



**“Evolución de la Cooperación y las Instituciones
en el marco de los
Sistemas Complejos Adaptables”**

Tesis que para obtener el Grado de
Doctor en Ciencias Económicas
presenta:

M. en C. Fernando Jiménez Tovar

Asesor:
Dr. Arturo A. Lara Rivero

México, D.F., 3 de Marzo de 2014.

Para Carmen. Cinthya y Valeria

*Con todo mi amor y gratitud.
por la gran bendición que significan para mí.*

Salmos 16:5-6

Agradecimientos

La realización de un proyecto importante siempre requiere consejo, visión, ayuda y aliento.

A lo largo de mis estudios en el Programa de Doctorado y en el proceso de elaboración de esta Tesis me considero muy afortunado por haber recibido todas estas cosas de una gran cantidad de personas que me han acompañado en estos años.

Quiero agradecer a toda mi familia, que me ha brindado su apoyo para la realización de este proyecto de principio a fin. En primer lugar a mi esposa y a mis hijas por su comprensión, paciencia y amor incondicional. A mis padres, mis hermanas y sus familias, a los familiares de mi esposa que también aprecio como parte de mi familia, por su constante interés y aliento y por compartir conmigo las preocupaciones y las alegrías.

Esta Tesis es un reflejo de algunos de los temas relevantes que han sido materia de estudio y debate en el seminario PECCI en los últimos años y que se convirtieron en un reto que inicié con gran incertidumbre pero que disfruté plenamente y que aún me deja muchas interrogantes y un largo camino por recorrer.

Desde su origen, este trabajo se ha visto enriquecido gracias a las exposiciones de quienes han participado a lo largo de la historia del seminario PECCI, así como con base en las observaciones de quienes leyeron algunos de los primeros borradores y también de quienes aportaron valiosas sugerencias en la medida en que expuse los avances de esta Tesis en el seminario.

Quiero agradecer a mi asesor, Dr. Arturo A. Lara Rivero, por su visión para ayudarme a mantener acotada esta investigación y al mismo tiempo impulsar su desarrollo siempre hacia los temas de frontera, y por ser lector y consejero permanente de este trabajo. Gracias por la confianza otorgada, lo que me permitió desarrollar mi propia visión e intereses en esta investigación.

Agradezco también a quienes participaron activamente como lectores-dictaminadores de esta Tesis y que realizaron una labor muy importante al aportar en sus observaciones su visión y experiencia, que me ayudaron en gran medida a depurar y estructurar de manera sólida este trabajo.

Al Dr. Carlos César Contreras Ibáñez, gracias por su dedicación a la revisión de este trabajo: sus numerosas observaciones y precisiones han sido invaluable para distinguir las partes relevantes y ayudarme a resaltar los resultados propios de esta investigación.

Al Dr. Felipe de Jesús Lara Rosano, le agradezco profundamente el compartir su experiencia y complementar esta Tesis con detalles específicos que me ayudaron a construir un sustento más sólido para la parte metodológica de esta investigación.

Al Dr. Arezky Hernández Rodríguez, le agradezco sus valiosos consejos para estructurar de una forma sólida y consistente este trabajo. Sus observaciones me ayudaron en gran medida para transmitir de forma más adecuada los resultados relevantes de esta Tesis y para ampliar la visión a futuro sobre los horizontes de esta investigación.

La experiencia de vida en todo este proceso es invaluable. gracias a todos!

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes Teóricos de la Cooperación	4
1.1.1. Reciprocidad Directa	4
1.1.2. Reciprocidad Indirecta	6
1.1.3. Estructura Espacial	8
1.1.4. Selección por Parentesco	9
1.1.5. Selección de Grupo	11
1.1.6. El poder de las Normas	12
1.2. Modelación de la Cooperación y las Instituciones	16
1.3. Preguntas de Investigación	20
1.4. Estructura de la Tesis	24
2. Metodología	27
2.1. Introducción	27
2.2. Teoría de Juegos	29
2.3. Sistemas Complejos Adaptables	32
2.3.1. Agregación (Propiedad)	34
2.3.2. No-linealidad(Propiedad)	35
2.3.3. Flujos (Propiedad)	35
2.3.4. Diversidad (Propiedad)	36
2.3.5. Etiquetado (Mecanismo)	36
2.3.6. Modelos Internos (Mecanismo)	36
2.3.7. Bloques de Construcción (Mecanismo)	37
2.4. Modelos Computacionales	38
2.4.1. Modelos Basados en Agentes	45
2.4.2. Autómatas Celulares	47
2.5. Computación Evolutiva	48

ÍNDICE GENERAL

2.5.1. El Algoritmo Genético	49
3. Juego del Dilema del Prisionero (JDP)	55
3.1. Introducción	55
3.2. Reglas de decisión del Autómata Celular	57
3.3. El Modelo del JDP espacial	63
3.4. Importancia de la Matriz de Pagos	68
4. Estrategias para el JDP espacial	75
4.1. Autómata Celular y Algoritmo Genético	75
4.2. Resultado de las simulaciones	80
4.2.1. AG con Cruzamiento de un solo punto	80
4.2.2. AG con Cruzamiento de 2 puntos	87
4.2.3. AG con Cruzamiento Uniforme	89
5. Evolución Institucional	97
5.1. Diversidad y Evolución Institucional	97
5.2. Gramatica Institucional ADICO	99
5.3. JDP con Normas	103
5.4. JDP con Normas y Autómata Celular.	109
5.5. JDP con Reglas	114
6. Co-evolución de las Normas y la Cooperación	117
6.1. Dinámica Institucional	117
6.2. Internalización	119
6.3. El Modelo	122
6.3.1. Efecto de los Parámetros delta externos	124
6.3.2. Efecto de los Parámetros delta internos	126
7. Conclusiones	147
7.1. Contribuciones	148
7.2. Limitaciones	150
7.3. Trabajo Futuro	150
Bibliografía	153

Capítulo 1

Introducción

Históricamente, la evolución y el desarrollo de las sociedades humanas se ha basado en gran medida en las relaciones de cooperación entre individuos de un mismo grupo y entre distintos grupos de individuos. En general estas relaciones están restringidas por conjuntos de normas que pueden variar en el tiempo y de un escenario a otro, y por lo tanto pueden modificar los patrones de comportamiento que permiten la emergencia y estabilidad de la cooperación en tales escenarios.

Resulta claro que no existen soluciones universales para los problemas que enfrentan grupos de individuos que requieren de la cooperación conjunta para lograr una solución exitosa. Existen aún más preguntas que respuestas y en nuestra búsqueda tenemos que comenzar por reconocer que para un mismo problema, individuos similares en condiciones similares podrían desarrollar soluciones cooperativas en un caso y en otro no, además un modelo de cooperación que ha sido exitoso en un contexto específico no siempre puede copiarse con el mismo éxito en otra comunidad en condiciones similares.

¿Qué factores influyen en las decisiones de los agentes para cooperar? Existen diferentes contribuciones a esta respuesta, que consideran entre otros factores las limitaciones biológicas y psicológicas de los agentes (Smith, 1991, 1998, 2008; Ostrom, 2005; Holland, 1998; Axelrod, 1997; McCabe y Smith, 2001; Boyd y Richerson, 2005; Hammerstein, 2003), el contexto socio cultural (V.Smith, 2008; Ostrom, 1990, 2005; Hammerstein, 2003; Boyd y Richerson, 2005), y el ambiente físico (Ostrom, 1990, 2005; V.Smith, 2008) como determinantes para moldear la conducta cooperativa de los agentes.

Estudiar el problema de la evolución de la cooperación no es una tarea sencilla, de hecho el problema puede abordarse desde muy diversas perspectivas y con distintos niveles de profundidad, ya sea con base en una teoría del agente, con base en las características de la población, con base en el contexto cultural, etc. Sin embargo debemos tener en

mente que la elección de un punto de partida para explicar la cooperación no debe pasar por alto las relaciones existentes entre los distintos niveles y orígenes de la explicación, lo cual proporciona una visión parcial y fragmentada. Por el contrario, una explicación de la cooperación debe conectarlos haciendo más claras las relaciones y vínculos causales entre ellos.

Como parte del contexto socio cultural, las normas son importantes en muchos ámbitos de la sociedad que van desde la antropología, la sociología, las ciencias políticas, la psicología y la economía (Axelrod, 1997), es por ello que resulta de primordial importancia entender no sólo la estructura de las normas sino también su evolución, persistencia y el por qué las personas obedecen o violan una norma dada.

La importancia desde el punto de vista económico de llegar a comprender cómo surgen, cómo evolucionan y cómo se establecen las normas cooperativas en escenarios sociales radica en que puede ayudar a lograr mayores beneficios, al propiciar mejores relaciones de intercambio económico entre los actores involucrados.

La Teoría Neoclásica no ofrece una explicación del comportamiento observado de los agentes en muchas situaciones que requieren el uso de estrategias cooperativas para llegar a una solución óptima. En los modelos de Economía Neoclásica las propiedades macroeconómicas resultantes pueden ser deducidas formalmente ya que los agentes racionales operan bajo suposiciones muy restrictivas acerca de la disponibilidad de la información y la capacidad de optimizar sus elecciones para lograr una redistribución eficiente de los recursos (Glimcher, 2009). La ventaja real de los modelos de elección racional es que debido a sus fuertes restricciones es posible realizar una deducción de las consecuencias a nivel macro a partir del comportamiento individual.

La evolución de la humanidad, desde los pequeños grupos familiares hasta el surgimiento de las grandes sociedades modernas ha ocasionado que las estructuras y las relaciones dentro y entre grupos sociales sean cada vez más complejas.

En contraste a los modelos de elección racional, se observa que en muchas situaciones reales los individuos frecuentemente no son capaces de analizar completamente la amplia gama de posibilidades para las situaciones que enfrentan y en consecuencia, muchas veces no son capaces de calcular sus estrategias óptimas. Sin embargo pueden adaptar sus estrategias con el tiempo con base en la observación y prueba de lo que ha sido efectivo y lo que no, logrando con ello resultados que son al menos suficientemente aceptables.

También es común que en la mayoría de los escenarios los individuos interactúen de manera repetida y con cierta frecuencia. Cuando esto ocurre, es posible que un individuo pueda reconocer a otro individuo con el cual ha interactuado previamente y recordar algunos aspectos de sus resultados conjuntos previos. Una estrategia puede entonces llegar

a transformarse en una regla de decisión que especifica la probabilidad de cooperación o deserción como una función de la historia de las interacciones que han tenido lugar hasta el momento presente.

La alternativa más viable a los modelos de elección racional es alguna forma de comportamiento adaptable por parte de los agentes. La adaptación puede ser a nivel individual a través de los mecanismos de aprendizaje o a nivel población mediante los mecanismos de sobrevivencia y reproducción diferenciadas de los individuos más aptos. De cualquier forma, las consecuencias de los procesos adaptativos son frecuentemente difíciles de predecir cuando hay muchos agentes que interactúan y que siguen reglas que tienen efectos no lineales.

Es por ello que una parte importante de la investigación económica se ha dirigido a la construcción de modelos en el marco de referencia de los Sistemas Complejos Adaptables (SCA), en lugar de los modelos tradicionales de intercambio o de Teoría de Juegos entre dos jugadores.

Extender el marco de referencia de nuestro análisis a los SCA nos permite la exploración de muchas características importantes de competencia y colaboración entre agentes que están más allá del alcance del Paradigma del Dilema del Prisionero (Axelrod, 1997).

La Teoría de los Sistemas Complejos Adaptables debe permitirnos identificar los principios que caracterizan a cualquier SCA y con base en estos principios explicar la evolución de las estrategias que emplean los agentes, en lugar de los cálculos completamente racionales, para solucionar un problema de cooperación específico (Holland, 2004; Axelrod, 1997).

Podemos pensar que en el contexto de un problema específico en un SCA, la cooperación puede surgir de dos formas:

1. Un sistema puede tener una autoridad central efectiva o influencia dominante (Axelrod, 2000). Este caso genera una estructura relativamente simple, la cooperación es cuasi voluntaria y persiste mientras la autoridad mantenga los mecanismos y estructura adecuados sobre la población del sistema.
2. En ausencia de una autoridad central externa, la cooperación puede ser una propiedad emergente, resultado de un proceso evolutivo del SCA.

Comprender las condiciones que favorecen la emergencia y persistencia de la cooperación en ausencia de una autoridad central externa al sistema es un problema importante. De hecho la vida común y corriente depende en muchos sentidos de la emergencia de la cooperación, la cual surge muchas veces sin que los individuos tengan una consciencia

plena de esta necesidad e incluso cuando no actúan deliberadamente en forma cooperativa con otros individuos.

1.1. Antecedentes Teóricos de la Cooperación

El origen y la evolución de la cooperación en los grupos humanos son difíciles de explicar con base en una teoría única. Existen muchos factores de la estructura física del mundo, de tipo biológico en los individuos, factores culturales, e institucionales entre otros, que influyen en este complejo proceso de génesis y evolución. Debido a la relevancia que tienen estos factores, en principio el fenómeno de la cooperación es inexplicable desde el punto de vista de las teorías económicas tradicionales basadas en modelos de agentes racionales así como en los modelos de la Teoría de Juegos clásica. Esto no significa que estas teorías sean obsoletas o completamente inadecuadas. De hecho existen situaciones probadas en las que las suposiciones de estas teorías resultan adecuadas y por lo tanto su uso está completamente justificado. El peligro es caer en la tentación de usarlas siempre, aunque las situaciones que intentamos modelar no se ajusten a los supuestos subyacentes en estas teorías (Ostrom, 2005).

Para poder entender la evolución de la cooperación en los humanos se ha recurrido a explicaciones de diversos mecanismos, observados principalmente en sistemas biológicos, que nos permiten establecer las posibles condiciones bajo las cuales puede desarrollarse este proceso.

De acuerdo con Martin A. Nowak “Hoy conocemos cinco mecanismos para la evolución de la cooperación” (Nowak, 2012:341). Estos mecanismos son: la reciprocidad directa, la reciprocidad indirecta, la estructura espacial, la selección por parentesco y la selección de grupo.

1.1.1. Reciprocidad Directa

El biólogo evolucionista Robert Trivers utilizó el término “altruismo recíproco” para referirse a una preocupación generosa por el bienestar de otro. Cuando este comportamiento es compartido por los miembros de un grupo puede establecerse el mecanismo de la reciprocidad directa.

La reciprocidad directa es un principio simple en el que existe la certeza de “dar y recibir”. Para que este mecanismo funcione se requiere que exista una interacción repetida entre los mismos actores, de forma que cada uno pueda corresponder de manera directa a los actos de buena voluntad por parte del otro. Los biólogos han observado este tipo de

mecanismo en poblaciones de murciélagos, de peces y algunas especies de primates (Nowak, 2012; Tomasello, 2009). Por ejemplo, cuando un murciélago no es capaz de conseguir alimento por cuenta propia puede ser alimentado por un compañero que regurgita parte de la sangre recolectada, en correspondencia al hecho de haber sido limpiado o alimentado anteriormente por el primero. Muchas especies de peces establecen una relación de colaboración con especies menores, en la que el pez mayor es limpiado de parásitos y el pez menor obtiene a su vez alimento. Los primates *Macaca sinica* de Sri Lanka auxilian a un macho herido para asegurarse ayuda en el futuro contra otros enemigos potenciales.

Existe una relación interesante entre la reciprocidad directa y el castigo. En principio, la definición de comportamiento recíproco no excluye la posibilidad de corresponder de manera negativa a un acto negativo previo, lo cual puede interpretarse como un castigo. Si un individuo castiga a otro en respuesta a un acto previo entonces se trata simplemente de reciprocidad directa. Con base en resultados experimentales, Ernst Fehr y Simon Gächter han demostrado que los individuos están dispuestos a castigar a otros, aún cuando esto les represente un alto costo personal (Nowak y Highfield, 2012).

En la mayoría de los casos la reciprocidad directa implica la correspondencia inmediata (como en el caso de los peces) o en horizontes temporales relativamente cortos (como en el caso de murciélagos y primates) con respecto al tiempo en el que los individuos esperan mantener una interacción frecuente.

En los seres humanos el mecanismo de reciprocidad directa implica la capacidad de reconocer al otro individuo, una capacidad de memoria sobre los actos de buena (o mala) voluntad recibidos con anterioridad y aún la capacidad para decidir si corresponder o no a un acto previo por parte del otro. Además los humanos somos capaces de corresponder de manera inmediata (realizar intercambio) en algunos casos y de aplazar esta correspondencia en otros.¹

Para Michael Tomasello no es el altruismo el detonante de la cooperación. Tomasello (2009) argumenta que el proceso primordialmente responsable de la cooperación humana es la colaboración, una forma de mutualismo en la cual todos se benefician de la cooperación pero sólo si trabajan juntos.

Es un hecho probado que desde muy temprana edad los humanos aprenden a desarrollar una comunicación tanto verbal como no verbal. De acuerdo con Tomasello, la comunicación cooperativa humana evolucionó primero dentro de los límites de actividades colaborativas debido a que estas actividades proporcionaban el fundamento para

¹Los humanos pueden desarrollar la capacidad de “aplazar las recompensas” (Hauser, 2008), por lo tanto, cuando la correspondencia no es inmediata y se tiene la expectativa de un comportamiento recíproco por parte de otros, la confianza juega un papel fundamental (Ostrom, 2003).

establecer temas comunes. Las capacidades necesarias y las motivaciones para la comunicación cooperativa coevolucionaron con las actividades cooperativas debido a que tal comunicación dependía de estas actividades y contribuía a ellas facilitando la coordinación necesaria entre individuos para construir una meta común y asumir diferentes roles. Las actividades mutualistas proporcionaron así un ambiente protegido para los pasos iniciales en la evolución de los motivos altruistas (Tomasello, 2009).

Sólo algún tiempo después los humanos desarrollaron recursos de comunicación cooperativa sin las actividades cooperativas mismas y comenzaron a comunicarse fuera del ámbito de estas actividades. Esto permitió que en los pasos evolutivos subsecuentes los humanos desarrollaran y utilizaran mecanismos basados en la reciprocidad y la reputación, para posteriormente incluir el castigo y las normas sociales (Tomasello, 2009).

1.1.2. Reciprocidad Indirecta

La reciprocidad indirecta es un principio de “dar y esperar recibir” en el que no existe la certeza de quién y cuándo corresponderá a un acto de buena voluntad previamente realizando. La reciprocidad indirecta es un mecanismo que a diferencia de la reciprocidad directa no requiere la interacción mutua repetida entre individuos y tampoco implica la correspondencia futura por parte de aquellos con quienes se ha tenido interacción antes. La reciprocidad indirecta depende de la reputación que los individuos tienen en el grupo. Este mecanismo hace posible la convivencia y evolución de grupos más grandes y complejos que los grupos en los que sólo opera la reciprocidad directa (Nowak, 20012; Tomasello, 2009).

La reciprocidad indirecta nos permite dar un nuevo sentido al acto de dar, si bien se incurre en un costo para que otro resulte beneficiado, al mismo tiempo se está adquiriendo una reputación que a la larga puede ser más valiosa que el costo del beneficio otorgado inicialmente (Nowak, 2012; McCabe y Smith, 2001). De esta manera las acciones de un individuo no se basan solamente en la interacción mutua con otro individuo, sino que se ven modificadas por la posibilidad de ser observado en un grupo más amplio que puede incluir a los individuos con quienes no se tiene una interacción directa.

En la medida en que los grupos son cada vez más grandes y complejos, los individuos se ven cada vez más limitados para establecer relaciones mediante la reciprocidad directa. Es entonces cuando la reciprocidad indirecta comienza a actuar al crear canales de interacción indirectos entre agentes que no tienen una interacción mutua como se muestra en la Figura 1.1

Claus Wedekin y Manfred Milinski de la universidad de Berna, demostraron que incluso

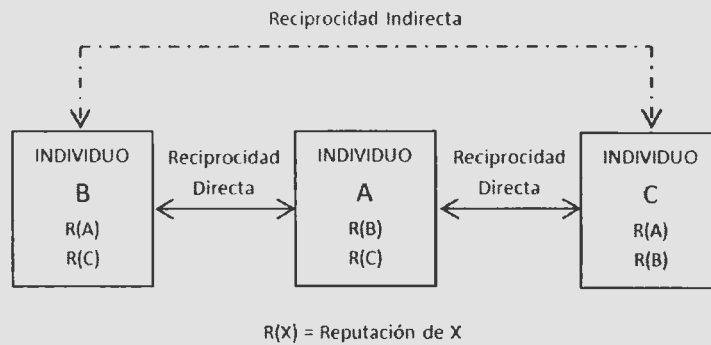


Figura 1.1: Reciprocidad Directa y Reciprocidad Indirecta

cuando no había forma de interactuar con base en la reciprocidad directa, los participantes de un experimento se mostraban generosos entre ellos, siempre que tuvieran la oportunidad de conocer las acciones pasadas de sus compañeros. El experimento demostró también que los individuos tienden a cooperar más con quienes tienen buena reputación dentro del grupo (Nowak y Highfield, 2012).

En la medida que se conoce la reputación de los individuos dentro de un grupo, es posible aumentar la presión social sobre aquellos que no mantienen un comportamiento cooperativo dentro del grupo.

Igual que con la reciprocidad directa, existe un vínculo entre el castigo y la reciprocidad indirecta. Si un individuo castiga a otro por sus acciones previas con respecto a otros individuos, entonces se trata de reciprocidad indirecta. Fehr y Gächter sugirieron que los humanos estamos dispuestos a castigar a los demás para lograr el bien común, aún incurriendo en costos personales (Nowak y Highfield, 2012).

Es posible que la necesidad de cooperación en las sociedades humanas mediante la reciprocidad indirecta haya favorecido en gran medida la evolución del lenguaje humano al brindar la posibilidad de convertir el conocimiento individual de la reputación en conocimiento común del grupo. De hecho, el lenguaje tuvo que coevolucionar con la cooperación para permitir que los individuos aprendieran a comunicarse en la medida en que trabajaban para resolver problemas de manera conjunta (Nowak, 2012; Tomasello, 2009).

Al parecer el lenguaje evolucionó a partir de un repertorio de señales que en principio tenían la función de compartir información que era crucial para la supervivencia del grupo. La selección actuó para aumentar la aptitud de los individuos en la medida en que desarrollaron un lenguaje y capacidades cognitivas más refinadas.

Noam Chomsky propone que existe una base común para todas las lenguas determi-

nada por un conjunto de normas que denomina gramática universal y que el lenguaje tiene la función de codificar y decodificar cadenas de símbolos arbitrarios. Aún así, la evolución del lenguaje está en parte determinada por el contexto en que se desarrollan los individuos. Los individuos en contextos diferentes enfrentarán diferentes problemas a solucionar, esto crea las particularidades de los lenguajes en los contextos específicos.

En la evolución de las sociedades humanas las interacciones sociales crecieron en extensión y complejidad. El lenguaje se convirtió entonces en un elemento indispensable para establecer acuerdos y alianzas de colaboración en la medida en que los individuos desarrollaron capacidades de engaño y manipulación, en un ambiente donde están presentes las posibilidades de conflicto y cooperación (Nowak, 2012; Trivers, 2011).

Además de las capacidades necesarias para la reciprocidad directa, la reciprocidad indirecta requiere el desarrollo de capacidades cognitivas individuales más complejas como alguna forma de medir la reputación, por ejemplo mediante un conteo de buena voluntad (McCabe y Smith, 2001) y una “teoría de la mente” para entender los deseos, motivaciones e intenciones de los demás (Nowak, 2012; Hauser, 2008), así como capacidades refinadas de aprendizaje social (Hammerstein, 2003).

1.1.3. Estructura Espacial

Nowak propone la estructura espacial como un mecanismo para la evolución de la cooperación (Nowak y Highfield, 2012).

Debido a que todas las poblaciones reales tienen alguna estructura, Nowak se preguntaba si esta estructura podría afectar el resultado del Juego del Dilema del Prisionero (JDP) y si en la población se podría favorecer el triunfo de los Cooperadores sobre los Desertores.

La idea de Nowak es que la distribución espacial de la población puede ofrecer otra manera de resolver el Juego del Dilema del Prisionero, distinta a la planteada por la Teoría de Juegos tradicional.²

Nowak utilizó un autómata celular con una regla de imitación para actualizar los estados de cada casilla. De acuerdo con Nowak los resultados de sus simulaciones muestran que la cooperación puede emerger en un mundo estructurado sin la necesidad de un pensamiento inteligente y sin la acción de la reciprocidad directa e indirecta (Nowak y Highfield, 2012).

²La diferencia fundamental es que en la Teoría de Juegos tradicional, el Juego del Dilema del Prisionero se da en un *contexto estático*, mientras que la propuesta de Nowak consiste en usar una *simulación dinámica* implementada mediante el uso de un autómata celular.

A diferencia de Nowak, considero que el resultado de estas simulaciones no depende exclusivamente de la estructura espacial, sino que depende en gran medida de la regla que es utilizada para actualizar las casillas individuales creando la dinámica del autómata celular. Un cambio en la regla de actualización implica necesariamente un cambio en la evolución del autómata celular.

La idea de incluir la estructura espacial como parte de los modelos usados para explicar la evolución de la cooperación no es nueva, Robert Axelrod había establecido la necesidad de extender la Teoría de Juegos tradicional hacia el campo de los Sistemas Complejos Adaptables, lo cual implica la formación de algún tipo de estructura en la población (Axelrod, 1997; Axelrod y Cohen, 2000). Sin embargo, debemos ser cuidadosos ante la idea de que la estructura espacial es por sí misma un mecanismo que explica o resuelve el problema de la evolución de la cooperación.³ La estructura espacial es más bien una característica que tienen muchos sistemas reales y en tales casos debe incluirse en los modelos para poder entonces explicar el origen y evolución de la cooperación. Sin embargo, existen también sistemas en los que la distribución espacial no es del todo relevante y por lo tanto no puede considerarse como mecanismo de solución para la cooperación.

1.1.4. Selección por Parentesco

Durante algún tiempo se consideró que los individuos con vínculos de parentesco cercano tendían a lograr mayores niveles de cooperación entre ellos. Este mecanismo de cooperación es denominado selección por parentesco.

La idea básica de la selección por parentesco es que la cooperación surge más frecuentemente entre individuos relacionados genéticamente como una forma de preservar los genes que pasan a la siguiente generación.

Esta idea fue publicada por John Burdon Sanderson Haldane hace más de medio siglo. Haldane (1932) tenía la idea de que los padres que cuidan a sus hijos en realidad están cuidando sus propios genes. Si los genes de los individuos estuvieran compitiendo para pasar a la siguiente generación, tenía sentido que los individuos cooperaran con sus familiares para preservar su huella genética. Esta idea fue ampliamente popularizada por libros como *El gen egoísta*, de Richard Dawkins (1976).

Bill Hamilton desarrolló de manera formal las ideas propuestas por Haldane. El concepto fundamental del trabajo de Hamilton era la aptitud inclusiva, que puede entenderse

³Elinor Ostrom ha estudiado extensamente los problemas originados en dilemas sociales de los Recursos de Uso Común en poblaciones en las que existe una estructura espacial pero esto no es una garantía para la emergencia de la cooperación (Ostrom, 1990; Ostrom, 2005; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

de la siguiente manera: un individuo puede transmitir parte de sus genes ayudando a sus parientes genéticos a reproducirse en lugar de reproducirse él mismo (Hamilton, 1964, 1975).

Sin embargo, uno de los problemas principales de la selección por parentesco es que el concepto de parentesco se ha transformado con el paso del tiempo. Otra crítica a este mecanismo es que las ecuaciones en las que se sustentaba la teoría no tenían una justificación precisa (Nowak y Highfield, 2012).

Actualmente existe controversia sobre la universalidad de este mecanismo a nivel de especies, pues aunque se ha observado ampliamente que las sociedades de primates no humanos funcionan en gran medida sobre la base del parentesco y el nepotismo (Tomasello, 2009), en épocas recientes comenzó a surgir nueva evidencia del mundo real que establece en forma concluyente que por regla general, en las colonias de insectos sociales los miembros no podían reconocer su grado de parentesco con respecto a otros miembros. Aunque estos casos pueden verse como excepciones a la regla, estas evidencias han terminado por debilitar la teoría de la selección por parentesco (Nowak y Highfield, 2012).

De acuerdo con los resultados de estudios teóricos de Corina Tarnita, Edward Wilson y Martin A. Nowak, el concepto de aptitud inclusiva es innecesario para explicar la evolución en sociedades de insectos cooperativos como las hormigas, lo que se requiere es el mecanismo de selección natural combinado con algunas consideraciones sobre la estructura de la población (Nowak y Highfield, 2012).

Existe una gran cantidad de evidencia de que los grupos sociales de humanos pueden evolucionar y persistir aún sin el mecanismo de la selección por parentesco. Los seres humanos tienen una capacidad muy particular, son capaces de crear “lazos familiares artificiales” a partir de los mecanismos de reciprocidad directa e indirecta, los mecanismos de selección realizan el resto del proceso evolutivo. Podemos observar un claro ejemplo entre los miembros de las Iglesias cristianas del primer siglo, tal como se relata en el libro de los Hechos. “Tan pronto como los apóstoles los bautizaron, todas esas personas se unieron al grupo de los seguidores de Jesús y decidieron vivir como una gran familia”⁴. Aunque muchos de los miembros de las Iglesias del primer siglo no compartían lazos familiares y provenían de lugares, culturas y contextos diferentes, las Iglesias funcionaban como verdaderas familias, mediante la creación de un vínculo de parentesco espiritual y no genético. Algunas Iglesias o grupos religiosos han persistido hasta el día de hoy. Esto mismo ocurre en regímenes sociales, asociaciones o en algunos club's, en donde los lazos entre individuos van más allá de la identidad grupal compartida. La adopción es otro

⁴Hechos 2:41-42. La Biblia, Traducción en Lenguaje Actual. Sociedades Bíblicas Unidas.

ejemplo muy común en nuestros días en donde también podemos ver la creación de lazos familiares no genéticos y lo que actúa en el fondo es el altruismo recíproco (o posiblemente una forma de egoísmo) que deriva finalmente en una relación basada en la reciprocidad directa entre padres e hijos.

Es posible concluir que, siempre y cuando el término de parentesco quede perfectamente definido, la selección por parentesco puede ser un mecanismo para la evolución de la cooperación en poblaciones de estructuras muy simples y de algún modo estáticas. Sin embargo, es posible que se requieran además otras hipótesis que aún en caso de cumplirse no siempre garantizan que la explicación funcione (Nowak y Highfield, 2012).

1.1.5. Selección de Grupo

En “El origen del hombre” publicado en 1871, Darwin argumentaba que los grupos podían prosperar a costa de acciones que algunos individuos realizaban en favor del grupo. Si bien es cierto que tanto la reciprocidad directa como la reciprocidad indirecta son mecanismos que hacen posible la cooperación en muchas especies, en los seres humanos la empatía por el grupo es un instinto más básico que promueve el bien común a costa del interés propio (Nowak y Highfield, 2012).

En 1962 el zoólogo y ecologista Wynne Edwards propuso en su obra, “La dispersión animal en relación con el comportamiento social”, que los animales no siempre estaban rivalizando sino que estaban programados para autorregularse por el bien común (Nowak y Highfield, 2012).

En el caso de los humanos, se ha observado que los grupos con normas sociales que aprecian este tipo de comportamientos son más exitosos que los grupos que no reaccionan de esta manera (Hamerstein, 2003; Ostrom, 2005; Nowak y Highfield, 2012). La selección natural actúa a nivel de grupos y no sólo a nivel de individuos dentro del grupo.

La selección natural que actúa en esta forma es llamada “selección de grupo”. Aunque en un principio los iniciadores de la selección por parentesco se oponían a la selección de grupo, en la actualidad muchos consideran que se trata en realidad del mismo mecanismo. Además, hay evidencia cada vez mayor de que la selección natural puede actuar en muchos más niveles, incluso a nivel de especies, por lo que ahora se hace referencia al término de “selección multinivel” (Nowak y Highfield, 2012).

La idea de la selección multinivel puede explicarse con base en la propiedad de agregación de los SCA (Holland, 2004). Los agentes individuales se agregan en meta-agentes que a su vez pueden agregarse en meta-meta-agentes, etc. La selección natural actúa en los individuos dentro de un mismo grupo (agentes), entre los diferentes grupos (meta-agentes),

y así sucesivamente, en distintos niveles y escalas temporales y espaciales.

Samuel Bowles del Santa Fe Institute ha sugerido que los factores genéticos en los humanos podrían haber sido significativos para la evolución de la cooperación. Mediante datos históricos de mortalidad en las antiguas guerras construyó un modelo en el que se comparaba grupos con un comportamiento altruista contra grupos carentes de este comportamiento. Observó que en situaciones de guerra en muchos grupos podían sostenerse mayores niveles de autosacrificio individual en favor del bien colectivo (Bowles y Gintis, 2003; Nowak y Highfield, 2012).

“Compartir información e inteligencia puede haber sido otra forma poderosa de proteger los intereses del propio grupo y, por la misma razón, otra importante fuerza evolutiva para fomentar este tipo de comportamiento cooperativo” (Nowak y Highfield, 2012: 126).

Para que actúe la selección de grupo se requiere coherencia al interior de cada grupo, así como competencia entre grupos. La coherencia permite que pueda medirse el desempeño de cada grupo de forma consistente y entonces el proceso de selección se encarga de mantener al grupo o grupos más aptos en la población.

Existe la hipótesis de que la selección natural no solo actúa a nivel genético, sino que también puede actuar en la cultura humana. Aunque existe cierta resistencia a esta idea por la imposibilidad de establecer una teoría darwiniana de la evolución cultural, algunos estudios muestran de manera clara la forma en la que los procesos evolutivos de selección pueden dar forma a la cultura (Nowak y Highfield, 2012).

1.1.6. El poder de las Normas

Los humanos como hemos mencionado antes, han desarrollado poderosas capacidades y motivaciones para la intencionalidad compartida y la cooperación, pero en términos de una historia evolutiva la cooperación no pudo originarse en un ambiente donde sólo existía la competencia. Se requirió una emergencia inicial de tolerancia y confianza para que la selección de habilidades colaborativas sofisticadas fuera viable, lo cual confirió a los individuos más tolerantes algún tipo de ventaja adaptativa. Para completar el escenario se requieren además procesos a nivel de grupo, específicamente se necesitan normas sociales e instituciones (Tomasello, 2009).

De acuerdo con Tomasello (2009), tres conjuntos de procesos han permitido la diferenciación y la evolución de los humanos de otros grupos de primates: (1) coordinación y comunicación, (2) tolerancia y confianza, (3) normas e instituciones.

El papel de la coordinación y la comunicación ya se han discutido en alguna medida en los mecanismos anteriores. En esta sección abordaremos la tolerancia y la confianza y

las normas e instituciones como elementos importantes para explicar la evolución de la cooperación entre los humanos inmersos en una situación de dilema social.

En la literatura contemporánea el término de dilema social “se refiere a un gran número de situaciones en las cuales los individuos hacen elecciones en circunstancias interdependientes” (Ostrom y Walker, 2003:19).

Históricamente podemos distinguir tres modelos influyentes (Ostrom, 1990):

1. El Juego del Dilema del Prisionero. En 1950, Merrill Flood y Melvin Dresher describieron formalmente en este juego una situación muy común de la vida cotidiana, el conflicto entre el bien individual y el bien colectivo.
2. La Lógica de la Acción Colectiva. En 1965, Mancur Olson propuso un modelo en el que se planteaba la idea de que a menos que el número de individuos sea muy pequeño, o a menos que exista coerción o algún otro dispositivo especial para hacer que los individuos actúen a favor de su interés común, individuos racionales con intereses propios no actuarán para lograr sus intereses comunes o de grupo.
3. La Tragedia de los Comunes. En 1968, un artículo de Garrett Hardin presentaba un escenario poco alentador al mencionar que la ruina es el destino hacia el cual todos los hombres se precipitan, persiguiendo cada uno su propio interés en una sociedad que cree en la libertad de los bienes comunes.

Los dilemas sociales son llamados de muchas formas incluyendo intercambio social generalizado, el problema del free-rider, trampas sociales, riesgo moral, dilema del compromiso creíble, problema de bienes públicos, problema de bienes comunes, aunque la forma más famosa de dilema social es el Dilema del Prisionero (Ostrom y Walker, 2003).

En este tipo de problemas el modelo de elección racional produce generalmente un equilibrio subóptimo. Sin embargo, aunque este valor no sea óptimo es un equilibrio, así que de acuerdo con la teoría tradicional ningún agente tiene incentivos para cambiar su elección dada la elección de los otros agentes. Estas situaciones se consideran como dilemas porque existe al menos otro resultado mejor para todos los participantes. Los problemas de acción colectiva originados en dilemas sociales consisten precisamente en encontrar una forma de evitar estos subequilibrios y obtener un resultado lo más cercano posible al óptimo global.

Para Hardin, la clave para solucionar la Tragedia de los Comunes residía en una extensión fundamental de la moralidad, que consistía en una solución basada en la ética y el comportamiento (Nowak y Highfield, 2012), elementos que no están considerados en la Teoría de Juegos clásica y en los modelos de elección racional.

Aunque Ostrom no descarta la utilidad de la teoría de elección racional, señala la necesidad de introducir otros factores relevantes en la construcción de una teoría del agente más completa que nos permita lograr una explicación más congruente con los resultados que se observan en las situaciones reales (Ostrom y Walker, 2003; Ostrom, 2005).

Una de las hipótesis principales de los modelos tradicionales de Teoría de Juegos, es que la información y las reglas bajo las cuales los agentes participan ya están dadas. Sin embargo, una de las preguntas más fundamentales en las ciencias sociales sigue siendo: ¿de dónde surgen las normas cooperativas? (Tomasello, 2009; Ostrom, 2005).

Existe evidencia de que el proceso de evolución institucional está relacionado con las capacidades y disposición de los individuos para solucionar dilemas de segundo orden (Ostrom, 2005; Ostrom y Walker, 2003). Esto es, para solucionar un dilema social como el manejo de un Recurso de Uso Común (RUC)⁵, los agentes involucrados necesitan muchas veces resolver un dilema de segundo orden que consiste en proveer las reglas institucionales bajo las cuales se puede aspirar a solucionar el dilema original. Este proceso de creación-evolución de reglas requiere un conocimiento de la estructura real de la situación⁶, la construcción y evaluación de modelos internos, un tránsito del conocimiento individual al conocimiento común, e implica por lo tanto costos significativos para todos los involucrados. Una vez que se establece una cierta estructura institucional puede surgir la necesidad de seguir resolviendo otro tipo de dilemas que tienen que ver con el monitoreo y la sanción, problemas que Ostrom ha abordado extensamente en su obra. En contra de la teorías tradicionales que predicen que los individuos no cooperarán para la solución de estos dilemas de segundo orden, la evidencia de campo demuestra que muchos individuos si están dispuestos y son capaces de proveer tales arreglos institucionales (Ostrom, 1990; Ostrom y Walker, 2003; Ostrom, 2005; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

De acuerdo con Ostrom es más probable lograr construir una explicación coherente con la realidad si logramos abordar los problemas desde una perspectiva multinivel y multidisciplinaria (Ostrom y Walker, 2003; Ostrom, 2005; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

Entre las distintas disciplinas presentes en el trabajo de Ostrom encontramos una amplia gama que incluye la Teoría de Juegos, Estudios de Caso, Economía Experimental, Teoría del Comportamiento, Neuroeconomía, Teoría de los Sistemas Complejos y Modelos

⁵Un RUC se caracteriza por (1) La alta dificultad de excluir a los usuarios potenciales del recurso y (2) La alta sustractibilidad del recurso.

⁶La información no siempre está disponible ni es conocida por todos los involucrados. Los agentes requieren obtener la información y procesarla con base en sus capacidades diferenciadas.

Basados en Agentes, entre otras.

Ostrom sugiere que el núcleo para el desarrollo de una teoría del comportamiento en los dilemas sociales y de la cooperación se basa en los vínculos entre la confianza, la reciprocidad y la reputación (Ostrom y Walker, 2003). La evidencia empírica y experimental demuestran que las normas proporcionan un nivel de estructura institucional que puede generar la confianza suficiente para que los individuos participen en actividades cooperativas (Tomasello, 2009; Ostrom y Walker, 2003; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

El modelo explicativo de Ostrom no descarta los mecanismos de cooperación mencionados anteriormente, sino que además introduce otros conjuntos de variables estructurales entre las que se encuentran las variables del mundo físico, las variables culturales y las variables institucionales, como se muestra en la Figura 1.2. De acuerdo con Ostrom, el análisis de una situación particular debe considerar las diferentes variables involucradas y con base en ellas se debe establecer una estructura de relaciones causales así como su impacto respectivo en el nivel de cooperación (Ostrom y Walker, 2003).

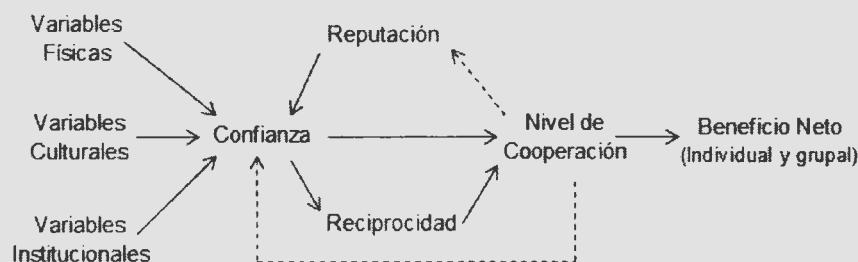


Figura 1.2: Retroalimentación en Dilemas Sociales Repetidos. (Adaptada de Ostrom y Walker, 2003)

Se ha observado que las normas sociales pueden crear altos grados de homogeneidad intra-grupo y heterogeneidad entre-grupos en una escala de tiempo más rápida que la escala temporal de la evolución biológica. Debido a este hecho particular, no característico en otras especies, en los humanos es posible un nuevo proceso de selección de grupo, lo cual genera un proceso co-evolutivo entre biología y cultura (Tomasello, 2009). La evolución cultural favorece la cooperación a gran escala, permitiendo que en este proceso sobrevivan quienes evitan el castigo y adquieren normas localmente relevantes.

Las variables institucionales juegan un papel preponderante porque restringen el comportamiento de los individuos y las interacciones en las que participan, es por ello que entender su evolución es una parte importante en la explicación de la cooperación. Desde

un punto de vista normativo, la creación de instituciones eficientes es un problema central para la persistencia de la cooperación. En ese sentido, comprender el funcionamiento y los alcances y limitaciones de las distintas variables institucionales será de gran utilidad.

1.2. Modelación de la Cooperación y las Instituciones

En las últimas décadas, las técnicas de simulación por computadora se han convertido en una herramienta fundamental para el estudio de los procesos evolutivos, debido a que las poblaciones formadas por un gran número de agentes con patrones cambiantes de interacción frecuentemente lleva a soluciones matemáticas difíciles (Axelrod, 1997).

Como parte de su interés por los problemas que requieren soluciones cooperativas, Elinor Ostrom estudió ampliamente las contribuciones más importantes de los Modelos Basados en Agentes a la Teoría de la elección colectiva y el manejo de los Recursos de Uso Común (RUC). Las contribuciones más relevantes de acuerdo con Ostrom abarcan los cinco temas siguientes:

1. El desarrollo de estrategias de cooperación en juegos repetidos del Dilema del Prisionero.

Uno de los trabajos más influyentes sobre el tema de la cooperación, y que propició en gran medida el uso de Modelos Basados en Agentes, fue publicado en 1984 por Robert Axelrod bajo el título de “La evolución de la cooperación” (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010). La pregunta principal que trataba de responder Axelrod era ¿bajo qué condiciones emergerá la cooperación en un mundo de egoístas, sin la presencia de una autoridad central? (Axelrod, 1984).

Axelrod realizó un torneo virtual en el que un conjunto de estrategias programadas en computadora, enviadas por distintos investigadores, se enfrentaban por pares en un juego iterado del Dilema del Prisionero. En el torneo original y otro organizado posteriormente, la estrategia ganadora Tit For Tat de Anatol Rapoport, fue también la más sencilla. Pronto se demostró, sin embargo, que Tit For Tat no era la mejor estrategia posible en juegos repetidos y finitos del Dilema del Prisionero (Holland, 2004; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

Aunque este trabajo de Axelrod basado en el Juego del Dilema del Prisionero entre dos jugadores es limitado debido a las suposiciones que sustentan la Teoría de Juegos, resulta de gran importancia porque permite entender la cooperación desde dos perspectivas distintas:

- a) Es una guía general sobre los principios para tener un mejor desempeño a largo plazo para los participantes involucrados en un Juego iterado del Dilema del Prisionero.
- b) Desde la perspectiva de las instituciones hace un intento de explicar cómo modificar el escenario estratégico para promover la cooperación entre los jugadores.

El enfoque usado por Axelrod para analizar la evolución de la cooperación fue estratégico más que genético. por lo tanto dejó en segundo término las capacidades y limitaciones de los agentes para simplificar su análisis. De igual forma otros factores relevantes, como el contexto en el cual se desarrolla el juego, no fueron tomados en cuenta. Aunque en situaciones reales un jugador puede interactuar con muchos otros, Axelrod se limitó a estudiar el caso de las interacciones entre pares de jugadores (Axelrod, 1984).

Debido a que los escenarios reales son por mucho más complejos que la simple interacción entre pares de jugadores, el problema principal a enfrentar es que la extensión del Dilema del Prisionero a una versión con N jugadores⁷ no mantendrá la cooperación muy bien debido a que los jugadores no tienen forma de enfocar el castigo en algún agente del grupo que ha fallado en cooperar (Axelrod, 1997).

La reciprocidad directa que funciona bien para explicar la cooperación entre pares de jugadores ya no es suficiente para explicar este comportamiento en juegos de N jugadores. Axelrod se dió cuenta de que se requerían otros mecanismos diferentes a la reciprocidad para la emergencia y persistencia de normas. De acuerdo con Axelrod, los mecanismos que pueden explicar la emergencia y estabilidad de las normas sociales que mantienen la cooperación en una población son las metanormas, la dominación, la internalización, la disuación, la prueba social, la membresía voluntaria en un grupo, la reputación y la ley (Axelrod, 1997).

En una etapa posterior, Axelrod utilizó Algoritmos Genéticos para simular la evolución de estrategias en juegos repetidos del Dilema del Prisionero (Axelrod, 1997; Mitchel, 1998). Las estrategias encontradas por Axelrod conservan algunas de las características de Tit For Tat como nunca desertar primero, corresponder a la cooperación, castigar la deserción y ser indulgente.

⁷Martin A. Nowak se refiere a esta variante del Juego del Dilema del Prisionero como "Juego de Bienes Públicos" (Nowak y Highfield, 2012).

A lo largo de más de tres décadas Ostrom ha encontrado evidencias de que el Juego del Dilema del Prisionero se ha empleado en una gran variedad de situaciones sociales que incluyen la explotación de un Recurso de Uso Común (Dasgupta y Heal, 1979; Ridley, 1998; D. Richards, 2001), es por ello que en la actualidad, la búsqueda de estrategias en juegos repetidos del Dilema del Prisionero sigue siendo un problema importante.

2. La influencia de los patrones espaciales en interacciones de acción colectiva.

Un modelo simple desarrollado por Martin Nowak y Robert May (1992) muestra la importancia de la distribución espacial de agentes que juegan un juego repetido del Dilema del Prisionero con sus vecinos (Nowak y Highfield, 2012; Alexander, 2007). Se ha demostrado que en este tipo de juegos espaciales la forma en que los agentes actualizan su estado resulta también determinante en la evolución del sistema (Nowak, Bonhoeffer y May 1994; Huberman y Glance, 1993). Otros estudios muestran que las estructuras de redes, diferentes de las estructuras regulares como el Automata Celular, pueden favorecer la cooperación bajo ciertas condiciones (Ohtsuki et al. 2006; Santos y Pacheco, 2005).

En juegos de bienes públicos que toman en cuenta la estructura espacial se ha observado que cuando los agentes pueden abandonar voluntariamente el juego, pueden coexistir cooperadores, desertores y no participantes (Brandt, Hauert y Sigmund, 2003; Hauert et al, 2002) y que la geometría de las interacciones tiene consecuencias en el nivel de cooperación observado (Hauert y Szabo, 2003). Otra serie de estudios se basa en la posibilidad de la selección de grupos (Janssen y Goldstone, 2006; Boyd et al, 2003; D. Wilson, 1983; M. Wade, 1977 y 1978; Wright, 1945) y en la movilidad demográfica (Killingback, Bieri y Flatt, 2006; Wright, 1945) como determinantes del comportamiento altruista.

3. El efecto de la reciprocidad indirecta en la evolución de estrategias de cooperación.

Los modelos de inflexión derivados de los trabajos de Schelling (1960 y 1978) predicen niveles de comportamiento cooperativo entre agentes que no tienen una historia de interacción previa. La explicación de los estudios de reciprocidad indirecta coincide con la de estos modelos (Poteete, Janssen y Ostrom, 2012). En otros modelos se muestra que el uso de marbetes o etiquetas (Holland, 2004) y la capacidad para detectar y utilizar esta información produce niveles altos de cooperación (Janssen, 2008; Hales, 2001; Riolo, Cohen y Axelrod, 2001; Nowak y Sigmund, 1998; Lindgren y Nordahl, 1994; Frank, 1987). También se han realizado estudios sobre el uso

de la reputación para decidir cooperar o seleccionar con quién jugar (Schuessler, 1989; Ashlock et al. 1996; Stanley. Ashlock y Tesfatsion, 1994; Vanberg y Congelton, 1992). Otra serie de estudios muestra que cuando los agentes tienen preferencias que toman en cuenta a otros se puede favorecer la cooperación en la población (Janssen, 2008; Bester y Güth, 1998; Ahn. Janssen y Ostrom, 2004).

4. Las condiciones que permiten la evolución del castigo costoso.

Muchos estudios experimentales han sugerido que el castigo costoso es un factor importante para la evolución de la cooperación (Fehr y Gächter, 2002; Ostrom. Walker y Gardner, 1992). La Teoría de Juegos ofrece en algunos casos una explicación de los equilibrios posibles y las condiciones necesarias cuando existe algún tipo de castigo (Ostrom, 2005; Boyd y Richerson, 1992; Hirshleifer y Rasmusen, 1989; Fudenberg y Maskin, 1986). La extensión de estas explicaciones usando Modelos Basados en Agentes ha permitido incluir procesos culturales de selección de grupo (Boyd et al, 2003) y muestran que si el castigo se permite pueden surgir altos niveles de cooperación en grupos pequeños (Hauert et al, 2007; Boyd et al. 2003).

5. La evolución de las normas y metanormas sociales.

Axelrod (1986) estudió bajo qué condiciones podían perdurar las normas que sostienen las estrategias de cooperación en una población. El juego propuesto por Axelrod suponía la existencia de normas de castigo y metanormas que apoyaban a las normas de cooperación. La teoría de Axelrod ha mostrado ser consistente con la evidencia de campo. Con base en las ideas de Axelrod se han desarrollado modelos evolutivos que exploran la viabilidad de una estrategia común compartida que coopera en el proceso de adquisición de recursos e impone sanciones sobre quienes no participan (Kameda, Takezawa y Hastle, 2003).

Janssen (2005) propuso un marco para modelar la evolución de reglas institucionales a partir de la creación de bibliotecas de cada uno de los componentes de la gramática ADICO de Ostrom (2005). La construcción de reglas se realiza seleccionando un componente de cada biblioteca y combinándolos para crear una regla institucional que incluye los cinco componentes. Las reglas así construidas pueden usarse para solucionar algunos problemas de acción colectiva.

Posteriormente Janssen y Ostrom (2006a) reportaron algunos intentos de modelado en los que un grupo de agentes provistos de un conjunto de reglas podían ponerse de acuerdo en aceptar una regla que disminuía sus rendimientos individuales en el corto plazo pero aumentaba sus rendimientos de largo plazo, sin embargo señalan que “El

siguiente paso es el estudio de la evolución de las propias reglas institucionales” (Poteete, Janssen y Ostrom, 2012).

Hasta el momento, los trabajos que abordan problemas de acción colectiva y manejo de RUC usando métodos formales como la Teoría de Juegos y Modelos Basados en Agentes describen el efecto de una estructura institucional específica en la evolución de la cooperación, sin embargo en estos trabajos no existe una explicación de cómo se originó dicha estructura institucional. Por esta razón persiste un gran interés en comprender los procesos de evolución de reglas formales para la solución de dilemas complejos (Poteete, Janssen y Ostrom, 2012).

1.3. Preguntas de Investigación

“Los campos de la ciencia comunmente comienzan con preguntas amplias y vagas. La introducción de esquemas explicativos estructura nuestras cavilaciones amplias y penumbrosas sugiriendo investigaciones nuevas y más precisas. Tenemos logros insignificantes a menos que alberguemos esperanzas realistas de responder estas nuevas preguntas” (Kitcher, 2001:163-164).

Dado que los temas planteados en la Sección anterior siguen abiertos a la investigación, el objetivo principal de mi investigación es la construcción de un esquema que mejore la comprensión del proceso de evolución institucional y su relación con el proceso de evolución de la cooperación para una población de individuos de un SCA en una situación de dilema social.

La pregunta eje de esta investigación es:

En un SCA ¿cómo surgen y se establecen las instituciones que promueven y mantienen el comportamiento cooperativo en ausencia de una autoridad central externa?

Aunque al final de esta Sección se presentará un esquema para dar una respuesta tentativa a esta pregunta, el alcance de esta investigación se limita a responder una serie de preguntas más específicas, pero no por ello menos importantes, cuyas respuestas serán bloques de construcción para la pregunta eje original.

Las preguntas específicas que se plantean son las siguientes:

- Pregunta de Investigación 1 (PI1):

¿Cómo podemos encontrar, si es que existe, alguna estrategia que promueva y mantenga la cooperación en grupo de individuos inmersos en una situación de dilema social?

■ Pregunta de Investigación 2 (PI2):

¿Cómo evolucionan las instituciones en una población de agentes inmersos en un dilema social?

■ Pregunta de Investigación 3 (PI3):

¿Cuál es el impacto del proceso de evolución institucional en la evolución de la cooperación?

La respuesta a estas preguntas representa en primer lugar un progreso erotético, que se alcanza como menciona Kitcher (2001) no solo añadiendo nuevas preguntas significativas, sino también descomponiendo algunas de las preguntas significativas de la práctica anterior o dando nuevas respuestas a preguntas significativas anteriores.

En segundo lugar, la respuestas a estas preguntas debe contribuir al progreso explicativo de la evolución de la cooperación y las instituciones. El progreso explicativo entraña cuatro clases distintas de procesos: la introducción de esquemas correctos; la eliminación de los esquemas incorrectos; la generalización de los esquemas, haciéndolos capaces de tratar correctamente con una clase más amplia de casos y la extensión explicativa, cuando la idea de las dependencias se inserta en algún esquema más amplio. El progreso explicativo es por lo tanto una mejora en nuestra explicación de la estructura de la naturaleza.

Para responder a las preguntas (PI1)-(PI3) haré uso de la teoría, tomando como referencia el marco de estudio de Elinor Ostrom, así como modelos computacionales basados en Autómatas Celulares y una técnica de computación evolutiva denominada Algoritmo Genético. Aunque se abordarán en el caso más sencillo desde el punto de vista institucional, que corresponde a la evolución de las Estrategias Compartidas, o a la evolución de Normas a partir de Estrategias Compartidas, de acuerdo a la gramática propuesta por Ostrom (2005), esto me permitirá en lo posterior tener una base para la extensión a los casos de evolución de Normas y Reglas.

Con las respuestas obtenidas a partir de las Preguntas de Investigación será posible comenzar la construcción de un modelo que responda a la pregunta eje de la investigación de la siguiente manera:

Para empezar, dado que el problema de la evolución institucional es en el fondo un problema de tránsito de conocimiento individual a conocimiento común, será útil responder en primer lugar a la pregunta auxiliar:

Dado un problema X al que se enfrentan los agentes de un SCA al tiempo t . ¿cómo evolucionan las representaciones de los distintos agentes para crear una representación común del problema?

Para responder a esta pregunta auxiliar, planteamos las siguientes hipótesis:

1. Al tiempo t los agentes $A_1, A_2, \dots, A_n$ no disponen de conocimiento común sobre el problema X
2. El agente A_i crea un modelo mental o representación R_i del problema X
3. Las interacciones proporcionan canales de transmisión de información y de aprendizaje entre los agentes.
4. No existen agentes o grupos aislados. Todos los agentes del sistema interactúan entre sí, ya sea de manera directa o de manera indirecta a través de otros agentes.

Entonces podemos establecer la respuesta tentativa a esta pregunta mediante la siguiente estructura:

1. Al tiempo t_0 , cada agente tiene percepción diferenciada, lo que implica que crean modelos mentales distintos del problema X . digamos $R_1^{t_0}, R_2^{t_0}, \dots, R_n^{t_0}$.
2. Como respuesta al problema X cada agente elige una acción determinada y evalúa los resultados.
3. Las interacciones entre agentes, digamos el agente A_i y el agente A_j promueven el intercambio del conocimiento individual, lo que modifica sus modelos mentales. $R_i^{t_0} \rightarrow R_i^{t_1}, R_j^{t_0} \rightarrow R_j^{t_1}$.
4. Al tiempo t_1 , los agentes tienen modelos $R_1^{t_1}, R_2^{t_1}, \dots, R_n^{t_1}$.
5. Con estos nuevos modelos se regresa al paso 2.
6. Cuando n es suficientemente grande, debido a la hipótesis 4, todos los modelos mentales o representaciones del problema $R_1^{t_n}, R_2^{t_n}, \dots, R_n^{t_n}$ deben converger a una representación común R .

Retomando la pregunta eje original:

En un SCA ¿cómo surgen y se establecen las instituciones que promueven y mantienen el comportamiento cooperativo en ausencia de una autoridad central externa?

Para responder esta pregunta planteamos como hipótesis:

1. Si el sistema está constituido por muchos agentes se supone que éstos no pueden interactuar con todos los otros agentes del sistema. Interactúan con una subpoblación del sistema, creando una red de interacciones que alcanza a todos los agentes del sistema.
2. Los agentes no invierten recursos para tener información completa de todo el sistema, usan la información disponible en la subpoblación a la que pertenecen al tiempo t .
3. La propensión a cooperar es en parte determinada por el ambiente.
4. El agente evalúa los resultados dentro de la subpoblación a la que pertenece.
5. La información local relevante se transmite entre subpoblaciones.
6. Las instituciones se diseñan localmente en cada subpoblación tratando de maximizar el beneficio conjunto de la subpoblación y de cada uno de los agentes que la constituyen.

Entonces podemos responder de manera tentativa a esta pregunta de la siguiente manera:

1. Al tiempo t_0 , los agentes tienen conocimiento común de su subpoblación sobre:
 - a) La Situación de Acción⁸ (SA^{t_0}):
 - b) Las Instituciones (Variables Institucionales) (I^{t_0})
 - c) Medio Ambiente (Variables Físicas) (MA^{t_0})
2. Cada agente tiene percepción diferenciada, lo que implica que crean modelos mentales distintos.
3. Con base a esta información común y el modelo mental, cada agente define su propensión a cooperar (P^{t_0})
4. Cada agente elige una acción (A^{t_0} : cooperar, desertar, no hacer nada) y evalúa en relación a:

⁸Una Situación de Acción es un concepto analítico caracterizado por: (1)los participantes, (2)las posiciones que ocupan, (3)los resultados potenciales, (4)los vínculos acción-resultado, (5)el nivel de control que ejercen los participantes sobre sus acciones, (6)la información y (7)los costos y beneficios asignados a los resultados (Ostrom, Elinor. Institutional Rational Choice. Sabatier, Paul A. (Editor). (2007) Theories of the Policy Process. Westview Press).

- a) Su propio resultado y el de los agentes de su subpoblación
 - b) El resultado conjunto de la subpoblación a la que pertenece
5. Las acciones de los agentes individuales modifican el medio ambiente, $MA^{t_0} \rightarrow MA^{t_1}$ (las condiciones que imperarán en lo sucesivo, aunque puede no haber cambio)
 6. Las interacciones entre individuos y entre grupos modifican la situación de acción y las instituciones $SA^{t_0} \rightarrow SA^{t_1}, I^{t_0} \rightarrow I^{t_1}$
 7. Se regresa al paso 1 con $SA^{t_1}, I^{t_1}, MA^{t_1}$

1.4. Estructura de la Tesis

En el Capítulo 1 se presenta una síntesis de los distintos mecanismos que se emplean para explicar la cooperación. Proporciona además una visión general del uso de los modelos computacionales para abordar los problemas de evolución de la cooperación y de la evolución institucional. Las preguntas de investigación planteadas en este capítulo, aunque aportan conocimiento significativo por sí mismas, pretenden insertarse en la construcción de un esquema explicativo más amplio de la evolución de la cooperación y las instituciones en un SCA.

El Capítulo 2 proporciona una introducción a la metodología que será utilizada para responder a las Preguntas de Investigación planteadas en el Capítulo anterior. Se discuten los alcances y limitaciones de los diferentes métodos así como las ventajas del trabajo multidisciplinario.

El Capítulo 3 presenta el Juego del Dilema del Prisionero. Se usa un Autómata Celular como un modelo idealizado de un Sistema Complejo Adaptable y se exponen de forma explícita las dificultades para la búsqueda de estrategias que promuevan y mantengan la cooperación en el sistema.

En el Capítulo 4 se presenta un método para la búsqueda de estrategias de solución para el Juego del Dilema del Prisionero con estructura espacial. El método empleado combina en una forma no tradicional el poder de procesamiento paralelo de información de un Autómata Celular con la técnica de búsqueda y optimización del Algoritmo Genético.

El Capítulo 5 aborda la evolución institucional basada en el marco de Elinor Ostrom, y se propone un esquema de evolución institucional que pretende ser más general. Se explica de qué manera puede introducirse este esquema para extender el Juego del Dilema del Prisionero y sus implicaciones teóricas en los casos específicos mostrados a lo largo del capítulo.

El Capítulo 6 presenta modelos de simulación en los que se aplica el esquema general de evolución institucional presentado en el Capítulo 5. Aunque sólo se estudia el caso más simple de evolución entre distintos tipos de enunciados institucionales, el modelo puede extenderse para abarcar el resto de los casos y completar el esquema de evolución institucional planteado en el Capítulo 5.

El Capítulo 7 presenta las conclusiones generales, los alcances y limitaciones de los modelos presentados en los Capítulos anteriores y algunas posibles líneas de investigación para trabajos futuros.

Capítulo 2

Metodología

2.1. Introducción

Durante mucho tiempo se ha considerado que el estudio de las Ciencias Sociales carece de rigor científico debido a que la mayoría de las explicaciones ofrecidas para los fenómenos sociales han sido realizadas sólo en términos descriptivos o cualitativos, sin embargo, la expectativa en Ciencias Sociales como en cualquier otra ciencia es llegar a tener explicaciones precisas, específicas y relevantes de los fenómenos bajo estudio.

Uno de los problemas principales a enfrentar es que el número de variables propuestas para explicar la dinámica social así como las posibles relaciones entre ellas es extremadamente grande, por lo que “La complejidad de estos problemas excede la capacidad de cualquier teoría general única para abarcar una explicación completa” (Ostrom y Walker, 2003:21).

Seguir la práctica de consenso en el quehacer científico no implica necesariamente que se esté avanzando en la dirección correcta. El conocimiento común no significa necesariamente conocimiento correcto. Sin embargo, la no apertura a nuevos esquemas explicativos y la competencia metodológica en las Ciencias Sociales ha sido un reflejo de la competencia entre tradiciones de investigación (Potete, Janssen y Ostrom, 2010). En muchos casos esta competencia no ha generado apertura sino al contrario ha contribuido al aislamiento en el quehacer científico.

Una mejor alternativa a la búsqueda de teorías completas consiste en vincular los avances científicos de diversas disciplinas que pueden brindarnos capacidades mejoradas para entender los fenómenos mediante un conjunto más amplio de esquemas explicativos logrando así una visión más unificada de los fenómenos bajo estudio (Kitcher, 2001).

De esta forma “podemos dar cabida a la idea de progreso organizacional, concebido éste

como un mejoramiento de las relaciones aceptadas entre las ciencias. extendiendo nuestra concepción de la práctica de consenso, del progreso conceptual, explicativo y erotético” (Kitcher 2001:177).

Actualmente estamos transitando hacia una forma de hacer ciencia en la que se reconoce que el desarrollo de un programa de investigación requiere la acumulación y desarrollo de nuevos y múltiples conocimientos y que una buena práctica de investigación requiere el uso de múltiples métodos tanto teóricos como prácticos (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

Para acelerar este tránsito en la labor científica “es importante para los científicos sociales reconocer que todos los métodos generan resultados que contienen cierto nivel de incertidumbre” (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010:4) y que por ello, para abordar un problema es necesario recurrir a distintos métodos cuyos resultados y explicaciones pueden ser complementarios.

Para poder superar los límites impuestos por un método particular es necesario trabajar con distintos métodos, lo cual puede requerir el dominio de los distintos métodos a emplear o la formación de grupos de trabajo multidisciplinarios que faciliten la especialización y división del trabajo, pero que a su vez permitan la integración del conocimiento. Por otro lado, la elección de la metodología debe ser fundamentada ontológicamente, debido a que el uso de diferentes métodos puede reflejar suposiciones distintas sobre la naturaleza de las relaciones causales de un fenómeno.

Los modelos formales por ejemplo requieren hipótesis formales, pero pueden ser de difícil aplicabilidad empírica. Los métodos deductivos implican la derivación lógica de propiedades universales y los conjuntos de condiciones asociadas con el resultado de interés. Este razonamiento deductivo sugiere una concepción mecánica del mundo. Sin embargo, los fenómenos sociales que son resultado de procesos evolutivos o acciones intencionales no siempre comparten esta visión mecánica del mundo (Glincher, 2009).

La preferencia por los métodos cualitativos refleja que pueden considerarse importantes factores como la historia y el contexto formal e informal y el ambiente biofísico en el problema que se está estudiando; por otro lado, la preferencia por los métodos cuantitativos refleja la poca importancia atribuida a estas condiciones.

Independientemente de la metodología empleada, la sofisticación metodológica no puede substituir a la teoría. Los análisis cuantitativos que no se apoyan en microfundamentaciones teóricas o exploración cuidadosa de los datos pueden producir resultados poco confiables. Por ello es importante considerar que “los científicos deben desarrollar argumentos teóricos explícitos y asegurarse que sus métodos coinciden con sus suposiciones subyacentes sobre causalidad, ontología y epistemología” (Poteete, Janssen y Ostrom,

2010:14).

2.2. Teoría de Juegos

En el mundo real cualquier individuo tiene un conocimiento incompleto acerca del medio en que está inmerso y la economía clásica reconoce que la toma de decisiones se realiza entonces bajo incertidumbre acerca del estado verdadero del mundo. “Sin embargo, la economía clásica mantiene una postura determinista en relación con el comportamiento que el [individuo] realmente produce” (Glimcher, 2009:290)

Con un nivel específico de conocimiento del mundo exterior, sigue habiendo cosas sobre las cuales seguimos en la incertidumbre por razones epistemológicas. Para tratar de reducir esa incertidumbre usamos la teoría de la probabilidad como una herramienta que nos permite modelar de alguna manera esas porciones del medio acerca de las cuales tenemos un conocimiento incompleto. La teoría de la probabilidad resulta una herramienta fundamental no sólo para entender un medio ambiente que se conoce de forma incompleta, sino además para entender el comportamiento de los individuos inmersos en este ambiente (Glimcher, 2009).

El comportamiento humano es mucho más complejo que la simple maximización de utilidades propuesta por la teoría de elección racional (Ostrom y Walker, 2003; Ostrom, 2005; Glimcher, 2009). Los individuos aprenden y se adaptan a su medio ambiente en un constante proceso evolutivo (Holland, 2004). En este proceso, “al reunir más información podemos reducir la incertidumbre a la que nos enfrentamos y así reducimos nuestra dependencia de los modelos probabilísticos del mundo, pero esto lo logramos a cambio de un costo en tiempo y energía” (Glimcher, 2009:293).

“La teoría económica clásica se ideó para describir la toma de decisiones [racionales] en un mundo incierto. La teoría económica clásica no se planeó para describir la toma de decisiones cuando uno se enfrenta a un oponente inteligente, un oponente que es influido no solo por las propiedades estáticas del mundo sino también por las acciones de un competidor” (Glimcher, 2009:294).

En una situación real, las acciones de un agente y su oponente forman un sistema dinámico que no es posible entender con el enfoque de la economía clásica. La Teoría de Juegos se formuló con el objetivo principal de determinar la conducta de agentes racionales enfrentados a situaciones en las que los resultados logrados individualmente son interdependientes de las acciones realizadas por cada uno de ellos (Glimcher, 2009).

En 1930 se creó el Instituto para Estudios Avanzados en Princeton. Entre sus miembros

se encontraban personalidades como John Von Neumann, Kurt Gödel y Albert Einstein. En la década de 1940 el matemático John von Newman y el economista Oskar Morgenstern comenzaron a trabajar en una teoría matemática sobre cómo deberían interactuar dos competidores que tuvieran objetivos contrarios o parcialmente contrarios.

En su trabajo titulado *Teoría de Juegos y Comportamiento Económico* (1944) “von Newman y Morgenstern describieron una extensión matemática de la economía clásica que concibieron para identificar el curso óptimo de acción, no simplemente en un mundo estacionario y sin cambios sino en un mundo poblado de competidores inteligentes, que pueden, mediante sus acciones, cambiar de manera dinámica los valores de las variables de decisión que influyen sobre muchos tipos de problemas sensorimotrices” (Glimcher, 2009:295).

Para von Newman y Morgenstern era de particular interés un tipo de juegos matemáticos llamados juegos no cooperativos de suma cero con soluciones de estrategias mixtas.

En los juegos de suma cero, las ganancias de un jugador se compensan exactamente con las pérdidas del otro, de tal manera que la suma de las ganancias y las pérdidas de los jugadores en relación a cualquier resultado posible debe ser siempre igual a cero.

Morgenstern y von Newman comprendieron que para maximizar las utilidades esperadas mutuas, cada jugador tendría que producir comportamientos que su oponente no pudiera reducir a la certeza o predecir en alguna medida para sacar ventaja. Esa incertidumbre irreducible se presenta en la forma de estrategias mixtas en las que los jugadores seleccionan con cierta probabilidad una acción de entre un conjunto de acciones posibles.

En todas sus investigaciones von Newman y Morgenstern se concentraron en las soluciones óptimas de los juegos de suma cero. Pero a finales de esa década había quedado claro esto iba a ser una gran limitación, ya que en muchos juegos las ganancias de un jugador no eran equivalentes a las pérdidas del otro.

A finales de la década de 1940, John Forbes Nash era un matemático recién graduado en Princeton. En busca de un tema para su tesis doctoral, Nash observó un nivel interesante de estructura en los juegos de suma no cero.

Nash utilizó los conceptos de utilidad esperada y el teorema del punto fijo de los matemáticos Brouwer y Kakutani para encontrar la solución formal de un juego, lo que desde entonces se llama “equilibrio de Nash”, eliminando en una forma brillante las limitaciones del enfoque de Von Newman y Morgenstern. Desde entonces el concepto de equilibrio de Nash ha ocupado un lugar primordial en la Teoría de Juegos y hoy en día muchos modelos formales se explican, aunque no siempre de forma adecuada, con base en este tipo de equilibrio.

El enfoque de equilibrio de Nash nos dice qué estrategia debe usar un jugador si espera lograr el mejor resultado posible en contra de un oponente inteligente con un objetivo similar. Nash propuso que si dos jugadores se enfrentaran hipotéticamente en el mismo juego de manera repetida, la interacción de ambos tendría que llegar a estabilizarse en algún punto de equilibrio: un punto en el cual las pérdidas y las ganancias de los dos jugadores estén igualmente balanceadas y en el que ningún jugador tendrá un incentivo para cambiar su estrategia con mayor o menor frecuencia que la indicada en este punto de equilibrio¹. La gran aportación de Nash consistió en calcular este punto de equilibrio en juegos de estrategias mixtas.

En situaciones reales se alcanzará el equilibrio de Nash si un agente logra hacer que su comportamiento frente a su oponente produzca una incertidumbre irreducible. Una vez que un jugador adopta una estrategia mixta (desequilibrada o impredecible), la respuesta óptima para el otro jugador también será elegir una estrategia mixta.

“La intuición de Nash fue una enorme influencia al desplazar el enfoque de la teoría de juegos hacia el estudio de las condiciones de equilibrio” (Glimcher, 2009:305) más que hacia el estudio del proceso dinámico mediante el cual se alcanza el estado de equilibrio mencionado.

Quizá una de las aportaciones más importantes de la Teoría de Juegos es que nos proporcionó un lenguaje formal para describir y modelar muchas situaciones que enfrentan los individuos en el mundo real pero es limitada en el sentido de que sólo puede describir un sistema una vez que alcanza un equilibrio estático. “Esta es una limitación significativa porque gran parte del comportamiento de los [agentes] reales está dedicado a resolver problemas dinámicos” (Glimcher, 2009:307).

A los 29 años, a Nash se le diagnosticó esquizofrenia, situación que lo llevó a estar marginado e inactivo en el trabajo científico por dos décadas. En la década de 1970, tras recuperar la salud pudo volver a la docencia y la investigación con nuevas aportaciones y en 1994 recibió el Premio Nobel de Economía junto con Reinhard Selten y John C. Harsanyi por sus aportaciones a la Teoría de Juegos no cooperativos.

La Teoría de Juegos se ha empleado para modelar sistemas sociales y en casi todos los modelos formales las suposiciones hechas incluyen:

1. Conocimiento común de la estructura exógena de una situación fija y de los pagos de los agentes bajo cualquier combinación de estrategias.
2. Las decisiones se hacen independientemente y frecuentemente de forma simultánea.

¹El punto de equilibrio indica las probabilidades con las que el agente debe elegir sus acciones para maximizar su beneficio

3. No existen actores externos o autoridad central.

Cuando estos juegos son repetidos en forma finita el resultado predicho es el equilibrio de Nash. Sin embargo, la predicción de los modelos formales contradice muchas veces lo que se observa en situaciones reales (Ostrom y Walker, 2003; Ostrom, 2005). Es necesario plantear nuevos modelos en los cuales la cooperación pueda emerger como una solución alterna al equilibrio de Nash.

El lenguaje proporcionado por la Teoría de Juegos es adecuado para describir los resultados de las interacciones entre agentes enfrentados en un juego, sin embargo se requiere ampliar la visión de la Teoría de Juegos para incluir características en el juego y en los jugadores que nos permitan explicar la diversidad de resultados observados en el mundo real.

2.3. Sistemas Complejos Adaptables

Aunque es difícil dar una definición precisa de lo que es un Sistema Complejo Adaptable, existe consenso en algunas propiedades que pueden caracterizar estos sistemas. Para tal efecto comenzaremos por diferenciar a los Sistemas Complejos de los Sistemas Complicados o los Sistemas Caóticos.

En un Sistema Complicado, los diversos elementos que lo conforman mantienen un cierto grado de independencia unos de otros. Esta característica hace que los Sistemas Complicados sean reducibles, esto es, las propiedades del Sistema Complicado pueden entenderse y anticiparse mediante el estudio de los elementos constitutivos del Sistema (Miller y Page, 2007). A diferencia de los Sistemas Complicados, en un Sistema Complejo el nivel de interdependencia o interacción entre los elementos se vuelve importante. Las fuertes interacciones entre sus elementos provocan que los eventos presentes tengan una gran influencia en la probabilidad de ocurrencia de muchos tipos de eventos posteriores (Axelrod y Cohen, 2000). Además, en los Sistemas Complejos existen propiedades emergentes, que son propiedades que el sistema exhibe a nivel agregado, pero que las partes separadas del sistema no poseen, y que por lo tanto son difíciles de explicar a partir del comportamiento de las partes constitutivas del sistema.

En un Sistema Caótico, una pequeña modificación en las condiciones del Sistema produce rápidamente resultados altamente desordenados e impredecibles. A diferencia de los Sistemas Caóticos que se vuelven altamente desordenados, un Sistema Complejo, es coherente frente a los cambios² (Holland, 2004), esto es, mantiene una estructura emergente

²Esta característica define una clase particular de Sistemas Complejos que es conocida con el nombre

en la forma de una propiedad macroscópica del Sistema, que es el resultado de una auto-organización que puede sobreponerse a una variedad de cambios de los componentes de los niveles inferiores (Miller y Page, 2007).

Para Holland, un Sistema Complejo Adaptable es un sistema compuesto por una gran variedad de agentes distintos y componentes no estáticos que no mantienen una configuración fija y que no contiene un órgano central de planeación o dirección pero que en conjunto desarrolla una identidad única y mantiene un patrón estable y coherente a lo largo del tiempo (Holland, 2004).

De acuerdo con Holland, el comportamiento de un Sistema Complejo depende de las interacciones entre sus diversos componentes más que de las acciones individuales. A su vez, las interacciones entre los distintos componentes del sistema pueden ser modificadas por procesos de aprendizaje individual, que produce en los agentes la habilidad de anticiparse a las consecuencias de las acciones de otros agentes y componentes del sistema por medio de la modelación.

En algunos Sistemas Complejos Adaptables se conocen “puntos de apalancamiento”. Un punto de apalancamiento crea grandes cambios en el SCA cuando se introduce una pequeña perturbación, lo que obliga que se genere aprendizaje y adaptación en el SCA. El sistema inmunológico es un ejemplo de SCA en el que se puede crear un punto de apalancamiento mediante la aplicación de una vacuna, que obliga al sistema a reaccionar creando anticuerpos, modificando de esta forma su estructura, pero manteniendo su funcionalidad.

Una primera aproximación a la comprensión de los SCA es la búsqueda de los principios generales que determinan su comportamiento, ya que éste tiende a ser más complejo que la suma de los comportamientos de sus componentes individuales, de tal forma que las herramientas usuales para analizar las observaciones y convertirlas en una teoría resultan en la mayoría de los casos inútiles.

Para comprender las interacciones entre agentes, en primer lugar debemos ser capaces de describir las habilidades individuales de dichos agentes. En este sentido resulta adecuado representar el comportamiento de los agentes como si estuviera determinado por un conjunto de reglas o normas de comportamiento (Holland, 2004). Una forma sencilla es utilizar reglas de “estímulo-respuesta” de la forma SI(estímulo)/ENTONCES(respuesta). Para definir el conjunto de todas las posibles reglas para un agente, debemos conocer y describir los estímulos que el agente puede recibir y en consecuencia las respuestas que puede dar, esto determina la clase de reglas que puede tener el agente. Es común que los agentes sean capaces de diferenciar una gran diversidad de estímulos y que de la misma

de Sistemas Complejos Adaptables (SCA). Uno de los pioneros en el desarrollo de la esta Teoría es John H. Holland.

manera puedan producir una variedad de respuestas. Sin embargo, aunque el enfoque binario de las reglas del tipo SI(estímulo)/ENTONCES(respuesta) parezca limitado, una cantidad suficiente de reglas puede generar comportamientos complejos que describan adecuadamente las estrategias de los agentes (Holland, 2004).

De esta manera, podemos considerar a los SCA como sistemas compuestos por agentes que interactúan y son descritos en términos de reglas que se adaptan en la medida en que los agentes acumulan experiencia. Es común que en los SCA el significado del término “adaptación” incluya el aprendizaje y los procesos relacionados con éste. Debido a que gran parte del ambiente de un agente dentro de un SCA está conformado por otros agentes, una parte importante del esfuerzo de adaptación de cada agente se refleja en los cambios en las interacciones que tiene con el resto de ellos (Holland, 2004).

En un SCA podemos observar una estructura jerárquica que depende de la forma en que diversos agentes y componentes del sistema interactúan y se agregan para formar estructuras más complejas. De esta forma podemos partir de los agentes como componentes individuales, en el siguiente nivel de agregación tendremos meta-agentes que muestran conductas que dependen de las interacciones de los agentes componentes, a su vez los meta-agentes pueden agruparse en un nuevo nivel jerárquico, etc. Los sistemas biológicos son un claro ejemplo de este tipo de jerarquía, si partimos de las células como agentes individuales, éstas se agregan para formar tejido, órganos, sistemas y en un nivel más alto un organismo vivo.

De acuerdo con Holland (2004), podemos caracterizar a los SCA mediante cuatro propiedades y tres mecanismos comunes a todos ellos. Aunque es posible definir otras propiedades y mecanismos compartidos, estos pueden extraerse mediante una combinación adecuada de los siete elementos básicos que se mencionan a continuación:

2.3.1. Agregación (Propiedad)

La propiedad de agregación está presente en un SCA en dos formas. Primero, es una manera sencilla de simplificar los SCA agregando cosas similares en categorías. Una vez que se define una cuestión de interés, se ignoran los detalles irrelevantes y se agrupan en una categoría los distintos elementos. Las categorías elaboradas se convierten en bloques de construcción que pueden combinarse para construir modelos. Un segundo uso de la propiedad de agregación se relaciona con la emergencia de comportamientos complejos generados por la suma de las interacciones de agentes menos complejos. Los agregados (meta-agentes) actúan como agentes a un nivel superior y pueden exhibir comportamientos y capacidad de adaptación no presentes en los agentes individuales. En este sentido, la

agregación proporciona una estructura jerárquica a los SCA.

2.3.2. No-linealidad(Propiedad)

A grandes rasgos podemos entender la linealidad como una propiedad que permite obtener un valor para el todo mediante una suma de los valores ponderados de sus partes. Cuando un sistema tiene la propiedad de linealidad, es fácil usar las matemáticas para crear modelos mediante el análisis de tendencias, métodos de muestreo o búsqueda de equilibrios.

En el caso de los SCA no se tiene esta propiedad de linealidad, lo que hace que su estudio así como el establecimiento de teorías requiera de distintas herramientas matemáticas y computacionales. En un SCA las interacciones no-lineales casi siempre provocan que el comportamiento agregado sea más complejo que la simple suma de los comportamientos individuales.

2.3.3. Flujos (Propiedad)

En los SCA los flujos ocurren a partir de una relación en la triada Nodo-Conector-Recurso. En términos generales los nodos son los agentes que llevan a cabo el procesamiento de recursos, mientras que los conectores son los canales de comunicación que determinan las posibles interacciones. En los SCA los flujos en la red varían a lo largo del tiempo como consecuencia del proceso de adaptación y aprendizaje. En este proceso, tanto los agentes como las interacciones entre ellos pueden aparecer o desaparecer dependiendo del éxito en su búsqueda de adaptación.

Los flujos tienen dos propiedades características:

1. El efecto multiplicador. El efecto de una acción inicial se propaga a través de la red de interacciones provocando cambios notables en todo el sistema. Este efecto que surge independientemente de la naturaleza particular del recurso, es evidente cuando ocurren cambios evolutivos.
2. El efecto reciclante. Este efecto es debido a los ciclos en las redes. El reciclaje con una misma cantidad de recursos iniciales puede alimentar a la red muchas veces provocando que el sistema retenga sus recursos y produciendo un mayor consumo de recursos en cada nodo, lo cual hace que los agentes prosperen en mayor medida.

2.3.4. Diversidad (Propiedad)

La diversidad es una propiedad fundamental para cualquier SCA, debido a que “La persistencia de cada agente individual, depende del contexto proporcionado por otros agentes” (Holland 2004:42-43).

Cada clase de agente ocupa una posición en el SCA, que es definida por las interacciones que se centran en él. Si se remueve una clase de agente, el sistema buscará adaptarse creando en el proceso otra clase de agente que proporcione las interacciones faltantes.

También se crea diversidad cuando un agente exitoso se propaga generando nuevas oportunidades de interacción con otros agentes. En este proceso también se crea la oportunidad de la especialización lo cual incrementa todavía más la diversidad.

En un SCA las interacciones perturbadas por la extinción de un tipo particular de agentes comunmente se reestablecen por la aparición de nuevos agentes que pueden ser diferentes a los extintos, de esta forma la diversidad es producto de las continas adaptaciones del SCA.

2.3.5. Etiquetado (Mecanismo)

El marbeteo o etiquetado es un mecanismo de identificación que facilita de manera consistente la formación de agregados y es la base para la formación de la estructura jerárquica presente en un SCA. Además, el marbeteo facilita la interacción selectiva de un agente con otros agentes que sin el uso de este mecanismo serían indistinguibles. De esta forma el marbeteo actúa como un mecanismo de selección y supervivencia para la agregación y la formación de fronteras en los SCA (Holland 2004).

Mediante este mecanismo es posible romper las simetrías presentes en un SCA de tal forma que podemos observar y actuar sobre propiedades que no eran evidentes antes del marbeteo. Las interacciones basadas en marbetes pueden proporcionar una base sólida para la selección, la especialización y la cooperación (Holland, 2004).

2.3.6. Modelos Internos (Mecanismo)

El aprendizaje de los agentes en un SCA depende en gran medida de su capacidad para anticiparse y predecir el resultado de sus acciones y de los cambios del medio ambiente, incluyendo la acción de otros agentes. El mecanismo que hace posible para un agente este tipo de anticipación es la generación de modelos internos. La característica más importante de un modelo interno es que debe permitirle al agente hacer inferencias útiles sobre las consecuencias futuras de la situación que se está modelando (Holland, 2004).

El principio fundamental para la creación de modelos internos es la agregación en categorías. Para crear un modelo interno el agente debe seleccionar patrones a partir de la información que recibe del medio ambiente y con ellos crear una representación de la situación. En la medida que el agente dispone de más información puede ajustar su modelo interno y su comportamiento para anticiparse a los resultados que se obtienen cuando vuelve a aparecer el patrón en su interacción con otros agentes y componentes del sistema.

En general, Holland (2004) distingue dos clases de modelos internos:

1. Modelo interno tácito. Describe una acción actual motivada por la predicción implícita de algún estado futuro deseado, como en el caso de una amiba que se mueve en dirección del alimento.
2. Modelo interno manifiesto. Es la base para las exploraciones explícitas, pero internas, de las alternativas disponibles al agente.

En todos los SCA se encuentran presentes tanto los modelos internos tácitos como los manifiestos. La evolución es la encargada de favorecer los modelos internos más efectivos y eliminar los modelos ineficientes.

2.3.7. Bloques de Construcción (Mecanismo)

Los modelos internos de que dispone un agente se basan en muestras limitadas de un medio ambiente que está en constante cambio. Por lo tanto, estos modelos resultarán útiles en la medida en que el agente descubra ciertas regularidades que sean relevantes a la situación que se desea modelar y se omitan los detalles inútiles. De esta manera, al enfrentar una nueva situación un agente no tiene que construir un modelo interno nuevo, sino que puede adaptar parte de los modelos internos anteriores que ya han sido probados y que resultaron exitosos.

En un sentido, la búsqueda de bloques de construcción es una capacidad inversa a la agregación. Este mecanismo requiere por parte del agente la capacidad de analizar una escena compleja tratando de identificar sus elementos componentes y extraer aquellos que sean reutilizables y que ya han sido probados por la selección natural y el aprendizaje. Además, la agregación de bloques de construcción produce también bloques de construcción en un nivel jerárquico superior.

Debido a que la construcción de modelos puede consumir gran parte de los recursos limitados de los agentes, entonces la identificación de los bloques de construcción se convierte en una capacidad fundamental.

Cuando en un SCA se tienen modelos internos tácitos, el descubrimiento y combinación de los bloques de construcción está sujeto a la escala de tiempo determinada por la evolución del sistema: mientras que si el modelo es manifiesto, la escala de tiempo suele ser de menor magnitud (Holland, 2004).

De acuerdo con Axelrod y Cohen (2000), un Sistema Complejo Adaptable es un Sistema Complejo integrado por agentes o poblaciones que buscan adaptarse mediante una intervención planificada³. Bajo esta definición un tornado es un Sistema Complejo (no Adaptable, pues las partes no tienen una capacidad de intervención planificada), pero los peatones en una gran ciudad conforman un Sistema Complejo Adaptable (las personas tienen la capacidad de hacer intervenciones planificadas para evitar chocar con otros peatones). Axelrod propone que en un Sistema Complejo Adaptable hay tres procesos centrales: Variación, Interacción y Selección (Axelrod y Cohen, 2000).

Para Melanie Mitchel un Sistema Complejo Adaptable es “Un sistema en el cual grandes redes de componentes sin control central y con reglas simples de operación origina un comportamiento colectivo complejo, procesamiento sofisticado de información y adaptación mediante aprendizaje o evolución.” (Mitchell, 2009:13).

Esta definición de Mitchel contiene tres propiedades comunes de los Sistemas Complejos Adaptables:

1. Mitchell comparte la idea de Holland de que el comportamiento colectivo complejo, de patrones cambiantes y difícil de predecir tiene su origen en la acción colectiva más que en las acciones individuales de los componentes del sistema.
2. Procesamiento de información y señales producidas tanto en el medio ambiente interno como en el externo.
3. Cambios adaptativos del sistema a través del aprendizaje o procesos evolutivos.

2.4. Modelos Computacionales

La influencia ejercida por la Teoría de Juegos y el interés en la búsqueda de las condiciones de equilibrio ocasionó que el desarrollo de modelos matemáticos tuviera un papel predominante en la formulación de teorías económicas. Debemos reconocer sin embargo,

³Por intervención planificada debemos entender la capacidad de auto-organización y no la acción dirigida por una autoridad central.

que estos modelos se ven limitados en muchas ocasiones por la gran cantidad de simplificaciones necesarias o porque hay una imposibilidad para resolver los modelos de manera formal.

Tenemos que comenzar por aclarar que hay una diferencia importante entre el método usado para desarrollar una teoría y la teoría misma. En muchos campos de la ciencia los métodos computacionales se han vuelto una herramienta indispensable para el desarrollo de teorías, sin que esto signifique que los métodos computacionales puedan reemplazar a la teoría misma. La economía no tendría por qué ser la excepción; de hecho en las últimas décadas los modelos computacionales han permitido modelar muchos procesos sociales de manera eficiente (Miller y Page, 2007; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

La cuestión a discutir no es la superioridad de los métodos computacionales o los métodos axiomáticos para avanzar nuestra teoría, sino la necesidad de contar con herramientas que nos permitan explorar, contrastar y aprender a partir de la teoría disponible. Lo que debemos tener en mente es que cualquier teoría debe ser evaluada por su capacidad de mejorar nuestra comprensión del mundo más que por el método usado para derivarla.

Dado que la mayoría de los problemas que enfrentamos son complejos por naturaleza, es muy posible que se requiera emplear diferentes herramientas para mejorar nuestra comprensión y poder entonces avanzar en el desarrollo de la teoría.

Los métodos axiomáticos tradicionales pueden muchas veces ofrecer una demostración formal de los resultados, pero esto requiere que los axiomas en los cuales se sustenta capturen la naturaleza del problema sin caer en la sobresimplificación. Sin embargo el trabajo no es sólo la construcción del modelo axiomático, sino que debemos ser capaces de encontrar una solución que posteriormente pueda ser verificada.

En algunos casos para avanzar las teorías en campos de las matemáticas o de la física se ha tenido que recurrir a conjeturas ampliamente aceptadas pero no rigurosamente probadas o incluso carentes de demostración. ¿Es posible que la construcción de un modelo económico que se hace a partir de la observación del mundo real presente este tipo de problemas? Es un riesgo que es necesario correr. Finalmente lo que buscamos es avanzar en la comprensión del fenómeno, así que si los métodos axiomáticos no pueden brindarnos una mejor comprensión de un fenómeno tendremos que recurrir a otras fuentes.

A pesar de que su uso es extenso en muchos campos de la ciencia, aún en nuestros días, existe una resistencia a la aplicación de métodos computacionales. Esta resistencia puede estar justificada por la idea equivocada de que estos métodos intentan sustituir a la teoría. Los métodos computacionales son criticados frecuentemente por generar pruebas inductivas. Sin embargo con suficiente dominio sobre el problema puede garantizarse bajo qué condiciones se obtendrá un buen resultado con la aplicación de tales métodos (Miller

y Page, 2007).

Las herramientas computacionales aplicadas correctamente pueden ser útiles en el desarrollo de la teoría si nos permiten al menos tener una primera aproximación a cuestiones que de otra manera no podríamos resolver y esto nos ayuda entonces para avanzar en la comprensión del mundo y en el desarrollo de la teoría. La construcción de teorías es un proceso complejo en el que “Al atacar los problemas desde distintos frentes, aparecerán inevitablemente cuarteduras en las paredes. Ya que es difícil predecir en qué frente se derrumbará primero la pared es posible que la apertura en un frente lleve al progreso en otro” (Miller y Page, 2007:62).

Otra diferencia que debemos aclarar es el uso de la computación en la teoría y la computación como teoría.

El hecho de usar una computadora y métodos sofisticados de cálculo no es suficiente para considerar que se tiene una teoría o modelo computacional. Pensemos por ejemplo, en un fenómeno físico que puede modelarse mediante una ecuación diferencial cuya solución puede aproximarse mediante el uso de métodos numéricos. En este caso la computadora y el método numérico empleado para resolver la ecuación son herramientas que hacen posible obtener una solución que mejora nuestra comprensión del fenómeno pero no forman parte de la teoría.

El proceso de modelación comienza con la decisión sobre qué simplificaciones habrán de imponerse al problema bajo estudio para entonces abstraer el objeto real de estudio y basados en esa abstracción analizar las posibles implicaciones del modelo. Podemos pensar en dos tipos de modelación denominados “top-down” y “bottom-up” (Miller y Page, 2007).

El tipo de modelación “top-down” impone reglas que operan en los niveles más agregados del sistema, por ejemplo que se alcance el equilibrio en el sistema y entonces se analizan las consecuencias derivadas de tales condiciones.

El tipo de modelación “bottom-up” produce comportamientos en el sistema que se generan a partir de la interacción de las partes individuales que componen el sistema, es decir en los niveles menos agregados.

Cuando la abstracción mantiene una asociación muy cercana con las características de los agentes del mundo real, la modelación se conoce como Modelación Basada en Agentes. Aunque “Un término marginalmente mejor debería ser Modelación usando Objetos Basados en Agentes” (Miller y Page 2007: 65) debido a que la modelación no se realiza utilizando los agentes reales, sino agentes simplificados. Los Modelos Basados en Agentes son un ejemplo del tipo de modelación “bottom-up”.

La Modelación usando Objetos Basados en Agentes abstrae el comportamiento de los

agentes individuales del sistema en agentes simplificados, con la menor cantidad posible de restricciones en las suposiciones de comportamiento, pues en caso contrario se podría anticipar una posible solución. La colección de Objetos Basados en Agentes será “resuelta” en la medida en que el sistema evolucione a través de la interacción de los Objetos. “Cuando la computación se aplica a tales problemas, llega a ser parte de la teoría.” (Miller y Page 2007:65).

Existe una diferencia entre modelación y simulación que es materia de debate al no existir un punto definido de transición. En general se acepta que la modelación requiere un enfoque en agentes simples e interacciones, mientras que la simulación es el paso a estructuras y procesos más complicados.

La idea de que los modelos computacionales pueden ser una fuente productiva para el trabajo teórico está ganando poco a poco aceptación. Aunque existen aún objeciones al uso de la computación como teoría, también hay puntos de acuerdo que pueden respaldar su uso en esta forma (Miller y Page, 2007).

Algunas de las objeciones comunes al uso de la computación como teoría son:

1. La respuesta está implícita en el modelo computacional y no es posible aprender nada nuevo usando estas técnicas.

Con respecto a esta objeción podemos replicar que todas las herramientas están limitadas a su marco de referencia. Si bien es cierto que un modelo no puede ir más allá de estos límites, esto no implica que no pueda mejorar nuestra comprensión inicial. Para mejorar nuestra comprensión inicial es necesario crear modelos suficientemente flexibles con estructuras que puedan adaptarse a lo largo del proceso de cómputo (Miller y Page, 2007).

2. Los modelos computacionales carecen de rigor para ser útiles. A diferencia de los modelos matemáticos formales en los que existen técnicas de solución y mecanismos de verificación bien determinados, los modelos computacionales pueden llegar a ser difíciles de entender y verificar.

Con respecto a este punto podemos mencionar que, dado el reciente uso de modelos computacionales está comenzando a surgir un conjunto de estándares para la verificación de resultados computacionales. Consorcios como OpenABM (Open Agent Based Modeling Consortium) proporcionan una plataforma para compartir y discutir modelos computacionales (www.openabm.org). Además, “Los modelos computacionales ofrecen inicialmente una forma de exploración de un problema que puede ser imposible de resolver usando técnicas tradicionales, pero una vez que se

usan los resultados de la computación el problema puede atacarse con métodos mas tradicionales” (Miller y Page 2007:71).

3. Los modelos computacionales son sólo aproximaciones a circunstancias específicas.

Al respecto podemos argumentar que apoyarse en soluciones aproximadas puede ser aceptable dado el alto costo o incluso la imposibilidad de obtener una solución exacta para un problema específico (Miller y Page, 2007; Potete, Janssen y Ostrom, 2010).

4. Los modelos computacionales son frágiles, en el sentido de que pequeños cambios en un área pueden alterar dramáticamente los resultados.

Pese a esta objeción, la fragilidad de los modelos computacionales puede prevenirse al realizar diseños simples y obvios y con la creación de implementaciones alternas para las características centrales del modelo. Otra práctica común es implementar dos modelos diferentes a un problema común y modificar ambos modelos hasta que se obtenga una convergencia en los resultados (Miller y Page, 2007).

5. Los modelos computacionales son difíciles de probar.

Contrario a esta idea, los modelos computacionales tienen la ventaja de que pueden replicarse sin restricciones en las condiciones iniciales. La distribución de resultados del modelo puede compararse con una distribución de resultados del mundo real, haciendo posible la verificación de las predicciones del modelo (Potete, Janssen y Ostrom, 2010). Y “Aun como objetos puramente abstractos, los modelos computacionales son útiles. Proporcionan una realidad artificial en la cual los investigadores pueden experimentar nuevos mundos en nuevas formas” (Miller y Page 2007:76).

6. Los modelos computacionales son difíciles de entender. Parte del problema es que no existen medios comunmente aceptados para comunicar los modelos computacionales.

En un modelo computacional al igual que en un modelo matemático formal existen proposiciones que forman el núcleo del modelo. La tarea es crear modelos simples que puedan comunicar las proposiciones centrales del modelo independientemente del código empleado para programar el modelo (Miller y Page, 2007).

Si bien es cierto que el uso de modelos computacionales representa una alternativa viable para modelar sistemas que por su complejidad no pueden estudiarse mediante modelos formales, así como para el desarrollo de la teoría, su práctica no se había difundido

Modelo Formal	Modelo Computacional
Precisión	Flexibilidad
Independiente de Procesos	Orientado a Procesos
Agentes no Adaptables	Agentes Adaptables
Procesos Estáticos	Procesos Dinámicos
Agente Representativo	Agentes Heterogéneos
Sin Escalabilidad	Con Escalabilidad
	Replicabilidad
	Constructivo
	Bajo Costo

Cuadro 2.1: Modelos Formales vs Computacionales.

ni aceptado ampliamente al no existir protocolos de aplicación, implementación y presentación de resultados (Potete, Janssen y Ostrom, 2010; Miller y Page, 2007). En la actualidad, sin embargo, el Protocolo ODD representa un avance para la estandarización de los Modelos Basados en Agentes, reduciendo de esta manera los problemas para su aceptación (Grimm, et al, 2010). Aunque el objetivo principal del protocolo ODD es hacer más comprensible y completa la descripción de los MBA, su uso puede extenderse a modelos más grandes y complejos.

El uso adecuado de los modelos computacionales, como se ha mencionado antes, puede representar una gran ventaja para mejorar la comprensión de los Sistemas Complejos Adaptables.

En el cuadro 2.1⁴ se comparan algunas características de los modelos formales tradicionales y los modelos computacionales.

Un modelo formal requiere una definición precisa y específica, de tal forma que si se cambian las condiciones del modelo la solución tiene que recalcularse o incluso modificarse el método de solución. Por otro lado, un modelo computacional puede capturar fácilmente una amplia clase de comportamientos con pequeñas modificaciones en sus valores o estructuras.

En muchos modelos formales no se consideran relevantes ni el contexto ni los detalles del proceso de interacción por lo que son frecuentemente ignorados. En este sentido los modelos computacionales representan una gran ventaja ya que pueden incluirse las características del contexto y además es posible especificar la manera en que se realizan las interacciones entre agentes.

⁴Adaptado de Miller y Page(2007)

Los modelos tradicionales enfocados en la optimización frecuentemente usan agentes racionales; no se considera el papel del aprendizaje y la adaptación. En los modelos computacionales es posible usar agentes adaptables, la flexibilidad permite modelar capacidades diferenciadas de aprendizaje y adaptación.

Muchos modelos formales se enfocan en los estados de equilibrio, pero no explican cómo se alcanza dicho estado. En sistemas con múltiples equilibrios, la dinámica del proceso puede ayudarnos a comprender por qué se alcanza un equilibrio particular. En un modelo computacional se puede estudiar la estabilidad, la trayectoria y el tiempo requeridos para alcanzar un equilibrio específico.

La mayoría de los modelos analíticos requiere un alto grado de homogeneidad en los agentes. Esta suposición de simetría simplifica en gran medida el análisis pero puede limitar grandemente su aplicabilidad. En los modelos computacionales, por el contrario, se pueden incorporar de manera muy sencilla procesos asimétricos y agentes heterogéneos para analizar las consecuencias de sus interacciones.

La mayoría de los métodos tradicionales se enfocan en muy pocos (1.2) o muchos agentes (∞). Los casos intermedios son difíciles o imposibles de resolver analíticamente. En el caso de los modelos computacionales es posible explorar el comportamiento de sistemas de tamaño arbitrario sin modificar la programación del modelo.

Adicionalmente los experimentos computacionales pueden replicar el comportamiento de un tipo específico de agentes en un mismo o en diferentes contextos. En experimentos con agentes reales no hay esta capacidad de replicación ya que los agentes cambian su comportamiento basados en la experiencia y expectativas.

Desde sus inicios, los modelos computacionales se han usado como una herramienta para identificar los microestados que generan un macroestado con base en la interacción de los agentes, en ese sentido se considera a los modelos computacionales como herramientas constructivas.

Aunque el costo inicial de un modelo computacional puede ser bastante alto, el costo marginal y de las posteriores modificaciones es en general relativamente bajo.

Los modelos computacionales pueden ser un buen principio para explorar y estudiar la teoría del agente. No necesitamos experimentar con agentes reales, los objetos basados en agentes pueden proporcionarnos suficiente información para refinar nuestro conocimiento sobre algún tipo particular de agentes. Podemos avanzar en nuestra comprensión del mundo de manera un tanto indirecta como se ha hecho en otras ciencias, por ejemplo, la posibilidad de experimentar con organismos como el *E.coli* en biología y la mosca *Drosophila* en genética ha producido avances en la comprensión de la estructura genética del ser humano.

De la misma manera. “Los modelos computacionales compuestos por agentes adaptables artificiales podrían ser una manera productiva para desarrollar nuevas teorías sociales” (Miller y Page 2007:88).

El beneficio potencial de experimentar con estos agentes “E.coni” artificiales puede ser bastante alto. “Una caja computacional de Petri [con un cultivo] de E.coni podría usarse para crear equivalentes sociales de las Islas Galápagos y, de esta manera, ayudarnos a responder una cuestión central: ¿Qué tan generales son nuestras teorías” (Miller y Page 2007:88).

2.4.1. Modelos Basados en Agentes

La Modelación Basada en Agentes es una forma de estudiar computacionalmente grupos de agentes sociales como sistemas evolutivos compuestos por agentes autónomos que interactúan entre ellos y con su medio ambiente generando a su vez comportamientos agregados del sistema.

Esta metodología fue desarrollada en sus inicios por John von Neumann en la década de 1940 con su trabajo de investigación sobre los Autómatas Celulares. Sin embargo, los Modelos Basados en Agentes (MBA) incluyen entre otros a los modelos de redes sociales, los modelos de rejillas, las redes de mundo pequeño y las redes de grado acotado⁵. Las contribuciones iniciales de los MBA mostraron cómo reglas de interacción simples y deterministas podían explicar fenómenos a nivel macro tales como distribuciones espaciales y niveles de cooperación (Janssen y Ostrom, 2006).

Desde entonces, los Modelos Basados en Agentes (MBA) han resultado especialmente útiles para identificar ciertas condiciones y contrastar hipótesis alternas bajo las cuales puede emerger y evolucionar la cooperación.

“Los MBA son algoritmos de procesamiento de información basados en suposiciones acerca de las capacidades cognitivas de los agentes individuales y la topología de sus interacciones” (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010:171).

Los MBA nos permiten estudiar la heterogeneidad de agentes más allá de su localización específica e historia particular. Debemos tener presente que el comportamiento humano es una combinación de comportamientos que depende del contexto específico, por lo tanto una de las dificultades principales en los MBA es establecer un balance entre el comportamiento de los agentes que puede ser maximizador de su utilidad o reactivo ante los cambios en su medio ambiente (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

⁵Se puede considerar que los modelos de rejillas y las redes de mundo pequeño son casos particulares de las redes de grado acotado (Alexander, 2007:86).

Muchos problemas pueden ser tan complejos al grado que ningún agente tenga información completa y pueda comprender totalmente el problema y evaluar todas las posibles opciones. En respuesta al costo de búsqueda y procesamiento de información, el agente regularmente toma decisiones basadas en información parcial y heurísticas. Existen además otras dimensiones que influyen en los agentes al momento de tomar decisiones: la psicología por ejemplo, nos permite incluir en los agentes económicos dimensiones como las emociones, las intenciones y la percepción mientras que la economía del comportamiento nos permite explicar el papel del aprendizaje en el comportamiento observado. Sin embargo, “Dos factores son esenciales a todas las explicaciones teóricas de la elección: un modelo del individuo y un modelo de la situación” (Ostrom y Walker, 2003:39). Pero, ¿Qué grado de correspondencia debe haber entre los agentes reales y los objetos que usamos como agentes en nuestros modelos? La respuesta no es clara, “El dilema principal en relación a la arquitectura de los agentes con respecto al estudio de la administración de ecosistemas es el grado de complejidad del agente” (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010:175).

En la actualidad existe una tendencia creciente en las Ciencias Sociales para combinar el poder computacional de los MBA con los datos empíricos (Janssen y Ostrom, 2006; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010). La información empírica tanto cualitativa como cuantitativa puede usarse como fuente de entrada de datos a los MBA o para contrastar y probar diferentes modelos y elegir así el que ofrezca la mejor descripción del mundo real.

Existen al menos cuatro categorías en las cuales se han sustentado y probado empíricamente los MBA: casos de estudio, hechos estilizados, juegos de rol y experimentos de laboratorio (Janssen y Ostrom, 2006; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

Es probable que la construcción de MBA con un sustento empírico nos permita en primer lugar desarrollar modelos aplicados a casos específicos y que lleguen a ser generalizables y en segundo lugar nos permita extender los modelos de interacción de pocos agentes a modelos de interacción entre muchos agentes.

El uso de un MBA presenta las siguientes ventajas:

1. Es posible modelar poblaciones que varían en tamaño, desde muy pocos agentes hasta poblaciones del tamaño de grupos sociales reales (Alexander, 2007).
2. Un agente puede modelarse basado en observaciones del comportamiento real y no sólo en modelos analíticos (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).
3. Los agentes pueden ser heterogéneos y dependientes del contexto (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010; Alexander, 2007).

4. Es posible modelar agentes cuyo comportamiento tiene una influencia de gran escala en la población (Alexander. 2007).
5. El enfoque está basado en las interacciones que pueden ser diferentes para los distintos agentes (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010; Alexander. 2007).
6. Es posible introducir cambios evolutivos en la población mediante un factor de mutación en la población (Alexander, 2007).
7. Es posible explorar las consecuencias de alternativas teóricas. lo cual puede ser útil al comparar el modelo con los datos empíricos (Poteete. Janssen y Ostrom. 2010).

Sin embargo debemos tener en cuenta que un MBA puede presentar los mismos problemas que cualquier otro modelo computacional, además de que se requiere una inversión considerable en el proceso de aprendizaje de la metodología.

2.4.2. Autómatas Celulares

Los Autómatas Celulares fueron inventados por Von Neumann y Stanislaw Ulam durante las décadas de 1940 y 1950 en el Laboratorio Nacional de Los Alamos. Von Neumann trataba de formalizar la lógica de la auto-reproducción en las máquinas y en su caso desarrolló un Autómata Celular en el que cada agente podía representar 29 estados en lugar de sólo 2, y que podía reproducir de forma perfecta cualquier patron inicial representado en el Autómata Celular (Mitchel, 2009).

Desde entonces, los Autómatas Celulares han tenido éxito como modelos teóricos de complejidad y han sido aplicados para modelar diversos problemas en las ciencias naturales (Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

Podemos decir que “Un Autómata Celular consiste de agentes sin complejidad cognitiva y que interactúa solamente con sus vecinos en una [estructura de] rejilla regular”(Poteete, Janssen y Ostrom, 2010:172). En este sentido un Autómata Celular es la clase más simple de Modelos Basados en Agentes.

En un Autómata Celular, los agentes tienen generalmente un número limitado de estados que cambian dependiendo de su estado actual y el de sus vecinos de acuerdo con una regla determinista llamada estrategia o regla de decisión. Aunque las estrategias pueden llegar a ser muy simples en su estructura, “La dinámica sorprendentemente compleja que evoluciona a partir de este simple conjunto de estrategias ha llevado a muchos académicos en muchas disciplinas, desde principios de la década de 1970. a estudiar el comportamiento

complejo dinámico de sistemas usando el enfoque de los Autómatas Celulares” (Pottete, Janssen y Ostrom, 2010:172).

Los Autómatas Celulares tiene una cualidad que puede ser vista como una ventaja o una desventaja, su simplicidad extrema para representar agentes e interacciones sociales.

Una de las críticas al uso de Autómatas Celulares es que el número de estados de un agente puede ser demasiado grande para poder representarse eficientemente mediante el uso de un Autómata Celular. Sin embargo, de acuerdo con John H. Holland (2004) es posible representar de manera adecuada la información de un gran número de estados con suficientes reglas del tipo SI(estimulo)-ENTONCES(respuesta), con lo cual puede superarse esta limitación.

2.5. Computación Evolutiva

Los algoritmos tradicionales de búsqueda aleatoria o heurística tienen utilidad cuando es factible explorar todo el espacio de soluciones potenciales de un problema, sin embargo en la medida en que crece el espacio de búsqueda los algoritmos evolutivos pueden realizar una búsqueda dirigida más eficiente que los métodos tradicionales.

Las técnicas de Computación Evolutiva se basan en gran medida en la imitación de los principios evolutivos de la naturaleza y con base en estos principios desarrollan algoritmos que pueden usarse para encontrar la solución óptima de una gran variedad de problemas (Mitchell, 1998; Sivanandam y Deepa, 2010).

En el desarrollo histórico de la Computación Evolutiva se distinguen 4 tradiciones: la Programación Evolutiva desarrollada por Fogel en la década de 1960, el método de Estrategias Evolutivas desarrollado por Rechenberg a principios de la década de 1970, los Algoritmos Genéticos desarrollados por John H. Holland a mediados de la década de 1970 y el método de Programación Genética desarrollado por Koza en la década de 1990. Estas técnicas se diferencian por el tipo de esquemas de representación y los operadores de selección, reproducción y mutación empleados (Sivanandam y Deepa, 2010). En las últimas dos décadas, gracias a la facilidad para acceder a computadoras de bajo costo, estas técnicas han sido ampliamente practicables y aplicables a muchos problemas del mundo real.

Existen ventajas significativas en la aplicación de las técnicas de Computación Evolutiva que la hacen atractiva en muchos campos de investigación (Sivanandam y Deepa, 2010).

Primero, estas técnicas son conceptualmente simples. Los algoritmos son procesos ite-

rativos con base en una población inicial de soluciones potenciales. en los que la efectividad del método depende de las características de los operadores empleados.

Segundo, estas técnicas son de amplia aplicabilidad ya que pueden emplearse en cualquier problema que pueda formularse como un problema de optimización. De igual forma la técnica es aplicable para enfrentar un problema cuya solución no es accesible mediante algún método tradicional o conocido.

Tercero, las técnicas de Computación Evolutiva tienen la capacidad de combinarse con otras técnicas de optimización más tradicionales como el método del gradiente.

En cuarto lugar, las técnicas de Computación Evolutiva explotan el hecho de que “La evolución es un proceso altamente paralelo” (Sivanandam y Deepa, 2010:11). Debido a ello se pueden obtener buenas soluciones a problemas difíciles en un tiempo razonable.

Finalmente, las técnicas de Computación Evolutiva pueden usarse para adaptar soluciones en contextos cambiantes, a diferencia de los métodos tradicionales de optimización que no son robustos ante los cambios dinámicos, pues requieren recalcular completamente la solución cuando hay un cambio en las condiciones del sistema.

Las técnicas de Computación Evolutiva resultan ideales en la modelación de Sistemas Complejos pues “se aplican a problemas no lineales, definidos en espacios de búsqueda discretos o continuos o mixtos con restricciones o sin ellas” (Sivanandam y Deepa, 2010:12). Estas técnicas no imponen fuertes requerimientos matemáticos sobre el problema de optimización, todo lo que se necesita es la evaluación de una función objetivo.

La desventaja principal de las técnicas de Computación Evolutiva es el grado de especialización y el tiempo requeridos para aprender e implementar dichas técnicas en un problema específico.

2.5.1. El Algoritmo Genético

La técnica más popular de investigación en Computación Evolutiva es el Algoritmo Genético (AG). Esta técnica fue inventada por John Holland en la década de 1960 y desarrollados durante la década siguiente en la Universidad de Michigan.

A diferencia de las Estrategias Evolutivas y la Computación Evolutiva, la técnica del Algoritmo Genético no fue desarrollada para resolver un problema específico, sino con dos objetivos:

1. Como una manera de estudiar formalmente los fenómenos de evolución y adaptación que ocurren en la naturaleza.

2. Para desarrollar mecanismos de adaptación y evolución en los sistemas computacionales.

Un Algoritmo Genético es una técnica heurística estocástica usada comunmente para la optimización y la “búsqueda eficiente de soluciones a un problema en un amplio espacio de soluciones candidatas” (Mitchell, 1998:12).

El Espacio de Búsqueda consiste de todas las posibles soluciones de un problema en donde cada punto del espacio representa una solución.

El objetivo del AG es la búsqueda de la mejor solución posible a partir de una pequeña población inicial seleccionada del Espacio de Búsqueda.

Debido a su imitación de los principios naturales, en los Algoritmos Genéticos se acostumbra usar la misma terminología empleada para describir los procesos genéticos que ocurren en organismos biológicos.

En un Algoritmo Genético se considera a los individuos (soluciones) representados por cromosomas que generalmente son cadenas binarias de longitud fija. A su vez un cromosoma puede ser dividido en bloques funcionales llamados genes y la posición particular de un gen dentro del cromosoma se denomina locus. Los genes pueden tomar diferentes valores denominados alelos, que son los responsables de la variabilidad de una característica particular, por ejemplo el color de ojos o la estatura en el caso biológico. La colección completa de material genético (el conjunto de cromosomas) de una especie de organismos es llamada genoma.

El término genotipo se refiere al conjunto particular de genes contenidos en un genoma, mientras que el término fenotipo se refiere a la descripción de las características físicas observables a partir de la decodificación del genotipo.

Los organismos cuyos cromosomas se ordenan en pares son llamados diploides. Esta característica permite una mayor diversidad de alelos y proporciona un mecanismo de memoria genética en ambientes cambiantes. Los organismos cuyos cromosomas no tienen pares son llamados haploides.

La mayoría de los Algoritmos Genéticos se concentran en cromosomas haploides debido a la facilidad de construcción y manipulación de este tipo de cromosomas (Sivanandam y Deepa, 2010).

Para poder implementar un Algoritmo Genético se requiere:

1. Una representación de las posibles soluciones del problema en forma de cromosomas. Comunmente la representación consiste en una cadena binaria de ceros y unos (Aunque en teoría no existe restricción con respecto a la cantidad de alelos correspondientes a cada gen).

2. Un punto de partida para la búsqueda de soluciones. Una práctica común es generar una población inicial de soluciones aleatorias al problema dado.
3. Una medida de la “Aptitud” de las soluciones. Esta medida de Aptitud es una evaluación de qué tan buenas son las soluciones producidas en cada generación.

Como una abstracción de los procesos de evolución natural, el AG se basa tradicionalmente en operadores que actúan sobre los individuos de una población. La parte medular del AG se basa en los operadores de Selección, Cruzamiento y Mutación.

La Selección es el proceso mediante el cual se elige a los individuos de la población que se usarán como “progenitores” o “padres” para generar nuevas soluciones “descendientes” o “hijos” en la siguiente generación de la población. Las técnicas usuales de selección incluyen La Ruleta, Selección Aleatoria, Selección con base en el Rango, Selección mediante Torneo, Selección de Boltzman, Muestreo Estocástico Universal (Sivanandam y Deepa, 2010).

El Cruzamiento es el proceso de combinación de la información genética de dos individuos seleccionados previamente como padres. El objetivo del cruzamiento es la producción de mejores individuos en cada generación. Las Técnicas de cruzamiento incluyen el Cruzamiento de un solo punto, el de dos puntos, el de N-puntos, el Cruzamiento Uniforme, el Cruzamiento de 3 padres, Cruzamiento con Sustituto Reducido, Cruzamiento barajado, Cruzamiento de Precedencia Preservativa, Cruzamiento Ordenado, Cruzamiento Parcialmente Empatado (Sivanandam y Deepa, 2010). En la Figura 2.1 se muestra el Cruzamiento de un solo punto, de dos puntos y el Cruzamiento Uniforme.

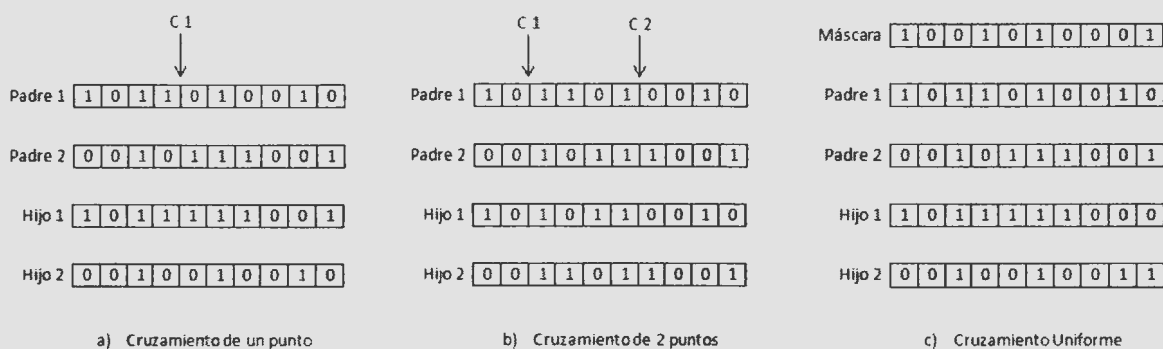


Figura 2.1: Operadores típicos de Cruzamiento

En el Cruzamiento de un solo punto se selecciona un punto C1 al azar para dividir los cromosomas progenitores. Se unen de manera cruzada las secciones de los dos progenitores para generar dos cromosomas descendientes.

En el Cruzamiento de dos puntos se seleccionan al azar dos puntos C1 y C2 para dividir los cromosomas progenitores. Para formar cada uno de los cromosomas descendientes se combinan las partes extremas del cromosoma de un progenitor con la parte central del cromosoma del otro progenitor.

En el Cruzamiento Uniforme se genera una Máscara aleatoria de la misma longitud que los cromosomas progenitores. Los cromosomas descendientes se construyen de la siguiente manera: Si en un locus (posición) el valor de la Máscara es 1, el descendiente 1 copia el gen del progenitor 1 y el descendiente 2 copia el gen del progenitor 2; si el valor de la Máscara es 0, el descendiente 1 copia el gen del progenitor 2 y el descendiente 2 copia el gen del progenitor 1.

La Mutación tiene dos objetivos fundamentales: primero, recupera el material genético perdido en el proceso de Cruzamiento; segundo, distribuye la información genética de forma aleatoria. La Mutación es vista como un operador de respaldo para mantener la diversidad genética en la población (Sivanandam y Deepa, 2010). Las técnicas de Mutación incluyen: Cambio del valor de uno o varios genes. Intercambio de dos genes y la Inversión (Sivanandam y Deepa, 2010).

El funcionamiento de un Algoritmo Genético elemental se muestra en La Figura 2.2

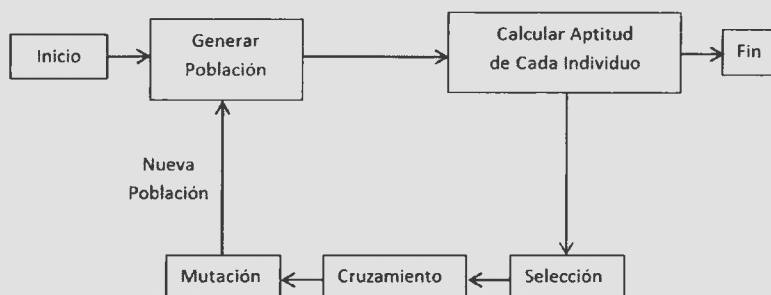


Figura 2.2: Algoritmo Genético Elemental

El operador de Selección actúa sobre el fenotipo mientras que el operador de Cruzamiento actúa sobre el genotipo de la población de soluciones.

El Cruzamiento proporciona al AG la capacidad de explotación de las soluciones conocidas y exploración del Espacio de Búsqueda al construir nuevas soluciones en la siguiente generación, mientras que la Mutación solamente genera variabilidad en la población y mantiene la capacidad de exploración permitiendo al AG escapar de óptimos locales en el Espacio de Búsqueda.

Los mecanismos de Cruzamiento similares a la reproducción sexual tienen el potencial

de “hacer grandes saltos en el espacio genético y aun así mantener la funcionalidad.” (Page, 2011:84)

La Mutación es un mecanismo sencillo para generar diversidad en la población que no requiere interacción entre individuos y aunque puede cambiar el valor de uno o varios genes a la vez, generalmente actúa de forma lenta y a largo plazo.

A diferencia de la Mutación, el Cruzamiento sólo puede generar diversidad en la descendencia cuando existen diferencias en la población. Mientras más diversa sea la población, más diversa será la descendencia. Por otro lado, el Cruzamiento sólo incluye en los descendientes las características que ya están presentes en la población, así que “no puede crear nada nuevo” (Page 2011:89) sino hacer uso de bloques de construcción ya probados (Holland 2004) del “pool genético” de la población.

Entre las ventajas del uso de un Algoritmo Genético podemos mencionar las siguientes:

Por su enfoque en una población de soluciones en vez de una solución única el Algoritmo Genético puede explotar un tipo de paralelismo en el que las soluciones se prueban de manera independiente y se selecciona a las mejores soluciones de cada generación para reproducirse. El enfoque de población mantiene un “pool genético” más rico que potencialmente contiene la solución óptima del problema. Además la diversidad en la población le permite al Algoritmo Genético una mayor capacidad de exploración del espacio de búsqueda, de esta manera se acelera el proceso de búsqueda del óptimo global con respecto a métodos de búsqueda y optimización más tradicionales (Sivanandam y Deepa, 2010).

Un Algoritmo Genético puede usarse fácilmente en problemas con muchos óptimos locales y es capaz de descubrir el óptimo global. Además a diferencia de métodos más tradicionales el Algoritmo Genético es resistente a quedar atrapado en óptimos locales.

Por otro lado, el uso de un Algoritmo Genético puede presentar limitaciones en dos sentidos:

En primer lugar podemos tener problemas para identificar la representación de las soluciones del problema y la función objetivo adecuada.

En segundo lugar, el Algoritmo Genético puede presentar una serie de problemas técnicos entre los que se encuentra: 1) la convergencia prematura, lo cual termina con el proceso evolutivo al no generarse variabilidad en la población de soluciones; 2) no siempre es obvia la elección de parámetros como el tamaño de la población y los operadores adecuados de selección, cruzamiento y mutación; 3) la elección de un criterio adecuado de terminación del algoritmo.

Pese a sus limitaciones los Algoritmos Genéticos son extremadamente eficientes. “La capacidad del algoritmo para explorar y explotar simultáneamente [las soluciones obte-

nidas], una cantidad creciente de sustento teórico y aplicaciones exitosas a problemas del mundo real refuerzan la conclusión de que los Algoritmos Genéticos son una técnica potente y robusta de optimización” (Sivanandam y Deepa, 2010:36).

Capítulo 3

Juego del Dilema del Prisionero (JDP)

3.1. Introducción

Uno de los aspectos más atractivos del Juego del Dilema del Prisionero entre dos agentes A_1 y A_2 , es que a pesar de su simplicidad matemática, se ha utilizado para modelar una gran cantidad de situaciones de conflicto en las cuales el incentivo por el interés individual promueve en los agentes la elección de la estrategia de deserción (D) aún cuando sería posible lograr mejores resultados de forma colectiva mediante la elección de la estrategia de cooperación (C).

El JDP tiene la estructura de pagos que se muestra en el Cuadro 3.1:

		A_2	
		C	D
A_1	C	(R, R)	(S, T)
	D	(T, S)	(P, P)

Cuadro 3.1: Matriz de Pagos del Juego del Dilema del Prisionero

donde $T > R > P > S$.

En cada par ordenado, la primera entrada denota el pago obtenido por el jugador A_1 , y la segunda entrada denota el pago obtenido por el jugador A_2 .

Una vez que se establecen los pagos $T > R > P > S$ para este juego, podemos representarlos gráficamente como una región del plano RP . La Figura 3.1 muestra esta

región del plano con los pagos posibles que definen el Juego del Dilema del Prisionero. Estos pagos son los correspondientes a la región interior I del triángulo determinado por los vertices A, B y C de la Figura 3.1.

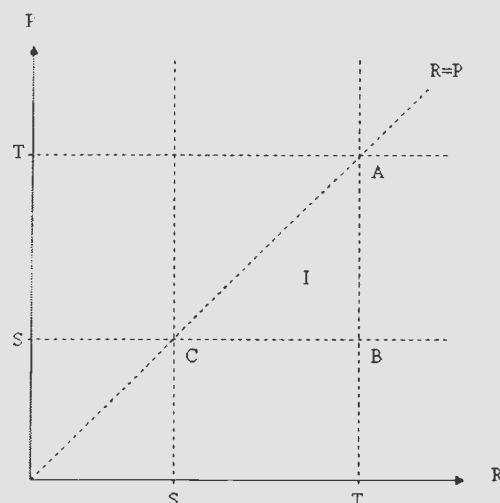


Figura 3.1: Región de Definición de Pagos del Juego del Dilema del Prisionero

Este tipo de representación del JDP será útil en las Secciones y Capítulos posteriores para describir los cambios en la elección de estrategias de los agentes provocados por cambios en los valores de los pagos o en la estructura misma del juego.

De acuerdo con la Teoría de Juegos, en un solo encuentro de este juego simple, la estrategia dominante y el equilibrio de Nash será (D, D) para cualquier combinación de pagos $T > R > P > S$.

Si en lugar de jugar un solo encuentro el juego se realiza de forma iterada el resultado puede ser diferente¹. En este tipo de juegos repetidos, Axelrod (1984) encontró que una buena estrategia era la denominada Tit For Tat que consiste en cooperar en el primer juego y copiar la estrategia del jugador contrario para usarla en la siguiente iteración del juego.

Tit For Tat es una buena estrategia pero no es la estrategia óptima, de hecho puede demostrarse que en Juegos del Dilema del Prisionero repetidos por tiempo indefinido no existe estrategia óptima (Alexander, 2007).

La importancia de estudiar juegos iterados estriba en que una de las características importantes de la mayoría de los problemas de decisión que ocurren en los contextos

¹Para ello se requiere que al menos en uno de los encuentros la estrategia de los jugadores sea distinta de (D, D) .

sociales es que ocurren de manera repetida (Alexander, 2007). Un enfoque útil para estudiar esta característica de recurrencia es La Teoría de Juegos Evolutivos que analiza los modelos de juegos repetidos con agentes de racionalidad limitada. En estos casos pueden usarse modelos evolutivos que especifican las leyes dinámicas que provocan los cambios en la población y proporcionan en todo momento una representación del estado de la población.

Sin embargo, debido a que el contexto de muchas situaciones reales es diferente al escenario planteado por la Teoría de Juegos, en las siguientes secciones expondré la manera en que este cambio de contexto puede afectar la solución del Juego del Dilema del Prisionero.

En particular, la decisión de incluir o no la estructura espacial como parte relevante del contexto de los modelos resulta crucial, debido a que la "incorporación de estructura en los modelos basados en agentes nos permite modelar situaciones cuya convergencia de largo plazo se comporta de manera muy aproximada a la encontrada en poblaciones humanas reales" (Alexander, 2007:27).

3.2. Reglas de decisión del Autómata Celular

Un Autómata Celular bidimensional es un modelo de rejillas. La importancia del Autómata Celular² radica en que puede utilizarse como una versión idealizada de un Sistema Complejo en el que la estructura espacial juega un papel relevante³.

Un Autómata Celular consiste de un arreglo rectangular de agentes interrelacionados con los vecinos que los rodean. Para simplificar el análisis, sin que esto reste generalidad, supondré que cada agente interactúa sólo con 4 vecinos⁴: arriba, abajo, izquierda y derecha como se muestra para el caso del agente $A_{7,7}$ en el Cuadro 3.2.

Para que en este arreglo bidimensional cada agente tenga sus 4 vecinos correspondientes se recurre a una solución sencilla. El renglón superior se pega con el renglón inferior

²Omitiremos de ahora en adelante el término bidimensional.

³Los sistemas de riego, de explotación forestal, agrícola, etc. dependen en gran medida de una estructura espacial fija en donde los agentes pueden moverse eventualmente de un lugar a otro. La posición espacial dentro del sistema puede tomar mayor importancia si el recurso fluye en una dirección determinada, como en los canales de un sistema de riego

⁴En este caso decimos que el radio de interacción es $r = 1$ por tratarse de los vecinos inmediatos. Con $r = 2$ el agente tiene además interacción con los vecinos de sus 4 vecinos inmediatos: en general $r = k$ significa que el radio de interacción se extiende al considerar a los vecinos de los agentes que ya están considerados en un radio $r = k - 1$.

$A_{1,1}$	$A_{1,2}$	...	...	...	...	...	$A_{1,N}$
$A_{2,1}$	$A_{2,2}$	...	...	...	...	...	$A_{2,N}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
...	...	...	...	$A_{6,7}$	...	...	...
$A_{7,1}$	$A_{7,2}$	...	$A_{7,6}$	$A_{7,7}$	$A_{7,8}$	...	$A_{7,N}$
...	...	...	...	$A_{8,7}$	...	...	...
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$A_{N,1}$	$A_{N,2}$	...	...	...	...	...	$A_{N,N}$

Cuadro 3.2: Autómata Celular de tamaño $N \times N$

formando un cilindro y entonces se pegan los dos extremos del cilindro formando un toroide, como se muestra en la Figura 3.2.⁵

De esta forma un agente como $A_{1,1}$ tiene como vecinos a $A_{N,1}$ (arriba), $A_{2,1}$ (abajo), $A_{1,N}$ (izquierda) y $A_{1,2}$ (derecha).

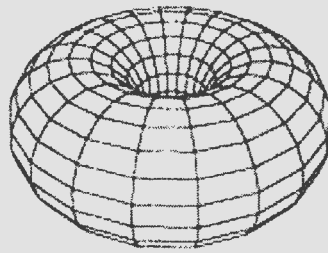


Figura 3.2: Toroide

Para generar la evolución del sistema, el Autómata Celular actualizará su estado mediante una regla de decisión determinista que sigue cada uno de los agentes que componen al Autómata Celular. Cada agente elegirá su estado para el siguiente periodo con base en su estado actual y el de sus vecinos; de esta forma la evolución del Autómata Celular se basa en las decisiones en cada periodo de tiempo de cada uno de los agentes que lo componen.

Dependiendo del contexto específico, los agentes pueden usar alguna de las posibles reglas de decisión que pueden definirse. Alexander (2007) menciona 4 tipos de reglas: tres basadas en imitación y una basada en una versión de mejor respuesta adaptada a individuos racionales. Estas reglas pueden describirse de la siguiente forma:

⁵En todos los modelos que se analizarán en lo sucesivo se emplea esta estructura de toroide.

1. Imitar al mejor vecino. En cada generación, cada uno de los agentes revisa los pagos obtenidos por todos sus vecinos y adopta para la siguiente iteración la estrategia del vecino que obtuvo el mayor pago. El agente no cambiará su estrategia si no tiene incentivos para hacerlo, es decir, si su pago es mayor o igual que el de sus vecinos. En caso de empate si dos o más vecinos obtienen el pago mayor es necesario definir una regla de desempate, de tal forma que el agente copie la estrategia de uno solo de sus vecinos.
2. Imitar con probabilidad proporcional al éxito. Cada agente compara su pago con el de sus vecinos y copia la estrategia del que obtuvo el mayor pago. Si otros vecinos obtuvieron un pago mejor que dicho agente pero no el máximo, el agente copiará su estrategia con una probabilidad proporcional a su éxito relativo.
3. Imitar el mejor pago promedio. Cada agente calcula el pago promedio de cada estrategia en su vecindad y copia la que obtiene el mayor pago. Los agentes evalúan los resultados con base en el desempeño del grupo que usa una determinada estrategia.
4. Mejor respuesta. Los agentes adoptan la estrategia que les dará el mayor pago posible en la siguiente generación, bajo la suposición de que ninguno de sus vecinos cambiará su estrategia para la siguiente generación.

Una regla de decisión para un agente es una lista que describe el estado futuro del agente en función de su estado actual y el de sus vecinos. se refiere a “la lista completa de configuraciones y estados de actualización, no sólo a las líneas individuales de la lista” (Mitchell, 2009:153).

Para codificar de forma eficiente la información representaremos los dos estados de un agente C y D por los valores 1 y 0 respectivamente. de tal forma que en cualquier instante de tiempo el estado del Autómata Celular es visto como una matriz de ceros y unos.

Por ejemplo, con $r = 1$, considerando los posibles estados de un agente (A) y sus 4 vecinos V_1 (Arriba), V_2 (Abajo), V_3 (Izquierda) y V_4 (Derecha) podemos codificar las reglas de decisión del agente de la forma que se muestra en el Cuadro 3.3.

Para distinguir cada regla de decisión la etiquetaremos con un número. La etiqueta o nombre de la regla de decisión corresponde a la representación decimal de la cadena binaria que define a dicha regla. Al leer la regla de arriba hacia abajo, el dígito superior corresponde al bit menos significativo (extremo derecho) y el dígito inferior corresponde al bit más significativo (extremo izquierdo) de la representación binaria. por ejemplo

3.2. REGLAS DE DECISIÓN DEL AUTÓMATA CELULAR

$$\begin{aligned}
00000000000000000000000000000000_2 &= 0_{10} \\
00000000000000000000000000000001_2 &= 1_{10} \\
00000000000000000000000000000010_2 &= 2_{10} \\
&\vdots \\
11111111111111111111111111111111_2 &= 4.294.967.295_{10}
\end{aligned}$$

Algunas reglas de decisión pueden interpretarse de forma sencilla, por ejemplo:

La regla 0 es trivial, independientemente de la configuración que tengan el agente y sus 4 vecinos la decisión del agente para el siguiente periodo será el estado 0.

La regla 1 hará que el estado del agente para el siguiente periodo sea 1, sólo si el estado actual del agente y todos sus vecinos es cero, en caso contrario el estado del agente para el siguiente periodo será 0.

La regla M es un ejemplo de regla de mayoría y corresponde a la regla número 4,276,676,736 de un total de 4.294.967.296 reglas posibles. Bajo esta regla el estado del agente para el siguiente periodo será 1 sólo si la mayoría se encuentra en estado 1 en el periodo actual; en caso contrario, es decir si la mayoría está en estado 0, el estado del agente en el siguiente periodo será 0.

Un Autómata Celular contiene información referente a su estado actual y procesa esa información mediante alguna regla de decisión para evolucionar a un estado posterior, repitiendo este proceso una y otra vez. Stephen Wolfram cree que los sistemas naturales trabajan de forma muy parecida, pero como apunta Mitchell en muchos casos tal vez no sea posible saber que tan largas son estas reglas (Mitchell, 2009). Además como menciona Alexander (2007), la longitud y complejidad de la estrategia depende de la memoria de los juegos previos que cada jugador usa para la elección de su siguiente estado.

La definición y el efecto de las reglas en la evolución del sistema depende en gran medida de la estructura local del sistema. Como hemos visto, las reglas se definen con base en las interacciones locales de un agente con sus vecinos y a su vez determinan el estado futuro de un agente en función de su estado actual y del estado actual de sus vecinos.

Con base en lo anterior podemos notar que el tamaño y la cantidad de las posibles reglas de decisión para cada agente, así como la dinámica del Autómata Celular no dependen del tamaño del sistema, sino de las interacciones (que son una medida de la cantidad de información requerida) con base en las cuales cada agente actualiza su estado.

Cuando $r = 2$ un agente requiere información no solamente de sus vecinos inmediatos ($r = 1$), sino de los vecinos de éstos, por lo tanto las reglas de decisión serán más largas. Por ejemplo, pensemos en el agente $A_{7,7}$ del Cuadro 3.4. Con $r = 2$, los vecinos inmediatos

(y los vecinos de éstos son): $A_{6,7}$ ($A_{5,7}, A_{7,7}, A_{6,6}, A_{6,8}$), $A_{8,7}$ ($A_{7,7}, A_{9,7}, A_{8,6}, A_{8,8}$), $A_{7,6}$ ($A_{6,6}, A_{8,6}, A_{7,5}, A_{7,7}$), $A_{7,8}$ ($A_{6,8}, A_{8,8}, A_{7,7}, A_{7,9}$).

$A_{1,1}$	$A_{1,2}$	...	...	...	...	...	...	$A_{1,N}$
$A_{2,1}$	$A_{2,2}$	...	...	...	...	...	...	$A_{2,N}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
...	...	...	...	$A_{5,7}$	...	...	...	...
...	...	...	$A_{6,6}$	$A_{6,7}$	$A_{6,8}$	...	...	...
$A_{7,1}$	...	$A_{7,5}$	$A_{7,6}$	$A_{7,7}$	$A_{7,8}$	$A_{7,9}$	...	$A_{7,N}$
...	...	...	$A_{8,6}$	$A_{8,7}$	$A_{8,8}$	...	...	...
...	...	...	...	$A_{9,7}$	...	...	...	...
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$A_{N,1}$	$A_{N,2}$	...	...	...	...	...	...	$A_{N,N}$

Cuadro 3.4: Autómata Celular de tamaño $N \times N$

Por lo tanto, incluyendo al agente $A_{7,7}$ se requiere conocer la configuración de estados de 13 agentes. Una cadena binaria de longitud 13 genera reglas de longitud $2^{13} = 8192$, que es el número de configuraciones posibles⁶. Entonces el número de reglas de decisión que pueden generarse para este agente es 2^{8192} . Aunque se trata de un número finito de reglas, es una cantidad que rebasa por mucho la capacidad de exploración planificada y prueba de las reglas de este conjunto.

Para tener una idea de la dificultad que implica probar las 2^{8192} reglas o elegir alguna de ellas haremos las siguientes comparaciones:

1. La población mundial en el año 2012 es de aproximadamente 7,000,000,000 de personas. Este número es aproximadamente $2^{32.70470777604387}$ personas. Si cada persona en el mundo probara una regla diferente, no sería suficiente. Quedaría una cantidad muy grande de reglas por probar.
2. La edad del Universo es de aproximadamente 15,000,000,000 de años. Si convertimos el tiempo a segundos, la edad del Universo será del orden de 4.7304×10^{17} segundos. Este cantidad es aproximadamente $2^{58.71473979530035}$ segundos. Si probáramos sistemáticamente cada regla, una cada segundo, tardaríamos más que el tiempo de vida de nuestro Universo actual.

⁶La regla de imitar al mejor vecino usada por Nowak y May es una regla con radio de interacción $r = 2$.

3. Si cada persona en el mundo tuviera una computadora con un disco duro de 1 Terabyte de capacidad, la cantidad total de bytes de información que habría en el mundo es 7×10^{21} bytes. Esta cantidad es aproximadamente $2^{72.56784491469222}$ bytes. Si cada persona en el mundo probara 1.000.000.000.000 (1 Tera de) reglas diferentes, no sería suficiente. Quedaría todavía una cantidad muy grande de reglas por probar.
4. Sin considerar la materia oscura, hay entre 10^{72} y 10^{87} átomos en el Universo conocido. Es decir que la cantidad de átomos en el Universo visible está entre $2^{239.1788228318901}$ y $2^{289.0077442552005}$. La cantidad de reglas posibles 2^{8192} es aún mayor que el número de átomos del Universo visible.

Aunque las reglas de decisión son deterministas, la cantidad de reglas por probar excede en la mayoría de los casos - aún en los más simples - la capacidad de cualquier agente, entonces "lo que se desea de un autómata Celular es explotar su paralelismo y capacidad de formar patrones complejos para lograr cálculos en una forma no tradicional" (Mitchell, 2009:151).

Tratar de construir o buscar aleatoriamente una regla de decisión que produzca un comportamiento específico en el sistema puede resultar en la mayoría de los casos infructuoso. Es por ello que necesitamos una forma más eficiente para encontrar las reglas que requerimos.

3.3. El Modelo del JDP espacial

A diferencia de los modelos convencionales de Teoría de Juegos en donde sólo se considera relevante la acción de los agentes, el modelo de Nowak y May reconoce la importancia de la estructura y la ubicación espacial que guardan los agentes dentro del sistema⁷.

En el Modelo de Nowak y May se considera que cada agente interactúa con sus vecinos y en cada periodo de tiempo participa con cada uno de ellos en un Juego del Dilema del Prisionero. El pago total que recibe cada agente es la suma de los pagos obtenidos al jugar el Juego del Dilema del Prisionero con cada uno de sus vecinos. La dinámica⁸ del modelo

⁷Nowak y May utilizaron un Autómata Celular de dos dimensiones, en el que cada agente interactúa con los agentes que lo rodean en una vecindad de Moore.

⁸En el modelo original se considera la sincronía, es decir que en cada periodo cada uno de los agentes juega de manera simultánea con cada uno de sus vecinos y decide su estrategia para el siguiente periodo. También hay variantes de modelos asincrónicos en donde algunos agentes pueden decidir y cambiar sus estrategias antes que los demás (Alexander, 2007).

proviene de la regla de imitar al mejor vecino (RI), expuesta anteriormente: Al iniciar el juego, en $t = 0$, cada agente elige una acción (C o D) y para el siguiente periodo, $t = 1$, el agente copiará la estrategia del vecino que obtiene la mayor ganancia total⁹. Este proceso se realiza una y otra vez generando la evolución temporal del Autómata Celular.

A continuación presentaré un modelo sencillo para las analizar las consecuencias en la evolución de la cooperación cuando se considera la estructura espacial como parte del modelo. Para tal efecto utilizaré un Autómata Celular de tamaño 10×10 en el que cada agente interactúa con sus cuatro vecinos inmediatos (Arriba, Abajo, Izquierda, Derecha) mediante un Juego del Dilema del Prisionero.

Sea n el número de vecinos del agente A_{ij} y k el número de vecinos que cooperan, entonces su pago total está determinado por la ecuación (3.1):

$$T_{ij} = T_{ij}(A_{ij}) = \begin{cases} kT + (n - k)P & \text{si } A_{ij} = D \\ kR + (n - k)S & \text{si } A_{ij} = C \end{cases} \quad (3.1)$$

Resulta claro que $T_{ij}(D) > T_{ij}(C)$. Sin embargo, la dinámica del modelo dependerá de la regla de actualización elegida. Si cada agente utilizara la regla del tipo de Mejor respuesta adaptada a individuos racionales mencionada antes, una vez que se conocen las estrategias de los vecinos, la mejor opción para cada jugador sería elegir D . Entonces, si cada jugador elige su siguiente estrategia con esta regla, eventualmente todos los agentes de la población elegirán D y no habrá forma de salir de ese estado de deserción generalizado.

Al utilizar la regla de imitar al mejor vecino (RI) presentada antes, existe la posibilidad de romper este patrón generalizado de elección de la estrategia D y provocar eventualmente que un agente que elige D cambie su estrategia a C en el siguiente periodo, si esto le reporta un mayor beneficio. Si en una etapa posterior la estrategia C resulta en un menor pago total que el de algún vecino que sigue una estrategia D , en la siguiente etapa del juego el agente volverá a utilizar su estrategia anterior D . Sin embargo, en el momento en que todos los agentes eligen la estrategia D (estado $ALL D$) es imposible salir de ese estado y el sistema queda estancado en un nivel de desempeño subóptimo.

Para continuar con el modelo, supongamos que todos los agentes usan la RI y están sujetos al Juego del Dilema del Prisionero con la Matriz de Pagos definida en el Cuadro 3.5 y consideremos que la población de 100 agentes tiene la configuración inicial mostrada en el Cuadro 3.6.

⁹Si el agente tiene una ganancia total mayor o igual que la de sus vecinos, seguirá con su misma estrategia en el siguiente periodo

		A_2	
		C	D
A_1	C	(9.5, 9.5)	(4.0, 10.0)
	D	(10.0, 4.0)	(5.0, 5.0)

Cuadro 3.5: Matriz de Pagos del Juego del Dilema del Prisionero

D	C	D	D	D	C	D	C	D	C
D	D	D	D	D	C	C	C	D	D
D	D	D	D	C	D	C	C	D	C
C	C	D	C	C	C	D	D	D	C
C	C	C	D	C	C	D	D	C	D
C	C	D	C	C	D	D	C	D	D
C	C	C	C	C	C	C	C	D	C
D	C	D	C	C	D	C	D	D	C
C	D	D	C	C	C	D	C	D	D
D	C	C	D	C	D	C	D	D	C

Cuadro 3.6: Configuración Inicial, $t = 0$

Como hay exactamente 100 agentes en esta configuración de Autómata Celular, el porcentaje de cooperadores (%C) en la población al tiempo t es exactamente el número de cooperadores en esta población.

Al realizar la simulación a partir de $t = 0$, el número de cooperadores en la población cambia hasta alcanzar un número estable a partir de $t = 14$ como se muestra en la Figura 3.3.

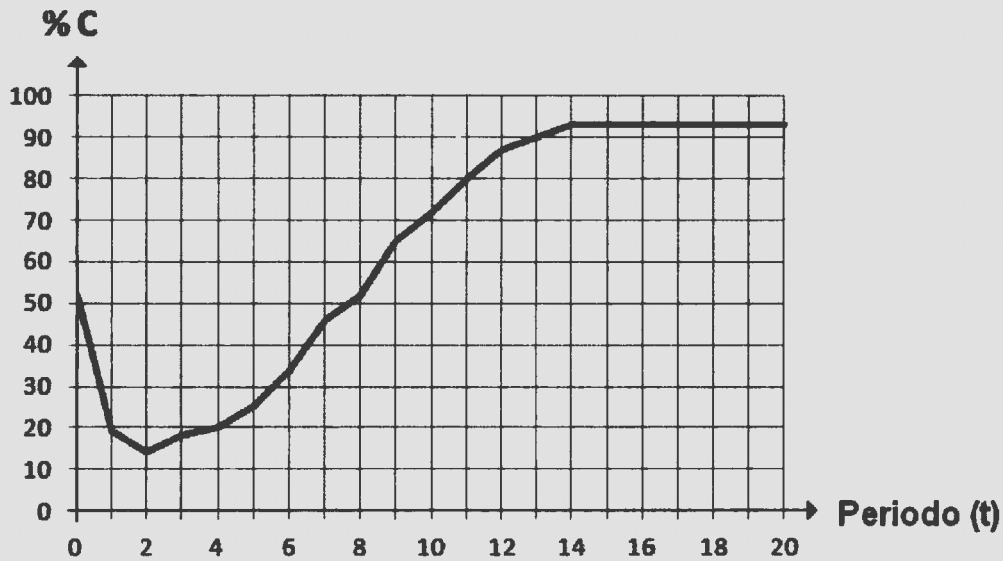


Figura 3.3: Evolución de la población de Cooperadores

Además, la configuración en el sistema evoluciona hasta que se alcanza el estado final del sistema a partir de $t = 14$ que se muestra en el Cuadro 3.7.

La gráfica de la Figura 3.3 revela un comportamiento similar al propuesto por Axelrod (1997) en presencia de metanormas. Al inicio, la población de cooperadores disminuye rápidamente y después comienza a aumentar gradualmente hasta alcanzar un nivel estable a partir del cual se mantienen sin cambio la cantidad de cooperadores y la configuración espacial de todo el sistema.

Para continuar con el análisis, un punto central por abordar es el desempeño del sistema en conjunto. Podemos pensar en la ganancia total del sistema en cada periodo como la suma de las ganancias totales de los agentes que componen el sistema, es decir

$$GT = \sum_{i,j} T_{ij} \quad (3.2)$$

C	C	C	C	C	C	C	C	C	C
C	C	C	C	C	C	C	C	C	C
C	C	C	C	C	C	C	C	D	D
C	C	C	C	C	C	C	C	D	C
C	C	C	C	C	C	C	C	C	C
C	C	C	C	D	C	C	C	C	C
C	C	C	C	D	D	C	C	C	C
C	C	C	C	C	D	C	C	C	C
C	C	C	C	C	C	C	C	C	C
C	C	C	C	C	C	C	C	C	C

Cuadro 3.7: Configuración Final, $t = 14, t = 15, \dots$

A primera vista es claro que GT depende de la cantidad de agentes que siguen una estrategia C o D en el sistema.

Para ejemplificar el comportamiento de GT usaremos nuevamente la Matriz de Pagos del Cuadro 3.5 y la configuración de Autómata Celular del Cuadro 3.6.

Para empezar hay dos casos extremos que resultan claros:

1. Si no hay agentes cooperadores en el sistema entonces $GT = 100(4P) = 100(4(5)) = 2000$
2. Si todos los agentes del sistema cooperan entonces $GT = 100(4R) = 100(4(9.5)) = 3800$

¿Qué ocurre con GT en los casos intermedios cuando $0 < \%C < 100$?

En este caso debemos esperar que $2000 \leq GT \leq 3800$ y parecería obvio que GT fuera una función creciente en términos de $\%C$.

Sin embargo al calcular el valor GT en cada periodo se obtienen los datos que se muestran en el Cuadro 3.8.

Los datos nos revelan que GT no es una función estrictamente creciente en términos de la cantidad de cooperadores ($\%C$). Podemos entender esto más claramente si observamos cuidadosamente los resultados del Cuadro 3.8. En $t = 0$ y en $t = 8$ se tiene $\%C = 52$, sin embargo existe una diferencia entre los valores de GT correspondientes a estos instantes. Como la relación entre el número de cooperadores y desertores en estos tiempos es idéntica, la diferencia en el desempeño debe atribuirse a las diferencias de la distribución espacial en el modelo del Autómata Celular en estos diferentes instantes de tiempo.

Por lo tanto GT es una función que puede tener más de un máximo local, sin embargo resulta muy difícil encontrar estos máximos de manera analítica ya que GT es función

tanto de $\%C$ como de la configuración espacial del sistema. Dicho de otra manera: para cada valor de $\%C$ existe una configuración espacial que hace que GT sea máximo.

t	$\%C$	GT
0	52	2884
1	19	2317
2	14	2236
3	18	2306
4	20	2341
5	25	2430
6	34	2589
7	46	2803
8	52	2912
9	65	3153
10	72	3278
11	80	3425
12	87	3553
13	90	3609
14	93	3665
15	93	3665
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$

Cuadro 3.8: Desempeño del Autómata Celular de tamaño 10×10

A partir de los resultados anteriores puedo establecer una conjetura importante:

Si se mantienen fijas las proporciones de agentes que siguen una estrategia C y de los que siguen una estrategia D en la población, así como la estructura de la matriz de pagos del Juego del Dilema del Prisionero, y si los agentes pueden reubicarse modificando la estructura del Autómata Celular, existirá una configuración espacial única (salvo simetrías) con la cual se logra el máximo desempeño del sistema.

3.4. Importancia de la Matriz de Pagos

En las secciones anteriores hemos visto que de acuerdo con la Teoría de Juegos, cuando se realiza un solo encuentro del Juego del Dilema del Prisionero la estrategia dominante será (D, D) para cualquier combinación de pagos que satisface $T > R > P > S$, indepen-

dientemente de sus magnitudes¹⁰. También se ha visto que en el resultado del juego puede cambiar como consecuencia de que el juego sea iterado, de que se incluya la estructura espacial en el modelo o debido a la elección de la regla de actualización.

Sin embargo, como demostraré a continuación, el considerar la estructura espacial en el modelo de Autómata Celular puede ocasionar además que la elección de las estrategias de los jugadores dependa no solo de la propia estructura del Juego del Dilema del Prisionero sino también de las magnitudes de los valores T, R, P y S .

Consideremos a manera de ejemplo la configuración de un Autómata Celular de tamaño 5×5 como la que se muestra en el Cuadro 3.9.

D	D	D	D	D
D	D	D	D	D
D	D	D	D	D
C	C	C	C	C
C	C	C	C	C

Cuadro 3.9: Configuración posible de un Autómata Celular

En $t = 0$ el agente $A_{33} = D$ y tiene $k_1 = 1$ vecino cooperador, su vecino $A_{43} = C$ y tiene $k_2 = 3$ vecinos cooperadores¹¹. ¿Cómo elegirá su siguiente estrategia el agente A_{33} ?

Notemos que sus vecinos a la izquierda (A_{32}) y a la derecha (A_{34}) están en una situación idéntica así que sus pagos totales deben ser iguales al del agente A_{33} . Por otro lado, es claro que su vecino de arriba (A_{23}) obtiene un pago total menor. Solo resta comparar los pagos totales con su vecino de abajo (A_{43})

Usando la ecuación (3.1) sus pagos totales respectivos son:

$$T_{33}(D) = k_1 T + (n - k_1)P = 1T + (4 - 1)P = T + 3P$$

$$T_{43}(C) = k_2 R + (n - k_2)S = 3R + (4 - 3)S = 3R + S$$

Entonces debemos considerar 2 casos:

1. $T_{33} \geq T_{43}$, es decir $T + 3P \geq 3R + S$, lo cual implica que

$$T - S \geq 3(R - P) > 0 \tag{3.3}$$

¹⁰Por lo tanto, de acuerdo con la Teoría de Juegos, dos matrices de pagos distintas del JDP generarán el mismo equilibrio (D, D)

¹¹Los casos $k_1 = k_2$ resultan de poco interés pues son simétricos y los agentes obtienen los mismos pagos. El resto de los casos con $k_1 \neq k_2$ puede analizarse de forma similar a este ejemplo.

Si se cumple esta relación, el agente A_{33} no copiará la estrategia de su vecino, se mantendrá en D en el siguiente periodo.

2. $T_{33} < T_{13}$, es decir $T + 3P < 3R + S$, lo cual implica que

$$0 < T - S < 3(R - P) \quad (3.4)$$

Si se cumple esta relación, el agente A_{33} copiará la estrategia de su vecino, es decir, elegirá C en el siguiente periodo.

Sin pérdida de generalidad podemos suponer que los agentes pueden definir el pago máximo (T) que se obtiene al ser explotador y el pago mínimo (S) que se obtiene al ser explotado en el Juego del Dilema del Prisionero y una vez establecidos estos valores pueden usar cualquier combinación de pagos para R y P que satisfagan $T > R > P > S$.¹²

Entonces existe una infinidad de combinaciones de pagos R y P que mantendrán sin cambio la decisión del agente A_{33} . De acuerdo con la relación (3.3) estas son las combinaciones que satisfacen

$$R - P \leq \frac{T - S}{3} \quad (3.5)$$

De forma similar existe una infinidad de combinaciones de pagos R y P que provocarán un cambio en la decisión del agente A_{33} . De acuerdo con la relación (3.4) estas son las combinaciones que satisfacen

$$R - P > \frac{T - S}{3} \quad (3.6)$$

Supongamos que el JDP está definido mediante la Matriz de Pagos del Cuadro 3.10

		A_2	
		C	D
A_1	C	(20.0, 20.0)	(10.0, 22.0)
	D	(22.0, 10.0)	(16.0, 16.0)

Cuadro 3.10: Matriz de Pagos de un JDP

¹²Es más natural acotar los pagos al definir un mínimo S y un máximo T y que el resto de los pagos varíen entre estos valores mínimo y máximo. Si se definieran en primer lugar los pagos R y P no podrían acotarse los pagos posibles T y S , pues la definición del Juego del Dilema del Prisionero sólo exige $T > R > P > S$.

3.4. IMPORTANCIA DE LA MATRIZ DE PAGOS

En la Figura 3.4 se muestra cómo se divide la región de los pagos posibles que definen el Juego del Dilema del Prisionero en dos sub-regiones.

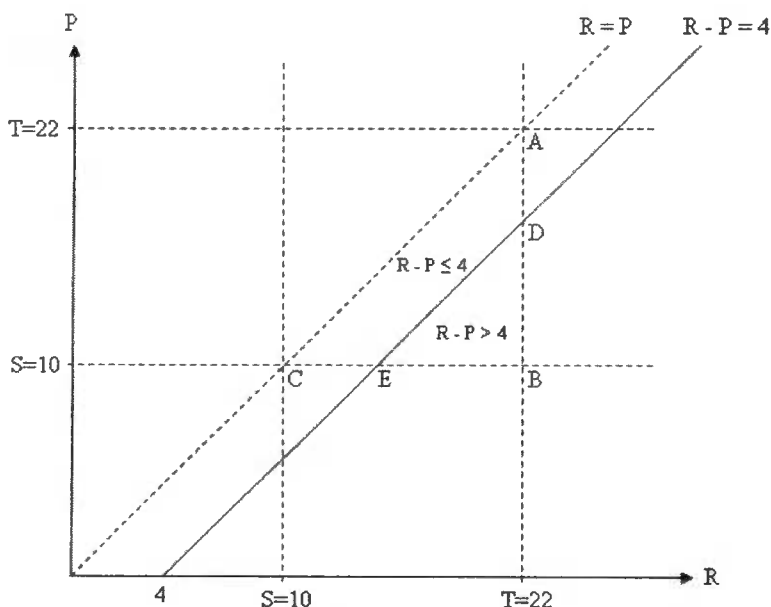


Figura 3.4: Regiones de elección de estrategia para el siguiente periodo

Usando la relación (3.5) se calcula

$$R - P \leq 4$$

que corresponde al interior de la subregión ADEC incluyendo el segmento DE como se muestra en la Figura 3.4. En esta región del plano RP el agente A_{33} mantendrá su estrategia D .

Usando la relación (3.6) se calcula

$$R - P > 4$$

que corresponde al interior de la región DBE del plano RP . En esta región el agente cambiará su estrategia de D a C para el siguiente periodo.

A continuación mostraré que la evolución del sistema es extremadamente sensible a la definición de la matriz de pagos empleados en el Juego del Dilema del Prisionero que enfrenta cada par de agentes.

Para aclarar esto, consideremos el sistema con la configuración inicial mostrada en el Cuadro 3.9 anterior. Veremos cómo evoluciona el sistema empleando dos matrices de

pagos del Juego del Dilema del Prisionero.

Caso 1. Empleamos la Matriz de Pagos del Cuadro 3.11.

		A_2	
		C	D
A_1	C	(20.0, 20.0)	(10.0, 22.0)
	D	(22.0, 10.0)	(16.0, 16.0)

Cuadro 3.11: Matriz de Pagos 1

Al realizar la simulación se observa que en cada periodo de tiempo los jugadores mantienen su estrategia inicial. En este caso el sistema mostrado en el Cuadro 3.9 permanece sin cambio desde su configuración inicial en $t = 0$.

Caso 2. Empleamos la Matriz de Pagos 2 del Cuadro 3.12,

		A_2	
		C	D
A_1	C	(20.01, 20.01)	(10.0, 22.0)
	D	(22.0, 10.0)	(16.0, 16.0)

Cuadro 3.12: Matriz de Pagos 2

La Matriz de Pagos 2 es una pequeña modificación de la Matriz de Pagos 1 en donde se ha cambiado el valor R de 20.0 a 20.01. para poder observar el impacto de los pagos en la evolución del sistema.

Al realizar la simulación, se observa que este pequeño cambio en la Matriz de Pagos que usan los agentes provoca grandes cambios en la evolución y estado final del sistema.

La evolución es como se describe a continuación:

En $t = 0$ la configuración inicial es la mostrada en el Cuadro 3.9. pero a partir de $t = 1$ el estado del sistema es como se muestra en el Cuadro 3.13

En ambos Casos empleamos la misma configuración inicial del Autómata Celular (Cuadro 3.9). y las matrices de pago usadas respectivamente (Cuadro 3.11 y Cuadro 3.12) son casi idénticas. sin embargo, el estado final del Autómata Celular es bastante diferente en ambos Casos. Esto muestra cómo un pequeño cambio en los valores de la Matriz de Pagos asociada al JDP - aún cuando no se afecta la estructura del juego que sigue siendo un

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>

Cuadro 3.13: Configuración Final, $t=1, t=2, \dots$

JDP después del cambio - puede provocar grandes cambios en la evolución y por lo tanto en el estado final del sistema.

En el Capítulo 5 veremos que existen diversas causas que pueden provocar cambios en los valores de la Matriz de Pagos de un JDP incluso al grado de modificar su estructura y transformarlo en un juego completamente diferente.

Debemos entender entonces que el modelo es caótico en el sentido de que es “extremadamente sensible a las condiciones iniciales”¹³ tal como lo define Page (2011).

Podemos concluir que aún cuando el Juego del Dilema del Prisionero tiene una estructura sencilla, predecir la dinámica de la cooperación en un modelo de Autómata Celular no es una tarea trivial. Por otro lado, el uso de una estrategia como RI por parte de los agentes no garantiza que se obtendrá un desempeño óptimo en el sistema. Como hemos visto existe una gran cantidad de posibles reglas de decisión que pueden utilizarse para actualizar los estados del sistema, por lo tanto un problema de suma importancia que siguen enfrentando los agentes es la elección de la regla adecuada que utilizarán para tomar decisiones y actualizar así el estado del sistema en cada periodo de tiempo. En el siguiente Capítulo abordaremos esta cuestión.

¹³Las condiciones iniciales del sistema no sólo se refieren a la configuración del sistema en términos de las elecciones de estrategia que realizan en $t = 0$ cada uno de los agentes, sino también se refieren al modelo interno o representación del Juego del Dilema del Prisionero que los agentes tienen en ese instante.

Capítulo 4

Estrategias para el JDP espacial

4.1. Autómata Celular y Algoritmo Genético

Una estrategia para jugar de manera repetida el JDP como la regla de imitación (RI) es “racional” en el sentido de que cada agente elige el comportamiento (C o D) que supone le permitirá maximizar su beneficio en el siguiente periodo, sin embargo, en la mayoría de los casos esta estrategia provoca que en muy pocos encuentros el estado del Autómata Celular se reduzca a la desertión generalizada de los agentes (estado $ALL D$). Y en los casos en que ésto no ocurre es difícil saber si GT está cerca del óptimo absoluto en vista de la posible existencia de múltiples óptimos locales.

Debido a que la cantidad de reglas de decisión que pueden definirse es muy grande tal como se vió en el Capítulo anterior, buscar de manera aleatoria una regla que mejore el desempeño del sistema en términos de la evolución de la cooperación resultaría en la mayoría de los casos infructuoso. ¿Cómo podemos encontrar dicha regla?¹

Para afrontar este problema combinaré el poder de procesamiento paralelo de información del Autómata Celular con la técnica del Algoritmo Genético. En lugar de sólo emplear una regla de decisión específica para actualizar los estados del Autómata Celular y observar la evolución de la cooperación, como se hace tradicionalmente, el uso del Algoritmo Genético en el modelo me permitirá generar un conjunto de reglas de decisión en constante evolución que serán procesadas mediante el Autómata Celular, con la expectativa de que en cada etapa se produzcan cada vez mejores reglas en el sentido de que promuevan y mantengan la cooperación y por lo tanto mejoren el desempeño global del

¹Es obvio que la Regla # $2^{8192} - 1$ que es la regla de cooperación incondicional funcionaría bien. Sin embargo es difícil que los participantes de un juego acepten dicha regla por la carga psicológica que supone.

sistema reflejado en el valor GT .

Para implementar este modelo se hacen las siguientes consideraciones:

1. Pensando en una regla con radio de interacción $r = 2$ como es el caso de la regla de imitación (RI), necesitaremos conocer las configuraciones de un agente y sus 12 vecinos. Para poder representar y codificar las reglas en forma adecuada denotaremos al agente y sus vecinos como se muestra en el Cuadro 4.1

	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	V_6	...	...	...	...
...	...	...	V_5	V_1	V_7	...	...	...
...	...	V_{12}	V_4	A	V_2	V_8	...	...
...	...	...	V_{11}	V_3	V_9	...	...	...
...	...	...	...	V_{10}	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	

Cuadro 4.1: Agente con radio de interacción $r = 2$

2. Como la dinámica en el Autómata Celular no depende de su tamaño, sino de las regla de decisión empleada, usaremos un Autómata Celular de tamaño 10×10 .
3. Una “sesión” consistirá de un número determinado de “encuentros”. En un encuentro cada uno de los agentes del sistema juega con sus cuatro vecinos un Juego del Dilema del Prisionero con la matriz de pagos mostrada en el Cuadro 4.2.

		A_2	
		C	D
A_1	C	(8,8)	(2,12)
	D	(12,2)	(4,4)

Cuadro 4.2: Matriz de Pagos del JDP usada en las simulaciones del Algoritmo Genético.

4. En cada encuentro un agente tienen 2 posibles elecciones C o D que se codifican con los valores 1 y 0 respectivamente.

5. En cada encuentro se genera un pago T_{ij} para el agente A_{ij} .
6. Una vez que se han realizado todos los encuentros entre agentes se calcula el desempeño global $GT = \sum_{i,j} T_{ij}$ del sistema. La función GT es una medida de la aptitud de la regla empleada por los agentes en el Autómata Celular. Aunque se busca maximizar el valor de GT , el objetivo principal es observar la evolución de las reglas de decisión en el proceso.

En el Cuadro 4.3 se muestra la codificación de una regla de decisión.

A	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	Regla de decisión
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	g_0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	g_1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	g_2
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	g_3
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	g_4
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	g_{8187}
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	g_{8188}
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	g_{8189}
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	g_{8190}
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	g_{8191}

Cuadro 4.3: Regla de decisión para un agente con radio de interacción $r = 2$

La regla de decisión consiste de una cadena binaria de 8192 genes correspondientes a todas y cada una de las posibles configuraciones de un agente y sus 12 vecinos.

Cada gen de la regla toma el valor 0 ó 1 dependiendo si la decisión del agente para el siguiente periodo basada en la configuración actual que mantiene con sus vecinos es Desertar o Cooperar respectivamente.

Para especificar de manera adecuada el uso del Algoritmo Genético en el modelo, es necesario definir los operadores de Selección, Cruzamiento y Mutación que serán empleados. En este trabajo usaré una técnica de Selección en base al rango. Para producir las soluciones descendientes en cada nueva generación usaré tres formas de Cruzamiento: el

Cruzamiento de un solo punto, de dos puntos y el Cruzamiento Uniforme². Finalmente, debido a que tradicionalmente la mutación se considera un operador secundario, sólo usaré la mutación de un gen, con valores bajos de probabilidad de mutación P_{mut} ³.

En la Figura 4.1 se muestra la idea básica de la evolución de las reglas de decisión mediante el uso del Algoritmo Genético⁴.

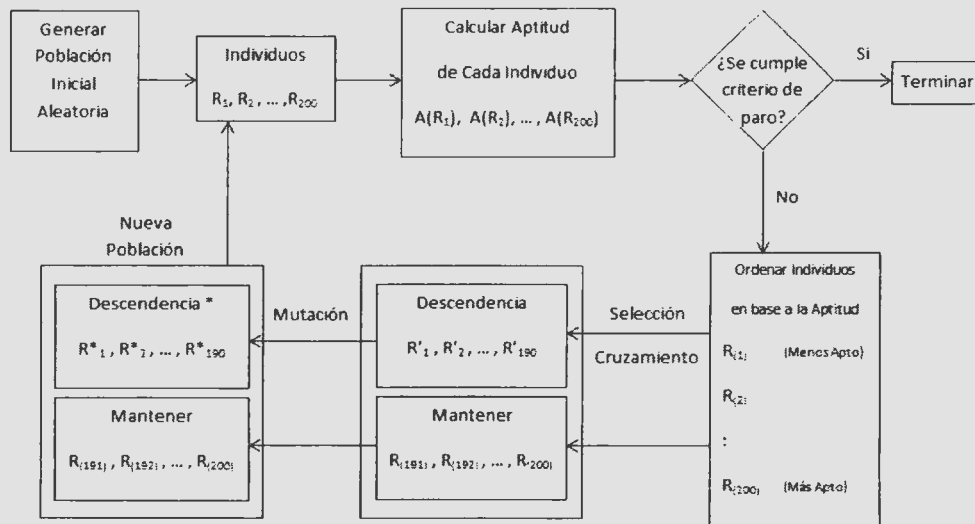


Figura 4.1: Algoritmo Genético para la Evolución de Reglas

La implementación del Algoritmo Genético en el modelo tiene la siguiente estructura:

1. Generar una población inicial aleatoria de 200 individuos $R_1, R_2, \dots, R_{200}$. Cada individuo es una regla de decisión de longitud 8192.

Repetir por 500 Generaciones:

2. Calcular la aptitud de cada individuo en la población. Para esto se realizarán 50 sesiones de 6500 o 3500 encuentros cada una. Cada sesión se realiza con diferente configuración inicial del Autómata Celular. En el encuentro número i se calcula la ganancia total del sistema GT_i y en cada sesión se calcula $\sum_i GT_i$. La aptitud del individuo será el promedio de $\sum_i GT_i$ en las 50 sesiones.

²El uso de distintas formas de Cruzamiento hace una diferencia en la capacidad de exploración del Algoritmo Genético en el Espacio de Búsqueda.

³Valores altos de P_{mut} hacen que la búsqueda de soluciones se convierta principalmente en un proceso aleatorio y se eliminan las ventajas y el poder del AG.

⁴En la Figura 4.1 se muestra el caso en que los 10 individuos de mayor rango pasan sin cambio a la siguiente generación.

3. Se ordena la población de forma creciente con base en la aptitud. Denotaremos a los individuos ya ordenados en la forma $R_{(1)}, R_{(2)}, \dots, R_{(200)}$. La selección de progenitores se realiza con base en el rango (jerarquía de orden) y no con base en la aptitud⁵. Para calcular la probabilidad de selección con base en la jerarquía se construye una función de probabilidad lineal de tal forma que la probabilidad de seleccionar al individuo $R_{(k)}$ como progenitor es $p_k = \frac{k}{20100}$, para $k = 1, 2, \dots, 200$.⁶
4. Evolución de las reglas de decisión. Se crea una nueva población de individuos (reglas de decisión) a partir de la original de la siguiente manera:
 - a) Se mantiene a los individuos con mayor jerarquía (equivalente a mayor aptitud) de la población en la siguiente generación⁷. Luego se escoge como padres a dos individuos de la población de forma aleatoria basados en la jerarquía. Los individuos con mayor jerarquía tienen entonces mayor probabilidad de ser elegidos como progenitores.
 - b) Se unen los dos progenitores para crear dos descendientes mediante el proceso de cruzamiento⁸.
 - c) Mutación en los descendientes. Con una probabilidad pequeña P_{mut} se elige al azar alguno de los descendientes, se selecciona al azar uno de sus genes y se cambia su valor⁹.

⁵Usar el rango en el proceso de selección de individuos progenitores proporciona un grado de control sobre la presión de selección que no es posible con la reproducción basada en la aptitud. El uso del rango tiene el efecto de disminuir la presión de selección o de aumentarla cuando es adecuado (Whitley, 1989). Además 1) Este tipo de selección no es extintiva, todos los individuos de la población tienen una probabilidad positiva de ser elegidos como progenitores y 2) El poder de discriminación de este tipo de selección es una función creciente del tamaño de la población: si la población es muy pequeña todos los individuos tendrán una alta probabilidad de reproducirse, si la población es muy grande el proceso es más selectivo y serán los individuos más aptos los que tengan la mayor probabilidad de reproducción.

⁶De esta forma la función de probabilidad está bien definida, se cumple que $p_k \geq 0$ para $k = 1, 2, \dots, 200$ y $\sum_{k=1}^{k=200} p_k = 1$

⁷Esta propiedad de "elitismo" garantiza la convergencia del Algoritmo Genético. La convergencia al óptimo global no es una propiedad inherente de un Algoritmo Genético Canónico, sino que es la consecuencia de usar el truco en el algoritmo de hacer el seguimiento (retener) a la mejor solución de la población obtenida hasta el momento (Rudolph, 1994).

⁸"El cruzamiento se realiza con la esperanza de que los nuevos cromosomas contengan buenas partes de los viejos cromosomas y por lo tanto los nuevos cromosomas serán mejores. Sin embargo es bueno permitir que alguna parte de la vieja población sobreviva en la siguiente generación" (Sivanandam y Deepa, 2010:56).

⁹Aunque no se considera en este trabajo también es posible el reemplazo simultáneo de varios genes elegidos de forma aleatoria.

- d) Se producen descendientes hasta completar el tamaño de la población original (200 descendientes). En este punto se regresa al paso 2 con la nueva población.

4.2. Resultado de las simulaciones

4.2.1. AG con Cruzamiento de un solo punto

Se realizó una primera serie de simulaciones con los parámetros mostrados en el Cuadro 4.4. En esta serie de simulaciones sólo los 2 individuos de mayor rango pasaron sin cambio a la siguiente generación, con el fin de garantizar que la aptitud de la mejor regla de decisión obtenida en cada nueva generación es no decreciente.

Generaciones	Sesiones	Encuentros	Cruzamiento	P_{mut}	
500	50	6500	1 Punto	0.010	Figura 4.2
500	50	6500	1 Punto	0.020	
500	50	3500	1 Punto	0.005	Figura 4.3
500	50	3500	1 Punto	0.010	
500	50	3500	1 Punto	0.020	

Cuadro 4.4: Parámetros de Simulación

En la Figura 4.2 se muestra el cambio en $\sum_i GT_i$ en 500 Generaciones usando un Algoritmo Genético para la búsqueda de reglas de decisión. Fácilmente puede deducirse que $10,400,000 \leq \sum_i GT_i \leq 20,800,000$. Los límites inferior y superior para $\sum_i GT_i$ corresponden a los casos extremos en que todos los agentes desertan (estado *ALL D*) o todos los agentes cooperan (estado *ALL C*) respectivamente en los 6500 encuentros.

De forma similar en la Figura 4.3 se muestra el cambio en $\sum_i GT_i$ en 500 Generaciones usando un Algoritmo Genético para la búsqueda de reglas de decisión. En este caso puede deducirse que $5,600,000 \leq \sum_i GT_i \leq 11,200,000$. Los límites inferior y superior para $\sum_i GT_i$ corresponden a los casos extremos en que todos los agentes desertan (estado *ALL D*) o todos los agentes cooperan (estado *ALL C*) respectivamente en los 3500 encuentros.

En las gráficas de las Figuras 4.2 y 4.3, el aumento en $\sum_i GT_i$ muestra que el procesamiento paralelo de información por parte de los agentes fomenta la construcción de reglas que permiten la evolución de la cooperación en el sistema. Dicho de otra manera, en cada generación los agentes están procesando reglas cuyo genotipo se modifica cambiando los genes con valor 0 a 1¹⁰, y cuyo fenotipo reflejado en el valor $\sum_i GT_i$ tiene entonces un

¹⁰Este cambio de valor de 0 a 1 en un gen implica que los agentes están modificando la regla de tal

4.2. RESULTADO DE LAS SIMULACIONES

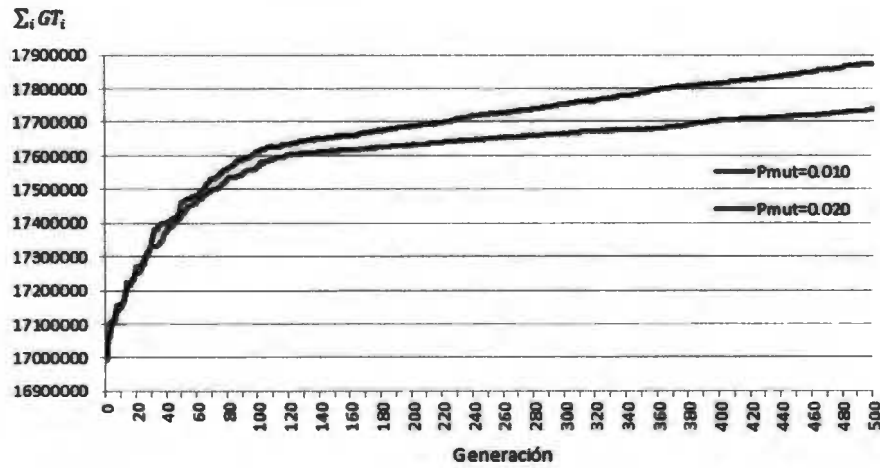


Figura 4.2: AG con Cruzamiento de un solo punto - 6500 Encuentros/Sesión

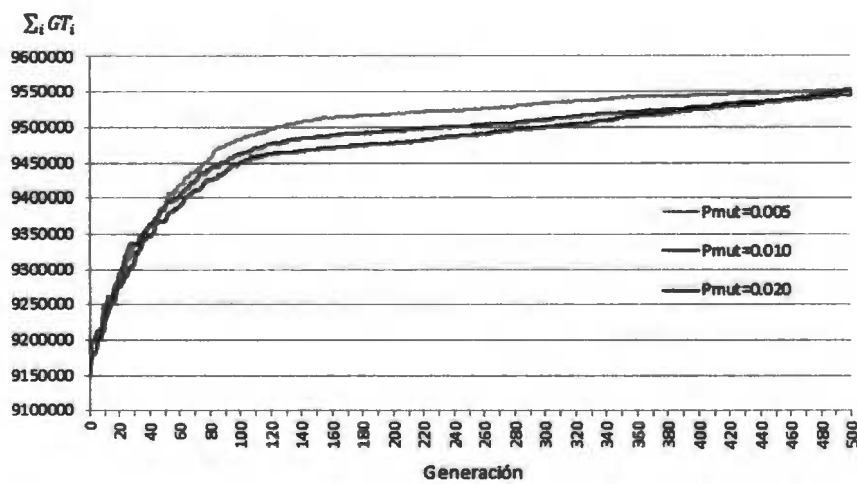


Figura 4.3: AG con Cruzamiento de un solo punto - 3500 Encuentros/Sesión

comportamiento creciente.

La gran diferencia entre los valores $\sum_i GT_i$ que se obtienen en las series de 6500 y 3500 encuentros por sesión, se debe precisamente a la cantidad de encuentros realizados, a mayor cantidad de encuentros es mayor el valor acumulado en $\sum_i GT_i$. Esta diferencia aparente puede eliminarse normalizando los valores del eje vertical. Para poder comparar las simulaciones en las series de 6500 y 3500 encuentros en lugar de utilizar el valor $\sum_i GT_i$ en el eje vertical usaremos la ganancia promedio por encuentro de cada Agente del sistema como un valor estandarizado. Las gráficas estandarizadas de ambas series se muestran en la Figura 4.4

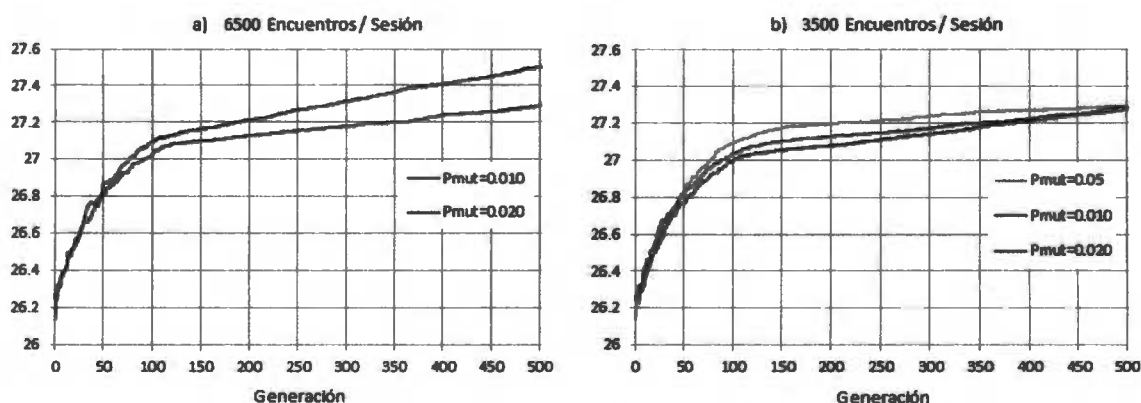


Figura 4.4: Ganancia promedio por Encuentro de cada Agente en Series de a)6500 y b)3500 Encuentros/Sesión

Debemos tener cuidado sin embargo en entender que estas gráficas estandarizadas no muestran el incremento real en la ganancia total T_{ij} de cada Agente. La gráfica debe ser interpretada como un indicativo de la evolución de las reglas de decisión cuyo efecto es un incremento en el nivel de cooperación en el sistema bajo distintas configuraciones, lo cual repercute en un incremento de la ganancia total T_{ij} de cada agente de forma continua y creciente. Lo que resulta interesante es que este proceso de construcción parece ser independiente de la cantidad de encuentros realizados en cada sesión, como muestran los resultados de las series de 6500 y 3500 encuentros.

Recordemos que cada regla tiene longitud 8192, que son las posibles configuraciones de un agente y sus 12 vecinos. Por lo tanto, si un solo agente decidiera probar de manera exhaustiva una regla entonces debería probar las 8192 configuraciones posibles, lo cual requiere exactamente 8192 encuentros, uno correspondiente a cada configuración.

manera que cambian su elección de D a C en esa configuración en particular

Analizando las simulaciones realizadas anteriormente podemos notar lo siguiente:

1. Series de 6500 encuentros. En cada generación para cada regla se realizan 50 sesiones de 6500 encuentros cada una. Como cada uno de los 100 agentes del Autómata Celular utiliza dicha regla, se están realizando un total de 32,500,000 pruebas de dicha regla¹¹.
2. Series de 3500 encuentros. De forma similar al caso anterior cada regla se prueba un total de 17,500,000 veces.

Resulta entonces obvio que aunque un agente no pruebe las 8192 configuraciones posibles de cada regla de decisión, el conocimiento colectivo acumulado sobre dichas reglas es más que suficiente para que éstas se evalúen y evolucionen con el tiempo mediante el uso del Algoritmo Genético.

Aún en situaciones donde los agente prueban de manera muy superficial una regla, puede incrementarse y explotarse rápidamente el conocimiento acumulado. Pensemos por ejemplo el caso en que cada agente solo puede probar 100 configuraciones de las 8192 posibles¹². Si promediamos 50 sesiones como en los casos anteriores, la combinación del Autómata Celular y el Algoritmo Genético nos darían en este caso un total de 500,000 pruebas de una misma regla.

Al parecer, lo realmente importante de la combinación del Autómata Celular y el Algoritmo Genético es que los agentes no necesitan probar de manera exhaustiva cada regla de decisión para tener un aprendizaje conjunto que resulte significativo. En un Autómata Celular de tamaño $N \times N$ no es un solo agente el que explora una regla determinada, son N^2 agentes los que exploran la misma regla. Por lo tanto hay dos formas de aumentar el conocimiento acumulado para convertirlo en conocimiento común, incrementar la cantidad de encuentros que realiza cada agente o aumentar la cantidad de agentes en el sistema. El aumento en la cantidad N de agentes del sistema genera más información y tendría un mayor impacto que el aumento en la cantidad de encuentros realizados como lo muestran las simulaciones anteriores.

El Autómata Celular promueve un uso efectivo del paralelismo al tener muchos agentes que exploran y evalúan de manera simultánea un amplio espacio de posibilidades de solución y el Algoritmo Genético proporciona una estrategia inteligente para elegir de manera sucesiva mejores generaciones de posibles soluciones.

¹¹ $100 \text{ (Agentes)} \times 50 \text{ (sesiones/Agente)} \times 6500 \text{ (pruebas/sesión)} = 32,500,000 \text{ pruebas.}$

¹²Esto representa un conocimiento individual limitado de una Regla. $\frac{100}{8192} \approx 0.01220$ ó 1.22% del total de configuraciones posibles.

En situaciones reales existe un *trade-off* entre estas dos situaciones para generar conocimiento común:

1. Aumentar la cantidad de agentes del sistema, lo cual implica un menor gasto de recursos de cada agente para producir conocimiento individual. Sin embargo esto requiere mayor tiempo para agregar el conocimiento individual de todos los agentes y que este conocimiento acumulado vuelva a pasar a todos los agentes como conocimiento común.
2. Incrementar el gasto de recursos (mayor número de encuentros) de cada agente para producir conocimiento individual, lo cual puede generar la misma cantidad de información con un menor número de agentes en el sistema. De esta forma se requiere menor tiempo para agregar el conocimiento individual de los agentes y que este conocimiento acumulado vuelva a pasar a todos los agentes como conocimiento común.

Es claro que para un agente hay una gran diferencia en el gasto de tiempo y recursos cuando es necesario probar una regla de forma exhaustiva o 6500 o 3500 o 100 veces. Sin embargo el hecho de poder convertir el conocimiento individual (que obtiene cada agente en la evaluación personal que hace de la regla de decisión) por muy pequeño que este sea, en conocimiento colectivo y común (reflejado en las nuevas reglas de decisión) y éste a su vez nuevamente en conocimiento individual hace que la capacidad de exploración y explotación de los agentes no se vea como una limitante en la búsqueda de reglas de decisión¹³.

Por lo tanto, aunque el conocimiento individual de una regla sea limitado, el uso del conocimiento acumulado en la población permite construir de manera colectiva mejores reglas a partir de una pequeña población inicial de reglas. El conocimiento individual obtenido por cada agente en la evaluación personal que hace de la regla se agrega y se convierte en conocimiento colectivo en el momento en que se conoce el desempeño global del sistema $\sum_i GT_i$, entonces puede evaluarse la utilidad de la regla y se actualiza el conocimiento de todos los agentes del sistema.

Aunque las series de 6500 y 3500 encuentros muestran una clara evolución en las reglas de decisión para fomentar la cooperación, es claro que aún están lejos de alcanzar

¹³Esta "división del trabajo" hace que la búsqueda de soluciones sea más eficiente. Obviamente se requiere que el número total de pruebas de la regla realizadas por todos los agentes del sistema sea mucho mayor que la longitud de la regla para garantizar que hay suficiente información para evaluar la utilidad de la misma.

el óptimo global¹⁴.

El cruzamiento de un solo punto produce en cada generación mejores soluciones pero que convergen a un óptimo local. Por otro lado, los valores de $Pmut$ empleados no permiten que se salga de este óptimo local de manera rápida.

Aunque estas reglas son imperfectas y llevan al sistema a estancarse en óptimos locales, algunas de ellas presentan una gran ventaja sobre la regla de imitar al mejor vecino (RI). a saber, algunas de estas reglas nunca llevan al Autómata Celular al estado *ALL D*. Esto puede verificarse al estudiar el genotipo de las reglas de decisión obtenidas mediante el uso del Algoritmo Genético.

Recordemos la estructura de las reglas mostrada en el Cuadro 4.3. En particular el efecto de dos genes es determinante en dos posibles estados de interés del sistema, estos son g_0 y g_{8191} , como se muestra en el Cuadro 4.5.

A	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	Regla de decisión
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	g_0
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	g_{4095}
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	g_{4096}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	g_{8191}

Cuadro 4.5: Regla de decisión para un agente con radio de interacción $r = 2$

Podemos analizar el genotipo de la reglas de decisión de la siguiente forma:

1. La regla tiene $g_0 = 0$. Si se usa esta regla y en algún momento se alcanza el estado *ALL D*, el valor de $g_0 = 0$ provoca que ya no se pueda salir de dicho estado. Una vez que el sistema colapsa al estado *ALL D* no es posible inducir la cooperación entre los agentes del sistema, sino mediante una intervención externa.
2. La regla tiene $g_0 = 1$. Si se usa esta regla y en algún momento se alcanza el estado *ALL D*, el valor de $g_0 = 1$ provoca que el siguiente estado sea *ALL C*. Por lo tanto, aunque el estado *ALL D* ocurra, la regla provoca una salida inmediata y este estado no se mantendrá por más de un encuentro.

¹⁴Si una regla de decisión no trivial puede producir la condición *ALL C* en el autómata celular, es claro que la ganancia promedio por agente debería ser cercana a 32. Teóricamente es lo que se espera pues la mejor opción en el JDP sería (C, C) lo cual generaría $T_{ij} = 32$ para cada agente.

3. La regla contiene $g_{8191} = 0$. Si fuera posible alcanzar la condición *ALL C* en el sistema, ésta no puede mantenerse por más de un encuentro. Si el sistema alcanza el algún momento el estado *ALL C*, una regla de este tipo provoca que en el siguiente encuentro el estado del sistema sea *ALL D*.
4. La regla contiene $g_{8191} = 1$. Si es posible que el sistema alcance en algún momento el estado *ALL C*, una regla de este tipo hace que dicho estado sea permanente. Sólo se romperá el estado *ALL C* mediante una intervención externa al sistema.
5. En conjunto los genes de una regla, $g_0 - g_{8191}$, son responsables de llevar al sistema a alguno de los estados *ALL C* o *ALL D*, o bien a cualquier otra combinación de estados de los agentes del sistema. No parece posible para estos genes aislar y especificar el efecto preciso que tendrán sobre la siguiente configuración del sistema debido a que un solo agente es vecino de muchos otros agentes y por lo tanto la información de este agente se usará para codificar varios genes de forma simultánea en una misma regla de decisión. Se requerirá un estudio más detallado del genotipo de las reglas de decisión para tener conclusiones más específicas sobre el efecto particular de otros genes.

El genotipo de las mejores reglas obtenidas en la Generación 500 para cada una de las simulaciones anteriores tiene los valores que se muestran en el Cuadro 4.6

Generaciones	Sesiones	Encuentros	Cruzamiento	P_{mut}	g_0	g_{8191}
500	50	6500	1 Punto	0.010	0	0
500	50	6500	1 Punto	0.020	1	1
500	50	3500	1 Punto	0.005	1	1
500	50	3500	1 Punto	0.010	1	1
500	50	3500	1 Punto	0.020	1	1

Cuadro 4.6: Valor de g_0 y g_{8191} par Reglas de decisión obtenidas mediante el AG

La regla obtenida en la primera simulación con los parámetros del Cuadro 4.6 tiene $g_0 = 0$ y $g_{8191} = 0$. Esta regla en particular no es deseable por dos razones: primero, el sistema puede estancarse en un óptimo local; segundo, si en algún momento el sistema alcanza el estado *ALL C*, este no se mantendrá por más de un periodo, el siguiente estado será *ALL D*, y a partir de entonces este estado será permanente.

El resto de las reglas de esta serie de simulaciones tienen $g_0 = 1$ y $g_{8191} = 1$. Estas reglas tienen la desventaja de que el sistema puede estancarse en óptimos locales, sin embargo

si el sistema logra alcanzar el estado *ALL C* éste será permanente, además ninguna de estas reglas provoca que el sistema colapse al estado *ALL D* de forma permanente.

El hecho de que las reglas obtenidas es estas series de simulaciones lleven al sistema a un óptimo local no significa necesariamente que sistema alcance un estado estacionario distinto de *ALL C* o *ALL D*. Aunque este puede ser el caso como se muestra en el Cuadro 3.7 puede ocurrir que el sistema esté oscilando entre distintos estados cuyo desempeño promedio sea el óptimo local mencionado¹⁵.

4.2.2. AG con Cruzamiento de 2 puntos

El Cruzamiento de 2 puntos es considerado generalmente mejor que el Cruzamiento de un solo punto (Sivanandam y Deepa, 2010:52)¹⁶.

En vista de que las reglas obtenidas en la primera serie de simulaciones resultaron no óptimas, realicé una segunda serie de simulaciones en las que se usaron los parámetros mostrados en el Cuadro 4.7, con la diferencia adicional de que los 10 individuos con mayor rango pasan a la siguiente generación¹⁷.

Generaciones	Sesiones	Encuentros	Cruzamiento	P_{mut}	
1000	50	100	2 Puntos	0.003	Figura 4.5
1000	50	100	2 Puntos	0.006	
1000	50	100	2 Puntos	0.009	
1000	50	100	2 Puntos	0.012	
1000	50	100	2 Puntos	0.015	

Cuadro 4.7: Parámetros de Simulación

En la Figura 4.5 se muestran los resultados de las simulaciones realizadas con los parámetros del Cuadro 4.7.

Para poder comparar esta segunda serie de simulaciones con las realizadas para series de 6500 y 3500 encuentros, nuevamente usamos la ganancia total promedio por agente en

¹⁵Con base en lo anterior, podemos establecer que la regla de imitación (RI) tiene un genotipo en el cual $g_0 = 0$ y $g_{8191} = 1$, sin embargo esto no impide que el sistema alcance un estado estacionario distinto de *ALL C* y *ALL D*. Sólo una cuarta parte de las 2^{8192} reglas de decisión con radio de interacción $r = 2$ que pueden construirse tienen estos valores específicos de $g_0 = 0$ y $g_{8191} = 1$.

¹⁶El Cruzamiento de dos puntos explora de manera más extensa el espacio de búsqueda, pero puede tener un efecto más disruptivo sobre los bloques de construcción de las reglas.

¹⁷En este caso, al igual que en el caso anterior de Cruzamiento de un solo punto en donde sólo pasaron sin cambio a la siguiente generación los dos individuos con mayor aptitud, también se garantiza que la aptitud de las reglas de decisión en cada nueva generación es no decreciente.

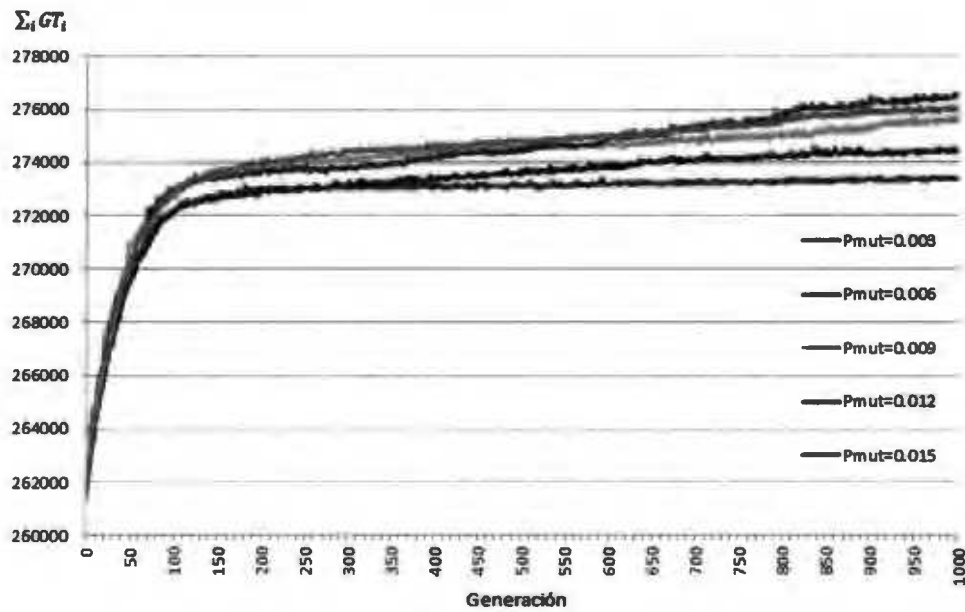


Figura 4.5: AG con Cruzamiento de 2 puntos - 100 Encuentros/Sesión

cada encuentro como valor estandarizado en el eje vertical. Los resultados se muestran en la Figura 4.6.

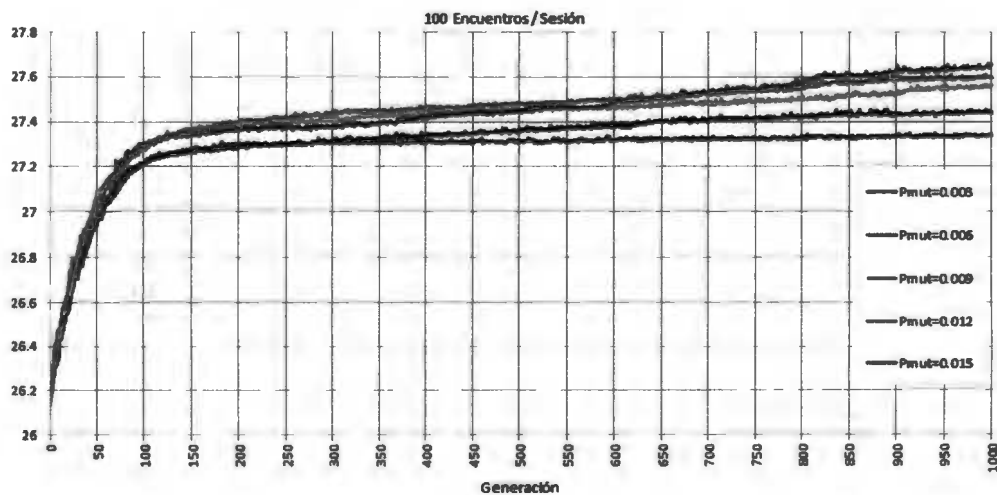


Figura 4.6: Ganancia promedio por Encuentro de cada Agente - 100 Encuentros/Sesión

Podemos notar que en efecto, la cantidad de encuentros que realiza cada agente (y por lo tanto su conocimiento individual) no es el determinante principal en la evolución de las

reglas.

En las simulaciones realizadas, el Cruzamiento de dos puntos parece tener una ligera ventaja en velocidad sobre el Cruzamiento de un solo punto, sin embargo ninguno de los dos tipos de Cruzamiento produce reglas que nos lleven cerca del valor óptimo de ganacia promedio por agente en cada encuentro que sería $T_{ij} = 32$.

El genotipo de las mejores reglas obtenidas en la Generación 500 de esta segunda serie de simulaciones tiene las características mostradas en el Cuadro 4.8:

Generaciones	Sesiones	Encuentros	Cruzamiento	P_{mut}	g_0	g_{8191}
1000	50	100	2 Puntos	0.003	0	1
1000	50	100	2 Puntos	0.006	1	1
1000	50	100	2 Puntos	0.009	1	0
1000	50	100	2 Puntos	0.012	1	1
1000	50	100	2 Puntos	0.015	0	1

Cuadro 4.8: Valores de g_0 y g_{8191} para Reglas de decisión obtenidas mediante AG

Nuevamente las reglas obtenidas se estancan en óptimos locales. El genotipo de las reglas de esta segunda serie de simulaciones nos permite reconocer dos reglas que, sin considerar que no alcanzan el óptimo global, provocarían una evolución deseable del sistema, estas son las reglas que tienen valores $g_0 = 1$ y $g_{8191} = 1$.

Las reglas con valores $g_0 = 0$ y $g_{8191} = 1$ pueden alcanzar el estado *ALL C* de forma permanente pero está latente la posibilidad de colapsar al estado *ALL D* también de forma permanente.

La regla con $g_0 = 1$ y $g_{8191} = 0$ representa una combinación singular, si el sistema alcanza en algún momento alguno de los estados *ALL C* ó *ALL D*, a partir de entonces el sistema oscilará entre dichos estados de forma permanente.

4.2.3. AG con Cruzamiento Uniforme

Los operadores de Cruzamiento de un solo punto y de dos puntos usados en las secciones anteriores resultaron deficientes en términos de la búsqueda de una regla de decisión que produzca resultados cercanos al óptimo global. Por lo tanto la alternativa es el uso del Cruzamiento Uniforme como operador de recombinación para generar reglas descendientes.

Una tercera serie de simulaciones es realizada entonces con los parámetros mostrados en el Cuadro 4.9. En esta serie de simulaciones también se mantiene a los 10 individuos

de mayor rango en la siguiente generación.

Generaciones	Sesiones	Encuentros	Cruzamiento	P_{mut}	
1000	50	100	Uniforme	0.003	Figura 4.7
1000	50	100	Uniforme	0.006	
1000	50	100	Uniforme	0.009	
1000	50	100	Uniforme	0.012	
1000	50	100	Uniforme	0.015	
1000	50	100	Uniforme	0.018	
1000	50	100	Uniforme	0.021	

Cuadro 4.9: Parámetros de Simulación

En la Figura 4.7 se muestran los resultados de la simulación después de estandarizar el eje vertical usando la ganancia total promedio por encuentro de cada jugador.

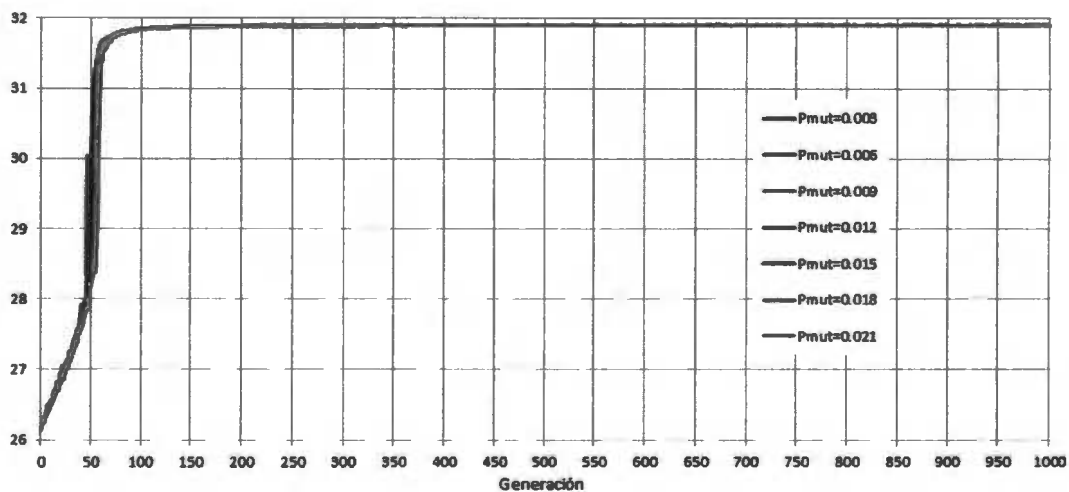


Figura 4.7: Ganancia promedio por Encuentro de cada Agente - 100 Encuentros/Sesión

El genotipo de las mejores reglas de decisión obtenidas en la Generación 1000 de esta tercera serie de simulaciones tiene las características mostradas en el Cuadro 4.10:

A primera vista, con base en la Figura 4.7 parece que las distintas simulaciones correspondientes a los distintos valores de P_{mut} presentan un comportamiento muy similar la mayor parte del tiempo.

En la Figura 4.8 se muestra a detalle el comportamiento en las primeras 100 generaciones. Aunque existe una diferencia entre las generaciones 40 y 60 es difícil explicar por

4.2. RESULTADO DE LAS SIMULACIONES

Generaciones	Sesiones	Encuentros	Cruzamiento	P_{mut}	g_0	g_{8191}
1000	50	100	Uniforme	0.003	1	1
1000	50	100	Uniforme	0.006	1	1
1000	50	100	Uniforme	0.009	1	1
1000	50	100	Uniforme	0.012	1	1
1000	50	100	Uniforme	0.015	1	1
1000	50	100	Uniforme	0.018	0	1
1000	50	100	Uniforme	0.021	1	1

Cuadro 4.10: Valores de g_0 y g_{8191} para Reglas de decisión obtenidas mediante AG

qué ocurre ya que la mutación no juega un papel importante en el corto plazo, además unas pocas generacionacione más adelante las series convergen uniformemente, sin grandes diferencias cuantitativas entre ellas. Resulta notorio el hecho de que en general en muy corto plazo se superan los óptimos locales, a diferencia de lo que ocurre con el Cruzamiento de un solo punto y el de dos puntos.

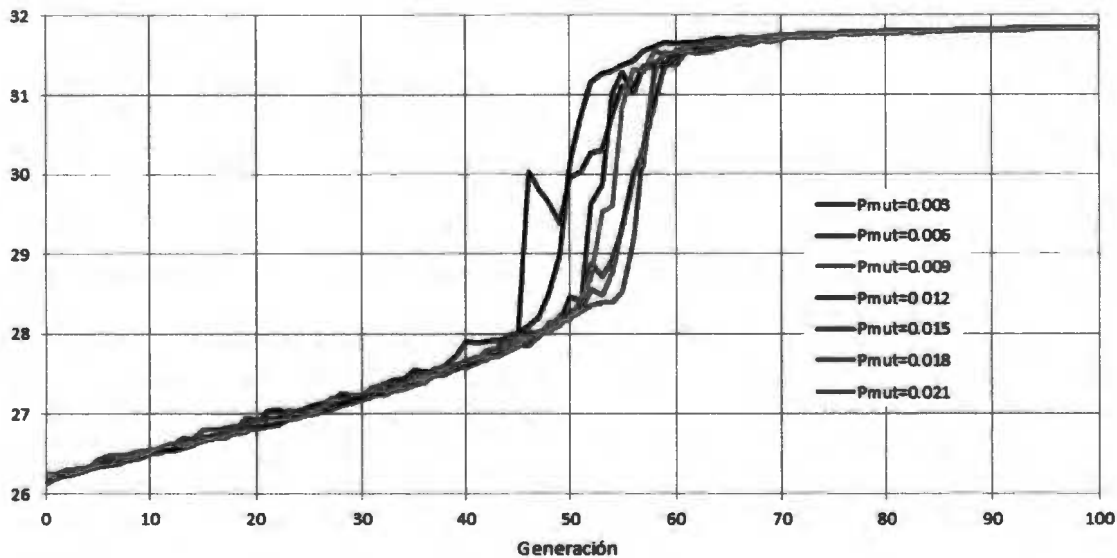


Figura 4.8: Ganancia promedio por Encuentro de cada Agente - 100 Encuentros/Sesión

En las Figura 4.9 y 4.10 se muestra a detalle el desempeño de las reglas de decisión entre las Generaciones 150 y 1000 y entre las Generaciones 900 y 1000 respectivamente. En estas Figuras podemos observar que el valor $P_{mut} = 0.009$ produce de manera consistente las mejores reglas de decisión.

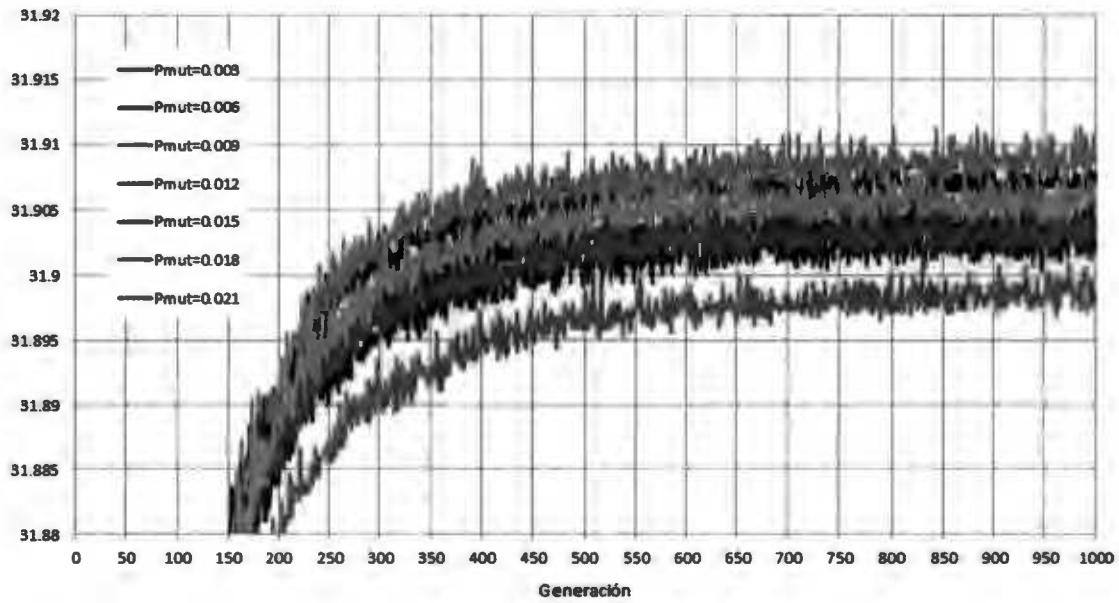


Figura 4.9: Ganancia promedio por Encuentro de cada Agente - 100 Encuentros/Sesión

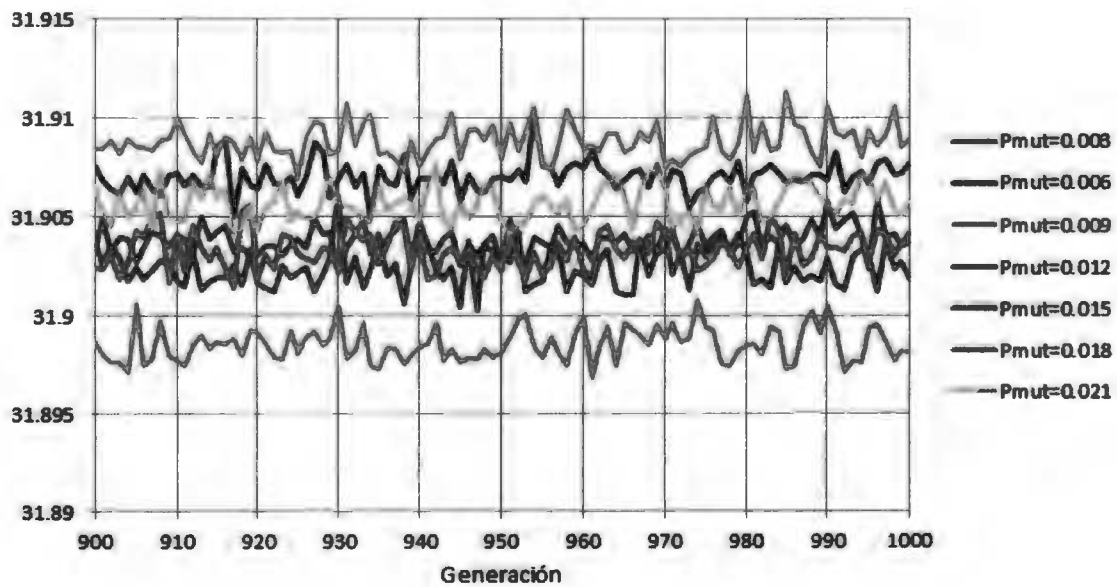


Figura 4.10: Ganancia promedio por Encuentro de cada Agente - 100 Encuentros/Sesión

4.2. RESULTADO DE LAS SIMULACIONES

En esta simulación con $Pmut = 0.009$, las mejores reglas obtenidas en las Generaciones 100, 200, ..., 1000, tienen las características deseables $g_0 = 1$ y $g_{8191} = 1$. Pero, ¿cómo evolucionan y se desempeñan estas reglas? Para responder a esta pregunta probamos cada una de estas reglas en 5000 configuraciones iniciales aleatorias de un Autómata Celular de tamaño 10×10 y contamos el número de encuentros requeridos para llegar al estado *ALL C* usando estas reglas. En la Figura 4.11 se muestran los resultados obtenidos para la mejor regla de la generación 100.

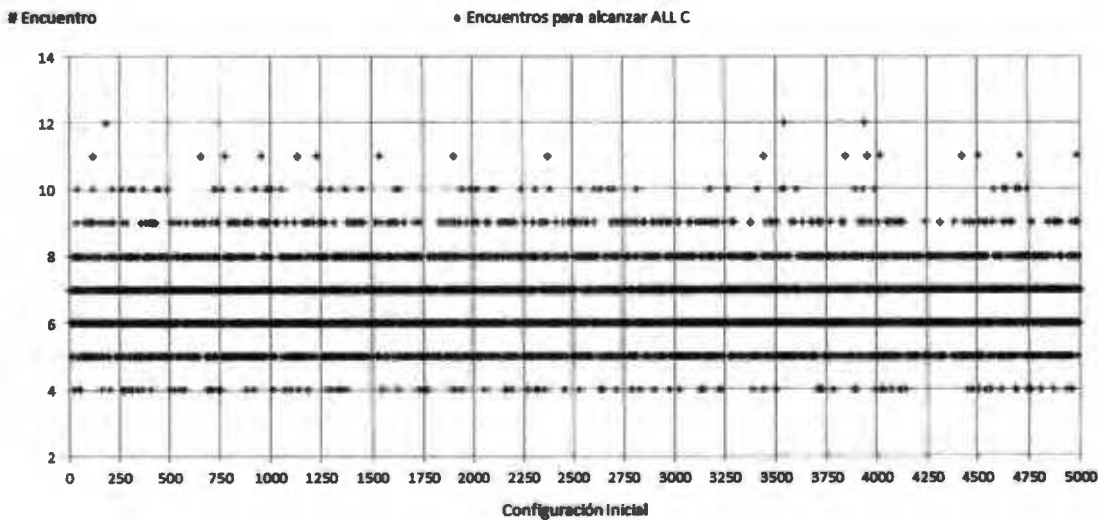


Figura 4.11: Desempeño de la regla obtenida en la generación 100 con $Pmut=0.009$

En promedio se requirieron de $\bar{E} = 6.5496$ encuentros para alcanzar el estado *ALL C* en estas 5000 configuraciones iniciales aleatorias, usando la regla de la generación 100 con $Pmut = 0.009$.

El genotipo de la mejor regla obtenida en la Generación 100 con $Pmut = 0.009$ contiene 5134 genes con valor 1 y 3058 genes con valor 0. Llamaré “peso” (w) de la Regla a la cantidad de unos que contiene su genotipo, así en este caso la regla tiene un peso $w = 5134$. En esta regla en particular, aproximadamente 62.67 % de las 8192 configuraciones posibles hacen que la decisión del agente para el siguiente encuentro sea *C*, mientras que 37.32 % de las configuraciones posibles le permitirían al agente usar una estrategia *D* en el siguiente encuentro.

De manera similar se calcula el desempeño de las reglas obtenidas en las generaciones 200, 300, ..., 1000. La información se resume en el Cuadro 4.11.

Las reglas obtenidas mediante el AG evolucionan teniendo cada vez mayor peso w , lo

Generacion	w	$\bar{E}$
100	5134	6.5496
200	5632	4.5662
300	5869	4.1054
400	5953	3.9592
500	6001	3.8738
600	6016	3.8404
700	6022	3.8402
800	6029	3.8282
900	6030	3.8228
1000	6031	3.8110

Cuadro 4.11: Velocidad promedio de convergencia ($\bar{E}$) al estado *ALL C* de las reglas obtenidas con $Pmut=0.009$

cual acelera la velocidad de convergencia al estado *ALL C* ¹⁸.

Queda un par de preguntas por responder. Primero, ¿existe una regla de peso mínimo que haga converger al Autómata Celular al estado *ALL C*? Si la regla tiene una longitud finita la respuesta es afirmativa. Segundo, ¿qué tan robustas son las reglas obtenidas mediante el Algoritmo Genético cuando son usadas por agentes que cometen errores en su aplicación?

En la Figura 4.12 se muestran los resultados obtenidos al probar la regla de la Generación 100 con $Pmut=0.009$ en un Autómata Celular de tamaño 10×10 con agentes que tienen una probabilidad de cometer un error en la aplicación de la regla de 0.05 y 0.10.

Se observa que el desempeño del sistema reflejado en el valor GT es cercano al óptimo global del estado *ALL C*. Aunque ocurre con una probabilidad pequeña, aún en este caso es posible que el sistema pueda alcanzar el estado *ALL C* en algún instante. En este caso la regla de decisión obtenida resulta bastante robusta con respecto a la incurrancia de errores por parte de los agentes.

Los resultados anteriores muestran que:

1. La eficiencia del Algoritmo Genético está fuertemente relacionada con los operadores de Selección y Cruzamiento usados. El Cruzamiento de un solo punto y el de dos puntos producen reglas que llevan al sistema a estancarse en óptimos locales,

¹⁸En teoría, si el número de generaciones tiende a infinito, el AG eventualmente debería llegar a establecer como óptima la regla trivial de cooperación incondicional la cual hace converger al Autómata Celular al estado *ALL C* en un solo encuentro.

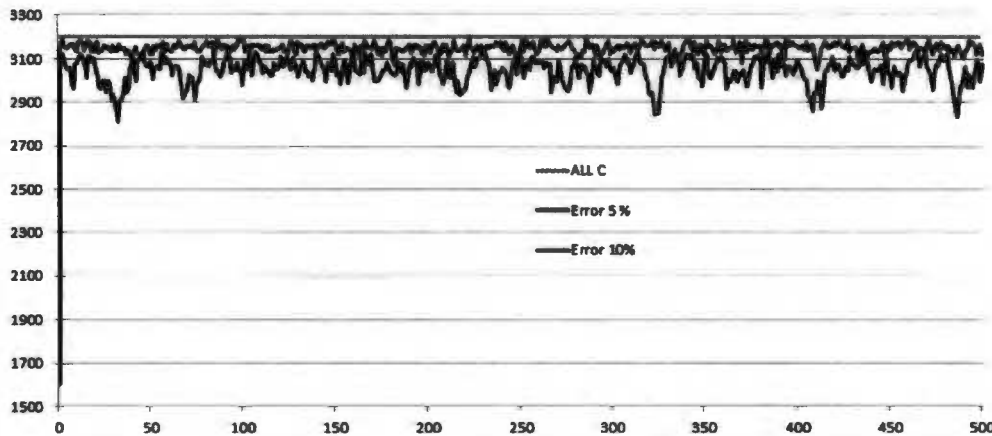


Figura 4.12: Desempeño de la regla de la Generación 100 con $P_{mut}=0.009$

sin embargo en algunos casos las reglas producidas funcionan mejor que la regla de imitación (RI) mencionada anteriormente. El Cruzamiento Uniforme parece dar los mejores resultados tanto en velocidad de convergencia como en la búsqueda del óptimo global. Esto es importante porque los agentes deben utilizar el mínimo de recursos en la búsqueda de soluciones que resulten óptimas o al menos suficientemente aceptables.

2. La Mutación no parece jugar un papel determinante y de hecho en el corto plazo no hay aparentemente una elección óptima de P_{mut} como puede observarse en la Figura 4.8. Sin embargo cuando el operador de Cruzamiento utilizado es deficiente, en el largo plazo la mutación si puede hacer una diferencia en la evolución de la población de reglas y por lo tanto en el desempeño del sistema.
3. A diferencia de la RI, las reglas de decisión obtenidas mediante el Algoritmo Genético dependen de la estructura espacial local más que de los valores de la Matriz de Pagos del JDP empleado, sólo se requiere que se mantenga la estructura del JDP, $T > R > P > S$.
4. Es posible construir reglas de decisión diseñadas genéticamente. Parece viable que la población inicial de reglas se elija de tal forma que las reglas producidas en la nueva generación mediante el AG mantengan una característica deseable, por ejemplo no colapsar al estado *ALL D*. Hemos visto que cuando las reglas tienen en su genotipo $g_0 = 1$ y $g_{8191} = 1$ pueden producir un patrón de comportamiento y evolución deseable en términos de cooperación. Resulta entonces muy fácil elegir

una población inicial con estas características además de que puede evitarse que la mutación altere el valor de estos genes particulares.

5. En muchos dilemas sociales este tipo de reglas puede resultar de gran importancia. Si los agentes pueden encontrar e implementar de manera eficiente las reglas de decisión que les permitan alcanzar el estado *ALL C* antes de que el recurso llegue a un punto en el cual no pueda reabastecerse lo suficiente, entonces el recurso podría ser sustentable a largo plazo.
6. Si consideramos que los agentes que usan la regla de decisión son propensos a cometer errores en su aplicación, no de forma intencional, ni estratégica, entonces el sistema aún puede alcanzar y posiblemente mantener el estado *ALL C*¹⁹.

En este capítulo hemos visto que, al menos en teoría, es posible encontrar reglas de decisión que promuevan y mantengan la cooperación en un SCA. Sin embargo los métodos empleados y los supuestos sobre la capacidad de procesamiento de información rebasan la capacidad de los agentes reales. En el siguiente Capítulo veremos que estas limitaciones pueden ser superadas cuando los agentes son capaces de promover y explotar los procesos de evolución institucional.

¹⁹El aprendizaje por parte de los agentes es fundamental en este punto. En la medida que los agentes ganan experiencia disminuye la probabilidad de cometer errores en la aplicación de la regla y por lo tanto los agentes tendrán un resultado conjunto más cercano al valor óptimo de *GT*.

Capítulo 5

Evolución Institucional

5.1. Diversidad y Evolución Institucional

Como se vió en el Capítulo anterior, un Autómata Celular con agentes homogéneos que siguen una misma regla de decisión determinista, combinado con el Algoritmo Genético resulta útil para realizar cálculos complejos y procesamiento de información individual (exploración de una regla) para convertirla en conocimiento común (creación de nuevas reglas), sin embargo, está lejos de modelar situaciones más reales en donde se consideran importantes las capacidades diferenciadas de los individuos.

En un Autómata Celular como los estudiados anteriormente, desde el principio en $t = 0$, todos los agentes comparten el mismo modelo interno del JDP y este modelo se mantiene sin cambio en los siguientes periodos, $t = 1, t = 2, \dots$

Al considerar la diversidad de agentes en lugar de un tipo de agente representativo, podemos modelar situaciones en las que en $t = 0$ cada agente comienza con un modelo interno distinto¹ y esto puede provocar que el sistema evolucione de manera diferente a un modelo que considera agentes homogéneos.

Como el propósito de este trabajo es estudiar el papel de las instituciones en el surgimiento y evolución de la cooperación en los Sistemas Complejos Adaptables, partiremos de la idea de que la cooperación puede estudiarse como un problema de evolución institucional y éste a su vez tiene origen en el problema de cómo se convierte el conocimiento individual en conocimiento común.

Uno de los atributos principales de un SCA es la diversidad (Holland, 2004; Axelrod, 2000; Page, 2011).

¹Debido a su conocimiento inicial de la situación y los valores que asigna a las instituciones que pueden modificar la estructura de pagos del Juego del Dilema del Prisionero.

En los sistemas económicos tradicionales se identifican comúnmente tres fuentes que crean la diversidad: las dotaciones de los agentes, sus preferencias y sus capacidades de adaptación diferenciadas.

Es común pensar que en los sistemas en los que existe gran diversidad siempre existirá en algún grado el conflicto, la falta de comprensión, el desorden, la ineficiencia y eventualmente el colapso. Sin embargo es necesario entender el papel de la diversidad en los SCA por varias razones. Primero, los cambios en la diversidad provocan cambios en los equilibrios del sistema. Mantener una mayor diversidad frecuentemente mejora la robustez de los SCA². Segundo, la diversidad promueve la innovación y la productividad. Los agentes pueden especializarse, ocupar nichos diversos y establecer interacciones de distinta naturaleza con otros agentes. Tercero, la diversidad genera más diversidad.

“Si realmente es necesario modelar la heterogeneidad [o no] es una importante pregunta de investigación. Puede darse el caso que dada suficiente heterogeneidad de agentes, el comportamiento agregado del sistema pueda no depender más de los distintos detalles de cada agente, y abstraer este comportamiento en un único agente representativo sea posible. Esta es una cuestión abierta y podemos usar modelos computacionales para afrontarla directamente” (Miller y Page, 2007:84-85).

La diversidad en un SCA puede clasificarse en tres tipos (Page, 2011):

1. Variación. Se refiere a las diferencias en los valores de algún atributo o característica de los agentes de un mismo tipo de la población.
2. Diversidad de tipos. Se refiere a las diferencias en clases o tipos representativos dentro de una población.
3. Diversidad de composición. Se refiere a las diferencias en las configuraciones que pueden establecerse entre los distintos agentes.

Podemos identificar desde el punto de vista de las instituciones la diversidad de agentes en un SCA de la siguiente manera:

1. Variación. Por factores institucionales internos, es decir la valoración interna que cada agente asigna a las instituciones.
2. Diversidad de tipos. Una misma institución puede evolucionar y valorarse en forma distinta en los distintos grupos de una población, generando diversidad de tipos en

²Se define la robustez como “la capacidad de mantener la funcionalidad [del Sistema] más que la estabilidad analítica.” (Page, 2011:8)

el proceso³.

3. Diversidad de composición. La configuración que mantienen los agentes puede modificar su percepción de la situación que enfrentan. Por ejemplo, no es lo mismo estar al principio que al final en un canal de riego. Esto provoca que las instituciones sean valoradas en forma diferente por los distintos agentes del sistema.

5.2. Gramatica Institucional ADICO

De acuerdo con Ostrom (2005), el concepto de “enunciado institucional” es un término de amplio uso que comprende tres tipos de enunciados: Estrategias Compartidas, Normas y Reglas.

La sintaxis de la gramática institucional propuesta por Ostrom (2005) nos permite construir cualquier enunciado institucional a partir de los 5 componentes que se mencionan a continuación:

El ATRIBUTO $[A]$ es una variable que establece el conjunto de participantes a quienes se aplica un enunciado particular.

La DEONTICA $[D]$ indica una prescripción a las acciones y resultados a través de las frases operativas “puede” (Permitido), “debe” (Obligado) ó “no debe” (Prohibido).

La existencia del componente deóntico “implica la presencia de información adicional que los individuos usan al desarrollar sus expectativas sobre el comportamiento de otros y sus propias mejores respuestas.” (Ostrom, 2005:147)

La introducción del componente deóntico en un enunciado institucional se hace de manera formal a través de la inclusión de parámetros delta en la matriz de pagos del juego que es analizado (Ostrom, 2005). Los parámetros delta se definen como se muestra en la Ecuación (5.1):

$$\begin{aligned}\delta^o &= \delta^{oi} + \delta^{oe} \\ \delta^b &= \delta^{bi} + \delta^{be} \\ \Delta &= \delta^o + \delta^b\end{aligned}\tag{5.1}$$

donde los superíndices o y b indican que la recompensa (δ^o) y el costo (δ^b) percibidos provienen de obedecer y romper una prescripción respectivamente: el superíndice i denota

³Además es posible que los agentes de un mismo grupo puedan adquirir y desarrollar Estrategias Compartidas, Normas y Reglas distintas debido a la forma en que son afectados por su contexto particular.

que un cambio en la valoración de los pagos proviene de fuentes internas⁴ y el superíndice e denota que un cambio en la valoración proviene de fuentes externas⁵.

La introducción de estos parámetros delta en los modelos formales nos permite una mayor precisión en los pesos usados para distinguir entre Permitido, Obligado y Prohibido.

Al introducir los parámetros delta en los juegos “los pagos pueden cambiar lo suficiente para que el resultado predicho de un juego difiera completamente del resultado predicho para un juego similar que no incluya parámetros delta.” (Ostrom, 2005:147)

El componente AIM [I] es una descripción del funcionamiento (trabajo a realizar) en una situación de acción a la cual se refiere el enunciado institucional. En este caso “La descripción puede incluir información sobre un proceso o una fórmula.” (Ostrom, 2005:148)

Las CONDICIONES [C] “indican el conjunto de variables que definen cuándo y dónde se aplica un enunciado institucional.” (Ostrom, 2005:149)

El componente OR ELSE [O] “es la consecuencia que un enunciado institucional asigna al detectar un incumplimiento de los otros componentes del enunciado. En algunos casos el OR ELSE especifica un rango de posibles castigos si no se sigue una regla.” (Ostrom, 2005:149)

Ostrom (2005) ilustra las aplicaciones potenciales de esta gramática institucional en tres áreas: análisis en Teoría de Juegos, síntesis de diversos enfoques teóricos sobre el estudio de Normas y Reglas, y aprendizaje sobre la evolución de Normas y Reglas en investigación empírica.

Con base en la gramática propuesta por Ostrom (2005), podemos describir los enunciados institucionales de la siguiente forma:

1. Estrategias Compartidas. Una Estrategia Compartida es un tipo de enunciado institucional que contiene tres componentes estructurados en la forma $[A][I][C]$.

Por ejemplo:

$[A_1 y A_2][Cooperan][Siempre]$

La predicción sobre el comportamiento de individuos que usan Estrategias Compartidas se basa en “las expectativas que tiene cada agente sobre el comportamiento futuro de los demás.” (Ostrom, 2005:157)

⁴Las fuentes internas incluyen, por ejemplo, la culpa o la vergüenza al romper una prescripción; en el caso de obediencia de una prescripción podemos pensar en la satisfacción propia o la sensación de ser un buen ciudadano.

⁵Las fuentes externas se asocian principalmente con la aprobación o desaprobación social y la reputación.

2. Normas. Una Norma es un enunciado institucional que incluye cuatro componentes y cuya estructura tiene la forma $[A][D][I][C]$.

Por ejemplo:

$[A_1yA_2][Deben][Cooperar][Siempre]$

“Por normas quiero decir las valuaciones internas - positivas o negativas - que un individuo asigna a acciones de un tipo particular. Nos referimos a estas valuaciones internas como un parámetro delta que es sumado o restado del costo objetivo de una acción” (Ostrom y Walker, 2003:40). De esta forma, el nivel de compromiso hecho por un individuo para tomar cierto tipo de acciones futuras puede medirse en términos de los valores de los parámetros delta.

La predicción sobre el comportamiento de individuos en un juego con Normas se basa en “los cambios en los pagos de los jugadores debidos a la inclusión de al menos un parámetro delta en los pagos de los jugadores.” (Ostrom, 2005:158)

“Podemos pensar en las normas como heurísticas que los individuos adoptan desde una perspectiva moral en el sentido de que son los tipos de acciones que desean seguir en sus vidas. Una vez que las normas son compartidas de manera general en una población, las expectativas pueden converger a puntos focales” (Ostrom y Walker, 2003:41).

3. Reglas. Una Regla es un enunciado institucional que incluye los cinco componentes estructurados en la forma $[A][D][I][C][O]$.

Por ejemplo:

$[A_1yA_2][Deben][Cooperar][Siempre][O \text{ de lo contrario tendrán una sanción } F]$

“Por reglas quiero decir el entendimiento compartido que un grupo desarrolla de que ciertas acciones en una situación particular deben, no deben o pueden ser realizadas y que habrá sanciones contra aquellos que no sigan la regla” (Ostrom y Walker, 2003:41).

De esta manera, la predicción sobre el comportamiento de individuos en un juego con Reglas se basa en: cambios en los pagos de los jugadores debidos a la adición de al menos un parámetro delta, el establecimiento de consecuencias institucionales como consecuencia del rompimiento de la Regla, la posibilidad de ser detectado al romper una Regla, la existencia de al menos un jugador que desempeña el papel de monitor, la existencia de al menos un jugador con la autoridad de imponer la

condición OR ELSE y la estructura de pagos del juego base (antes de la inclusión de parámetros delta).

Tradicionalmente el análisis institucional se ha enfocado en las reglas por dos razones:

1. Frecuentemente se requiere analizar el impacto de un cambio en las reglas, ya sea que el cambio sea propuesto o haya realmente ocurrido.
2. Los analistas institucionales reconocen que “los cambios en las reglas pueden ser más fáciles o más estables que intentar cambiar la situación a través de cambios en el mundo biofísico o en los atributos de la comunidad.” (Ostrom, 2005:138)

Para salvar esta limitación del análisis institucional, la gramática de las instituciones es una herramienta que nos permite plantear preguntas claras sobre cómo y por qué evolucionan las Estrategias Compartidas, Normas y Reglas.

De acuerdo con la gramática de Ostrom cualquier tipo de enunciado institucional tiene al menos 3 componentes comunes: $[A]$, $[I]$, $[C]$. Lo que hace la diferencia entre los tres tipos de enunciados institucionales que distingue Ostrom son los componentes $[D]$ y $[O]$.

La evolución de los enunciados institucionales no tiene por qué seguir necesariamente la trayectoria

$$[A][I][C] \leftrightarrow [A][D][I][C] \leftrightarrow [A][D][I][C][O]$$

en la cual se introduce o elimina un componente a la vez, como menciona Ostrom (2005).

Mi propuesta es que existe evidencia suficiente (Ostrom, 1990; Ostrom y Walker, 2003; Ostrom, 2005; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010) para plantear un esquema de evolución institucional en la forma mostrada en la Figura 5.1.

El componente $[D]$ se introduce en la forma de parámetros δ^o y δ^b en la matriz de pagos que percibe el agente, mientras que el componente $[O]$ se introduce en la forma de una sanción F sobre el pago objetivo.⁶

La introducción de los componentes $[D]$ y $[O]$ puede transformar el modelo interno que perciben los agentes de tal manera que la regla de decisión utilizada se aproxime a una regla de decisión óptima.

⁶En la gramática institucional de Ostrom los parámetros delta y las sanciones se agregan en forma aditiva a los pagos, por ejemplo en la forma $T - \delta^b - F$. Esto genera un problema importante para definir las unidades con que se comparan los pagos en la matriz de pagos resultante pues los parámetros delta que son valoraciones subjetivas deben sumarse con pagos objetivos. Sin embargo, si la información es ponderada es posible que los parámetros delta entren en forma multiplicativa al modelo evitando la ambigüedad en la definición de las unidades en las que se miden los pagos, de esta forma podemos escribir $T\delta^b - F$. Así el parámetro δ^b sirve como unidad adimensional de escala para el pago objetivo T .

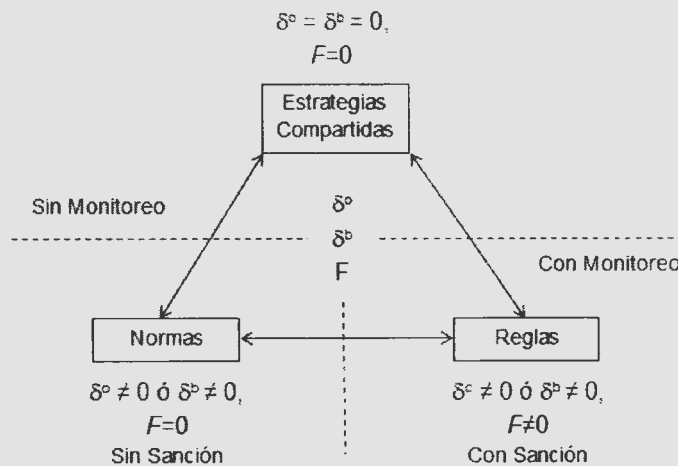


Figura 5.1: Evolución de los Enunciados Institucionales

5.3. JDP con Normas

En un dilema social modelado mediante el JDP, la Teoría de Juegos no cooperativos predice que los individuos contribuirán de manera subóptima a la solución del dilema debido a que elegirán la estrategia dominante de desertión D , obteniendo un resultado inferior al que podrían obtener si eligieran como estrategia la cooperación. C .

Sin embargo, la investigación de campo ha mostrado que muchos individuos en la vida cotidiana se desvían de este patrón de comportamiento predicho por la Teoría de Juegos no cooperativos (Ostrom, 1990; Ostrom y Walker, 2003; Ostrom, 2005; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010).

“Estas anomalías aparentes pueden ser explicadas, sin embargo, por factores que enfrenta un individuo y que pueden transformar la matriz de pagos de un Juego del Dilema del Prisionero a algún otro Juego. En la práctica es difícil saber si los individuos realmente enfrentan un Juego del Dilema del Prisionero debido a que hay muchas variables no controlables que deben tomarse en cuenta para [explicar] el comportamiento observado.” (Ostrom et al. 2001:138).

Como punto de partida para estudiar el impacto de las instituciones en la evolución de la cooperación modificaremos el JDP para incluir Normas de acuerdo a la idea planteada por Ostrom (2005). mediante la inclusión de parámetros delta en el modelo que reflejan una valoración interna que hacen los agentes y que modifica su modelo interno de la estructura de pagos de la situación que enfrentan. De esta forma el modelo refleja el hecho de que los agentes calculan el beneficio ya no solo en términos de la ganancias

objetivas inmediatas, sino que en su cálculo se toman en cuenta factores psicológicos.

En un juego con Normas tal como el que propone Ostrom (2005) aparece un tercer jugador en el JDP, el monitor, cuya razón para monitorear es solamente la recompensa objetiva.

A diferencia del juego planteado por Ostrom (2005), el JDP con Normas que presento en el Cuadro 5.1 supone que son los mismos jugadores los encargados de realizar el monitoreo con sus vecinos inmediatos ⁷. El pago subjetivo que reciben por su actividad de monitorear y de ser a su vez monitoreados se refleja en los parámetros delta de la matriz de pagos.

		A_2	
		C	D
A_1	C	$(R + \delta^o, R + \delta^o)$	$(S + \delta^o, T - \delta^b)$
	D	$(T - \delta^b, S + \delta^o)$	$(P - \delta^b, P - \delta^b)$

Cuadro 5.1: Matriz de Pagos del Juego del Dilema del Prisionero con Normas

En este juego sólo se considera el efecto neto de obedecer la norma (δ^o) y de romper la norma (δ^b) y por el momento no se especifica si la mayor contribución viene de fuentes internas o externas.

Los agentes no sólo evalúan el desempeño de su estrategia (C ó D) en términos económicos, sino que además pueden evaluar la utilidad de una norma dada en un momento específico y en condiciones específicas.⁸

A diferencia del JDP sin Normas (Cuadro 3.1) en donde la estrategia dominante es siempre (D, D) , en el JDP con Normas la estrategia dominante puede ser (C, C) si se satisfacen las siguientes condiciones:

1. $R + \delta^o > T - \delta^b \Rightarrow \delta^o + \delta^b > T - R > 0$
2. $S + \delta^o > P - \delta^b \Rightarrow \delta^o + \delta^b > P - S > 0$

Por lo tanto al modificar el juego con la inclusión de Normas puede cambiarse la estrategia dominante de (D, D) a (C, C) si

⁷En este caso el costo del monitoreo se considera despreciable y no se genera ninguna recompensa objetiva inmediata por esta actividad.

⁸Esta evaluación se ve reflejada en la introducción de parámetros delta al modelo interno del Juego del Dilema del Prisionero que tiene cada agente.

$$\delta^o + \delta^b > \max(T - R, P - S) \quad (5.2)$$

En el modelo de Ostrom (2005) se muestra que “la introducción de normas o monitoreo no es suficiente para cambiar el resultado predicho del Juego del Dilema del Prisionero. y que el cambio en el resultado predicho no siempre es benéfico socialmente. Las únicas regiones de equilibrio donde los jugadores seleccionan una estrategia pura de cooperación es cuando las normas internas generan parámetros con altos costos internos relativos a la ventaja de la deserción” (Ostrom, 2005:161-162).

El uso de la gramática institucional ADICO de Ostrom nos permite extender los modelos de la Teoría de Juegos para incluir pagos subjetivos. Por lo tanto, podemos considerar el JDP del Cuadro 3.1 como un caso particular del JDP con Normas del Cuadro 5.1, si tomamos $\delta^o = 0$ y $\delta^b = 0$ ⁹.

¿Qué factores pueden cambiar la estructura de la matriz de pagos que perciben los agentes? Podemos identificar al menos 2 fuentes principales:

1. Cambios en el ambiente externo que hacen que los valores objetivos asignados a un recurso cambien. Por ejemplo, el agua tiene un valor diferente en tiempo de escasez que en tiempo de abundancia.
2. Cambios en las valoraciones internas que los agentes hacen sobre un recurso. Estas valoraciones pueden reflejarse en las Estrategias Compartidas, Normas y Reglas que usan los agentes. Por ejemplo, en tiempos de escasez tiende a incrementarse el monitoreo y la magnitud de las sanciones (tanto internas como externas) sobre el uso del agua.

Supongamos que en condiciones normales los apropiadores de un Recurso de Uso Común (RUC) perciben una estructura de pagos como la reflejada en el Cuadro 5.1.

Si se da una condición de abundancia sobre el RUC de tal manera que todos pueden obtener el recurso sin mucho esfuerzo, los apropiadores pueden percibir una estructura del JDP en la cual $T \approx R \approx P \approx S$ y $\delta's \rightarrow 0$. Entonces los agentes son casi indiferentes a la elección de una estrategia C o D . La condición de abundancia hace que la sustractividad del recurso sea una condición menos importante, al igual que el monitoreo y las sanciones sobre el uso de este recurso¹⁰.

⁹En ese caso no se cumple $\delta^o + \delta^b > 0$ y por lo tanto la estrategia dominante del juego es (D, D) .

¹⁰En este caso la percepción de los agentes puede llevarlos a modificar su modelo interno de la situación de tal manera que el recurso se transforma de un RUC a un Bien Público, aunque la naturaleza del recurso no cambia en la realidad.

Por el contrario, si se da una condición de escasez sobre el RUC, los apropiadores pueden percibir una estructura de pagos en la que $T \gg R \gg P \gg S$ donde el símbolo $\gg$ indica una diferencia grande entre los valores. además en esta situación debería ocurrir que $|\delta's| \rightarrow \infty$ lo cual puede acentuar más las diferencias en la estructura de pagos del JDP con Normas o incluso cambiar completamente la estructura del juego que perciben los agentes.

Sin embargo, si se mantiene la misma estructura del JDP, los jugadores pueden seguir usando la misma regla de decisión, por ejemplo la obtenida con el Algoritmo Genético, que no depende de los valores T, R, P, S , sino de que se mantenga la estructura del JDP.

Por otro lado, si la estructura del juego cambia, los agentes necesitarán usar una nueva regla de decisión con la expectativa de obtener valores cercanos al equilibrio óptimo definido por este nuevo juego. Si los agentes no disponen de tal regla, necesitarán construirla a medida que enfrentan el juego de manera iterada y refinan su conocimiento de la situación.¹¹

¿Cuántos Juegos distintos pueden originarse a partir de cambios en los valores de los pagos T, R, P, S y los parámetros $\delta's$ del JDP con Normas del Cuadro 5.1?

Lo que es claro es que estos cambios producirán un conjunto de 4 valores $\{T', R', P', S'\}$ ¹² que no necesariamente mantienen el orden original de los valores $T > R > P > S$.

Consideremos que un juego está definido por su estructura de pagos en la forma mostrada en el Cuadro 5.2

		A_2	
		C	D
A_1	C	(p_1, p_2)	(p_3, p_4)
	D	(p_5, p_6)	(p_7, p_8)

Cuadro 5.2: Matriz de Pagos de un Juego

donde $p_i \in \{T', R', P', S'\}$ para $i = 1, 2, \dots, 8$.

Entonces, formalmente el máximo número de juegos posibles que podrían definirse es $4^8 = 65536$. Aunque este número es grande, no todos los juegos son realmente diferentes en su estructura.

¹¹El Algoritmo Genético es una herramienta que hace posible la búsqueda de estas nuevas reglas de decisión al igual que en el caso de la búsqueda de una regla alterna a la regla de imitación (RI).

¹²Generalmente estos valores serán distintos aunque puede darse el caso de que algunos de estos valores sean iguales entre sí.

Por ejemplo, a partir del Cuadro 5.2 podemos definir formalmente 4 juegos de la siguiente manera:

1. $p_i = T'$ para $i = 1, 2, \dots, 8$
2. $p_i = R'$ para $i = 1, 2, \dots, 8$
3. $p_i = P'$ para $i = 1, 2, \dots, 8$
4. $p_i = S'$ para $i = 1, 2, \dots, 8$

Aunque esta elección de pagos define 4 juegos diferentes, todos ellos pertenecen a un mismo tipo común de juego que podríamos llamar “Juego de Indiferencia”, debido a que sin importar la estrategia usada ambos jugadores obtendrán el mismo pago.

De igual forma con el conjunto $\{T', R', P', S'\}$ pueden generarse 6 “Juegos de Coordinación” con la estructura mostrada en el Cuadro 5.3

		A_2	
		C	D
A_1	C	(p, p)	(q, q)
	D	(q, q)	(q, q)

Cuadro 5.3: Matriz de Pagos de un Juego de Coordinación

donde $p, q \in \{T', R', P', S'\}$ con $p > q$.

Además es muy probable que muchos de estos juegos no tengan sentido en el mundo real aún cuando exista un modelo matemático formal del juego.

Recordemos que en el JDP hay simetría de pagos. Si por alguna razón la estructura del juego cambia de tal manera que se pierde la simetría de los pagos, esto implicaría que los agentes podrían considerarse con poderes asimétricos en cuanto a su capacidad de explotación y uso del RUC.

¿Bajo qué condiciones se preserva la estructura del Juego del Dilema del Prisionero?

Aunque es cierto que la estructura de la Matriz de Pagos del JDP puede modificarse con la introducción de los parámetros δ' s al modelo, veremos que de hecho existe una infinidad de combinaciones de parámetros δ^o y δ^b que preservan la estructura del JDP. Para ello es necesario que se cumpla la relación

$$T - \delta^b > R + \delta^o > P - \delta^b > S + \delta^o$$

que es equivalente a las tres desigualdades siguientes:

1. $T - \delta^b > R + \delta^o$
2. $R + \delta^o > P - \delta^b$
3. $P - \delta^b > S + \delta^o$

La solución de la primera y tercera desigualdades puede resumirse en

$$\delta^o + \delta^b < m = \min(T - R, P - S) \quad (5.3)$$

Mientras que la segunda desigualdad puede reescribirse en la forma

$$\delta^o + \delta^b > P - R \quad (5.4)$$

Por lo tanto el JDP con Normas representado en el Cuadro 5.1 mantendrá la estructura del JDP básico en la región del plano $\delta^o \delta^b$ acotada por las relaciones (5.3) y (5.4). En la Figura 5.2 esta región corresponde al interior de la franja comprendida entre las rectas $\delta^o + \delta^b = P - R$ y $\delta^o + \delta^b = m$ (sin tomar en cuenta los puntos sobre dichas rectas).

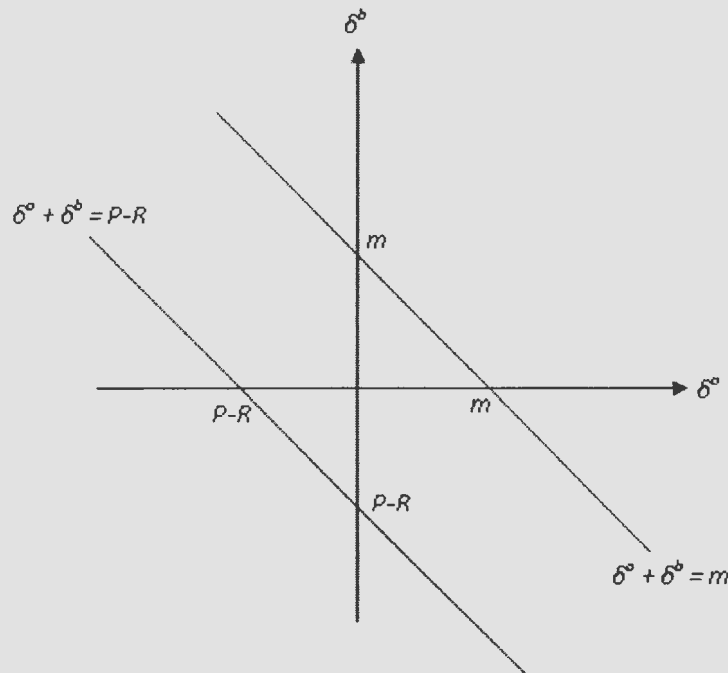


Figura 5.2: Combinaciones de parámetros δ' s que preservan la estructura del JDP

Notemos que $P - R < 0$ y $m = \min(T - R, P - S) > 0$. así que el interior de la franja definida por las rectas $\delta^o + \delta^b = P - R$ y $\delta^o + \delta^b = m$ es un conjunto no vacío de pares de

valores δ^o y δ^b que preservan la estructura del JDP considerando la inclusión de Normas al modelo.

5.4. JDP con Normas y Autómata Celular.

En el Capítulo 3 se estudió la evolución de la cooperación en un modelo de Autómata Celular cuando los agentes se enfrentan mediante un JDP básico como el mostrado en el Cuadro 3.1.

¿Cuál es el impacto en la evolución de la cooperación en el modelo de Autómata Celular cuando se usa el JDP con Normas del Cuadro 5.1?

Para responder a esta cuestión usaré la misma configuración espacial del Autómata Celular en la que cada agente está rodeado por 4 vecinos (Arriba, Abajo, Izquierda y Derecha) y por lo tanto participa de forma simultánea en 4 Juegos del Dilema del Prisionero con Normas. Consideraremos además que los agentes siguen la RI.

Igual que antes el pago total que recibe cada agente es la suma de los pagos obtenidos al jugar el JDP con Normas con cada uno de sus vecinos.

Sea n el número de vecinos del agente A_{ij} y k el número de vecinos que cooperan, entonces su pago total está determinado por:

$$T_{ij}(A_{ij}) = \begin{cases} k(T - \delta^b) + (n - k)(P - \delta^b) & \text{si } A_{ij} = D \\ k(R + \delta^o) + (n - k)(S + \delta^o) & \text{si } A_{ij} = C \end{cases} \quad (5.5)$$

A diferencia del modelo sin Normas del Capítulo 3 en el que $T_{ij}(D) > T_{ij}(C)$, si se cumple la relación (5.2) resultará que $T_{ij}(C) > T_{ij}(D)$. Si este es el caso, una vez que se conocen las estrategias de los vecinos, la mejor opción para cada jugador sería elegir C . Entonces, en este juego, si cada jugador elige su estrategia con el fin de maximizar su pago total inmediato, eventualmente todos los agentes de la población deberían elegir C . Sin embargo, la experiencia nos dice que esta situación es poco probable.

Para comenzar a estudiar este modelo de Autómata Celular basado en el JDP con Normas procederemos como sigue:

Consideremos la configuración de un Autómata Celular de tamaño 5×5 como la que se muestra en el cuadro 5.4.

En $t = 0$ el agente $A_{33} = D$ y tiene $k_1 = 1$ vecino cooperador, su vecino $A_{43} = C$ y tiene $k_2 = 3$ vecinos cooperadores¹³. ¿Cómo elegirá su siguiente estrategia el agente A_{33} ?

¹³Al igual que antes, los casos $k_1 = k_2$ resultan de poco interés pues son simétricos y los agentes obtienen los mismos pagos. El resto de los casos con $k_1 \neq k_2$ puede analizarse de forma similar a este ejemplo

D	D	D	D	D
D	D	D	D	D
D	D	D	D	D
C	C	C	C	C
C	C	C	C	C

Cuadro 5.4: Configuración posible de un Autómata Celular de tamaño 5×5

Notemos que sus vecinos a la izquierda (A_{32}) y a la derecha (A_{34}) están en una situación idéntica así que sus pagos totales deben ser iguales al del agente A_{33} . Por otro lado, es claro que su vecino de arriba (A_{23}) obtiene un pago total menor. Sólo resta comparar los pagos totales con su vecino de abajo (A_{43}).

Usando la fórmula (5.5) sus pagos totales respectivos son:

$$T_{33}(D) = k_1(T - \delta^b) + (n - k_1)(P - \delta^b) = 1(T - \delta^b) + (4 - 1)(P - \delta^b) = T + 3P - 4\delta^b$$

$$T_{43}(C) = k_2(R + \delta^o) + (n - k_2)(S + \delta^o) = 3(R + \delta^o) + (4 - 3)(S + \delta^o) = 3R + S + 4\delta^o$$

Entonces debemos considerar 2 casos:

1. $T_{33} \geq T_{43}$, es decir $T + 3P - 4\delta^b \geq 3R + S + 4\delta^o$, lo cual implica que

$$\delta^o + \delta^b \leq \frac{3(P - R) + (T - S)}{4} \quad (5.6)$$

Si se cumple esta relación, el agente A_{33} no copiará la estrategia de su vecino, se mantendrá en D en el siguiente periodo.

2. $T_{33} < T_{43}$, es decir $T + 3P - 4\delta^b < 3R + S + 4\delta^o$, lo cual implica que

$$\delta^o + \delta^b > \frac{3(P - R) + (T - S)}{4} \quad (5.7)$$

Si se cumple esta relación, el agente A_{33} copiará la estrategia de su vecino, es decir, elegirá C en el siguiente periodo.

Supongamos que el Juego del Dilema del Prisionero con Normas usado es el que se muestra en el Cuadro 5.5

		A_2	
		C	D
A_1	C	$(20 + \delta^o, 20 + \delta^o)$	$(10 + \delta^o, 22 - \delta^b)$
	D	$(22 - \delta^b, 10 + \delta^o)$	$(16 - \delta^b, 16 - \delta^b)$

Cuadro 5.5: Posible Matriz de Pagos del JDP con Normas

Con la matriz de pagos del Cuadro 5.5 podemos usar la relación (5.6), a partir de lo cual obtenemos

$$\delta^o + \delta^b \leq 0 \quad (5.8)$$

que representa la relación entre los parámetros δ^o y δ^b que harán que el agente A_{33} mantenga su estrategia D en el siguiente periodo.

Usando la relación (5.7) obtenemos

$$\delta^o + \delta^b > 0 \quad (5.9)$$

que representa la relación entre los parámetros δ^o y δ^b que harán que el agente A_{33} cambie su estrategia de D a C en el siguiente periodo.

Geoméricamente podemos representar estas relaciones entre parámetros delta como las regiones del plano que se muestran en la Figura 5.3

A partir de los valores del Cuadro 5.5 usamos las relaciones (5.3) y (5.4) y obtenemos respectivamente

$$\delta^o + \delta^b < 2 \quad (5.10)$$

$$\delta^o + \delta^b > -4 \quad (5.11)$$

Podemos usar las relaciones (5.8), (5.9), (5.10) y (5.11) para restringirnos a los casos en los que después de la introducción de parámetros delta a la matriz de pagos se preserva la estructura del Juego del Dilema del Prisionero. En la Figura 5.4 se muestran las regiones de interés.

Si después de introducir los parámetros delta al modelo se preserva la estructura del Juego del Dilema del Prisionero, el agente $A_{3,3}$ mantendrá su estrategia D para el siguiente periodo si los parámetros delta están en la región $-4 < \delta^o + \delta^b \leq 0$, mientras que en la región $0 < \delta^o + \delta^b < 2$ el agente cambiará su estrategia de D a C .

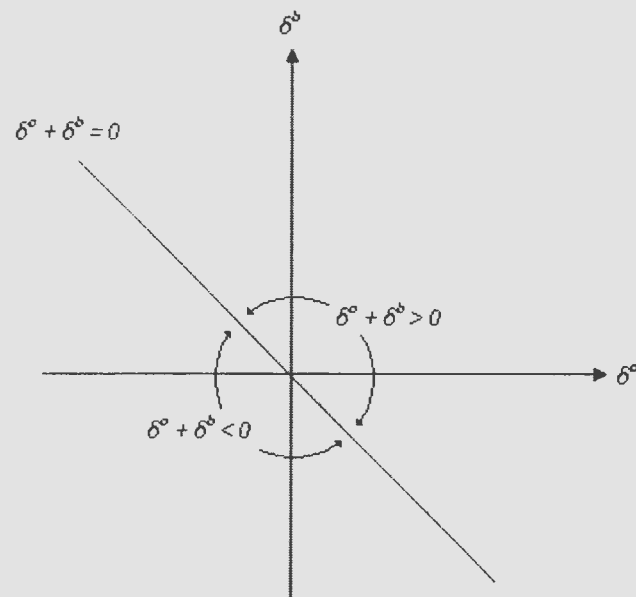


Figura 5.3: Regiones de elección de estrategia C o D

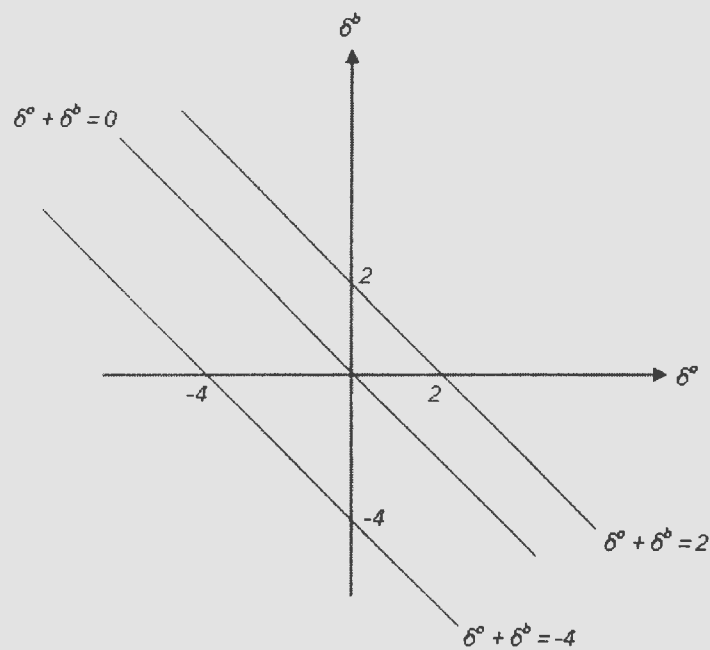


Figura 5.4: Regiones de Clases de Equivalencia de Agentes (o Normas)

¿Qué implicaciones tienen las relaciones (5.8) y (5.9) anteriores?

Notemos que el agente A_{33} mantendrá su estrategia D para cualquier combinación de δ^o y δ^b que satisfaga la relación (5.8).

Entonces podemos reemplazar al agente A_{33} por cualquier agente que tenga un modelo interno distinto que satisfaga la relación (5.8) sin que esto provoque cambios en la evolución del sistema. Por ejemplo para tener

$$\delta^o + \delta^b \leq 0$$

todos los agentes del Cuadro 5.6 son “equivalentes”.

i	A_i	δ^o	δ^b	$\delta^o + \delta^b$
1	A_1	0	0	0
2	A_2	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
3	A_3	$\frac{1}{2}$	-1	$-\frac{1}{2}$
4	A_4	-1	-1	-2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$

Cuadro 5.6: Clase de Equivalencia de Agentes que mantienen la estrategia D

De forma similar el agente A_{33} cambiará su decisión de D a C para cualquier combinación de δ^o y δ^b que satisfaga la relación (5.9).

Entonces podemos reemplazar al agente A_{33} por cualquier agente que tenga un modelo interno distinto que satisfaga la relación (5.9) y la evolución del sistema será la misma. Por ejemplo para tener

$$\delta^o + \delta^b > 0$$

todos los agentes del Cuadro 5.7 son “equivalentes”.

i	A_i	δ^o	δ^b	$\delta^o + \delta^b$
1	A_1	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{2}$
2	A_2	$-\frac{1}{2}$	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$
3	A_3	1	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$
4	A_4	1	1	2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$

Cuadro 5.7: Clase de Equivalencia de Agentes que cambian su estrategia D a C

A diferencia de la propuesta de Ostrom (2005) en donde $\delta^o > 0$ y $\delta^b < 0$ ¹⁴, este planteamiento muestra que tiene sentido hablar de situaciones en las que la percepción del agente puede ser:

1. $\delta^o < 0$. En este caso el agente considera que la obediencia de una regla le causa un perjuicio.
2. $\delta^b > 0$. En este caso el agente considera que romper una regla le produce un beneficio.

y lo que resulta importante al momento de tomar la decisión para el siguiente periodo es el valor total $\delta^o + \delta^b$ más que los signos y magnitudes de los parámetros delta dentro de una región específica.

Lo que esto significa básicamente, es que existe una infinidad de combinaciones de parámetros delta (o Normas) que funcionan de manera equivalente para el agente al momento de tomar su decisión de estrategia C o D para el siguiente periodo¹⁵.

5.5. JDP con Reglas

Al agregar el componente $[O]$ a una Norma $[A][D][I][C]$ se obtiene una Regla de acuerdo a la gramática de Ostrom (2005). El componente $[O]$ se agrega a la matriz de pagos en la forma de una sanción F sobre el pago objetivo cuando no se cumple la Regla.

En un juego con Reglas tal como el que propone Ostrom (2005) además de los agentes A_1 y A_2 que enfrentan directamente la situación de dilema, aparecen dos jugadores adicionales en el JDP: el monitor y el sancionador sujetos a una norma de monitoreo y sanción respectivamente. Estos actores reciben por su actividad recompensas tanto objetivas como subjetivas.

En la modificación del JDP que presento a continuación se supone que al igual que en muchas situaciones reales serán los propios jugadores A_1 y A_2 quienes tomen los papeles de monitores y sancionadores y por lo tanto adquieren nuevas capacidades de decisión y acción. En tales casos A_1 y A_2 no estarán sujetos sólo a una Regla de cooperación, sino que deben poseer una combinación de elementos institucionales que incluyen la Regla de cooperación, Normas de monitoreo y sanción y Estrategias Compartidas.

¹⁴Los parámetros delta se adicionan a la Matriz de Pagos del Juego del Dilema del Prisionero con sus signos correspondientes $+\delta^o$ y $-\delta^b$

¹⁵Esto nos ubica en un viejo dilema, la elección entre un agente representativo y la diversidad de agentes para modelar el sistema. Al parecer lo que se requiere es un punto intermedio: clases de agentes representativos, lo cual es consistente con la diversidad de tipos mencionada anteriormente.

Cuando son los mismos jugadores los que toman el papel de monitores y sancionadores sus pagos tienden a incrementarse objetivamente al cumplir la regla de cooperación y subjetivamente al cumplir las normas de monitoreo y sanción tal como se muestra en el Cuadro 5.8.

		A_2	
		C	D
A_1	C	$(R + \delta^o, R + \delta^o)$	$(S + \delta^o, T - \delta^b - F)$
	D	$(T - \delta^b - F, S + \delta^o)$	$(P - \delta^b - F, P - \delta^b - F)$

Cuadro 5.8: Matriz de Pagos del JDP con Reglas

Ya se estudió el efecto de los parámetros delta en el caso del JDP con Normas. ¿Qué papel juega la sanción F en la modificación de la estructura del JDP?

Para entender el efecto de F en la modificación de la estructura del Juego del Dilema del Prisionero supongamos un caso ideal en el que minimizamos el efecto de las valoraciones subjetivas y nos centramos en el efecto de la sanción F . Esto puede lograrse considerando simplemente que $\delta^o \rightarrow 0$ y $\delta^b \rightarrow 0$ de tal manera que sus efectos pueden considerarse despreciables. Entonces la matriz de pagos del Cuadro 5.8 se transforma en la matriz mostrada en el Cuadro 5.9

		A_2	
		C	D
A_1	C	(R, R)	$(S, T - F)$
	D	$(T - F, S)$	$(P - F, P - F)$

Cuadro 5.9: Efecto de F en la Matriz de Pagos del JDP con Reglas

Para que en el Cuadro 5.9 la estrategia de equilibrio de Nash sea (C, C) se requiere que:

1. $R > T - F$
2. $S > P - F$

La solución a ambas desigualdades en términos de F puede resumirse en

$$F > \max\{T - R, P - S\} \quad (5.12)$$

Los valores de F que satisfacen la relación (5.12) cambian los pagos objetivos de la estructura del Juego del Dilema del Prisionero de tal forma que el equilibrio de Nash pasa de la desertión mutua a la cooperación mutua.

Notemos que en el juego con Normas la introducción de parámetros delta cambia la estructura subjetiva percibida por los agentes, mientras que en el juego con Reglas el valor F cambia la estructura objetiva del juego al modificar los pagos reales que reciben los agentes.

Existe evidencia empírica que muestra que en muchas situaciones son los propios jugadores que enfrentan el dilema quienes realizan también el monitoreo y sanción, e incluso están dispuestos a absorber los costos asociados aún cuando esto vaya en contra de su beneficio inmediato (Ostrom, 1990; Ostrom y Walker, 2003; Ostrom, 2005; Poteete, Janssen y Ostrom, 2010; Nowak, 2012). Las actividades de monitoreo y sanción realizadas por los agentes pueden interpretarse como una forma de autoprotección y su costo inmediato puede considerarse como una inversión que les reditúa mayores beneficios en el largo plazo.

Aunque ya no se construye el modelo correspondiente podemos mencionar que, de forma similar al caso del JDP con Normas, es posible utilizar un Autómata Celular para estudiar la evolución de la cooperación usando un JDP con Reglas.

Capítulo 6

Co-evolución de las Normas y la Cooperación

6.1. Dinámica Institucional

Los sistemas sociales son buenos ejemplos de sistemas complejos adaptables en los que los individuos ocupan diferentes roles regulados en gran medida por normas sociales y por lo tanto no es adecuado considerar el tipo representativo de agentes racionales sino más bien debemos considerar que “Los individuos son actores motivados para cumplir estos roles a través de una combinación de incentivos materiales y compromisos normativos” (Gintis 2009:231).

Como se ha mencionado anteriormente, es frecuente que los agentes involucrados en un dilema social enfrenten el problema de resolver un dilema de segundo orden para proveer reglas las institucionales que mejoren los resultados hasta niveles cercanos al óptimo en el dilema social de primer orden que enfrentan inicialmente.

Ante tales situaciones, el surgimiento de enunciados institucionales no es un proceso de generación espontánea. Las instituciones que pueden considerarse funcionales en un contexto específico no surgen de la nada, son el resultado de un proceso evolutivo en el que participan de manera activa los agentes en su búsqueda de soluciones a los dilemas que enfrentan. Las instituciones no son artefactos estáticos, su uso y valor pueden cambiar con el tiempo y con el contexto específico. Por lo tanto, para poder entender el papel de las instituciones en un problema particular como la cooperación, es necesario estudiarlas desde el punto de vista dinámico a la par de la evolución del problema mismo.

Una gran cantidad de evidencia experimental sustenta la hipótesis de que la comunicación entre los agentes incrementa los niveles de cooperación (Ostrom, 1990; Ostrom y

Walker, 2003; Ostrom, 2005; Potete, Janssen y Ostrom, 2010).

“Las razones ofrecidas por los investigadores experimentales sobre el tema incluyen que: 1) Transfiere información de aquellos que pueden figurar una estrategia óptima a aquellos que no comprenden completamente cuál estrategia conjunta podría ser óptima: 2) Permite el intercambio de promesas; 3) Incrementa la confianza mutua y así afecta las expectativas sobre el comportamiento de otros; 4) Agrega valor a la estructura subjetiva de pagos; 5) Refuerza valores normativos previos y 6) Facilita el desarrollo de la identidad del grupo” (Ostrom y Walker, 2003:33).

El hecho de tener agentes heterogéneos en el sistema implica la posibilidad de que existan múltiples representaciones de la situación que enfrentan y por lo tanto múltiples estrategias de solución al problema dentro del mismo grupo. Esto es debido a que cada agente puede tener un modelo mental diferente de la situación lo que a su vez es una de las fuentes de la diversidad de estrategias de solución. Es posible que algunos individuos sean capaces de descubrir y explotar una estrategia óptima o lo suficientemente buena mientras que otros estarán interactuando con sus vecinos usando una estrategia subóptima, en cualquier caso la interacción repetida les permitirá ajustar dicha estrategia a través del tiempo. Esta diversidad de estrategias para la búsqueda de una solución óptima o por lo menos lo suficientemente aceptable produce también diversidad de conocimiento sobre el problema y su posible solución. La comunicación se convierte entonces en un mecanismo de tránsito del conocimiento individual al conocimiento común, lo que puede provocar la convergencia de todas las estrategias diferentes a una estrategia común que sea óptima o al menos lo suficientemente aceptable en conjunto.

Sin embargo, debemos tener cuidado pues el hecho de que se genere conocimiento común no necesariamente significa que ese conocimiento sea correcto. Es posible que las estrategias de todos los agentes evolucionen y converjan a una estrategia común que no sea óptima o que incluso ni siquiera sea lo suficientemente aceptable. Por ello, mantener cierto nivel de diversidad en las estrategias de solución resulta importante, es una garantía para evitar el estancamiento y seguir explorando el espacio de búsqueda.

Sabemos que la inclusión de instituciones a través de los parámetros δ s en los modelos internos de los agentes crea diversidad en la representación que ellos construyen del problema. La comunicación que se logra con la interacción social repetida es el puente que permite la comparación y ajuste entre las diversas estructuras subjetivas de pagos que tienen los agentes, permitiendo a su vez el refuerzo positivo o negativo de estas estructuras. Las instituciones son instrumentos con contenido informativo y normativo que coordinan el comportamiento de los agentes en forma tal que los agentes no solo transfieren información sobre cuál es la estrategia óptima, sino también sobre los valores institucionales que

les hacen ver ciertas estrategias como válidas y útiles en un contexto específico. De esta manera los valores institucionales representados de manera formal mediante los parámetros delta pueden reforzar de manera positiva o negativa algún comportamiento de los agentes.

6.2. Internalización

En las sociedades humanas el nivel de cooperación varía ampliamente a lo largo del tiempo y en diversos grupos sociales que van desde pequeñas familias hasta las modernas y complejas formas de organizaciones sociales a gran escala.

Todas las sociedades humanas han encontrado patrones regulares y expectativas de comportamiento que reflejan una noción compartida de lo que es el comportamiento individual apropiado dentro del grupo al cual se pertenece. Regularmente las desviaciones de estas expectativas normativas provocan respuestas que pueden manifestarse como un castigo hacia quien ha fallado en cumplir las expectativas normativas establecidas.

Una gran cantidad de trabajo experimental confirma que los individuos están dispuestos a castigar a otros aún cuando se incurre en un alto costo personal por la aplicación del castigo, pero esto sólo ocurre si se ha violado alguna noción específicamente cultural y compartida de lo que el grupo entiende por justicia (Henrich, 2000; Henrich et al, 2001; Henrich y Smith 2003). El castigo sin embargo, no es la única forma de sostener una Norma. Los individuos pueden generar disuasivos internos y no materiales como la culpa y la vergüenza para anticiparse al rompimiento de una Norma. Por otro lado, la reputación es en casi todas las sociedades un incentivo externo para evitar el incumplimiento de una Norma. (Henrich et al., 2003)

Axelrod (1997) también señala una serie de mecanismos que pueden sustentar una Norma - por ejemplo una Norma de cooperación - parcialmente establecida. Estos mecanismos son: las metanormas, la dominación de un grupo sobre otro, la internalización, la disuación, la prueba social, la membresía voluntaria en un grupo, las leyes y la reputación.

Una de las causas por las que las sociedades humanas han sido exitosas en la solución de problemas que requieren la cooperación es que estas sociedades se mantienen unidas por valores morales que se transmiten de generación en generación mediante una extensa serie de interacciones sociales personales. Estos valores son asimilados a través de la internalización de Normas. Las Normas internas en culturas exitosas muchas veces subordinan el bienestar individual al bienestar grupal y esta subordinación consigue a su vez mejorar el estado individual de los agentes (Bowles y Gintis, 2003).

Cabe mencionar que existe una gran diferencia entre conocer una norma e internalizar dicha norma. Si la norma sólo es conocida pero no internalizada, el individuo sólo es motivado por el incentivo material. Sin embargo, de acuerdo con Axelrod (1997) cuando un individuo rompe una Norma previamente internalizada, sufre un dolor psicológico aunque reciba directamente un beneficio material positivo.

“Una norma interna es un patrón de comportamiento cumplido en parte por sanciones internas, incluyendo la vergüenza y la culpa” (Bowles y Gintis, 2003:439). De acuerdo a esta definición, los individuos siguen Normas internas cuando valoran que ciertos comportamientos son para su propio bien en la medida que les confieren un beneficio objetivo o subjetivo, o a pesar de los efectos que estos comportamientos tengan para su conveniencia o bienestar percibido.

Para Ostrom la internalización de Normas morales es un proceso que provoca un cambio en las preferencias y por tanto en las acciones más allá de las consecuencias de los pagos objetivos (Ostrom y Walker, 2003). De esta forma, la internalización de una Norma es el resultado de experimentar en forma repetida un beneficio o un perjuicio ocasionado por las acciones de otros individuos en la interacción mutua. Por lo tanto “Cuando los individuos internalizan una norma, la frecuencia del comportamiento deseado es mayor que si las personas siguen la norma solo de manera instrumental” (Gintis 2009:233).

¿Por qué los humanos internalizamos Normas? “La capacidad de internalizar normas es casi universal entre los humanos” (Gintis 2009:439). Esta capacidad se desarrolla porque mejora nuestro bienestar individual en un mundo en el que el comportamiento es demasiado complejo para ser evaluado a través de nuestros juicios racionales individuales. El éxito de la internalización depende de muchos factores como el grado de identificación que un individuo tiene con el grupo, y el grado en el cual la Norma y sus promotores sean considerados legítimos. Cuando ésto ocurre, la internalización transforma las Normas de simples restricciones instrumentales para maximizar el bienestar a Normas que son valoradas por sí mismas como fines y no como medios para lograr otros objetivos (Bowles y Gintis, 2003).

“Si aceptamos la noción sociológica de que los individuos internalizan normas que les son transmitidas por sus padres y otros líderes influyentes, resulta muy fácil explicar la cooperación humana” (Bowles y Gintis, 2003:440). Sin embargo, a pesar de su importancia, aún en la actualidad el proceso de internalización de Normas no figura como parte fundamental en los modelos económicos y biológicos del comportamiento humano.

¿Cómo podemos modelar la internalización de normas de cooperación? En el proceso de evolución de una Norma de cooperación, el proceso de internalización debería producir valores $\delta^b < 0$ y $\delta^o > 0$, en la interacción social repetida (cuando $t \rightarrow \infty$), lo cual

provocaría un reforzamiento y que la Norma sea estable. Esto sin embargo, no excluye la posibilidad de que algunos individuos de la población internalicen valores $\delta^b > 0$ ó $\delta^o < 0$. La situación ideal debería ser que $\delta^b \rightarrow -\infty$ y $\delta^o \rightarrow \infty$ cuando $t \rightarrow \infty$. Sin embargo, como menciona Axelrod (1997) es poco probable que todos los individuos en un grupo tengan una norma $\delta^b < 0$ tan fuertemente internalizada que sea negativa para cualquier valor de T^1 .

Al parecer el proceso de internalización no solo reduce la tentación de desertar, sino que puede incrementar los incentivos para castigar a quienes desertan. De esta manera el proceso de internalización puede impulsar la evolución de una Norma en una Regla de acuerdo a la gramática propuesta por Ostrom.

En la interacción social repetida los individuos aprenden las Normas y Reglas sociales de su grupo y el proceso de internalización de Normas forma parte de este proceso de aprendizaje. La importancia de este aprendizaje radica en que “Los mecanismos de aprendizaje permiten la transmisión no genética de repertorios de comportamiento de una generación a la siguiente. Estos mecanismos pueden dividirse en aprendizaje asocial (prueba y error, actualización bayesiana) y aprendizaje social (imitación, enseñanza)” (Henrich et al., 2003:449).

Los procesos de aprendizaje de corto plazo permiten la actualización frecuente. Un ejemplo de aprendizaje de corto plazo es la regla de imitar al mejor vecino (RI).

Por el contrario, los procesos de aprendizaje de largo plazo ocurren con poca frecuencia o sólo durante periodos específicos denominados ventanas de aprendizaje, por ejemplo la adquisición del lenguaje, y es muy probable que entre estos procesos de largo plazo se encuentre también la adquisición de reglas morales y categorías sociales (Henrich et al., 2003).

Por lo tanto, “Comprender los detalles del aprendizaje social humano puede ser críticamente importante para estudiar la evolución de la cooperación” (Henrich et al., 2003:450).

Muchos aspectos de las capacidades del aprendizaje social humano pueden ser entendidos como adaptaciones cognitivas adquiridas para desarrollar un comportamiento adaptable y estrategias a un bajo costo (con un gasto mínimo de recursos) en ambientes pobres en información (Henrich et al., 2003).

“La teoría y la evidencia sugieren que en lugar de simplemente imitar a algún individuo elegido al azar de la población o aprender de los padres, los individuos usan tanto modelos basados en señales como algoritmos integrativos para extraer información adaptativa de su mundo social” (Henrich et al., 2003:451).

¹En la Matriz de Pagos del Juego del Dilema del Prisionero. T es el pago obtenido cuando se deserta, es decir la tentación de desertar.

Al usar modelos basados en señales, los individuos enfocan sus esfuerzos de aprendizaje social en aquellos otros individuos que poseen un comportamiento o información adaptativa que es apropiada para el medio ambiente y circunstancia particular. Una gran cantidad de trabajo empírico en psicología, economía y antropología confirma que las personas imitan de forma preferencial las ideas, opiniones, creencias y comportamiento de individuos prestigiosos, hábiles y exitosos (Henrich et al., 2003).

Los algoritmos integrativos (como las reglas de transmisión conformista del tipo “imitar a la mayoría”) permiten que la información proveniente de múltiples individuos sea combinada de tal manera que incrementa la probabilidad de adoptar las estrategias y comportamientos más adaptables para el medio ambiente actual. Existen razones teóricas y empíricas para pensar que los humanos poseen capacidades cognitivas para la transmisión conformista (Henrich et al., 2003).

Los humanos se apoyan en gran medida en varias formas de aprendizaje, en particular en formas de aprendizaje social. Estos mecanismos de aprendizaje social crean un sistema paralelo de herencia que interactúa con la herencia genética. La herencia genética permite la persistencia de capacidades, el aprendizaje permite la persistencia del conocimiento.

6.3. El Modelo

En esta sección trataremos de responder dos preguntas básicas. Primero, como una parte fundamental de mi propuesta de evolución institucional consiste en estudiar los procesos de evolución entre distintos tipos de enunciados institucionales ² analizaré el caso más sencillo de ¿cómo evoluciona una Estrategia Compartida para convertirse en una Norma? Segundo, ¿cuál es el impacto de este proceso de evolución institucional en la evolución de la cooperación?

En términos de la gramática ADICO de Ostrom, la regla de imitación (RI) tiene la estructura de una Estrategia Compartida $[A][I][C]$ que puede describirse de la siguiente manera ³:

²Tradicionalmente los modelos de evolución institucional estudian los procesos evolutivos dentro de un mismo conjunto de enunciados institucionales. Por ejemplo se estudia la evolución de estrategias compartidas que produce un nuevo conjunto de estrategias compartidas (Axelrod, 1997), o bien se estudia cómo las reglas evolucionan en nuevas reglas (Janssen, 2005).

³Aunque en la implementación del modelo no es necesario escribir la RI en términos de la gramática de Ostrom esto nos permite ver la forma en que se aplica la gramática para caracterizar la RI y entender la forma en que esta Estrategia Compartida puede evolucionar en otro tipo de enunciado institucional.

Regla de Imitación (RI):

[Cada Agente][Coopera][El Agente o alguno de sus vecinos Coopera y obtiene el pago máximo en el encuentro anterior]
[Cada Agente][Deserta][El Agente o alguno de sus vecinos Deserta y obtiene el pago máximo en el encuentro anterior]

Es fácil ver que la estructura $[A][I][C]$ de cualquier Estrategia Compartida, tal como la RI, puede escribirse en la forma $[A][D = 0][I][C]$. Esta Estrategia Compartida se convertirá en una Norma cuando exista algún mecanismo que permita la evolución de los parámetros delta (internos o externos) y por lo tanto los agentes adopten la nueva estructura $[A][D \neq 0][I][C]$ como parte de su repertorio institucional. es decir:

$$[A][D_{t=0} = 0][I][C] \xrightarrow{t} [A][D_{t>0} \neq 0][I][C]$$

Para observar el impacto de la evolución de normas a partir de estrategias compartidas en la evolución de la cooperación partiremos de condiciones iniciales específicas y observaremos las distintas trayectorias de evolución del sistema.

Las condiciones iniciales son:

1. Usaremos la misma matriz de pagos (objetivos) del Juego del Dilema del Prisionero mostrada en el Cuadro 6.1.

		A_2	
		C	D
A_1	C	(16, 16)	(4, 20)
	D	(20, 4)	(8, 8)

Cuadro 6.1: Matriz de Pagos (objetivos) del JDP

Al momento de agregar los parámetros delta, los agentes evaluarán también los pagos subjetivos. Por lo tanto estarán modificando la matriz de pagos de su forma original a la mostrada en el Cuadro 6.2

2. Se usa la misma regla de imitación (RI)(con o sin los parámetros delta correspondientes).
3. Para cada serie de simulaciones se usará una misma configuración inicial de autómatas celular de tamaño 10×10 .

		A_2	
		C	D
A_1	C	$(16 + \delta^{oi} + \delta^{oe}, 16 + \delta^{oi} + \delta^{oe})$	$(4 + \delta^{oi} + \delta^{oe}, 20 + \delta^{bi} + \delta^{be})$
	D	$(20 + \delta^{bi} + \delta^{be}, 4 + \delta^{oi} + \delta^{oe})$	$(8 + \delta^{bi} + \delta^{be}, 8 + \delta^{bi} + \delta^{be})$

Cuadro 6.2: Matriz de Pagos del JDP con parámetros delta

6.3.1. Efecto de los Parámetros delta externos

Debido a que cada agente tiene interacción directa con sus cuatro vecinos inmediatos (Arriba, Abajo, Izquierda y Derecha) jugando con cada uno de ellos un Juego del Dilema del Prisionero, supondremos que se da el monitoreo y cada agente tiene la presión social de los 4 vecinos que le rodean, generando valores para los parámetros delta externos (δ^{oe} y δ^{be})⁴.

¿Cuál es el efecto de los parámetros delta externos en la evolución de la cooperación?

Los parámetros delta externos modifican la estructura de pagos que perciben los agentes y pueden cambiar la estructura del Juego del Dilema del Prisionero básico, produciendo otro juego con equilibrios distintos a los del juego base original. Los deltas externos, sin embargo, tienen un alcance limitado para modificar la dinámica del sistema, debido a que producen un único juego para todos los agentes del sistema que se mantiene sin cambio hasta que se modifican nuevamente estos deltas externos.

La evidencia experimental y de campo demuestran que aún bajo la acción del monitoreo y la presión social las motivaciones internas pueden ser más fuertes para modificar la conducta de los individuos (Ostrom, 2005).

Usaremos la configuración inicial del Autómata Celular mostrado en el Cuadro 6.3

Comenzaremos con el modelo más sencillo de evolución de la cooperación utilizando la regla de imitar al vecino que obtiene el mejor desempeño (RI = Regla de Imitación)⁵. En este caso, los agentes evalúan solo su beneficio objetivo, no consideran el peso de la presión social y no desarrollan Normas internas.

A continuación, para introducir el efecto de la presión social debida al monitoreo supondremos que en conjunto los cuatro vecinos de un agente influyen en sus valoraciones a través de los parámetros δ^{oe} y δ^{be} (RI + de = Regla de Imitación + deltas externos).

⁴Los parámetros delta externos que representan la presión social pueden tener valores relativamente estables en una pequeña población en algún intervalo de tiempo (Ostrom, 2005) y cambian más lentamente que los valores delta internos.

⁵Esto corresponde al caso $\delta^{oe} = 0$, $\delta^{be} = 0$.

<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>

Cuadro 6.3: Configuración inicial de Autómata Celular, $t = 0$

En la Figura 6.1 se muestran los resultados correspondientes a las siguientes condiciones:

- RI + ($\delta^{oe} = 0.0, \delta^{be} = 0.0$)
- RI + ($\delta^{oe} = 0.5, \delta^{be} = -0.5$)
- RI + ($\delta^{oe} = 1.0, \delta^{be} = -1.0$)
- RI + ($\delta^{oe} = 2.0, \delta^{be} = -2.0$)
- RI + ($\delta^{oe} = 2.5, \delta^{be} = -2.5$)

La Teoría de Juegos clásica predice que en el Juego del Dilema del Prisionero básico la estrategia dominante y el Equilibrio de Nash es (D, D) , sin embargo con base en los resultados de esta serie de simulaciones podemos observar que con el juego base sistema no alcanza la condición de deserción generalizada *ALL D*. Por lo tanto aún si conocemos los equilibrios de un juego, la Teoría de Juegos no es del todo adecuada para describir y predecir la dinámica del modelo.

Puede demostrarse que en los casos ($\delta^{oe} = 0.5, \delta^{be} = -0.5$) y ($\delta^{oe} = 1.0, \delta^{be} = -1.0$) se mantiene la estructura del JDP, con estrategia dominante y Equilibrio de Nash (D, D) . Sin embargo, podemos observar que en la evolución del sistema se incrementa el nivel de cooperación debido a la introducción de estos factores delta externos.

Los casos ($\delta^{oe} = 2.0, \delta^{be} = -2.0$) y ($\delta^{oe} = 2.5, \delta^{be} = -2.5$) ya no mantienen la estructura del JDP. En el primer caso el juego no tiene estrategia dominante ni Equilibrio de

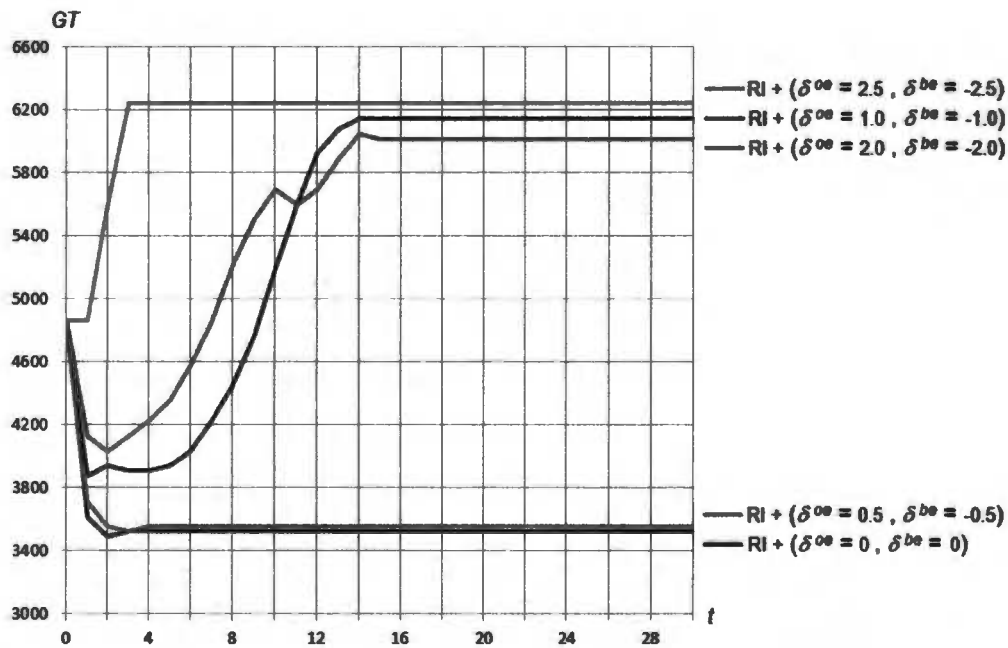


Figura 6.1: Efecto de los parámetros delta externos en la evolución de la cooperación medida en términos del desempeño GT del sistema

Nash⁶. En el segundo caso la estrategia dominante y el equilibrio de Nash es (C, C) , sin embargo en el sistema no se alcanza el estado de cooperación generalizado $ALL C$, por lo que nuevamente conocer el Equilibrio de Nash del juego no es suficiente para describir y predecir la evolución del sistema.

Las Normas sociales generadas por el monitoreo no siempre son suficientes para cambiar los resultados en un Juego del Dilema del Prisionero (Ostrom, 2005) e incluso puede ocurrir que no sean socialmente benéficas debido al costo de generación de los parámetros delta externos a través del monitoreo. La alternativa para mejorar el nivel de cooperación en el sistema es que los agentes desarrollen sus propias Normas basadas en valoraciones internas, lo que convenientemente evita los costos del monitoreo.

6.3.2. Efecto de los Parámetros delta internos

Denotaremos por δ_t^{oi} y δ_t^{bi} los valores de los parámetros delta internos al tiempo t .

Suponemos que al tiempo $t = 0$, cada agente comienza con valores delta internos

⁶El juego no tiene equilibrio de Nash de estrategias puras, pero de acuerdo a la teoría tendrá un Equilibrio de Nash de estrategias mixtas.

iguales a cero ($\delta_0^{oi} = \delta_0^{bi} = 0$) y en cada periodo actualiza estos valores de acuerdo con la historia personal de interacciones con sus vecinos.

Utilizaremos los esquemas de evolución de los parámetros delta internos de los agentes que se muestran a continuación:

■ Esquema 0

Si un agente copia una estrategia C entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi}$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi}$

Si un agente copia una estrategia D entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi}$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi}$

■ Esquema 1

Si un agente copia una estrategia C entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi} + 1$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi}$

Si un agente copia una estrategia D entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi}$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi} + 1$

■ Esquema 2

Si un agente copia una estrategia C entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi} + 1$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi} - 0.5$

Si un agente copia una estrategia D entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi} - 0.5$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi} + 1$

■ Esquema 3

Si un agente copia una estrategia C entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi} + 1$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi} - 1$

Si un agente copia una estrategia D entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi} - 1$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi} + 1$

■ Esquema 4

Si un agente copia una estrategia C entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi} + 1$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi} - 0.5$

Si un agente copia una estrategia D entonces: $\delta_{t+1}^{oi} = \delta_t^{oi} - 0.25$ y $\delta_{t+1}^{bi} = \delta_t^{bi} + 0.5$

Estos Esquemas muestran la forma en que se valora y se refuerza la conducta de los agentes a través de los parámetros delta internos correspondientes.

El Esquema 0, por ejemplo, corresponde a un agente racional egoísta, que no desarrolla valores delta internos, sus cálculos se basan estrictamente en el beneficio objetivo.

En el Esquema 1, si se copia una estrategia C se refuerza el valor δ^{oi} incrementando su valor una unidad para el siguiente periodo y no cambia el valor δ^{bi} . Pero si se copia una estrategia D entonces se refuerza este comportamiento y se incrementa el valor δ^{bi} en una unidad para el siguiente periodo y se mantiene sin cambio el valor δ^{oi} .

Los Esquemas 1-3 representan situaciones en las que las valoraciones de la elección de una estrategia C o D presentan simetría con respecto a los parámetros delta.

En el Esquema 4 se muestra una situación en la que los parámetros delta son asimétricos ante la correspondiente elección de una estrategia *C* o *D*. En este Esquema, como en los anteriores se refuerza la estrategia que reporta el mayor beneficio, pero este refuerzo es mayor para el caso de la estrategia *C* que para la estrategia *D*.

Los agentes evalúan sus resultados y el de sus vecinos con base tanto en el beneficio objetivo como en los factores subjetivos reflejados en los parámetros delta. Como cada agente conoce las decisiones *C* ó *D* de sus vecinos en cada encuentro, suponemos que pueden inferir de qué manera se están reforzando las Normas (parámetros delta) que sus vecinos están desarrollando y entonces puede usar esta información para construir la matriz de pagos correspondiente con base en la cual el agente tomará una decisión para el siguiente periodo de tiempo. De esta manera la información acumulada en los valores de los parámetros delta internos puede ser usada por el agente como una medida de la reputación de sus vecinos.

De ahora en adelante consideraremos el efecto de la presión social con los parámetros fijos $\delta^{oe} = 2.0$ y $\delta^{be} = -2.0$. Para introducir el efecto de los parámetros delta internos al modelo usaremos los Esquemas 1 al 4 de evolución de parámetros delta internos (RI + de + Esq x = Regla de Imitación + deltas externos + Esquema x).

A continuación mostramos los resultados de 4 casos de análisis, correspondientes a 4 configuraciones iniciales de un Autómata Celular de tamaño 10×10 .

Con base en la matriz de pagos y el tamaño del Autómata Celular empleados, es de esperarse que el valor *GT* que mide el desempeño global del sistema varíe entre 3200 (estado *ALL D*) y 6400 (estado *ALL C*). Cualquier valor intermedio corresponde a alguna configuración en la que coexisten estrategias *C* y *D* en el sistema.

■ CASO 1

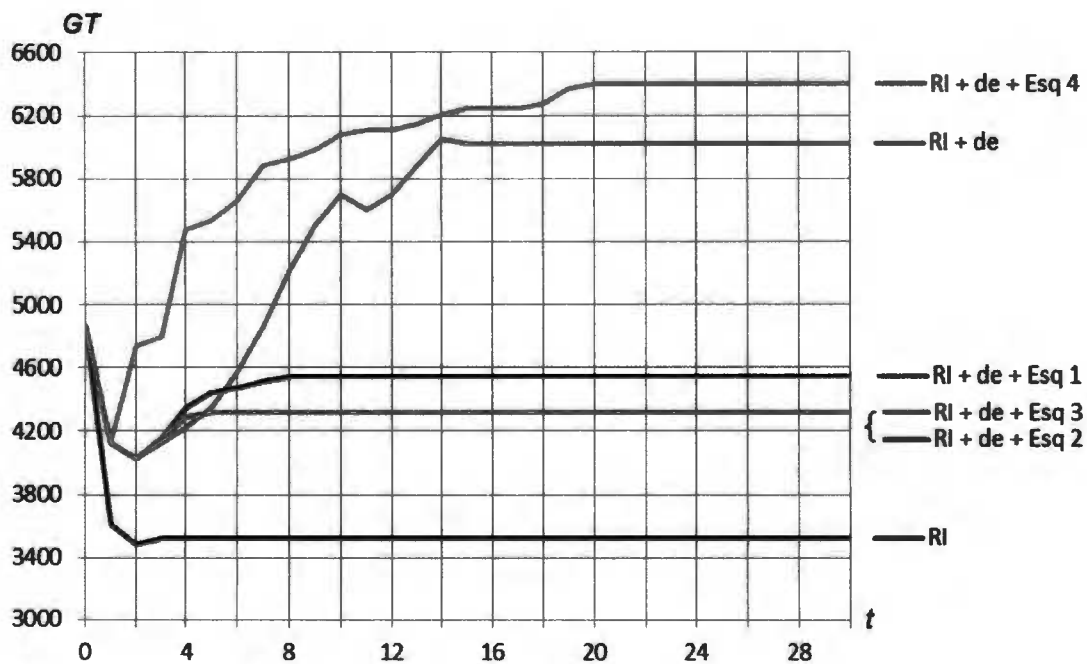
En el Cuadro 6.4 se muestra la configuración inicial del Autómata Celular empleado.

En la Figura 6.2 se muestran los resultados de las simulaciones con las distintas condiciones de parámetros delta.

En este caso podemos observar que:

1. Al emplear sólo la regla de imitación (RI), el nivel de cooperación en el sistema decae rápidamente aunque no se alcanza el estado *ALL D*.
2. Al agregar los parámetros delta externos (RI + de), el nivel de cooperación decae ligeramente y después comienza a incrementarse considerablemente hasta alcanzar un valor estable y cercano al estado *ALL C*.

<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>

Cuadro 6.4: CASO 1. Configuración inicial de Autómata Celular, $t = 0$ Figura 6.2: CASO 1. Evolución de la Cooperación, medida en términos del desempeño GT del sistema

3. Al agregar los esquemas de evolución de parámetros delta internos (RI + de + Esq x) notamos dos tipos de comportamiento bastante definidos. Primero, los Esquemas 1-3 producen niveles de cooperación y de desempeño *GT* similares pero inferiores al del estado inicial del sistema en $t = 0$. De hecho, los Esquemas 2 y 3 producen resultados idénticos en todo momento. Segundo, el Esquema 4 muestra un pequeño descenso, seguido de un rápido crecimiento en el nivel de cooperación hasta alcanzar el estado *ALL C*.
4. En las 6 trayectorias de evolución del sistema se alcanzan configuraciones estáticas en el Autómata Celular, en términos de los estados *C* o *D* de cada agente, aunque los parámetros delta internos de los agentes se modifican en todo momento de acuerdo al Esquema correspondiente.

■ CASO 2

En el Cuadro 6.5 se muestra la configuración inicial del Autómata Celular empleado.

<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.5: CASO 2. Configuración inicial de Autómata Celular, $t = 0$

En la Figura 6.3 se muestran los resultados de las simulaciones con las distintas condiciones de parámetros delta.

En este caso observamos que:

1. El uso exclusivo de la regla de imitación (RI), provoca que el nivel de cooperación en el sistema decaiga rápidamente hasta alcanzar el estado *ALL D* a partir de $t = 2$.

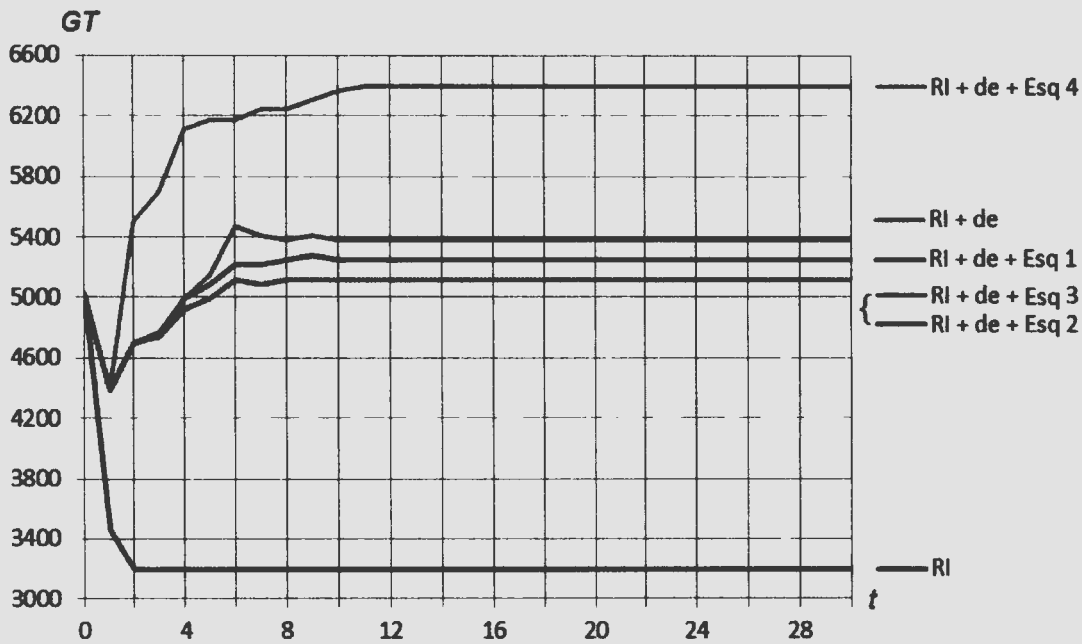


Figura 6.3: CASO 2. Evolución de la Cooperación, medida en términos del desempeño GT del sistema

- Al agregar los parámetros delta externos ($RI + de$), el nivel de cooperación decae ligeramente y después comienza a incrementarse hasta alcanzar un valor GT ligeramente superior al del estado inicial del sistema.
- Al agregar los esquemas de evolución de parámetros delta internos ($RI + de + Esq x$) notamos dos tipos de comportamiento bastante definidos. En primer lugar, los Esquemas 1-3 producen niveles de cooperación y de desempeño GT similares pero ligeramente superiores al del estado inicial del sistema en $t = 0$. De hecho, los Esquemas 2 y 3 producen resultados idénticos en todo momento. En segundo lugar, el Esquema 4 muestra un pequeño descenso, seguido de un rápido crecimiento en el nivel de cooperación hasta alcanzar el estado $ALL C$.
- La trayectoria $RI + de + Esq 2 (= RI + de + Esq 3)$ que alcanza un valor constante de GT a partir de $t = 8$ no mantiene una configuración estática, sino que oscila alternando entre dos configuraciones del Autómata Celular que se muestran a continuación en los Cuadros 6.6 y 6.7. Los parámetros delta internos de los agentes se siguen modificando de acuerdo al Esquema 2 (ó Esquema 3). Como podemos observar, los agentes $A_{1,7}$ y $A_{2,6}$ cambian de estado en cada

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.6: CASO 2: RI + de + Esq 2, $t = 8, 10, 12, \dots$

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.7: CASO 2: RI+ de + Esq 2, $t = 9, 11, 13, \dots$

periodo de tiempo a partir de $t = 8$, sin embargo, debido a que este cambio es simultáneo, se mantiene constante el valor GT .

5. En el resto de las trayectorias de evolución del sistema se alcanzan configuraciones estáticas en el Autómata Celular, en términos de los estados C o D de cada agente, aunque los parámetros delta internos de los agentes se modifican en todo momento de acuerdo al Esquema correspondiente.

■ CASO 3

En el Cuadro 6.8 se muestra la configuración inicial del Autómata Celular empleado.

D	C	D	C	C	C	C	C	C	D
C	D	C	C	C	D	C	D	D	D
C	C	D	C	D	D	C	D	D	C
C	D	D	C	C	D	C	D	C	D
D	D	D	D	C	C	C	C	C	C
C	D	D	C	C	C	D	C	D	C
C	C	C	C	C	D	D	C	D	D
D	D	D	D	C	C	D	C	C	D
C	C	D	D	C	C	C	D	D	D
D	C	D	D	D	D	D	C	D	D

Cuadro 6.8: CASO 3. Configuración inicial de Autómata Celular, $t = 0$

En la Figura 6.4 se muestran los resultados de las simulaciones con las distintas condiciones de parámetros delta.

Podemos observar que:

1. En el caso de emplear sólo la regla de imitación (RI), el nivel de cooperación en el sistema decae rápidamente hasta alcanzar el estado $ALL D$ a partir de $t = 2$.
2. Al agregar los parámetros delta externos (RI + de), el nivel de cooperación decae ligeramente y después comienza a incrementarse hasta alcanzar un valor GT ligeramente superior al del estado inicial del sistema. En esta trayectoria se alcanza una configuración estática en el Autómata Celular a partir de $t = 13$.

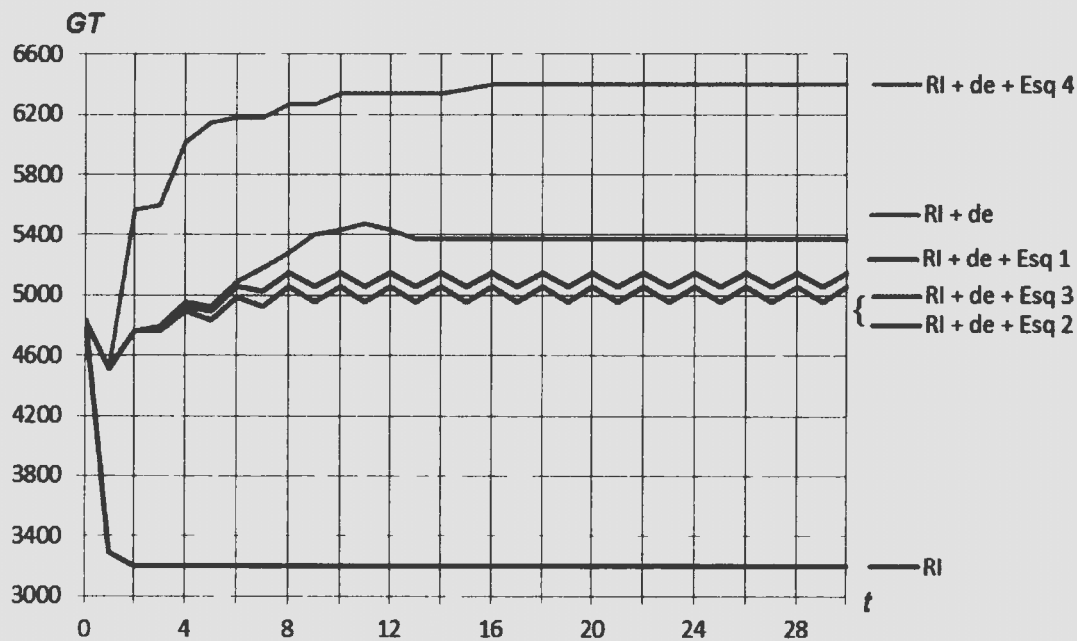


Figura 6.4: CASO 3. Evolución de la Cooperación, medida en términos del desempeño GT del sistema

3. Al agregar los esquemas de evolución de parámetros delta internos ($RI + de + Esq x$) notamos que los Esquemas 1-3 producen niveles de cooperación y de desempeño GT similares pero ligeramente superiores al del estado inicial del sistema en $t = 0$. De hecho, los Esquemas 2 y 3 producen resultados idénticos en todo momento.
4. La trayectoria $RI + de + Esq 1$ oscila alternando entre dos configuraciones del Autómata Celular que se muestran a continuación en los Cuadros 6.9 y 6.10. Los parámetros delta internos de los agentes se siguen modificando de acuerdo al Esquema 1.
5. La trayectoria $RI + de + Esq 2 (= RI + de + Esq 3)$ también oscila alternando entre dos configuraciones del Autómata Celular que se muestran a continuación en los Cuadros 6.11 y 6.12. Los parámetros delta internos de los agentes se siguen modificando de acuerdo al Esquema 2 (ó Esquema 3).
6. La combinación $RI + de + Esq 4$ muestra un pequeño descenso, seguido de un rápido crecimiento en el nivel de cooperación hasta alcanzar el estado $ALL C$ a partir de $t = 16$. En el intervalo de $t = 10$ a $t = 14$ el valor GT se man-

<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.9: CASO 3: RI+ de + Esq 1, $t = 8, 10, 12, \dots$

<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.10: CASO 3: RI+ de + Esq 1, $t = 9, 11, 13, \dots$

<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.11: CASO 3: RI+ de + Esq 2. $t = 8, 10, 12, \dots$

<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.12: CASO 3: RI+ de + Esq 2. $t = 9, 11, 13, \dots$

tiene en un nivel constante y de igual manera se mantiene una configuración estática del Autómata Celular, sin embargo en todo momento los parámetros delta internos siguen cambiando de acuerdo al Esquema 4 y esto provoca los cambios en $t = 15$ y $t = 16$ que llevan la configuración final al estado *ALL C*.

■ CASO 4

El Cuadro 6.13 muestra la configuración inicial del Autómata Celular empleado.

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.13: CASO 4. Configuración inicial de Autómata Celular, $t = 0$

En la Figura 6.5 se muestran los resultados de las simulaciones con las distintas condiciones de parámetros delta.

En este caso notamos que:

1. Al emplear sólo la regla de imitación (RI), el nivel de cooperación en el sistema decae rápidamente aunque no se alcanza el estado *ALL D*.
2. Al agregar los parámetros delta externos (RI + de), el nivel de cooperación decae ligeramente y a continuación comienza a incrementarse hasta alcanzar un valor *GT* ligeramente superior al del estado inicial del sistema. En esta trayectoria se alcanza una configuración estática en el Autómata Celular a partir de $t = 11$.
3. Al agregar los Esquemas de evolución de parámetros delta internos (RI + de + Esq x) notamos que los Esquemas 1-3 producen niveles de cooperación y de

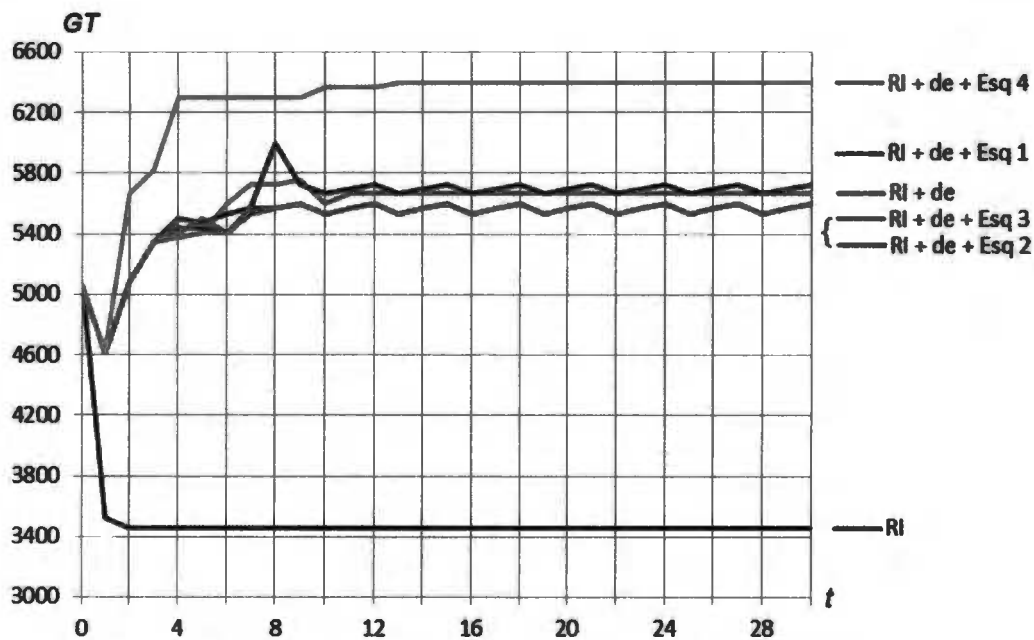


Figura 6.5: CASO 4. Evolución de la Cooperación, medida en términos del desempeño GT del sistema

desempeño GT similares a los de la configuración $RI + de$. De hecho, los Esquemas 2 y 3 producen resultados idénticos excepto en el intervalo comprendido entre $t = 3$ y $t = 8$.

- La trayectoria $RI + de + Esq 1$ oscila alternando entre tres configuraciones del Autómata Celular que se muestran a continuación en los Cuadros 6.14, 6.15 y 6.16. Los parámetros delta internos de los agentes se modifican en todo momento de acuerdo al Esquema 1.

Es fácil ver que en este caso los cambios de estado se producen en los renglones 1 y 10 del Autómata Celular.

- La trayectoria $RI + de + Esq 2$ también oscila alternando entre tres configuraciones del Autómata Celular que se muestran a continuación en los Cuadros 6.17, 6.18 y 6.19. Los parámetros delta internos de los agentes se siguen modificando de acuerdo al Esquema 2.

Las diferencias entre las distintas configuraciones se presentan en los renglones 1 y 10 del Autómata Celular.

- La trayectoria $RI + de + Esq 3$ también oscila alternando entre tres configu-

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.14: CASO 4: RI+ de + Esq 1, $t = 9, 12, 15, \dots$

<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.15: CASO 4: RI+ de + Esq 1, $t = 10, 13, 16, \dots$

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.16: CASO 4: RI+ de + Esq 1, $t = 11, 14, 17, \dots$

<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.17: CASO 4: RI+ de + Esq 2, $t = 7, 10, 13, \dots$

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.18: CASO 4: RI+ de + Esq 2, $t = 8, 11, 14, \dots$

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.19: CASO 4: RI+ de + Esq 2, $t = 9, 12, 15, \dots$

raciones del Autómata Celular que se muestran a continuación en los Cuadros 6.20, 6.21 y 6.22. Los parámetros delta internos de los agentes se siguen modificando de acuerdo al Esquema 3.

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.20: CASO 4: RI+ de + Esq 3, $t = 8, 11, 14, \dots$

<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.21: CASO 4: RI+ de + Esq 3, $t = 9, 12, 15, \dots$

Las diferencias entre las distintas configuraciones del Autómata Celular en este caso se observan en los renglones 1 y 10.

7. La combinación RI + de + Esq 4 muestra un pequeño descenso, seguido de un rápido crecimiento en el nivel de cooperación hasta alcanzar el estado *ALL C* a partir de $t = 13$. En el intervalo de $t = 4$ a $t = 9$ se mantiene una configuración estática del Autómata Celular y el valor *GT* se mantiene en un nivel constante.

<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>
<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>
<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>D</i>

Cuadro 6.22: CASO 4: RI+ de + Esq 3. $t = 10, 13, 16, \dots$

sin embargo en todo momento los parámetros delta internos siguen cambiando de acuerdo al Esquema 4 y esto provoca un cambio en la configuración del Autómata Celular en $t = 10$. En el intervalo de $t = 10$ a $t = 12$ también se mantiene una configuración estática del Autómata Celular y es la evolución de los parámetros delta internos lo que provoca el cambio en $t = 13$ en donde se alcanza finalmente el estado *ALL C*.

Los CASOS 1 al 4 presentados anteriormente son una muestra de la posible gama de resultados que pueden obtenerse en la co-evolución de las Normas (a partir de una Estrategia Compartida) y la cooperación.

En los cuatro CASOS se muestra consistentemente que la regla de imitación (RI) produce resultados subóptimos, aunque no necesariamente se llega al estado *ALL D*.

La introducción de parámetros delta externos (RI + de) hace una gran diferencia con respecto al uso de la regla de imitación (RI), pero es difícil anticipar con certeza el nivel de desempeño *GT* que se alcanzará. En el CASO 1 por ejemplo, se alcanza un nivel bastante cercano al óptimo mientras que en el resto de los CASOS se alcanzan niveles ligeramente superiores que los que se tienen al inicio. En general podemos observar que hay un comportamiento decreciente al inicio seguido de intervalos en los que se observa un comportamiento creciente y decreciente hasta alcanzar un nivel estable.

La adición de los Esquemas de evolución de parámetros delta internos (RI + de + Esq x) también muestra una diferencia con respecto a la combinación RI + de. De

manera consistente se observa que con la combinación RI + de + Esq 4 se alcanza el estado *ALL C* y por tanto el valor óptimo de *GT*.

Las combinaciones RI + de + Esq x ($x=1,2,3$) producen resultados más diversos. En los CASOS 1 al 3 estas combinaciones producen resultados inferiores a los obtenidos con RI + de (en el CASO 1 la diferencia es bastante grande), sin embargo en el CASO 4 se observa que RI + de + Esq 1 se encuentra por arriba de RI + de en distintos instantes de tiempo.

Además, en los cuatro CASOS se emplean los mismos Esquemas de evolución de parámetros delta internos, pero se observan diferencias en términos de los estados de equilibrio a los que se llega.

En el CASO 1, se produce un equilibrio estático tanto en la configuración del Autómata Celular como en nivel de desempeño global del sistema *GT*.

En el CASO 2, al usar la combinación RI + de + Esq 2 (= RI + de + Esq 3) se produce una oscilación en dos estados del Autómata Celular, pero se mantiene constante el desempeño del sistema *GT*.

En el CASO 3, las combinaciones RI + de + Esq x ($x=1,2,3$) oscilan en dos estados y provocan también una oscilación de *GT* en dos valores.

En el CASO 4, las combinaciones RI + de + Esq x ($x=1,2,3$) provocan oscilaciones en tres estados del Autómata Celular, con las correspondientes oscilaciones de *GT*.

En los CASOS 3 y 4 La combinación RI + de + Esq 4 nos permite observar que la configuración del Autómata Celular puede mantenerse estática en un intervalo de tiempo y que la evolución de los parámetros delta internos puede alcanzar un valor que permite cambiar nuevamente la configuración del Autómata Celular.

Los resultados anteriores muestran que la evolución de los parámetros delta internos resulta ser crucial para promover y mantener la cooperación en el sistema, porque se modifican con base en la experiencia personal y sin incurrir en costos adicionales pueden generar mayores cambios en el sistema, debido a que se modifican más frecuentemente que los parámetros delta externos. Los deltas internos son la principal fuente de diversidad institucional y de modelos internos en los individuos que conforman el sistema. Esta diversidad es necesaria para evitar el estancamiento en la búsqueda de soluciones y tiene un impacto directo en la evolución de la cooperación.

Con base en lo anterior podemos concluir que, la introducción de factores institucionales en los modelos ha mostrado ser una forma en la que agentes con capacidades

y recursos limitados pueden superar en parte sus deficiencias al momento de construir estrategias óptimas y logran de esta forma obtener soluciones suficientemente aceptables a los problemas que requieren la cooperación conjunta.

Necesitamos, sin embargo, una mayor comprensión de los procesos de evolución de Normas (deltas internos y externos). en particular necesitamos responder ¿cómo podemos obtener la información de los parámetros delta a partir de una población real? ¿qué esquemas de evolución de Normas son adecuados en un contexto específico? ¿cómo pueden implementarse de forma efectiva estos esquemas en una población?

Es claro que aún cuando todos los agentes de una población conozcan y usen un mismo esquema de evolución de Normas (deltas externos e internos), el proceso evolutivo puede generar una gran diversidad de Normas y por lo tanto de comportamientos dentro de la población, de acuerdo a la historia personal de cada individuo. Entonces se requiere un proceso de selección de Normas de forma que las más aptas se adopten de manera general en la población.

Podemos suponer que de manera similar existen mecanismos que transforman una Norma $[A][D][I][C]$ en una Estrategia Compartida $[A][I][C]$.

$$[A][D_{(t=0)} \neq 0][I][C] \xrightarrow{t} [A][D(t > 0) = 0][I][C]$$

lo cual completa el ciclo de transformación entre estos dos tipos de enunciados institucionales

$$[A][I][C] \xleftrightarrow{t} [A][D][I][C]$$

Adicionalmente será necesario investigar la naturaleza de los procesos que permitan la evolución de enunciados institucionales en los casos $[A][I][C] \xleftrightarrow{t} [A][D][I][C][O]$ y $[A][D][I][C] \xleftrightarrow{t} [A][D][I][C][O]$ lo cual completaría el esquema de evolución entre los distintos tipos de enunciados institucionales planteado en el Capítulo 5.

Capítulo 7

Conclusiones

Resulta claro que en la mayoría de las situaciones reales la evolución de la cooperación requiere una explicación que va más allá de la búsqueda de condiciones de equilibrio y del cálculo de optimización por parte de agentes racionales. Aunque en algunos casos los modelos de elección racional han demostrado su utilidad, en general la evidencia muestra que el comportamiento de los agentes se ve modificado además por valoraciones de tipo subjetivo y por una gran cantidad de variables que provocan que el comportamiento predicho por las teorías tradicionales no concuerde con las observaciones experimentales y de campo. No sólo se requiere considerar que en el mundo real existe una gran diversidad de agentes debido a sus capacidades diferenciadas, sino que además la naturaleza compleja de los sistemas sociales conlleva la dificultad y en algunos casos la imposibilidad de la optimización. Esto no impide por supuesto que, como parte del proceso evolutivo, los agentes puedan encontrar soluciones suficientemente buenas y con un poco de suerte logren encontrar las soluciones óptimas a los dilemas que enfrentan.

Aunque el lenguaje de la Teoría de Juegos nos permite representar de manera formal una situación de dilema social, la evolución de la cooperación no puede estudiarse desde el punto de vista estático de la Teoría de Juegos tradicional. Puede ser que el contexto de una situación permanezca estático por algún tiempo, pero por regla general el comportamiento de los individuos se va modificando con base en su experiencia personal que cambia de forma continua. De esta manera, trasladar el contexto del Juego del Dilema del Prisionero de la Teoría de Juegos al marco de los Sistemas Complejos Adaptables refleja nuestra necesidad no sólo de estudiar el problema en un contexto dinámico, sino también la importancia de la diversidad de agentes y su capacidad de adaptación así como la diversidad y evolución institucional para explicar el proceso de evolución de la cooperación.

7.1. Contribuciones

Como se ha visto en los Capítulos 3 y 4, a diferencia de las poblaciones reales, la dinámica en los modelos computacionales no depende del tamaño del sistema sino del tipo de reglas empleadas para su evolución. El uso de modelos computacionales nos ha permitido la exploración y explotación de la complejidad para la búsqueda de reglas de decisión en una forma que no sería posible para agentes reales debido a las grandes limitaciones de sus capacidades. A pesar de ello, los resultados obtenidos son significativos desde el punto de vista teórico y con aplicaciones potenciales a situaciones reales.

En particular el Capítulo 4 contribuye a responder la (PI1) ¿Cómo podemos encontrar, si es que existe, alguna estrategia que promueva y mantenga la cooperación en un SCA? La contribución es importante por dos razones: Primero, muestra que para condiciones específicas, como las planteadas en el modelo, sí existen dichas estrategias óptimas. Segundo, desde el punto de vista metodológico, se demuestra la utilidad de combinar el poder de procesamiento paralelo de información del Autómata Celular y la Técnica del Algoritmo Genético para un problema de evolución institucional, la búsqueda de la mejor Estrategia Compartida para promover y mantener la cooperación en una población.

El tipo de Estrategias Compartidas (reglas de decisión) obtenidas resultan relevantes debido a que pueden promover y mantener de forma robusta la cooperación en una situación de dilema social en la que se requiere, por ejemplo, mantener la sustentabilidad a largo plazo de los recursos de una comunidad.

La experiencia obtenida con estas técnicas computacionales deja implícita la posibilidad de diseñar reglas de decisión con características específicas de una forma relativamente fácil.

El Capítulo 5 introduce un esquema de evolución institucional y responde al menos en parte a la (PI2) ¿Cómo evolucionan las instituciones en una población de agentes en un SCA? La relevancia de este Capítulo en relación a la (PI2) estriba en la posibilidad de evolución entre los distintos tipos de enunciados institucionales, en lugar de estudiar la evolución de un tipo particular de enunciados institucionales dentro de su misma clase.

El estudio de la evolución de la cooperación no sólo es un problema estratégico, como fue planteado originalmente por Axelrod (1984). Si bien es cierto que la solución depende de las reglas del juego que no son siempre obvias, también debemos considerar otros factores que no son tomados en cuenta en los modelos formales empleados tradicionalmente.

Extender los modelos de la Teoría de Juegos tradicional para agregar una estructura espacial y agentes diferenciados a través de los parámetros delta ha hecho posible explicar de qué manera las instituciones cambian la estructura del modelo interno que perciben los

agentes dependiendo de su contexto específico y de sus capacidades individuales. Esto nos ayuda a comprender en parte la diversidad y complejidad del comportamiento humano.

Tradicionalmente el estudio de la evolución institucional y el diseño de políticas se ha enfocado en el papel de las Reglas debido a su facilidad de implementación. Sin embargo, las Reglas implican un consumo de recursos en el sistema (costos de monitoreo y sanción) y por lo tanto un sistema basado en Reglas no puede alcanzar el nivel óptimo de desempeño.

Al menos en teoría, las Reglas no deberían verse como una forma de solución definitiva, sino como herramientas de uso limitado y temporal para establecer Normas en una población, en la medida en que logren modificar los parámetros delta en los individuos: sin embargo, cuando los parámetros delta se internalizan y refuerzan lo suficiente, las Reglas deberían dejar de actuar ya que en su lugar las Normas no generan costos objetivos mejorando así el desempeño del sistema.

En el Capítulo 6 se presenta la respuesta a la (PI3) ¿Cuál es el impacto del proceso de evolución institucional en la evolución de la cooperación? Aunque se aborda solamente el caso de evolución de Estrategias Compartidas a Normas, el modelo puede extenderse al resto de los casos.

Tal como muestran los resultados obtenidos con el modelo, el cambio en los parámetros delta externos tiene un efecto limitado: mientras que en el caso de los parámetros delta internos, aunque todos los agentes de la población conozcan y usen un mismo esquema de evolución de parámetros delta, el proceso generará diversidad de Normas y por lo tanto de comportamientos dentro de la población, de acuerdo a la historia personal de cada individuo.

En el proceso de evolución de Estrategias Compartidas a Normas se observa un aumento en la diversidad institucional en dos formas: Primero, se genera variación de Normas, debido a que cada agente desarrolló sus valores delta internos en base a su historia personal y por lo tanto sus propias Normas. Segundo, se genera diversidad de tipos, ya que a partir de una Estrategia Compartida (RI) se crean las Normas como un nuevo tipo de enunciado institucional adicional a la RI original.

En este Capítulo se emplearon valores específicos de los parámetros externos y Esquemas de evolución de los parámetros delta internos que nos permitieron observar un impacto positivo en la evolución de la cooperación, con respecto al caso en el que no hay evolución institucional. Sin embargo, el modelo presentado es lo suficientemente flexible para analizar las consecuencias de cualquier otra combinación de parámetros delta externos y cualquier Esquema de evolución de parámetros delta internos.

El modelo también muestra que aunque las instituciones se encuentren en constante evolución es posible que los sistemas no alcancen el nivel de desempeño óptimo.

En este capítulo, los modelos de simulación han sido de gran utilidad al revelarnos comportamientos que serían difíciles de anticipar y describir de manera analítica, a la vez que nos plantean nuevas interrogantes sobre las configuraciones institucionales en situaciones reales. Sería un error pensar que enfrentamos el problema de cómo eliminar la complejidad de nuestros modelos para hacerlos más comprensibles. más bien nuestro problema consiste en aprender en qué forma la complejidad puede ayudarnos a entender y explicar fenómenos que han estado fuera del alcance de los modelos formales más tradicionales.

7.2. Limitaciones

Este trabajo se limitó a estudiar la evolución institucional y su impacto en la evolución de la cooperación en una población pequeña de un SCA. Aunque las situaciones reales involucran en muchos casos poblaciones grandes, la flexibilidad de los modelos computacionales será una ventaja que nos permitirá abordar en un futuro este tipo de casos.

En los Capítulos finales se aborda el problema de la co-evolución entre las instituciones y la cooperación. Esto no significa que las instituciones sean las únicas variables que afectan la cooperación en una situación de dilema social. Sin embargo, este trabajo puede servir de base para la construcción de modelos que incluyan, además de las instituciones y sus procesos de evolución correspondientes, otras variables no consideradas antes.

Con la finalidad de centrarme en el papel de las instituciones y los procesos de evolución, se usaron agentes de extrema simplicidad. En los Capítulos 3 y 4 las capacidades de procesamiento de información y de construcción de reglas se trasladaron en cierta medida al Autómata Celular y al Algoritmo Genético. En el Capítulo 6, los agentes fueron dotados de la capacidad de construir su propia representación de la situación en la medida en que usaron la información del proceso de evolución institucional para evaluar sus pagos.

En todos los modelos las interacciones se dan en una estructura de toroide y no con fronteras definidas como ocurre en la mayoría de las situaciones reales.

7.3. Trabajo Futuro

Con base en los resultados obtenidos a o largo de este trabajo y las limitaciones mencionadas anteriormente, la línea de investigación principal para trabajos futuros tiene que ver con la pregunta eje del capítulo introductorio de esta tesis:

En un SCA ¿cómo surgen y se establecen las instituciones que promueven y mantienen el comportamiento cooperativo en ausencia de una autoridad central externa?

Los resultados obtenidos para las preguntas (PI1), (PI2) y (PI3) son piezas de este rompecabezas y el trabajo a futuro tiene que ver con la integración teórica y metodológica para responder a esta pregunta eje.

Esto implica la consideración de elementos adicionales para la construcción de un modelo general que debería incluir:

- La interacción entre subpoblaciones de un mismo SCA.
- Las características específicas de un recurso y los posibles cambios en su estado.
- Heterogeneidad de agentes para incluir características y capacidades diferenciadas.
- El efecto de la cultura a través de los memes.
- Procesos de evolución institucional simultáneos en distintas escalas temporales y su impacto en la evolución de la cooperación.
- Medidas de la complejidad del modelo.

Es necesario seguir desarrollando a futuro conocimiento teórico y metodológico, estamos todavía lejos de capturar en un modelo la complejidad de las situaciones que enfrentan los agentes así como sus capacidades y la abundancia de procesos y mecanismos involucrados. Sin embargo se está avanzando en esa dirección y es posible que en muchos casos las técnicas computacionales nos permitan salvar algunos de los obstáculos que plantea la búsqueda de una solución formal.

Bibliografía

- [1] Ahn, T.K., Marco A. Janssen, and E. Ostrom (2004). Signals, Symbols and Human Cooperation. En *The Origins and Nature of Sociality*, ed- by R. W. Sussman and A. R. Chapman, 122-139. New York: Aldine de Gruyter.
- [2] Alexander, J.McKenzie. (2007) *The Structural Evolution of Morality*. Cambridge University Press.
- [3] Ashlock, D., M. Smucker, E. Stanley and L. Tesfatsion (1996). Preferential Partner Selection in an Evolutionary Study of the Prisoner's Dilemma. *BioSystem* 37:99-125.
- [4] Axelrod, Robert and Michael D. Cohen (2000) *Harnessing Complexity* . Basic Books.
- [5] Axelrod, Robert. (1997) *The Complexity of Cooperation. Agent Based Models of Competition and Colaboration*. Princeton University Press.
- [6] Axelrod, Robert. (1986) An Evolutionary Approach to Norms. *American Political Science Review* 80(4): 1095-1111.
- [7] Axelrod, Robert. (1984) *The Evolution of Cooperation*. Basic Books.
- [8] Bester, H. and G. Werner (1998). Is Altruism Evolutionary Stable?. *Journal of Economic Behavior and Organization* 34(2): 193-209.
- [9] Bowles, Samuel and Herbert Gintis. *Origins of Human Cooperation*. Hammerstein, Peter (Editor). (2003) *Genetic and Cultural Evolution of Cooperation*. MIT Press.
- [10] Boyd, Robert and Peter J. Richerson. (2005) *The Origin and Evolution of Cultures*. Oxford University Press.
- [11] Boyd, R., H. Gintis, S. Bowles and P. Richerson (2003). The evolution of Altruistic Punishment. *Procedings of the National Academy of Sciences* 100(6): 3531-3535.

- [12] Boyd, R. and P. Richerson (1992). Punishment Allows the Evolution of Cooperation (or Anything Else) in Sizable Groups. *Ethology and Sociobiology* 13: 171-195.
- [13] Brandt, H., C. Hauert and K. Sigmund (2003). Punishment and Reputation in Spatial Public Good Games. *Proceedings of the Royal Academy of Sciences: Biological Sciences* 270(1519):1099-1104.
- [14] Dasgupta, P. and G. Heal (1979). *Economic Theory and Exhaustible Resources*. Cambridge: Cambridge University Press.
- [15] Dawkins, Richard. (1976) *The Selfish Gene*. Oxford University Press.
- [16] Fehr, E. and S. Gächter (2002). Altruistic Punishment in Humans. *Nature* 415: 137-140.
- [17] Frank, R. (1987). If Homo Economicus Could Choose His Own Utility Function, Would He Want One whit a Conscience?. *American Economic Review* 77:593-604.
- [18] Fudenberg, D. and E. Maskin (1986). The Folk Theorem in Repeated Games with Discounting or with Incomplete Information. *Econometrica* 54(3): 533-554.
- [19] Gintis, Herbert. (2009) *The Bound of Reason. Game Theory and the Unification of the Behavioral Sciences*. Princeton University Press.
- [20] Glimcher, Paul.(2009) *Decisiones, incertidumbre y el cerebro. La ciencia de la neuroeconomía*. Fondo de Cultura Económica.
- [21] Grimm, Volker, Uta Berger, Donald L. DeAngelis, J. Gary. Polhill, Jarl Giske, Steven F. Railsback. (2010) The ODD protocol: A review and first update. *Ecological Modelling* 221 (2010) 2760-2768.
- [22] Haldane, J.B.S. (1932). *The Causes of Evolution*. London: Longmans. Green Co.
- [23] Hales, D. (2001). *Tag-Based Cooperation in Artificial Societies*. PhD Thesis. Essex, U.K: Department of Computer Science. University of Essex.
- [24] Hamilton, W.D. (1975) Innate Social Aptitudes of Man: an Approach form Evolutionary Genetics, in Robin Fox (Ed.) *Biosocial Anthropology*, Malaby Press, London, 133-153.
- [25] Hamilton, W.D. (1964) The Genetic Evolution of Social Behavior I and II. *J. Theor. Biol.* v7, pp 1-16, and 17-52.

-
- [26] Hammerstein, Peter (Editor). (2003) Genetic and Cultural Evolution of Cooperation. MIT Press.
- [27] Hauert, C., A. Traulsen, H. Brandt, M. Nowak and K. Sigmund (2007). Via Freedom to Coercion: The Emergence of Costly Punishment. *Science* 316: 1905-1907.
- [28] Hauert, C., S. De Monte, J. Hofbauer, K. Sigmund (2002). Volunteering as Red Queen Mechanism for Cooperation in Public Goods Games. *Science* 296(5570): 1129-1132.
- [29] Hauert, C. and G. Szabo (2003). Prisoner's Dilemma and Public Goods Games in Different Geometries: Compulsory versus Voluntary Interactions. *Complexity* 9(4):31-38.
- [30] Hauser, Marc D.(2008) LA MENTE MORAL. Cómo la naturaleza ha desarrollado nuestro sentido del bien y del mal. Ediciones Paidós Ibérica. S.A.
- [31] Henrich, J. (2000) Does culture matter in economic behavior? Ultimatum game bargaining among the Machiguenga. *Am. Econ. Rev* 90:973-980.
- [32] Henrich, J., R. Boyd, S. Bowles et al. (2001) In search of Homo economicus: Experiments in 15 small-scale societies. *Am. Econ. Rev.* 91:7378.
- [33] Henrich, J., and N. Smith. 2003. Comparative experimental evidence from Peru, Chile and the U.S. shows substantial variation among social groups. In: *Cooperation, Punishment and Self-Interest: Experimental and Ethnographic Evidence from 15 Small Scale Societies*. ed. J. Henrich, R. Boyd, S. Bowles et al. New York: Oxford Univ. Press and Ann Arbor: Univ. of Michigan Press, in press.
- [34] Henrich, J., Samuel Bowles, Robert T. Boyd, Astrid Hopfensitz, Peter J. Richerson, Karl Sigmund, Eric A. Smith, Franz J Weissing and Peyton Young. Group Report: The Cultural and Genetic Evolution of Human Cooperation. Hammerstein, Peter (Editor). (2003) Genetic and Cultural Evolution of Cooperation. MIT Press.
- [35] Hirshleifer, D. and E. Rasmusen (1989). Cooperation in a Prisoner's Dilemma with Ostracism. *Journal of Economic Behavior and Organization* 12:87-106.
- [36] Hoffman, Robert.(2000) Twenty years on: The Evolution of Cooperation Revisited. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* vol. 3, no. 2
- [37] Holland, John H.(2004) El Orden Oculto. De cómo la adaptación crea la complejidad. Fondo de Cultura Económica.

- [38] Holand. John H. (1998) *Emergence. From chaos to order*. Basic Books.
- [39] Huberman. B. and N. Glance (1993). Evolutionary Games and Computer Simulations. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 90(16): 7716-7718.
- [40] Janssen. Marco A. (2008). Evolution of Cooperation in a One-Shot Prisoner's Dilemma Based on Recognition of Trustworthy and Untrustworthy Agents. *Journal of Economic Behavior Organization* 65: 458-471.
- [41] Janssen. Marco A. and R. Goldstone (2006). Dynamic-Persistence of Cooperation in Public Good Games when Group Size is Dynamic. *Journal of Theoretical Biology* 243(1): 134-142.
- [42] Janssen. Marco A. and Ostrom, Elinor. (2006) Empirically Based, Agent-based models. *Ecology and Society* 11(2):37.
- [43] Janssen. Marco A. and E. Ostrom (2006a). Adoption of a New Regulation for the Governance of Common Pool Resources by a Heterogeneous Population. En *Inequality, Cooperation and Environmental Sustainability*, ed. J. M. Baland, P. Bardhan and S. Bowles, 60-96. Princeton: Princeton University Press.
- [44] Janssen. Marco A. (2005) Evolution of Institutional Rules: An Immune System Perspective. *Complexity* 11(1): 16-23.
- [45] Kameda. T., M. Takezawa and R. Hastle (2003). The Logic of Social Sharing: An Evolutionary Game Analysis of Adaptive Norm Development. *Personality and Social Psychology Review* 7(1): 2-19.
- [46] Killingback, T., J. Bieri and T. Flatt (2006). Evolution in Group-Structured Populations Can Resolve the Tragedy of the Commons. *Proceedings of the Royal Society B* 273: 1477-1481.
- [47] Lindgren, K. and M. Nordahl (1994). Artificial Food Webs. *Artificial Life III*, ed. C. G. Langton, 73-104. Massachusetts: Addison-Wesley.
- [48] McCabe, Kevin A. and Vernon L. Smith. (2001) "Goodwill Accounting and the Process of Exchange" *Bounded Rationality: The Adaptive Toolbox*. (Eds.) G. Gigerenzer, K. McCabe and R. Selten. Cambridge: MIT Press, 2001. 319-340.
- [49] Miller, John H. and Scott E. Page. (2007) *Complex Adaptive Systems. An introduction to Computational Models of Social Life*. Princeton University Press.

- [50] Mitchell, Melanie. (2009) Complexity. A guided tour. Oxford University Press.
- [51] Mitchell, Melanie. (1998) An introduction to Genetic Algorithms. MIT Press.
- [52] Nachbar, J.H. (1992) Evolution in the Finitely Repited Prisoner's Dilemma. Journal of Economic Behavior and Organization 19. pp. 307-326.
- [53] Nowak, Martin A. and Roger Highfield. (2012) SUPERCOOPERADORES. Las matemáticas de la evolución, el altruismo y el comportamiento humano. Ediciones B. S.A.
- [54] Nowak, Martin A. Five Rules for the Evolution of Cooperation. SCIENCE. VOL 314. pp. 1560-1563 (2006)
- [55] Nowak, M. and K. Sigmund (1998). Evolution of Indirect Reciprocity by Image Scoring. Nature 393(6685): 573-577.
- [56] Nowak, M., S. Bonhoeffer, and R. May (1994). Spatial Games and the Maintenance of Cooperation. Proceedings of the National Academy of Sciences 91(11): 4877-4881.
- [57] Nowak, M. and R. May (1992). Evolutionary Games and Spatial Chaos. Nature 359(6398):826-829.
- [58] Ohtsuki, H., C. Hauert, E. Lieberman and M. Nowak (2006). A simple Rule for the Evolution of Cooperation on Graphs and Social Networks. Nature 441(7092): 502-505.
- [59] Ostrom, Elinor. Institutional Rational Choice. Sabatier, Paul A. (Editor). (2007) Theories of the Policy Process. Westview Press.
- [60] Ostrom, Elinor. (2005) Understanding Institutional Diversity. Princeton University Press.
- [61] Ostrom, Elinor and James Walker (Editors). (2003) TRUST AND RECIPROCITY. Interdisciplinary Lessons from Experimental Research. Russell Sage Foundation Series on Trust.
- [62] Ostrom, E., J. Walker and R. Gardner (1992). Covenants with and without a Sword: Self-Governance Is Possible?. American Political Science Review 86(2): 404-417.
- [63] Ostrom, Elinor. (1990) Governing the Commons. The evolution of institutions for collective action. Cambridge University Press.

- [64] Ostrom, Elinor, T.K. Ahn, David Schmidt, Robert Shupp, and James Walker. Cooperation in PD games: Fear, greed and history of play. *Public Choice* 106: 137-155. 2001.
- [65] Page, Scott E. (2007) *The Difference. HOW THE POWER OF DIVERSITY CREATES BETTER GROUPS, FIRMS, SCHOOLS AND SOCIETIES*. Princeton University Press.
- [66] Page, Scott E. (2011) *Diversity and Complexity*. Princeton University Press.
- [67] Poteete, Amy R., Marco A. Janssen, Elinor Ostrom. (2010) *WORKING TOGETHER. Collective Action, the Commons, and Multiple Methods in Practice*. Princeton University Press.
- [68] Richards, D. (2001). Reciprocity and Shared Knowledge Structures in a Prisoner's Dilemma Game. *Journal of Conflict Resolution* 45:621-635.
- [69] Ridley, M. (1998). *The Origins of Virtue: Human Instincts and the Evolution of Cooperation*. New York: Penguin Books.
- [70] Riolo, R., M. Cohen, and R. Axelrod (2001). Evolution of Cooperation without Reciprocity. *Nature* 414: 441-443.
- [71] Rudolph, Günter. (1994) Convergence Analysis of Canonical Genetic Algorithms. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5:96-101, January 1994.
- [72] Santos, F. and J. Pacheco (2005). Scale-Free Networks Provide a Unifying Framework for the Emergence of Cooperation. *Physical Review Letters* 95. URL: <http://jorgem.pacheco.googlepages.com/055.pdf>
- [73] Schelling, T. (1978). *Micromotives and Macrobehavior*. New York: Norton.
- [74] Schelling, T. (1960). *The Strategy of Conflict*. Cambridge: Harvard University Press.
- [75] Schluessler, R. (1989). Exit Threats and Cooperation under Anonymity. *Journal of Conflict Resolution* 33: 728-749.
- [76] Sivanandam, S.N., and S.N. Deepa. (2010) *Introduction to Genetic Algorithms*. Berlin. Springer - Verlag.
- [77] Smith, Vernon L. (2008) *Rationality in Economics. Constructivist and Ecological Forms*. Cambridge University Press.

- [78] Smith, Vernon L. (1998) The Two Faces of Adam Smith. *Suthern Economic Journal*, Vol 65, No. 1 (Jul., 1998) pp. 2-19. URL : <http://www.jstor.org/stable/1061349>
- [79] Smith, Vernon L. (1991) Rational Choice: The Contrast between Economics and Psychology. *The Journal of Political Economy*, Vol 99, No. 4 (Aug., 1991) pp. 877-897. URL : <http://www.jstor.org/stable/2937784>
- [80] Stanley, E., D. Ashlock and L. Tesfatsion (1994). Iterated Prisoner's Dilemma with Choise and Refusal of Partners. *Artificial Life III*, ed. Chris G. Langton, 131-176. Massachusetts: Addison-Wesley.
- [81] Tomasello, Michael. (2009) *WHY WE COOPERATE*. MIT Press.
- [82] Trivers, Robert. (2011) *THE FOLLY OF FOOLS*. The Logic of Deceit and Self-Deception in Human Life. Basic Books.
- [83] Vanberg, V. and R. Congelton (1992). Rationality, Morality and Exit. *American Political Science Review* 86:418-431.
- [84] Wade, M. (1978). A Critical Review of the Models of Group Selection. *Quarterly Review of Biology* 53: 101-114
- [85] Wade, M. (1977). An Experimental Study of Group Selection. *Evolution* 31: 134-153.
- [86] Whitley, Darrel. (1998) The GENITOR Algorithm and Selection Presure: Why Rank-Based Allocation of Reproductive Trials is Best. In J. David Schaffer, editor, *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, pages 116-121. Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, California, July 1989.
- [87] Wilson, D. (1983). The Group Selection Controversy: History and Current Status. *Annual Review of Ecology and Systematics* 14:159-187.
- [88] Wright, S. (1945). Tempo and Mode in Evolution: A Critical Review. *Ecology* 26: 415-419.