

# Simulación de la Adaptación Organizacional al Cambio Estructural

## Simulation of Organizational Adaptation to Structural Change

Terán, Oswaldo<sup>1,2\*</sup>; Vielma, José David<sup>1</sup>; Jabbour, Georges<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Investigación de Operaciones, Escuela de Ingeniería de Sistemas, Facultad de Ingeniería, Universidad de los Andes (ULA), Venezuela.

<sup>2</sup>CESIMO, Facultad de Ingeniería, Universidad de Los Andes  
oteran@ula.ve

### Resumen

*Se presenta la descripción, implementación y experimentación con un modelo para el estudio y simulación de organizaciones adaptativas sometidas al cambio estructural, bajo el método de modelado basado en sistemas multiagentes. Este modelo es elaborado en NetLogo, y presenta similitudes, aunque también diferencias, con modelos previamente desarrollados como los de Kathleen Carley, muchos publicados en la revista CMOT (Computational and Mathematical Organization Theory). Se estudia el comportamiento de organizaciones adaptativas al variar factores relacionados con cambios estructurales, y factores que afectan la actitud y las capacidades de los miembros de una organización, tales como: la forma en que se obtiene información para la toma de decisiones, la capacidad de guardar información de cada miembro y la actitud de los actores al compartir información entre sí. De estos experimentos se obtuvieron resultados con respecto al comportamiento organizacional, tales como: a) La cooperación (buena actitud) de los agentes es de vital importancia para lograr la adaptación de la organización a su entorno; b) La forma en que los agentes buscan obtener información (pasiva, activa o tipo aprendizaje usando endosos) es esencial para lograr la eficiencia organizacional; c) aumentar la capacidad de memoria de los agentes no siempre es una ventaja, como se espera tradicionalmente. El modelo posee una gran gama de variables con las que un investigador social puede experimentar para llevar a cabo el estudio del comportamiento de una organización específica, como se muestra con algunos ejemplos, lo que es de gran ayuda para la comprensión de la dinámica organizacional.*

**Palabras claves:** Simulación Social, Sistemas multiagentes, Organizaciones Adaptativas, Cambio Estructural, NetLogo.

### Abstract

*The description and implementation of a model for the study and simulation of adaptive organizations subject to structural change, under the modeling method based on multi-agent systems, is presented. This model is built in NetLogo, and has similarities, but also differences, with previously models developed by the authors, and Kathleen Carley models (some of them published in the journal CMOT: Computational and Mathematical Organization Theory). A series of experiments to examine the adaptive behavior of the organization were carried out, by varying factors related to structural change in organizations, or affecting the attitude and skills of the members of the organization. The following factors of the agents of the organization were varied: the form how information for decision-making is obtained, the memory capability, and the attitude to share information with each other. From these experiments the following results with respect to organizational behavior were found: a) Cooperation (good attitude) of the agents is vital to achieve the good performance of the organization; b) the way in which the agents seek information (passive, active, or learning using endorsements) is essential to achieve organizational efficiency; c) increase in the agents' memory is not always an advantage, as traditionally expected. The model has a wide range of variables with which a social researcher can experiment in order to conduct the study of the behavior of a specific organization.*

**Keywords:** Social Simulation, multi-agent systems, Adaptive Organizations, Structural Change, NetLogo.

## 1 Introducción

Las organizaciones (familias, comunidades, empresas, universidades, escuelas, gobiernos, etc.) son fundamentales para la sociedad humana y la sociedad occidental y latinoamericana no son la excepción. Aquí radica la importancia del estudio y comprensión del comportamiento organizacional. Pero el estudio o experimentación aplicada directamente a las organizaciones implica en muchas ocasiones un alto costo económico, o incluso puede llegar a ser peligrosa al involucrar personas. Debido a esto, en muchos casos es recomendable apelar al uso de la simulación social para estudiar el comportamiento organizacional, tal como se hace en este trabajo.

Uno de los pioneros de la simulación (social) como alternativa al estudio organizacional tradicional es Simon (1982). La simulación social multiagente representa a los miembros individuales o a los grupos de la organización como agentes autónomos que toman decisiones, con capacidad de razonamiento e interacción, en base a la experiencia adquirida. Acerca de su posible uso en Latinoamérica para el beneficio social, puede verse Terán y col. (2010 y 2011).

Recientemente se han desarrollado diversos enfoques y herramientas de simulación social para el estudio organizacional, algunos orientados a la aplicación de teorías particulares y otros orientados al estudio de sistemas concretos, como aquellos de Sibertin-Blanc y col., (2013) usando la herramienta SocLab (Social Laboratory). Otros estudios son más generales, orientados al estudio del comportamiento organizacional de forma más abstracta, como los realizados por Carley y col. (2001) y por Terán y col. (2006), donde se han utilizado herramientas computacionales como el lenguaje SDML<sup>1</sup>. El presente trabajo se ubica en la segunda corriente de investigación.

En estos últimos modelos, cada agente accede a cierta información acerca del entorno organizacional, la cual tiene cierta probabilidad de ser errónea, posee distintas formas de intercambiar información con los demás miembros de la organización, así como de tomar decisiones, y, según la información que haya adquirido, caracterizar al ambiente organizacional. La decisión de cada agente es entonces tomada en cuenta para la toma de decisiones de la organización, para tal caracterización.

Siguiendo esta forma de toma de decisiones, en este trabajo se considera el siguiente ejemplo, aunque el estudio puede ser aplicado en múltiples situaciones, como la descrita en la sección 6: la organización es parte de un sistema de defensa del espacio aéreo, y su tarea consiste en la detección y clasificación de aviones, a fin de indicar si los mismos son amigos o enemigos; para ello genera una hipótesis que, en cada detección, puede ser cierta o falsa. La organi-

zación está conformada por un grupo de agentes, quienes interactúan entre sí conformando una red de conocimiento. Los agentes perciben el espacio aéreo a través de un conjunto de ítems de información, o red de información, con posibilidad de error (representando, por ejemplo, radares y otras herramientas de observación, que indican altura, velocidad, etc., de los aviones; cada ítem indica un dato). Cada agente ofrece una hipótesis acerca del carácter del avión (amigo o enemigo). La decisión de la organización será la que indique la mayoría de los agentes. Los agentes seleccionarán los ítems tomando aquellos ítems recomendados por otros agentes al interactuar con ellos de manera, ya sea, pasiva (prefiriendo agentes similares a él, en el sentido de que compartan los mismos ítems de información), activa (selecciona agentes con información no compartida con él) o por aprendizaje. Esto define un primer factor de tipo de agente, con el cual se experimenta en la simulación. En caso de que el agente interactúe como agente tipo aprendizaje, entonces valorará positivamente a los agentes e ítems cada vez que la información aportada le haya permitido dar hipótesis correctas, y negativamente en otro caso. El agente entonces descartará aquellos ítems y agentes que dieron información errónea, y preferirá a los que dieron información que le ayude a tomar decisiones correctas, utilizando para ello el mecanismo de endosos (Moss 1995, Cohen 1985). Los agentes tipo aprendizaje endosan ítems y agentes, mientras que los otros dos tipos de agentes solo endosan ítems. Los otros dos parámetros que definen características básicas de agentes son: a) actitud del agente, que tiene que ver con la veracidad de la información que el agente ofrece a los otros agentes (puede dar información: cierta, falta o probabilísticamente una de éstas, cada caso con probabilidad 0,5), y, b) el tamaño de la memoria del agente.

En Terán et al. (2006) los agentes se comportan aleatoriamente como tipo aprendizaje, activo o pasivo, mientras que en el presente trabajo los agentes son de un solo tipo de agente durante toda la simulación. Sin embargo, SDML, el lenguaje de simulación utilizado en dicho trabajo, presenta varias limitaciones, lo que ha motivado el presente estudio, re-implementando el modelo de simulación, con algunas modificaciones y agregados, como la actitud del actor. Entre las limitaciones de SDML se tienen las pocas herramientas para el análisis de las salidas de los experimentos, y su falta de actualización. Para ello ha sido seleccionado, dadas las facilidades que ofrece para generar salidas gráficas, su amplia difusión, y las facilidades de uso, el lenguaje de simulación NetLogo (NetLogo, s.f.). Existen ya experiencias con el uso de NetLogo para estudiar problemas específicos en trabajos realizados en la Universidad de Los Andes (Carmacho y col., 2012).

Los experimentos permiten presentar ciertas conclusiones en cuanto a la influencia de los parámetros mencionados arriba (tipo de interacción, actitud, y memoria del agente) sobre el rendimiento organizacional. Una discusión más amplia del modelo a presentar, y de los resultados de los experimentos puede encontrarse en Vielma (2016). El

<sup>1</sup> Strictly Declarative Modelling Language, desarrollado en el Centre For Policy Modeling, Manchester, Reino Unido, <http://cfpm.org>.

modelo está disponible en algunos sitios web (Vielma 2016), a fin de que la comunidad de simulación social pueda validar los resultados presentados acá, realice estudios complementarios, y lo mejore colaborativamente.

El resto del artículo se ha organizado de la siguiente manera. En la sección 2 se presenta el marco teórico. La sección 3 describe el modelo de simulación. Posteriormente, la sección 4 muestra el diseño de experimentos. Seguidamente, la sección 5 presenta los resultados más importantes de los experimentos realizados. A continuación, la sección 6 describe un caso más fácil de interpretar en situaciones reales, como ejemplo de una re-interpretación alternativa del modelo. Finalmente, la sección 7 ofrece algunas conclusiones.

## 2 Marco Teórico

A continuación se presentan las bases teóricas que sustentaron la formulación, implementación y análisis de resultados del modelo.

### 2.1 Simulación basada en sistemas multiagente

La simulación basada en sistemas multiagentes consta de tres grandes elementos: El entorno o espacio en donde el sistema o la organización cumple algún fin; los agentes, quienes toman decisiones relevantes a favor de la organización; y las reglas o funcionalidades, las cuales definen el comportamiento de los agentes, del entorno y de sus interacciones. Las reglas definen el comportamiento de la organización y de los agentes, por ejemplo, para adquirir, buscar o compartir información. Un amplio tratamiento de la simulación social multiagente puede encontrarse en Boero y Squazzoni (2005). En este trabajo el sistema multi-agentes representa a la organización, con cada agente representando a un individuo o grupo de la organización.

### 2.2 Organizaciones adaptativas, cambio estructural, auto-organización y emergencia

Una organización adaptativa es un sistema capaz de aprender y adaptarse al entorno, logrando buen rendimiento en términos de dar repuestas apropiadas ante las demandas del entorno. La dinámica de las organizaciones adaptativas está regida de largos periodos de estabilidad, que son alterados por cambios bruscos (por ejemplo, cambio estructural en el entorno o en la forma de percibir el entorno), los cuales exigen un proceso de re-aprendizaje y una nueva auto-organización para alcanzar la estabilidad nuevamente.

Un sistema/modelo sufre cambio estructural cuando sus propiedades cambian, o cuando aparecen o son eliminados algunos de sus componentes. En el modelo presentado en este trabajo, el cambio estructural ocurre en primera instancia en los ítems que permiten a la organización observar el entorno, al variar su probabilidad de error. Esta variación va a ser introducida varias veces para cada experimento de

simulación, generándose un período entre cada dos cambios estructurales en los que la organización se auto-organiza, antes de sufrir de nuevo un cambio estructural. Los resultados de la simulación toman en cuenta estos varios períodos, que conforman una suerte de réplicas de períodos de auto-organización entre cada par de cambios estructurales (un período = una réplica). Sin embargo, en este trabajo no se toman como replicas, por su reducido número (5), sino que se consideran como una totalidad, al involucrar un número elevado de experiencias de los agentes, y permitir la convergencia de la simulación en cada uno de los períodos

La auto-organización o adaptación, entre estos períodos entre dos cambios estructurales de los ítems, consiste en cambios estructurales en las redes de agentes, de ítems, y la relación entre estas, en tanto los agentes van seleccionando los ítems que les permiten tomar decisiones correctas. A medida que la organización se auto-organiza en cada uno de tales períodos, nuevas propiedades de la organización emergen.

### 2.3 Endosos

Los agentes aprenden utilizando etiquetas o endosos para caracterizar los ítems de información y/o a otros agentes, de acuerdo a lo bueno que haya resultado la información ofrecida por éstos para la toma de decisiones. El concepto de endosos en los sistemas sociales fue introducido formalmente en diferentes publicaciones por Cohen (1985) y Moss (1995) (ver también Terán y col., 2010). Por ejemplo clientes de varios abastos podrían usar las siguientes etiquetas: CalidadAlta, CalidadBaja, PrecioAlto, PrecioBajo. Al momento de tomar una decisión, el agente evalúa cada opción de acuerdo a los endosos que le ha asignado en experiencias pasadas, prefiriendo aquellas opciones que le han conducido a mejores decisiones, de acuerdo a la fórmula de la Fig. 1.

$$E(\mathbf{b}, \mathbf{a}) = \sum_{\text{val}(\mathbf{a}_i) \geq 0} \mathbf{b}^{\text{val}(\mathbf{a}_i)} - \sum_{\text{val}(\mathbf{a}_i) < 0} \mathbf{b}^{|\text{val}(\mathbf{a}_i)|}$$

Fig. 1. Fórmula para el cálculo del endoso:  $\mathbf{b}$  es un valor de base elegido por el usuario y  $\text{Val}$  son los valores de las etiquetas endosadas (Cohen 1985, Moss 1995).

## 3 Modelo de Simulación

La explicación básica acerca del modelo simulado fue dada en la introducción, por lo que acá continuaremos con ciertas precisiones técnicas. Como se indicó allí, y como muestra la Fig. 2, la organización debe clasificar los elementos observados en el espacio aéreo, como amigos o no amigos. Si la organización da un considerable porcentaje de hipótesis erróneas, entonces tendrá un mal rendimiento, con malas consecuencias: ejemplo es bombardeada corrientemente, creyendo que un avión enemigo es amigo; o deriva aviones amigos creyendo que son enemigos. El paso de

aviones ocurre de manera recurrente, varias veces en un día, durante una cierta cantidad de días de simulación, para cada período entre cambios estructurales.

### 3.1 Elementos del modelo

**3.1.1 Entorno:** Cada elemento observado en el entorno, a través de la entrada del sistema, es representado por un vector de etiquetas, el cual define las características del objeto a clasificar (ver Fig. 2).

**3.1.2. Red de Conocimientos o de agentes:** Como se indica arriba, los agentes son caracterizados de tres formas:

a) Según la forma de interacción con otros agentes pueden ser: a.1) activos, prefieren interactuar con agentes que posean información completamente distinta a la que ellos poseen; a.2) pasivos, prefieren interactuar con agentes que posean información similar a la que ellos tienen; y, a.3) aprendizaje, aquellos que interactúan usando el sistema de endosos. Todos los agentes endosan ítems, pero solo los agentes tipo aprendizaje endosan a otros agentes.

b) Según la actitud del agente, o grado de compromiso y colaboración con la organización, el agente envía ítems al sistema de recomendación de diversa forma: b.1) agente bueno o colaborador, el cual está comprometido con la organización, y por tanto envía al sistema de recomendación el ítem mejor endosado; b.2) agente regular, descuidado, o mediocre, quien tiene un nivel medio de compromiso organizacional y recomienda aleatoriamente cualquiera de los ítems que posee; y, b.3) agente mal intencionado o viciado, o agente con un nivel de compromiso organizacional negativo, quien recomienda el ítem con el peor valor de endoso.

c) Según la memoria, dependiendo de cuántos ítems de información pueda mantener el agente en memoria para la toma de decisiones, con rango entre 3 y 6.

**3.1.3 Red de ítems de información:** Permite a los agentes observar el entorno. Cada ítem tiene tres posibles valores de probabilidad de error: 0, 1 y 0,5.

**3.1.4 Sistema de recomendación:** Allí los agentes recomiendan diariamente alguno de los ítems con los que están relacionados, para que este pueda ser usado por otros agentes.

**3.1.5 Endosos:** Los endosos son etiquetas que colocan los agentes a los ítems y, en el caso de los agentes tipo aprendizaje, también a los agentes con los cuales interactúan, de acuerdo a lo correcto de la información ofrecida. Los agentes endosan a los ítems guardados con las etiquetas "Item\_Bueno" o "Item\_Malo", y a otros agentes con las etiquetas "Agente\_Bueno" o "Agente\_Malo". Los valores para cada etiqueta son proporcionados por el usuario del

modelo de simulación. En el presente trabajo, los agentes valoran tanto a los agentes, como a los ítems, con los valores 1, en caso de resultar bueno en cierto evento de clasificación, y -1, en caso contrario. Los agentes tienen cierto tamaño de memoria donde guardan los endosos de los últimos días de simulación previos a la decisión.

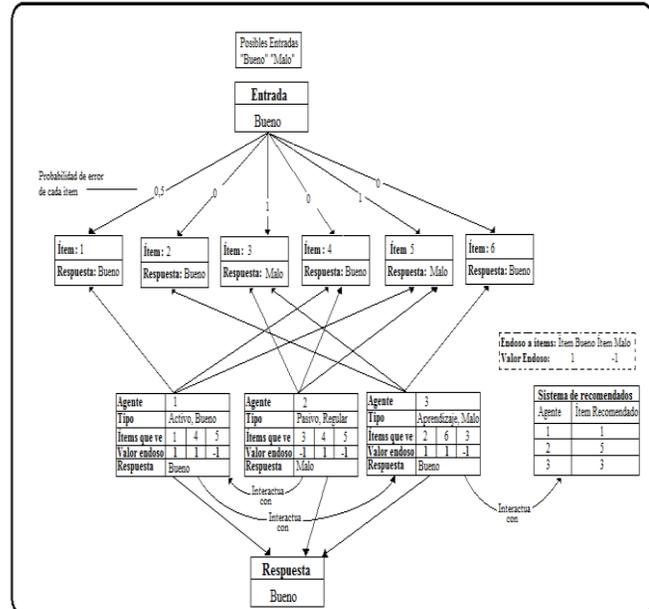


Fig. 2. Esquema de la organización. La información del entorno es filtrada por la red de ítems de información, la cual permite a los agentes observar el ambiente. Los agentes comparten información interactuando entre ellos de manera directa, ó vía un sistema de recomendación. Finalmente, la organización ofrece una hipótesis (clasifica) acerca del objeto observado, siguiendo la opinión de la mayoría de los agentes.

### 3.2 Cambio estructural

Como se explicó en la introducción, el cambio estructural es introducido en ciertos instantes de la simulación para cada escenario simulado, habiendo entonces cierto período de tiempo de simulación entre cada par de cambios estructurales. El cambio estructural en el sistema simulado es inducido por el cambio en la probabilidad de error de los ítems de información, dado que este cambio ocasiona que el aprendizaje de los agentes logrado hasta este punto de la simulación quede en parte obsoleto, pues la probabilidad de error de algunos de los ítems aumenta, mientras la de otros disminuye, de manera que algunos de los ítems que resultaban buenos (equivalentemente malos) para la toma de decisión antes del cambio estructural, luego de este cambio resulten malos (equivalentemente buenos). Esto obliga a los agentes a empezar un nuevo aprendizaje, activado por la baja en el rendimiento organizacional, inmediatamente después del cambio en el error de los ítems. Ello genera, en los períodos entre cada par de cambio de error de los ítems de información, una nueva auto-organización, al re-organizarse la red de conocimientos (de agentes), y cambiar los lazos de interacción de esta red con la red de ítems de conocimiento.

El cambio estructural se da, por ejemplo, por avería o corrección en el funcionamiento de equipos.

3.3. Ruido/mutación: introducción aleatoria de ítems previamente descartados

A medida que avanza la simulación aparecen ítems que habían sido previamente rechazados por todos los agentes, y por tanto se encontraban aislados. Como indicamos, el cambio estructural hace que el error de algunos ítems disminuya, mejorando su condición para la toma de decisiones. A fin de tomar en cuenta estos ítems y evitar la degradación del aprendizaje organizacional por su abandono, cada cierto tiempo, de acuerdo a cierta probabilidad, los agentes toman en cuenta un ítem abandonado.

3.4 Respuesta de la organización y rendimiento organizacional

Como se indicó arriba, la respuesta de la organización ante cada objeto en el entorno es la hipótesis que más se repita entre los agentes. En el caso de empate, se elegirá aleatoriamente una de las opciones. El rendimiento organizacional estará dado por la proporción, o equivalentemente por el porcentaje, de respuestas correctas que la organización haya ofrecido en cierto período de tiempo.

4 Diseño de experimentos

Se hace un diseño de experimentos a fin de determinar la influencia de algunos factores, especialmente de las diversas características de los agentes, en el rendimiento organizacional. A cada configuración de los parámetros se le llama escenario. Se diseñaron tres experimentos (ver Tabla 1):

*Experimento 1:* Se varía el porcentaje de agentes de cada tipo: pasivo, activo, aprendizaje; se consideran 7 escenarios; se asume que todos los agentes recomiendan el mejor ítem; y que tienen tamaño de memoria 3.

*Experimento 2:* Se varía el tipo de agente, como en el experimento 1, pero también el tamaño de la memoria o número de ítems y agentes que un agente puede observar y endosar; se consideran 3 escenarios definidos por el tipo de agente, pero para cada uno se asumen cuatro posibles tamaños de memoria (de 3 a 6).

*Experimento 3:* teniendo todos los agentes forma de interacción aprendizaje y memoria de tamaño 3, se varía la forma en la que los agentes recomiendan (nivel de compromiso o actitud del agente hacia la organización) a otros a través del sistema de recomendación (se consideran 7 escenarios).

Cada simulación se llevó a cabo durante 500 días (días de simulación del modelo) y cada día, la organización re-

suelve 40 problemas (recibe 40 entradas). También durante la simulación ocurren 4 cambios estructurales, introducidos cada 100 días de simulación (ocurren cambios estructurales en los días 100, 200, 300 y 400) y se estableció en 20 el número de agentes que están interactuando. Los datos de cantidad de problemas resueltos por día, número de días de simulación, y número de días en el que ocurre el cambio estructural, son similares a los usados en Terán y col., (2006). Allí se indica que “al resolver la organización 40 problemas por día, se provee al individuo de la suficiente experiencia para hacer posible el aprendizaje” (pp.12, traducción propia), y que al realizar el cambio estructural cada 100 días se provee a los agentes del tiempo suficiente para haber interactuado con otros agentes de manera que se aprenda en grupo.

Tabla 1. Diseño de experimentos

Experimento 1										
Escenario	Porcentaje de Activos			Porcentaje de Pasivos			Porcentaje de Aprendizaje			Ítems guardado por agente
1	100%	Buenos	100%	0%	Buenos	0%	0%	Buenos	0%	3
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
2	0%	Buenos	0%	100%	Buenos	100%	0%	Buenos	0%	3
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
3	0%	Buenos	0%	0%	Buenos	0%	100%	Buenos	100%	3
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
4	50%	Buenos	100%	50%	Buenos	100%	0%	Buenos	0%	3
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
5	50%	Buenos	100%	0%	Buenos	0%	50%	Buenos	100%	3
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
6	0%	Buenos	0%	50%	Buenos	100%	50%	Buenos	100%	3
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
7	35%	Buenos	100%	35%	Buenos	100%	30%	Buenos	100%	3
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
Experimento 2										
Escenario	Porcentaje de Activos			Porcentaje de Pasivos			Porcentaje de Aprendizaje			Ítems guardado por agente
1	100%	Buenos	100%	0%	Buenos	100%	0%	Buenos	100%	3, 4, 5 y 6
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
2	0%	Buenos	0%	100%	Buenos	100%	0%	Buenos	0%	3, 4, 5 y 6
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
3	0%	Buenos	0%	0%	Buenos	0%	100%	Buenos	100%	3, 4, 5 y 6
		Malos	0%		Malos	0%		Malos	0%	
		Regular	0%		Regular	0%		Regular	0%	
Experimento 3										
Todos los agentes poseen como forma de interacción Aprendizaje										
Escenario	Porcentaje de Buenos		Porcentaje de Malos		Porcentaje de Regulares		Ítems guardado por agente			
1	100%		0%		0%		3			
2	0%		0%		100%		3			
3	0%		100%		0%		3			
4	50%		50%		0%		3			
5	0%		50%		50%		3			
6	50%		0%		0%		3			
7	35%		35%		30%		3			

Dado que se considera un período suficientemente largo de simulación como para que los agentes establezcan su comportamiento y aprendan, en cada período de cambio estructural y para cada escenario (100 \* 40 = 4000 problemas por período de cambio estructural, y 4.000 \* 5 = 20.000 problemas para cada escenario), se han sacado las conclusiones de los resultados obtenidos sin realizar estimaciones estadísticas. Además, las gráficas mostradas contribuyen a corroborar que hay claras diferencias entre los diversos ex-

perimentos y escenarios, lo que fortalece las conclusiones basadas en la comparación entre los diferentes escenarios. Para cada escenario se podría considerar que cada período de cambio estructural es una muestra, teniendo entonces cinco muestras en las simulaciones presentadas. En trabajos futuros se podrán realizar simulaciones con muchas más muestras de este tipo, a fin de realizar estimaciones estadísticas de las variables consideradas, y de sus errores, para así corroborar de forma más contundente los resultados obtenidos en este trabajo. Sin embargo, para el alcance del presente estudio, la gran extensión de la simulación, y la claridad de los resultados ofrecidos por las gráficas, se consideran suficientes para las conclusiones ofrecidas

## 5 Resultados y Análisis

A fin de analizar el comportamiento organizacional, en esta sección se presenta para el experimento diseñado: a) gráficos que muestran el número de respuestas buenas (línea de color verde) y malas (línea de color rojo) de cada agente en cada día de simulación (ver figuras 3-19), y b) tablas (Tablas 2-4) que indican: i) los resultados de Promedio de agentes que dieron respuestas buenas por día durante toda la simulación (recordemos que el número total de agentes es 20), así como el porcentaje correspondiente; y, ii) el porcentaje de respuestas buenas durante la simulación.

Al analizar una variable, diremos que la misma está en estabilidad constante cuando, después de un proceso de aprendizaje, la misma se mantiene sin variar en un valor fijo, y, por otro lado, diremos que está en estabilidad oscilatoria cuando la variable se mantenga oscilando en un cierto rango (es decir, varía en un intervalo acotado).

### 5.1 Experimento 1

Las figuras 3-9, y la Tabla 1, muestran los resultados para los escenarios de este experimento. Los cambios estructurales son mostrados por las cuatro rayas verticales azules x-espaciadas.

En las figuras 3-9 se puede apreciar que la capacidad, en términos de rapidez, de estabilización después de un cambio estructural, así como la forma como se da la estabilidad (constante u oscilante), es diferente para cada escenario. Es decir, la estabilidad alcanzada depende del factor variado: porcentaje de tipos de agente; lo que indica que la forma en la que los agentes interactúan genera comportamientos organizacionales diferentes para cada caso. Los agentes del tipo aprendizaje y de tipo activo generan el mejor rendimiento, al lograr estabilidad constante (ver Figuras 3, 5, y 7; y Tabla 3).

Los agentes activos y de aprendizaje tienen un mejor efecto en el comportamiento organizacional que los agentes pasivos, al usar mejores estrategias al comunicarse con otros agentes: tienen un rango de búsqueda amplia (activos), o aprenden por la experiencia, mientras que los agentes pasivos se restringen a interactuar con agentes que posean in-

formación como la de ellos. Los agentes activos, a pesar de no buscar los mejores ítems, tal como lo hacen los agentes de tipo aprendizaje, logran observar entre todos una gran variedad de ítems, debido a que, al interactuar con agentes que poseen información distinta a la de ellos, tienen un rango amplio de búsqueda, en comparación a los agentes pasivos. De esta manera, logran tener información apropiada para mejorar la adaptación, y el rendimiento organizacional.

Por otra parte, se ve que los agentes de tipo pasivo afectan de manera apreciable el rendimiento organizacional. Los escenarios 4 y 6 muestran que tal efecto es similar al conformar en igual proporción (50%-50%) a la organización tanto con agentes pasivos, como con agentes activos (ver Tabla 2, y Figuras 6 y 8).

La actitud reservada hacia nuevos conocimientos de los agentes pasivos genera comportamiento errático, e inestabilidad en el rendimiento organizacional. Por ejemplo, el escenario 2 con 100% de agentes pasivos, es el de peor rendimiento organizacional. Dado su rango de búsqueda restringida, este agente tardará en localizar ítems que hayan resultado buenos luego de un cambio estructural, o, alternativamente, en dejar los que hayan resultado malos.

No hubo escenario en el que se vea gravemente afectado el rendimiento organizacional (el porcentaje de respuestas buenas durante la simulación es mayor al 90% para todos los escenarios), lo que es asegurado por el uso de los endosos por parte de todos los agentes en su interacción con los ítems. Experimentos diferentes/complementarios puede verse en Terán y col., (2006), donde los agentes activos y pasivos no endosan a los ítems, y en Carley col., (2001), donde ningún agente aprende, o endosa, ni a agentes ni a ítems.



Fig. 3. Escenario 1, 100% Activos

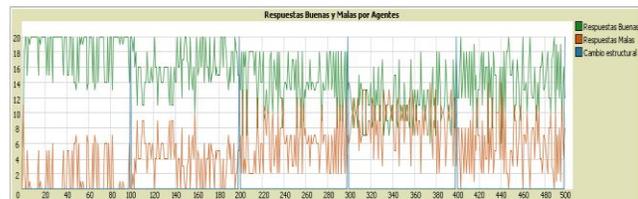


Fig. 4. Escenario 2, 100% Pasivos

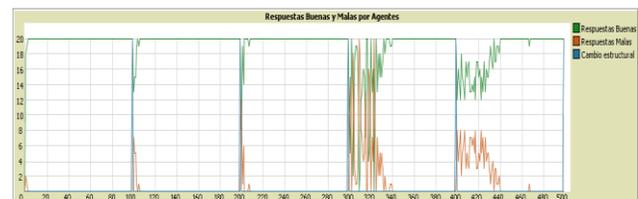


Fig. 5. Escenario 3, 100% Aprendizaje



Fig. 6. Escenario 4, 50% Activos y 50% Pasivos

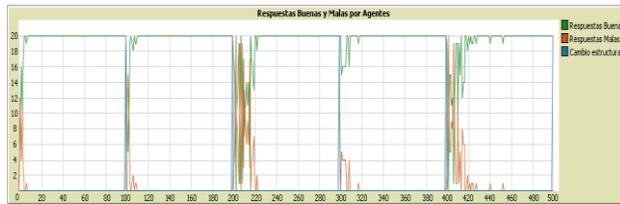


Fig. 7. Escenario 5, 50% Activos y 50% Aprendizaje

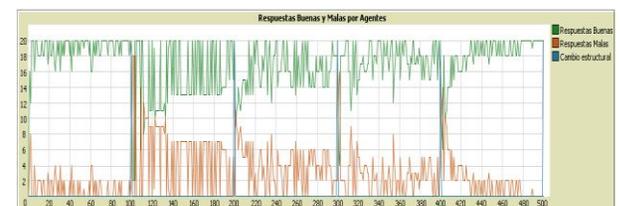


Fig. 8. Escenario 6, 50% Aprendizaje y 50% Pasivos

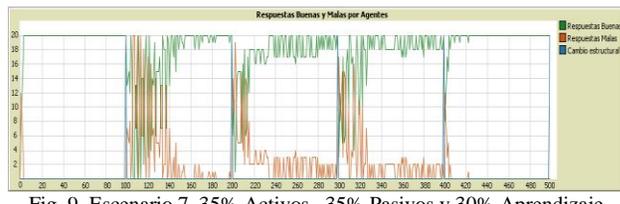


Fig. 9. Escenario 7, 35% Activos, 35% Pasivos y 30% Aprendizaje

Tabla 2. Resultados Experimento 1

Escenario	Promedio de respuestas buenas por día (máximo 20)	Porcentaje de respuestas buenas durante la simulación
1	19,29 (96,45%)	99,4%
3	19,34 (96,7%)	97,8%
2	14,77 (73,85%)	83,8
5	19,14 (95,7%)	97,06
4	17,37 (86,85%)	94,19%
6	17,14 (85,7%)	92,39%
7	18,12 (90,6%)	94%

5.2 Experimento 2

Las figuras 11 y 12 indican que el aumento de la capacidad de memoria en los agentes del tipo pasivo y de los agentes de tipo aprendizaje incrementa el promedio de agentes con respuesta buena por día, así como el porcentaje de respuestas buenas de la organización durante la simulación. Sorprendentemente, en caso de los agentes del tipo activo no ocurre el mismo efecto (ver el incremento de la inestabilidad en el rendimiento organizacional en la Fig. 10), pues conforme aumenta la cantidad de ítems guardados, disminuye el valor del promedio de respuestas buenas por día (ver Tabla 3).

La disminución en el rendimiento de los agentes activos al aumentar su memoria se puede explicar de la siguiente

manera: a medida que aumenta el número de ítems guardados por parte de los diversos agentes habrá muchos más ítems en común, decreciendo la probabilidad de interacción efectiva que lleve al intercambio de ítems donde los agentes logren acceder a ítems con error bajo, y descartar aquellos con error alto, ocasionando con esto un “detenimiento” del aprendizaje, así como un menor rendimiento del agente y de la organización.



(a)



(b)



(c)



(d)

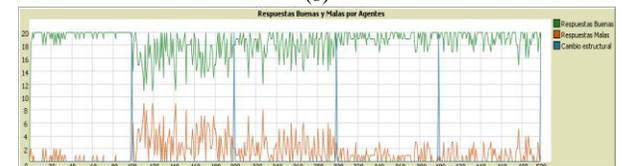
Fig. 10. 100% de los agentes son activos, con diferente número de ítems en memoria. (a) 3 ítems, (b) 4 ítems, (c) 5 ítems, (d) 6 ítems



(a)



(b)



(c)

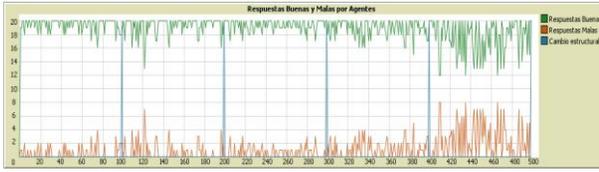


Fig. 11. 100% de los agentes son pasivos, con diferente número de ítems en memoria. (a) 3 ítems, (b) 4 ítems, (c) 5 ítems, (d) 6 ítems

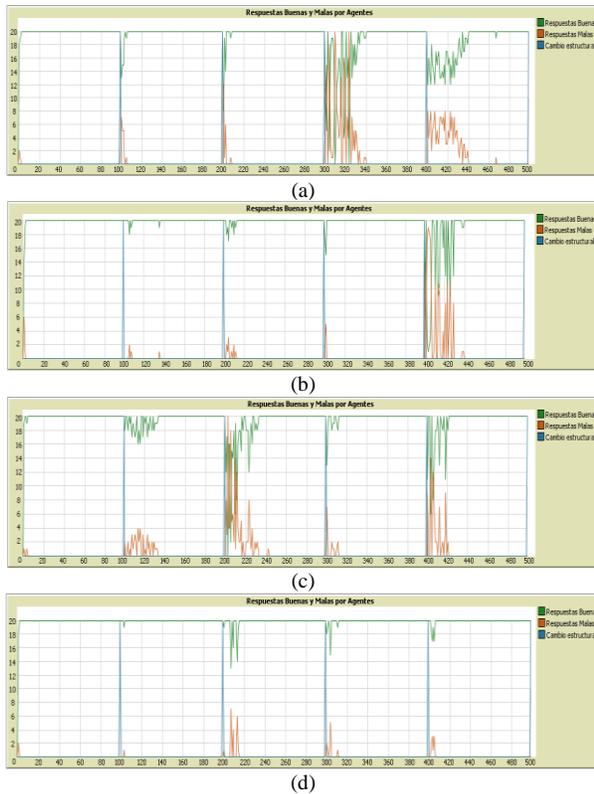


Fig. 12. 100% agentes son tipo aprendizaje, con diferente número de ítems en memoria. (a) 3 ítems, (b) 4 ítems, (c) 5 ítems, (d) 6 ítems

Tabla 3. Resultados Experimento 2

Tipo de Agente	Ítems guardados por agente	Promedio de agentes con respuesta buena por día durante la simulación	Porcentaje de respuestas buenas durante la simulación
Activos	3 ítems	19,29 (96,45%)	99,4 %
	4 ítems	18,02 (90,1%)	99,4 %
	5 ítems	17,63 (88,15%)	99,8%
	6 ítems	16,64 (83,2%)	99,8%
Pasivos	3 ítems	16,49 (82,45%)	89,2 %
	4 ítems	17,1 (85,5%)	90,8 %
	5 ítems	18,1 (90,5%)	100 %
Aprendizaje	3 ítems	19,34 (96,7%)	97,8%
	4 ítems	19,43 (97,15%)	98,2 %
	5 ítems	19,58 (97,9%)	98,6 %
	6 ítems	19,92 (99,6%)	100 %

### 5.3 Experimento 3

En este experimento se consideran tres casos para el nivel de compromiso de los agentes tipo aprendizaje con la organización, medido en términos del tipo de información que recomiendan: buena (mejor ítem endosado, agente colaborador, comprometido con la organización), regular (cualquier ítem es recomendado, agente descuidado/mediocre) o mala (el peor ítem es recomendado, agente viciado). Este experimento debe dar un resultado totalmente predecible: los agentes comprometidos deben generar el mejor rendimiento organizacional, seguidos por los agentes mediocres, y por último, el peor caso debe ser el de los agentes viciados. Este experimento nos permitirá confirmar que el modelo funciona; es decir, nos sirve de experimento de control. Los resultados son mostrados en las figuras 13-19, y en la Tabla 4.

Efectivamente, se observa que los agentes comprometidos tienen efecto muy positivo en el comportamiento organizacional, mucho mejor que las consecuencias de las decisiones de los agentes mediocres, quienes, a su vez, generan rendimiento menos dañino que el de los agentes viciados. Los agentes colaboradores son esenciales para lograr la adaptación, y el buen rendimiento, de la organización, incluso en cuanto al tiempo requerido para alcanzar la estabilización de la organización, cuando comparten con agentes mediocres o con agentes viciados (el comportamiento mostrado en las figuras 14 y 15, con solo agentes mediocres o viciados, mejora significativamente al ser combinados con agentes de aprendizaje, como lo muestran las figuras 16 y 17).

Finalmente, el efecto negativo de los agentes viciados es contrarrestado más fácilmente por los agentes colaboradores que por los agentes mediocres (comparece, por ejemplo, la figura 18 donde hay agentes colaboradores, con las figuras 17 y 19, donde no los hay).

Dados estos resultados, se corrobora que las organizaciones deben tener especial cuidado en lograr que sus agentes tengan las mejores intenciones al momento de recomendar información y, en general, alto compromiso organizacional y honestidad.

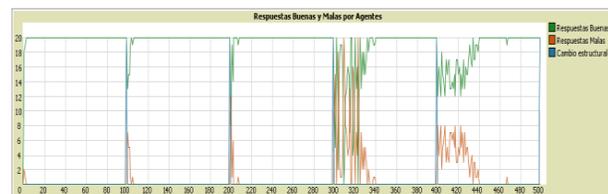


Fig. 13. Escenario 1, 100% Buenos/colaboradores

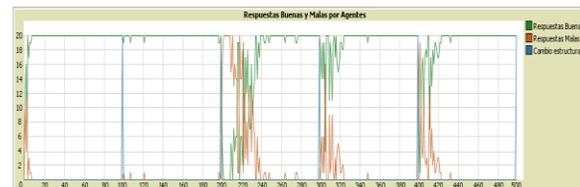


Fig. 14. Escenario 2, 100% Regulares/mediocres



Fig. 15. Escenario 3, 100% Malos/viciados



Fig. 16. Escenario 4, 50% Buenos y 50% Regulares

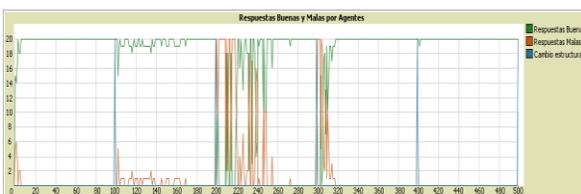


Fig. 17. Escenario 5, 50% Buenos y 50% Malos



Fig. 18. Escenario 6, 50% Regulares y 50% Malos



Fig. 19. Escenario 7, 35% Buenos, 35% Malos y 30% Regulares.

Tabla 4. Resultados Experimento 3.

Escenario	Promedio Buenos por día	Porcentaje respuestas buenas durante la simulación	Tiempo máximo en alcanzar estabilización
1	19,34 (96,7%)	97,8%	40 días
2	18,65 (93,25%)	93,60%	75 días
3	7,99 (39,95%)	24%	No estabiliza
4	18,81 (94,05%)	96,7%	45 días
5	18,67 93,35(%)	94%	65 días
6	16,83 (84,15%)	86,4%	80 días
7	18,58 (92,9%)	94,002%	71 días

## 6 Interpretación del modelo con un caso de la vida real: Una empresa de producción musical

Esta sección presenta una interpretación más realista, que la anterior, de los términos de la experimentación, por lo que no añade un nuevo experimento. Una empresa productora musical invierte en la producción y patrocinio de piezas musicales, para lo cual cuenta con software e instrumentos de medición musical capaces de detectar ciertos pa-

rámetros que evalúan la pieza musical. La empresa cuenta con un grupo de ingenieros de sonido encargados de estudiar las variables arrojadas por el software y los instrumentos de medición musical para decidir si cierta pieza musical que entra a la empresa es una buena opción de inversión. Para este ejemplo los elementos del modelo son:

**Entrada:** Posibles etiquetas que evalúan la pieza musical [“Buena Rítmica” “Mala Rítmica” “Buen mensaje en la letra” “Mal mensaje en la letra” “Buena Melodía” “Mala melodía” “Buena presencia en el grupo musical” “Mala presencia en el grupo musical”].

**Ítems:** Los ítems son los instrumentos de medición musical, o software de medición, a disposición de los ingenieros de sonido.

**Agentes:** Son los ingenieros de sonido, quienes pueden comportarse de diversas maneras:

- Según la forma como toman decisiones: a) Agente de tipo aprendizaje: se interesarse en aprender de la mejora manera, incluyendo la interacción con sus colegas, para tomar buenas decisiones usando los instrumentos de medición y software más apropiados; b) Agente pasivo: no se interesa en usar nuevo software o nuevos instrumentos de medición, y está dispuesto solo a aceptar consejos de colegas que usen los mismos instrumentos de medición o el mismo software de medición; c) Agente activo: está abierto a nuevas posibilidades de evaluación, aceptando consejos de aquellos colegas que usen instrumentos de medición que ellos no usan.

- Pueden estar altamente, a nivel bajo o negativamente, comprometidos: a) pueden brindarle la mejor información a sus colegas, estando altamente comprometido con la organización (agente colaborador); b) no estar comprometidos con la organización y recomendar cualquier cosa (agente mediocre); o, c) pueden ser mal intencionados y recomendar lo peor (agente viciado).

**Cambio estructural:** Un cambio estructural en la empresa puede ser producido por avería en un instrumento de medición, un virus dentro del computador que produzca errores en el software de medición musical, actualizaciones en el software de medición musical, o adquisición de nuevos equipos en la empresa.

**El sistema de recomendación:** El sistema de recomendación puede consistir en reuniones periódicas de todos los ingenieros de sonido, donde cada quien expone los métodos que usa para la evaluación de la pieza musical, o algunas herramientas de gestión de conocimientos.

## 7 Conclusiones

Se ha presentado el estudio de un modelo en NetLogo con diferencias y mejoras (e.g., inclusión del factor “actitud del agente”) en relación a los modelos de Carley et al. (2001) y Terán et al. (2006). Aparte de considerar a los agentes tipo pasivos y activos usados por Carley et al. (2001), en este caso ninguno usando endosos, se consideran a los agentes tipo aprendizaje utilizados en Terán et al. (2006) para endosar a los ítems. En el presente trabajo todos los agentes endosan a los ítems, pero solo el agente tipo aprendizaje endosa a otros agentes.

El modelo ha permitido evaluar diversos tipos de factores como el compromiso organizacional para colaborar en cuanto a compartir buena información (no considerado en los modelos previos), la forma de comportarse los agentes (pasiva, activa o aprendizaje), y el tamaño de memoria de los agentes. Existen otros parámetros que se pueden variar en el modelo, pero se mantuvieron fijos en los experimentos presentados en este trabajo, tales como el número de agentes y el número de ítems de información.

El modelo implementado cuenta con muchas variables y herramientas que dan la posibilidad de adaptarlo para el estudio del comportamiento organizacional en diversas situaciones, y con diversos objetivos, incluyendo el efecto en el rendimiento organizacional e individual de: el compromiso colaborativo de los agentes, el proceso de aprendizaje y evolución del conocimiento, la detección y eliminación de los agentes viciados en una organización, la difusión de información en un entorno social, la capacidad de adaptación de la organización ante cambios estructurales, entre otros. Como parte de esta gran gama de posibles aplicaciones del modelo, se describió en la sección 6 un ejemplo de la toma de decisiones de inversión en una empresa de producción musical.

Entre los resultados más relevantes de los experimentos presentados, se tiene:

- El experimento 1 muestra que el buen rendimiento de la organización, ante cambios estructurales, es una propiedad que depende de la forma en que los agentes buscan obtener información (de forma activa, pasiva ó aprendizaje vía endosos).
- De acuerdo a los resultados obtenidos en el experimento 2, aumentar la capacidad de los agentes para almacenar información es favorable para agentes que buscan obtener la mejor información (agentes de tipo aprendizaje) o para agentes que no estén muy abiertos hacia nueva información dado que la buscan en agentes con información similar (agentes pasivos), pero no (sorprendentemente) para agentes que buscan información en agentes con información distinta a la que ya tienen (agentes activos). En este tipo de agentes, el aumento de la capacidad de almacenar información produce la disminución de las posibilidades de interacción con otros agentes (al volverse la información muy repetitiva). Luego, al disminuir o cancelarse la interacción, los agentes

no logran desechar ítems malos o aceptar nuevos ítems, “deteniéndose” el proceso de aprendizaje.

- Los resultados del experimento 3, experimento tipo control, permiten verificar el modelo al obtener el resultado esperado: el compromiso organizacional en términos de ofrecer la mejor información a los compañeros es fundamental para el buen rendimiento organizacional. Se muestra allí también que los efectos nocivos de los agentes viciados son más fácilmente contrarrestados por los agentes altamente comprometidos que por los agentes mediocres.

## 8 Referencias

- Boero R, Squazzoni F, 2005, Does Empirical Embeddedness Matter? Methodological Issues on Agent-Based Models for Analytical Social Science, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Vol 8, Num 4. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/8/4/6.html>. Fecha de consulta: 15 septiembre 2015.
- Camacho J, Medina S, Terán O, 2012, Simulación Multiagente del tráfico de autos en una intersección, *Revista Ciencia e Ingeniería de la Universidad de Los Andes*, Vol 33, Mérida, Venezuela. <http://revistas.saber.ula.ve/index.php/cienciaingenieria/articulo/view/4115>.
- Carley K, Hill V, 2001, Structural change and learning within organizations, En *Dynamics of organizations: Computational modeling and organizational theories*, Edited by Alessandro Lomi, MIT Press/AAAI Press/LiveOak. <http://oz.stern.nyu.edu/seminar/0422-1.pdf>. Fecha de consulta: 13 Agosto 2015.
- Cohen P, 1985, *Heuristic reasoning: An artificial intelligence approach*, Boston, Pitman Advanced Publishing Program.
- Epstein JM, 2013, *Agent\_Zero: Toward Neurocognitive Foundations for Generative Social Science*, Princeton University Press. Princeton, New Jersey, EE. UU.
- García J, Medina V, 2011, La simulación basada en agentes: una nueva forma de explorar los fenómenos sociales. *REIS*, Vol 133, pp. 91-110. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=99722480004>. Fecha de consulta: 15 Octubre 2015.
- Moss S, 1995, Control metaphors in the modelling of decision-making behavior, *Computational Economics*, Vol 8, pp. 283-301.
- NetLogo (s.f): a multi-agent programmable modeling environment. <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/>. Fecha de consulta: 20 de marzo 2017.
- Sibertin-Blanc C, Roggero P, Adreit F, Baldet B, Chapron P, El Gemayel J, Mailliard M. and Sandri S, 2013, SocLab: a framework for the modeling, simulation and analysis of power in social organizations, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation (JASSS)*, Vol. 16, Num. 4. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/16/4/8.html>. Fecha de consulta: 20 de marzo 2017.
- Simon HA, 1982, *Models of bounded rationality: Behavior-*

al economics and business organization, Vol 1 y 2, The MIT Press.

Terán O, Lara J, Alfonseca M, Aguilar J, Muñoz A, 2006, Simulating structural change in adaptive organizations, *Cybernetics and Systems: An International Journal*, Vol 37, pp. 725–753.

Terán O, Quintero N, Ablan M, Alvarez J, 2010, Simulación Social Multiagente: Caso Reserva Forestal de Caparo, *Interciencia*, Septiembre, Vol 35, Num 9, Caracas, Venezuela. [http://www.interciencia.org/v35\\_09/696.pdf](http://www.interciencia.org/v35_09/696.pdf). Fecha de consulta: 20 de marzo 2017.

Terán O, Ablan M, 2011, Modelado y simulación de situaciones sociales complejas en Latinoamérica: Contribuyendo al cuidado del Bien Público, En Rodríguez L (Editor), 2011, La emergencia de los enfoques de la complejidad en América Latina: Desafíos, contribuciones y compromisos para abordar los problemas complejos del siglo XXI, Tomo I, Comunidad de Pensamiento Complejo, Buenos Aires, Argentina.

Vielma J, 2016, Simulación de la adaptación organizacional al cambio estructural, Proyecto de grado para obtener el título de Ingeniero de Sistemas, Universidad de Los Andes, Venezuela. (modelo de simulación: <https://www.dropbox.com/sh/adoftcs3iqql8tr/AACOvKugXnSsWq0Kf-FLS93-a?dl=0>, y en: [https://mega.nz/#!WcQyDb6C!ZN3jo5G-InpQM52S7TWI-mKv6VFs7ZSfRa\\_sN5ruUVs](https://mega.nz/#!WcQyDb6C!ZN3jo5G-InpQM52S7TWI-mKv6VFs7ZSfRa_sN5ruUVs), Fecha de consulta: 20 de marzo 2017).

**Recibido:** 08 de noviembre de 2016

**Aceptado:** 08 de junio de 2017

**Terán, Oswaldo:** Ingeniero de Sistemas, M.Sc. en Estadística Aplicada, Ph.D. en Modelado Computacional, Profesor Titular de la Universidad de Los Andes.

**Vielma, José David:** Ingeniero de Sistemas, Proyecto de Grado Mención Publicación. Correo electrónico: [josedavid\\_20@hotmail.com](mailto:josedavid_20@hotmail.com)

**Jabbour, Georges:** Ingeniero de Sistemas, M.Sc. en Estadística Aplicada, Ph.D en Ciencias Aplicadas, Profesor Asociado de la Universidad de Los Andes. Correo electrónico: [jabbour@ula.ve](mailto:jabbour@ula.ve)

