



Trabajo Fin de Grado

Desarrollo de un Agente Mediador para la
Competición *PowerTac* 2020

Development of a Broker Agent for the PowerTac
Competition 2020

Autora

Yolanda Sánchez Ariznavarreta

Director

Gregorio de Miguel Casado

Ponente

Manuel González Bedia

Escuela de Ingeniería y Arquitectura
2020

Resumen

Vivimos en una sociedad muy dependiente de la energía, en la que prácticamente para cualquier acción del día a día la utilizamos. Nuestra sociedad se ha tenido que ir adaptando a los distintos cambios que han surgido derivados de la energía; sobre todo a los grandes avances producidos y el nacimiento de las energías renovables, es necesario que nuestra sociedad se adapte a estas energías de manera eficiente. El problema radica en que estas energías no se pueden producir a demanda como es el caso de los combustibles fósiles y, por tanto, seguimos siendo dependientes de las energías no renovables [KC13][KP16].

Debido a estos cambios producidos en el contexto de la energía, surge la idea de *Power TAC* como una competición para el estudio de la liberalización de los mercados de energía, teniendo en cuenta estas energías renovables y manejándolas de manera sostenible. Aunque para esto, la base técnica tiene que estar basada en una actualización de la infraestructura de la energía eléctrica, convirtiéndola en una red inteligente con componentes que puedan monitorizar el uso de energía en tiempo real y ayudar a los consumidores a administrar mejor su uso de energía.

El problema de modelado de un mercado de energías como *Power TAC* se ha enfocado mediante Sistemas Multi Agente (SMA). Este tipo de paradigma de Inteligencia Artificial Distribuido concuerda perfectamente con la simulación compleja que se requiere en la especificación de la competición. Así, esta competición es una simulación de un mercado liberalizado minorista de energía en una ciudad de tamaño medio, en la que los usuarios y productores a pequeña escala pueden elegir sobre un conjunto de agentes o brókeres de energía. Esta simulación encaja con la definición del paradigma de Sistemas Multi Agente, ya que cada agente de un SMA se trata de un sistema computacional ubicado en un determinado entorno, y que es capaz de forma flexible y autónoma de efectuar acciones sobre él para alcanzar sus objetivos [WJ95]. De esta forma, cada agente de la competición constituye en sí un sistema computacional que actúa de manera autónoma tomando decisiones para conseguir obtener el mayor beneficio económico posible, durante un período de simulación determinado en la competición.

A partir de lo desarrollado en este trabajo, el alcance del trabajo plantea la participación en la competición de 2020. Aunque el entorno inicial de la competición ha variado poco con respecto al año pasado, es previsible que se produzcan algunos cambios relativos al software de la plataforma de simulación que requieran la adaptación de lo recogido en esta memoria. Adicionalmente, se espera seguir depurando las estrategias finales con posterioridad a la lectura de este Trabajo de Final de Grado de cara al mes de junio de 2020, incorporando nuevas simulaciones con los agentes participantes en las ediciones anteriores que todavía no se han podido probar, al no estar su código fuente disponible todavía. La idea en todo caso es probar estrategias nuevas, o al menos que el conjunto de estrategias incluidas en el agente que se diseñe tenga un perfil distinto al de aquellos agentes que ya han participado en anteriores ediciones.

Contenido

Resumen.....	3
1 Introducción	7
1.1 Objetivos.....	8
1.2 Alcance	8
1.3 Contenido del documento	8
2 Estado del arte.....	9
2.1 Descripción <i>Power TAC</i>	9
Brókeres	10
<i>Distribution Utility</i>	11
<i>Wholesale Market</i>	11
<i>Tariff Market</i>	12
<i>Balancing Market</i>	12
Datos disponibles de cada bróker.....	13
2.2 Análisis de la evolución de la competición.....	14
Vidyut-Vanika [GS19].....	14
Mertacor [TK6]	14
CrocodileAgent [BP14][GV18].....	14
MLLBroker [KC14]	15
AstonTAC [KH13]	15
TacTex [US13] [US15]	15
AgentUDE [ÖU15][ÖU17][ÖU181][ÖU182]	16
TugaTAC [RQ15] [Sil16].....	16
cwiBroker [LH14][HP17]	17
SPOTAgent (Southwest Portfolio Optimizing Trader Agent) [CM17]	18
Maxon16 [UC17].....	18
GongBroker [WZ16].....	19
COLDPower [SR17]	19
2.4 Conclusiones.....	20
3 Propuesta de solución.....	21
3.1 Diseño.....	22
3.3 Implementación	23
4 Experimentos	25
4.1 Descripción del entorno de la competición	25

4.2 Pruebas entre los brókeres de ediciones anteriores.....	25
4.3 Pruebas individuales	26
Contra VidyutVanika	26
Contra SPOT 2018	27
Contra SPOT 2019	28
4.4 Pruebas de 4 jugadores.....	28
5 Conclusiones y trabajo futuro	30
5.1 Conclusiones.....	30
5.2 Duración y Dedicación del Trabajo.....	31
5.3 Trabajo futuro	31
Bibliografía	32
Bibliografía online	34

1 Introducción

Vivimos en una sociedad muy dependiente de la energía, en la que prácticamente para cualquier acción del día a día la utilizamos. Nuestra sociedad se ha tenido que ir adaptando a los distintos cambios que han surgido derivados de la energía; sobre todo a los grandes avances producidos y el nacimiento de las energías renovables, es necesario que nuestra sociedad se adapte a estas energías de manera eficiente. El problema radica en que estas energías no se pueden producir a demanda como es el caso de los combustibles fósiles y, por tanto, seguimos siendo dependientes de las energías no renovables [KC13][KP16].

Debido a estos cambios producidos en el contexto de la energía, surge la idea de *Power TAC* como una competición para el estudio de la liberalización de los mercados de energía, teniendo en cuenta estas energías renovables y manejándolas de manera sostenible. Aunque para esto, la base técnica tiene que estar basada en una actualización de la infraestructura de la energía eléctrica, convirtiéndola en una red inteligente con componentes que puedan monitorizar el uso de energía en tiempo real y ayudar a los consumidores a administrar mejor su uso de energía.

El problema de modelado de un mercado de energías como *Power TAC* se ha enfocado mediante Sistemas Multi Agente (SMA). Este tipo de paradigma de Inteligencia Artificial Distribuido concuerda perfectamente con la simulación compleja que se requiere en la especificación de la competición. Así, esta competición es una simulación de un mercado liberalizado minorista de energía en una ciudad de tamaño medio, en la que los usuarios y productores a pequeña escala pueden elegir sobre un conjunto de agentes o brókeres de energía. Esta simulación encaja con la definición del paradigma de Sistemas Multi Agente, ya que cada agente de un SMA se trata de un sistema computacional ubicado en un determinado entorno, y que es capaz de forma flexible y autónoma de efectuar acciones sobre él para alcanzar sus objetivos [WJ95]. De esta forma, cada agente de la competición constituye en sí un sistema computacional que actúa de manera autónoma tomando decisiones para conseguir obtener el mayor beneficio económico posible, durante un período de simulación determinado en la competición.

En lo personal, considero este trabajo motivador porque forma parte de uno de los cambios más ambiciosos del contexto socioeconómico actual, en el que el problema del cambio climático urge a primar la energía eléctrica limpia frente al uso de los recursos fósiles para su producción y así contribuir a la reducción de la contaminación ambiental. Adicionalmente, me ha motivado particularmente lo aprendido en la asignatura Sistemas de Ayuda a la Toma de Decisiones en cuanto al paradigma de los Sistemas Multi Agente y los problemas complejos de simulación que permiten abordar.

1.1 Objetivos

El objetivo principal es desarrollar un agente mediador para la competición *Power TAC* 2020. Para la consecución de este objetivo se proponen los siguientes:

- Análisis del contexto actual y la evolución de la competición *Power TAC* a lo largo del tiempo en el que ha venido desarrollando la competición.
- Estudio de las estrategias empleadas por los competidores en ediciones previas en esta competición.
- Instalación y puesta en marcha del entorno de pruebas de esta competición.
- Propuesta de estrategias para un Agente Mediador.
- Diseño y ejecución de experimentos con este Agente Mediador.
- Creación de scripts para la extracción de los datos relevantes de la simulación
- Análisis de los resultados de los experimentos y refinamiento de la solución.

1.2 Alcance

Este documento aborda un estudio sobre la competición *PowerTAC* con la perspectiva de crear un agente mediador para la competición de 2020. Si bien no se trata del primer estudio realizado sobre esto, ya que en 2016 se realizó un estudio por parte de un estudiante de la universidad de Oporto [Sil16], si se plantea el desarrollo de estrategias novedosas tomando como base las que utilizan el resto de los competidores.

A partir de lo desarrollado en este trabajo, el alcance del trabajo plantea la participación en la competición de 2020. Aunque el entorno inicial de la competición ha variado poco con respecto al año pasado, es previsible que se produzcan algunos cambios relativos al software de la plataforma de simulación que requieran la adaptación de lo recogido en esta memoria. Adicionalmente, se espera seguir depurando las estrategias finales con posterioridad a la lectura de este Trabajo de Final de Grado de cara al mes de junio de 2020, incorporando nuevas simulaciones con los agentes participantes en las ediciones anteriores que todavía no se han podido probar, al no estar su código fuente disponible todavía. La idea en todo caso es probar estrategias nuevas, o al menos que el conjunto de estrategias incluidas en el agente que se diseñe tenga un perfil distinto al de aquellos agentes que ya han participado en anteriores ediciones.

1.3 Contenido del documento

El contenido de este documento está dividido en cuatro partes. La primera de ellas se centra en el estudio de *Power TAC* y de los brókeres que han participado en ediciones anteriores. La segunda es nuestra propuesta de solución del agente mediador para la edición de 2020. El tercer punto se centra en los experimentos realizados para evaluar el funcionamiento del agente mediador desarrollado. Finalmente, el último apartado recoge las conclusiones y el trabajo futuro que se plantea.

2 Estado del arte

Este apartado recoge información sobre la competición *Power TAC*, así como un análisis de las estrategias implementadas por los principales brókeres que han participado en las distintas ediciones. El apartado final recoge las conclusiones extraídas del estudio.

2.1 Descripción *Power TAC*

Power TAC es una competición que se realiza desde el año 2012 en la que se simula un mercado de la energía “liberalizado” donde compiten brókeres. Estos se instrumentan como agentes software en un Sistema Multi Agente en competencia por obtener el mayor beneficio económico posible a lo largo de un período de simulación. El objetivo de esta competición es desarrollar estrategias a partir de estas simulaciones para los futuros mercados de la energía basados en redes inteligentes.

Los equipos que participan en la competición desarrollan estrategias que son usadas por los brókeres durante las simulaciones para generar tarifas. Teóricamente, estas tienen que ser lo más competitivas posibles en los mercados, de manera que vayan proponiendo tarifas atractivas para los clientes y estos las contraten. Las estrategias se basan en comprar o vender energía en el *Wholesale Market*, ofrecer tarifas a las que se suscribirán los clientes en el *Tariff Market* y mantener balanceada la energía comprada o producida con respecto a la energía que consumen los clientes, para que el *Balancing Market* no imponga penalizaciones económicas por ello. Estos mercados se explicarán detalladamente más adelante.

Toda esta competición está simulada en un servidor que se puede ejecutar de manera local para realizar pruebas y experimentos individuales o bien de manera online como en el caso de la competición. Los elementos principales de esta simulación son los brókeres, los clientes, los proveedores de energía, las utilidades de distribución y los tres tipos de mercados. Además, este servidor es el responsable de mantener la información sobre la posición económica de cada bróker, sus suscripciones de clientes y su posición en el *Wholesale Market*.

Es importante destacar que se trata de una arquitectura cliente servidor de caja negra, de manera que sólo está disponible la información propia para cada bróker y el resto se mantiene inaccesible. En párrafos posteriores se mostrarán cuáles son los datos de los que dispone cada bróker y en qué momento son proporcionados.

El tiempo simulado está organizado en bloques de tiempo de una hora, llamados *timeslots*. Cada *timeslot* equivale a 5 segundos en tiempo de ejecución real y cada simulación dura alrededor de dos horas de tiempo, que aproximadamente se corresponden con unos sesenta días simulados. Como los servidores simulados y los brókeres tienen que estar sincronizados, cada uno de ellos debe tener instalado un protocolo de tiempo en línea, *Network Time Protocol* (NTP), que asegure la sincronización entre ellos.

Desde el principio de la simulación existe un agente denominado *default broker* que crea un conjunto de tarifas iniciales. Estas tarifas son unas tarifas básicas, a priori poco atractivas para los clientes. Una vez que aparecen el resto de los brókeres, estos deberán generar tarifas más atractivas para los clientes, con el objetivo de que los clientes abandonen las tarifas por defecto a las que estén suscritos.

La simulación se inicia con todos los clientes suscritos a estas tarifas del *default broker* durante quince días simulados, que es el periodo de tiempo que se conoce como *Bootstrap*. Durante este periodo sólo se encuentra el *default broker* y es, una vez transcurrido, cuando los brókeres

competitivos aparecen. Todos los datos que se generan de este periodo son los que se pasan a los agentes para que puedan generar un modelo inicial razonable, que estará basado en datos lo más realistas posible.

En la ilustración siguiente se muestra un esquema simplificado de los mensajes intercambiados entre los agentes y el entorno simulado en cada *timeslot*. Los agentes pueden enviar mensajes en cualquier momento, aunque estos mensajes sean para *timeslots* futuros.

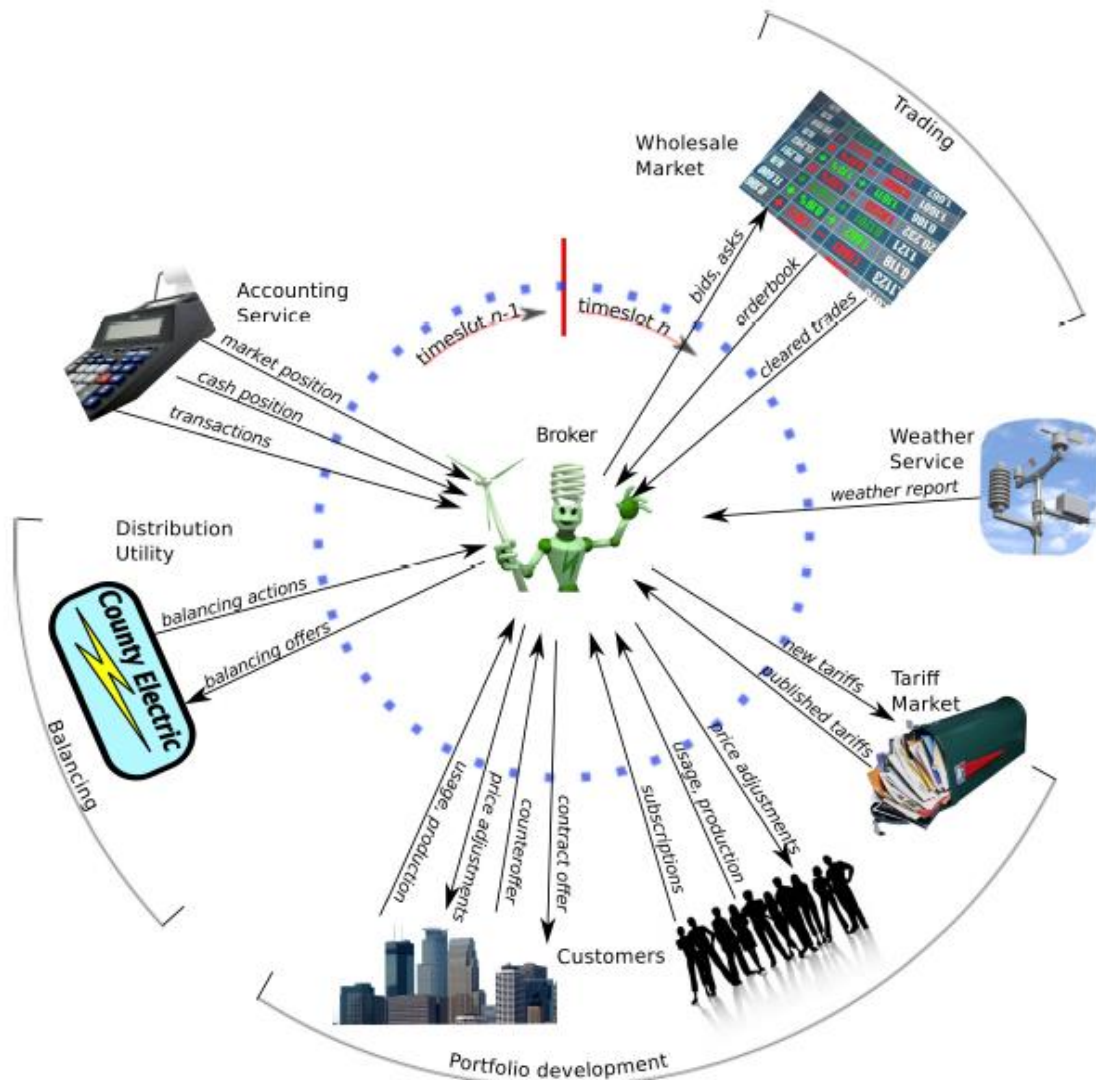


Ilustración 1 Actividades de Power TAC en un *timeslot*. [KC17]

A continuación, se van a explicar más detalladamente las tareas de los agentes y los distintos mercados, así como el *Distribution Utility*, que constituye un servicio esencial en este entorno simulado.

Brókeres

El objetivo principal de los agentes es el desarrollo de un conjunto de tarifas de suscripción de buena calidad y contratos individuales con clientes que venden y compran energía. Este conjunto de tarifas a las que se suscriben los clientes es lo que se denomina *portfolio*. El ideal será aquel que esté balanceado entre la energía que se vende y la que se compra o produce, teniendo en cuenta las condiciones meteorológicas. Por otra parte, el objetivo secundario es

conseguir esto teniendo en cuenta que, desde la perspectiva económica, el *portfolio* tiene que tener rentabilidad al final de la simulación.

Adicionalmente, en cada *timeslot* cada bróker puede realizar alguna de las siguientes acciones:

- Ofrecer nuevas tarifas para el *Tariff Market*.
- Modificar tarifas existentes en el *Tariff Market*.
- Ajustar precios de las tarifas, en la medida en que los términos de la especificación de las tarifas lo permitan.
- Acortar la demanda de los clientes, para aquellas tarifas en las que se permita dicho acortamiento.
- Presentar órdenes en el *Balancing Market*, para aquellas tarifas que tienen elementos controlables. Estos elementos podrán estar relacionados con almacenamientos de energía o tarifas con producciones limitables.
- Enviar órdenes de compra o venta de energía en el *Wholesale Market*.

Cada tarifa tiene asociado un tipo de energía. Estas pueden ser de consumo general, consumo interrumpido, producción general, producción solar, vehículo eléctrico y almacenamiento térmico, entre otras. Además, cada tarifa tiene su propia especificación: esta puede recoger escalonamientos en cuanto a precio en función de la hora del día u otro criterio.

Finalmente, a cada tarifa se le puede imponer un beneficio por suscribirse a ella y penalizaciones por de-suscribirse antes del tiempo estipulado en el contrato.

Distribution Utility

Distribution Utility representa una entidad para la regulación energética que posee y opera la red de distribución de la energía. Sus tareas principales en la competición *Power TAC* son:

- Distribuir la energía mediante su red a los clientes. Cada agente tiene que pagar cargas de distribución por el uso de dicha red en función del número de clientes a los que sirve.
- Gestionar la distribución de la energía que se compra y se vende en el *Wholesale Market*, que será pagado por cada bróker.
- Actuar como el *default broker*, ofreciendo tarifas simples de consumo y producción de energía. Este es un elemento esencial para la simulación, ya que los clientes deben tener disponible siempre alguna tarifa a la que suscribirse.

Wholesale Market

Se trata de un mercado de intercambio de energía. Funciona como una doble subasta periódica, *Periodic Double Auction*. Los brókeres interactúan con compañías de generación de energía, así como con otros brókeres. Hay dos compañías principales en este mercado, llamadas *Grid Genco* y *Grid Buyer*. *Grid Genco* simula un grupo de instalaciones de producción distribuidas en varias ubicaciones, siendo el área geográfica de la simulación el escenario de una de ellas. Por otra parte, la compañía *Grid Buyer* simula la demanda en una región de Estados Unidos, en el que el perfil de la demanda depende de la temperatura y varía diaria y semanalmente. Finalmente, hay un agente que simula el comportamiento de los especuladores y compradores, un ejemplo sería una planta industrial que usa energía eléctrica cuando el precio de la energía es suficientemente bajo.

Este mercado permite a los agentes comprar y vender energía para futuros *timeslots*, generalmente entre 1 y 24 *timeslots*. Por ello tiene la denominación de *Day-Ahead Market*

(mercado a un día vista). Los agentes tienen un tamaño mínimo para las órdenes, para no se pueda realizar *spam* en este mercado.

El sistema de doble subasta periódico *PDA* de este mercado funciona mediante la limpieza periódica de las órdenes de mercado, al comienzo de cada *timeslot*. El proceso se realiza mediante las curvas de oferta y demanda, a partir de las órdenes de los agentes. El precio donde se cruzan estas curvas es el precio que se selecciona como precio de limpieza del mercado. En este punto, se usan las ofertas de compra que son más altas que el precio de limpieza y las solicitudes de venta más bajas que este mismo punto.

Tariff Market

Se trata del mercado en el que los clientes interactúan con los agentes. Tiene un funcionamiento muy sencillo. En primer lugar, los agentes publican tarifas, las cuales son evaluadas por los clientes. A continuación, los clientes seleccionan aquella que encuentran más adecuada para ellos, de acuerdo con una función de utilidad, ecuación 1. Es importante tener en cuenta que estos clientes no son sólo clientes que consumen, también pueden ser productores de energía.

$$u_i = f(p_{v,i}, p_{p,i}, p_{signup,i}, p_{withdraw,i}, x_i) \quad \text{Ecuación 1}$$

En esta ecuación los parámetros de la función se corresponden, por orden con: el pago por *kWh*, pagos periódicos que pueden tener asociadas las tarifas, pago inicial de registro en la tarifa, pago por salida temprana de la tarifa y factor de inconveniencia.

La especificación de las tarifas por parte de los brókeres no resulta tan sencilla como el funcionamiento de este mercado, ya que hay muchos parámetros que pueden modificarse. Estos parámetros incluyen información sobre el precio, pagos por registro, penalizaciones por de-suscripción temprana, cargas por horas y otros más. Se pueden modelar también para tener diferentes precios en función de la hora del día, umbrales de consumo con distinto precio e incluso dar al bróker la capacidad de restringir el consumo de energía del cliente en una cantidad predefinida.

La dinamización del precio es posible, aunque únicamente si se ha informado al cliente antes de que se vaya a hacer. Cada tarifa especifica el tipo de consumo o producción. Estos tipos se refieren a los *PowerTypes* que pueden especificar producción solar, consumo general, producción general o consumo interrumpido, entre otros.

Este mercado publica y revoca las tarifas cada seis *timeslots*. Además, tiene cargas económicas relativamente considerables por publicar y revocar tarifas con el objetivo de evitar la sobrecarga de publicación de tarifas en el mercado.

Balancing Market

En los mercados de energía es esencial que el balanceo de la carga entre producción y consumo sea correcto. Por ello, al final de cada *timeslot* se espera que dicho balanceo de los brókeres sea neutral. Así, este mercado añade cargas u otorga beneficios en función de su balanceo de carga.

Por otra parte, los brókeres pueden explotar este mercado de dos maneras: la primera, teniendo un desequilibrio de su carga que sea beneficiosa para este mercado, es decir que si de manera global el mercado ha vendido más energía que la que se ha producido y un agente ha producido más de lo que ha vendido se le beneficia al agente mediante un pago. Y la segunda es ofreciendo

fuentes de almacenaje y carga flexibles de aquellos clientes que le hayan cedido el control al agente como intercambio por una compensación apropiada.

Datos disponibles de cada bróker

La información que reciben los agente se puede dividir en cuatro bloques:

Información pública al inicio de la simulación:

- Parámetros del juego: usados para configurar o instanciar el juego específico.
- Identidades de los agentes: los nombres de usuario de los agentes participantes en el juego.
- Registros de clientes: se pasa el nombre y las características de los distintos clientes que corren en la simulación.
- Tarifas por defecto: aquellas tarifas que son pasadas por el *default broker*.
- Datos de consumo y producción para cada modelo de cliente durante el periodo de *Bootstrap*.
- Datos del mercado del periodo de *Bootstrap*: los precios y las cantidades de energía que ha comprado default bróker durante dicho periodo.
- Datos meteorológicos del periodo de *Bootstrap*.
- Datos meteorológicos del momento del fin del periodo de *Bootstrap* y la previsión meteorológica para las siguientes 24 horas.

Información disponible cada seis *timeslots*:

- Actualizaciones de las tarifas: tarifas nuevas, tarifas revocadas y tarifas reemplazadas por todos los brókeres. Esta información es pública para todos.
- Transacciones de las tarifas: esta información es privada de cada agente, sólo conocen lo que los clientes hacen con las tarifas que el agente publica. Estas transacciones incluyen la carga por publicación de tarifa, los bonus por darse de alta de los clientes y la cantidad de penal por salida temprana de la tarifa.

Información pública disponible cada *timeslot*:

- Información meteorológica del *timeslot* actual y la predicción para los próximos 24 *timeslots*.
- Totales de energía consumida y generada en el *timeslot* actual.
- Datos de corte del *Wholesale Market*: los precios de corte de este mercado y la cantidad de energía negociada para cada uno de los 24 periodos de compraventa en el *Wholesale Market*. En caso de que no se haya producido ninguna compraventa, este dato puede ser omitido.
- Las distintas órdenes aceptadas de compra venta en el *Wholesale Market* para el *timeslot* activo, conteniendo precios y cantidades.

Información privada disponible cada *timeslot*:

- Transacciones de las tarifas: incluye la cantidad de energía que ha consumido para cliente en su tarifa y los créditos y débitos asociados.
- Transacciones de distribución y del *Balancing Market*.
- Producción y consumo de los clientes del portfolio del agente.

- Transacciones del *Wholesale Market*: el resultado de las distintas ordenes puestas por el bróker.
- Posición económica.

2.2 Análisis de la evolución de la competición

Esta sección recoge, resumidamente, las estrategias de los competidores de *Power TAC* - al menos de aquellos para los que ha sido posible encontrar información - desde la edición de 2012 hasta la edición del año pasado 2019. Se comentan las estrategias diseñadas para estos brókeres en los mercados que forman parte de la simulación (*Balancing market*, *Wholesale Market* y *Tariff Market*).

Los resultados de las distintas competiciones de *Power TAC* que se han dado desde 2013 hasta el año 2019 se encuentran en el Anexo 2.

Vidyut-Vanika [GS19]

El bróker Vidyut-Vanika basa su estrategia en la observación de los mercados *Wholesale Market* y *Tariff Market*. En el *Balancing Market* no tiene una estrategia definida, pero sí que intenta en todo momento tener su carga de energía balanceada mediante un predictor llamado *Customer Usage Predictor* (CUP). Este predictor se usa para predecir el uso de energía que van a tener sus clientes suscritos en futuros *timeslots*, y está construido mediante redes neuronales basadas en los datos meteorológicos de *Forecast Weather* y *Report Weather* que se proporcionan desde *Power TAC*, así como en los patrones de uso energético de cada cliente.

Por otra parte, además de este predictor, tiene dos módulos principales, *Tariff Module (TM)* y *Wholesale Module (WM)*, uno para cada mercado.

Tariff Module se encarga de publicar y revocar tarifas en el *Tariff Market*. Esto lo consigue modelando el problema como un proceso de decisión de Markov (MDP) y usando Q-Learning para aproximar soluciones.

Wholesale Module genera pujas para comprar y vender energía en el *Wholesale Market*. Para ello modela el problema de este mercado como otro MDP independiente del anterior, que resuelve mediante programación dinámica.

Mertacor [TK6]

Este bróker basa su estrategia en la creación de tarifas óptimas para cada tipo de cliente, maximizando sus ingresos. Usa optimización por enjambre de partículas (*Particle Swarm Optimization*) para estimar aquellas variables que, en cierta medida, influyen la publicación de nuevas tarifas. Adicionalmente, para predecir el consumo de energía que van a tener los clientes, utiliza un algoritmo de suavizado exponencial (*Exponential Smoothing Algorithm*).

CrocodileAgent [BP14][GV18]

Este es el único agente que ha participado en todas las ediciones de *Power TAC*, aunque en ninguna edición ha quedado por encima del tercer puesto.

Inicialmente empezaron con una estrategia basada en tres módulos:

- Módulo de tarifas: interactúa con el *Tariff Market* manejando el portfolio de los clientes y prediciendo la carga de energía esperada de sus clientes.
- Repositorio del contexto: almacena los datos relevantes del entorno.
- Módulo de *Wholesale*: crea un sistema para la puja en el *Wholesale Market* en el que, basándose en cuatro grados de riesgo, decide los valores de la puja. Se utiliza un algoritmo de aprendizaje por refuerzo con la variante de *Roth-Erev* que simula el comportamiento humano bajo un escenario dado. Este algoritmo aprende qué acción es la más apropiada en este mercado mediante una función de recompensa.

Pasado un tiempo, en el que fueron depurando esta estrategia, los creadores notaron que no funcionaba tan bien como la de sus competidores. Así, modificaron su estrategia en el *Tariff Market* basándose en la teoría de juegos y en la economía financiera, concretamente en la hipótesis del mercado eficiente.

Su creación de tarifas a partir de ese momento depende del momento de uso para reducir las cargas por picos de demanda, ajustando el precio por niveles y añadiendo además pagos por suscripción y de-suscripción temprana.

MLLBroker [KC14]

Este bróker se basa en un método de predicción basado en métodos gaussianos. Se toma la competición como objetivo para probar dicho método. La rentabilidad de este bróker no es tan competitiva, ya que está muy centrado en la predicción de la demanda.

AstonTAC [KH13]

El bróker se ha centrado mayormente en el *Wholesale Market*, introduciendo Procesos de Decisión de Markov (MDP) para modelar la comprar energía a un precio bajo y, a su vez, balancear al máximo posible la energía que se compra y consume finalmente. Para predecir la demanda y el precio de la energía utiliza un algoritmo *Non-Homogeneous Hidden Markov Model*.

TacTex [US13] [US15]

Este bróker ha participado en las ediciones de 2013, como TacTex13, y en la de 2015, como TacTex15. Quedó como ganador en la edición de 2013 y en segundo puesto en la de 2015.

TacTex13

Su estrategia se basa en optimizar ingresos y costes mediante el control sobre el precio de venta, la demanda total de sus clientes y los costes de manejo de la energía.

Modela el *Wholesale Market* como un proceso de decisión de Markov (MDP) que resuelve mediante una estrategia de búsqueda de tipo Tesouro. Comienza sin datos y va refinando sus estimaciones a medida que avanza el juego, ya que utiliza un algoritmo de aprendizaje por refuerzo que le permite adaptarse a las condiciones del mercado.

Adicionalmente, en el *Tariff Market* realiza predicciones de suscriptores mediante regresión lineal con carga local y estima el precio de las tarifas en función del precio conseguido en el *Wholesale Market*.

TacTex15

La principal diferencia entre el modelo de 2013 y el de 2015 reside en que, en el nuevo, para el *Wholesale Market* resuelve el proceso de decisión de Markov mediante un predictor de regresión lineal con los datos iniciales (*Bootstrap Data*).

AgentUDE [ÖU15][ÖU17][ÖU181][ÖU182]

Este bróker ha sido el ganador de las ediciones de 2014, 2017 y 2018, con la particularidad de utilizar en cada edición diferentes estrategias.

Su estrategia para la edición de 2014 está basada principalmente en el *Wholesale Market* y en el *Tariff Market*, ya que en el *Balancing Market* se realizan predicciones del consumo de sus clientes, pero no siempre resultan datos fiables ya que no tiene en cuenta los datos de tipo meteorológicos.

En el *Wholesale Market* sus creadores diseñaron un modelo híbrido en el que se modela el mercado mediante un proceso de decisión de Markov que resuelven mediante programación dinámica. Este monitoriza los datos históricos del mercado, de manera que predice las tendencias del mercado sin tener en cuenta los datos meteorológicos de los que se disponga en ese momento.

Entretanto en el *Tariff Market* utiliza un modo más agresivo de beneficio que el resto de sus competidores, ya que sus tarifas se basan en poner penalizaciones altas si se abandona la tarifa. Esto lo ejecuta sobre todo al principio de la simulación donde pone tarifas muy baratas impulsando al resto de competidores a poner tarifas aún más baratas y obligando a sus clientes a salirse antes de tiempo. Estas penalizaciones en la edición de 2014 supusieron el 20% de sus ganancias totales.

En la edición de 2017 cambiaron su modelo de tarifas a uno orientado a la eficiencia de las tarifas propuestas, en lugar del cobro de extras en concepto de penalizaciones. Se usa un algoritmo genético que estudia todo el espacio global y no una porción del problema del mercado. De esta forma, el algoritmo realiza de manera más eficiente la búsqueda en un espacio de gran dimensionalidad.

Su esquema de precio de las tarifas está basado en el tiempo de uso para reducir las cargas por picos de demanda. A su vez, se busca sacar beneficio del *Balancing Market* realizando una buena predicción de la demanda mediante dos modelos de predicción usando regresión lineal y el coeficiente de correlación de *Pearson*. Así, en el *Wholesale Market*, sólo se compra la energía que sea necesaria, utilizando a su vez otro algoritmo para obtener el precio límite al que tiene que comprar dicha energía.

TugaTAC [RQ15] [Si16]

Fue desarrollado en 2015 como agente de estudio por integrantes de la universidad de Oporto. En ninguna edición ha sido presentado a las finales de la competición debido a las cargas económicas que les suponía. No obstante, sí que participó en las rondas clasificatorias de la edición de 2016 obteniendo buenos resultados.

Este bróker se basa en el *Tariff Market* y usa un planteamiento basado en *Fuzzy Logic* para analizar y crear tarifas basadas en la producción y demanda del portfolio de los clientes. Su

estrategia consiste en la adaptación y actualización de las tarifas usando un modelo conceptual de los intereses de los clientes. Además, este mecanismo de *Fuzzy Logic* permite saber cuáles son las intenciones del bróker de manera que se consigue reducir el balanceo de la energía comprada y consumida finalmente.

Al inicio de la competición, dado que los clientes están más dispuestos a suscribirse a una tarifa, este agente usa un enfoque *Tit-For-Tat*, en el que copia las tarifas de otros brókeres en caso de no haya creado una tarifa para cierto tipo de energía.

En 2016 se desarrolló otra versión de este agente usando *JADE (Java Agent DEvelopment framework)*. La simulación se basa en dos capas de agentes, la capa de los agentes especialistas y la capa de los agentes manejadores, junto con un agente de decisión.

La capa de los agentes especialistas se encarga de manejar la información pasada directamente por el servidor de *Power TAC*, los resultados de esta capa se pasan a la siguiente, que es la capa de agentes de manejo. Principalmente se basan en realizar predicciones sobre el precio límite del *Wholesale Market* y predicciones sobre el consumo y producción de energía para intentar mantener el *Balancing Market* en buenas condiciones.

La capa de agentes de manejo está formada por aquellos agentes responsables de las operaciones relacionadas con las tarifas. Principalmente se basa en agentes que usan el algoritmo *Tit-For-Tat* que replica las tarifas de otros agentes con un ligero incremento de la utilidad. Además de utilizar las predicciones de la anterior capa para buscar la máxima utilidad de sus tarifas.

Finalmente, el agente de decisión elige qué decisiones sobre las tarifas obtenidas por la capa anterior van a enviarse al servidor *Power TAC*. Esto lo realiza evaluando la utilidad de las tarifas desde el punto del bróker, así como teniendo en cuenta la utilidad de los clientes, evaluándolas de esta manera mediante una tasa de adopción de las tarifas.

[cwiBroker \[LH14\]\[HP17\]](#)

Este bróker participó en las ediciones de 2013 a 2015, modificando su estrategia de 2013 a 2014. En la competición de 2013 utilizó estrategias diferentes en función del número de competidores. Cuando se trata de juegos de dos competidores usa una estrategia adaptativa inspirada en *Tit-For-Tat*, de forma que copia las tarifas que pone el otro agente. Si es de más de dos competidores, busca la tarifa óptima estimando el beneficio para un conjunto de tarifas candidatas para decidir sobre la más beneficiosa.

Además, se usa un análisis de regresión para estimar la producción y consumo de energía de cada cliente, de manera que se intenta tener la energía balanceada todo lo posible. No obstante, no tiene ninguna estrategia específica para el *Balancing Market*.

En la edición de 2014, se cambia radicalmente su estrategia, ya que deja de pensar en que los agentes se tienen que aliar para intentar sacar el mayor beneficio de los clientes. Por ello, pasa a tener una estrategia mucho más competitiva, aunque manteniendo alguna de sus partes como el componente que se encarga de predecir la demanda de sus clientes mediante regresión lineal.

Por otro lado, su estrategia en el *Wholesale Market* se basa en conseguir la energía en la primera ronda de la subasta, ya que se considera que a medida que se van dando subastas el precio se va a ir encareciendo. Entretanto, en el *Tariff Market* este agente únicamente se basa en tarifas

de consumo y no de producción, modificando únicamente el precio de la energía, sin imponer cargas ni beneficios de ningún tipo al cliente.

El bróker fundamenta sus tarifas en el precio de la competición y no en el que precio que le ha costado al agente la energía y busca tener el mayor porcentaje de clientes, aunque esto haga más difícil tener beneficios a priori. Por ello, cuanto menor es su porcentaje de clientes más baja el precio de sus tarifas.

SPOTAgent (Southwest Portfolio Optimizing Trader Agent) [CM17]

Este bróker usa árboles de decisión para predecir el precio de la energía en el *Wholesale Market*. Mientras que modela el *Tariff Market* mediante un proceso de decisión de Markov (MDP) que resuelve mediante Q-Learning para aproximar la tarifa óptima. Dado un estado del MDP, el agente actúa incrementando, decrementando o manteniendo el precio de la tarifa.

Maxon16 [UC17]

Maxon16, es el bróker ganador de la edición de 2015 y la de 2016. Es de los pocos brókeres que se centran en el modelado de los tres mercados. En el *Wholesale Market* usa una estrategia defensiva con la que busca comprar tan pronto como es posible en órdenes pequeñas, en vez en órdenes enormes. De esta manera se intenta conseguir la energía a un precio más barato, ya que se compra en pequeñas órdenes a diferentes niveles de precio. Con esto, el agente no saca ningún beneficio de este mercado, como sí realizan otros brókeres.

Por otra parte, en el *Tariff Market*, este agente calcula los máximos y los mínimos de los precios de las tarifas mediante un algoritmo de tipo *Hill Climbing* y con esos datos propone cuatro tipos de tarifas de consumo:

- Tarifa *Time-Of-Use* (TOU): se ponen distintos periodos de precio durante el día. Se ofrecen precios más bajos cuando no se espera pico de demanda.
- *Tiered Tariffs* (tarifas niveladas): se proponen distintos niveles de precios basados en el uso del cliente. Se premia a los clientes si distribuyen su gasto de energía a lo largo del día.
- *Flat Tariffs*: se pone un precio fijo por kWh. Para aquellos clientes que o no pueden o no quieren cambiar su modo de consumo de energía. Un ejemplo de estos clientes serían los hospitales.
- *Interruptible Consumption Tariffs*: se ofrecen a aparatos que pueden ser controlados por el agente o por el *Distribution Utility* en nombre del bróker. Los usan para evitar la participación en picos de alta de demanda.

El bróker usa los dos primeros tipos de tarifa para aplanar los picos de demanda. Para saber cuáles son los picos de demanda utilizan los datos iniciales *Bootstrap* y un algoritmo simple de tipo *Hill Climbing*. El agente basa más su estrategia en evitar los picos de demanda que en el precio de la energía y por ello resulta de máximo interés tener entre sus clientes a los aparatos de almacenamiento y a los clientes de consumo intermitente. De esta forma pueden usar su energía almacenada durante los picos de demanda. Por eso a este tipo de cliente se le ofrece unas tarifas muy baratas, llegando incluso en ciertos momentos a perder dinero.

En el *Balancing Market*, se usa un modelo de regresión lineal múltiple para predecir la energía necesaria a comprar. Se calcula la energía por grupo de clientes.

Esta fue la estrategia utilizada para la edición de 2016. En la edición de 2015, para que los clientes se suscribieran a sus tarifas, se inflaba la función de utilidad de los clientes, de manera que la mayor parte de los clientes se suscribían. Esto se conseguía mediante un pago muy grande si ellos se daban de baja en un periodo de tiempo. La trampa estaba en que era un periodo tan corto (un *timeslot*) que no era posible que se dieran de baja. Esto fue arreglado para la edición siguiente y ya no es posible hacerlo. [US16]

GongBroker [WZ16]

Este agente no participó en ninguna edición de *Power TAC*, aunque en sus experimentos obtuvieron buenos resultados con su estrategia. Su estrategia se basa en aprendizaje híbrido, este aprendizaje incluye supervisado, no supervisado y aprendizaje por refuerzo. Está formado por tres módulos:

- Módulo de predicción de la demanda de los clientes: usa un método orientado a datos, agrupando los clientes de acuerdo con sus patrones de consumo, prediciendo la demanda a un día vista de sus clientes suscritos.
- Módulo del *Wholesale Market*: usa un modelo de decisión de Markov para las subastas de energía con la energía predicha del módulo anterior. Calcula también el coste de la energía.
- Módulo del *Tariff Market*: introduce tres procesos SARSA, uno asociado a cada tipo de cliente (productores, consumidores y consumidores interrumpidos), de aprendizaje por refuerzo para optimizar los precios para los distintos tipos de clientes. Estos procesos se basan en el precio de la energía obtenido por el módulo del *Wholesale Market* para atraer clientes y obtener beneficio.

COLDPower [SR17]

El objetivo principal de este bróker es obtener la mayor rentabilidad posible de las tarifas, aunque están centrados en tarifas de tipo *flat*, que son aquellas que no depende del tiempo, es decir, que plantean un precio fijo por cantidad de energía. El algoritmo utilizado es de aprendizaje por refuerzo. Se modela el *Tariff Market* mediante un modelo de decisión de Markov que se resuelve mediante un algoritmo basado en *Q-Learning*.

2.4 Conclusiones

Una vez revisadas las estrategias de los brókeres referidos en los párrafos anteriores, se ha llegado a la conclusión de que los planteamientos más exitosos se basan en estrategias que modelan todos los mercados o, al menos dos de ellos.

Uno de los mercados que inicialmente se infravaloró fue el *Balancing Market*, ya que inicialmente no se tenían en cuenta las penalizaciones que podía imponerse y los participantes se centraban más en los otros dos mercados. Sin embargo, después de todas las ediciones que han tenido lugar, los agentes han ido evolucionando a que, como mínimo, todos ellos intentan tener la carga de la energía balanceada para no recibir grandes penalizaciones. En algunos casos, algunos agentes han llegado a plantear estrategias para intentar sacar beneficios de este mercado. Este balanceo de carga se consigue mediante algún algoritmo de predicción basado en los datos meteorológicos y los datos de la fase de *Bootstrap*.

Con respecto al *Balancing Market*, una de las estrategias que mejor resultado ha dado en estas ediciones es la desarrollada en Maxon, ganador de las ediciones de 2015 y 2016. Su estrategia se basa en evitar los picos de demanda mediante el control de los elementos de almacenamiento y las tarifas de almacenamiento interrumpido, cediendo el control de estos al *Distribution Utility*.

Otro de los mercados de los que aún no se han explotado todas sus posibilidades es el *Wholesale Market*, ya que algún agente busca tener beneficio de este mercado y no se centra únicamente en la compra de energía a un precio bajo que es lo que hacen la mayor parte de los agentes. Computacionalmente desde que en la edición de 2013 AstonTAC introdujera el modelado de este mercado como un Proceso de Decisión de Markov, este método ha sido el más utilizado por los brókeres, pero curiosamente los ganadores de las últimas ediciones no lo utilizan, sino que usan algoritmos para descubrir el precio límite de las subastas intentando comprar en las primeras rondas ya que es cuando el precio de la energía es más barato.

Finalmente, a partir de los resultados de las competiciones, se percibe que la estrategia en el *Tariff Market* no debe centrarse exclusivamente en un solo *PowerType*, sino que se tiene que intentar realizar un estudio del espacio global de consumidores, aunque resulte muy costoso por su magnitud. Por otra parte, las estrategias en este mercado han variado mucho, desde utilizar una estrategia basada en *Tit-For-Tat* en los juegos de dos para buscar el mayor beneficio de ambos brókeres, hasta algoritmos basados en buscar la tarifa óptima para el cliente, con el objetivo de que el bróker obtenga beneficio.

Otra cuestión que parece relevante es el hecho de que el precio impuesto por el bróker puede variar, ya que algunos agentes han basado su estrategia en el coste de la energía en el *Wholesale Market* y otros en buscar su máxima utilidad. Sin embargo, en el caso de AgentUDE, la estrategia para inferir su tarifa se basaba en poner un precio muy barato inicialmente, pero con penalizaciones por de-suscripción muy altas en caso de salirse antes de tiempo. Se ha dado el caso en la edición de 2015 de que el bróker Maxon se aprovechó de un error que había en la simulación, de forma que se prometía al cliente un pago muy grande si se de-suscribía en un tiempo que para el cliente no era viable hacerlo. A partir de las siguientes ediciones, todas esas posibilidades de hacer “trampa” se han ido limitando.

3 Propuesta de solución

Del análisis de las estrategias referidas en el punto anterior, se desprende que uno de los aspectos más relevantes es que todas construyen un modelo de decisión basándose en los datos del período de simulación inicial (*Bootstrap*). Otra de las cuestiones reseñables de los ganadores de la competición en ediciones anteriores es que abordan el modelado de varios de los mercados que se simulan. Un aspecto importante que hemos analizado es que la fórmula que rige el comportamiento del *Tariff Market* tiene una componente de aleatoriedad muy grande en la elección y cambio de tarifas por parte de los consumidores en los primeros *timeslots*, y que tiende a estabilizarse hacia la mitad de la simulación. La Figura 2 ilustra una ejecución básica con de varios de los brókeres probados a lo largo de 600 *timeslots*. En ella se ve como el *sample-broker* obtiene unos resultados razonables debido a la aleatoriedad de los clientes en la elección de las tarifas.

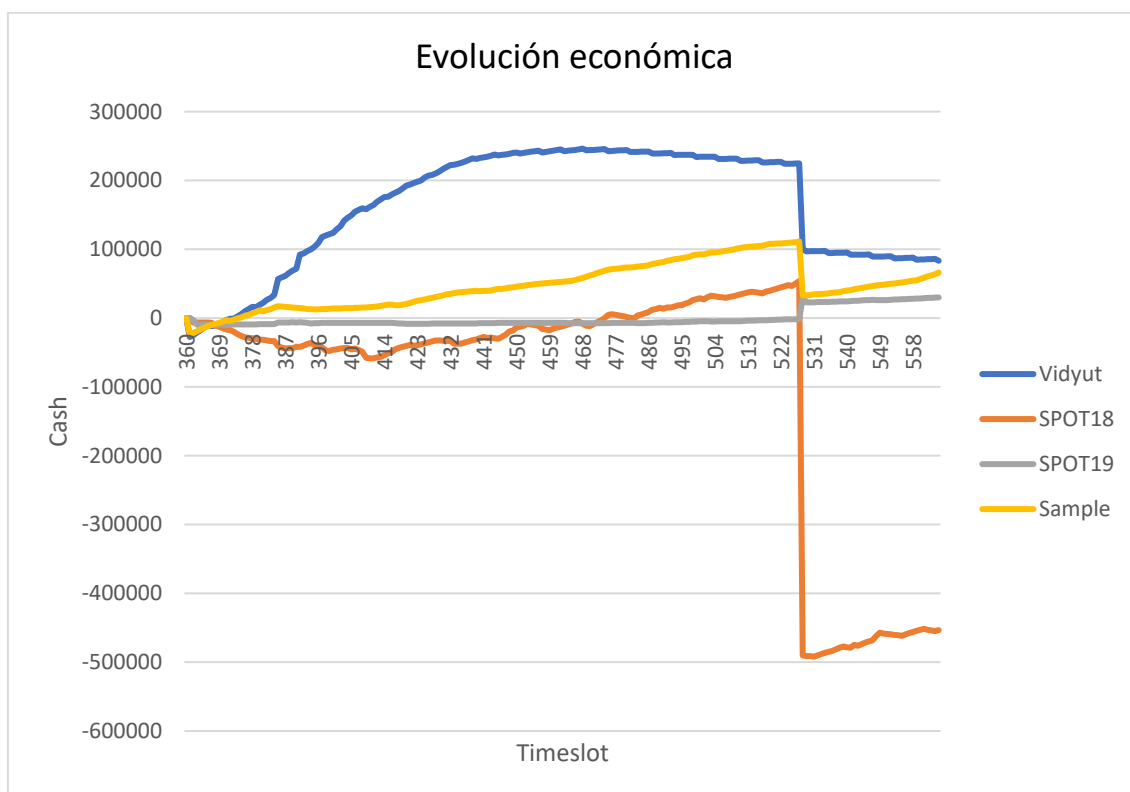


Ilustración 2 Evolución económica de una simulación con el *sample-broker* que proporciona *Power TAC* como ejemplo y el resto de posibles agentes disponibles de las ediciones 2018 y 2019.

En este sentido, nuestra propuesta de estrategias se basará en las siguientes premisas:

- Uso de la información de *Bootstrap* para el entrenamiento de la estrategia inicial.
- Uso de estrategias que abarquen todos los mercados posibles, sobre todo la orientada al *Wholesale Market* y la minimización de las penalizaciones del *Balancing Market*. Las estrategias se parametrizarán para poder valorar con posterioridad su comportamiento en las simulaciones de prueba.
- Uso de algoritmos de aprendizaje con tiempos reducidos de entrenamiento y evaluación. En este sentido, se planteará el uso de árboles de decisión frente a otras propuestas con tiempos de entrenamiento y evaluación más lentos [WS12].
- Uso de una estrategia que pueda adaptarse a lo largo del tiempo dependiendo del contexto en el que compita el agente.

3.1 Diseño

En el *Wholesale Market* la estrategia se basará en predecir el precio límite de compra del MWh. Este se obtiene con los datos del periodo *Bootstrap*. Se utilizan los datos meteorológicos de este periodo y los precios a los que *default broker* ha comprado la energía como datos de entrenamiento. Para ello se utilizará un árbol de decisión como modelo de predicción. Concretamente se utilizará un *REPTree* [Kal15] que permita predecir los valores de manera numérica para el precio límite. Este árbol se reentrena a lo largo de la simulación al inicio de cada *timeslot* para que el conjunto de datos de entrenamiento sea mayor y por tanto la fiabilidad de la predicción sea mayor. Aunque, como se verá en el apartado de experimentación, una vez alcanzado el *timeslot* 700 se considera que el árbol de decisión tiene suficientes datos como para que no sea necesario seguir reentrenándolo, ya que poco va a cambiar.

Por otra parte, en este mismo mercado se calcula el precio medio del MWh, basado en los precios que se han ido pagando en el *Wholesale Market* a lo largo de la simulación. Este precio medio es el que se comunica al agente encargado del *Tariff Market* y este se encargará de decidir las tarifas en base a esta cantidad. A pesar de que el *Wholesale Market* se trata de un mercado en el que se pueda comprar a 24 *timeslots* vista, se ha decidido comprar únicamente para los siguientes 6 *timeslots* dado que la predicción es más precisa.

La previsión de la energía a comprar en el mercado se estima mediante una regresión lineal de todos los clientes suscritos a sus tarifas. Saber la cantidad de energía a comprar para intentar tener la carga balanceada es muy importante ya que las penalizaciones impuestas por el *Balancing Market* cuando esta no está balanceada es muy grande.

También, con el objetivo de evitar las penalizaciones del *Balancing Market*, se tiene especialmente en cuenta el desequilibrio producido en cada *timeslot*, que se compensará comprando o vendiendo la energía necesaria para que de manera global la carga de energía esté balanceada. Así mismo en el *Balancing Market* se usa también una estrategia basada en la de Maxon para la edición de 2016, en el que se busca tener a los clientes asociados a los elementos de almacenamiento para evitar los picos de demanda. Esto se conseguirá mediante la publicación de tarifas para este tipo de cliente (*PowerType*) en los que se les beneficia con un pago de suscripción y un precio de la energía bajo.

Por otra parte, para el *Tariff Market* la estrategia está basada en imponer tarifas basadas en el precio medio que se ha pagado por cada MWh en el *Wholesale Market*. Estas tarifas están basadas en el perfil de los clientes (*PowerType*). Para las tarifas se utilizarán unas tarifas básicas inicialmente basada en la que impone el *sample broker*. Y pasados 20 *timeslots*, en los que, como se verá en la parte de experimentos, se ha verificado que el precio medio de compra del mercado se ha podido asentar un poco, se establecen nuevas tarifas basadas en el precio medio de compra de energía que se lanzan al *Wholesale Market*.

Estas tarifas están basadas en el perfil de cada posible cliente (*PowerType*):

- Tipo producción: se trata de clientes que, a priori, no consideramos como interesantes, por lo que se les impone un precio en el que se le pagaría el kWh al precio de mercado más los gastos fijos por kWh. Se le impone un pago periódico de 0.5 y para que se acojan a estas tarifas se les hace pagar una unidad (1).
- Tipo almacenamiento: se trata de uno de los tipos que más nos interesa tener en nuestro portfolio. Por ello se premia el que se acojan a nuestra tarifa mediante un pago inicial de una unidad (1) y eximiéndoles del pago periódico por el uso de nuestra energía.

Sobre el precio del kWh sólo se propone un 35% de beneficio. A su vez, se les indica también el precio que se les paga por alta y baja regulación esto es para baja regulación un 40% del precio del kWh y para alta regulación se le paga un 120% sobre el precio del kWh.

- Tipo interrumpible: este es uno de los que más interesa, ya que permite mejorar el balanceo de energía. Por eso al igual que el anterior se les premia por la suscripción y el beneficio del kWh es de un 5%. Al tratarse de un tipo que no consume de manera continúa se le impone un pago periódico de 1. A este tipo de cliente se le indica el máximo porcentaje de energía que se le puede recortar al 40%, con el objetivo de asegurar en todo momento de que no se vayan por miedo a dejarlos totalmente sin energía.
- Tipo consumo que no sea interrumpible: este tipo es el que principalmente se encarga de proporcionarnos los beneficios, por ello se le pide un 200% sobre el precio del kWh y además hace un pago periódico de una unidad (1).

3.3 Implementación

El entorno de simulación en el que se ejecutan los brókeres está implementado con Spring [URL15]. Se basa en tres clases independientes, que se corresponde con las proporcionadas por *Power TAC*:

- *ContextManagerService*: se encarga únicamente de procesar la información relacionada con la posición económica. Dicha información se corresponde con el balance económico en cada *timeslot* y las distintas transacciones económicas que se realizan, así como de recibir las propiedades asociadas a la competición.
- *MarketManagerService*: maneja los mensajes y objetos asociados al *Wholesale Market*.
- *PortfolioManagerService*: sirve para manejar las tarifas del agente.

Toda la implementación de estas clases está basada en la especificación proporcionada por los desarrolladores de *Power TAC*, en la que están definidos todos los mensajes que se pueden enviar y recibir.

Además de estas clases, se han creado otras para facilitar el manejo de datos. Estas son:

- *CustomerReport*: reúne el consumo de energía del periodo *Bootstrap* de un cliente junto con los datos meteorológicos de ese periodo para crear la regresión lineal asociada a cada cliente. Esta posteriormente utilizará la clase *PortfolioManageService* para predecir el gasto futuro de sus clientes.
- *ForecastRecord*: almacena la predicción meteorológica de un *timeslot* de manera más amigables que un *WeatherForecast*.
- *MarketReportBootstrap*: aúna los datos meteorológicos, el precio y la clasificación del precio de la energía a pagar en el *Wholesale Market*. Estos objetos serán usados por la clase *MarketManagerService* para la creación y reentrenamiento del árbol de decisión.
- *PriceMarket*: agrupa los precios que se han pagado en el *Wholesale Market* y calcula la media que se ha pagado por MWh.

En cuanto al *MarketManagerService*, se encarga de reentrenar el árbol en cada inicio de *timeslot*, además cada vez que recibe una predicción meteorológica envía las órdenes de compra de energía al servidor. Estas órdenes de compra se basan en la cantidad de energía que *PortfolioManagerService* predice, junto con el precio límite que el árbol de esta clase predice.

Igualmente se ocupa de mantener la carga balanceada, almacenando la cantidad de desequilibrio que tiene para ajustarla mediante una orden de compra en el *timeslot* siguiente.

Sobre el *PortfolioManagerService*, cabe decir que asume las funciones relacionadas con el *Tariff Market*. Esta clase se basa en poner tarifas iniciales basándose en el precio medio del mercado en el periodo Bootstrap. Pasado un tiempo revoca las tarifas activas para volver a poner las mismas tarifas, pero esta vez basándolas en el precio medio pagado en el Wholesale Market. Asimismo, predice la cantidad de energía necesaria a comprar en cada *timeslot* mediante la suma de las predicciones de las regresiones lineales de sus clientes. En el Anexo 3 se facilita el código de todas estas clases, así como de las interfaces en las que se basan *PortfolioManagerService* y *MarketManagerService*.

Durante la fase de estudio de los datos que se recibían del servidor, estos se iban almacenando de manera automática en ficheros con información tabulada (CSV). Esto ha permitido su posterior estudio mediante *KNIME*, *Weka* y *PowerBI*.

Adicionalmente, la automatización de la ejecución de los distintos brókeres y del servidor se ha realizado mediante la programación de un conjunto de fichero de proceso por lotes (*batch*) que se encargan de ejecutar los distintos brókeres. Además, para la facilidad de estudio de los resultados de estos brókeres mediante los ficheros de tipo CSV, se han creado pequeños programas que permitan filtrar la información producida por los brókeres y así obtener la posición económica de cada *timeslot* de la simulación.

4 Experimentos

Este apartado recoge los experimentos planteados con el objetivo de definir las estrategias para el agente bróker objetivo del trabajo.

4.1 Descripción del entorno de la competición

Dada la existencia de un repositorio de brókeres que han participado en las distintas ediciones de *Power TAC* [URL14], se van a utilizar estos para evaluar el agente creado en una situación simulada lo más parecida a la competición. No obstante, de este repositorio sólo se han podido utilizar aquellos agentes que participaron en las ediciones de 2018 y 2019, ya que son los años en los que la especificación del servidor es la misma [URL13]. De esta manera se asegura que estos agentes funcionen sin problemas.

Los brókeres de los que se dispone son *VidyutVanika*, en la edición de 2018, *SPOT* en ambas ediciones. *Bunnie* de la edición de 2018 no se ha podido utilizar ya que su predictor está basado en Python y no se ha podido configurar el entorno para que se ejecute satisfactoriamente.

El conjunto de pruebas que se van a realizar se ha basado en una ejecución lo más parecida a la competición. Por ello se van a realizar pruebas de uno contra uno y pruebas de cuatro brókeres en competición simultánea. Habitualmente en las competiciones de *Power TAC* hay además una modalidad de ejecución en la que se enfrentan siete u ocho brókeres. Sin embargo, dado el reducido número de brókeres disponibles de 2018 y 2019 no ha sido posible realizar esta prueba.

Aquí se van a mostrar las gráficas de la evolución económica que consideramos como más representativas, el resto de gráficas con los resultados de las simulaciones se muestran en el Anexo 4.

4.2 Pruebas entre los brókeres de ediciones anteriores

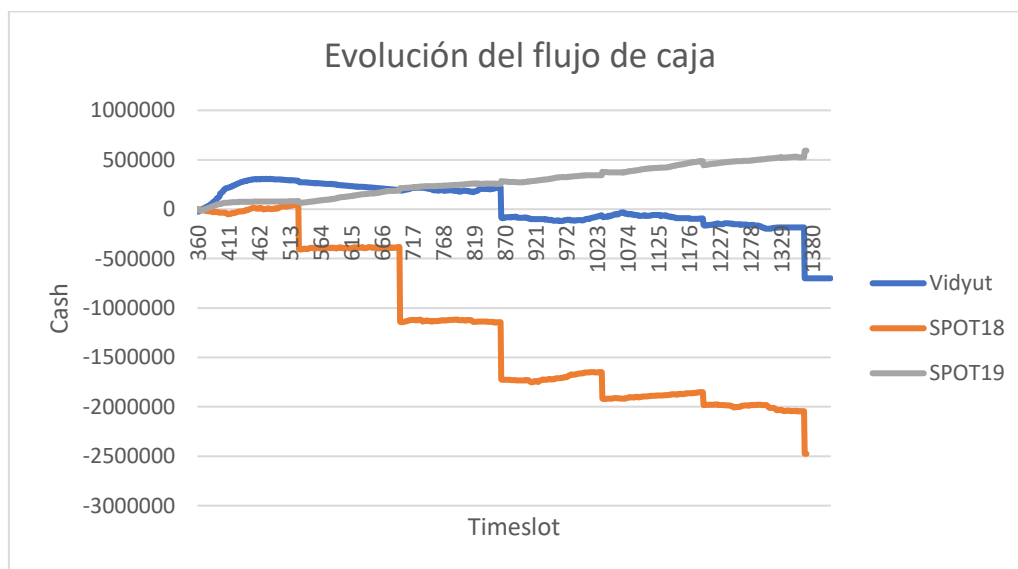


Ilustración 3 Evolución económica de una simulación entre *Vidyut Vanika*, *SPOT 2018* y *SPOT 2019*.

En esta prueba se han puesto los tres agentes de las ediciones anteriores a competir entre sí con el objetivo de evaluar sus estrategias de forma conjunta.

Con estas pruebas se puede inducir que *Vidyut Vanika* tiene una estrategia muy competitiva, o al menos tiene una estrategia que le concede unos beneficios iniciales muy altos teniendo en la

mayor parte de las pruebas la mayor subida inicial. Sin embargo, su estrategia en el *Balancing Market* no está tan refinada. A pesar de ser capaz de mantener su energía más o menos balanceada inicialmente, con lo que en el *Balancing Market* no se le impone penalizaciones excesivamente grandes, a medida que avanza la simulación termina no controlando su *portfolio* y recibe unas penalizaciones tan grandes que no es capaz de mantener la buena situación económica que conseguía al principio.

Por otra parte, el agente SPOT 2018, tiene subidas y bajadas muy grandes, salvo en una de las simulaciones. En el resto, las subidas son debidas a su arriesgada estrategia en el *Tariff Market* y las bajadas a la falta de balanceo de su carga, con lo que incurre en penalizaciones altas en el *Balancing Market*. Por ello en la mayor parte de las simulaciones termina en última posición y casi siempre con resultado negativo.

A su vez, SPOT 2019 también tiene subidas y bajadas de su flujo de caja muy grandes, aunque es capaz de tener la carga más balanceada y recibir menores pérdidas por parte del *Balancing Market* manteniendo una estrategia arriesgada en el *Tariff Market* que le aporta grandes beneficios. Por ello, claramente este agente tiene los mejores resultados en estas pruebas y es el que más simulaciones gana.

4.3 Pruebas individuales

A continuación, se refieren los resultados obtenidos para la simulación del bróker contra algunos de los participantes en ediciones anteriores.

Contra VidyutVanika

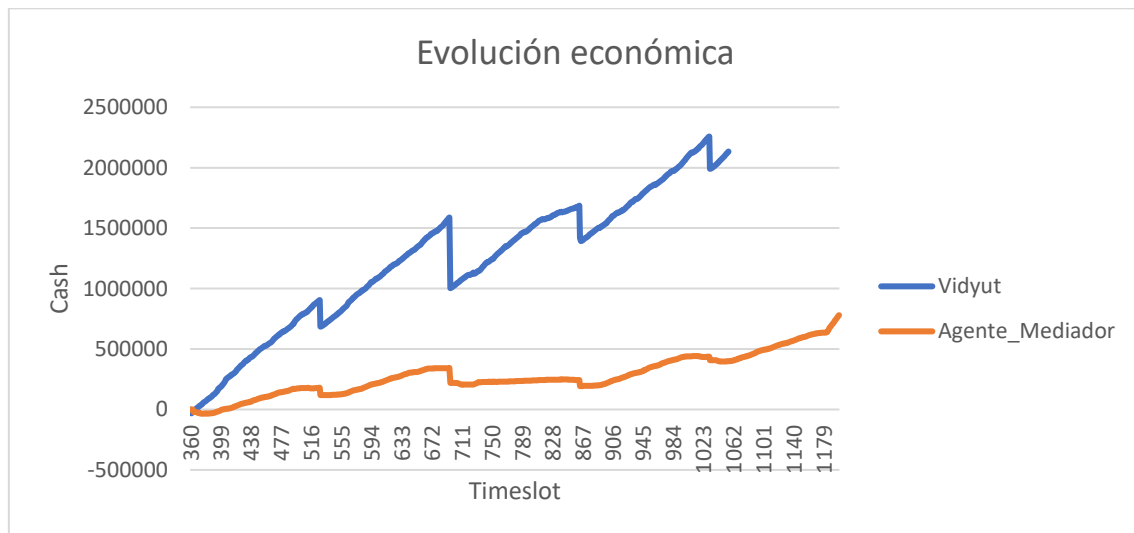


Ilustración 4 Evolución económica de una simulación entre nuestro agente mediador y Vidyut Vanika.

En la ejecución con Vidyut Vanika he experimentado problemas porque en las competiciones de dos jugadores siempre acaba antes de tiempo debido a un fallo que atribuimos a su programación. Por eso no es posible observar correctamente si su estrategia a largo plazo es suficientemente buena.

Al menos sí puede observarse en las pruebas realizadas que plantea una estrategia muy agresiva con las tarifas o bien con compras muy baratas en el *Wholesale Market*. Lo que sí se termina demostrando es que no soporta del todo bien las penalizaciones impuestas por el *Balancing Market*, ya que las penalizaciones que se le imponen terminan siendo mayores que las que sufre nuestro bróker.

Sin embargo, sí se percibe que su estrategia con las tarifas es más eficiente que la realizada por nuestro agente, ya que acaba teniendo una posición económica mejor que la nuestra y por tanto termina ganando en todas las simulaciones realizadas.

Contra SPOT 2018

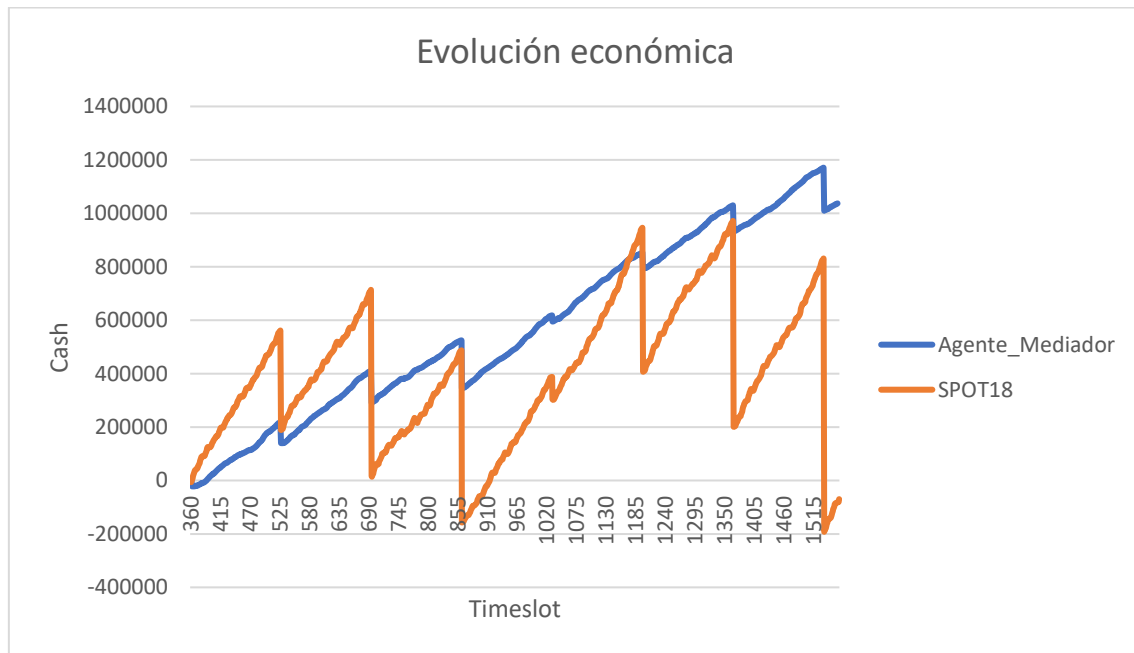


Ilustración 5 Evolución económica de una simulación entre nuestro agente mediador y SPOT2018

Este agente demuestra tener una estrategia que, a priori, se percibe como más potente que el diseñado, ya que obtiene unos beneficios muy superiores a los nuestros. Sin embargo, como no hace un buen balanceo de la carga, las penalizaciones que se le imponen en el *Balancing Market* terminan siendo muy grandes.

Así, al final de la simulación, y a pesar de que durante un periodo de tiempo elevado tiene un flujo de caja mejor que nuestro agente, en todas las simulaciones realizadas a tiempo completo ha acabado perdiendo. Esto ocurre no sólo perdiendo contra nuestro agente, sino que además ha terminado teniendo resultados negativos. Esto es indicativo de que la estrategia creada para estos mercados liberalizados de la energía llegaría a producir pérdidas económicas.

Contra SPOT 2019

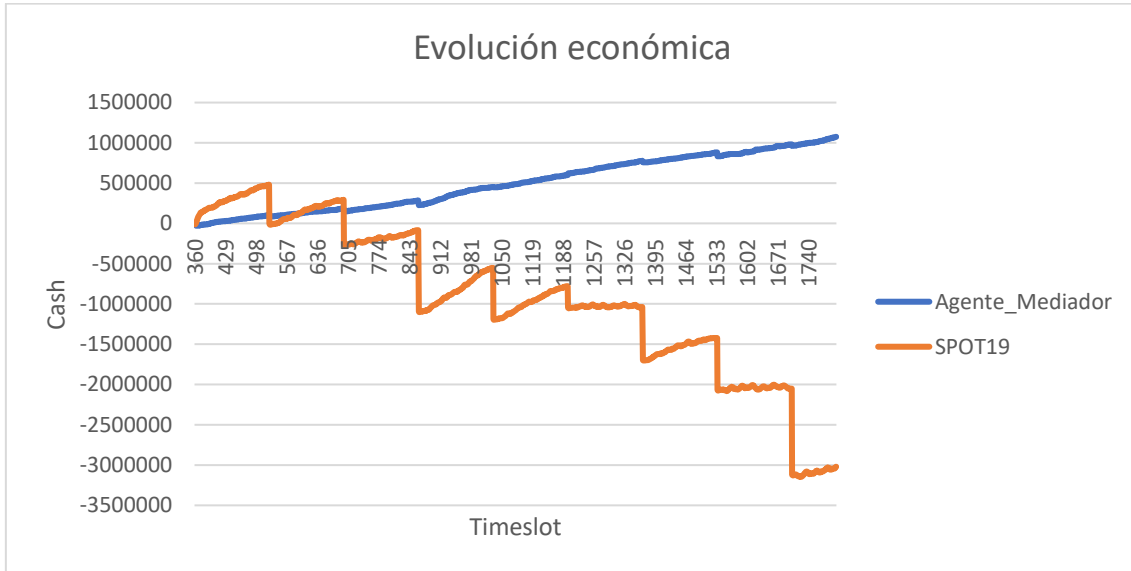


Ilustración 6 Evolución económica de una simulación entre nuestro agente mediador y SPOT 2019.

En la experimentación contra este agente presentado en la competición de 2019, sí se percibe que mejora su balanceo de carga, de manera que no tiene pérdidas tan grandes como el anterior. Sin embargo, al no plantear una estrategia en el resto de los mercados tan competitiva, las ganancias que tiene terminan siendo menores y finaliza con pérdidas mayores que el de la edición de 2018. Esto ocurre en las simulaciones de competición con dos jugadores, ya que en las simulaciones con más jugadores acaba resultando ganador en algunas.

Al igual que el anterior, contra el agente diseñado ha tenido al principio más beneficio, pero a la larga acaba perdiendo.

4.4 Pruebas de 4 jugadores

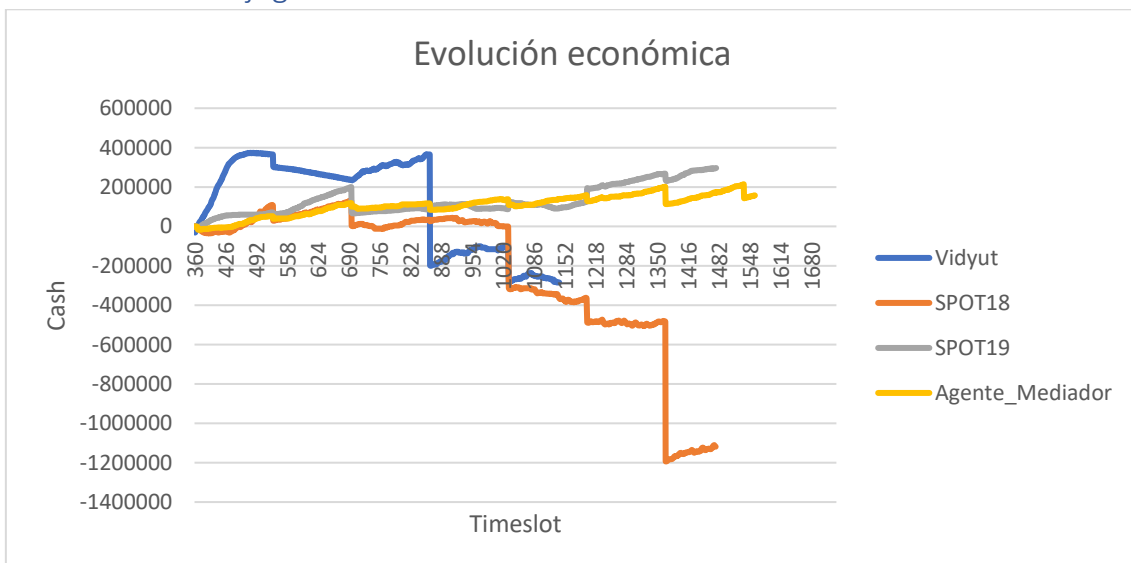


Ilustración 7 Evolución económica de una simulación entre nuestro agente mediador, Vidyut Vanika, SPOT 2018 y SPOT 2019.

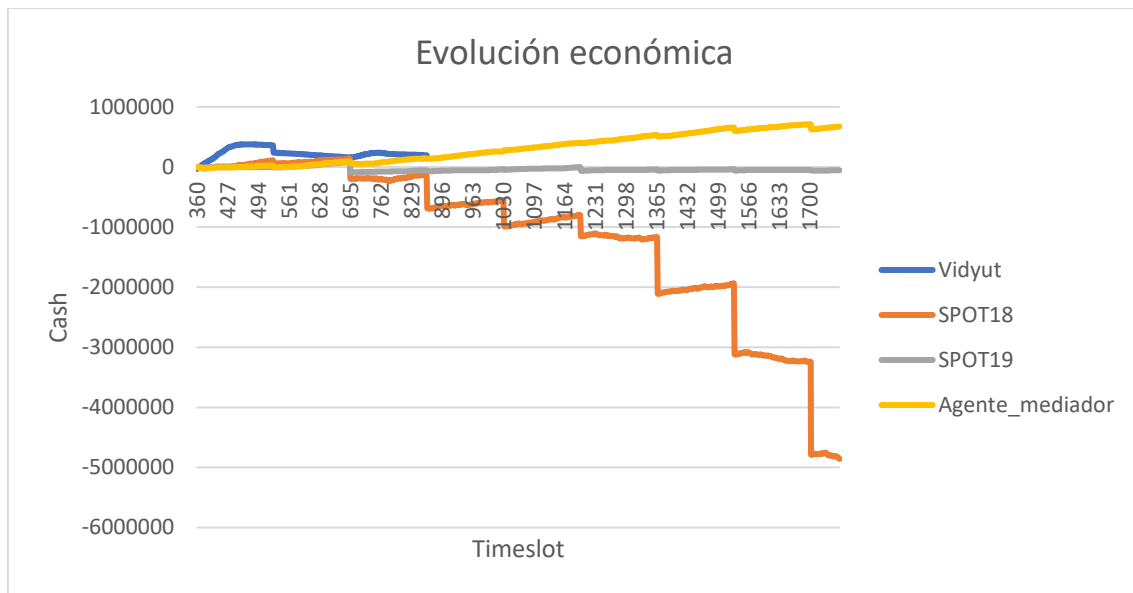


Ilustración 8 Evolución económica de una simulación entre nuestro agente mediador, Vidyut Vanika, SPOT 2018 y SPOT 2019.

En las simulaciones realizadas con todos los agentes disponibles ha resultado que en la mayor parte de ellas, nuestro agente termina resultando ganador. Además, se puede observar que nuestra estrategia para evitar las penalizaciones en el *Balancing Market* resulta efectiva o, al menos, termina teniendo un impacto significativo como para que la posición económica resulte mejor que las de estos agentes en simulaciones a tiempo completo.

Otra cosa que se puede observar es que en la mayor parte de las simulaciones estos agentes terminan con una posición económica negativa.

Por otra parte, se percibe que la estrategia inicial de las tarifas del resto de agentes tiene una capacidad más rápida de crecimiento que la que se plantea en el agente diseñado con tarifas básicas. Sin embargo, se puede observar que unas tarifas básicas que se basan en su simplicidad, cobrando esencialmente por el uso de energía y que a la vez intentan favorecer a aquellos clientes que facilitan balancear la carga, termina funcionando a largo plazo mejor que estrategias más agresivas con una capacidad de crecimiento inicial en cuanto a suscripciones de clientes mayor.

5 Conclusiones y trabajo futuro

Este último apartado de la memoria recoge las conclusiones del trabajo, la dedicación al mismo y su alcance futuro.

5.1 Conclusiones

Para este trabajo se han dedicado muchas horas al estudio de la competición y el entorno de simulación, ya que se trata de un tema del que si no sabes cómo funcionan los mercados de la energía, inicialmente puede resultar muy confuso. Por ello en la página web de *Power TAC* [URL2] una de las recomendaciones que hacen es que, para crear un agente competitivo para la competición lo mejor es crear un equipo de tipo interdisciplinar. En este sentido, recomiendan tener fuertes programadores junto con personas que tengan experiencia o estén interesados en temas económicos, aprendizaje automático y el funcionamiento de la compraventa de energía.

Además, la especificación de este sistema es muy complicada ya que hay que tener en cuenta muchas cosas y entre ellas, la que más confunde, es el gran componente de aleatoriedad que tiene en general el comportamiento de los usuarios. Aunque teniendo en cuenta que se supone que está programado para que sea lo más parecido al comportamiento humano, se trata de un comportamiento muy complicado de cara a programar una estrategia útil que gestione dicha aleatoriedad.

Por otra parte, la instalación de este sistema también es compleja. Aunque hay disponibles varias guías para la instalación y ejecución, a la postre no resulta tan sencillo como parece a priori, ya que el detalle fino de algunas cuestiones no termina de estar bien explicado. Sin embargo, los desarrolladores de este sistema ponen a disposición del usuario un foro en el que en general la gente es muy activa e intentan ayudar en todo momento.

Con respecto al agente creado, se puede concluir como conclusión general que se trata de un agente que funciona relativamente bien, pero se podría mejorar sustancialmente con una estrategia más competitiva en el *Tariff Market*. Su mayor fortaleza reside en mejorar las carencias que manifiestan la mayor parte de los agentes analizados, que es minimizar las penalizaciones en el *Balancing Market*. Esto se consigue principalmente poniendo un precio límite bien estimado a partir de la estrategia conferida para el *Wholesale Market*.

La estrategia de compra planteada en el *Wholesale Market* ha resultado ser muy competitiva, ya que de media el bróker ha comprado la energía a un precio sensiblemente menor que el precio medio de mercado obtenido para el periodo de Bootstrap (21,83 frente a 37,12), consiguiendo beneficios a partir de un precio bajo de compra de la energía.

5.2 Duración y Dedicación del Trabajo

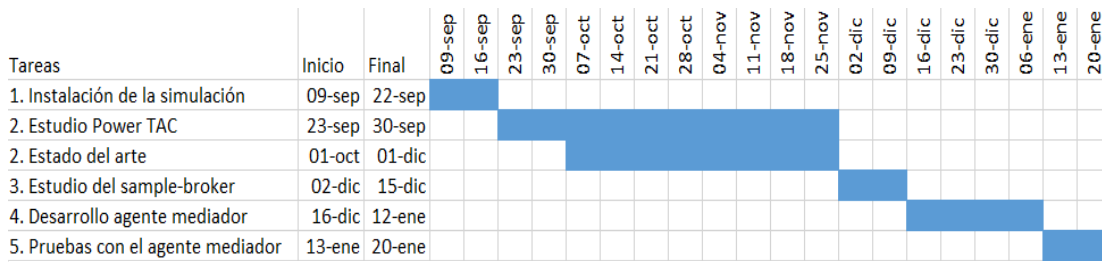


Ilustración 9 Diagrama de Gantt de las tareas realizadas.

La parte más costosa de este trabajo ha sido el llegar a entender de una manera profunda cómo funciona el sistema. En este diagrama de Gantt, el estudio de *Power TAC* se extiende durante 10 semanas, pero en general el estudio de la competición y el entorno es algo que se ha ido haciendo desde el principio hasta el final del trabajo. Esto es así ya que hasta cuando se estaban implementado las estrategias del agente o incluso probándolo es cuando ha sido posible ir profundizando en los detalles de toda la información que de manera teórica se conocía al principio.

5.3 Trabajo futuro

Como trabajo futuro se deja la posibilidad de mejorar la estrategia del *Balancing Market* intentando evitar de manera total las penalizaciones. Además de mejorar el predictor en este mercado, se considera necesario mejorar la predicción en el *Tariff Market*. Para este último se planea crear una estrategia que se encargue de buscar las tarifas óptimas para los clientes a partir del estudio de las tasas de suscripciones y de-suscripciones o bien crear tarifas basándonos en las tarifas que ponen el resto de brókeres. Al tratarse de estrategias dinámicas, se planea seguir utilizando árboles de decisión, ya que se ve posible su entrenamiento durante el tiempo disponible en los *timeslots*.

Bibliografía

- [BP14] Babic, Jurica & Podobnik, Vedran. (2014). Adaptive Bidding for Electricity Wholesale Markets in a Smart Grid.
- [CF17] Chowdhury, Moinul Morshed Porag & Folk, Russell & Fioretto, Ferdinando & Kiekintveld, Christopher & Yeoh, William. (2017). Investigation of Learning Strategies for the SPOT Broker in Power TAC. 96-111. 10.1007/978-3-319-54229-4_7.
- [GS19] Ghosh, Susobhan & Subramanian, Easwar & Bhat, Sanjay & Gujar, Sujit & Paruchuri, Praveen. (2019). VidyutVanika: A Reinforcement Learning Based Broker Agent for a Power Trading Competition. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 33. 914-921. 10.1609/aaai.v33i01.3301914.
- [GV18] Grgic, Demijan & Vdović, Hrvoje & Babic, Jurica & Podobnik, Vedran. (2018). CrocodileAgent 2018: Robust agent-based mechanisms for power trading in competitive environments. Computer Science and Information Systems. 16. 40-40. 10.2298/CSIS181010040G.
- [HP17] Hoogland, Jasper & Poutré, Han. (2017). An Effective Broker for the Power TAC 2014. 66-80. 10.1007/978-3-319-54229-4_5.
- [Kal15] Kalmeg, Sushilkumar Rameshpant. "Analysis of WEKA Data Mining Algorithm REPTree, Simple Cart and RandomTree for Classification of Indian News. " (2015)
- [KC13] Ketter, Wolfgang & Collins, John & Reddy, Prashant. (2013). Power TAC: A competitive economic simulation of the smart grid. Energy Economics. 39. 262–270. 10.1016/j.eneco.2013.04.015.
- [KC14] Kuate, Rodrigue & Chli, Maria & Wang, Hai. (2014). Optimising market share and profit margin: SMDP-based tariff pricing under the smart grid paradigm. 1-6. 10.1109/ISGTEurope.2014.7028942.
- [KC17] Ketter, Wolfgang & Collins, John & Weerd, Mathijs. (2017). The 2018 Power Trading Agent Competition. SSRN Electronic Journal. 10.2139/ssrn.3087096.
- [KH13] Kuate, Rodrigue & He, Minghua & Chli, Maria & Wang, Hai. (2013). An intelligent broker agent for energy trading: An MDP approach. IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence. 234-240.
- [KP16] Ketter, Wolfgang & Peters, Markus & Collins, John & Gupta, Alok. (2016). Competitive Benchmarking: An IS Research Approach to Address Wicked Problems with Big Data and Analytics. MIS Quarterly. 40. 1057-1080. 10.25300/MISQ/2016/40.4.12.
- [LH14] Liefers, Bart & Hoogland, Jasper & Poutré, Han. (2014). A successful broker agent for Power TAC. Lecture Notes in Business Information Processing. 187. 99-113. 10.1007/978-3-319-13218-1_8.
- [ÖU15] Özdemir, Serkan & Unland, Rainer. (2015). The broker strategies of a winner agent in Power TAC.

- [ÖU17] Özdemir, Serkan & Unland, Rainer. (2017). Autonomous Power Trading Approaches of a Winner Broker. 143-156. 10.1007/978-3-319-54229-4_10.
- [ÖU181] Özdemir, Serkan & Unland, Rainer. (2018). AgentUDE17: A Genetic Algorithm to Optimize the Parameters of an Electricity Tariff in a Smart Grid Environment. 10.1007/978-3-319-94580-4_18.
- [ÖU182] Özdemir, Serkan & Unland, Rainer. (2018). AgentUDE17: Imbalance Management of a Retailer Agent to Exploit Balancing Market Incentives in a Smart Grid Ecosystem.
- [RQ15] Rubio, Thiago & Queiroz, Jonas & Lopes Cardoso, Henrique & Rocha, Ana & Oliveira, Eugénio. (2015). TugaTAC Broker: A Fuzzy Logic Adaptive Reasoning Agent for Energy Trading. 10.1007/978-3-319-33509-4_16.
- [Sil16] Silva, João Pedro Pascoal Pinheiro da. "Agent Strategies in Smart Energy Markets-PowerTAC 2016," 2016.
- [SR17] Serrano, Jonathan & Rodríguez González, Ansel & Munoz de Cote, Enrique. (2017). Fixed-Price Tariff Generation Using Reinforcement Learning. Studies in Computational Intelligence. 674. 121-136. 10.1007/978-3-319-51563-2_8.
- [TK6] Toulis, Panagiotis & Kehagias, Dionysios & Mitkas, Pericles. (2006). Mertacor: A Successful Autonomous Trading Agent. 10.13140/2.1.1497.9205.
- [UC17] Urban, Tobias & Conen, Wolfram. (2017). Maxon16: A Successful Power TAC Broker.
- [US14] Urieli, D. & Stone, Peter. (2014). TacTex'13: A champion adaptive power trading agent. Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence. 1. 465-471.
- [US16] D. Urieli and P. Stone (2016). "An MDP-based winning approach to autonomous power trading: formalization and empirical analysis". In: Proceedings of the International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, pp. 827–835.
- [WJ95] Wooldridge, M., & Jennings, N. (1995). Intelligent agents: Theory and practice. The Knowledge Engineering Review, 10(2), 115-152. Doi: 10.1017/S0269888900008122.
- [WS12] Widanapathirana, Chathuranga & Sekercioglu, Ahmet & Ivanovich, Milosh & Fitzpatrick, Paul & Li, Jonathan. (2012). Automated Inference System for End-To-End Diagnosis of Network Performance Issues in Client-Terminal Devices. International Journal of Computer Networks & Communications (IJCNC). 4. 37-56.
- [WZ16] Wang, Xishun & Zhang, Minjie & Ren, Fenghui. (2016). A Hybrid-learning Based Broker Model for Strategic Power Trading in Smart Grid Markets. Knowledge-Based Systems. 119. 10.1016/j.knosys.2016.12.008.

Bibliografía online

- [URL1] http://www.powertac.org/wiki/index.php/Getting_Started
Página de ayuda para los desarrolladores de agentes de *Power TAC*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL2] <https://powertac.org/>
Página de inicio de *Power TAC*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL3] <https://www.oracle.com/technetwork/java/javase/downloads/index.html>
Página de descarga de *Java*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL4] <http://maven.apache.org/download.cgi>
Página de descarga de *Apache Maven*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL5] <https://www.meinbergglobal.com/english/sw/ntp.htm>
Página de descarga de *Daemon NTP*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL6] <https://github.com/powertac/powertac-server/wiki/Getting-started>
Instrucciones para utilizar el servidor de *Power TAC*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL7] <https://github.com/powertac/powertac-core>
Repositorio en *Github* de *powertac-core*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL8] <https://github.com/powertac/powertac-server>
Repositorio en *Github* de *powertac-server*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL9] <https://github.com/powertac/server-distribution>
Repositorio en *Github* de *server-distribution*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL10] <https://spring.io/tools>
Página principal de *Spring Tools*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL11] <https://github.com/powertac/sample-broker>
Repositorio en *Github* de *sample - broker*. Consultada por última vez: 21/01/2020.
- [URL12] <https://www.eclipse.org/downloads/packages/installer>
Página de descarga del instalador de Eclipse IDE for Java Developers. Consultada por última vez: 21/01/2020.

[URL13] <https://powertac.org/tournament/>

Página de información sobre la competición, incluye fechas de la próxima competición, resultados de años anteriores, especificación, etc. Consultado por última vez: 21/01/2020.

[URL14] <http://www.powertac.org/wiki/index.php/Form:Broker>

Repositorio brókeres anteriores competiciones. Consultado por última vez: 21/01/2020.

[URL15] <https://spring.io/>

Página principal de Spring. Consultado por última vez: 21/01/2020.