

Economía Artificial. Métodos de Inspiración Social en la Resolución de Problemas Complejos

Cesáreo Hernández[‡], José Manuel Galán^{*}, Adolfo López-Paredes[‡], Ricardo del Olmo^{*}

[‡] INSISOC, Área de Organización de Empresas, Dpto. Organización de Empresas y C.I.M., Universidad de Valladolid, Escuela de Ingenierías Industriales, Paseo del Cauce 59, Valladolid 47011, España. cesareo@eii.uva.es, adolfo@insisoc.org

^{*}INSISOC, Área de Organización de Empresas, Dpto. de Ingeniería Civil, Escuela Politécnica Superior, Universidad de Burgos, Edificio La Milanera, C/Villadiego S/N, Burgos 09001, España. jmgalan@ubu.es, rdelolmo@ubu.es

Resumen. *La dimensión social de la Economía le confiere una complejidad que es muy difícil de formalizar en un conjunto de ecuaciones algebraicas. La aproximación de la Economía Experimental (EE) y la de su extensión de la Economía Artificial (EA) con modelos basados en agentes artificiales (ABM), permiten recoger parte de esa complejidad cuando el intercambio es impersonal. En este artículo analizamos desde la EA el paradigmático ejemplo de la subasta doble continua (CDA) y su dinámica social con diferentes tipos de agentes. Los resultados obtenidos con sociedades artificiales, no sólo son relevantes para explicar los mecanismos de la institución, sino que el propio mercado puede ser un vehículo para resolver problemas de gestión de la empresa y de elección y escasez de complejidad *n*-hard. Para ilustrarlo empleamos un ejemplo basado en la aplicación de subastas combinatorias: mediante la programación basada en mercados se puede realizar la asignación de slots de recursos en problemas de gestión de carteras de proyectos.*

La complejidad de la Economía, exige un paradigma nuevo y complementario: Modelado basado en agentes

A los lectores sin conocimientos de Economía, les resultará sorprendente el escaso valor práctico de los modelos económicos para guiar a los responsables de tomar decisiones de políticas de empresa, de un país o de una región. Las predicciones de uno de los tipos de modelos, los econométricos con inferencia estadística desde datos históricos (sin teoría VAR o desde ecuaciones estructurales), son muy dispares excepto en el muy corto plazo. El otro, basado en el equilibrio general dinámico y estocástico utilizado por bancos y agencias gubernamentales [1,2], ha resultado inútil para explicar la crisis actual, recurriéndose a recomendaciones, por analogía histórica o relatos cualitativos verbales. En cuanto a los modelos de crecimiento, señalar que después de considerar la contribución de los distintos factores productivos, queda a largo plazo un residuo por explicar no menor del 30%, que podemos interpretar como una “medida de nuestra ignorancia” [3]. El rigor de los modelos de crecimiento, se quiebra para explicar este residuo, dando paso también a explicaciones verbales.

¿Por qué esta situación? Porque el rigor formal de estos modelos sacrifica las características de los agentes, que son de racionalidad limitada, estratégicos y heterogéneos. Porque en la generación de riqueza, no sólo hay que considerar los factores tangibles de producción, sino los intangibles: externalidades, organización del intercambio, rutinas organizativas, inteligencia

colectiva, capacidad directiva, capacidad de emprender y la palanca institucional. En resumen, porque la dimensión social de la Economía le confiere una complejidad que escapa a los métodos constructivistas, axiomáticos del formalismo matemático. “*Se necesita una nueva aproximación con métodos diferentes y también criterios diferentes que sea aceptable... el pensamiento económico necesita dirigirse a cuestiones que plantea el mundo real más que simplemente a crear más ecuaciones matemáticas*” [4].

Esa nueva aproximación es la de la Economía Experimental (EE) desarrollada en los últimos 50 años y su extensión, la Economía Artificial (EA) con agentes software (Modelos Basados en Agentes, ABM). Lo que caracteriza esta forma de modelar (ABM) es la representación explícita en un modelo de las entidades y las interacciones en un sistema como elementos individuales (agentes) e interacciones entre ellos, típicamente con el objetivo de entender los comportamientos globales que se producen a partir de estas unidades constituyentes [5]. Es precisamente este tipo de modelado uno de los aspectos que ha despertado el interés de la Física Estadística, con gran tradición en el estudio de fenómenos colectivos a partir de la interacción de elementos individuales, en las Ciencias Sociales. Dependiendo del caso de estudio, los agentes se representan con una intencionada simplicidad y muchas metodologías comunes de la Física resultan de utilidad contribuyendo a entender en estos contextos diferentes patrones y comportamientos agregados [6]. En otros casos, los agentes incluyen aspectos de mayor complejidad como incentivos, aprendizaje, confianza, reputación, intencionalidad y un largo etcétera. El análisis y la interpretación de los comportamientos emergentes en estas situaciones suponen un importante desafío científico, frecuentemente interdisciplinar. En [7,8] se exponen argumentos en favor de ABM en Economía que complementan los anteriores y los que hacemos a continuación.

Heterogeneidad. El hombre es el único ser vivo capaz de transformar su mundo de una forma consciente. Esta capacidad transformadora conduce a la especialización y a la variedad. Las diferencias entre capacidades del individuo con su entorno se ven potenciadas a su vez por el intercambio, la otra facultad genuina del hombre. Especialización e intercambio constituyen el generador de riqueza, como ya señalara A. Smith y su amigo D. Hume. De modo que la esencia de la actividad económica, reside en la heterogeneidad individual de los agentes y en su capacidad de intercambio.

Los resultados de la EE. “La Ley de la Inteligencia Colectiva”. En uno de los primeros experimentos de intercambio realizados por Chamberlin, estudiantes que desconocían el modelo de mercado, se dividían en un grupo de compradores que recibían una cartulina con su precio de reserva extraído aleatoriamente de una demanda y otro grupo, vendedores, recibían cartulinas con el coste marginal o coste de producción, extraído aleatoriamente de una curva de oferta. Sin mostrar la cifra de sus cartulinas, compradores y vendedores negociaban su compraventa, vis a vis. El resultado no mostraba estabilidad de precios y cantidades intercambiadas.

V. Smith [9] rediseña el experimento. Todas las ofertas y pujas se hacen públicas en un tablón (o a gritos) y además el experimento se repite varias veces con los mismos participantes. Estas modificaciones de la Institución introducen aprendizaje en los participantes y conducen al equilibrio que predice el mercado de forma rápida y precisa. El mercado resulta ser una

heurística de inspiración social y resuelve problemas de escasez y elección entre múltiples agentes: inteligencia colectiva.

¿Qué nos indican estos resultados?

a) Sobre la racionalidad individual. Los individuos toman decisiones de forma racional (racionalidad procedimental) pero también de forma *fast and frugal* (racionalidad sustantiva) de Simon [10], López *et al.* [11], Gigerenzer y Selten [12].

b) Sobre la racionalidad colectiva. El sistema, la subasta doble continua (CDA de su acrónimo en inglés), exhibe equilibrio e inteligencia colectiva. Racionalidad constructiva (la que conlleva el modelo de mercado competitivo de nuestros libros de economía) y ecológica (social) la que resulta del experimento. La primera encuentra el equilibrio resolviendo el artefacto de oferta y demanda y asumiendo que hay equilibrio. La segunda, genera equilibrio desde el comportamiento de los agentes y las reglas institucionales, verificando la dinámica social del intercambio: micro-motivos del mercado [13].

La buena nueva que nos traen la EE y la EA es que la complejidad social del intercambio impersonal (no tanto del personal) no sólo es abordable sino exportable a la resolución de problemas np-hard (complejidad computacional): constituye la base de un conjunto de métodos de inspiración socio-económica (la sabiduría de las masas), más allá de las heurísticas de inspiración biológica (redes neuronales, algoritmos y lógica genética). Y lo hace con gran valor práctico en el mundo de la gestión de empresa: métodos predictivos [14], gestión del conocimiento, selección de ideas y nuevos productos, marketing, gestión de riesgos y problemas de asignación de recursos, aspecto que ilustramos en este artículo.

Economía artificial en la subasta doble continua

Para ilustrar los avances de la EA nos centraremos en la CDA, porque siendo una de las instituciones de mercado más frecuentes en mercados reales, ha sido muy estudiada, tanto desde el punto de vista experimental como computacional. Sus resultados con humanos muestran una eficiencia altísima y una convergencia al precio de equilibrio muy rápida. Además, la CDA resulta especialmente interesante para ejemplificar la influencia de fijar la Institución dentro del marco conceptual, comportamiento de los Agentes-Institución-Entorno (A,I,E) que define cualquier mercado [15]. La I hace referencia a las reglas de intercambio y a cómo se cierran los contratos; la E incluye los recursos, conocimientos y valores propios de los agentes; la A al comportamiento propio de los agentes que operan en el mercado.

La CDA incluye dos tipos de agentes en el mercado, los compradores y los vendedores. Cuando se modela este tipo de subasta se asume que cada uno de los agentes vendedores posee una unidad de un bien que se considera indistinguible del bien que poseen los otros. Los compradores desean obtener cada uno una unidad del bien con el que se comercia en el mercado. Las decisiones de los compradores y de los vendedores dependen de ciertos valores privados e individuales de cada agente. Cada comprador tiene un precio de reserva r conocido por él, de acuerdo a una función de demanda desconocida para los participantes de la subasta. El precio de reserva representa el valor, medido en términos monetarios, que recibiría el comprador si obtuviese el bien. El beneficio alcanzado por un comprador que consigue una unidad del bien a un precio p será consecuentemente $r-p$. Análogamente, cada agente vendedor

asume que tiene un coste c asociado a la obtención del bien que posee. El beneficio que obtendría el vendedor que consigue comerciar con el bien a un precio p en la subasta sería por tanto $p-c$.

Desde el punto de vista de la institución, la subasta funciona de la siguiente forma. Cualquier comprador puede enviar una puja por una unidad del bien, sin más que identificarse y ofrecer un precio. Cualquier otro comprador puede subir ese precio. De forma equivalente, cada vendedor puede hacer una oferta identificándose y estableciendo su precio de venta. Cualquier otro vendedor puede mejorar la oferta estableciendo un precio menor. Si las pujas y ofertas se emparejan o cruzan, la transacción tiene lugar y ambos, comprador y vendedor abandonan el mercado anulando todas las ofertas o pujas que hubiesen tenido lugar hasta el momento. En el caso de que puja y oferta se emparejen, el precio al que se produce la transacción será precisamente la coincidencia. Por el contrario, si en el proceso ambos precios no casan exactamente, sino que se cruzan, entonces el precio de transacción será igual al primero de los dos al que se hubiese producido. Después de esto, la subasta continúa con los agentes restantes. El proceso se repite durante varias rondas de una duración establecida.

Uno de los resultados pioneros en EA sobre CDA es el llevado a cabo por Gode y Sander [16,17]. En su trabajo analizaron el comportamiento de la institución cuando los agentes que participan tienen el mínimo posible de inteligencia para participar en ella. Crearon una subasta artificial (simétrica) regida por las reglas de la CDA e incluyeron agentes software *zero-intelligence* (agentes ZI-C) sujetos a una restricción presupuestaria. El funcionamiento básico de estos agentes consiste en que cada cierto tiempo un agente comprador o vendedor de forma aleatoria realiza una puja o una oferta. Un vendedor propone un precio entre su coste y un valor máximo (típicamente el máximo valor de reserva del mercado) siguiendo una distribución uniforme. Los compradores, por el contrario, realizan sus pujas eligiendo valores de forma aleatoria entre su precio de reserva y cero. Estas restricciones se incluyen para eliminar la posibilidad de que los agentes incurran en pérdidas.

Durante la dinámica del proceso, cada comprador compara su puja con el estado actual del mercado. Si la puja es mayor que la mejor oferta hasta el momento (la más baja), entonces acepta esa oferta y la transacción del bien ocurre al precio fijado y la subasta continúa en una nueva iteración. Si la puja del comprador está por debajo de la mejor oferta o si no ha habido ninguna oferta todavía pero la nueva puja está por encima de la mejor puja hasta el momento, entonces la puja se convierte en la mejor puja en el mercado. En cualquier otro caso y siguiendo las reglas de la subasta, el agente no lanza ninguna puja al mercado. El proceso es análogo en el caso de los vendedores.

Si definimos eficiencia de asignación del mercado como el beneficio total de todos los agentes del mercado dividido entre el máximo beneficio total que se podría haber obtenido [18], la eficiencia de estas subastas jugadas por agentes ZI-C era cercana al 100%. Las conclusiones del trabajo resultan tremendamente sugerentes. La disciplina impuesta por la institución potencia la mano invisible de Adam Smith y puede generar racionalidad agregada o colectiva, no sólo desde la racionalidad individual, sino también desde comportamientos poco inteligentes a escala individual. No es necesario aprendizaje, inteligencia o búsqueda de beneficio para obtener resultados de distribución globalmente eficientes.

Sin embargo, pese a que la eficiencia del mercado es muy robusta al comportamiento individual, Cliff y Bruten [19] demostraron que la convergencia al precio de equilibrio observada experimentalmente con humanos, es más exigente en términos de comportamiento individual. Estos autores desarrollaron los agentes Zero-Intelligence-Plus (ZIP) en un intento de identificar los mecanismos mínimos de complejidad para explicar el comportamiento humano en mercados sencillos. Para ello, diseñaron agentes que se comportan de forma adaptativa, modificando el margen de beneficio en función de la información sobre las transacciones que se han producido en el ciclo anterior de intercambio.

Posteriores trabajos [20] desarrollaron modelos de selección de estrategias para la CDA en el que los agentes software forman creencias en base a los datos del mercado, tanto de precios de pujas y ofertas como de las frecuencias de ocurrencia. Los agentes entonces eligen la acción que en función de los datos maximiza el beneficio esperado: son los agentes Gjerstad y Dickhaut (GD). Los resultados muestran una rápida convergencia y máxima eficiencia.

De forma muy interesante y probablemente inspirados por los famosos torneos computacionales de Axelrod en el dilema del prisionero repetido [21], investigadores en Santa Fe propusieron una serie de torneos en los que agentes computacionales enviados por los participantes tomaban el rol de compradores y vendedores en una CDA simplificada [22]. Sus resultados mostraron convergencia al equilibrio competitivo y una eficiencia cercana al máximo. Sin embargo, a nivel individual, una sencilla estrategia, el agente Kaplan, era capaz de batir a algoritmos mucho más sofisticados en términos de reglas de aprendizaje y uso de información. Este agente, diseñado por Kaplan de la Universidad de Minnesota, posee un algoritmo simple, no adaptativo, no predictivo, no estocástico y no optimizador. Se trata de un agente que tiene un comportamiento parásito, en el sentido de que espera sin hacer pujas ni ofertas, deja que otros hagan la negociación, y solamente cuando los precios de puja y oferta se acercan, salta y *roba* el trato aceptando una orden que le resulte interesante. En el caso de compradores, estos agentes sólo hacen pujas para aceptar una oferta existente, cuando la fracción de tiempo para acabar la ronda es menor que un tiempo determinado, i.e. *el tiempo se acaba*; o cuando la mejor oferta sea menor que el mínimo precio al que se negoció en la ronda anterior, i.e. *la oferta es jugosa*; o bien cuando la mejor oferta es menor que el máximo al que se negoció en la ronda anterior y el ratio de la diferencia entre puja-oferta y la mejor oferta es menor que un parámetro, y el beneficio esperado es mayor que un porcentaje, i.e. *puja y ofertas están cercanas* (es el momento de robar el trato). Un aspecto muy interesante de la estrategia es que, en términos evolutivos, sería capaz de invadir muchas otras, pero al ser una estrategia que depende de agentes activos en el mercado, no es colectivamente estable.

Este resultado ha dirigido parte de la investigación en CDA a sustituir el análisis de teoría de juegos a partir de las acciones atómicas que cada agente en el mercado puede realizar, muy difícil en este caso, por el análisis de la estabilidad de poblaciones de agentes que siguen una determinada estrategia adaptativa como las resumidas. Es decir, considerando las reglas GD, ZIP o Kaplan como el conjunto de estrategias posibles en el juego. Esta aproximación junto con las aproximaciones adecuadas para utilizar la dinámica del replicador ha permitido caracterizar equilibrios de Nash de poblaciones en este contexto [23] o analizar distribuciones de beneficio en función de la estrategia de los agentes.

Los trabajos de Gode y Sunder demostraron que la eficiencia global del mercado es muy robusta a la inteligencia de los agentes, pero el reparto del excedente del mercado es sensible a las estrategias [24]. Esta línea de trabajo se ha enriquecido al incorporar heurísticas en la decisión de los agente para tratar de entender las implicaciones que tiene su uso en contextos económicos. Gigerenzer [12], muy influenciado por el trabajo de Simon, considera que las decisiones humanas están basadas en heurísticas y en la habilidad para utilizarlas en contraposición a una estructura lógica maximizadora y consistente.

El uso de algunas de las heurísticas por parte de agentes software en CDA ha sido analizado y comparado [25], en particular el uso de “*imitación*” como heurística de base social frente a “*take-the-best*” como heurística de base de aprendizaje individual a partir de experiencias pasadas (ver Fig. 1). Sobre la base de decisiones construida a partir de los algoritmos más utilizados en la CDA, una estrategia de *imitación* se basa en cambiar de estrategia con cierta probabilidad si los beneficios obtenidos por el agente son inferiores a la media del mercado, y seleccionar la estrategia de la población que haya tenido un beneficio medio más alto. *Take-the-best* por el contrario, está basado en un sistema de creencias del agente en función de qué hubiese pasado si hubiese utilizado una estrategia diferente a la que utilizó. Los resultados muestran que la heurística *Take-the-best* da mejores resultados individuales a los agentes. Pero lo que es más relevante, mientras que el mercado puede colapsar dependiendo de la distribución de agentes que siguen cada estrategia, la utilización de heurísticas frugales sobre las estrategias facilita la convergencia tanto en precios como en eficiencia.

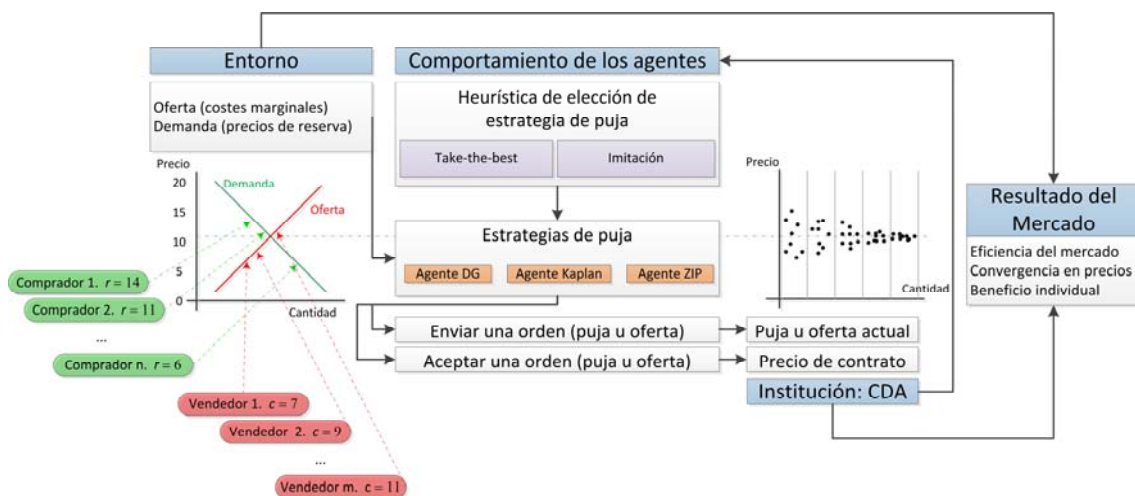


Fig. 1. Estructura de la subasta doble continua jugada por agentes software con reglas heurísticas de decisión sobre tres estrategias de negociación en la subasta (DG, Kaplan y ZIP). Adaptado de [25].

Este mismo marco de trabajo se ha utilizado para tratar de obtener luz sobre los dos modelos de ajuste de mercado clásicos que existen en la literatura económica: el modelo walrasiano y el marshalliano [26]. De forma sucinta, el modelo de Marshall considera que el mercado se ajusta en cantidades del producto en respuesta a la diferencia entre el precio demandado y el precio ofertado, mientras que Walras postuló que el ajuste se produce en precios como consecuencia de un exceso o escasez de demanda a un precio dado. La pregunta tiene un interés limitado en el caso de entornos tradicionales en los que la oferta tiene una pendiente positiva y la demanda una pendiente negativa, ya que en estos casos existe un único equilibrio y es estable bajo los dos modelos de ajuste. Esto no ocurre en situaciones en las que la oferta tiene pendiente

negativa o la demanda pendiente positiva, ya que puede haber equilibrios estables bajo un modelo, pero inestables bajo otro. Los resultados con agentes artificiales en este tipo de entornos muestran que los agentes GD reproducen el modelo marshalliano, resultado compatible con experimentos realizados con humanos. Sin embargo estos resultados no son robustos en agentes con otras estrategias de aprendizaje.

De los modelos basados en agentes a los sistemas multiagente

Una crítica muy común a los modelos económicos y sociales en general, y a los basados en agentes aplicados en estos dominios, es que la representación de los procesos y la abstracción de los mecanismos, son demasiado estilizadas. Dependiendo de la aplicación del modelo, incluso cuando se relajan las hipótesis de racionalidad, homogeneidad o interacciones globales, la abstracción puede ser excesiva, para obtener conclusiones que vayan más allá de pistas o intuiciones sobre lo que ocurre en el sistema objetivo que pretendemos entender.

Cuando, como en el caso de la CDA, modelamos humanos como agentes artificiales, estamos obligados a simplificar sus motivaciones, objetivos y reglas de actuación. No dejamos de estar haciendo modelos teóricos en economía con los que verificar o falsar nuestras hipótesis. Sin embargo, las conclusiones de estos modelos no sólo son útiles en el campo del modelado. La programación basada en mercados mediante sistemas multiagente (MAS) utiliza los resultados de los modelos de la EA no con el objetivo de explicar o predecir los procesos en los que se inspiraron, sino de aplicar modelos y mecanismos con propiedades interesantes (e.g. convergencia, estabilidad, etc) para diseñar o controlar sistemas reales (aunque con frecuencia se utilizan los términos ABM y MAS como sinónimos existen matices que los diferencian: ambos son sistemas computacionales formados por agentes software pero mientras que los ABM suelen tener una vocación explicativa respecto a un fenómeno y es un término más utilizado en ciencia, los MAS suelen tener un objetivo orientado a la resolución de un problema ingenieril, y se trata de un término más habitual en tecnología e ingeniería).

Este enfoque se basa en resolver un problema de asignación de recursos, uno de los *leitmotivs* de la economía, construyendo una sociedad artificial con los recursos y sus posibles usos y dotando a los agentes de esta población de las motivaciones y comportamientos utilizados en los modelos económicos. Se trata de crear una metáfora de mercado para resolver problemas de ingeniería u organización por ejemplo.

La intuición que subyace a la aproximación es la mano invisible de Adam Smith, la capacidad autorreguladora bajo ciertas condiciones que tienen los mercados libres para encontrar soluciones globalmente eficientes, a través de los precios, cuando los individuos que participan del mercado buscan su interés individual propio.

Esta aproximación se ha utilizado para resolver problemas de programación de aterrizajes y despegues en aeropuertos [27], optimización de transporte de mercancías [28], gestión de tramos de la red de ferrocarriles [29], determinar programas de producción en talleres [30], o como ilustramos a continuación, el problema de asignación de recursos a una cartera de proyectos (ver Fig. 2), un problema np-completo [31]. Sea una organización que quiere realizar diversos proyectos, todos ellos diferentes, cada uno con sus objetivos, rentabilidad esperada, prioridades, necesidades, fechas comprometidas, etc. Al mismo tiempo, la organización dispondrá de un fondo de recursos, tanto personales como materiales, para tratar de acometer

parte de los proyectos que están disponibles en la cartera. Los recursos también son individuales, cada uno con sus destrezas y eficiencia en cada una de ellas. La metáfora de mercado representa el intercambio/la asignación entre proyectos y recursos. Cada uno de los proyectos será representado por un agente artificial al que se dotará de una cantidad de riqueza que está dispuesto a utilizar para maximizar su utilidad, ser completado a tiempo y con el menor coste posible, y para ello demanda recursos durante determinadas franjas de tiempo (*slots*), los necesarios para realizar el proyecto. Por otro lado, los recursos también serán representados por agentes artificiales que intentan maximizar su beneficio, es decir, extraer la cantidad máxima de riqueza a los proyectos y para ello estarán dispuestos a vender sus slots temporales al proyecto que esté dispuesto a pagar más.

El sistema para coordinar el proceso de adquisición, como en un mercado real, es el sistema de fijación de precios de los bienes, en este caso los recursos. Típicamente se utilizan subastas como instituciones para obtener los precios de equilibrio que vacían el mercado y maximizan la utilidad y beneficio de cada agente. Una posible opción sería utilizar la subasta mencionada en la sección anterior, la CDA. Sin embargo, las propiedades específicas del problema sugieren otras opciones. Primero, los bienes que se subastan no son equivalentes entre sí y, segundo y más importante, los bienes presentan a menudo complementariedad, es decir, para ciertos agentes el valor de un recurso en un determinado tiempo depende también de si se obtiene o no otro recurso en otro instante de tiempo. Mientras que estos problemas de complementariedad no pueden surgir cuando se subasta una única cantidad de un bien, relajar esta hipótesis puede hacer que no exista un conjunto de precios de equilibrio y que, por tanto, no podamos resolver el problema. La aproximación habitual es permitir, entonces, que los agentes pujen de forma simultánea por varios bienes en lo que se conocen como subastas combinatorias. Dentro de las diferentes subastas aleatorias posibles, en nuestro caso utilizaremos una subasta iterativa de fijación de precios.

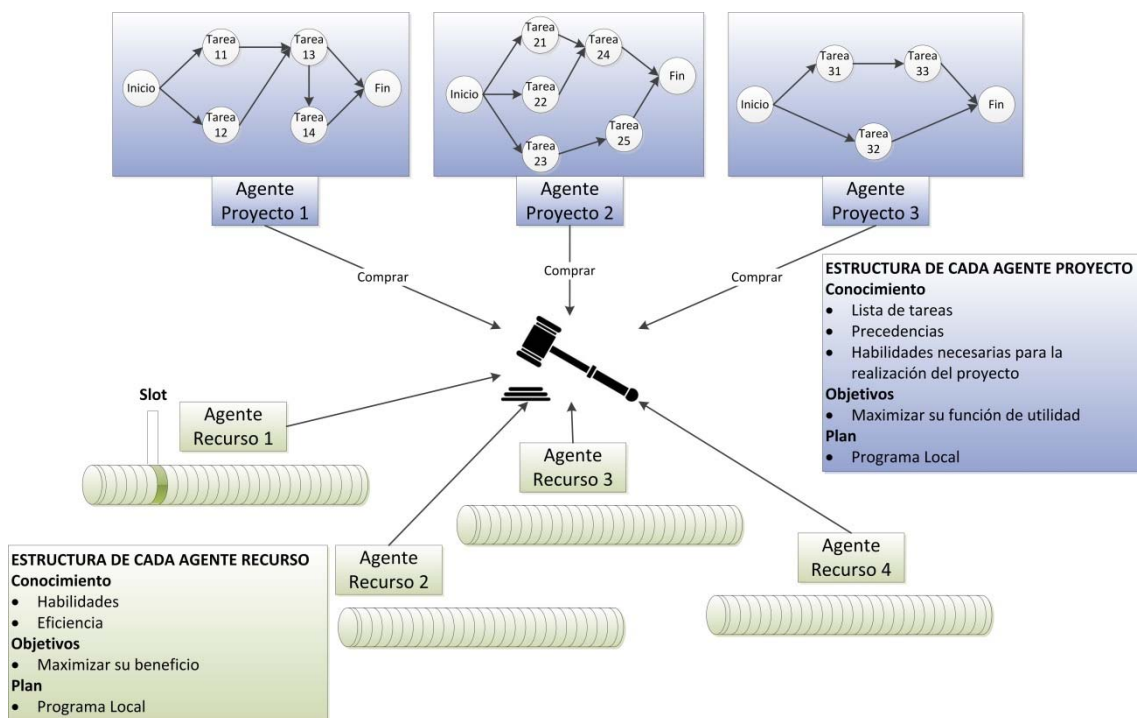


Fig. 2. Estructura del sistema multiagente

De forma sucinta el proceso es como sigue (para una explicación más detallada ver [32,33]). Cada actividad está asociada a un tipo de habilidad y cada recurso posee un conjunto de habilidades y una determinada eficiencia en cada una de ellas. A mayor eficiencia del recurso menor duración es requerida para completar cada tarea. Los proyectos tienen relaciones de precedencia de fin a comienzo de tal forma que una tarea no se puede comenzar hasta que se hayan acabado las precedentes. Los recursos tienen una tasa de coste propia. Hay un agente proyecto por cada proyecto en el sistema, y cada uno solicitará el conjunto de slots de los recursos que le permitan conseguir sus objetivos a coste mínimo. El coste total del proyecto será la suma del precio de los slots de los recursos más una penalización adicional en caso de que el proyecto se entregue con retraso permisible. Para poder hacer la puja, los agentes proyecto utilizan un algoritmo de programación dinámica que evalúa las posibles combinaciones de slots que permiten la consecución del proyecto [34].

Dado que la propuesta de actividades de los agentes proyecto es descentralizada y cada uno buscando su propios objetivos, frecuentemente el resultado de todas las propuestas resulta en programas incompatibles (i.e. solicitan algún recurso en el mismo instante de tiempo) y globalmente no óptimos. Las reglas de la subasta que reducen las inconsistencias parten de un precio mínimo de cada slot temporal. Cuando un agente recurso recibe más de una oferta por alguno de los slots, eleva su precio, mientras que los slots sin demanda bajan su precio hasta que se alcance el precio mínimo. Una vez ajustados los precios por parte de los agentes recurso, los agentes proyecto rehacen sus programas locales de acuerdo a la nueva información de precios, para de nuevo maximizar sus beneficios individuales. La subasta continua indefinidamente hasta una condición de parada. Este procedimiento es similar al algoritmo de optimización del subgradiente [35].

Esta aproximación multiagente no jerárquica presenta ciertas ventajas en la resolución de problemas de asignación. Es muy flexible y robusta a cambios en el número de agentes de ambos tipos, la comunicación entre los agentes es mínima y permite encontrar en general soluciones muy satisfactorias a partir de la solución iterativa de problemas locales, lo cual es muy interesante en muchos problemas aplicados.

Conclusiones

En este artículo hemos explicado por qué los modelos económicos tienen limitaciones para establecer políticas de crecimiento, para explicar desde micro-motivos la dinámica social de los mercados, o para diseñar instituciones económicas. Una alternativa es la EA, con ABM, porque permite controlar y calibrar los experimentos, al ser los agentes artificiales, aumentando así la capacidad de la EE. Hemos ilustrado algunas de las aportaciones que desde EA han contribuido a entender la dinámica social de las CDA y mostrado que el equilibrio y la eficiencia se alcanzan en condiciones mucho más variadas que las exigidas en la teoría económica del mercado competitivo.

Variando elementos del tripo (A,I,E) que componen el modelo, se han obtenido resultados sobre los efectos de: i) distintos tipos de aprendizaje de los agentes; ii) de su inteligencia y iii) de la variación en el mix de los que participan en el mercado. Los experimentos permiten obtener también conclusiones sobre los efectos de variaciones en el entorno de la CDA y en particular

hemos clarificado la disputa del mecanismo walrasiano o marshaliano de dinámica de los mercados hacia el equilibrio.

La conclusión tal vez más relevante para los lectores de la Revista, es que la EA genera soluciones a un problema de alta complejidad y exhibe inteligencia colectiva (racionalidad ecológica). De modo que una selección adecuada del triplete (A,I,E) deviene en una herramienta de inspiración social potente y en todo caso complementaria a las heurísticas de inspiración biológica. Los fundamentos teóricos que proporciona la EA con la programación basada en mercados en sistemas multiagentes se pueden aplicar a muchos problemas de gestión de la empresa, como en el ejemplo de la asignación de slots en una cartera de proyectos. La nueva aproximación AE es el *solape técnico* del paradigma de la capacidad de coordinación espontánea de A. Smith, D. Hume y H. Hayek. Finalmente concluimos que la EA revitaliza los modelos constructivistas, alimentando con sus resultados, el perfil de los agentes en la institución adecuada. ¿Se puede pedir más?

Agradecimientos

Este trabajo se deriva de la participación de sus autores en el proyecto de investigación financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación con referencia CSD2010-00034 (SimulPast CONSOLIDER-INGENIO 2010) y el proyecto Application of Agent-Based Computational Economics to Strategic Slot Allocation cofinanciado por EUROCONTROL-SESAR Joint Undertaking (SJU) y la Unión Europea como parte del programa SESAR.

Referencias

- [1] F. E. Kydland and E. C. Prescott, "Time to Build and Aggregate Fluctuations", *Econometrica*, 50, 1345-1370 (1982).
- [2] J. Fernández-Villaverde, "The econometrics of DSGE models", *SERIEs*, Spanish Economic Association, 1, 3-49 (2010). doi: 10.1007/s13209-009-0014-7.
- [3] R. M. Solow, "Technical Change and the Aggregate Production Function", *The Review of Economics and Statistics*, 39, 312-320 (1957).
- [4] G. Soros, Entrevista en <http://ineteconomics.org/george-soros-why-we-need-rethink-economics-0> (Institute for New Economic Thinking, 2013).
- [5] L. R. Izquierdo, J. M. Galán, J. I. Santos, and R. del Olmo, "Modelado de sistemas complejos mediante simulación basada en agentes y mediante dinámica de sistemas", *EMPIRIA. Revista de Metodología de Ciencias Sociales*, 16, 85-112 (2008).
- [6] M. San Miguel, "Fenómenos Colectivos Sociales", *Revista Española de Física*, 26, 56-63 (2012).
- [7] M. Buchanan, "Economics: Meltdown modelling. Could agent-based computer models prevent another financial crisis?", *Nature*, 460, 680-682 (2009). doi: 10.1038/460680a.

- [8] J. D. Farmer and D. Foley, "The economy needs agent-based modelling", *Nature*, 460, 685-686 (2009). doi: 10.1038/460685a.
- [9] V. L. Smith, "Experimental Economics: Induced Value Theory", *American Economic Review*, 66, 274-279 (1976).
- [10] H. A. Simon, *Models of bounded rationality* (MIT Press, Cambridge, MA 1982).
- [11] A. López-Paredes, C. Hernández, and J. Pajares, "Towards a New Experimental Socio-economics. Complex Behaviour in Bargaining", *Journal of Socioeconomics*, 31, 423-429 (2002).
- [12] G. Gigerenzer and R. Selten, *Bounded Rationality: the Adaptive Toolbox* (MIT Press, Cambridge MA 2002).
- [13] V. L. Smith, *Rationality in Economics: Constructivist and Ecological Forms* (Cambridge University Press, Cambridge, UK 2008).
- [14] K. J. Arrow, R. Forsythe, M. Gorham, R. Hahn, R. Hanson, J. O. Ledyard, S. Levmore, R. Litan, P. Milgrom, F. D. Nelson, G. R. Neumann, M. Ottaviani, T. C. Schelling, R. J. Shiller, V. L. Smith, E. Snowberg, C. R. Sunstein, P. C. Tetlock, P. E. Tetlock, H. R. Varian, J. Wolfers, and E. Zitzewitz, "The Promise of Prediction Markets", *Science*, 320, 877-878 (2008). doi: 10.1126/science.1157679.
- [15] V. L. Smith, "Microeconomic Systems as an Experimental Science", *American Economic Review*, 72, 923-955 (1982).
- [16] D. K. Gode and S. Sunder, "Allocative Efficiency of Markets with Zero-Intelligence Traders - Market As A Partial Substitute for Individual Rationality", *Journal of Political Economy*, 101, 119-137 (1993).
- [17] D. K. Gode and S. Sunder, "Lower Bounds for Efficiency of Surplus Extraction in Double Auctions", En: D. Friedman and J. Rust (Eds.), *The Double Auction Market: Institutions, Theories, and Evidence*. Santa Fe Institute Series in the Sciences of the Complexity, Proceedings Volume XV, (Addison-Wesley, New York, NY, 1993).
- [18] V. L. Smith, "An Experimental Study of Competitive Market Behavior", *Journal of Political Economy*, 70, 111-137 (1962).
- [19] D. Cliff and J. Bruten, "Zero is not enough: On the lower limit of agent intelligence for continuous double auction markets", *Tech. Rep of HP Laboratories*, 97-141 (1997).
- [20] S. Gjerstad and J. Dickhaut, "Price formation in double auctions", *Games and Economic Behavior*, 22, 1-29 (1998).
- [21] R. M. Axelrod, *The Evolution of Cooperation* (Basic Books, New York 1984).
- [22] J. Rust, J. H. Miller, and R. Palmer, "Behaviour of trading automata in computerized double auctions", En: D. Friedman and J. Rust (Eds.), *The double auction markets: Institutions, theories and evidence*, (Westview Press, 1993) pp. 155-198.

- [23] W. E. Walsh, R. Das, G. Tesauro, and J. O. Kephart, "Analyzing complex strategic interactions in multi-agent systems", *AAAI-02 Workshop on Game-Theoretic and Decision-Theoretic Agents*, 2002) pp. 109-118.
- [24] M. Posada, C. Hernández, and A. López-Paredes, "Strategic Behaviour in Continuous Double Auction", En: C. Bruun (Ed.), *Advances in Artificial Economics. The Economy as a Complex Dynamic System. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems* 584, (Springer, Heidelberg, 2006) pp. 31-43.
- [25] M. Posada and A. López-Paredes, "How to choose the bidding strategy in continuous double auctions: Imitation versus take-the-best heuristics", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11, 6 (2008).
- [26] M. Posada, C. Hernández, and A. López-Paredes, "Testing marshallian and walrasian instability with an agent-based model", *Advs. Complex Syst.*, 11, 249-260 (2008).
- [27] S. J. Rassenti, V. L. Smith, and R. L. Bulfin, "A Combinatorial Auction Mechanism for Airport Time Slot Allocation", *The Bell Journal of Economics*, 13, 402-417 (1982).
- [28] D. P. Bertsekas, "The Auction Algorithm for Assignment and Other Network Flow Problems: A Tutorial", *Interfaces*, 20, 133-149 (1990).
- [29] D. C. Parkes and L. H. Unga, "An auction-based method for decentralized train scheduling", *Proceedings of the fifth international conference on Autonomous agents*, (ACM, New York, NY, 2001) pp. 43-50.
- [30] M. P. Wellman, W. E. Walsh, P. R. Wurman, and J. K. MacKie-Mason, "Auction Protocols for Decentralized Scheduling", *Games and Economic Behavior*, 35, 271-303 (2001). doi: 10.1006/game.2000.0822.
- [31] M. R. Garey, D. S. Johnson, and R. Sethi, "The Complexity of Flowshop and Jobshop Scheduling", *Mathematics of OR*, 1, 117-129 (1976). doi: 10.1287/moor.1.2.117.
- [32] J. A. Arauzo, J. M. Galán, J. Pajares, and A. López-Paredes, "Multi-agent technology for scheduling and control projects in multi-project environments. An auction based approach", *Inteligencia Artificial*, 13, 12-20 (2009). doi: 10.4114/ia.v13i42.1042.
- [33] J. A. Arauzo, J. Pajares, and A. Lopez-Paredes, "Simulating the dynamic scheduling of project portfolios", *Simulation Modelling Practice and Theory*, 18, 1428-1441 (2010). doi: 10.1016/j.simpat.2010.04.008.
- [34] J. Wang, P. Luh, X. Zhao, and J. Wang, "An optimization-based algorithm for job shop scheduling", *Sadhana*, 22, 241-256 (1997). doi: 10.1007/BF02744491.
- [35] X. Zhao, P. B. Luh, and J. Wang, "Surrogate Gradient Algorithm for Lagrangian Relaxation", *Journal of Optimization Theory and Applications*, 100, 699-712 (1999). doi: 10.1023/A:1022646725208.