones que, sumando los costes energéticos de cada agente, no superen dicha capacidad.

Retención

Tras aplicar la configuración obtenida por el algoritmo de reasignación (a partir de los datos estimados mediante las fases previas del ciclo CBR) y haber transcurrido una unidad de tiempo, se obtiene la satisfacción de cada despacho, y el incremento que ésta ha tenido con respecto a la anterior iteración. Con estos valores, se finaliza el nuevo caso, que pasa a ser introducido en la base de casos. Aquí cabe la posibilidad de que ocurran dos cosas:

- El caso ya se encontraba en la base de casos, pero con diferente resultado: Se sobrescribe el caso, pues predomina el más reciente.
- El caso ya se encontraba en la base de casos, con el mismo resultado: No se hace nada, puesto que es redundante tener dos casos idénticos.

Una vez los nuevos casos han sido añadidos a la base de casos, el sistema está preparado para su siguiente iteración, por lo que el ciclo de CBR se repite.

5. Resultados

En esta sección, mostraremos los resultados obtenidos tras la realización de diferentes pruebas con el sistema que hemos implementado. Se mostrarán pruebas destinadas a la comprobación de que el sistema de aprendizaje incorporado al mecanismo de adaptación (como forma de implementar la fase de evaluación) resulta beneficiosa, junto con pruebas centradas en el análisis de algunos aspectos de la ejecución, o la comprobación de la viabilidad de posibles mejoras del sistema de aprendizaje.

Antes de proceder a la experimentación con el sistema implementado, mostraremos gráficas correspondientes al funcionamiento ideal del sistema, obtenidas con una variante de éste que sí dispone de la información relativa a la temperatura ideal. Esto significa que los efectos de las transiciones siempre serán los esperados, ya que se conoce la suficiente información, por lo que, en este experimento, la fase de evaluación no es necesaria:

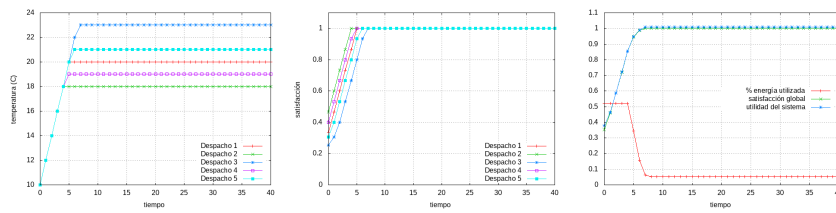


Figura 4: Temperatura y satisfacción de cada agente, junto con los resultados del sistema.

Como se puede observar, no existe ninguna clase de comportamiento errático o anómalo en ningún momento, y la adaptación solamente tarda el tiempo necesario en llegar a las temperaturas ideales en alcanzar el estado óptimo. Por tanto, se puede determinar que este sería el comportamiento que nuestro sistema ha de intentar imitar.

Con este comportamiento ideal ya expuesto, procederemos a analizar los resultados obtenidos durante la experimentación con el sistema de aprendizaje implementado.

Primero, se mostrarán los resultados de una ejecución sencilla. En ella, existen cinco despachos (y por tanto, cinco agentes) con diferentes preferencias, que se mantienen constantes en el tiempo. Se trata de un día frío, por lo que el sistema deberá aplicar calor para alcanzar las temperaturas ideales.

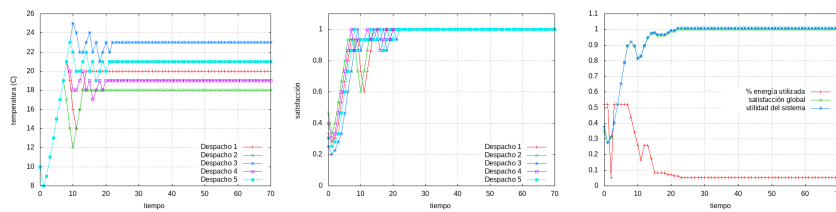


Figura 5: Temperatura y satisfacción de cada agente, junto con los resultados del sistema.

Como se puede observar, el sistema empieza su ejecución comportándose de forma errática (aplica frío cuando conviene aplicar calor). Esta actuación se debe a que la base de casos está vacía, lo que provoca que no se tenga ninguna estimación de qué actuación conviene más. A partir de ahí, el sistema trata de hallar la configuración ideal de cada oficina (aquella que permite mantener la temperatura ideal). Una vez alcanzadas temperaturas próximas a la ideal, el sistema pasa por un periodo de inestabilidad, que finaliza cuando la base de casos permite que, para la temperatura ideal, se considere malo tanto bajar la temperatura como subirla: es decir, cuando llegue el momento de mantener la temperatura ideal.

Se puede apreciar que los resultados son acordes con lo esperado, y tanto la satisfacción obtenida como el consumo energético resultan muy similares a las de la ejecución realizada conociendo la temperatura ideal (salvando el periodo

en el que la temperatura se reajusta).

A continuación, procedimos a poner a prueba la habilidad del sistema para adaptarse a los cambios, para lo que se diseñaron nuevas pruebas. En ellas, a partir de cierto momento, las preferencias de los usuarios cambian. Esto provoca que la satisfacción (tanto global como individual) descienda, y que, tras ese descenso, el sistema empiece a adaptarse a los cambios. Esto se hace mediante el tratamiento de la nueva situación como un nuevo problema, y conlleva un pico de consumo de energía cuando el sistema se adapta a los cambios, pero, finalmente, se alcanza la nueva situación óptima.

Primero, presentamos los resultados obtenidos con un sistema en el que solamente dos agentes muestran un cambio de preferencias.

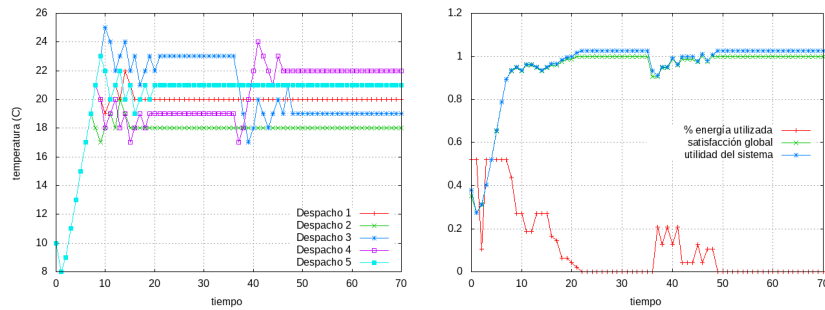


Figura 6: Temperaturas de los agentes y resultados del sistema.

Tras estas primeras pruebas, repetimos el mismo experimento, pero con un sistema en el que todos los agentes presentan un cambio repentino en sus preferencias.

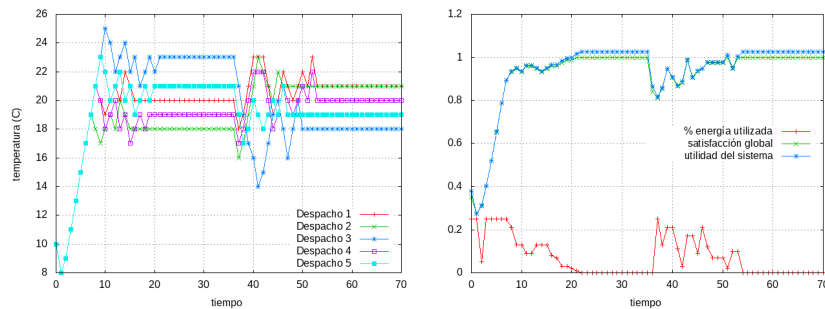


Figura 7: Temperaturas de los agentes y resultados del sistema.

En el primer experimento, el pico en el consumo de energía causado por el comienzo de la readaptación es significativamente menor (ya que solo una parte de la organización tiene que readaptarse), mientras que el pico que aparece en el segundo experimento es más similar al que se presenta al principio de las ejecuciones (pues todos los agentes deben readaptarse). Sin embargo, debido a que los cambios de preferencias no son irrealistamente grandes, este consumo

de energía desciende pronto, en cuanto el sistema acerca las temperaturas a sus nuevos valores ideales. Finalmente, también se puede observar un periodo de estabilización de temperatura similar al que ocurre al principio, provocado por las mismas causas.

En este caso, cabría también mostrar los resultados obtenidos, bajo las mismas condiciones, del sistema que no necesita el aprendizaje de preferencias:

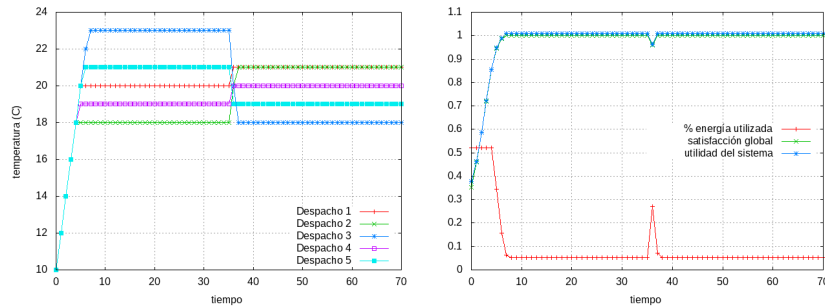


Figura 8: Temperaturas de los agentes y resultados del sistema.

En esta situación, el periodo de *estabilización* del CBR ha presentado resultados algo peores comparativamente: si bien el sistema que conoce la temperatura ideal solo necesita dos ciclos para volver a su estado óptimo, el sistema que utiliza CBR tarda más tiempo en encontrar las nuevas temperaturas ideales, lo que resulta en una menor satisfacción durante más tiempo, y un mayor gasto energético. Aun así, cabe destacar que, una vez superado este periodo, los resultados vuelven a ser óptimos.

Adicionalmente, también se lanzaron algunos experimentos destinados a analizar la viabilidad de una posible mejora al sistema de CBR. Esta mejora, aplicada a la fase de recuperación de casos, supondría que, si no se encuentran casos pertenecientes a cierta oficina, la búsqueda se extendería a casos similares de otras oficinas (con un límite de similitud más restrictivo). Más tarde, durante el siguiente paso, los valores obtenidos se mezclarían con los inferidos (como si no se hubiera obtenido ningún valor), y la media de estos dos datos supondría la estimación final.

Para determinar si estos cambios suponen una mejora en el funcionamiento del sistema, lanzamos un conjunto de pruebas, en las que partimos de un sistema en el que todas las preferencias son iguales (puesto que en este caso, utilizar casos de otros despachos parece indudablemente buena idea), y vamos diversificando las preferencias, con cada vez más despachos distintos, para observar qué sucede cuando se utilizan casos de un despacho con otras preferencias.

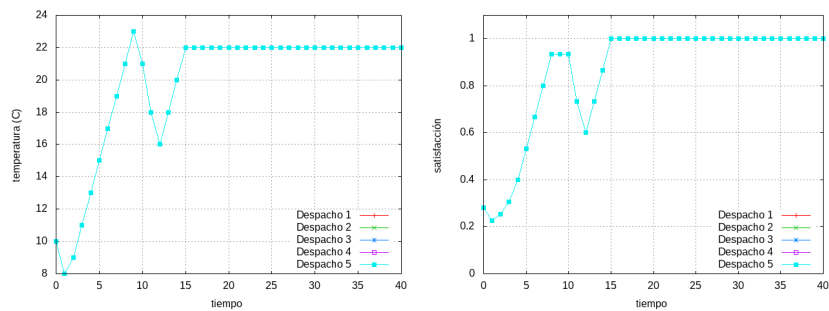


Figura 9: Sistema homogéneo. Temperatura y satisfacción de cada agente.

Como se puede ver, los resultados en esta primera prueba sí se muestran mejores que en las ejecuciones sin esta modificación, puesto que el periodo de inestabilidad durante el cual se busca cuál es la temperatura ideal exacta es más corto.

A continuación, se lanza el sistema, en una situación en la que en la organización todos los despachos tienen una de las dos únicas preferencias existentes.

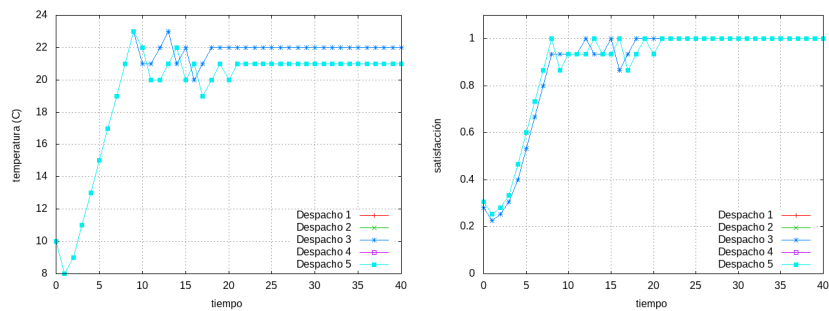


Figura 10: Sistema con dos preferencias distintas. Temperatura y satisfacción de cada agente.

Los resultados muestran que, en este caso, la modificación continúa suponiendo una mejora. Continuando con las pruebas, se lanzan nuevos experimentos, similares a este último, pero con tres y cuatro posibles preferencias.

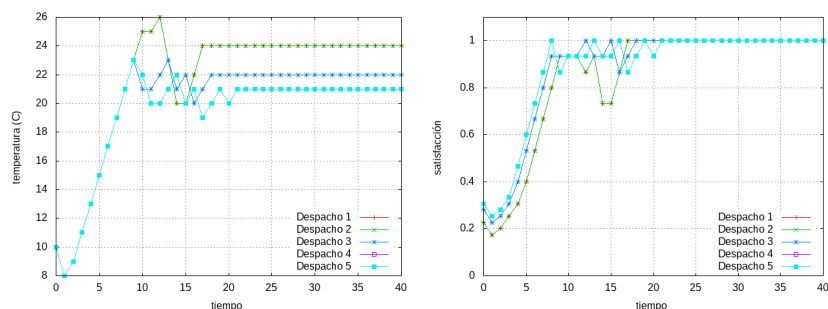


Figura 11: Sistema con tres preferencias distintas. Temperatura y satisfacción de cada agente.

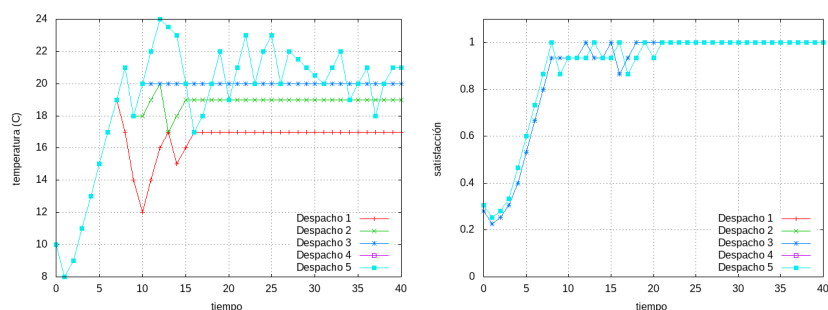


Figura 12: Sistema con cuatro preferencias distintas. Temperatura y satisfacción de cada agente.

Mientras que el tercer experimento continúa la tendencia de los dos anteriores, el cuarto y último muestra el problema de esta modificación: cuando las preferencias son demasiado diferentes, recuperar casos de otros despachos perjudica los resultados finales (pues los datos obtenidos actúan como “interferencias” para obtener estimaciones más acertadas).

Por tanto, se puede concluir que este problema no es compatible con la recuperación de casos pertenecientes a otros despachos. Esto se debe a que cada despacho puede suponer un problema completamente diferente, y, dado un problema, la única forma de saber si la similitud con otro es lo suficientemente grande como para que merezca la pena tener en cuenta los casos relativos a él sería disponer de las temperaturas ideales, pero este dato no está disponible en el sistema de CBR. Como último ejemplo con esta modificación, y para ilustrar este problema, mostramos los resultados de un experimento en el que existen dos preferencias, pero son más diferentes que antes.

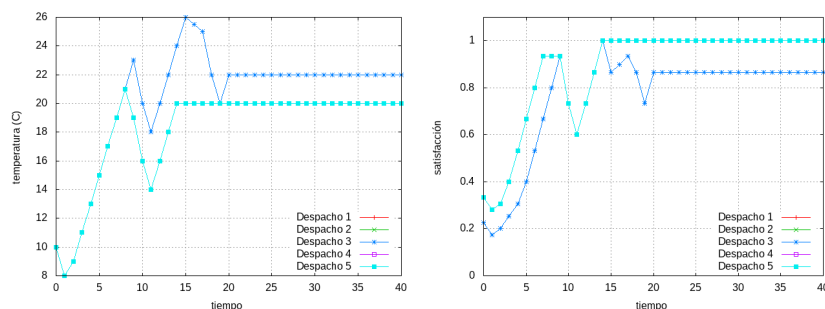


Figura 13: Sistema con dos preferencias distintas y diferentes. Temperatura y satisfacción de cada agente.

A continuación, se muestra la evolución del tamaño de la base de casos conforme se lanza el sistema con organizaciones de diferente tamaño. Para estas pruebas y las siguientes, para limitar el tiempo de simulación, se utiliza un modelo simplificado en el que la temperatura no se restablece lentamente si apagamos el aire acondicionado. A continuación mostramos la comparativa de las ejecuciones realizadas, con sistemas de entre 4 y 7 agentes.

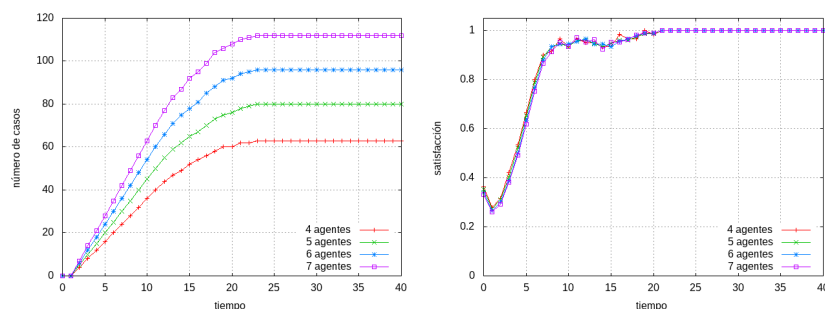


Figura 14: Evolución de la base de casos, y satisfacción de cada experimento.

Se puede observar que las diferentes bases de casos crecen a ritmos similares, y la evolución de la satisfacción es prácticamente idéntica independientemente de la cantidad de agentes de la organización. Podemos concluir que, mientras la energía consumida no resulte un problema, aumentar el tamaño de la organización no tendrá efectos negativos, y la base de casos crecerá siguiendo una proporción lineal con el tamaño (en número de despachos) de la organización.

Finalmente, lanzaremos varias pruebas para observar el comportamiento del sistema en situaciones en las que la energía total disponible es limitada, por lo que no se podrán utilizar todos los aparatos de aire acondicionado a la máxima potencia.

Primero, mostramos los resultados obtenidos en una organización en la que únicamente se puede mantener un agente con la máxima potencia.

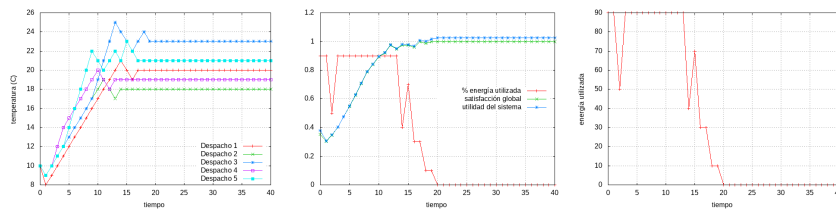


Figura 15: Temperaturas de los agentes, resultados, y energía absoluta consumida.

A continuación, realizamos el mismo experimento, con la diferencia de que en esta organización no se puede mantener a ningún agente que utilice la máxima potencia. Esto crea la obligación de usar potencias menores.

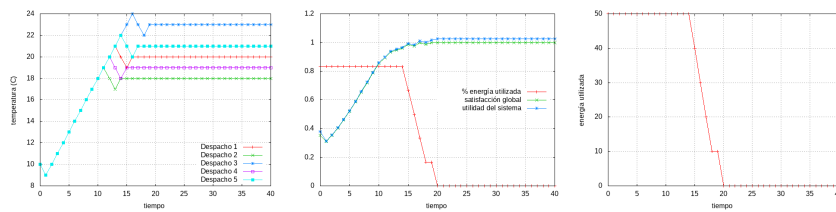


Figura 16: Temperaturas de los agentes, resultados, y energía absoluta consumida

En estos casos, pese a que las temperaturas ideales se alcanzan más tarde, se puede ver que el periodo de estabilización del CBR, durante el cual no se ha decidido todavía mantener dicha temperatura, es más corto. Esto se debe que se emplean estados menos potentes, que al suponer un menor cambio en la temperatura, permiten un acercamiento más cuidadoso a la temperatura ideal.

Parte V

Conclusiones

En este trabajo, hemos propuesto un modelo de evaluación para la adaptación de sistemas organizacionales basado en la implementación de un mecanismo de aprendizaje que permita ir incorporando a la organización un conocimiento que le servirá para mejorar la calidad de futuras adaptaciones. En concreto, hemos escogido implementar el razonamiento basado en casos (CBR), que ha permitido al sistema de adaptación utilizar la información referente a anteriores adaptaciones para determinar qué posibilidades de configuración son más beneficiosas.

Esta propuesta ha sido validada mediante el diseño de un caso de estudio, más la posterior experimentación realizada con él. En los experimentos realizados, se observa que el mecanismo de aprendizaje realmente resulta útil como método para permitir la evaluación de los resultados, y el aprendizaje realizado permite obtener la satisfacción máxima, tanto en una ejecución sencilla como en casos en los que las preferencias cambian en algún momento del tiempo.

Como trabajos futuros basados en esta propuesta, una posibilidad sería estudiar

Referencias

- [1] Alberola, J. M., Julian, V., Garcia-Fornes, A. (2014). Challenges for adaptation in agent societies. *Knowledge and information systems*, 38(1), 1-34.
- [2] Alberola, J. M., Julian, V., Garcia-Fornes, A. (2013). Multidimensional Adaptation in MAS Organizations. *Cybernetics, IEEE Transactions on*, 43(2), 622-633.
- [3] Aamodt, A., Plaza, E. (1994). Case-based reasoning: Foundational issues, methodological variations, and system approaches. *AI communications*, 7(1), 39-59.
- [4] Cernuzzi L, Zambonelli F (2011) Adaptive organizational changes in agent-oriented methodologies. *Knowl Eng Rev* 26(2):175–190
- [5] Hrebiniak LG, Joyce WF (1985) Organizational adaptation: strategic choice and environmental determinism. *Adm Sci Quart* 30(3):336–349
- [6] Bond AH, Gasser L (1988) A survey of distributed artificial intelligence readings in distributed artificial intelligence. Morgan Kaufmann, Los Altos
- [7] Hübner JF, Sichman JS, Boissier O (2004) Using the MOISE+ for a cooperative framework of MAS reorganisation. In: *Proceedings of the 17th Brazilian symposium on artificial intelligence (SBIA '04)*, vol 3171, pp 506–515
- [8] So, Y. P., Durfee, E. H. (1993). An organizational self-design model for organizational change. *Ann Arbor*, 1001, 48109.
- [9] DeLoach SA, Oyeman W, Matson E (2008) A capabilities-based model for adaptive organizations. *Auton Agents Multi-Agent Syst* 16:13–56
- [10] Campos J, López-Sánchez M, Esteva M (2009) Assistance layer, a step forward in multi-agent systems. In: *Coordination support international joint conference on autonomous agents and multiagent systems (AAMAS)*, pp 1301–1302
- [11] Campos J, Esteva M, López-Sánchez M, Morales J, Salamó M (2011) Organisational adaptation of multiagent systems in a peer-to-peer scenario. *Computing* 91(2):169–215