

Hacia un Formalismo Basado en Sistemas Multiagente para Evaluar Modelos de Organización Humanos. Caso de Estudio (I): *Holacracy*

Alexandre Ribas Hortal¹, Facundo Bromberg

Laboratorio DHARMA, Universidad Tecnológica Nacional,
Facultad Regional Mendoza. Rodriguez 273,
5500, Mendoza, Argentina
kozzak@gmail.com

Abstract. Se presenta una metodología en curso para evaluar modelos de organización humanos en base al concepto de *inteligencia*, entendida como la habilidad de una entidad para decidir las acciones que la llevan a mejorar su rendimiento dado cierto entorno. En los últimos años han surgido un gran número de modelos de liderazgo distribuido que emergen de manera local y con descripciones ad-hoc de su funcionamiento, razón por la cual no existe un lenguaje general que permita evaluarlos comparándolos entre sí. Este trabajo muestra como describir a las organizaciones humanas en términos de sistemas inteligentes permite compararlas con un lenguaje común y detectar características de sus mecanismos de organización que afectan a su rendimiento. A través de un caso de estudio, se ilustra como el modelo Holacrático permite aprovechar mejor los recursos disponibles para mejorar el rendimiento con respecto a un modelo de organización tradicional top-down.

Keywords: Liderazgo distribuido, Holacracy, Sistemas inteligentes, Planificación multiagente bajo incertidumbre, Dec-POMDPs

1 Introducción

Este trabajo surge del interés por utilizar conocimientos del área de la Inteligencia Artificial para profundizar en la comprensión de la cooperación humana, por lo que se parte de una perspectiva tecnológica para comprender a las organizaciones como una tecnología para resolver problemas que serían imposibles de resolver individualmente [6]. Así, el objetivo principal de este trabajo es proponer una metodología que brinde un marco contextual integrador basada en los formalismos de los sistemas multiagente para describir modelos de organización humanos en términos de su grado de inteligencia, entendiendo la inteligencia de una organización como su habilidad para maximizar una medida de rendimiento dado un entorno de trabajo [13]. La motivación principal para desarrollar esta metodología es que no existe un formalismo genérico en la literatura para comparar entre sí los diferentes modelos de liderazgo distribuido que aparecen con la emergencia de artefactos socio-tecnológicos inspirados por los valores de tradición cooperativista, los modelos *open source* y los principios de la auto-organización como las *Open Value Networks* [14], las *Hybrid Organizations* [1], o las *Decentralized Autonomous Organizations* [3]. Por lo que describir a las organizaciones humanas en términos de inteligencia permite analizarlas con un lenguaje común que admite comparativas respecto a cómo los mecanismos de organización utilizados afectan a su rendimiento.

Este primer paso hacia una metodología se desarrolla a través de un caso de estudio donde se compara bajo un mismo entorno de trabajo, el mecanismo Holacrático [12] con un mecanismo tradicional de gestión top-down, mostrando como el mecanismo Holacrático permite aprovechar mejor la información disponible en la toma de decisiones respecto a cómo actuar para maximizar su medida de rendimiento, por lo que en consecuencia muestra un grado de inteligencia superior a los mecanismos de gestión tradicional top-down. Sin embargo, también se muestra cómo la implementación de un mecanismo Holacrático tiene un costo computacional extra requerido para la toma de decisiones respecto a maneras óptimas de distribuir el liderazgo, lo cual puede ser demasiado costoso para organizaciones humanas con características particulares. Finalmente se discute como esta problemática podría superarse si los modelos de organización humanos contemplaran los costos de implementación tal y como hacen los modelos artificiales de planificación multiagente bajo incertidumbre [2, 5].

El resto del artículo se organiza de la manera siguiente: En la Sección (2) se presentan los formalismos que permiten describir a una organización como un agente inteligente, focalizando en la planificación multiagente bajo incertidumbre. En la Sección (3) se describen los principios básicos del modelo Holacrático y el funcionamiento de su proceso de toma de decisiones. En la Sección (4), se presenta la comparativa entre un modelo Holacrático y un modelo tradicional de gestión top-down en términos de sistemas inteligentes. En la Sección (5) se presenta una discusión y conclusiones finales y en la Sección (6) se recogen las referencias.

2 Planificación bajo Incertidumbre para Entornos Multiagente

En esta sección se describen los formalismos de sistemas multiagente (SMA) e inteligencia artificial distribuida (IAD) que brindan el marco teórico para evaluar el grado de inteligencia de una organización en base al modelo bajo el que están operando. En este sentido, las organizaciones como objeto de estudio, son de interés para los investigadores del área de los sistemas multiagente cooperativos, puesto que se ha demostrado que el diseño organizacional de un sistema de agentes cooperativo puede tener un impacto significativo en el rendimiento colectivo alcanzado [7]. Para profundizar en esta cuestión, se describen los formalismos para definir la inteligencia de un sistema de agentes racionales [13], y posteriormente se desarrolla el problema central del área de sistemas multiagente cooperativos: ¿cómo hacer que los agentes que conforman un sistema cooperen de manera efectiva? Adoptando uno de los enfoques más populares para la resolución del problema de planificación en sistemas multiagente cooperativos bajo condiciones de incertidumbre, los Dec-POMDPs (*Decentralized Partially Observable Markov Decision Processes*) [11].

2.1 Agentes Racionales como Modelos de Inteligencia

Desde la perspectiva de agentes racionales, la inteligencia se define como la habilidad de un agente situado en un entorno para elegir las acciones que mejoren su performance respecto a una medida de rendimiento dada. Russell y Norvig [13] describen el entorno de trabajo de un agente con la tupla $\langle R, E, A, S \rangle$, donde:

- R: es la medida de rendimiento.
- E: es el entorno externo.
- A: son los actuadores.
- S: son los sensores.

En relación al entorno externo, se contemplan diferentes características que permiten establecer la complejidad del problema dependiendo de las limitaciones perceptuales, actuadoras y habilidades cognitivas de los agentes. Las dimensiones características de los entornos recogidas por Russell y Norvig son: (1) Estático vs. dinámico, (2) Discreto vs. continuo, (3) Determinista vs. estocástico, (4) Totalmente observable vs. parcialmente observable, (5) Episódico vs. secuencial, (6) Simple agente vs. cooperativo vs. competitivo, con lo últimos de cada tupla como la alternativa más compleja. En el caso de las organizaciones humanas, éstas deben entenderse como agentes que operan en el entorno más complejo, puesto que operan en el mundo real, es decir en un entorno: dinámico (el mundo externo a la organización cambia a pesar de las acciones de la organización), continuo, estocástico, parcialmente observable (la organización no puede percibir todos los aspectos relevantes del entorno externo), secuencial (la mejor acción ahora depende de las acciones que se ejecutarán más adelante), y multiagente.

De modo que asumiendo esta formalización, tal y como recogen Horling & Lesser [7], se acepta que no hay un modelo de organización que sea el más inteligente para todas las situaciones, sino que dado un entorno de trabajo y una organización con unas características determinadas, existe un diseño ideal particular, que es el que permite aprovechar mejor los recursos disponibles para maximizar su medida de rendimiento.

2.2 Mecanismos de Organización Humanos como Dec-POMDP

Una organización humana se puede describir como un sistema de agentes racionales que coordinan sus acciones para alcanzar un propósito común explícito (i.e. conocido por todos), donde la medida de rendimiento de los agentes individuales está alineada con la medida de rendimiento de la organización a través de una recompensa única recibida por la organización.

Esta descripción coincide con la formalización de un SMA cooperativo, que es aquél donde los agentes actúan conjuntamente para alcanzar un objetivo compartido. El problema central de esta tipología de SMA es conseguir que los agentes cooperen de manera efectiva [10] y un enfoque para lograrlo es la planificación multiagente bajo incertidumbre, que se puede formalizar a través de Dec-POMDPs (Decentralized Partially Observable Markov Decision Processes). Este formalismo describe la problemática central de un sistema multiagente cooperativo actuando bajo condiciones de incertidumbre, donde los agentes individuales no pueden percibir el estado completo del entorno, aunque sí pueden hacerlo de manera conjunta. Una problemática similar a la que se enfrentan las organizaciones humanas, donde los individuos cooperan para alcanzar un objetivo común (i.e. el propósito de la organización), bajo condiciones de incertidumbre, y donde entre todos pueden observar el estado del entorno (procesos internos y estados externos de la organización). La complejidad de estos entornos de trabajo se concentra en la dificultad computacional de coordinar las acciones de los agentes para que actúen de la manera más inteligente posible, basándose en su percepción local y entendimiento individual del entorno, evitando conflictos con las acciones de otros agentes. Hasta donde se ha podido corroborar, los Dec-POMDPs son los modelos de SMA cooperativos que la comunidad considera más adecuados para modelar organizaciones realistas como redes de comunicaciones, redes de sensores, sistemas cooperativos de robots o sistemas de soporte a decisiones, puesto que permiten incorporar diferentes condiciones de incertidumbre en los procesos de razonamiento de manera cuantitativa [11]. A continuación, se describen sus características básicas.

2.2.1. Dec-POMDPS

Según Oliehoek & Amato [11], un Dec-POMDP es un formalismo que generaliza el modelo de planificación bajo condiciones de incertidumbre y parcialmente observable para agentes individuales llamado POMDP por su nombre en inglés (Partially Observable Markov Decision Processes), que a su vez es una generalización de un MDP (Markov Decision Process), un modelo de planificación para entornos estocásticos totalmente observables. La descripción formal de un MDP se ajusta mucho a la definición de un agente inteligente ofrecida por Russel & Norvig [13] puesto que presenta una interfaz de acciones y observaciones disponibles para interactuar con el entorno que se define con la tupla $\langle S, A, T, R, H \rangle$, dónde:

- S: el conjunto finito de estado del entorno
- A: el conjunto finito de acciones del agente
- T: la función de transición probabilística $T(s, a, s')$, donde $s, s' \in S$ y $a \in A$,
- R: la función de recompensa (representa la medida de rendimiento del agente)
- H: el horizonte del problema (durante el cual el agente interactúa con su entorno)

Así un MDP define el problema de un agente individual que debe aprender a actuar en un entorno estático, estocástico, secuencial, discreto y totalmente observable, en pos de maximizar su rendimiento o utilidad, que se formaliza como la maximización de las recompensas obtenidas sobre secuencias esperadas de estados alcanzables desde el estado actual. La función de recompensa inmediata $R: S \times A \rightarrow \mathbb{R}$ mapea estados con acciones conjuntas y se utiliza para especificar el objetivo de los agentes. R sólo especifica la recompensa inmediata de una acción conjunta, y puesto que el objetivo de estos problemas de toma de decisiones secuenciales es optimizar un comportamiento a largo plazo, es necesario seleccionar un criterio de optimalidad en orden de especificar el problema (i.e. definir exactamente qué se quiere optimizar). En los problemas de horizonte finito, en general una secuencia de acciones conjuntas deseable se corresponde con una recompensa a largo plazo formalizada como retorno (el modelo de recompensa más usado para horizontes finitos es el de *expected cumulative rewards*), en el caso de los problemas de horizonte infinito se puede definir una sumatoria finita mediante el uso de *discounted cumulative rewards* que es el modelo más avalado por la comunidad.

La solución al problema planteado por un MDP es una política, que determina la acción a tomar en cada estado del entorno, por lo que alcanzar la maximización del rendimiento se corresponde en un MDP a encontrar la política óptima, (i.e. saber para cada estado la acción que garantiza una secuencia de estados, y con ello de recompensas, que en el largo plazo maximice la utilidad recibida).

La extensión para entornos parcialmente observables (POMDP) incorpora una función de probabilidad que dado el historial de observaciones que el agente recolectó en sus visitas a una secuencia de estados, arroja la creencia de que el entorno se encuentra actualmente en cierto estado. Así, a diferencia del caso totalmente observable, el agente recurre a la distribución de creencias respecto a cada estado para decidir cuál es la acción más inteligente (i.e. la de mayor rendimiento esperado a largo plazo).

Por último, los Dec-POMDPS extienden el modelo de POMDP a un entorno multiagente en base a la tupla $MDecP = (D, S, A, T, O, R, H)$ formalizada de manera completa en Oliehoek & Amato [11], dónde:

- D= $\{1, \dots, n\}$ es el conjunto de n agentes.
- S: es el conjunto (finito) de estados.
- A: es el conjunto de acciones conjuntas.
- T: es la función de transición probabilística.

O: es el conjunto de observaciones conjuntas.
O: es la función de observación probabilística.
R: es la función de recompensa inmediata.
H: es el horizonte del problema.

Por lo que el modelo más general de Dec-POMDP asume un entorno estático, estocástico, secuencial, discreto, multiagente cooperativo, y parcialmente observable, donde dado un estado inicial, cada uno de los agentes ejecuta una acción, y cuya acción conjunta resultante influye en el entorno produciendo una transición de estado definida por la función de transición probabilística T , que especifica $Pr(s'|s, a)$. En el caso más general de un Dec-POMDP, el conjunto de acciones disponibles para cada agente puede ser diferente en cada paso de tiempo y además estos no pueden conocer las acciones que ejecutan los otros agentes, con lo que a pesar de participar de acciones conjuntas sólo pueden razonar respecto a sus acciones individuales. Lo mismo pasa con las observaciones, en donde cada agente sólo puede percibir una observación individual, pero entre todos tienen el potencial de producir una percepción conjunta más informativa que requiere de comunicación.

De modo que la problemática central de los Dec-POMDPs es la coordinación de acciones bajo incertidumbre, puesto que cada agente resuelve su POMDP de manera autónoma con información local, lo que puede provocar conflictos cuando los dominios de varios agentes se interfieren, y en consecuencia la coordinación puede no ser efectiva. Tratar de evitar estos problemas de coordinación tiene un costo muy alto, puesto que calcular las políticas óptimas conjuntas se convierte en un problema *NEXP-Complete* con tan solo dos agentes [11], con lo que se buscan maneras alternativas de resolverlo que sean más factibles en términos de capacidad de cómputo descomponiendo el problema para resolverlo de manera distribuida. Esta descomposición es una tarea compleja y constituye el problema central del área de *Distributed Problem Solving* [5]. En la literatura existen diferentes enfoques para abordar esta descomposición del problema en un Dec-POMDP, la mayoría en forma de extensiones particulares de un modelo más general como los Com-POMDPs, Factored-POMDP, MA-POMDP [11] puesto que cada problema particular funciona mejor con un tipo de algoritmo particular.

En este sentido, Witwicki & Durfee [18] describen tres características de la estructura de interacción de los agentes que combinadas permiten cuantificar los beneficios de utilizar un algoritmo de descomposición particular dado un caso concreto de Dec-POMDP: (1) el *agent scope size*, que hace referencia al número de agentes que afectan a las decisiones de otros agentes, (2) el *state factor scope domain size*, que hace referencia a la porción de valores característicos de un estado que deben ser considerados por los agentes para tomar decisiones de coordinación y (3) el *influence degree*, que hace referencia a la porción de caminos únicos en que los agentes pueden influir sobre las decisiones de los demás dado un esquema de partición. Estas características permiten entender por qué las clases existentes de algoritmos de descomposición funcionan bien en ciertos problemas así como predecir el rendimiento de un algoritmo particular en base a los atributos identificables de un problema, por lo que se considera estudiar si estas características también aplican para el caso de las organizaciones humanas y pueden llegar a ser de utilidad.

A continuación, se describe brevemente el enfoque de la auto-organización holónica [16] como solución para la descomposición de problemas en un Dec-POMDP, puesto que este enfoque particular de resolución se basa en el concepto filosófico de Holarquía [9], modelo que también inspira el mecanismo de organización elegido como caso de estudio: *Holacracy*. Por lo que se considera interesante ver cómo una misma idea para descomponer problemas se adapta en función de si va a implementarse en un sistema de agentes artificiales o en un sistema de agentes humanos. En este sentido, hasta donde se ha podido indagar, existen antecedentes de

algoritmos de descomposición de problemas multiagente que utilizan el enfoque de descomposición holónico como el caso del *DFG: Dissolution and Formation of Groups* de Weiß [17].

Este modelo Holárquico para descomponer problemas de manera auto-organizada se rige por el proceso de holonificación (i.e. la transformación estructural de dividir una unidad en sub-unidades o viceversa) y permite dos operaciones reversibles: (1) unión y (2) disolución. En los problemas de coordinación en SMA, la descomposición del problema consiste en agrupar los agentes en holones, lo que simplifica el problema al asumir que los agentes de un holón o grupo no pueden incurrir en conflictos por no poseer interdependencias entre sus acciones, y por lo tanto no requieren de coordinación; ahorrándose así importantes costos computacionales. Así, una solución al problema de un Dec-POMDP consiste en una descomposición en holones por un lado, y las políticas óptimas individuales por otro, aunque estos dos aspectos de la solución no son independientes entre sí, puesto que la política óptima de un agente es afectada por los agentes de los otros holones con los que debe coordinarse, lo que resulta en la práctica en una búsqueda intercalada de la descomposición y la política. Y en consecuencia, toda modificación de la descomposición holónica requiere de volver a ejecutar costosos algoritmos de aprendizaje de la política óptima.

3 Caso de Estudio: Holacracy

En esta sección se describe el mecanismo organizacional elegido para el caso de estudio: *Holacracy* [12]; presentando sus principios y funcionamiento; para luego en la Sección (4) contrastarlo con el formalismo de Dec-POMDPs y poder así evaluar cualitativamente su grado de inteligencia, resaltando sus fortalezas y debilidades respecto a los principios que rigen a los agentes inteligentes.

El mecanismo Holacrático es un mecanismo para organizaciones humanas que propone aprovechar las capacidades perceptuales y cognitivas de los individuos de la organización para encontrar de manera distribuida la política óptima de la misma. Para ello, según Robertson [12], *Holacracy* propone un mecanismo de auto-gobernanza o liderazgo distribuido inspirado por los sistemas vivos, que distribuye el poder, convirtiendo funciones que normalmente se reservan a un CEO o supervisor en procesos que deben resolverse en forma autónoma por roles que se encuentran más abajo en la jerarquía organizacional. El nombre del mecanismo de auto-gobernanza viene inspirado en la elección de la Holarquía [9] como topología organizacional, que propone una estructura de poder compuesta por unidades autónomas llamadas holones que pueden transferir parte de su poder a uno o más sub-holones para que operen de manera autónoma (para incluso definir su propia descomposición en más sub-niveles holónicos). En la jerga de *Holacracy* los holones pueden llamarse *roles* en el caso de no contener sub-holones, o *círculos* en caso contrario. Este mecanismo es además evolutivo, en tanto propone un algoritmo humano que permite ir encontrando la Holarquía ideal y con ello una manera ideal de distribuir el poder.

Esta gobernanza distribuida se ve plasmada en la Constitución Holacrática: compendio de normas y estructuración del poder que rigen los procesos ejecutivos de la organización. Esta introduce dos elementos fundamentales de las sociedades humanas en las organizaciones: un estado de derecho, definido por el proceso de gobernanza; y derechos de propiedad, definidos a través de dominios de autoridad asignados a los roles. A continuación, se describen los elementos principales de la Constitución Holacrática que es lo que define los procesos de gobernanza:

Roles: son las unidades elementales de la estructura organizacional. Los individuos que conforman la organización participan de ella energizando uno o más roles. Un rol está definido por los siguientes elementos:

Propósito: una meta que el rol perseguirá en nombre de la organización.

Dominio: (de autoridad): delimita los aspectos del entorno que el rol puede controlar, el espacio donde tiene autonomía para actuar. Alineado con el propósito de la organización tiene la autoridad para ejecutar cualquier acción que crea que sea útil para realizar el propósito y/o atender sus responsabilidades. Bajo esta definición entonces, ningún individuo o rol puede actuar en un dominio de otra entidad soberana (i.e. un rol o un círculo)

Responsabilidades: las responsabilidades o tareas continuadas de la organización que el rol va a realizar.

Políticas: son recursos que tienen los roles/círculos para controlar sus dominios de autoridad, pueden utilizarse para prevenir que nadie impacte en sus dominios o al contrario para invitar a hacerlo.

Círculos: son las unidades colectivas de la estructura, aparecen cuando un rol decide distribuir tanto su dominio de autoridad en sub-roles o sub-círculos, como así también distribuir sus responsabilidades

La fuerza motriz de la evolución propuesta por el método Holacrático son las *tensiones*, que expresan la capacidad humana para sentir disonancias en el momento presente y ver cambios potenciales con impacto positivo. Así, sentir una tensión puede verse como percibir la diferencia entre el estado de un aspecto concreto de la realidad y el estado (mejor) que podría alcanzar. Cada tensión sentada por un humano tiene el potencial entonces de llevar a la organización a expresar mejor su propósito, pero sólo puede aprovecharlo cuando es capaz de procesar las tensiones de cualquier miembro de manera rápida y efectiva. Para ello *Holacracy* propone un algoritmo humano basado en el consentimiento llamado *Integrative Decision Process* que estructura la comunicación entre los individuos. El consentimiento implica que todos los individuos están de acuerdo implícitamente salvo que haya razones sustentadas para creer que la propuesta atenta contra la expresión del propósito de la organización. El método Holacrático se desarrolla a través de dos tipos de reuniones presenciales: las reuniones de gobernanza, donde operando bajo el *Integrative Decision Process* se modifica colaborativamente la estructura de poder con propuestas que garanticen mejorar la expresión del propósito del rol y/o de la organización; y las reuniones tácticas, que resuelven el problema local de elegir el plan óptimo para expresar el propósito del rol y/o de la organización.

Así, una organización Holacrática nace con un único círculo fundacional que se da en llamar genéricamente *Anchor Circle* y en la medida que emergen tensiones la estructura va evolucionando con propuestas (consentidas) de cambios en la Constitución: distribuyendo roles en sub-roles con la creación de círculos, disolución de círculos o refinamiento de las responsabilidades, entre otros cambios estructurales.

4 Mapeo de *Holacracy* a los formalismos de los SMA

Una vez descritas las características básicas del método Holacrático y los principales formalismos de los SMA, se presenta una comparativa cualitativa que muestra cómo el modelo Holacrático permite a las organizaciones actuar de manera más inteligente que los modelos tradicionales de gestión top-down, en los términos descritos en la Sección (2), puesto que el modelo Holacrático aprovecha las capacidades perceptuales y cognitivas de todos los individuos para mejorar la estructura organizacional en términos de facilitar la coordinación, lo que reduce drásticamente el costo

computacional de encontrar una política óptima (al realizarse de manera distribuida), repercutiendo en una mejora de la performance.

Tal y como se ha descrito anteriormente, se asume que una organización (independientemente de su modelo) puede concebirse como un SMA, con lo cual el problema principal de ambos modelos es el mismo: encontrar una política óptima para expresar mejor el propósito de la organización (lo que equivale a maximizar su rendimiento). En este sentido, y asumiendo también que una organización puede modelarse como un Dec-POMDP, se mostrará como la principal diferencia entre un modelo Holacrático y un modelo tradicional top-down radica en la solución o algoritmo asociado a cada modelo para la resolución de este Dec-POMDP.

Así, en primer lugar se va a describir el entorno de trabajo, que es lo que define los problemas basados en agentes. En este sentido, los dos modelos a comparar (*Holacracy* vs. modelo tradicional) operan en el mismo entorno de trabajo que responde a una definición genérica de la tupla REAS para una organización humana descrita en los términos de este trabajo, dónde:

- R: es la medida de rendimiento. Se asume que existe una organización formada por un colectivo de individuos que tiene un propósito común.
- E: es el entorno. Se asume que el entorno donde operan las organizaciones humanas es el mundo físico por lo que presenta su configuración más compleja: dinámico, continuo, estocástico, secuencial, parcialmente observable y multiagente.
- (A) y (S): son Actuadores (A) y Sensores (S). Se asume que en el caso de las organizaciones humanas estos son los sensores y actuadores naturales de los individuos humanos sumados a otros artefactos tecnológicos.

Dado que la inteligencia se define como la habilidad para maximizar el rendimiento bajo un mismo REAS, la comparativa entre los dos modelos se reducirá a comparar el algoritmo utilizado para encontrar la política óptima. En este sentido, REAS es una formalización muy general del problema, por lo que tal y como se ha argumentado en la Sección (2), para el caso de las organizaciones se formalizará el problema más concretamente como un Dec-POMDP, lo que implica que los modelos comparados se evaluarán en términos de soluciones para resolver un Dec-POMDP.

En el caso del modelo Holacrático, el algoritmo humano utilizado para resolver un Dec-POMDP se basa en el enfoque holónico, es decir en descomponer el problema de manera auto-organizada rigiéndose por el proceso de holonificación (i.e. la transformación estructural de dividir una unidad en sub-unidades o viceversa), por lo que en el caso de una organización la descomposición del problema consiste en agrupar a los individuos en holones (roles o círculos), lo que simplifica el problema al asumir que los agentes de un holón o grupo no incurrir en conflictos por no poseer interdependencias entre sus acciones, y por lo tanto no requieren de coordinación; ahorrándose así importantes costos computacionales (i.e. comunicación requerida para la coordinación de acciones entre individuos). Con lo que la estructura Holocrática puede verse como una búsqueda de agrupamientos de roles y círculos que sea libre de conflicto. Sin embargo, como las organizaciones humanas son un ejemplo de Dec-POMDP de horizonte infinito, es habitual que ante cambios externos aparezcan conflictos donde antes no los había, por lo que ante estas situaciones el modelo Holacrático presenta herramientas como las reuniones tácticas y las reuniones de gobernanza que permiten evaluar la envergadura de dichos conflictos y resolverlos, de manera específica en cada caso. En general se contemplan dos niveles de conflictividad: (1) por un lado, puede darse el caso que dentro de un holón formado por más de un individuo (i.e. círculo) aparezcan conflictos de pequeña escala que pueden resolverse de manera ad-hoc a través de la comunicación directa entre los individuos afectados, mediado a lo sumo por las reuniones tácticas; (2) cuando la resolución de este tipo de conflictos es demasiado costosa en términos computacionales (i.e. requiere de mucha comunicación entre los individuos), el círculo

afectado reconoce que el conflicto es de tal envergadura que requiere de una modificación estructural (i.e. un nuevo reagrupamiento libre de conflicto). Este segundo caso, donde se requiere de una reorganización estructural, no sólo puede producirse por un grado elevado de conflictividad dentro del mismo holón (intra-holónico), sino que también puede generarse por conflictividad inter-holónica (i.e. dos holones presentan un grado de dependencia muy elevado, lo que hace difícil la coordinación entre ambos). En este caso la reorganización estructural se lleva a cabo a través de las reuniones de gobernanza.

Estos procesos de descomposición libre de conflicto que ofrece el modelo Holacrático se basan en dar autonomía y poder a todos los agentes de la organización para que puedan participar de ellos, es decir se busca aprovechar las capacidades perceptuales y cognitivas de todos los individuos para realizar esta búsqueda de agrupación en holones libre de conflicto, con lo que existe una inteligencia organizacional (relativa a los procesos de agrupación en holones libres de conflicto) de cada uno de los individuos que es aprovechada. Con lo cual este modelo propone una distribución de poder en la toma de decisiones que habilita a los individuos a actuar en pos de modificar el estado organizacional, es decir, los individuos disponen de acciones organizacionales y autonomía para ejecutarlas, dando así lugar a que cada individuo exprese su inteligencia organizacional, pudiendo aprovechar sus percepciones locales y su capacidad cognitiva para decidir qué acciones (organizacionales) son las que tienen el potencial de mejorar el rendimiento de la organización. Por lo tanto, se puede afirmar que es esta inteligencia organizacional la que está operando de manera distribuida en el caso Holacrático a diferencia de los modelos tradicionales de gestión top-down, donde esta inteligencia organizacional se reserva a las altas esferas de la jerarquía organizacional. Por lo que en términos de agentes, se puede concluir que mientras que en el caso Holacrático los agentes están habilitados para ejecutar acciones organizacionales, en el caso de la organización tradicional dichos agentes tienen los actuadores inhibidos o no están habilitados para ejecutar acciones de esta tipología, por lo que a pesar de que pueden detectar situaciones de mejora (i.e. tienen percepciones y poder cognitivo) no pueden expresar su inteligencia organizacional porque no tienen poder para realizar estas acciones.

5 Discusión y Conclusiones

Todo el razonamiento utilizado en la Sección (4) ha usado un marco conceptual específico de SMA, demostrando a través de un ejemplo concreto como este marco ha permitido comparar de manera clara y efectiva dos modelos de organización humanos en unos términos novedosos (i.e. en términos de otra disciplina), ofreciendo una comparativa entre modelos de organización humanos que aporta nuevos elementos relativos a sus características que resultan clarificadores, como los conceptos de inteligencia, SMA colaborativo, algoritmos de descomposición para problemas de planificación multiagente bajo incertidumbre, así como reflexividad respecto a los costos de implementación asociados a los modelos de liderazgo distribuido.

En este sentido, esta propuesta permite superar la problemática existente relativa a la evaluación y comparación de modelos de liderazgo distribuido, que básicamente radica en el hecho de que no existe un lenguaje general que permita compararlos entre sí más allá de sus terminologías propias y conceptos ad-hoc, con lo que la solución propuesta permite homogeneizar sus características (en términos de inteligencia) y comparar modelos con terminologías, léxicos específicos y lenguajes diferentes.

Por otro lado, se considera de interés destacar que el uso de formalismos del área de la IAD y los SMA permiten considerar y evaluar los costos de implementación asociados a los modelos de liderazgo distribuido humanos, tal y como se ha

demostrado con el mapeo entre organizaciones y Dec-POMDPs, por lo que se considera que profundizar en esta cuestión permitiría mejorar modelos existentes como el Holacrático, si por ejemplo, se considerara el costo de implementación asociado como una variable más que influye en el rendimiento de la organización tal y como ocurre en algunos modelos de planificación multiagente bajo incertidumbre, puesto que estos costos de implementación asociados son lo que hacen que modelos de liderazgo distribuido como el Holacrático puedan ser demasiado costosos de implementar en organizaciones humanas con características determinadas.

En este sentido, más allá de los algoritmos holónicos (que mapean con el modelo Holacrático) Oliehoek & Amato [11] recogen algoritmos que presuntamente son más efectivos para la resolución de Dec-POMDP, por lo que se considera como trabajo futuro indagar en estos algoritmos más recientes para analizar si es factible implementarlos en organizaciones humanas a través de nuevos modelos de liderazgo distribuido, y en caso que sea posible, explorar si estos nuevos modelos serían superadores al modelo Holacrático en términos de inteligencia.

Referencias

1. Billis, D.: Hybrid organizations and the third sector. Palgrave Macmillan, Basingstoke, Hampshire (2010).
2. Bulling, N.: A Survey of Multi-Agent Decision Making. *KI - Künstliche Intelligenz*. 28, 147-158 (2014).
3. Buterin, V.: A next-generation smart contract and decentralized application platform, (2014).
4. Drucker, P.: Post-capitalist society. Routledge, [S.l.] (2016).
5. Durfee, E. et al.: Trends in cooperative distributed problem solving. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 1, 1, 63-83 (1989).
6. Gasser L.: Perspectives on Organizations in Multi-agent Systems. In: Luck M., Mařík V., Štěpánková O., Trappl R. (eds) *Multi-Agent Systems and Applications. ACAI 2001. Lecture Notes in Computer Science*, vol 2086. Springer, Berlin, Heidelberg (2001)
7. Horling, B., Lesser, V.: A survey of multi-agent organizational paradigms. *The Knowledge Engineering Review*. 19, 04, 281 (2005).
8. Irandoust, H., & Benaskeur, A. R. Multi-organizational structures. In: *Proc. of association for the advancement of artificial intelligence*, Chicago, 25-33 (2008).
9. Koestler, A.: *Janus*. Picador, Londres (Inglaterra) (1978).
10. Lesser, V.: Cooperative multiagent systems: a personal view of the state of the art. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 11, 1, 133-142 (1999).
11. Oliehoek, F., Amato, C.: *A Concise Introduction to Decentralized POMDPs*. Springer International Publishing, Cham (2016).
12. Robertson, B.: *Holacracy*. Henry Holt & Company, New York (2015).
13. Russell, S., Norvig, P.: *Inteligencia artificial, un enfoque moderno*. Pearson Educación, Madrid (2004).
14. Siddiqui, Y., & Brastaviceanu, T.: Open value network: A framework for many-to-many innovation (2013).
15. Spillane, J. et al.: Towards a theory of leadership practice: a distributed perspective. *Journal of Curriculum Studies*. 36, 1, 3-34 (2004).
16. Tianfield, H.: A new framework of holonic self-organization for multi-agent systems. In *Systems, Man and Cybernetics, 2007. ISIC. IEEE International Conference on* (pp. 753-758). IEEE. (2007).
17. Weiß, G.: Distributed reinforcement learning. *Robotics and Autonomous Systems*. 15, 1-2, 135-142 (1995).
18. Witwicki, S. J., & Durfee, E. H.: Towards a unifying characterization for quantifying weak coupling in Dec-POMDPs. In *The 10th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems-Volume 1* (pp. 29-36). International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems (2011).