

Brumario 21

Sociales • Negocios • Tecnología

Triple impacto

Economía circular aplicada a procesos industriales

Caso Tantal Argentina SRL



Negocios inclusivos

Modelos de negocios para atender a la base de la pirámide BoP



Marketing inteligente

Elasticidad de la demanda del turismo en la provincia de Córdoba



Liderazgo y cultura

Liderazgo sin marketing y ¿sin datos?



Fintech

Las finanzas descentralizadas y sus avances tecnológicos como herramientas de democratización global: virtudes y riesgos



Analítica de datos

Ecosistemas computacionales para marketing inteligente basados en analítica de datos y sistemas argumentativos de asistencia



AUTORIDADES ACADÉMICAS

Consejo Académico

Administración y Negocios

Mgter. Leticia Masfarré

Mgter. Pilar Maure

Mgter. Gerardo Garcia Oro

Economía y Finanzas

Dr. Gastón Utrera

Dr. Efraín Molina

Mgter. Argos Rodriguez Machado

Política y Relaciones Internacionales

Dr. Emilio Graglia

Dr. Federico Trebuq

Dr. Jaime Rodriguez Alba

Tecnología e Innovación

Mgter. Andrés Pallaro

Lic. Emmanuel Peña Alvarez

Dra. María Paula Gonzalez

Consejo Editorial

Rafael Estrada

Soledad Vivas

Esteban Sponton

Editora General

Mgter. Carina Marques Bertinatti

Editorial Universidad Siglo 21

UNIVERSIDAD
SIGLO 21

Índice

Artículos Académicos

Editorial.....	4
Carina Marques Bertinatti	
Ecosistemas computacionales para marketing inteligente basados en analítica de datos mediante sistemas argumentativos de asistencia.....	7
Ma. Paula González, Pablo Virgolini, Alejandro Rivas y Ma. Soledad Romero	
Elasticidad de la demanda del turismo en la provincia de Córdoba	22
Efraín Molina y Mariana Gasparini	
Modelos de negocios para atender a la base de la pirámide	31
Ignacio Ruiz y Alfredo J. Rébori	
La economía circular aplicada al proceso industrial: Caso Tantal Argentina SRL	47
Dario Candellero, Carolina Solaro, Gonzalo Fiore Viani y Estefania Chaile	
Las finanzas descentralizadas y sus avances tecnológicos como herramientas de democratización global: virtudes y riesgos.....	57
Nicolás Alfonso	
Liderazgo sin marketing y ¿sin datos?	63
Cristian Pereyra	

Ecosistemas computacionales para marketing inteligente basados en analítica de datos mediante sistemas argumentativos de asistencia

Por Ma. Paula González¹, Pablo Virgolini², Alejandro Rivas³ y Ma. Soledad Romero⁴

RESUMEN

En la realidad disruptiva socio-económica de la sociedad 4.0 el Marketing Inteligente se centra en el cliente y su comportamiento como consumidor en ámbito digital. En particular, la generación en tiempo real de grandes volúmenes de información plantea nuevos desafíos asociados a la problemática de definir modelos de negocio exitosos en base a la analítica de datos. Especialmente, resulta fundamental la consideración de información incompleta y/o contradictoria. Esta situación tiene fuerte relación con uno de los desafíos centrales de la Inteligencia Artificial: el problema de analizar información incompleta, manipular reglas con excepciones, y manejar de manera adecuada información potencialmente inconsistente para emular el razonamiento humano de sentido común. Las limitaciones de la lógica clásica para alcanzar esta meta motivaron el desarrollo de diferentes alternativas. Dentro ellas, la denominada argumentación rebatible se ha consolidado en las últimas dos décadas como un acercamiento particularmente atractivo. Esto propició la consolidación de diferentes modelos computables de argumentos, estableciendo las bases para el desarrollo de plataformas y software para la argumentación rebatible llamadas Sistemas Argumentativos de Asistencia (SAA), que no tienen por objetivo reemplazar el razonamiento del usuario no experto en el área sino asistirlo en el proceso de razonamiento dialéctico.

Este trabajo presenta al Ecosistema Computacional para Marketing Inteligente basado en Argumentación Rebátil (MIAR), incorporando a los SAA como metáfora analítica (inferen-

¹Decanato de Ciencias Aplicadas-Ingeniería y Sistemas-Universidad Siglo 21. ICIC CONICET y Dpto. de Ciencias de la Computación -Universidad Nacional del Sur, Argentina. Área Ingeniería-Claro Argentina, Córdoba, Argentina.

²Decanato de Ciencias Aplicadas-Ingeniería y Sistemas-Universidad Siglo 21. Área Ingeniería-Claro Argentina, Córdoba, Argentina.

³Decanato de Ciencias Aplicadas-Ingeniería y Sistemas -Universidad Siglo 21. Tecnología de la Información -AySA, Buenos Aires, Argentina.

⁴Decanato de Ciencias Aplicadas-Ingeniería y Sistemas -Universidad Siglo 21. Dpto. Ingeniería en Sistemas de Información -UTN Facultad Regional de Córdoba, Argentina.

cial) capaz de extraer automáticamente conclusiones plausibles basadas en información incompleta, manipular reglas con excepciones, y manejar de manera adecuada información potencialmente inconsistente. Se establecen los consumos y producciones de MIAR, describiéndose la dinámica de sus objetos y atributos. Se compara la propuesta con otras alternativas. Como objetivo general, se avanza en la integración de las Ciencias de la Computación dentro del Ciclo de Vida del Cliente del Marketing Inteligente para maximizar la performance de la inteligencia de negocios basada en la analítica de datos.

PALABRAS CLAVE

Analítica de datos; Inteligencia Artificial; Marketing Inteligente; Sistemas Argumentativos de Asistencia; Toma de decisiones

Introducción y motivaciones

En la realidad disruptiva socio-económica de la sociedad 4.0 actual, el concepto de Marketing Inteligente (MI) se centra en el cliente y su comportamiento como consumidor en ámbito digital (web, redes sociales, RSS, plataformas de streaming, wikis, tecnologías rápidas de mensajería, blogs, mash-ups, etc.); incorporando nuevas potencialidades asociadas al uso de metodologías y herramientas de Inteligencia Artificial (IA) (Longo et al., 2020; Vlačić et al., 2021). En este contexto, la generación en tiempo real de grandes volúmenes de información provenientes de la Experiencia del Cliente (Customer Experience) y de la intersección entre la Gestión de Marca (o Branding del Marketing Pull) y el Rendimiento de Marca (o Performance Marketing del Marketing Push) plantea nuevos desafíos asociados a la problemática de definir modelos de negocio exitosos en base a la analítica de datos. En particular, comprender los sentimientos de los consumidores, detectar nuevas oportunidades de negocio, analizar la satisfacción del cliente, capturar los comentarios expres-

sados en lenguaje natural en el “boca a boca” en redes sociales para determinar el contexto de consumo en tiempo real, mejorar la gestión de marca. y medir y mejorar la lealtad y confianza del cliente son prácticas que dentro del acercamiento del MI que se ven profundamente atravesadas por las nuevas posibilidades computacionales ofrecidas por la IA (Canals, 2020; Mustak et al., 2021).

Si bien grandes avances pueden observarse, uno de los problemas más acuciantes continúa siendo el mejoramiento de la performance de la inteligencia de negocios basada en analítica de datos (Ain et al., 2019; Rikhardsson y Yigitbasioglu, 2018), especialmente cuando hay que considerar información incompleta y/o contradictoria proveniente de clientes y sus comportamientos como consumidores dentro de los procesos de manejo de conocimiento (knowledge management) y toma de decisiones propios del Ciclo de Vida del Cliente del MI. La innegable presencia de este tipo de información asociada por ejemplo a opiniones y sentimientos de clientes acrecienta aún más la relevancia de estas cuestiones, y plantea la

necesidad de crear nuevas herramientas y plataformas de software integrales que apoyen y acompañen adecuadamente las tareas cotidianas propias de la gerencia 4.0 con elevados estándares de calidad (Contissa et al., 2018; De Bruyn et al., 2020).

La situación planteada en el párrafo anterior tiene fuerte relación con uno de los desafíos centrales de las Ciencias de la Computación y la Informática, en particular de la Inteligencia Artificial (IA): el problema de la representación del conocimiento y el razonamiento asociado con dicha representación (Prakken y Vreeswijk, 2001; Vassiliades, Bassiliades y Patkos, 2021). En el marco de este problema, el objetivo es lograr que un agente inteligente tenga la capacidad de extraer conclusiones plausibles basadas en información incompleta, manipular reglas con excepciones, y manejar de manera adecuada información potencialmente inconsistente, y de esa manera emular el razonamiento humano de sentido común (García, Simari y Chesñevar, 1998). Las limitaciones reconocidas de la lógica clásica para alcanzar esta meta motivaron el desarrollo de diferentes alternativas. Dentro ellas, la denominada argumentación rebatible (Bodanza G, 2011; Mogdil et al., 2012), formalizada a través de sistemas argumentativos, se ha consolidado en las últimas dos décadas como un acercamiento particularmente atractivo, con aplicaciones exitosas en razonamiento legal, sistemas multiagentes, sistemas de recomendación, sentimental análisis, y sistemas de toma de decisión, entre muchos otros (Bodanza G, 2011; Chesñevar, Maguitman y González, 2009; Rani, Taneja y Taneja, 2021). Los avances teóricos del área han posi-

bilitado la creación de diferentes modelos computables de argumentos, estableciendo las bases para el desarrollo de plataformas y soluciones de software para la argumentación rebatible llamadas Sistemas Argumentativos de Asistencia⁵ (SAA) Los SAA deben ser distinguidos de los sistemas de razonamiento totalmente automatizados: mientras éstos se enfocan en el cómputo automático de argumentos, los SAA no tienen por objetivo reemplazar el razonamiento del usuario sino asistirlo en el proceso de razonamiento dialéctico. Los SAA cristalizan una teoría formal argumentativa, y ofrecen un escenario propicio para el uso de argumentación rebatible por no expertos en el área (Rizzo, 2020).

A pesar de la evidente relación, aún no ha sido planteada (hasta donde es posible establecer) una adecuada caracterización de la inclusión de los SAA dentro del Ciclo de Vida del Cliente propio del Marketing Inteligente como metáfora analítica (inferencial) capaz de extraer conclusiones plausibles basadas en información incompleta, manipular reglas con excepciones, y manejar de manera adecuada información potencialmente inconsistente, y de esa manera emular el razonamiento humano de sentido común. Este trabajo propone esa caracterización. En la próxima sección se presenta el concepto de Sistema Argumentativo de Asistencia. Seguidamente, se describe el framework general del Ecosistema Computacional para Marketing Inteligente basado en Argumentación Rebatible (MIAR), orientado a la toma de decisiones basada en analítica de datos mediante Sistemas Argumentativos de Asistencia. A continuación, se compara el Eco-

⁵ Ver próxima sección de este trabajo

sistema propuesto con otros acercamientos similares. Finalmente, se plantean las Conclusiones de este trabajo delineándose las líneas futuras de acción y los desafíos a abordar a corto y mediano plazo.

Sistemas Argumentativos de Asistencia

La argumentación es un aspecto importante de la toma de decisiones humana. En muchas situaciones de la vida cotidiana, cuando las personas se enfrentan a nueva información necesitan reflexionar sobre sus consecuencias, en particular cuando intentan comprender los problemas y tomar una decisión. En este contexto, los sistemas inteligentes de recomendación han evolucionado en los últimos años como herramientas especializadas para ayudar al usuario en un amplio rango de acciones no triviales (Chesñevar, Maguitman y González, 2009; Kumar y Thakur, 2018; Rani, Taneja y Taneja, 2021; Wang, Pasi, Hu y Cao, 2020). Estos sistemas se orientan a aumentar significativamente la eficiencia y eficacia potenciando “bajo demanda” las habilidades humanas. Superar los modelos básicos de recomendación implica sobrepasar el acercamiento meramente cuantitativo, considerar las suposiciones “subyacentes” del usuario, lidiar con su constante cambio de preferencias, y explicitar las razones por las cuales se propone una determinada recomendación (Chesñevar, Maguitman y Loui, 2000; Garcia y Simari, 2004; Mogdil et al., 2012; Vassiliades, Bassiliades y Patkos, 2021).

En particular, los Sistemas Argumentativos de Asistencia (SSA) (Bernard y Hunter, 2001; González, Gottifredi, Garcia y Simari, 2011;

Verheij, 2003) son herramientas de software inteligente que cubren las condiciones anteriores ofreciendo un escenario propicio para acompañar procesos humanos de argumentación rebatible (Bodanza G, 2011; Bernard y Hunter, 2001; Garcia, Simari y Chesñevar, 1998) en donde un cierto valor de verdad asociado a una hipótesis varía dinámicamente de acuerdo a diferentes ítems, proporcionando una justificación (muchas veces gráfica) cuando más de un posible curso de acción podría ser propuesto. Los SAA implementan un proceso de razonamiento dialéctico (Vreeswijk, 1991) al determinar si una proposición se deriva de ciertas suposiciones, analizando si algunas de esas suposiciones pueden ser refutadas por otras suposiciones en nuestras premisas. De esta manera, los SAA proporcionan una valiosa ayuda para analizar qué supuestos de nuestra base de conocimiento realmente estaban dando lugar a la inconsistencia y qué supuestos eran inofensivos. Además, los SSA añaden la particularidad de permitir la consideración de argumentos cuando se incluye información incompleta y potencialmente contradictoria. Los SAA no buscan automatizar completamente la toma de decisiones del usuario sino asistirlo en el proceso dialéctico de considerar varios posibles argumentos que interactúan unos con otros (Verheij, 2003; Gonzalez et al., 2010). Algunos ejemplos de SAA son el Araucaria (Reed y Rowe, 2004), el DeLP (Garcia y Simari, 2004), el AVERS (Van den Braak, Vreeswijk y Prakken, 2007), el Cohere (Buckingham Shum, 2008), el Compendium (Okada, Buckingham Shum y Sherborne, 2008), El Dinguine (South, Vreeswijk y Fox, 2008), y más recientemente

⁶Ver <https://hosting.cs.uns.edu.ar/~daqap/index.html>

el sistema DAQAP⁶ (Leiva et al., 2019), actualmente en evolución para incluir computo probabilístico de argumentos (Leiva et al., 2022).

Los SAA típicamente se refieren a dos tipos de conocimiento: conocimiento estricto y anulable. El conocimiento estricto (KS) corresponde al conocimiento que es cierto; los elementos típicos en KS son afirmaciones o hechos indiscutibles sobre el mundo, o verdades matemáticas (por ejemplo, implicaciones de la forma $(\forall x)P(x) \rightarrow Q(x)$). El conocimiento estricto es consistente, es decir, no se pueden sacar conclusiones contradictorias. Por otro lado, el conocimiento derrotable (KD) corresponde a aquel conocimiento que es tentativo, modelado a través de “reglas con excepciones” (reglas derrotables) de la forma “si P entonces usualmente Q” (ej. “si algo es un pájaro, por lo general vuela”). Tales reglas modelan nuestro conocimiento incompleto sobre el mundo, ya que pueden tener excepciones (por ejemplo, un pingüino, un pájaro muerto, etc.). Así, los SAA permiten al usuario definir una base de conocimiento $K = KS \cup KD$. Un argumento A para

una afirmación c es básicamente una “prueba tentativa” (formalmente, una instancia básica de un subconjunto de KD) para concluir c de $A \cup KS$. Los argumentos deben satisfacer adicionalmente el requisito de consistencia (un argumento no puede incluir proposiciones contradictorias) y minimalidad (no incluir información repetida o innecesaria). De K pueden surgir argumentos contradictorios; intuitivamente, un argumento A ataca a otro argumento B siempre que ambos no puedan ser aceptados al mismo tiempo, lo que llevaría a conclusiones contradictorias.

Consideremos el siguiente ejemplo clásico de problema con información contradictoria: las aves usualmente vuelan (Arg 1), los pollos son aves (Arg 2), los pingüinos son aves (Arg 3), los patos son aves (Arg 4), los pavos reales son aves (Arg 5), los pingüinos no vuelan, los pollos usualmente no vuelan (Arg 7), las crías de aves recién nacidas no vuelan (Arg 8), y los pollos usualmente cuando se asustan vuelan al ras del piso (Arg 9), expresado en la siguiente Base de Conocimiento:

BASE DE CONOCIMIENTO	
<p>Conocimiento Estricto o KS</p> <p>Arg 2: $bird(X) \leftarrow chicken(X)$.</p> <p>Arg 3: $bird(X) \leftarrow penguin(X)$.</p> <p>Arg 4: $bird(X) \leftarrow duck(X)$.</p> <p>Arg 5: $bird(X) \leftarrow rhea(X)$.</p> <p>Arg 6: $\sim fly(X) \leftarrow penguin(X)$.</p> <p>Arg 8: $\sim fly(X) \leftarrow baby(X)$.</p>	<p>Conocimiento Derrotalbe o KD</p> <p>Arg 1: $fly(X) \leftarrow bird(X)$.</p> <p>Arg 7: $\sim fly(X) \leftarrow chicken(X)$.</p> <p>Arg 9: $fly(X) \leftarrow chicken(X), scared(X)$.</p>

Este ejemplo ilustra dos tipos de posibles “ataques” entre argumentos: ataque simétrico (argumentos con conclusiones opuestas)

y ataque de socavamiento (un argumento ataca algún “subargumento” en otro argumento). La noción de derrota entra entonces

en juego para decidir qué argumento se debe preferir. Un argumento A derrota a un argumento B cada vez que A ataca a B, y, además, A es preferido sobre la parte atacada en B (con respecto a algún criterio de preferencia). El criterio de derrota se puede definir de muchas maneras, siendo un orden parcial \leq entre argumentos (Vreeswijk, 1991). Así, por ejemplo, se pueden preferir los argumentos según la fuente (por ejemplo, cuando se tienen argumentos sobre el clima, el argumento de un meteorólogo debe ser más fuerte que el argumento de un profano; o cuando se tienen argumentos sobre el medio de pago de una compra, el argumento del vendedor debe ser más fuerte que el del transportista involucrado en la compra). Como criterio genérico, también es común preferir aquellos argumentos más directos o más informados. Esto se conoce como el principio de especificidad (Chesñear, Maguitman y Loui, 2000).

En general, en todos los AAS los argumentos se abstraen como triángulos con la conclusión en la parte superior y dentro de las reglas anulables que se usan para llegar a la conclusión. La noción de derrota entre los argumentos puede conducir a situaciones complejas de "cascada". Un argumento A puede ser derrotado por un argumento B, que a su vez puede ser derrotado por un argumento C, y así sucesivamente. Además, cada argumento involucrado puede tener a su vez más de un vencedor. Los sistemas de argumentación nos permiten determinar cuándo un argumento dado se considera aceptable en última instancia con respecto al conocimiento que tenemos disponible mediante un análisis dialéctico, que toma la forma de una estructura en forma de árbol denominada árbol dialéctico (García, Simari y Chesñear,

1998). La raíz del árbol es un argumento A dado que respalda alguna afirmación, y los nodos secundarios de la raíz son los derrotantes B1, B2, ..., Bk para A. El proceso se repite recursivamente en cada derrotador Bi, hasta que se han considerado todos los argumentos posibles. Las hojas son argumentos sin vencedores. Se aplican algunas restricciones adicionales (por ejemplo, el mismo argumento no se puede usar dos veces en una ruta, ya que sería una falacia y daría lugar a infinitas rutas).

Ver Figura 1 en página siguiente.

Una vez que se ha obtenido el árbol dialéctico, se realiza un procedimiento de marcado sobre los nodos del árbol. Las hojas serán nodos no derrotados (o nodos "U", por "undefeated", en inglés), en virtud de que dichos nodos no tienen derrotadores. Luego, el marcado se propaga de la raíz hacia las hojas a través del siguiente criterio: un argumento interno Ai en el árbol será marcado como nodo derrotado (o nodo "D", por "defeated" en inglés) si tiene al menos un nodo hijo no derrotado (nodo U). Caso contrario, si cada nodo hijo de Ai es un nodo "D", entonces Ai será marcado como nodo "U". Si la raíz de un árbol dialéctico (el argumento Arg) resulta ser marcado como nodo "U", entonces se considerará como definitivamente no derrotado (a partir del conocimiento disponible), por lo que el argumento Arg (junto con su conclusión) se considerará garantizado (esto es, definitivamente aceptado). Muchas veces se utilizan colores para diferenciar argumentos derrotados de garantizados.

Ver Figura 2 en página siguiente.

Figura 1 Ventanas del DAQAP Client para el cómputo del ejemplo “si x en un ave, entonces x vuela”. Base de conocimiento (derecha) y árbol dialéctico para la consulta “vuela(coco)?”



Figura 2 Ventana del DAQAP Client para zoom sobre arboles dialécticos Argumento fly(x) para x=tiny (der) y x=lily (izq)

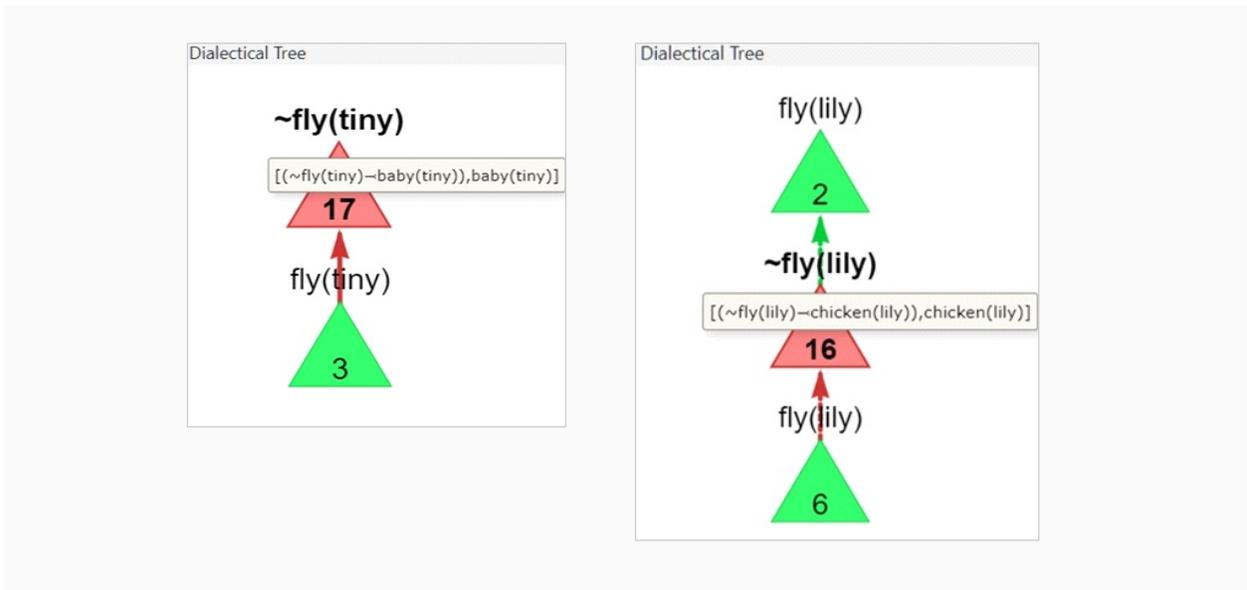


Figura 3 Ventanas del DAQAP Client con conocimiento sobre condiciones idóneas para surfear. Base de Conocimiento (der), árbol dialéctico (izq).



Volviendo a nuestro ejemplo, las figuras Fig1 y Fig 2 muestran capturas de pantalla del SAA DAQAP (Leiva et al., 2019) al ejecutar la Base de Conocimiento para una serie de casos particulares utilizando el criterio de derrota especificidad. La figura Fig 1 despliega la Base de Conocimiento, los casos (hechos) y el árbol dialéctico con la totalidad de los argumentos y contra argumentos computados (verde significa garantizado, rojo significa derrotado) en el momento de computar la pregunta “vue-la(tiny)?”. La figura Fig 2 muestra algunas de las visualizaciones los árboles de derivación de cada argumento particular (esto se visualiza haciendo clic en los triángulos de la Fig1). En ella puede apreciarse la importancia de poder hacer zoom sobre parte de un

cómputo para observar en detalle la justificación de su valor. Adicionalmente, la figura Fig 3 muestra capturas de pantalla del DAQAP para un ejemplo más complejo que captura conocimiento sobre surfear o no en diferentes condiciones. Cabe destacar que se ha elegido al DAQAP para ilustrar la potencialidad de los SAA por ser hasta donde es posible establecer el SAA más recientemente implementado en base a la evolución de otros SAA precedentes.

Propuesta y fundamentación

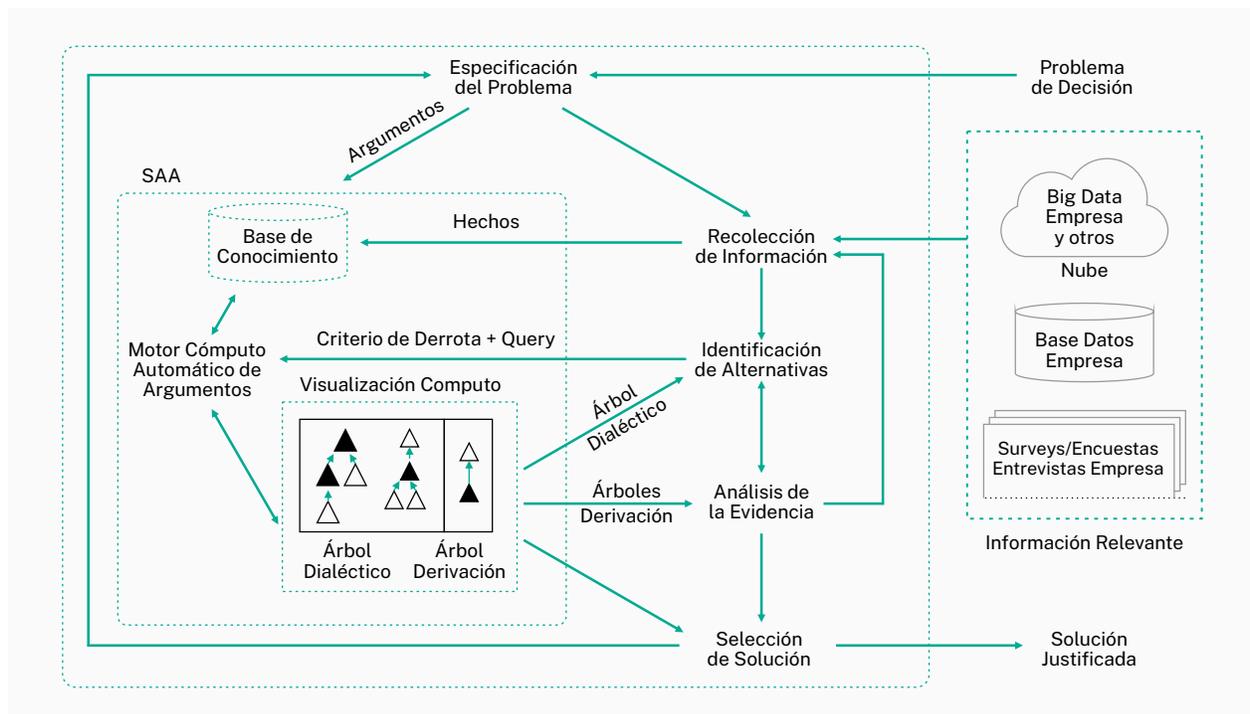
Este trabajo propone la caracterización del Ecosistema Computacional para Marketing Inteligente basado en Argumentación Rebatible MIA), que incluye a los SAA dentro del

Ciclo de Vida del Cliente propio del Marketing Inteligente para maximizar la performance de la inteligencia de negocios basada en la analítica de datos. En efecto, dentro de MIAR los SAA son incorporados como metáfora analítica (inferencial) capaz de extraer conclusiones plausibles basadas en información incompleta, manipular reglas con excepciones, y manejar de manera adecuada información potencialmente inconsistente (muchas veces asociada a opiniones y sentimientos de clientes), y de esa manera emular el razonamiento humano de sentido común. Partiendo del esquema clásico que representa el proceso de toma de decisiones empresariales propio del Marketing Inteligente, la figura Fig 4 ilustra el esquema general de MIAR destacando sus principales componentes.

En principio, un problema de decisión es identificado. Luego, en un proceso de tra-

ducción en donde Bases de Conocimiento preexistentes de problemas similares pueden reutilizarse o usarse como base, todo el conocimiento que se posee sobre las reglas estrictas y las reglas rebatibles del problema (sus argumentos) es especificado en el lenguaje particular del SAA que se haya elegido, creando así la Base de Conocimiento de MIAR. Además, usando algoritmos de minería de datos (Otter, Medina, Kalika, 2020) y procesamiento automático de lenguaje natural (Chowdhary, 2020), diferentes datos estructurados y semiestructurados provenientes de las bases de datos propias de la empresa y de la nube pueden condensarse para completar los hechos (conocimiento estricto) de la Base de Conocimiento en construcción. Una vez finalizada esta etapa, el proceso cíclico de búsqueda de una solución adecuada puede ser ejecutado.

Figura 4 Framework del Ecosistema MIAR



Para cada solución que se desee explorar, diferentes criterios de derrota pueden ser considerados. Cada pregunta realizada (query) dentro de MIAR disparará una serie de cómputos automáticos dentro del SAA obteniéndose como resultado tanto la aceptación o refutación de la pregunta realizada como el gráfico del árbol dialéctico correspondiente. La posibilidad de hacer zoom sobre cualquier argumento del árbol de derivación para observar en detalle la gráfica del árbol de derivación que da origen al valor de cada argumento, más el plus del detalle en el lenguaje propio del SAA de los argumentos y contra-argumentos usados permitirá analizar la evidencia que sustenta la decisión automáticamente recomendada por MIAR. En este punto, la decisión obtenida junto a toda la gráfica asociada podrá devolverse como output de MIAR; o dos posibles caminos que evidencian la naturaleza cíclica del proceso podrán recorrerse. Por una parte, puede descubrirse que el problema original no estaba bien planteado (porque por ejemplo hay argumentos importantes que no fueron considerados o hay cambios en las políticas de negocios de la empresa que quieren incluirse como reglas), en cuyo caso un refinamiento de la especificación del sistema será abordado disparándose nuevamente a continuación todo el proceso antes descrito. Alternativamente, puede también identificarse la necesidad de recolectar más datos provenientes de las fuentes externas a MIAR para enriquecer o modificar los hechos de la Base de Conocimiento previo a la ejecución de nuevas consultas.

Cabe destacar que MIAR resulta especialmente potente cuando el proceso de toma de decisiones dentro del contexto anteriormente planteado se torna complejo ya sea

por la existencia de gran cantidad de información contradictoria que debe en conjunto considerarse, por la necesidad de analizar un conjunto de numerosas variables independientes pero relacionadas a través de reglas o por la presencia de información incompleta en las fuentes de datos externas a MIAR que se desean explorar. La estructura de MIAR se destaca por su originalidad y su alto potencial. Respecto de su factibilidad, desde el punto de vista computacional la madurez de los SAA y de la argumentación rebatible como área sumado a su utilización en diversos ámbitos (ver sección Introducción y Motivaciones) sustenta claramente la posibilidad de desarrollo de versiones tanto de escritorio como móviles del ecosistema MIAR. A diferencia de un SAA, MIAR debe incluir en sus requerimientos funcionales y de interfaz mecanismos para materializar todos los procesos externos al SAA que se detallan en el framework de la figura Fig. 4. Adicionalmente, los caminos alternativos en el proceso cíclico incremental de toma de decisiones del MI es modelado.

Trabajos relacionados

Hasta donde pudo apreciarse, no existe otra propuesta actualmente focalizada en caracterizar la inclusión de los SAA dentro del Ciclo de Vida del Cliente propio del Marketing Inteligente como metáfora analítica (inferencial) capaz de extraer conclusiones plausibles basadas en información incompleta, manipular reglas con excepciones, y manejar de manera adecuada información potencialmente inconsistente, y de esa manera emular el razonamiento humano de sentido común. Yau, Saad y Cong (2021) presentan un esquema de MI que utiliza Bases

de Conocimiento. En contraposición con esta propuesta, esas Bases de Conocimiento son utilizadas para considerar relaciones entre consumidores. Además, el tratamiento de información contradictoria y/o incompleta no es considerado.

Cabe destacar que la aplicación de herramientas, técnicas y estrategias de la IA es sin duda crucial para la Mercadotecnia y el MI (Cerutti, Grassi y Vallati, 2018; De Bruyn et al., 2020; Verma et al., 2021; Yau, Saad y Chong, 2021). La toma de decisiones basadas en la analítica de la Ciencia de Datos se impone (Rosário, Moniz y Cruz, 2021; Saura, 2021). En este contexto, el uso de Sistemas de Información inteligentes se impone como una práctica racional que acompaña la toma de decisiones (Alago, Wanjira y Oringo, 2019; Dalmau Espert, 2015). Numerosos sistemas de apoyo han sido propuestos, en particular aplicaciones online que combinan diagramación, visualización de datos y colaboración. UN ejemplo actual lo constituye la plataforma LucidChart⁷. Sin embargo, al igual que la propuesta descrita en (Yau, Saad y Cong, 2021), estos sistemas de apoyo no permiten el tratamiento de información contradictoria o incompleta como se discute en esta propuesta.

Complementariamente, la combinación de Visual Analytics e IA y su impacto en los procesos de MI debe considerarse. Técnicas como la Minería de Datos son cada vez más utilizadas dentro del Marketing Inteligente (Dam, Le Dinh y Menvielle, 2019). Sin embargo, su función se asocia al procesamiento del Big Data y no al manejo de la información que aquí se propone. Algunas alternativas comienzan a incluir el procesamiento de

audios de las redes sociales dentro de los datos no estructurados a considerar (Lu et al., 2022). Este tipo de propuestas son complementarias y podrían enriquecer notoriamente las primeras etapas del proceso de MIAR.

Conclusiones y trabajos futuros

Este trabajo presenta la descripción de alto nivel del Ecosistema Computacional MIAR, una propuesta basada en la adecuada caracterización de la inclusión de los SAA dentro del Ciclo de Vida del Cliente propio del Marketing Inteligente como metáfora analítica (inferencial) capaz de extraer conclusiones plausibles basadas en información incompleta, manipular reglas con excepciones, y manejar de manera adecuada información potencialmente inconsistente, y de esa manera emular el razonamiento humano de sentido común. Partiendo del hecho de la novedad de la propuesta, se establecen y describen los consumos y producciones de MIAR y se detallan las interrelaciones e interdependencia de sus objetos y atributos. Se analiza su factibilidad de desarrollo y se lo compara con otras alternativas que cristalizan la aplicación de la Inteligencia Artificial dentro del Ciclo de Vida del Cliente propio del Marketing Inteligente.

Como trabajo futuro a corto plazo, se hallan en ejecución las primeras etapas del proceso ágil de desarrollo del software que convertirá a MIAR en una alternativa real utilizable. En este sentido, se lleva a cabo actualmente la primera elicitación de requisitos funcionales y de calidad de MIAR, involucrando en esta actividad a diversos actores

⁷Ver <https://www.lucidchart.com/>

relevantes del entorno empresarial actual de nuestro país. A mediano plazo se espera desarrollar dentro del proceso ágil mencionado una serie de prototipos de software ejecutables de MIAR probados y depurados incrementalmente en entornos de empresas argentinas relacionadas con la telefonía y

provisión de servicios, entre otras. Como meta final, se avanza en la integración de las Ciencias de la Computación dentro del Ciclo de Vida del Cliente del Marketing Inteligente para maximizar la performance de la inteligencia de negocios basada en la analítica de datos. ■

Bibliografía

- (Ain et al., 2019) Ain, N., Vaia, G., DeLone, W. H., & Waheed, M. (2019). Two decades of research on business intelligence system adoption, utilization and success—A systematic literature review. *Decision Support Systems*, 125, 113113.
- (Alago, Wanjira y Oringo, 2019) Alago, D., Wanjira, J., & Oringo, J. (2019). Marketing Information Systems and Sustainable Consumption. *American Academic Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences*, 51(1), 78-85.
- (Bernard y Hunter, 2001) Besnard, Ph., Hunter, A (2001). A logic-based theory of deductive arguments *Artificial Intelligence*, v 128, pp. 203-235
- (Bodanza G, 2011) Bodanza, G. (2011) *Argumentación Rebatible*. Editorial de la Universidad Nacional del Sur, ISBN 978-987-1620-61-6.
- (Buckingham Shum, 2008) Buckingham Shum, S. *Cohere: Towards Web 2.0 Argumentation*. Proc. Int. Conf. COMMA'08, IOS Press, ISBN: 978-1-58603-859-5, pp. 97-108
- (Canals, 2020) Canals, J. (2020). The evolving role of general managers in the age of AI. In *The Future of Management in an AI World* (pp. 37-64). Palgrave Macmillan, Cham.
- (Chesñevar, Maguitman, González, 2009) Chesñevar, C, Maguitman, A, González, M. P. (2009) "Empowering Recommendation Technologies Through Argumentation" En *Argumentation in Artificial Intelligence*. Iyad Rahwan, Guillermo Simari (Eds). Springer Verlag, ISBN: 978-0-387-98196-3, pp. 403-423
- (Chesñevar, Maguitman y Loui, 2000) Chesnevar, C. I., Maguitman, A. G., & Loui, R. P. (2000). Logical models of argument. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 32(4), 337-383.
- (Chowdhary, 2020) Chowdhary, K. (2020). Natural language processing. *Fundamentals of artificial intelligence*, 603-649.
- (Cerutti, Grassi y Vallati, 2018) Cerutti, F., Grassi, A., & Vallati, M. (2018). Unveiling the oracle: Artificial intelligence for the 21st century. *Intelligent Decision Technologies*, 12(3), 371-379.
- (Contissa et al., 2018) Contissa, G., Lagioia, F., Lippi, M., Micklitz, H. W., Palka, P., Sartor, G., & Torroni, P. (2018). Towards consumer-empowering artificial intelligence. In *International Joint Conference on Artificial Intelligence* (pp. 5150-5157).

- (Dalmau Espert, 2016) Dalmau Espert, J.L. (2016) Sistema multiagente para el diseño, ejecución y seguimiento del proceso de planificación estratégica ágil en las organizaciones inteligentes. Tesis Doctoral. Repositorio Institucional Universidad de Alicante, Ed. Universidad de Alicante.
- (Dam, Le Dinh y Menvielle, 2019) Dam, N. A. K., Le Dinh, T., & Menvielle, W. (2019). Marketing Intelligence from Data Mining Perspective. *International Journal of Innovation, Management and Technology*, 10(5), 184-190
- (De Bruyn et al., 2020) De Bruyn, A., Viswanathan, V., Beh, Y. S., Brock, J. K. U., & von Wangenheim, F. (2020). Artificial intelligence and marketing: Pitfalls and opportunities. *Journal of Interactive Marketing*, 51, 91-105.
- (Gaertner y Toni, 2008) Gaertner, D., Toni, F. Hybrid argumentation and its properties. Proc. 2nd Int. Conf. COMMA, IOS Press, ISBN: 978-1-58603-859-5, pp. 183-195
- (García, Simari y Chesñevar, 1998) García, A. J., Simari, G. R., & Chesnevar, C. I. (1998). An argumentative framework for reasoning with inconsistent and incomplete information. In *Workshop on practical reasoning and rationality* (pp. 13-20).
- (García y Simari, 2004) García, A.; Simari, G. Defeasible Logic Programming: An Argumentative Approach. *Theory and Practice of Logic Programming*, v. 4(1), pp. 95-138 (2004)
- (Gonzalez et al., 2010) Maria Paula González, Carlos I Chesñevar, Niels Pinkwart, Mauro J. Gómez Lucero (2010) Developing Argument Assistant System from a Usability viewpoint. Proc of Int Conference on Knowledge Management and Information Sharing. Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management. Kecheng Liu and Joaquim Filipe (Eds.). Science and Technology Publications. ISBN 978-989-8425-30-0, pp. 157-163.
- (González, Gottifredi, García y Simari, 2011) González, M. P., Gottifredi, S., García, A. J., & Simari, G. R. (2011). Towards argument representational tools for hybrid argumentation systems. In *Symposium on Human Interface* (pp. 236-245). Springer, Berlin, Heidelberg.
- (Kakas y Toni, 1999) Kakas A.C.; Toni F. (1999) Computing Argumentation in Logic Programming, *Journal of Logic and Computation*. Oxford University Press, v. 9, pp. 515-562
- (Kumar y Thakur, 2018) Kumar, P., & Thakur, R. S. (2018). Recommendation system techniques and related issues: a survey. *International Journal of Information Technology*, 10(4), 495-501.
- (Leiva et al., 2022). Leiva, M., García, A., Shakarian, P., Simari, G (2022) Argumentation-Based Query Answering under Uncertainty with Application to Cybersecurity Big Data Cognitive Computing *Jorunal*, Peter R.J. Trim and Yang-Im Lee (Eds), MDPI, 6(3), 91
- (Leiva et al, 2019) Leiva, M. A., Simari, G. I., Gottifredi, S., García, A. J., & Simari, G. R. (2019).

- DAQAP: defeasible argumentation query answering platform. In International Conference on Flexible Query Answering Systems (pp. 126-138). Springer, Cham.
- (Leiva, Budan y Simari, 2020) Leiva, M, Budan, M, Simari, G (2020) Guidelines for the Analysis and Design of Argumentation-Based Recommendation Systems En Recommendation Systems IEEE Intelligent Systems Editorial IEE, ISSN 1541-1672v 35, issue 5, pp 28 a 35
- (Longo et al., 2020) Longo, L., Goebel, R., Lecue, F., Kieseberg, P., & Holzinger, A. (2020). Explainable artificial intelligence: Concepts, applications, research challenges and visions. In International Cross-Domain Conference for Machine Learning and Knowledge Extraction (pp. 1-16). Springer, Cham.
- (Mogdil et al., 2012) S Modgil, F Toni, F Bex, I Bratko, Carlos I. Chesnevar, W. Dvorak, M Falappa, X Fan, S Gaggl, A. Garcia, M. P. Gonzalez, T Gordon, J Leite, M Mozina, C Reed, G. Simari, S Szeider, P Torroni, S Woltran (2012)“The Added Value of Argumentation” En Agreement Technology Handbook vol. Nro 8, In the Law, Governance and Technology Series (LGTS) Springer Verlag, Law, Governance and Technology Series, Sascha Ossowsky (Ed). E-book (ISBN978-94-007-5583-3, hardbook ISBN 978-94-007-5582-6, pp 357-404
- (Morge, 2008) Morge, M. (2008)The hedgehog and the Fox. An Argumentation-Based Decision Support System. Proc. 4th ArgMAS. LNCS, v. 4946, Springer-Verlag
- (Mustak et al., 2021) Mustak, M., Salminen, J., Plé, L., & Wirtz, J. (2021). Artificial intelligence in marketing: Topic modeling, scientometric analysis, and research agenda. Journal of Business Research, 124, 389-404.
- (Otter, Medina, Kalika, 2020) Otter, D. W., Medina, J. R., & Kalita, J. K. (2020). A survey of the usages of deep learning for natural language processing. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 32(2), 604-624.
- (Okada, Buckingham y Shum, 2008) Okada, A, Buckingham Shum, S, Sherborne, T (Eds.). Knowledge Cartography: Software Tools and Mapping Techniques. In Advanced Information and Knowledge Processing Series, Springer, ISBN 978-1-84800-148-0.
- (Prakken y Vreeswijk, 2001) Prakken, H., & Vreeswijk, G. (2001). Logics for defeasible argumentation. Handbook of philosophical logic, 219-318.
- (Rahwad y Amgoud, 2006) Rahwan I.; Amgoud L. (2006) An Argumentation-based Approach for Practical Reasoning. In 5th AAMAS'2006. ACM Press. Pp. 347-354
- (Rani, Taneja y Taneja, 2021) Rani, A., Taneja, K., & Taneja, H. (2021). 12 Recommender System. Data Science and Innovations for Intelligent Systems: Computational Excellence and Society 5.0, 281.
- (Reed y Rowe, 2004) Reed, C, Rowe, G. Araucaria: Software for Argument Analysis, Diagramming and Representation. Int. Journal on Artificial Intelligence Tools, v. 14, pp. 961-980

- (Rikhardsson y Yigitbasioglu, 2018) Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37-58.
- (Rizzo, 2020) Rizzo, L. (2020). Evaluating the impact of defeasible argumentation as a modelling technique for reasoning under uncertainty (Doctoral dissertation, Ph. D. thesis, Technological University Dublin).
- (Rosário, Moniz y Cruz, 2021) Rosário, A., Moniz, L. B., & Cruz, R. (2021). Data science applied to marketing. *Journal of Information Science and Engineering*, 37(5), 1067-1081.
- (Saura, 2021) Saura, J. R. (2021). Using data sciences in digital marketing: Framework, methods, and performance metrics. *Journal of Innovation & Knowledge*, 6(2), 92-102.
- (South, Vreeswijk y Fox, 2008) South, M., Vreeswijk, G., Fox, J. (2008) *Dungine: A Java Dung Reasoner*. Proc. Int. Conf. COMMA'08 , IOS Press, ISBN: 978-1-58603-859-5, pp. 360-368
- (Vassiliades, Bassiliades y Patkos, 2021) Vassiliades, A., Bassiliades, N., & Patkos, T. (2021). Argumentation and explainable artificial intelligence: a survey. *The Knowledge Engineering Review*, 36.
- (Verheij, 2003) Verheij, B. (2003). Artificial argument assistants for defeasible argumentation. *Artificial intelligence*, 150(1-2), 291-324.
- (Verma et al., 2021) Verma, S., Sharma, R., Deb, S., & Maitra, D. (2021). Artificial intelligence in marketing: Systematic review and future research direction. *International Journal of Information Management Data Insights*, 1(1).
- (Vreeswijk, 1991) Vreeswijk, G. (1991). The Feasibility of Defeat in Defeasible Reasoning. *KR*, 91, 526-534.
- (Vlačić et al., 2021) Vlačić, B., Corbo, L., e Silva, S. C., & Dabić, M. (2021). The evolving role of artificial intelligence in marketing: A review and research agenda. *Journal of Business Research*, 128, 187-203.
- (Wang, Pasi, Hu y Cao, 2020) Wang, S, Pasi, G, Hu, L, Cao, L (2020) "The Era of Intelligent Recommendation: Editorial on Intelligent Recommendation with Advanced AI and Learning", *Intelligent Systems IEEE*, vol. 35, no. 5, pp. 3-6.
- (Yau, Saad y Chong, 2021) Yau, K. L. A., Saad, N. M., & Chong, Y. W. (2021). Artificial Intelligence Marketing (AIM) for Enhancing Customer Relationships. *Applied Sciences*, 11(18), 8562.