



TOMA DE DECISIONES GERENCIALES:
UNA APROXIMACIÓN A TRAVÉS DE SIMULACIÓN

TESIS DOCTORAL

PRESENTADA POR:

Fernando Antonio Arenas Guerrero

DIRIGIDA POR:

Dr. Joaquín Alegre Vidal

Dr. Víctor Oltra Comorera

Valencia, Septiembre de 2018



TOMA DE DECISIONES GERENCIALES:
UNA APROXIMACIÓN A TRAVÉS DE SIMULACIÓN

TESIS DOCTORAL

PRESENTADA POR:

Fernando Antonio Arenas Guerrero

DIRIGIDA POR:

Dr. Joaquín Alegre Vidal

Dr. Víctor Oltra Comorera

Departamento de Dirección de Empresas
'Juan José Renau Piqueras'

Departamento de Dirección de Empresas
'Juan José Renau Piqueras'

Universitat de València

Universitat de València

Valencia, Septiembre de 2018

RESUMEN

La toma de decisiones gerenciales relacionadas con el desarrollo de recursos estratégicos es un aspecto clave del diseño e implementación de las estrategias organizativas y ha sido definida como una capacidad dinámica gerencial. El estudio de este relevante fenómeno dinámico implica la realización de estudios de tipo longitudinal, estudios poco frecuentes en la literatura relacionada con capacidades dinámicas gerenciales debido, entre otras razones, a la dificultad asociada con la recolección y análisis de los datos. En esta tesis se propone y desarrolla una metodología basada en simulación con dinámica de sistemas, que permite la realización de estudios longitudinales sintéticos. Los datos teóricos son generados mediante experimentos con un modelo de simulación y son validados con datos empíricos obtenidos mediante experimentos realizados utilizando un micromundo basado en el mismo modelo. La propuesta metodológica incluye también un análisis descriptivo de datos transversales, y la aplicación de técnicas de análisis morfológico para el estudio, clasificación y validación de los datos longitudinales.

El documento está conformado por tres artículos que, aunque pueden leerse como artículos independientes, constituyen un *corpus* metodológico. En el primer artículo se plantea conceptualmente la propuesta metodológica. En el segundo artículo se describe la estructura del modelo de simulación, utilizando la teoría de prospectos como base para la regla de decisión del modelo, se describen los experimentos con simulación y se presentan y discuten los resultados. Finalmente, en el tercer artículo se describe el experimento empírico realizado utilizando un micromundo basado en el modelo de simulación, se analizan y discuten los resultados y se cotejan contra los obtenidos mediante experimentos con simulación.

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, por acompañarme, apoyarme, y soportarme estoicamente mientras estuve en el vientre de la ballena.

A mis tutores, por creer en mí tozudamente y confiar siempre en un final feliz para esta aventura.

ABSTRACT

Managerial decision making related to the development of strategic resources is a key aspect of the design and implementation of organizational strategies and has been defined as a dynamic managerial capability. The study of this relevant dynamic phenomenon involves longitudinal studies; this kind of studies are not frequently found in the literature related to dynamic managerial capabilities due, among other reasons, to the difficulties associated with the collection and analysis of data. This thesis proposes and develops a methodology based on simulation with system dynamics, which allows the realization of synthetic longitudinal studies. Theoretical data are generated by experiments with a simulation model and are validated with empirical data obtained by experiments using a microworld based on the same model. The methodological proposal also includes a descriptive analysis of cross-sectional data, and the application of morphological analysis techniques to the study, classification and validation of longitudinal data.

The document is made up of three articles that, although can be read as independent articles, constitute a methodological corpus. In the first article, the methodological proposal is conceptually proposed. The second article describes the structure of the simulation model, using prospect theory as the basis for the decision rule of the model; experiments with simulation are described and results and presented and discussed. Finally, the third article describes the empirical experiment performed using a microworld based on the simulation model; results are analysed, discussed, and compared against those obtained by simulation experiments.

Tabla de contenido

Capítulo 1: INTRODUCCIÓN	1
Capítulo 2: SIMULACIÓN DINÁMICA Y MICRO-MUNDOS: UNA HERRAMIENTA PARA LA INVESTIGACIÓN SOBRE TOMA DE DECISIONES GERENCIALES.....	11
2.1 Introducción.....	12
2.2 Simulación y construcción de teoría.....	15
2.2.1 Simulación	15
2.2.2 Dinámica de sistemas.....	16
2.2.3 Hoja de ruta	18
2.3 Simulación y toma de decisiones gerenciales.....	23
2.3.1 Dinámica de sistemas y toma de decisiones gerenciales	23
2.3.2 Modelo de simulación en dinámica de sistemas	26
2.3.3 Experimentos con simulación dinámica	27
2.3.4 Validación con datos empíricos mediante micromundos	28
2.4 Micromundos y toma de decisiones gerenciales.....	29
2.5 Propuesta metodológica.....	32
2.5.1. Descripción y ventajas	32
2.5.2 Limitaciones	33
2.5.3 Realimentación y aprendizaje	34
2.6 Conclusiones.....	37
2.7 Bibliografía.....	39
Capítulo 3: TOMA DE DECISIONES GERENCIALES: UNA APROXIMACIÓN A TRAVÉS DE LA DINÁMICA DE SISTEMAS.....	45
3.1 Introducción.....	46
3.2 Estructura general del modelo de simulación	49
3.2.1. Recursos, capacidades y nuevos productos.....	53
3.2.2 Desempeño y reinversión	57
3.2.3 Variable de salida	59
3.3 Regla de decisión	60
3.4 Validación del modelo de simulación.....	73
3.5 Experimentos con simulación.....	78
3.6 Análisis morfológico longitudinal	81

3.7	Discusión	87
3.7.1	<i>Análisis transversal de las variables de salida</i>	87
3.7.2	<i>Análisis longitudinal morfológico</i>	89
3.8	Conclusiones	90
3.9	Bibliografía	94
Capítulo 4: TOMA DE DECISIONES GERENCIALES: UN ESTUDIO EMPÍRICO CON BASE EN SIMULACIÓN		99
4.1	Introducción	100
4.2	Estructura del micromundo	106
4.3	Experimento empírico	110
4.3.1	<i>Cartilla guía</i>	110
4.3.2	<i>Etapas del experimento</i>	113
4.4	Resultados.....	115
4.4.1	<i>Selección y preparación de datos</i>	118
4.4.2	<i>Análisis con ISTS</i>	119
4.4.3	<i>Análisis con SAX</i>	124
4.4.4	<i>Agrupamiento (Clustering)</i>	127
4.4.5	<i>Desempeño en el último período: diferencias entre los grupos (clusters)</i>	134
4.4.6	<i>Desempeño en el último período: diferencias entre experimentos</i>	137
4.5	Discusión	139
4.5.1	<i>Análisis morfológico longitudinal</i>	139
4.5.2	<i>Análisis del desempeño</i>	141
4.6	Conclusiones	145
4.6.1	<i>Sobre la metodología</i>	146
4.6.2	<i>Sobre la capacidad descriptiva de la teoría de prospectos</i>	147
4.6.3	<i>Sobre relación entre el perfil morfológico y el desempeño</i>	149
4.7	Bibliografía.....	150
Capítulo 5: CONCLUSIONES GENERALES.....		155
APÉNDICES.....		169
LISTA COMPLETA DE REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		195

Lista de Figuras

Figura 2.1 Nomenclatura de los diagramas en la dinámica de sistemas	17
Figura 2.2 Hoja de Ruta.....	19
Figura 2.3 Stock y flujos de know-how	25
Figura 2.4 Ciclo dinámico de las decisiones de inversión en recursos.....	26
Figura 2.5 Esquema de un modelo de simulación	27
Figura 2.6 Construcción de teoría con micromundos.....	31
Figura 2.7 Propuesta metodológica.....	33
Figura 2.8 Relaciones de realimentación dentro de la propuesta metodológica	35
Figura 2.9 Aplicación del concepto de aprendizaje de doble ciclo a las relaciones de realimentación de la propuesta metodológica.....	36
Figura 3.1 Stocks y flujos definidos en el modelo base	51
Figura 3.2 Esquema descriptivo de la estructura del modelo de simulación con regla de decisión basada en teoría de prospectos (PT)	53
Figura 3.3 Estructura de la sección del modelo que relaciona recursos, capacidades y nuevos productos	55
Figura 3.4 Estructura de la sección del modelo que relaciona el portafolio de nuevos productos y el monto de la reinversión en capital de I+D	58
Figura 3.5 Esquema de la estructura de cálculo de la variable de salida del modelo.....	60
Figura 3.6 Curva hipotética de la función de valor. Fuente: Tversky y Kahneman.....	62
Figura 3.7 Ejemplo ilustrativo de las características de la curva de la función de valor, tomando como base la curva hipotética formulada por Tversky y Kahneman	63
Figura 3.8 Gráfica comparativa de valor subjetivo y valor esperado de la función de valor para valores menores que el punto de referencia (pérdidas).....	66
Figura 3.9 Gráfica comparativa de valor subjetivo y valor esperado de la función de valor para valores mayores que el punto de referencia (ganancias)	67
Figura 3.10 Gráfico de la meta trimestral de ingresos por nuevos productos (MINP) generada por el modelo de simulación al correr la simulación base	69
Figura 3.11 Estructura de la sección del modelo de simulación que relaciona los ingresos por nuevos productos con la inversión en capital humano y tecnológico.....	72

Figura 3.12 Izquierda: componentes de la ecuación 2.27; Derecha: valor percibido de los ingresos y fracción de inversión en capital tecnológico	75
Figura 3.13 Resultados para las variables de la figura 2.12 obtenidos con $K_a = 1,3$	76
Figura 3.14 Valor Percibido de Ingresos por Nuevos Productos (VINP), generado por el modelo de simulación , y curva general de referencia de valor percibido (VALUE) de la teoría de prospectos	78
Figura 3.15 Resultados de los experimentos (simulaciones) de la tabla 2.1 para la variable Fracción de Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas (FICT Acum).....	80
Figura 3.16 Patrones dinámicos típicos. Fuente: Barlas y Kanar (1999)	83
Figura 3.17 Curvas de los experimentos clasificados como NEXGR y curva-patrón correspondiente. Fuente de la curva-patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).....	85
Figura 3.18 Curvas de los experimentos clasificados como G2PED y curva-patrón correspondiente. Fuente de la curva-patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).....	86
Figura 3.19 Curvas de los experimentos clasificados como SSHGR y curva-patrón correspondiente. Fuente de la curva-patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).....	86
Figura 3.20 Curvas de los experimentos clasificados como GR2DA y curva-patrón correspondiente. Fuente de la curva-patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).....	86
Figura 4.1 Esquema de la estructura del modelo de simulación y de la estructura del micromundo.	108
Figura 4.2 Interfaz de usuario del micromundo	109
Figura 4.3 Mapa estratégico de InnoPharma.....	111
Figura 4.4 Medición de similitud entre tres series de tiempo mediante la media del cuadrado de los errores (MSE).....	117
Figura 4.5 Patrones dinámicos de comportamiento impulso-respuesta generados por el modelo de simulación del Banco Central y el modelo basado en dinámica de sistemas.	118
Figura 4.6 Comportamiento dinámico de la fracción de inversión en capital tecnológico trimestral y acumulada para el experimento 10-2.....	119
Figura 4.7 Curvas de las series de tiempo y curvas patrón de la tabla 3.4.....	124
Figura 4.8 Representación PAA de la serie de tiempo del experimento empírico 10-2 (Exp 10-2).....	126
Figura 4.9 Discretización de PAA de la figura 3.7 para un valor de $\alpha = 5$	128
Figura 4.10 Dendrograma de agrupamiento jerárquico	131

Figura 4.11 Tres curvas representativas de las series de tiempo cada uno de los grupos (clusters) de la tabla 3.8. De arriba hacia abajo: Clúster 1, 2 3 y 4..... 134

Lista de Tablas

Tabla 3.1 Nombres asignados y valores empleados para los experimentos (simulaciones) basados en Tversky y Kahneman (1992) y Bromiley (2009).....	79
Tabla 3.2 Resultados de FICT Acum y de INP en el período 20.....	81
Tabla 3.3 Clasificación, mediante el software BATS, de las curvas generadas por los experimentos con simulación.....	85
Tabla 4.1 Monto de reinversión en capital tecnológico y humano como función del cumplimiento de las metas trimestrales de ingresos por nuevos productos.....	111
Tabla 4.2 Resumen de los indicadores del mapa estratégico y sus metas para el período 20.....	112
Tabla 4.3 Resumen del algoritmo ISTS.....	122
Tabla 4.4 Series de tiempo del experimento empírico clasificadas como significativamente similares a curvas patrón genéricas de BATS.....	123
Tabla 4.5 Reporte de BATS sobre posibles curvas para resultados no concluyentes	123
Tabla 4.6 Resumen del número de series de tiempo por grupo (clúster) para cada número predeterminado de grupos (k) utilizando el método de k-medias.....	131
Tabla 4.7 Matriz de distancias SAX entre los vectores ordinales para una longitud de alfabeto $\alpha = 5$	132
Tabla 4.8 Clasificación de las series de tiempo provenientes de experimentos con simulación (Sim) y de experimentos empíricos (Exp) en cada uno de los cuatro grupos (clusters) objeto de estudio.....	133
Tabla 4.9 Análisis de varianzas entre grupos y dentro de grupos para los grupos (clusters) de la tabla 3.8	136
Tabla 4.10 Comparaciones múltiples mediante la prueba de Tukey	136
Tabla 4.11 Análisis de homogeneidad de subconjuntos mediante la prueba de Tukey	137

Tabla 4.12 Resultados de la prueba de Levene para homogeneidad de varianzas entre los resultados de desempeño para los experimentos con simulación y los experimentos empíricos	138
Tabla 4.13 Resultados descriptivos comparativos	138



Capítulo 1:

Introducción

Las decisiones gerenciales relacionadas con las inversiones en el desarrollo de recursos estratégicos, constituyen un aspecto clave en la formulación de las estrategias organizativas (Dierickx y Cool, 1989), y dado el efecto que los recursos estratégicos tienen sobre el desempeño de la firma, se hace pertinente el estudio de este tipo de decisiones (Sirmon y Hitt, 2009), que han sido definidas como una capacidad dinámica gerencial (Adner & Helfat, 2003), concepto que se deriva de las capacidades dinámicas de tipo organizativo que permiten a una organización renovar sus competencias (Teece, Pisano y Shuen, 1997) cuando son aplicadas, por analogía, a las capacidades de los directivos para gestionar los recursos y competencias organizativos. Al definir este tipo de decisiones como una capacidad dinámica gerencial (Kunc y Morecroft, 2010; Arrfelt, Wiseman, McNamara y Hult, 2015) y resaltar la influencia del tiempo y el cambio sobre este fenómeno, se hace evidente la necesidad de abordar su tratamiento a través de estudios de tipo

longitudinal; esta necesidad, que ha sido resaltada desde los comités editoriales de revistas académicas de prestigio (Bono y McNamara, 2011) y que ha sido planteada repetidamente por los investigadores académicos a través de los años (Schoenberg, 1977; Davies y Pickles, 1985; Lee y Liebanau, 1999; Ancona, Goodman, Lawrence y Tushman, 2001; Mitchel y James, 2001; Pitariu y Ployhart, 2010; Sonnentag, 2012; Shipp y Cole, 2015), no ha sido llenada debido a las dificultades asociadas con este tipo de estudios, entre las cuales se incluyen la complejidad del diseño metodológico y la recolección y el análisis de los datos longitudinales (Pettigrew, 1990; Ruspini, 1999, 2000; Ancona et al, 2001; Ployhart y Vandenberg, 2010; Ployhart y Ward, 2011). El objetivo principal de esta tesis es el diseño y desarrollo de una propuesta metodológica que permita la realización de estudios longitudinales sintéticos por medio de simulación, alrededor del tema de la toma de decisiones gerenciales. Este tipo de estudio, si bien tiene sus propias limitaciones, permite manejar varias de las dificultades implícitas tanto en la recolección como en el análisis de datos de tipo longitudinal.

La tesis se desarrolla a través de tres capítulos redactados a manera de artículos publicables en una revista académica, y un cuarto capítulo que recoge, resume y aúna las conclusiones generadas a través del documento. Si bien los tres capítulos tipo artículo tienen sentido al leerlos por separado, y constituyen una unidad argumental con su propia introducción, metodología, y conclusiones, conforman, en conjunto, un *corpus* metodológico en el cual se expone la metodología general, se generan datos teóricos de tipo longitudinal a través de experimentos con simulación, se recolectan datos longitudinales empíricos a través de un experimento soportado con simulación y, finalmente, se hace el cotejo y validación de los datos teóricos con los datos empíricos.

El primer capítulo, además de plantear el marco teórico general, describe la propuesta metodológica general, que se desarrolla siguiendo la

hoja de ruta para desarrollo de teoría utilizando métodos de simulación de Davis, Eisenhardt y Bingham (2007, 482), adoptando como definición de simulación la propuesta por Harrison, Lin, Carroll y Carley (2007): un programa de ordenador que describe un modelo formal de un sistema de interés para el investigador; el modelo formal consiste en un conjunto de ecuaciones que determinan el comportamiento del sistema a través del tiempo y el programa que lo describe genera resultados de interés para múltiples períodos de tiempo. Se escogió como método de simulación la *dinámica de sistemas* (Forrester, 1961; Sterman, 2000) por su conveniencia para la descripción de sistemas que, como aquel en que está inmerso el proceso de toma de decisiones gerenciales, presentan un alto grado de complejidad dinámica, es decir, un alto número de variables interrelacionadas cuyo comportamiento cambia a través del tiempo (Sterman, 2000; Davis et al, 2007). La propuesta metodológica involucra la construcción de un modelo de simulación con base en dinámica de sistemas sobre el cual se llevan a cabo experimentos que generan resultados longitudinales teóricos y la posterior conversión del modelo a un micromundo, un simulador en el que el participante, un decisor real, puede tomar decisiones gerenciales dentro del contexto organizativo descrito por el modelo y observar los resultados de dichas decisiones antes de tomar una nueva decisión que corresponde, dentro del simulador, a un nuevo período de tiempo; se logra así representar una secuencia dinámica de decisiones dentro de un contexto en el que se comprimen de manera artificial el espacio y el tiempo (Senge, 1990). Por medio del micromundo se generan, entonces, datos longitudinales empíricos que son susceptibles de ser cotejados con los datos teóricos generados previamente mediante el modelo. Este capítulo se cierra con una síntesis de las ventajas y limitaciones de la metodología propuesta.

El segundo capítulo describe el modelo base de simulación desarrollado para este trabajo y presenta y discute los resultados obtenidos a partir de los experimentos con simulación sobre el modelo

base. El modelo se desarrolló con base en el software Vensim PLE y describe una división de Investigación y Desarrollo (I+D) de una compañía farmacéutica hipotética, en donde el Gerente de División debe decidir en cada período (trimestre) como repartir los fondos asignados para reinversión entre dos recursos estratégicos, capital humano y capital tecnológico, procurando cumplir con una meta trimestral preestablecida de ingresos generados por nuevos productos. El modelo utiliza una regla de decisión que determina la asignación de recursos, diseñada tomando como referente la teoría de prospectos (prospect theory o PT) (Kahneman y Tversky, 1979) y el objetivo teórico de este capítulo es obtener el perfil dinámico de las decisiones que tomaría un decisor que se comportara de acuerdo con los principios de la teoría de prospectos.

Se llevaron a cabo experimentos con simulación, variando los parámetros de las ecuaciones de la regla de decisión basada en teoría de prospectos, y se utilizaron como variables de salida (resultado) para posterior análisis, la inversión acumulada en cada uno de los recursos (capital humano y tecnológico) a través de todo el horizonte temporal de simulación, expresada como fracción de la inversión total, y los ingresos generados por nuevos productos en el último período de simulación. Los resultados de tipo longitudinal relacionados con las decisiones de inversión fueron representados como familias de curvas a través del tiempo, susceptibles de ser cotejadas con posteriores resultados empíricos mediante un análisis morfológico comparativo. Los resultados de desempeño del último período se analizaron de manera transversal y descriptiva, por medio de una medida normalizada de dispersión que permite también una posterior comparación con resultados empíricos.

En el tercer capítulo se describe un experimento empírico realizado por medio de un micromundo similar en su estructura al modelo base de simulación desarrollado en el segundo capítulo. Este micromundo es un simulador en el que el lugar donde se encontraba la regla de decisión

dentro del modelo de simulación, es ocupado por un decisor real que toma la decisión sobre qué fracción del capital de inversión se asigna a cada recurso; para esto hace uso de un botón deslizante dentro de una interfaz amigable para el usuario que, además, le suministra información en forma de gráficas y tablas sobre el impacto de sus decisiones sobre variables importantes del modelo, a lo largo de la secuencia de decisiones, lo que equivale a la toma dinámica de decisiones a través del horizonte de tiempo definido en el simulador. El experimento empírico se llevó a cabo con 15 estudiantes de la Maestría en Administración de Empresas (programa MBA) de la Universidad Icesi, con un mínimo de 3 años de experiencia laboral profesional y sin ninguna experiencia previa en el manejo del simulador. El capítulo describe el diseño y desarrollo del micromundo y del experimento empírico y presenta los resultados, sobre los cuales, se realizan análisis de tipo longitudinal y transversal.

El modelo base desarrollado en Vensim fue transformado en un micromundo por medio del software *ithink*. El análisis longitudinal de contraste entre los resultados teóricos (simulación) y empíricos, se lleva a cabo mediante dos técnicas diferentes con dos tipos de software diferentes; la primera técnica utiliza el algoritmo de *aproximación simbólica agregada* (Symbolic Aggregate approxImation o SAX) para la representación de series de tiempo (Lin, Williamson, Borne y DeBarr, 2012) que traduce los datos longitudinales a secuencias de símbolos, susceptibles de ser clasificados en clusters para conformar “familias” de curvas; la segunda técnica utiliza el algoritmo de *software de prueba indirecta de estructura* (Indirect Structure Testing Software o ISTS) desarrollado por Barlas y Kanar (1999), para agrupar los comportamientos dinámicos en familias de curvas por medio de modelos de Markov ocultos (Hidden Markov Models o HMM) (He y Kundu, 1991), dividiendo la curva en segmentos y estudiando las relaciones entre segmentos consecutivos. Para la aplicación de la primera técnica (SAX) se utilizó el software SPMF (Fournier-Viger, Lin, Gomariz, Gueniche, Soltani, Deng y

Lam, 2016), una aplicación escrita en Java que ofrece una librería de algoritmos de minería de datos entre los que se encuentra SAX; para aplicar la segunda técnica se utilizó el software BATS (Behavior Analysis and Testing Software) (Sücüllü y Yücel, 2014), una aplicación escrita en Python, que ofrece una galería de curvas estándar contra las cuales se compara y clasifica una nueva curva cualquiera.

Como se mencionó previamente, cada capítulo tipo artículo (capítulos 2, 3 y 4), a pesar de ser parte de un corpus metodológico, constituye en sí mismo una unidad temática; para lograr esto, se han reiterado de manera sucinta, cuando lo hemos considerado pertinente, algunos temas y conceptos explicados con anterioridad dentro del documento, con el fin de que cada capítulo pueda ser leído y comprendido sin tener que acudir necesariamente a la lectura y comprensión del texto precedente. El segundo y tercer trabajos (capítulos 3 y 4) están acompañados de anexos que describen temas y conceptos del trabajo respectivo en un nivel detalle que no es imprescindible para la comprensión, pero que le permiten al lector, si este lo considera relevante, ahondar en detalles técnicos o tener un mayor nivel de contextualización del documento. Finalmente, en un capítulo de cierre, se sintetizan y aúnan las conclusiones de los tres trabajos, se presentan las ventajas y limitaciones del corpus metodológico propuesto, se plantean posibles vías alternativas pertinentes para investigaciones futuras, y se concluye sobre los hallazgos teóricos surgidos de los datos generados mediante la metodología.

Así pues, podemos resumir los objetivos de esta tesis en dos objetivos de tipo metodológico y dos objetivos relacionados con la construcción de teoría.

El primer objetivo es la formulación e implementación de una metodología basada en simulación que haga posible la generación de datos longitudinales tanto teóricos como empíricos, contrastables entre sí.

La metodología propuesta permite la realización de estudios longitudinales sintéticos, donde se resuelven los problemas asociados con la recolección de datos longitudinales. En el Capítulo 2, además de plantearse el marco teórico general de la tesis, se describe la propuesta metodológica.

El segundo objetivo es la realización de análisis de tipo morfológico sobre los datos longitudinales generados mediante la metodología propuesta. Este tipo de análisis permite estudiar fenómenos cuyo aspecto relevante es el comportamiento dinámico; está basado en técnicas de reciente desarrollo que se vienen aplicando en temas relacionados con ingeniería aeroespacial y astronomía. Nuestro objetivo es estudiar, de manera exploratoria, la factibilidad y utilidad de la aplicación de estas técnicas a fenómenos dinámicos de tipo organizativo. En el Capítulo 3 se describen y aplican de manera preliminar estas técnicas, mientras que en el Capítulo 4 se describen y aplican con mayor profundidad.

El tercer objetivo consiste en observar, también de manera exploratoria, el poder descriptivo de la teoría de prospectos (Kahneman y Tversky, 1979) como regla de decisión en procesos dinámicos de toma de decisiones dentro de entornos organizativos, específicamente decisiones relacionadas con asignación de recursos que pueden catalogarse como capacidades dinámicas gerenciales. El comportamiento esperado de una variable de resultado del modelo de simulación se genera mediante experimentos con simulación en el Capítulo 3, mientras que, en el Capítulo 4, se generan datos empíricos contrastables con el comportamiento teórico esperado, y se analiza y discute este estudio comparativo.

El cuarto objetivo consiste en verificar, mediante una aproximación metodológica diferente, una pregunta de investigación formulada previamente por Kunc y Morecroft (2010): ¿es el proceso de toma de decisiones de los gerentes, por sí solo, capaz de explicar las diferencias en

el desempeño de las empresas? La respuesta a esta pregunta se facilita por medio del diseño del experimento empírico del Capítulo 4, en el que los participantes tienen, como punto de partida, exactamente el mismo tipo, número y nivel de recursos.

Finalmente, en el Capítulo 5 se concluye de manera general y sistémica sobre los objetivos aquí propuestos, los resultados obtenidos, las limitaciones de este estudio, y algunas posibles rutas de investigación que se abren a partir de este trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

- Ancona, D. G., Goodman, P. S., Lawrence, B. S., & Tushman, M. L. (2001). Time: A new research lens. *Academy of Management Review*, 26(4), 645-663.
- Arrfelt, M., Wiseman, R. M., McNamara, G., & Hult, G. T. M. (2015). Examining a key corporate role: The influence of capital allocation competency on business unit performance. *Strategic Management Journal*, 36(7), 1017-1034.
- Barlas, Y., & Kanar, K. (1999). A dynamic pattern-oriented test for model validation. In *Proceedings of 4th Systems Science European Congress* (pp. 269-286).
- Bono, J. E., & McNamara, G. (2011). Publishing in AMJ – part 2: Research design. *Academy of Management Journal*, 54(4), 657-660.
- Cyert, R. M., & March, J. G. (1963). *A behavioral theory of the firm*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Davies, R. B. & Pickles, A.R. (1985). Longitudinal versus cross-sectional methods for behavioural research: A first-round knockout. *Environment and Planning A*, 17(10), 1315-1329.
- Davis, J. P., Eisenhardt, K. M., & Bingham, C. B. (2007). Developing theory through simulation methods. *Academy of Management Review*, 32(2), 480-499.
- Dierickx, I. & Cool, K. (1989). Asset stock accumulation and sustainability of competitive advantage. *Management Science*, 35(12), 1504-1511.
- Forrester, J.W. (1961). *Industrial dynamics*. Cambridge, MA: MIT Press

- Fournier-Viger, P., Lin, J. C. W., Gomariz, A., Gueniche, T., Soltani, A., Deng, Z., & Lam, H. T. (2016). The SPMF Open-Source Data Mining Library Version 2. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases* (pp. 36-40). Springer International Publishing.
- Harrison, J. R., Lin, Z., Carroll, G. R. & Carley, K. M. (2007). Simulation modeling in organizational and management research. *Academy of Management Review*, 32(4), 1229.
- He, Y., & Kundu, A. (1991). Shape classification using hidden markov model. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1991. ICASSP 1991 International Conference* (pp. 2373-2376). IEEE.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 47, 263-291.
- Kunc, M. H. & Morecroft, J. D. (2010). Managerial decision making and firm performance under a resource-based paradigm. *Strategic Management Journal*, 31(11), 1164-1182.
- Lee, H., & Liebenau, J. (1999). Time in organizational studies: Towards a new research direction. *Organization Studies*, 20(6), 1035-1058.
- Lin, J., Williamson, S., Borne, K., & DeBarr, D. (2012). Pattern recognition in time series. *Advances in Machine Learning and Data Mining for Astronomy*, 1, 617-645.
- Mitchell, T. R. & James, L. R. (2001). Building better theory: Time and the specification of when things happen. *Academy of Management Review*, 26(4), 530-547.
- Pettigrew, A. M. (1990). Longitudinal field research on change: Theory and practice. *Organization Science*, 1(3), 267-292.
- Pitariu, A. H., & Ployhart, R. E. (2010). Explaining change: Theorizing and testing dynamic mediated longitudinal relationships. *Journal of Management*, 36(2), 405-429.
- Ployhart, R. E., & Vandenberg, R. J. (2010). Longitudinal research: The theory, design, and analysis of change. *Journal of Management*, 36(1), 94-120.
- Ployhart, R. E., & Ward, A. K. (2011). The “quick start guide” for conducting and publishing longitudinal research. *Journal of Business and Psychology*, 26(4), 413-422.

- Ruspini, E. (1999). Longitudinal research and the analysis of social change. *Quality and Quantity*, 33, 219-227.
- Ruspini, E. (2000). Longitudinal research in the social sciences. *Social Research Update*, 28(20), 1-8.
- Schoenberg, R. (1977). Dynamic models and cross-sectional data: The consequences of dynamic misspecification. *Social Science Research*, 6(2), 133-144.
- Senge, P. (1990). *The fifth discipline: The art and science of the learning organization*. New York, NY: Doubleday.
- Shipp, A. J., & Cole, M. S. (2015). Time in individual-level organizational studies: What is it, how is it used, and why isn't it exploited more often? *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 2(1), 237-260.
- Sirmon, D. G., & Hitt, M. A. (2009). Contingencies within dynamic managerial capabilities: interdependent effects of resource investment and deployment on firm performance. *Strategic Management Journal*, 30(13), 1375-1394.
- Sonnentag, S. (2012). Time in organizational research: Catching up on a long neglected topic in order to improve theory. *Organizational Psychology Review*, 2(4), 361-368.
- Sterman, J.D. (2000). *Business dynamics: Systems thinking and modeling for a complex world*. New York: Irwin McGraw-Hill
- Süçüllü, C., & Yücel, G. (2014). Behavior analysis and testing software (BATS). In *Proceedings of the 32nd international conference of the system dynamics society*. Delft, The Netherlands.
- Teece, D. J., Pisano, G. & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533.



Capítulo 2:

Simulación dinámica y micro-mundos: Una herramienta para la investigación sobre toma de decisiones gerenciales

RESUMEN

El carácter dinámico de la mayoría de los fenómenos objeto de estudio de la investigación en gestión de las organizaciones ha llevado al desarrollo de teorías que consideran como prioritario este carácter (capacidades dinámicas, perspectiva dinámica basada en recursos). Los estudios enmarcados dentro de estas teorías requieren entonces de metodologías que permitan abordar fenómenos e interrelaciones que cambian a través del tiempo (dinámicos) y, por tanto, de la realización de estudios longitudinales, con las dificultades para la recolección y análisis de datos que este tipo de estudios generan. Este artículo presenta una propuesta

metodológica basada en simulación dinámica (dinámica de sistemas), que permite la realización de estudios longitudinales sintéticos en los que, si bien prevalecen algunas de las dificultades típicas del análisis de datos, se facilita significativamente su recolección. En este documento, la metodología se enfoca específicamente hacia el estudio del proceso de toma de decisiones gerenciales, considerado como parte de las denominadas capacidades dinámicas gerenciales.

2.1 INTRODUCCIÓN

Una de las críticas a la perspectiva basada en recursos (Resource Based View o RBV) es el carácter estático de los estudios basados en esta aproximación (Priem & Butler, 2001), a pesar de que, en un principio, autores como Dierickx & Cool (1989), enfatizaron de manera explícita el carácter dinámico de la RBV al definir los recursos estratégicos como el resultado de una serie de decisiones de inversión en dichos recursos a través de un período de tiempo. Con el fin de dar respuesta a esta crítica, y a la necesidad de tener en cuenta el aspecto dinámico de los fenómenos estratégicos organizativos, se han desarrollado nuevas propuestas como la de la perspectiva dinámica basada en recursos (Dynamic Resource Based View o DRBV) planteada por Helfat & Peteraf (2003), quienes proponen abordar la RBV considerando no solo los recursos y capacidades de una organización sino, sobre todo, su desarrollo a través del tiempo, como un factor fundamental para entender cómo se genera la heterogeneidad de los recursos dentro de una población de firmas, objeto importante de estudio de la RBV.

Esta propuesta coincide con la de Dierickx y Cool (1989) en cuanto a que el desarrollo de los recursos es necesariamente incremental y es el producto de decisiones (compromisos) de la organización en cuanto al tipo de recursos que desarrolla a través del tiempo. Dentro de esta

definición comprehensiva de la DRBV queda incluido el concepto de capacidades dinámicas que se refiere, según Teece, Pisano, y Shuen (1997), a la capacidad de una organización para renovar sus competencias con el fin de adaptarse a un entorno de negocios cambiante; este concepto de capacidad dinámica que es, por definición, de tipo organizativo, cuando se aplica por analogía a las capacidades de los directivos para gestionar los recursos y competencias organizativos, se define como capacidad dinámica gerencial (Adner y Helfat, 2003), y es otro de los conceptos estudiados dentro de la DRBV.

Una muestra de la relevancia que han ido adquiriendo los temas que hacen parte de la DRBV, dentro de la literatura relativa a la gestión estratégica, son los trabajos de Sirmon y Hitt (2009), quienes relacionan el desempeño de la firma con las capacidades dinámicas gerenciales que determinan la inversión en recursos y el despliegue de los mismos, Kunc y Morecroft (2010), quienes argumentan que la variedad en la toma de decisiones gerenciales relacionadas con la construcción de recursos genera un desarrollo heterogéneo de los recursos a través del tiempo y, por ende, variedad en el desempeño de las firmas, Kor y Mesko (2013), quienes teorizan acerca de cómo las capacidades dinámicas gerenciales pueden revitalizar la lógica dominante (Prahalad y Betis, 1986) de la firma y contribuir al ajuste evolutivo de la misma, y Helfat y Peteraf (2015) quienes definen la capacidad cognitiva gerencial como un elemento constituyente de las capacidades dinámicas gerenciales y causante de su heterogeneidad y, por tanto, a su vez, de la heterogeneidad en el desempeño de las firmas dentro de entornos dinámicos.

Todas estas nuevas propuestas, al definir como “dinámico” su objeto de estudio, requieren la utilización de métodos que permitan observar el desarrollo de las variables y fenómenos de interés a través del tiempo, lo cual requiere, a su vez, de la realización de estudios longitudinales. Sin embargo, y a pesar de las notorias ventajas

comparativas de los estudios longitudinales con respecto a los estudios transversales cuando se estudian fenómenos dinámicos (Davies y Pickles, 1985), la mayor parte de los estudios en este campo sigue siendo de tipo transversal (Mitchell & James, 2001) aun cuando editores de revistas académicas prestigiosas (Bono y McNamara, 2011) los consideran inadecuados para responder preguntas de investigación sobre fenómenos organizativos dinámicos; esto se debe, entre otras causas, a las dificultades en la recolección y análisis de los datos, propias de los estudios longitudinales (Menard, 2002).

El objetivo de este trabajo es proponer una metodología basada en dinámica de sistemas (Forrester, 1961, Sterman, 2000) que permite la realización de estudios longitudinales sintéticos, resolviendo así varios de los problemas operativos y de costes asociados con la recolección de datos a través de períodos prolongados de tiempo. Utilizamos como marco de referencia para la descripción de la metodología la *hoja de ruta para desarrollo de teoría utilizando métodos de simulación* (Davis, Eisenhardt y Bingham, 2007, 482), y como campo de aplicación, el estudio de la toma de decisiones gerenciales relacionadas con la asignación de recursos, consideradas estas como una *capacidad dinámica gerencial* (Adner y Helfat, 2003) y desde la perspectiva del individuo como tomador de decisiones. La metodología propuesta utiliza de manera secuencial modelos de simulación basados en dinámica de sistemas para llevar a cabo experimentos de pensamiento (Weick, 1989), y “micromundos” o “simuladores gerenciales de vuelo” (Senge, 1990), definidos en este documento como simuladores que describen sistemas organizativos y permiten a los participantes tomar decisiones y mirar los efectos de estas decisiones sobre el sistema, y que son utilizados para realizar experimentos que generan datos empíricos contrastables con los resultados obtenidos mediante el modelo de simulación.

Estos micromundos están basados en modelos de dinámica de sistemas en los que se ha roto el ciclo de realimentación, decisiones → resultados → decisiones, y en el lugar donde antes estaba la regla de decisión del modelo, entra un individuo a tomar decisiones por medio de una interfaz de usuario amigable que le permite entrar información al modelo (decisiones) por medio de botones deslizantes y consultar la influencia de sus decisiones sobre una serie de variables de interés (resultados) por medio de tablas y gráficos disponibles en la interfaz (Kunc, 2016).

El documento presenta en primer lugar la construcción de teoría a través de simulación tomando como base la hoja de ruta de Davis et al (2007); en esta sección, se establece también lo que se entenderá como “simulación” a lo largo del trabajo y se hace una descripción de los principios y lenguaje de la dinámica de sistemas; posteriormente, se aplica la hoja de ruta al desarrollo de teoría alrededor de las capacidades dinámicas gerenciales, se justifica la utilización de la dinámica de sistemas para el estudio de la toma gerencial de decisiones, se describen también los “micromundos” y su utilización en el desarrollo de estudios empíricos, y finalmente se plantea la propuesta metodológica, estableciendo sus ventajas y limitaciones.

2.2 SIMULACIÓN Y CONSTRUCCIÓN DE TEORÍA

2.2.1 Simulación

Los términos “simulación” y “simulación por ordenador” serán considerados como equivalentes en este documento y se adoptará la definición de simulación por ordenador de Harrison, Lin, Carroll, & Carley (2007), como un programa de ordenador que describe un modelo formal de un sistema de interés para el investigador; el modelo formal consiste en un conjunto de ecuaciones que determinan el comportamiento

del sistema a través del tiempo y el programa que lo describe genera resultados de interés para múltiples períodos de tiempo. Como puede verse, esta definición es coherente con el carácter dinámico del proceso bajo estudio en este documento: la toma de decisiones gerenciales. Esta definición de simulación involucra no solamente el programa de ordenador mencionado sino un diseño de experimentos, asociado con el modelo, cuya ejecución se denomina “experimento virtual” (Harrison et al, 2007), un concepto que implica la concreción de “ensayos de pensamiento” para la construcción de teoría (Weick, 1989). Cabe anotar aquí que el modelo es el vehículo a través del cual se ejecuta la simulación; por tanto, cuando en este documento se hable de, por ejemplo, simulación basada en agentes, nos estaremos refiriendo a una simulación llevada a cabo mediante un modelo basado en agentes.

2.2.2 Dinámica de sistemas

La dinámica de sistemas fue desarrollada por Jay W. Forrester en el Massachusetts Institute of Technology (Forrester, 1961), y es considerada tanto una metodología para abordar sistemas complejos como una técnica para modelado y simulación (Wolstenholme, 1983, Keys, 1988, Forrester, 1994); en este artículo nos referiremos a la dinámica de sistemas como una técnica o método para modelado o simulación que utiliza un lenguaje particular para la descripción de sistemas complejos, basado en los stocks, los flujos, y las relaciones de realimentación.

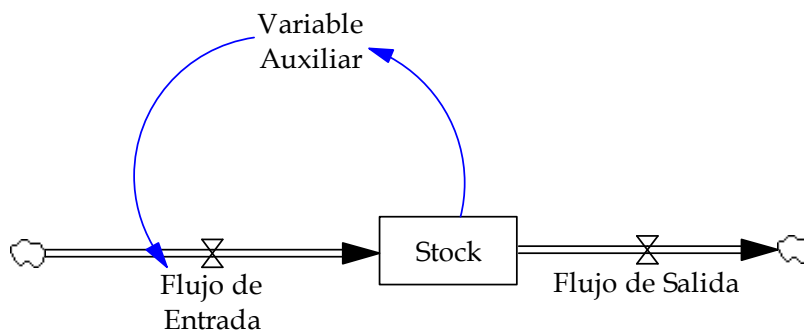
Los stocks, en el lenguaje de la dinámica de sistemas, representan acumulaciones, caracterizan el estado en que se encuentra un sistema en un momento dado y son, por tanto, las variables que brindan la información sobre la que se basa la toma de decisiones (Sterman, 2000, 192). El nivel de los stocks a través del tiempo, está determinado por el flujo de entrada a, y salida de, los stocks; así pues, el nivel de los stocks solo puede ser modificado a través de sus flujos de entrada y salida. En sistemas complejos, los flujos, a su vez, se relacionan con otros flujos y

niveles a través de relaciones de influencia que involucran otro tipo de variables que no son necesariamente niveles o flujos (variables auxiliares), generando ciclos de realimentación y relaciones dinámicas no-lineales entre las diversas variables del sistema.

2.2.2.1 Nomenclatura de los diagramas

La figura 2.1 ilustra la nomenclatura utilizada en la dinámica de sistemas para definir cada tipo de variable. Los stocks se representan mediante un rectángulo con el nombre del stock, mientras que los flujos se representan como una tubería, con su respectiva válvula, que entra al stock en el caso del flujo de entrada, o sale del stock en el caso del flujo de salida. Las variables auxiliares se representan mediante un pequeño círculo cerca del cual se coloca el nombre de la variable o simplemente con el nombre de la variable, y las flechas representan relaciones de influencia en el sentido de la flecha, entre las variables conectadas por las mismas. Puede verse también en el diagrama, el ciclo de realimentación entre el stock, la variable auxiliar, el flujo de entrada, y de nuevo el stock.

Figura 2.1: Nomenclatura de los diagramas en la dinámica de sistemas



Fuente: Los autores

2.2.2.2 Ecuaciones

En la dinámica de sistemas, la nomenclatura de los diagramas conlleva, de manera implícita, relaciones matemáticas entre las variables; así, el nivel del stock en cualquier momento del tiempo (t), será igual al valor inicial del stock en un tiempo inicial de referencia (t_0), más el flujo

acumulado de entrada, menos el flujo acumulado de salida, durante el período transcurrido, es decir, será igual a un valor inicial más la integral del flujo de entrada menos el flujo de salida, durante el período transcurrido (entre t_0 y t), tal como lo describe la ecuación integral 2.1.

$$Stock(t) = Stock(t_0) + \int_{t_0}^t [Flujo\ de\ Entrada(s) - Flujo\ de\ Salida(s)]dt \quad (Ec. 2.1)$$

Por otra parte, la tasa de cambio del stock en el período de tiempo t , será igual al flujo de entrada menos el flujo de salida durante ese período de tiempo, tal como lo expresa la ecuación diferencial 2.2.

$$d(Stock)/dt = Flujo\ de\ Entrada(t) - Flujo\ de\ Salida(t) \quad (Ecuación 2.2)$$

El stock tiene, según lo muestra el diagrama (figura 2.1), una relación de influencia sobre la variable auxiliar y esta, a su vez, influye sobre el flujo de entrada, cerrando un ciclo de realimentación. En otras palabras, la variable auxiliar es una función del stock, y el flujo de entrada es una función de la variable auxiliar (ecuaciones 2.3 y 2.4).

$$Variable\ Auxiliar = f(Stock) \quad (Ecuación 2.3)$$

$$Flujo\ de\ Entrada = f(Variable\ Auxiliar) \quad (Ecuación 2.4)$$

2.2.3 Hoja de ruta

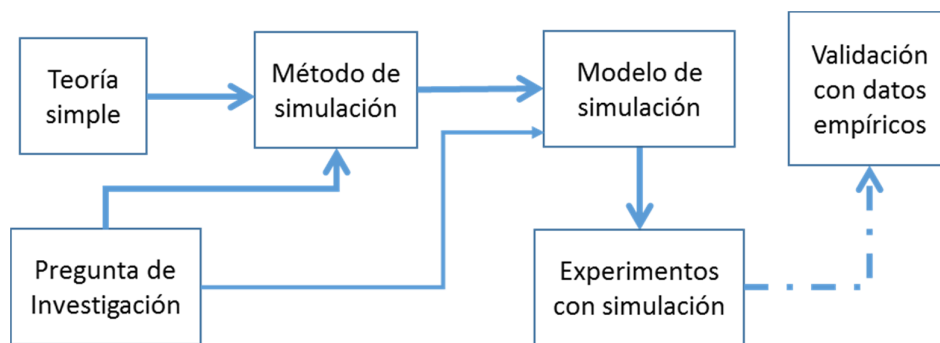
2.2.3.1 Teoría simple y pregunta de investigación

La figura 2.2 muestra un esquema simplificado de la hoja de ruta para desarrollo de teoría utilizando métodos de simulación, propuesta por Davis et al (2007), quienes recomiendan utilizar simulación cuando se tiene una pregunta interesante de investigación relacionada con *teoría simple*, entendida esta como teoría en desarrollo, que tiene unos pocos constructos con un bajo nivel de conceptualización, unas pocas proposiciones que enlazan estos constructos entre sí, y/o una lógica teórica subyacente poco elaborada (Davis et al, 2007, 483). Schwaninger y Grösler (2008) adoptan una posición similar al afirmar que la simulación es un método adecuado para la investigación relacionada con teorías de

rango medio, definidas estas como “teorías situadas entre las hipótesis de trabajo necesarias pero menores... y los esfuerzos sistemáticos comprehensivos para desarrollar una teoría unificada que explique todas las uniformidades encontradas en el comportamiento social, las organizaciones sociales y el cambio social” (Merton, 1968, 39).

Se entiende por capacidades dinámicas gerenciales, aquellas con las que los gerentes “construyen, integran y reconfiguran las capacidades y recursos organizativos” (Adner y Helfat, 2003, 1012), por analogía con las capacidades dinámicas organizativas (Teece, Pisano y Shuen, 1997). La literatura académica relacionada con las capacidades dinámicas gerenciales ha sido considerada como “poco desarrollada” (Bellner y McLean, 2015) e incluso “naciente” (Helfat y Martin, 2015), lo que nos permite clasificarlas dentro de lo que se ha denominado previamente como teoría simple, y hace de la simulación un método adecuado para su estudio. Ahora bien, por definición, la toma de decisiones gerenciales relacionada con la gestión de los recursos organizativos es, per se, una capacidad dinámica gerencial (Kunc y Morecroft, 2010; Arrfelt et al, 2015) y es alrededor de esta que se construye nuestra propuesta metodológica.

Figura 2.2: Hoja de ruta



Fuente: adaptado de Davis et al (2007)

Por otra parte, la pregunta de investigación, de carácter exploratorio, a la que se pretende dar respuesta mediante este trabajo es ¿cuál es el poder descriptivo de la teoría de prospectos (Kahneman y

Tversky, 1979) como regla de decisión en procesos dinámicos de toma de decisiones dentro de entornos organizativos? Esta pregunta se origina, a su vez, en el hecho de que la teoría de prospectos, construida originalmente sobre la base de decisiones tomadas por una sola vez y “en aislamiento”, es decir, sin tener en cuenta el resultado de decisiones previas ni la proyección de resultados futuros, ha sido objeto de múltiples aplicaciones como regla de decisión dentro de la literatura, dentro de una amplia variedad de tipos de decisión.

Estas aplicaciones incluyen estudios con decisiones individuales del mismo tipo en el que se basa la teoría de prospectos (de escogencia binaria entre dos prospectos, por una sola vez y en aislamiento) alrededor de los puntos de referencia y la aversión al riesgo (Baucells y Rata, 2006; Gurevich, Kliger, y Levy, 2009; Larrick, Heath y Wu, 2009; Jeffrey, Onay y Larrick, 2010; Abdellaoui, Bleichrodt y Kammoun, 2013), estudios con decisiones organizativas de asignación de recursos en alternativas que implican riesgo (Bromiley, 2009), estudios longitudinales con decisiones organizativas de desinversión en unidades de negocio previamente adquiridas (Shimizu, 2007), así como desarrollos teóricos y estudios con decisiones organizativas de tipo estratégico (Feigenbaum, Hart y Schendel, 1996; Bamberger y Feigenbaum, 1996; Shoham y Feigenbaum, 1999; Lehner, 2000; Shoham y Feigenbaum, 2002; Kotlar, De Massis, Fang, y Frattini, 2014).

Esta utilización de la teoría de prospectos para el estudio de diversos tipos de decisiones dentro de diversos contextos se debe, según Bromiley (2009), a la utilización de la teoría de prospectos como teoría que formula ciertas predicciones generales, sin prestar atención a detalles importantes de la teoría misma como, por ejemplo, el hecho de que fue desarrollada con base en decisiones tomadas en aislamiento, y el papel fundamental del punto de referencia que permite al decisor discriminar un resultado como ganancia o pérdida.

Nuestra intención, a través de la pregunta de investigación que guía este trabajo, es explorar la aplicación de la teoría de prospectos como descriptiva de la toma de decisiones organizativas de asignación de recursos, dentro de una especie de “terreno medio” entre las decisiones individuales en aislamiento propias del contexto de desarrollo de la teoría, y las decisiones organizativas de tipo estratégico en las que se ignoran buena parte de los detalles de la teoría.

Este “terreno medio” se aborda por medio de experimentos de pensamiento, que se concretan a través de experimentos con simulación, y permiten el desarrollo de teoría a partir de *imaginación disciplinada* (Weick, 1989). De esta manera, y acudiendo a la metáfora propuesta por Folger y Turillo (1999), se cierra la brecha entre lo “grueso” de la teoría aplicada teniendo en cuenta todos los detalles de la misma, y lo “delgado” de la aplicación conceptual de la teoría, desprovista de sus detalles, a temas complejos.

2.2.3.2 Método de simulación

Tanto la pregunta de investigación como la teoría relacionada con dicha pregunta, determinan la escogencia del método de simulación; Davis et al (2007, 484) plantean, a manera de ejemplos ilustrativos, nueve estudios con sus respectivas preguntas de investigación y los métodos de simulación seleccionados para cada uno de ellos; cinco de los ejemplos, utilizan métodos basados en algoritmos evolutivos (modelo NK de ajuste de horizonte y algoritmos genéticos) que se utilizan cuando la pregunta de investigación tiene que ver con soluciones óptimas; dos ejemplos utilizan métodos estocásticos, apropiados cuando se pregunta por la probabilidad de ocurrencia de un evento de interés, bajo condiciones de incertidumbre; en uno de los ejemplos se adopta el método de autómatas celulares, una subcategoría dentro de lo que se ha denominado como simulación por agentes, que se utiliza para estudios relacionados con la explicación de comportamientos o toma de decisiones sociales (grupos, organizaciones,

comunidades) a partir del comportamiento y la toma de decisiones de agentes individuales; por último, dos de los estudios hacen uso de la dinámica de sistemas, método apropiado cuando resulta útil su lenguaje, basado en stocks y flujos, y cuando existen relaciones de realimentación entre las variables de interés, lo cual genera, a su vez, un alto grado de complejidad dinámica.

Cabe mencionar aquí que Harrison et al (2007) establecen como los métodos de simulación más utilizados en la investigación orientada a construcción de teoría, la dinámica de sistemas y la simulación basada en agentes (mencionando también de manera explícita el método de autómatas celulares).

En nuestro caso, hemos escogido como método de simulación la *dinámica de sistemas* por la conveniencia de su lenguaje para la descripción de fenómenos de índole dinámica (Sterman, 2000), y por su capacidad para modelar sistemas que, como aquel en el que está inmerso el proceso de toma de decisiones gerenciales, presentan un alto grado de complejidad dinámica, es decir, un alto número de variables interrelacionadas cuyo comportamiento cambia a través del tiempo (Davis et al, 2007).

2.2.3.3 Simulación: modelo, experimentos y validación

Una vez escogido el método de simulación, se debe elaborar un modelo formal de simulación que, de acuerdo con la pregunta de investigación, relacione las variables y parámetros de interés entre sí mediante ecuaciones o funciones de tipo cuantitativo; en los modelos basados en dinámica de sistemas, las variables son clasificadas previamente como variables de nivel, de flujo, o auxiliares, y se establecen entre ellas relaciones de realimentación continua.

El modelo de simulación debe ser verificado antes de proceder con los experimentos de simulación; esta verificación, dependiendo del

propósito que se persigue con el modelo puede referirse, entre otros aspectos, a su coherencia lógica y matemática, a su comportamiento bajo condiciones extremas de los parámetros, o al comportamiento generado por el modelo para ciertas variables, comparado con el comportamiento esperado de esas variables de acuerdo con datos históricos o juicio de expertos; Barlas (1996) establece diversos criterios de verificación dependiendo del uso que se le dé al modelo, para modelos con base en dinámica de sistemas.

Los experimentos realizados sobre el modelo de simulación verificado se denominan “experimentos virtuales” (Harrison et al, 2007), con el ánimo de diferenciarlos de los experimentos de laboratorio tradicionales. Estos experimentos pueden asimilarse a lo que Weick (1989) denomina “experimentos de pensamiento”, es decir, conjeturas del tipo “si...entonces”, cuya variedad, en número y heterogeneidad, determina la calidad del proceso de construcción de teoría.

Finalmente, y como última etapa en la hoja de ruta, se pueden validar los resultados de los experimentos virtuales mediante su comparación con datos empíricos. Este paso, ha sido descrito en la figura 2.3 mediante una línea punteada, indicando que no siempre es posible llevarlo a cabo, pues su realización depende, entre otras cosas, de que se tengan datos empíricos disponibles.

2.3 SIMULACIÓN Y TOMA DE DECISIONES GERENCIALES

2.3.1 Dinámica de sistemas y toma de decisiones gerenciales

Dentro del marco de la RBV, Dierickx & Cool (1989) describen la acumulación de recursos estratégicos como un proceso dinámico en el que la acumulación de *stocks* de activos estratégicos se logra mediante la selección de trayectorias a través del tiempo de los *flujos* que afectan dichos stocks, e ilustran los conceptos de stock y flujo mediante una

analogía hidráulica: en una bañera, el *stock* (nivel) de agua en un momento dado, será el resultado acumulado (integral) de los *flujos* que entran a y salen de la bañera; así, por ejemplo, el stock de know-how de una organización en un momento dado, estará determinado por la acumulación de las inversiones en investigación y desarrollo (flujo de entrada) y la erosión del know-how por obsolescencia o por rotación de personal con conocimiento tácito (flujo de salida).

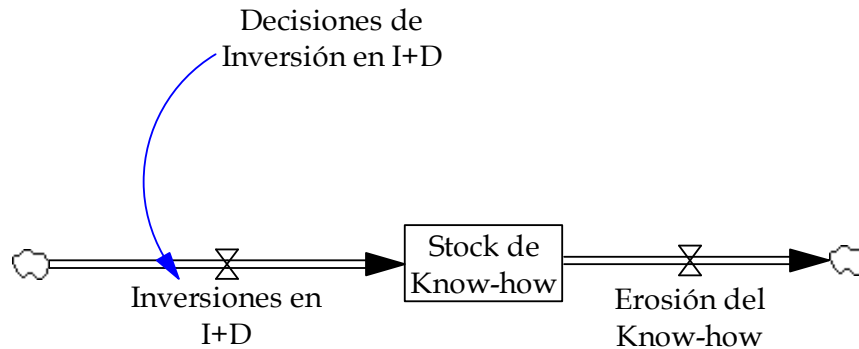
Se hace evidente aquí la similitud con el lenguaje utilizado por la dinámica de sistemas. La figura 2.3 muestra el ejemplo referido sobre el know-how (Dierickx & Cool, 1989) descrito mediante la nomenclatura utilizada en la dinámica de sistemas. Se ha agregado aquí la variable *Decisiones de Inversión en I+D* como requisito previo para que se lleven a cabo dichas inversiones, y con el fin de hacer explícito el rol de la toma de decisiones gerenciales en la gestión de los recursos estratégicos, teniendo en cuenta que “el desarrollo de los recursos implica decisiones de inversión” (Kunc y Morecroft, 2010, 1167).

Ahora bien, el desarrollo de los recursos afecta el desempeño de la empresa y este, a su vez, afecta la *conceptualización* que tienen los gerentes sobre la relevancia de los diversos recursos para la implementación de su estrategia (Kunc y Morecroft, 2010); dicha relevancia percibida, por su parte, tendrá influencia sobre la manera en que los gerentes tomen la decisión de invertir en, y por tanto desarrollar, uno u otro recurso (Prahalad y Bettis, 1986; Von Krogh, Erat y Makus, 2000; Kor y Mahoney, 2005; Sirmon y Hitt, 2009; Helfat y Peteraf, 2015; Kazako y Kunc, 2016), cerrando así un proceso dinámico de realimentación entre la toma de decisiones gerenciales, el desarrollo de recursos y el desempeño de la firma (ver figura 2.4).

Es pertinente anotar que el proceso de toma de decisiones aquí descrito puede catalogarse dentro de lo que Brehmer (1992) llama *toma dinámica de decisiones*, es decir, procesos en donde: a) se requiere de una

serie de decisiones, b) las decisiones no son independientes, c) el estado del sistema dentro del cual se toman las decisiones, cambia como consecuencia de dichas decisiones y d) las decisiones se toman en tiempo real.

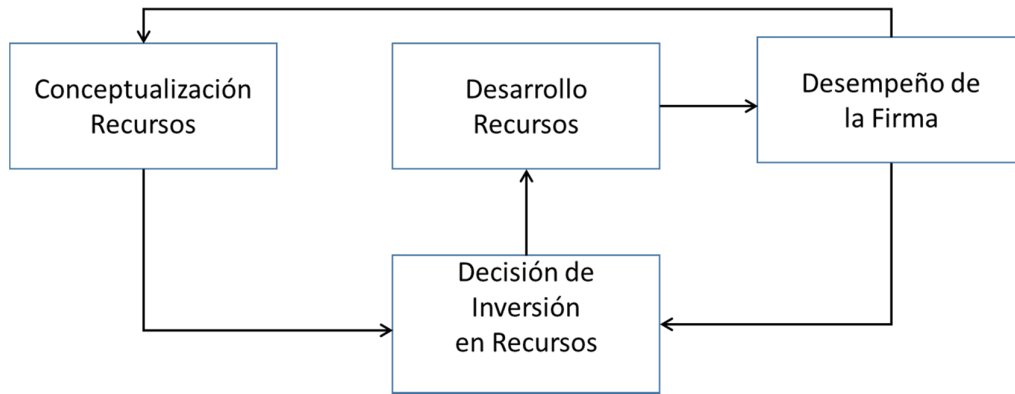
Figura 2.3: Stock y flujos de know-how



Fuente: Adaptación propia con base en Dierickx y Cool (1989).

Por lo dicho hasta aquí, puede concluirse sobre la conveniencia de la utilización de la dinámica de sistemas como método de simulación para el estudio de las capacidades dinámicas gerenciales, específicamente la toma de decisiones gerenciales en la gestión de los recursos estratégicos de la firma, es decir, dentro del marco de la DRBV (Helfat y Peteraf, 2003). Dicha conveniencia se basa en el carácter de *teoría simple* que puede asignarse a las capacidades dinámicas gerenciales, las similitudes de lenguaje entre la DRVB y la dinámica de sistemas, y la presencia de relaciones de realimentación entre las variables de interés (complejidad dinámica).

Figura 2.4: Ciclo dinámico de las decisiones de inversión en recursos



Fuente: adaptación propia con base en Kunc y Morecroft (2010)

2.3.2 Modelo de simulación en dinámica de sistemas

La figura 2.5 presenta el esquema general de un modelo de simulación basado en dinámica de sistemas, orientado hacia el estudio de la toma de decisiones para la gestión de recursos, basado en el ciclo dinámico descrito en la figura 2.4. La *Decisión de Inversión* genera la *Inversión en Recursos* incrementando el *Nivel de Recursos* existente (ecuación 2.5); debe mencionarse aquí que, con el fin de mantener simple el esquema, se ha omitido el flujo de salida del nivel de recursos. El *Nivel de Recursos* influye sobre el *Desempeño Financiero* de la firma (ecuación 2.6) el cual, a su vez, afecta la decisión de efectuar nuevas inversiones (ecuación 2.7) y el monto de las mismas (ecuación 2.8).

$$\text{Nivel de Recursos}(t) = \text{Nivel de Recursos}(t_0) + \int_{t_0}^t [\text{Inversiones}] \quad (\text{Ecuación 2.5})$$

Puede deducirse de la ecuación 2.5 que un incremento en el nivel de recursos solamente puede lograrse a través del flujo de las inversiones, es decir que, tal como lo establecen Dierickx & Cool (1989, 1506): "...mientras que los flujos pueden ajustarse instantáneamente, los stocks no."

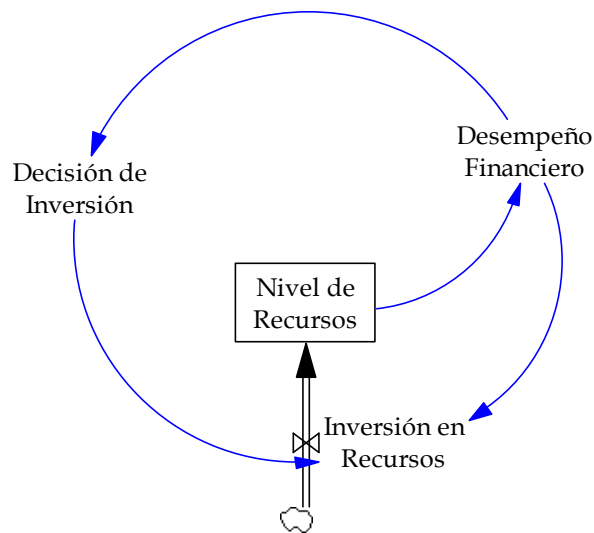
$$\text{Desempeño Financiero} = f(\text{Nivel de Recursos}) \quad (\text{Ecuación 2.6})$$

$$\text{Decisiones de Inversión} = f(\text{Desempeño Financiero}) \quad (\text{Ecuación 2.7})$$

$$\text{Inversiones} = f(\text{Decisiones de Inversión, Desempeño Financiero}) \quad (\text{Ecuación 1.8})$$

La ecuación 2.7 implica que debe incluirse en el modelo una regla de decisión que determine por una parte, el monto de la inversión a partir del desempeño financiero, y por otra, la asignación del monto invertido en los diversos recursos considerados como estratégicos.

Figura 2.5: Esquema de un modelo de simulación



De esta manera quedan relacionadas las variables, mediante ecuaciones, en un ciclo de realimentación que actualiza los valores de todas las variables a través del tiempo para un número dado de períodos de tiempo. El resultado es una curva de comportamiento a través del tiempo para cada una de las variables, que se construye a partir de los valores que adquiere cada variable en cada período.

2.3.3 Experimentos con simulación dinámica

Una vez construido y validado el modelo, se procede al desarrollo de experimentos donde se procura responder a preguntas del tipo “¿qué pasa si...?”, por medio de variaciones en los parámetros del modelo, dentro de intervalos cuyos límites son fijados por el experimentador basándose en evidencia empírica previa o simplemente en aquellos

valores que el experimentador mismo considera como pertinentes, como parte de un diseño de experimentos previo. Las preguntas que dan origen a los experimentos se asemejan a lo que Weick (1989) denomina “experimentos de pensamiento” y la calidad de la teoría derivada de ellos depende tanto de su cantidad como de su heterogeneidad.

Los datos generados por medio de simulación con dinámica de sistemas describen los valores de las variables de interés en cada período de tiempo a través del “horizonte de simulación” o período total de tiempo preestablecido para la simulación. Los datos así generados permiten la realización de estudios longitudinales a través del horizonte de simulación, o de estudios transversales en cualquiera de los períodos, habitualmente en el período final. Los estudios longitudinales basados en datos generados a través de simulación son denominados *estudios longitudinales sintéticos*.

La generación de teoría a través de modelos de simulación implica la combinación de métodos inductivos y deductivos (Schwaninger y Grösler, 2008). La lógica de indagación que se emplea dentro del proceso aquí descrito hasta la etapa de generación de resultados por medio del modelo de simulación, es fundamentalmente deductiva, es decir de la teoría hacia los datos. El componente deductivo del proceso se da en la última etapa de la hoja de ruta (Davies et al, 2007): la validación por medio de datos empíricos.

2.3.4 Validación con datos empíricos mediante micromundos

A pesar de la creciente importancia de tener en cuenta el tiempo como una variable importante dentro del estudio de fenómenos organizativos dinámicos (Schoenberg, 1977; Lee y Liebanau, 1999; Ancona, Goodman, Lawrence y Tushman, 2001; Mitchel y James, 2001; Pitariu y Ployhart, 2010; Sonnentag, 2012; Shipp y Cole, 2015) y, por tanto, la creciente necesidad de realizar estudios longitudinales para el estudio de estos fenómenos, la mayor parte de los estudios son de tipo transversal

(Ployhart y Ward, 2011). Esto se debe principalmente, según algunos autores (Pettigrew, 1990; Ruspini, 1999, 2000; Ancona et al, 2001) a las dificultades metodológicas que acarrea incluir el tiempo en el estudio; mientras que otros autores (Ployhart y Vandenberg, 2010; Ployhart y Ward, 2011) mencionan, además de los temas metodológicos, factores relacionados con la teorización del tiempo, el diseño del estudio, el análisis de los datos e incluso los problemas para publicar estos estudios en algunas revistas académicas.

Previamente se mencionó en este documento que, dentro del proceso de construcción de teoría, la validación de los datos generados por el modelo por medio de su comparación con datos empíricos no siempre es posible de realizar debido a las dificultades que implica bien sea la realización de estudios longitudinales que generen dichos datos, o encontrar datos longitudinales de estudios empíricos previos que sean comparables con los generados por la simulación, a lo cual debe sumarse la dificultad para encontrar un método de análisis apropiado para la comparación de los datos.

En nuestra propuesta, la generación de datos longitudinales empíricos puede lograrse a través de la utilización de simulación a través de cierto tipo determinado de simuladores denominados como micromundos.

2.4 MICROMUNDOS Y TOMA DE DECISIONES GERENCIALES

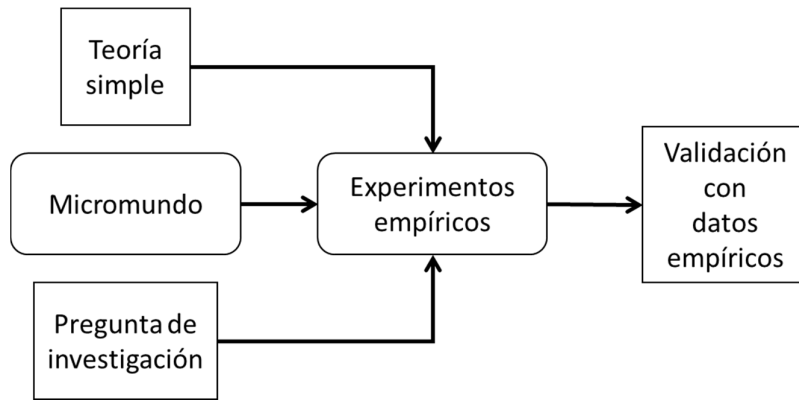
Brehmer y Dörner (1993, 183) definen los micromundos como un punto intermedio entre los rígidos experimentos de laboratorio y “el profundo mar azul del estudio de campo”. Definimos *micromundos* en este documento como cualquier simulación basada en dinámica de sistemas en la que los participantes pueden tomar una serie de decisiones y observar

los resultados de dichas decisiones, dentro del contexto organizativo descrito por el micromundo. Habitualmente, los micromundos se utilizan para trabajar sobre preguntas de investigación alrededor de teoría simple, en las que se pretende validar una o varias hipótesis mediante la realización de un estudio longitudinal sintético de tipo empírico (figura 2.6). Los dos principales campos de aplicación de los micromundos son: la enseñanza, para ayudar a los estudiantes a comprender sistemas dinámicos, y en investigación, donde se utilizan como instrumentos para el desarrollo de experimentos empíricos (Größler, 2004).

Enfatizamos aquí el uso del micromundo como instrumento, es decir, como medio para llevar a cabo los experimentos, lo cual implica que el investigador, habitualmente, no diseña un micromundo ad hoc para procurar dar respuesta a la pregunta de investigación, sino que utiliza un micromundo preexistente, diseñado con un propósito pedagógico, de entre un grupo de micromundos que son utilizados de manera frecuente y generalizada debido a su comprobada coherencia interna.

Rouwette, Größler, y Vennix (2004) a partir de una revisión de literatura, mencionan los once micromundos más utilizados en estudios enfocados en toma dinámica de decisiones, siendo el más utilizado el Strategem-2 (Serman y Meadows, 1985) basado en el ciclo macroeconómico de Kondratiev; Gonzalez, Vanyukov y Martin (2005), por su parte, plantean un estudio taxonómico comparativo de diez micromundos utilizados, igualmente, para investigación alrededor de la toma dinámica de decisiones, de los cuales nueve fueron desarrollados entre 1988 y 1999.

Figura 2.6: Construcción de teoría con micromundos



Dos ejemplos pertinentes más recientes de aplicación de micromundos en el estudio de toma de decisiones gerenciales son el de Kunc y Morecroft (2010) que estudia la relación entre características de la toma de decisiones gerenciales y la heterogeneidad en el desempeño organizativo utilizando el micromundo Fish Banks Ltd. (Meadows, Fiddaman y Shannon, 1993) que plantea la influencia de la toma de decisiones sobre la sostenibilidad de un sistema que provee recursos comunes (peces) a firmas competidoras (pesqueras), y el de Gary y Wood (2011) que estudia la relación entre los modelos mentales que utilizan los decisores y el desempeño de la firma, utilizando un micromundo desarrollado por Paich y Serman (1993) alrededor de la dinámica de difusión de un nuevo producto en el mercado. Como puede observarse, los micromundos utilizados para estudios de toma de decisiones gerenciales, son simuladores que generan confianza en los investigadores, ya que su uso continuo durante muchos años es una prueba de que su coherencia interna ha sido repetidamente validada; un prerequisite fundamental para la utilización de un micromundo en investigación (Größler, 2004).

2.5 PROPUESTA METODOLÓGICA

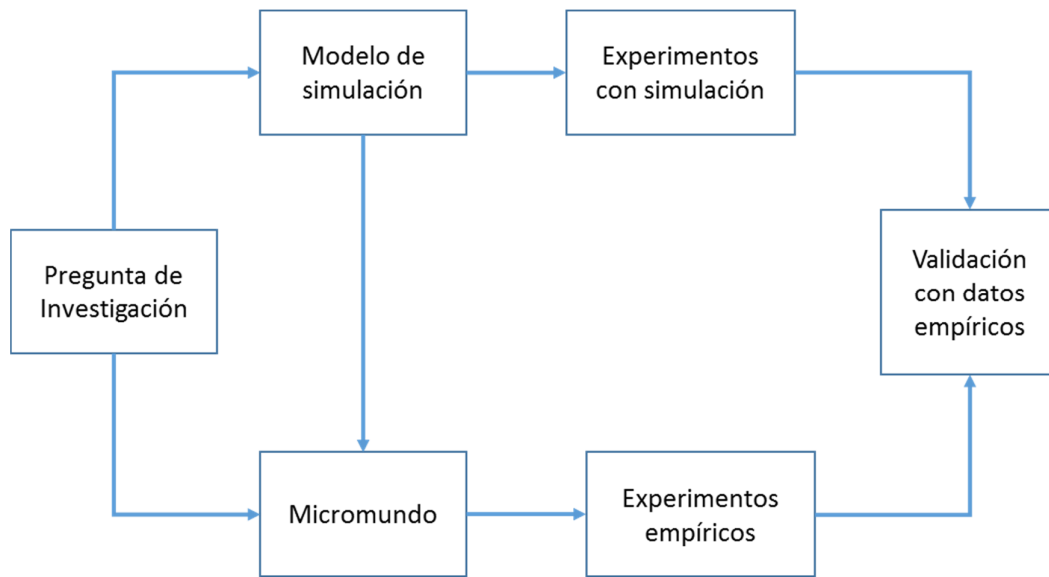
2.5.1. Descripción y ventajas

Nuestra propuesta metodológica (figura 2.7) combina los experimentos con simulación con los micromundos, de manera que se pueda llevar a cabo la verificación con datos empíricos de los resultados generados por los experimentos con simulación. Así se logra, también, la complementariedad de procesos inductivos y deductivos de investigación, necesaria para la construcción de teoría con base en simulación (Schwaninger y Grösler, 2008).

Dentro de esta propuesta se diseña un micromundo basado en el modelo de simulación con el cual se ha llevado a cabo la experimentación teórica; el micromundo es idéntico en su estructura matemática al modelo de simulación, es decir, tiene exactamente las mismas ecuaciones de relación entre variables; la única diferencia está en la regla de decisión, pues, mientras en el modelo de simulación la regla de decisión, tal como se describe en la ecuación 2.7, es una función matemática de variables de salida (indicadores) del modelo, basada en teoría de decisiones, en el micromundo deja de ser una función matemática y se convierte en una decisión real tomada por un decisor real. De esta manera se pueden comparar los datos generados por la experimentación con el modelo, de acuerdo con una teoría de decisión establecida en la pregunta de investigación, con los datos generados a través de la experimentación empírica con el micromundo, con el fin de cotejar la validez de la aplicación de la teoría de decisión bajo estudio dentro del contexto organizativo descrito tanto por el modelo como por el micromundo.

Este estudio comparativo puede ser de tipo longitudinal, por medio de la comparación del comportamiento dinámico de las variables de interés, o de tipo transversal, generalmente mediante comparación de medidas de desempeño en el último período de simulación.

Figura 2.7: Propuesta metodológica



De esta manera, se pueden realizar *estudios longitudinales sintéticos*, alrededor de la toma de decisiones gerenciales, que ayudan a resolver uno de los principales problemas asociados a los estudios longitudinales, la recolección de datos, y resuelven también uno de los problemas asociados al desarrollo de teoría utilizando simulación, la verificación por medio de datos empíricos (proceso deductivo), de los resultados teóricos obtenidos mediante un modelo de simulación (proceso inductivo).

2.5.2 Limitaciones

Algunas características de la metodología que representan ventajas dentro del proceso de investigación, también implican limitaciones. La utilización de un micromundo ad hoc, con estructura idéntica a la del modelo de simulación utilizado para la experimentación teórica, si bien permite un diseño orientado hacia la resolución de la pregunta de investigación y posibilita la verificación con datos empíricos, sacrifica la confianza en la validez interna que se tiene cuando se emplean micromundos ya existentes empleados de manera consistente en trabajos de investigación.

Por otra parte, al utilizar experimentos con simulación, tanto teóricos como empíricos, la metodología comparte las limitaciones asociadas con la simulación en general en cuanto a la falta de validez externa o generalización de los resultados (Davis et al, 2007) y las limitaciones asociadas a la utilización de micromundos para la realización de estudios empíricos, en cuanto a la validez interna, el nivel adecuado de abstracción, y el efecto de la compresión del tiempo sobre los participantes (los resultados de la decisión se conocen de inmediato mientras en el simulador han transcurrido desde días hasta años) (Größler, 2004). Por último, cabe anotar que si bien se resuelve a través de esta propuesta metodológica el problema de recolección de datos propio de los estudios longitudinales, continúan sin resolver los problemas relativos al análisis de estos mismos datos.

2.5.3 Realimentación y aprendizaje

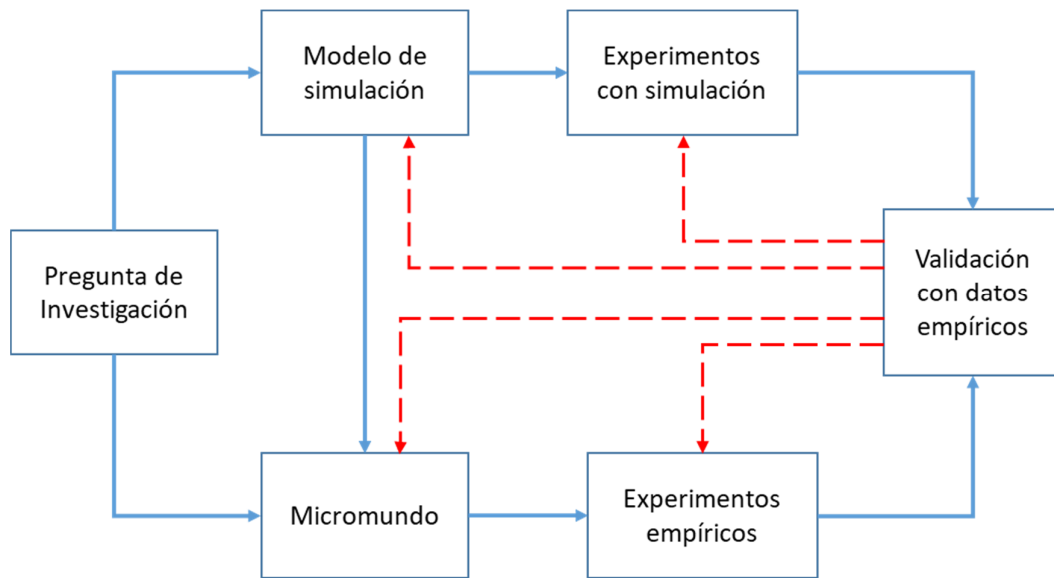
Las conclusiones a las que se llegue tras la validación con datos empíricos pueden utilizarse posteriormente, a manera de realimentación, de varias maneras, que se han ilustrado en la figura 2.8 por medio de flechas rojas punteadas.

La conclusiones pueden llevar al diseño y realización de nuevos experimentos de simulación utilizando el modelo existente, por ejemplo, ampliando los intervalos de prueba de los parámetros, utilizando nuevas combinaciones de los valores de los parámetros, o rediseñando las tablas de relación entre variables, especialmente aquellas involucradas dentro de las reglas de decisión en el modelo.

Otra posible utilización del análisis de los datos empíricos está en el rediseño del modelo de simulación, especialmente en lo que tiene que ver con la inclusión de nuevas perspectivas teóricas que sean capaces de explicar los datos observados, lo cual puede implicar variaciones de las reglas de decisión en particular o de la estructura del modelo en general.

Este es un proceso que evoca el modelo de aprendizaje de doble ciclo (Argyris, 1976, 1985), ya que la modificación del modelo de simulación, a la luz de los resultados obtenidos, implica una modificación del modelo mental del investigador (Schaffernicht, 2006), definido aquí el modelo mental como “una representación conceptual interna duradera y accesible, pero limitada, de un sistema externo, cuya estructura es análoga a la estructura percibida de ese sistema” (Doyle y Ford, 1998, 1999).

Figura 2.8: Relaciones de realimentación dentro de la propuesta metodológica.



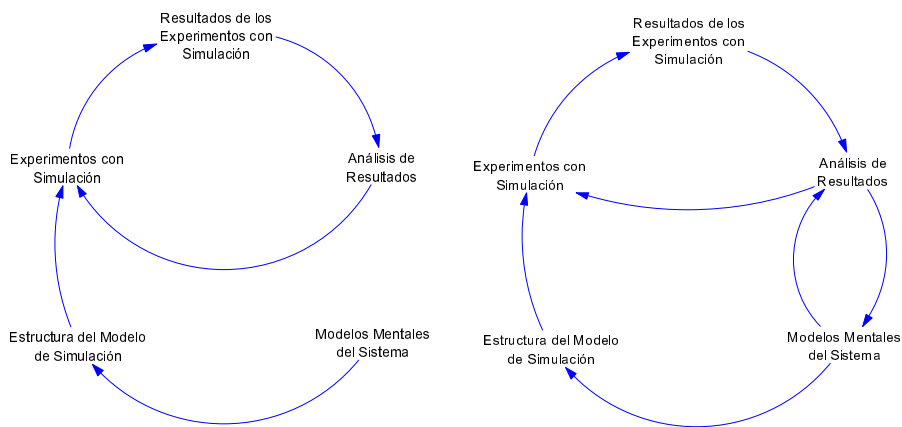
La figura 2.9 ilustra la aplicación del concepto de aprendizaje de ciclo sencillo y, en contraste, el aprendizaje de doble ciclo, a las relaciones de realimentación hasta aquí descritas.

El diagrama de la izquierda en la figura 2.9 describe la primera de las relaciones de realimentación, es decir, la realización de nuevos experimentos a partir de las conclusiones del análisis de resultados. El modelo mental implícito del investigador se manifiesta como la estructura de un modelo explícito (Schaffernicht, 2006) ya que el modelo de simulación es, de hecho, una construcción subjetiva (Schwaninger y Grösler, 2008); en el caso de la metodología propuesta, ese modelo mental

se manifiesta como un modelo basado en dinámica de sistemas. Por medio del modelo se llevan a cabo experimentos con simulación cuyos resultados son objeto de análisis, y este análisis da lugar a nuevos experimentos cerrando un ciclo sencillo de aprendizaje.

El diagrama de la derecha tiene algunas relaciones adicionales en comparación con el diagrama de ciclo sencillo y describe la segunda relación de realimentación, es decir, la modificación del modelo de simulación a partir de las conclusiones derivadas del análisis de resultados. Aquí el análisis de resultados lleva a un cambio en el modelo mental del investigador, que se manifiesta en una modificación de la estructura del modelo y hace posible una mirada hacia los resultados desde una nueva perspectiva, cerrando un proceso de aprendizaje de doble ciclo.

Figura 2.9: Aplicación del concepto de aprendizaje de doble ciclo (Argyris, 1976, 1985) a las relaciones de realimentación de la propuesta metodológica. Izquierda: ciclo sencillo, derecha: doble ciclo.



Una tercera aplicación de las conclusiones provenientes del análisis de resultados es la realización de nuevos experimentos empíricos, en donde se puede modificar, por ejemplo, el acceso del usuario a la estructura del modelo, la información disponible para la toma de decisiones, y la estructura y cantidad de información cualitativa que se quiere recolectar.

Esta relación de realimentación se asemeja a la primera de las relaciones descritas y corresponde a un ciclo sencillo de aprendizaje.

Por último, a partir del análisis de los datos empíricos, se podría decidir modificar el micromundo y los experimentos derivados de este micromundo modificado, no solo para actualizar la estructura en el caso de que se modifique la estructura del modelo base de simulación, sino para, por ejemplo, modificar la estructura de la interfaz de usuario con el ánimo de enfocar su atención en una u otra información, efectuar simulaciones interactivas con otros usuarios o estudiar la toma de decisiones en grupo. Este tipo de relación de realimentación involucra un proceso de aprendizaje de doble ciclo.

2.6 CONCLUSIONES

Este trabajo describe una propuesta metodológica, basada en simulación, para el estudio de fenómenos organizativos dinámicos, que requieren de la realización estudios longitudinales. La propuesta se ha ilustrado por medio de su potencial aplicación al estudio de la toma de decisiones gerenciales, considerada como una capacidad dinámica gerencial.

La metodología utiliza una combinación de simulación dinámica y micromundos, que permite realizar estudios longitudinales sintéticos, ayudando a resolver así los problemas asociados con la generación de datos empíricos longitudinales. La resolución de los problemas asociados con el análisis de dichos datos está fuera del alcance de la propuesta, y debe plantearse y resolverse para cada estudio longitudinal sintético en particular.

El análisis de los datos empíricos puede dar lugar, por medio de procesos de posterior realimentación, a procesos de aprendizaje para el investigador tanto de ciclo sencillo como de doble ciclo.

La metodología comparte, sin embargo, las limitaciones propias de los estudios con base en simulación en cuanto a la falta de validez externa, generalización de los resultados, y escogencia de un nivel adecuado de abstracción tanto para el modelo como para el micromundo. Además la utilización de un modelo de simulación y un micromundo desarrollados ad hoc para el estudio, en contraste con la utilización de un micromundo “estándar”, disminuye la confianza en la validez interna del modelo de simulación y, por consiguiente, en la validez interna del micromundo derivado de dicho modelo.

2.7 BIBLIOGRAFÍA

- Abdellaoui, M., Bleichrodt, H., & Kammoun, H. (2013). Do financial professionals behave according to prospect theory? An experimental study. *Theory and Decision*, 74(3), 411-429.
- Adner, R. & Helfat, C. E. (2003). Corporate effects and dynamic managerial capabilities. *Strategic Management Journal*, 24(10), 1011-1025.
- Ancona, D. G., Goodman, P. S., Lawrence, B. S., & Tushman, M. L. (2001). Time: A new research lens. *Academy of Management Review*, 26(4), 645-663.
- Argyris, C. (1976). Single-loop and double-loop models in research on decision making. *Administrative Science Quarterly*, 363-375.
- Argyris, C. (1985). *Strategy, change and defensive routines*. Boston, MA: Pitman Publishing.
- Arrfelt, M., Wiseman, R. M., McNamara, G., & Hult, G. T. M. (2015). Examining a key corporate role: The influence of capital allocation competency on business unit performance. *Strategic Management Journal*, 36(7), 1017-1034.
- Bamberger, P., & Fiegenbaum, A. (1996). The role of strategic reference points in explaining the nature and consequences of human resource strategy. *Academy of Management Review*, 21(4), 926-958.
- Barlas, Y. (1996). Formal aspects of model validity and validation in system dynamics. *System Dynamics Review*, 12(3), 183-210.
- Baucells, M., & Rata, C. (2006). A survey study of factors influencing risk-taking behavior in real-world decisions under uncertainty. *Decision Analysis*, 3(3), 163-176.
- Bellner, B. W. & MacLean, D. (2015). Dynamic managerial capabilities and competitive advantage. *Strategic Management Quarterly*, 3(3), 1-23.
- Bono, J. E., & McNamara, G. (2011). Publishing in AMJ – part 2: Research design. *Academy of Management Journal*, 54(4), 657-660.
- Brehmer, B. (1992). Dynamic decision making: human control of complex systems, *Acta Psychologica*, 81(3), 211-241.
- Brehmer, B., & Dörner, D. (1993). Experiments with computer-simulated microworlds: Escaping both the narrow straits of the laboratory and the

- deep blue sea of the field study. *Computers in Human Behavior*, 9(2), 171-184.
- Bromiley, P. (2009). A prospect theory model of resource allocation. *Decision Analysis*, 6(3), 124-138.
- Bromiley, P. (2010). Looking at prospect theory. *Strategic Management Journal*, 31(12), 1357-1370.
- Davies, R. B. & Pickles, A.R. (1985). Longitudinal versus cross-sectional methods for behavioural research: A first-round knockout. *Environment and Planning A*, 17(10), 1315-1329.
- Davis, J. P., Eisenhardt, K. M., & Bingham, C. B. (2007). Developing theory through simulation methods. *Academy of Management Review*, 32(2), 480-499.
- Dierickx, I. & Cool, K. (1989). Asset stock accumulation and sustainability of competitive advantage. *Management Science*, 35(12), 1504-1511.
- Doyle, J. K., & Ford, D. N. (1998). Mental models concepts for system dynamics research. *System Dynamics Review*, 14(1), 3-29.
- Doyle, J. K., & Ford, D. N. (1999). Mental models concepts revisited: some clarifications and a reply to Lane. *System Dynamics Review*, 15(4), 411.
- Fiegenbaum, A., Hart, S., & Schendel, D. (1996). Strategic reference point theory. *Strategic Management Journal*, 219-235.
- Folger, R., & Turillo, C. J. (1999). Theorizing as the thickness of thin abstraction. *Academy of Management Review*, 24(4), 742-758.
- Forrester, J.W. (1961). *Industrial dynamics*. Cambridge, MA: MIT Press
- Forrester, J. W. (1994). System dynamics, systems thinking, and soft OR. *System Dynamics Review*, 10(2-3), 245-256.
- Gary, M. S., & Wood, R. E. (2011). Mental models, decision rules, and performance heterogeneity. *Strategic Management Journal*, 32(6), 569-594.
- Gonzalez, C., Vanyukov, P., & Martin, M. K. (2005). The use of microworlds to study dynamic decision making. *Computers in human behavior*, 21(2), 273-286.

- Größler, A. (2004). Don't let history repeat itself--methodological issues concerning the use of simulators in teaching and experimentation. *System Dynamics Review*, 20(3), 263.
- Gurevich, G., Kliger, D., & Levy, O. (2009). Decision-making under uncertainty--A field study of cumulative prospect theory. *Journal of Banking & Finance*, 33(7), 1221-1229.
- Harrison, J. R., Lin, Z., Carroll, G. R. & Carley, K. M. (2007). Simulation modeling in organizational and management research. *Academy of Management Review*, 32(4), 1229.
- Helfat, C. E. & Peteraf, M. A. (2003). The dynamic resource-based view: capability lifecycles. *Strategic Management Journal*, 24(10), 997-1010.
- Helfat, C. E., & Peteraf, M. A. (2015). Managerial cognitive capabilities and the microfoundations of dynamic capabilities. *Strategic Management Journal*, 36(6), 831-850.
- Helfat, C. E. & Martin, J. (2015). Dynamic managerial capabilities: a perspective on the relationship between managers, creativity, and innovation in organizations. In C. Shalley, M. A. Hitt & J. Zhou (Eds.), *The Oxford handbook of creativity, innovation, and entrepreneurship* (pp. 421-432). Oxford, UK: Oxford University Press.
- Jeffrey, S. A., Onay, S., & Larrick, R. P. (2010). Goal attainment as a resource: The cushion effect in risky choice above a goal. *Journal of Behavioral Decision Making*, 23(2), 191-202.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 47, 263-291.
- Kazakov, R., & Kunc, M. (2016). Foreseeing the dynamics of strategy: an anticipatory systems perspective. *Systemic Practice and Action Research*, 29(1), 1-25.
- Keys, P. (1988). System dynamics: a methodological perspective. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 10(4), 218-224.
- Kotlar, J., De Massis, A., Fang, H., & Frattini, F. (2014). Strategic reference points in family firms. *Small Business Economics*, 43(3), 597-619.
- Kor, Y. Y., & Mahoney, J. T. (2005). How dynamics, management, and governance of resource deployments influence firm-level performance. *Strategic Management Journal*, 26(5), 489-496.

- Kor, Y. Y., & Mesko, A. (2013). Dynamic managerial capabilities: Configuration and orchestration of top executives' capabilities and the firm's dominant logic. *Strategic Management Journal*, 34(2), 233-244.
- Kunc, M. H. & Morecroft, J. D. (2010). Managerial decision making and firm performance under a resource-based paradigm. *Strategic Management Journal*, 31(11), 1164-1182.
- Kunc, M. (2016). System dynamics: a behavioral modeling method. In *Proceedings of the 2016 Winter Simulation Conference* (pp. 53-64). IEEE Press.
- Larrick, R. P., Heath, C., & Wu, G. (2009). Goal-induced risk taking in negotiation and decision making. *Social Cognition*, 27(3), 342-364.
- Lee, H., & Liebenau, J. (1999). Time in organizational studies: Towards a new research direction. *Organization Studies*, 20(6), 1035-1058.
- Lehner, J. M. (2000). Shifts of reference points for framing of strategic decisions and changing risk-return associations. *Management Science*, 46(1), 63-76.
- Meadows, D. L., Fiddaman, T., & Shannon, D. (1993). Fish Banks, Ltd. A Microcomputer Assisted Group Simulation That Teaches Principles of Sustainable Management of Renewable Natural Resources. *Laboratory for Interactive Learning, Hood House, University of New Hampshire, Durham, NH.*
- Menard, S. (2002). *Longitudinal Research* (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage
- Merton, R. K. (1968). *Social theory and social structure*. Free Press, New York.
- Mitchell, T. R. & James, L. R. (2001). Building better theory: Time and the specification of when things happen. *Academy of Management Review*, 26(4), 530-547.
- Paich, M., & Sterman, J. D. (1993). Boom, bust, and failures to learn in experimental markets. *Management Science*, 39(12), 1439-1458.
- Pettigrew, A. M. (1990). Longitudinal field research on change: Theory and practice. *Organization Science*, 1(3), 267-292.
- Pitariu, A. H., & Ployhart, R. E. (2010). Explaining change: Theorizing and testing dynamic mediated longitudinal relationships. *Journal of Management*, 36(2), 405-429.

- Ployhart, R. E., & Vandenberg, R. J. (2010). Longitudinal research: The theory, design, and analysis of change. *Journal of Management*, 36(1), 94-120.
- Ployhart, R. E., & Ward, A. K. (2011). The “quick start guide” for conducting and publishing longitudinal research. *Journal of Business and Psychology*, 26(4), 413-422.
- Prahalad, C. K., & Bettis, R. A. (1986). The dominant logic: A new linkage between diversity and performance. *Strategic management journal*, 7(6), 485-501.
- Priem, R. L. & Butler, J. E. (2001). Is the resource-based“ view” a useful perspective for strategic management research? *Academy of Management Review*, 26(1), 22-40.
- Rouwette, E. A., Größler, A., & Vennix, J. A. (2004). Exploring influencing factors on rationality: a literature review of dynamic decision-making studies in system dynamics. *Systems Research and Behavioral Science*, 21(4), 351-370.
- Ruspini, E. (1999). Longitudinal research and the analysis of social change. *Quality and Quantity*, 33, 219-227.
- Ruspini, E. (2000). Longitudinal research in the social sciences. *Social Research Update*, 28(20), 1-8.
- Schaffernicht, M. (2006). Detecting and monitoring change in models. *System Dynamics Review*, 22(1), 73-88.
- Schoenberg, R. (1977). Dynamic models and cross-sectional data: The consequences of dynamic misspecification. *Social Science Research*, 6(2), 133-144.
- Shoham, A., & Fiegenbaum, A. (1999). Extending the competitive marketing strategy paradigm: The role of strategic reference points theory. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 27(4), 442-454.
- Shoham, A., & Fiegenbaum, A. (2002). Competitive determinants of organizational risk-taking attitude: the role of strategic reference points. *Management Decision*, 40(2), 127-141.
- Schwaninger, M., & Groesser, S. (2008). System dynamics as model-based theory building. *Systems Research and Behavioral Science*, 25(4), 447-465.
- Senge, P. (1990). *The fifth discipline: The art and science of the learning organization*. New York, NY: Doubleday.

- Shimizu, K. (2007). Prospect theory, behavioral theory, and the threat-rigidity thesis: Combinative effects on organizational decisions to divest formerly acquired units. *Academy of Management Journal*, 50(6), 1495-1514.
- Shipp, A. J., & Cole, M. S. (2015). Time in individual-level organizational studies: What is it, how is it used, and why isn't it exploited more often?. *Annu. Rev. Organ. Psychol. Organ. Behav.*, 2(1), 237-260.
- Sirmon, D. G., Hitt, M. A., & Ireland, R. D. (2007). Managing firm resources in dynamic environments to create value: Looking inside the black box. *Academy of Management Review*, 32(1), 273-292.
- Sirmon, D. G., & Hitt, M. A. (2009). Contingencies within dynamic managerial capabilities: interdependent effects of resource investment and deployment on firm performance. *Strategic Management Journal*, 30(13), 1375-1394.
- Sonnentag, S. (2012). Time in organizational research: Catching up on a long neglected topic in order to improve theory. *Organizational Psychology Review*, 2(4), 361-368.
- Sterman, J. D., & Meadows, D. (1985). STRATAGEM-2: A microcomputer simulation game of the Kondratiev cycle. *Simulation & Games*, 16(2), 174-202.
- Sterman, J.D. (2000). *Business dynamics: Systems thinking and modeling for a complex world*. New York: Irwin McGraw-Hill
- Teece, D. J., Pisano, G. & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533.
- Von Krogh, G., Erat, P., & Macus, M. (2000). Exploring the link between dominant logic and company performance. *Creativity and Innovation Management*, 9(2), 82-93.
- Weick, K. E. (1989). Theory construction as disciplined imagination. *Academy of Management Review*, 14(4), 516-531.
- Wolstenholme, E. F. (1983). System dynamics: A system methodology or a system modelling technique. *Dynamica*, 9(2), 84-90.



Capítulo 3:

Toma de decisiones gerenciales: Una aproximación a través de la dinámica de sistemas

RESUMEN

La importancia que tiene el desarrollo de los recursos estratégicos dentro del diseño de las estrategias organizativas, ha ocasionado que se haga cada vez más pertinente el estudio de las decisiones que toman los directivos relacionadas con el desarrollo de dichos recursos. Este tipo de decisiones han sido definidas como capacidades dinámicas gerenciales y su carácter dinámico hace que la forma más adecuada para estudiarlas sea la realización de estudios longitudinales. Con el fin de poder resolver varias de las dificultades asociadas con este tipo de estudios, hemos realizado un estudio longitudinal sintético mediante un modelo de simulación basado en dinámica de sistemas, en donde la regla de decisión se basó en una teoría conductual de decisiones: la teoría de prospectos. Se

realizaron experimentos de simulación modificando los parámetros de la regla de decisión y sobre los resultados obtenidos se realizaron análisis morfológicos longitudinales que permitieron clasificar familias de curvas de comportamiento de las variables de interés a través del tiempo y análisis estadísticos transversales de tipo exploratorio que permitieron medir la heterogeneidad del desempeño. Estos resultados permiten una posterior verificación contra resultados generados por experimentos empíricos basados en el mismo modelo de simulación.

3.1 INTRODUCCIÓN

Los gerentes, y sus decisiones relacionadas con la gestión de los recursos, desempeñan un papel crítico en el desempeño de la firma (Augier y Teece, 2009; Sirmon y Hitt, 2009) y son un elemento fundamental de la lógica teórica de la perspectiva dinámica basada en recursos (Dynamic Resource Based View o DRBV). La DRBV (Adner y Helfat, 2003; Kunc y Morecroft, 2010) da respuesta a las críticas formuladas a la perspectiva basada en recursos (Resource Based View o RBV) por su carácter estático (Priem y Butler, 2001) enfatizando el aspecto dinámico de la gestión de los recursos, es decir su desarrollo a través del tiempo, como determinante del desempeño de la firma, y engloba conceptos teóricos como el de las *capacidades dinámicas gerenciales* (Adner y Helfat, 2003; Sirmon y Hitt, 2009, Kor y Mesko, 2013) relacionadas con las decisiones orientadas hacia el desarrollo de los recursos organizativos, la *orquestración de recursos* (Helfat et al, 2007) relacionada con el ajuste y la coherencia de las decisiones relacionadas con el desarrollo de los recursos, y la *perspectiva de la gestión de recursos* (Sirmon, Hitt y Ireland, 2007; Sirmon, Gove y Hitt, 2008) que relaciona la estructuración del portafolio de recursos con la creación de valor para los clientes y los propietarios de la firma.

Así pues, la DRBV propone que las decisiones gerenciales relacionadas con la gestión de recursos son las que determinan la heterogeneidad en el desempeño de las firmas, lo que hace relevante el estudio del proceso por el cual los gerentes conceptualizan los recursos y toman decisiones de inversión en uno u otro recurso en particular (Kunc y Morecroft, 2010, Gary y Wood, 2011).

Entre las características de este tipo de decisiones, hay dos que consideramos relevantes para este estudio. Primera, pueden considerarse como inmersas en un proceso de *toma dinámica de decisiones* (Brehmer, 1992) es decir, un proceso en donde: a) se requiere de una serie de decisiones, b) las decisiones no son independientes, c) el estado del sistema dentro del cual se toman las decisiones, cambia como consecuencia de dichas decisiones y d) las decisiones se toman en tiempo real. Segunda, son decisiones que implican riesgo, definido como la incertidumbre sobre en qué grado pueden darse resultados significativos o decepcionantes (Sitkin y Pablo, 1992), como consecuencia de dichas decisiones.

Al considerar entonces la toma de decisiones gerenciales como un fenómeno dinámico, surge la necesidad de abordarlo por medio de estudios longitudinales lo que, a su vez, presenta las dificultades habitualmente asociadas con este tipo de estudios (Pettigrew, 1990; Ruspini, 1999, 2000; Ancona et al, 2001; Ployhart y Vandenberg, 2010; Ployhart y Ward, 2011).

Una manera de tratar con estos problemas es la realización de estudios longitudinales sintéticos por medio de simulación y micromundos (Arenas, 2014); siguiendo esta metodología se diseñó, utilizando el software Vensim PLE, un modelo de simulación con base en dinámica de sistemas que describe, de manera hipotética, la división de investigación y desarrollo (I+D) de una compañía farmacéutica, en la que el gerente de división debe decidir el monto de reinversión y la asignación

de dicho monto entre dos recursos clave: capital humano (CH) y capital tecnológico (CT), teniendo como objetivo alcanzar una meta trimestral de ingresos provenientes de la venta de nuevos productos a través de un período de 20 trimestres (5 años).

Hemos considerado en este estudio que los gerentes toman decisiones como individuos con una *racionalidad limitada* (Simon, 1961,1982), lejos de la racionalidad perfecta propuesta de manera normativa desde la teoría económica (von Neuman y Morgensten, 1944) y, por lo tanto, hemos utilizado una teoría descriptiva de toma de decisiones que implica racionalidad limitada, y que es ampliamente utilizada en el estudio de la toma de decisiones gerenciales: la teoría de prospectos (Prospect Theory o PT) (Kahneman y Tversky, 1979).

Por medio del modelo así diseñado se llevaron a cabo experimentos con simulación, modificando algunos parámetros asociados a las teoría de simulación utilizada, con el fin de generar diversos posibles comportamientos dinámicos de las variables de interés y, finalmente, se llevaron a cabo dos tipos de análisis de los resultados, un análisis longitudinal morfológico de las curvas dinámicas de comportamiento y un análisis estadístico transversal de los datos del último período de simulación.

Este artículo presenta la estructura general del modelo de simulación y la fundamentación teórica y matemática de la regla de decisión utilizada. En la sección metodológica se describen los experimentos con simulación realizados y, finalmente, se presentan y discuten los resultados obtenidos, tanto con el análisis longitudinal morfológico como con el análisis transversal estadístico.

3.2 ESTRUCTURA GENERAL DEL MODELO DE SIMULACIÓN

Es importante recalcar aquí, antes de iniciar la descripción de la estructura del modelo de simulación, que el modelo aquí desarrollado no pretende describir o pronosticar lo que sucedería en una división de I+D real al tomar cierto tipo de decisiones. El objetivo del modelo es describir un hipotético contexto organizativo en el que se pueda observar una posible dinámica de las decisiones de inversión en recursos, al aplicar reglas de decisión fundamentadas en una teoría conductual de toma de decisiones, con el fin de generar resultados que, luego, puedan ser contrastados con resultados de estudios empíricos generados a través de micromundos con una estructura similar a la del modelo de simulación.

No se pretende entonces, con el modelo, constatar o probar teóricamente ninguna de las relaciones entre variables de los modelos, con excepción de aquellas relacionadas con la regla de decisión ya mencionada. En otras palabras, no se pretende nada más allá de establecer un escenario organizativo plausible en donde se puedan hacer pruebas sobre teorías de decisión desde el punto de vista teórico y práctico y que siga un hilo de narración teórica coherente. De ahí que las ecuaciones no representan hipótesis que se quieran contrastar ni los parámetros, con la excepción de algunos validados con expertos, han sido extraídos de estudios empíricos; en resumen, tanto ecuaciones como parámetros han sido utilizados para diseñar un modelo que presente coherencia interna desde el punto de vista matemático y una mínima coherencia teórica que le brinde validez como un escenario organizativo plausible para el estudio de la toma de decisiones gerenciales.

Escogimos la dinámica de sistemas como método de simulación, por lo adecuado de su lenguaje para describir fenómenos enmarcados dentro de la DRBV y por su conveniencia para el estudio de procesos y variables interrelacionados de manera compleja a través del tiempo (Davis, Eisenhardt y Bingham, 2007). El lenguaje de la dinámica de

sistemas se basa en *stocks* que son llenados o drenados por *flujos* que entran a o salen del stock, y que determinan el nivel del stock en cualquier momento del tiempo. Las demás variables se denominan variables auxiliares o conectores, y median y moderan las relaciones entre stocks, flujos y otras variables.

La figura 3.1 muestra los niveles y flujos definidos para el modelo base y sirve como ejemplo para ilustrar la nomenclatura de la dinámica de sistemas. Así, por ejemplo, el *Capital Humano* (*CH*) es alimentado por el *Incremento Capital Humano* (*IncCH*) y se ve disminuido por la *Erosión Capital Humano* (*ECH*); el nivel de *Capital Humano* en cualquier momento del tiempo “*t*” (CH_t) estará determinado por el nivel inicial de Capital Humano en un momento del tiempo o “tiempo cero” (CH_0) más la acumulación (integral) del flujo de entrada (*IncCH*) menos el flujo de salida (*ECH*) entre el tiempo inicial t_0 y un tiempo cualquiera t , tal como se expresa en la ecuación 3.1.

De manera análoga, las ecuaciones 3.2 a 3.4 definen el valor en cualquier momento del tiempo para los demás stocks de la figura 3.1, *Capital Tecnológico* (*CT*), *Nuevos Productos en Desarrollo* (*NPD*) y *Portafolio de Nuevos Productos* (*PNP*) respectivamente, a partir de un valor inicial del stock y sus respectivos flujos de entrada y salida

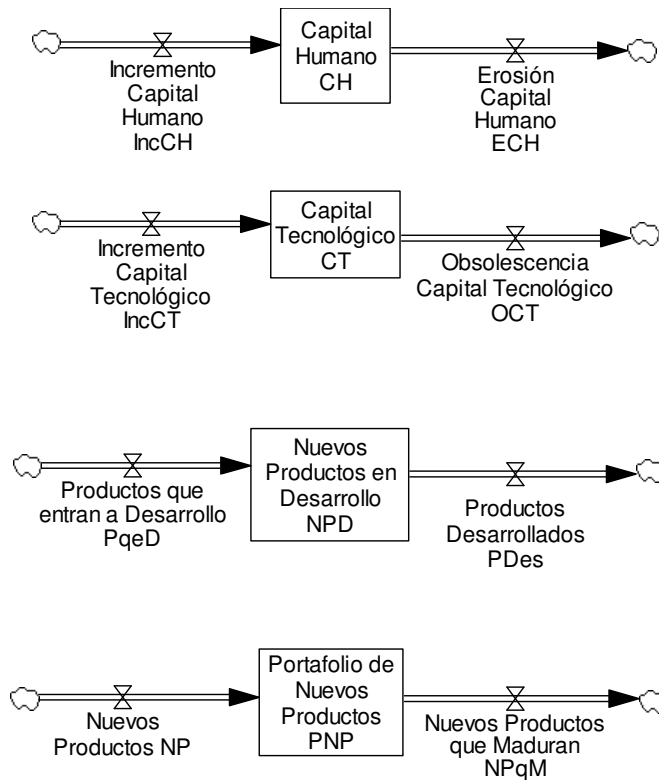
$$CH_t = CH_0 + \int_{t_0}^t [IncCH - ECH] dCH \quad (\text{Ecuación 3.1})$$

$$CT_t = CT_0 + \int_{t_0}^t [IncCT - OCT] dCT \quad (\text{Ecuación 3.2})$$

$$NPD_t = NPD_0 + \int_{t_0}^t [Pqed - PDes] dNPD \quad (\text{Ecuación 3.3})$$

$$PNP_t = PNP_0 + \int_{t_0}^t [NP - NPqM] dPNP \quad (\text{Ecuación 3.4})$$

Figura 3.1: Stocks y flujos definidos en el modelo base



La figura 3.2 muestra un esquema simplificado del modelo de simulación, utilizando PT como base para la regla de decisión de asignación de recursos; este esquema utiliza la nomenclatura de la dinámica de sistemas y permite una comprensión conceptual general del modelo; en aras de la simplicidad de los esquemas se han omitido los flujos de salida de los stocks.

En la figura 3.2 el nivel de los recursos (Capital Tecnológico y Capital Humano) afecta la capacidad de innovación, la cual a su vez determina el número de productos que entran en desarrollo y su tiempo promedio de desarrollo; los productos desarrollados entran a engrosar el portafolio de nuevos productos, el cual genera los ingresos por nuevos productos que son comparados, en cada período (trimestre), con la meta de ingresos provenientes de nuevos productos establecida para dicho período.

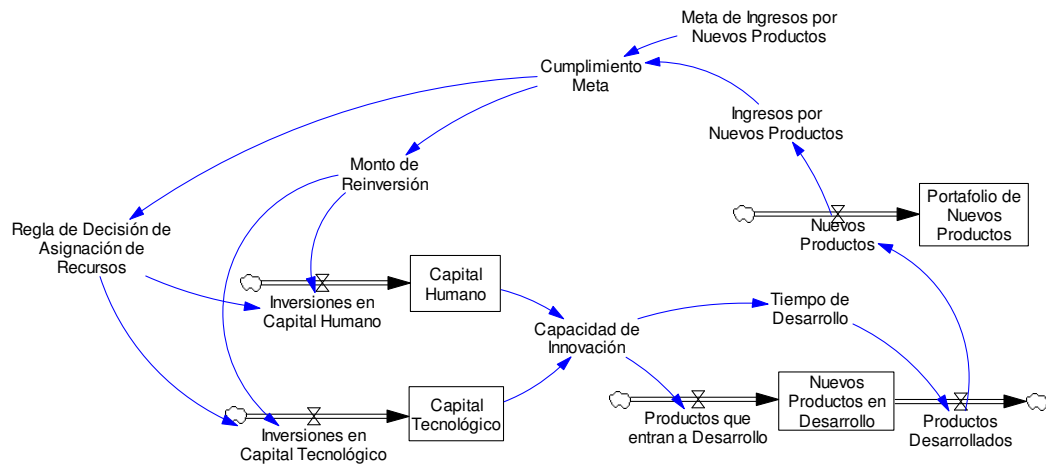
La brecha entre la meta y el resultado obtenido, expresada como fracción de la meta, tiene dos efectos, por un lado determina, mediante un regla endógena del modelo, la fracción de los ingresos por nuevos productos que se reinvierte en *CT* y *CH* y por otro, determina, mediante una regla de decisión basada en *PT*, qué fracción del monto reinvertido se invierte específicamente en *CT* y, en consecuencia, qué fracción (la restante) se invierte en *CH*, cerrando así el ciclo de realimentación del modelo.

A continuación se describen de manera más detallada la estructura, las ecuaciones de interrelación de variables y, cuando sea pertinente, el fundamento teórico, para cada una de las diferentes secciones del modelo utilizado.

Para la descripción de cada una de las secciones se utilizará, en adelante, letra cursiva para los nombres de las variables del modelo y se le asignará una sigla, también en cursiva, con la que en el resto del documento se identificará la variable cuando sea mencionada (v. gr. la variable Capital Tecnológico se escribirá *Capital Tecnológico* o *CT*).

El modelo fue construido utilizando el software de simulación dinámica Vensim PLE producido y comercializado por Ventana Systems. El software es gratuito cuando se utiliza para aplicaciones académicas. Las ecuaciones del modelo están descritas en el documento utilizando el lenguaje de Vensim que es un lenguaje intuitivo y fácil de comprender; en todo caso se han hecho comentarios aclaratorios sobre las ecuaciones y funciones cuando se ha considerado necesario.

Figura 3.2: Esquema descriptivo de la estructura del modelo de simulación con regla de decisión basada en teoría de prospectos (PT).



3.2.1. Recursos, capacidades y nuevos productos

La estructura del modelo que relaciona los recursos, las capacidades, y el desarrollo de nuevos productos se muestra en la figura 3.3. Se han seleccionado dos tipos de recurso en los cuales el director de división puede decidir invertir. El número de recursos se reduce a dos con el fin de reducir la complejidad del modelo, por una parte, y de la decisión misma, por otra, y se han definido como Capital Humano y Capital Tecnológico por ser dos tipos de recurso representativos en una compañía farmacéutica (Yeoh y Roth, 1999; Boekestein, 2006), con diferentes niveles de riesgo de inversión y diferentes tiempos típicos de desarrollo.

Esa diferencia en riesgo y tiempo se ve reflejada en el modelo a través de dos variables para cada uno de los recursos, el riesgo a través del *Factor de Riesgo en Incremento Capital Humano (FRIncCH)* y el *Factor de Riesgo en Incremento Capital Tecnológico (FRIncCT)*, y los tiempos a través de la *Demora Incremento Capital Humano (DIncCH)* y la *Demora Incremento Capital Tecnológico (DIncCT)*; estas variables hacen parte de la función (ecuaciones 3.5 y 3.6) que convierte las *Inversiones en Capital Humano (InvCH)* y las *Inversiones en Capital Tecnológico (InvCT)* en *Incremento de*

Capital Humano (IncCH) e *Incremento de Capital Tecnológico (IncCT)* respectivamente; esta conversión en el caso de Capital Humano sigue una función de demora de tercer orden, y en el caso del Capital Tecnológico una demora de primer orden, donde las constantes de tiempo de la función corresponden a $DIncCH$ y $DIncCT$ respectivamente, y $FRIncCH$ y $FRIncCT$ representan los factores de ineficiencia (riesgo) en la conversión de las Inversiones a Capital Humano y Tecnológico respectivamente:

$$IncCH = DELAY3I(InvCH, DIncCH, init) * (1-FRIncCH) \quad (\text{Ecuación 3.5})$$

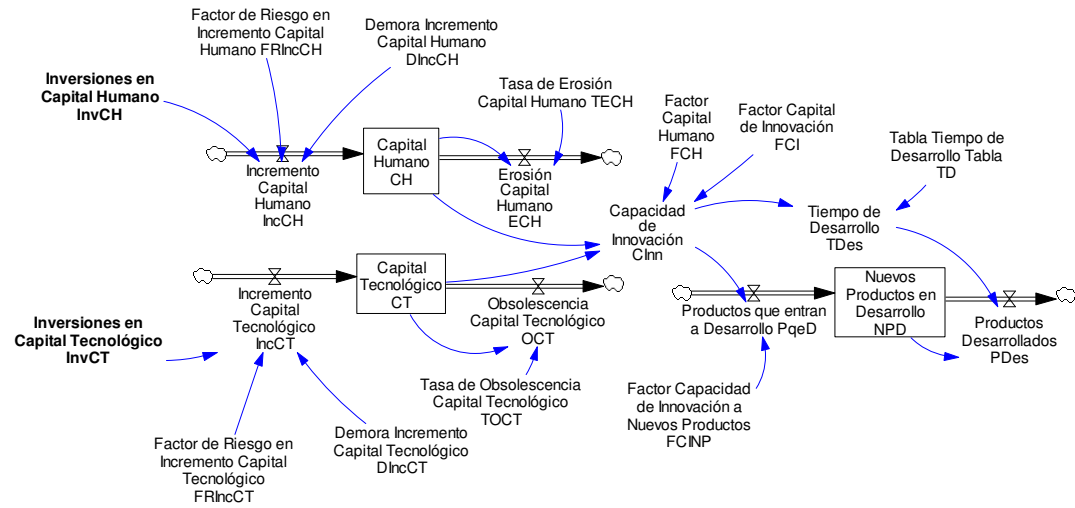
$$IncCT = DELAY1I(InvCT, DIncCT, init) * (1-FRIncCT) \quad (\text{Ecuación 3.6})$$

donde: $DIncCH > DIncCT$ y $FRIncCT > FRIncCH$

Lo que se busca con estas ecuaciones, es que las *Inversiones en Capital Tecnológico* se conviertan en *Incremento de Capital Tecnológico* más rápidamente pero con una menor eficiencia (mayor riesgo) que su contraparte de Capital Humano. Esta caracterización de las *Inversiones en Capital Tecnológico* como más riesgosas pero con un impacto más rápido, juega un papel importante en el posterior modelado de la regla de decisión con base en teoría de prospectos.

Los stocks de *Capital Humano (CH)* y *Capital Tecnológico (CT)* son alimentados por el *Incremento de Capital Humano y Tecnológico (IncCH, IncCT)*, y drenados por la *Erosión de Capital Humano (ECH)* de acuerdo con una *Tasa de Erosión Capital Humano (TECH)*, y por la *Obsolescencia Capital Tecnológico (OCT)* de acuerdo con una *Tasa de Obsolescencia Capital de Tecnológico (TOCT)*, tal como se describe en las ecuaciones 3.7 a 3.10:

Figura 3.3: Estructura de la sección del modelo que relaciona recursos, capacidades y nuevos productos



$$CH = \text{INTEG}(IncCH - ECH) + CH_0 \quad (\text{Ecuación 3.7})$$

$$ECH = CH * TECH \quad (\text{Ecuación 3.8})$$

$$CT = \text{INTEG}(IncCT - OCT) + CT_0 \quad (\text{Ecuación 3.9})$$

$$OCT = CT * TOCT \quad (\text{Ecuación 3.10})$$

Las ecuaciones 3.7 y 3.9 son equivalentes a las ecuaciones 3.1 y 3.2 respectivamente, pero expresadas en lenguaje Vensim; los flujos de salida de *CH* y *CT* (*ECH* y *OCT*) se calculan como una fracción (*TECH*, *TOCT*) de los valores actuales de Capital (*CH*, *CT*).

Los niveles de *Capital Humano (CH)* y *Capital Tecnológico (CT)* determinan la *Capacidad de Innovación (CInn)* en una relación moderada por el impacto relativo de los Capitales, representados en el *Factor Capital Humano (FCH)* y el *Factor Capital Tecnológico (FCT)*, y representada por medio de la ecuación 3.11:

$$CInn = ((CH * FCH + CT * FCT) * (CH * CT)) / Ka \quad (\text{Ecuación 3.11})$$

donde $FCT > FCH$

Se busca con esta ecuación, por una parte darle un mayor peso en el impacto a uno de los Capitales, en este caso al *Capital Tecnológico*, con lo

cual las inversiones en este Capital quedan identificadas como inversiones de mayor riesgo (ver ecuaciones 3.5 y 3.6) pero con un impacto mayor y más rápido sobre la Capacidad de Innovación que el de las Inversiones en Capital Humano. Con el segundo miembro de la ecuación ($CH*CT$) y el hecho de que vaya multiplicado por el primer miembro, se busca que el equilibrio entre los niveles de los dos Capitales favorezca un mayor valor de la *Capacidad de Innovación*. La constante Ka es una constante de ajuste de escala que facilita el manejo del cambio de magnitudes en la ecuación.

La *Capacidad de Innovación* ($CInn$) afecta dos variables, el número proyectos de generación de nuevos productos o *Productos que entran a Desarrollo* ($PqeD$) y el tiempo promedio de desarrollo de dichos productos (*Tiempo Desarrollo* o $TDes$). Los *Productos que entran a Desarrollo* ($PqeD$), constituyen el flujo de entrada al stock de nivel *Nuevos Productos en Desarrollo* (NPD) y son el producto (ecuación 3.12) de la *Capacidad de Innovación* ($CInn$) por un factor de conversión (*Factor Capacidad de Innovación a Nuevos Productos* o $FCINP$), mientras que el *Tiempo de Desarrollo* es una función lineal (*Tabla TD*) de la Capacidad de Innovación. El número de *Productos Desarrollados* ($PDes$) en cada período, que constituye el flujo de salida del stock, es el resultado del cociente (ecuación 3.13) entre el valor actual de los *Nuevos Productos en Desarrollo* (NPD) y el *Tiempo de Desarrollo* ($TDes$).

$$PqeD = CInn * FCINP \quad \text{(Ecuación 3.12)}$$

$$PDes = NPD / TDes \quad \text{(Ecuación 3.13)}$$

Definidos entonces los flujos de entrada y salida, el valor del stock *Nuevos Productos en Desarrollo* (NPD), estará dado por la acumulación o integral (función INTEG) del flujo de entrada *Productos que entran a Desarrollo* ($PqeD$) menos el flujo de salida *Productos Desarrollados* ($PDes$), más un valor inicial (en el tiempo 0) de los *Nuevos Productos en Desarrollo* (NPD_0) (ecuación 3.14)

$$NPD = \text{INTEG}(PqeD - PDes) + NPD_0 \quad (\text{Ecuación 3.14})$$

La sección del modelo hasta aquí descrita, que hemos denominado como *recursos, capacidades y nuevos productos*, muestra entonces como, dentro del modelo, las inversiones en capital tecnológico y humano se transforman en nuevos productos desarrollados. Los productos que completan su fase de desarrollo pasan entonces a convertirse en nuevos productos que alimentan el portafolio de nuevos productos. Este es el punto de partida de la siguiente sección del modelo, que se describe a continuación.

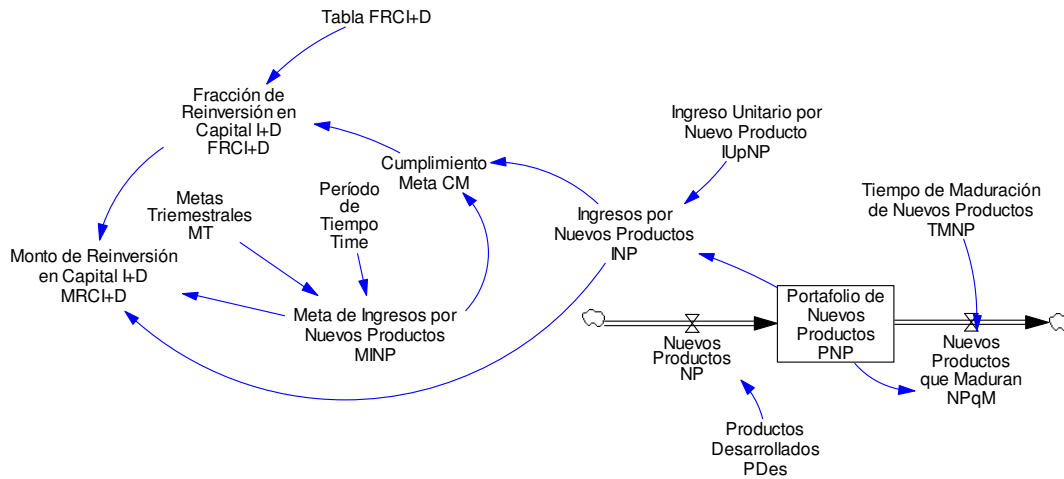
3.2.2 Desempeño y reinversión

Esta sección parte desde los productos que han culminado su etapa de desarrollo y que alimentan el portafolio de nuevos productos. El tamaño del portafolio determina los ingresos generados por nuevos productos y el cumplimiento de las metas trimestrales de ingresos por nuevos productos define qué fracción de los ingresos puede ser utilizada por el gerente de división para ser reinvertida en capital humano y capital tecnológico. En la figura 3.4 se ilustra de manera esquemática esta sección del modelo.

Esta estructura parte desde los *Productos Desarrollados (PDes)* que son la variable de salida de la sección de *recursos, capacidades y nuevos productos*. Estos *Productos Desarrollados (PDes)* son los mismos *Nuevos Productos (NP)* que constituyen el flujo de entrada al stock *Portafolio de Nuevos Productos (PNP)*. Los *Nuevos Productos que Maduran (NPqM)* son el flujo de salida del stock y se calculan como el cociente entre el *Portafolio de Nuevos Productos (PNP)* y el *Tiempo de Maduración de Nuevos Productos (TMNP)* (ecuación 3.15).

$$NPqM = PNP / TMNP \quad (\text{Ecuación 3.15})$$

Figura 3.4: Estructura de la sección del modelo que relaciona el portafolio de nuevos productos y el monto de la reinversión en capital de I+D



El nivel del *Portafolio de Nuevos Productos (PNP)* en cualquier momento del tiempo (ecuación 3.16) será entonces la acumulación o integral del flujo de entrada *Nuevos Productos (NP)* menos el flujo de salida *Nuevos Productos que Maduran (NPqM)*, más el valor del Portafolio de Nuevos Productos en el tiempo 0 (PNP_0).

$$PNP = \text{INTEG}(NP - NPqM) + PNP_0 \quad (\text{Ecuación 3.16})$$

Los *Ingresos por Nuevos Productos (INP)* que constituyen el indicador de desempeño del sistema, se calculan (ecuación 3.17) como el producto del *Portafolio de Nuevos Productos (PNP)* por el *Ingreso Unitario por Nuevo Producto (IUpNP)*, y se comparan, en cada período, con las *Metas de Ingresos por Nuevos Productos (MINP)*; el *Cumplimiento Meta (CM)* calculado como el cociente entre los *Ingresos por Nuevos Productos (INP)* y las respectivas *Metas de Ingresos por Nuevos Productos (MINP)* (ecuación 3.18), determina, a través de una función lineal (*Tabla FRCI+D*), la *Fracción de Reinversión en Capital I+D* (Capital Humano + Capital Tecnológico) o *FRCI+D*, con la que se calcula el *Monto de Reinversión en Capital I+D (MRCI+D)*, por medio de una ecuación (ecuación 3.19) en la que también se tienen en cuenta las *Metas de Ingresos por Nuevos Productos (MINP)*

$$INP = PNP * MINP \quad (\text{Ecuación 3.17})$$

$$CM = INP / MINP \quad (\text{Ecuación 3.18})$$

$$MRCI+D = \text{MIN}(INP, MINP) * FRCI+D \quad (\text{Ecuación 3.19})$$

La ecuación 3.19 implica que la asignación de fondos para reinversión sigue una regla endógena en la que se comparan previamente los *Ingresos por Nuevos Productos* y las *Metas de Ingresos por Nuevos Productos* y se calcula el monto de reinversión multiplicando el *Factor de Reinversión en Capital I+D* por la menor de las dos cantidades (función MIN). Esto tiene sentido si las metas son dinámicas, pero aunque ese no es el caso en nuestro modelo, hemos decidido plantear la función en esa forma con el ánimo de dejar preparado el modelo para poder trabajar en un futuro con metas dinámicas.

A continuación se describe la sección de *variable de salida* del modelo.

3.2.3 Variable de salida

La variable utilizada para los análisis longitudinales de datos es la cantidad acumulada invertida en Capital Tecnológico expresada como fracción del total reinvertido en Capital de I+D (Capital Humano + Capital Tecnológico). La figura 3.5 muestra de manera esquemática la estructura de cálculo de esta variable. Las Inversiones tanto en Capital Humano como en Capital Tecnológico se acumulan en los stocks *Inversiones en Capital Humano Acumuladas (ICH Acum)* e *Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas (ICT Acum)* (ecuaciones 3.20 y 3.21), y la suma de los dos stocks se define como *Inversiones en Capital de I+D Acumuladas (ICI+D Acum)* (ecuación 3.22); la *Fracción Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas (FICT Acum)* se calcula entonces como el cociente entre las *Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas* y las *Inversiones en Capital de I+D Acumuladas* (ecuación 3.23) y su complemento será la *Fracción Inversiones en Capital Humano Acumuladas (FICH Acum)* (ecuación 3.24)

$$ICH \text{ Acum} = \text{INTEG}(ICH) \quad (\text{Ecuación 3.20})$$

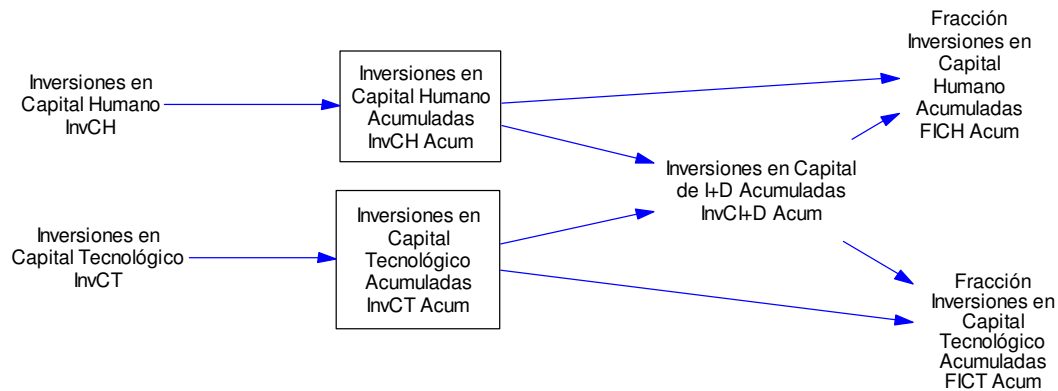
$$ICT \text{ Acum} = \text{INTEG}(ICT) \quad (\text{Ecuación 3.21})$$

$$ICI+D \text{ Acum} = ICH \text{ Acum} + ICT \text{ Acum} \quad (\text{Ecuación 3.22})$$

$$FICT \text{ Acum} = ICT \text{ Acum} / ICI+D \text{ Acum} \quad (\text{Ecuación 3.23})$$

$$FICH \text{ Acum} = ICH \text{ Acum} / ICI+D \text{ Acum} = 1 - FICT \quad (\text{Ecuación 3.24})$$

Figura 3.5: Esquema de la estructura de cálculo de la variable de salida del modelo



La *Fracción Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas* se ha escogido como variable de salida por ser una variable que recoge la secuencia de decisiones de reinversión y tiene un grado de suavización, al ser un cociente de variables acumuladas, que facilita una posterior comparación con otras curvas generadas por el modelo o con curvas de tipo empírico; se ha preferido sobre la *Fracción Inversiones en Capital Humano Acumuladas*, que es su complemento, por estar relacionada con el tipo de inversión que se ha definido como “riesgosa” en el modelo, haciendo más manejable el modelado de conceptos relacionados con la percepción de y la actitud hacia el riesgo.

3.3 REGLA DE DECISIÓN

En esta sección del capítulo se describen los aspectos conceptuales de la PT que se tuvieron en cuenta para el diseño de la regla de decisión, cómo se incluye la regla de decisión dentro de la estructura general del modelo, y cuáles son las relaciones matemáticas entre las variables que conforman la regla.

De acuerdo con la teoría de utilidad esperada (expected utility theory o EUT) (von Neumann y Morgensten, 1944), ampliamente utilizada en los estudios sobre toma de decisiones, quienes toman decisiones asignan valores de utilidad y posibilidad de ocurrencia a los posibles resultados de sus decisiones y escogen aquella decisión que presenta el mayor valor ponderado de utilidad y probabilidad. Sin embargo, a pesar de su amplia utilización, numerosos estudios han mostrado que, en la práctica, quienes toman decisiones no siguen la teoría de utilidad esperada debido a su racionalidad limitada (Simon, 1961, 1982).

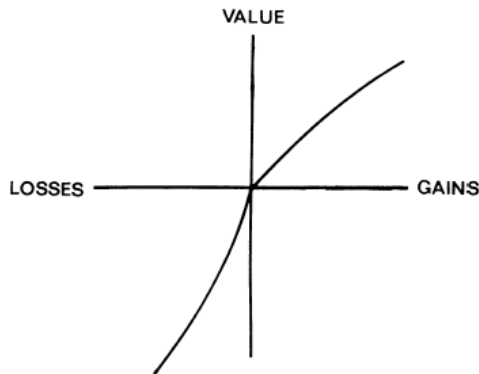
Con el fin de llenar la necesidad de una teoría que se acerque más a los criterios utilizados en la realidad, Kahneman y Tversky (1979) formularon la teoría de prospectos, en la cual, en contraste con la teoría de utilidad esperada, quienes toman decisiones, no calculan el valor monetario esperado que resulta de la decisión sino que asignan un valor subjetivo al resultado obtenido dependiendo de si este está por encima (ganancia) o por debajo (pérdida) de un valor o *punto de referencia*. La magnitud del valor subjetivo asignado a cada ganancia o pérdida, estará dada por una curva de la función de valor como la que muestra la figura 3.6, que sigue las ecuaciones 3.25 y 3.26:

$$v(x_j) = (x_j)^a \text{ si } x_j > 0 \quad (\text{Ecuación 3.25})$$

$$v(x_j) = -\lambda(-x_j)^\beta \text{ si } x_j < 0 \quad (\text{Ecuación 3.26})$$

Donde $v(x_j)$ es el valor subjetivo asignado al resultado x_j (VALUE en la figura 3.6), x_j es considerado ganancia si es mayor que el punto de referencia o pérdida si es menor que el punto de referencia (GAINS o LOSSES respectivamente en la figura 3.6) y a , β , y λ , son parámetros que dependen del decisor.

Figura 3.6: Curva hipotética de la función de valor. Fuente: Tversky y Kahneman (1992)



Como puede verse, esta figura es cóncava en el área de las ganancias y convexa en el área de las pérdidas, lo cual implica *aversión a las pérdidas*, es decir, el decisor asignará una mayor magnitud (pérdida) a un valor menor que el *punto de referencia* que a un valor que esté a distancia equivalente mayor que el *punto de referencia* (ganancia) y, por otra parte, en decisiones que implican solamente pérdidas la tendencia será a asumir riesgos (*risk seeking*) y en decisiones que implican solamente ganancias la tendencia será de aversión al riesgo (*risk aversion*). La forma de la figura implica *disminución de sensibilidad*, es decir, en la medida en que los valores se alejan del punto de referencia, en cualquiera de los dos sentidos, un incremento o disminución del resultado representará un cada vez menor incremento o disminución del valor subjetivo.

La figura 3.7 presenta un ejemplo que sirve para ilustrar diversos aspectos de la teoría de prospectos: la *aversión a las pérdidas*, la *disminución de sensibilidad*, y los comportamientos de *búsqueda del riesgo* (*risk seeking*) y *aversión al riesgo* (*risk aversion*). Para ello supondremos que el *punto de referencia* PR tiene un valor de cero (0), que los puntos G1 y G2 tienen un valor de 10 y 20 respectivamente, y que los puntos L1 y L2 tienen un valor de -10 y -20 respectivamente, y utilizaremos las ecuaciones 3.25 y 3.26, utilizando como valores para los parámetros de las ecuaciones los

estimados (como mediana) por Tversky y Kahneman (1992): $\alpha=\beta=0,88$; $\lambda=2,25$.

Para ilustrar el concepto *aversión a las pérdidas* calcularemos y compararemos el valor $v(x)$ para dos puntos situados en diferente sentido pero a igual distancia del punto de referencia: $G1=10$ y $L1=-10$. Para calcular $v(G1)$ o $v(10)$ ya que $10>0$, utilizaremos la ecuación 3.25

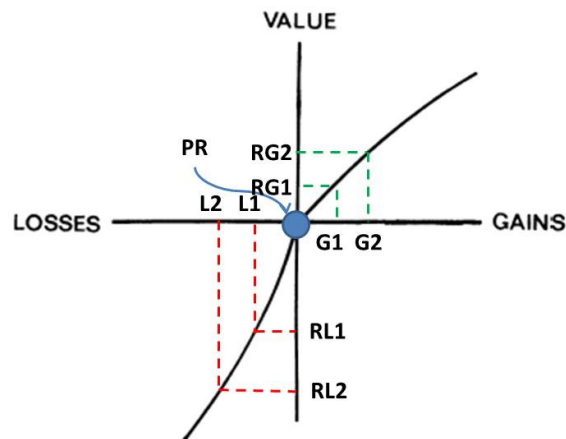
$$v(10) = (10)^{0,88} = 7,59$$

y para calcular $v(L1)$ o $v(-10)$ ya que $-10<0$, utilizaremos la ecuación 3.26

$$v(-10) = -2,25(10)^{0,88} = -17,07$$

Como puede concluirse a partir de este resultado, el valor subjetivo asignado a una pérdida ($v(-10)$), representado por el punto RL1 en la figura 3.7, es bastante superior al asignado a una ganancia de igual magnitud ($v(10)$), representado por el punto RG1 en la figura 3.7. En otras palabras, el dolor causado por una pérdida de 10 es significativamente mayor que el placer causado por una ganancia de 10.

Figura 3.7: Ejemplo ilustrativo de las características de la curva de la función de valor, tomando como base la curva hipotética formulada por Tversky y Kahneman (1992).



Para ilustrar el concepto de *disminución de sensibilidad*, supondremos que los puntos G2 y L2 en la figura 3.7, corresponden a los valores de 20 y -20 respectivamente. Utilizando de nuevo las ecuaciones 3.25 y 3.26 tenemos que

$$v(20) = (20)^{0,88} = 13,96 \quad \text{y} \quad v(-20) = -2,25(20)^{0,88} = 31,41$$

Ahora, ya que el valor subjetivo del *punto de referencia* es cero (0), es decir

$$v(0) = 0$$

entonces:

$$v(10) - v(0) = 7,59 - 0 = 7,59 \quad \text{mientras que} \quad v(20) - v(10) = 13,96 - 7,59 = 6,37$$

Y ya que 6,37 es menor que 7,59 puede concluirse que a un mismo incremento en el resultado corresponde un menor valor subjetivo en la medida en que este incremento se aleja del punto de referencia, es decir, se presenta una *disminución de sensibilidad*. Tomando como ejemplo la figura 3.7, puede decirse entonces que, a pesar de que la distancia entre el punto G1 y el *punto de referencia* (G1 - PR) es igual a la distancia entre los puntos G2 y G1 (G2 - G1), la distancia entre los puntos RG2 y RG1 (RG2 - RG1) es menor que la distancia entre el punto G1 y el *punto de referencia* (RG1 - PR).

El concepto de *disminución de sensibilidad* se aplica igualmente para las pérdidas ya que

$$v(0) - v(-10) = 17,07 \quad \text{mientras que} \quad v(-10) - v(-20) = 14,34$$

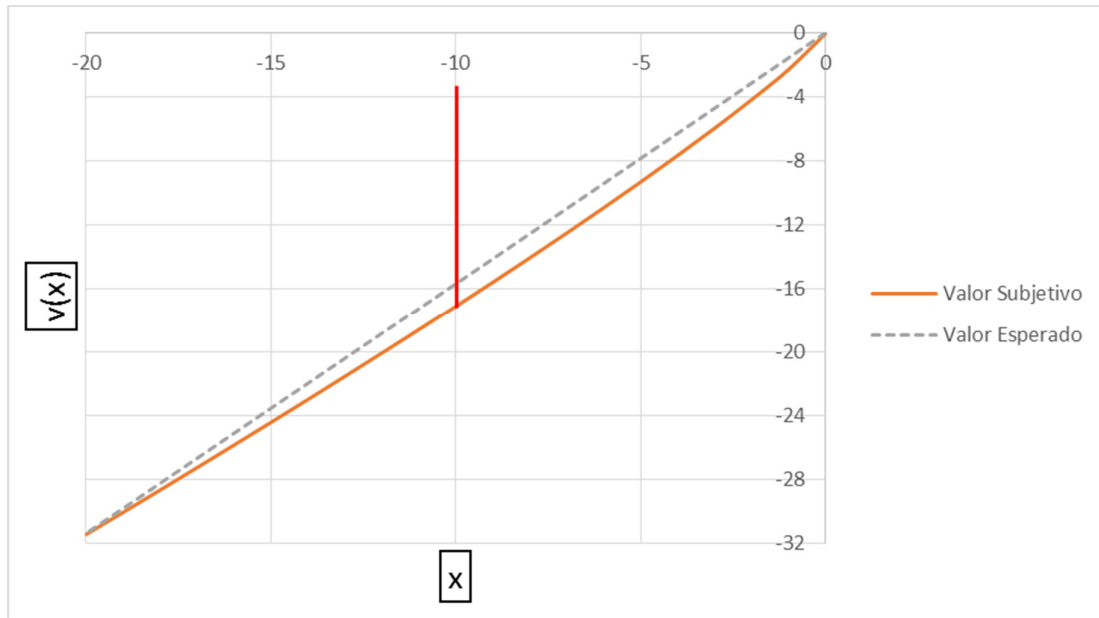
Volviendo a la figura 3.7, mientras la distancia entre el *punto de referencia* y el punto RL1 (PR - RL1) es de 17,07, la distancia entre los puntos RL1 y RL2 (RL1 - RL2) es de apenas 14,34, a pesar de que la distancia entre el punto L1 y el *punto de referencia* (L1 - PR) es igual a la distancia entre los puntos L1 y L2 (L1 - L2).

Tanto de la forma de las ecuaciones de la función de valor como de los ejemplos que se han ilustrado, puede concluirse que la relación entre

un resultado, bien sea de ganancia o pérdida, y el valor subjetivo dado por la función, es de tipo no-lineal. Esa no-linealidad, implícita en la forma convexa y cóncava de la función de valor para las pérdidas y ganancias respectivamente, se relaciona con la actitud hacia el riesgo del decisor. Ilustraremos dos conceptos fundamentales del modelo de simulación, la *búsqueda del riesgo* y la *aversión hacia el riesgo* por medio de un ejemplo, basado a su vez, en una explicación práctica propuesta por Holmes, Bromiley, Devers, Holcomb, y McGuire (2011, 33).

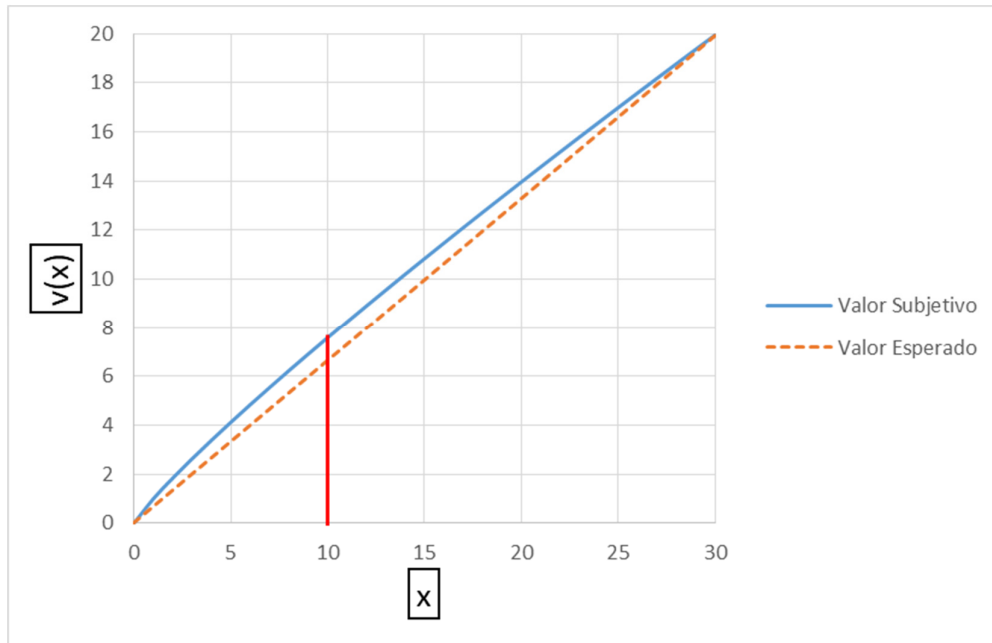
En la figura 3.8 se muestra la curva de la función de valor para las pérdidas (ecuación 3.26) utilizando un valor de 0,88 para beta (β) y un valor de 2,25 para lambda (λ). Consideremos un juego con dos resultados igualmente probables de 0 y -20 en el que, por lo tanto, el valor esperado sería de -10 (el resultado de $0*0,5 + (-20)*0,5$). El valor total de este juego será la suma, ponderada por la probabilidad, del valor subjetivo de 0 y el valor subjetivo de -20, y por tanto estará sobre la línea recta que une estos dos valores (línea gris punteada en la figura 3.8). Puede verse entonces que el valor subjetivo para -10 (ubicado en el cruce de la línea roja vertical con la línea continua de color naranja) será inferior al valor esperado del juego (ubicado en el cruce de la línea roja vertical con la línea gris punteada) y, por lo tanto, el decisor preferirá el juego, adoptando así un comportamiento de *búsqueda del riesgo*.

Figura 3.8: Gráfica comparativa de valor subjetivo y valor esperado de la función de valor para valores menores que el punto de referencia (pérdidas).



De manera similar, podemos estudiar mediante un ejemplo la actitud ante el riesgo para valores por encima del *punto de referencia* (ganancias). En la figura 2.9 se muestra la curva de la función de valor para las ganancias, es decir, resultados mayores que el valor de referencia (ecuación 2.25) utilizando un valor de 0,88 para alfa (α). Consideremos un juego con dos resultados igualmente probables de 0 y 20 en el que, por lo tanto, el valor esperado sería de 10 (el resultado de $0 \cdot 0,5 + 20 \cdot 0,5$). El valor total de este juego será la suma, ponderada por la probabilidad, del valor subjetivo de 0 y el valor subjetivo de 20, y por tanto estará sobre la línea recta que une estos dos valores (línea naranja punteada en la figura 2.9). Puede verse entonces que el valor subjetivo para 10 (ubicado en el cruce de la línea roja vertical con la línea continua de color azul) será superior al valor esperado del juego (ubicado en el cruce de la línea roja vertical con la línea naranja punteada) y, por lo tanto, el decisor preferirá no jugar, adoptando así un comportamiento de *aversión al riesgo*.

Figura 3.9: Gráfica comparativa de valor subjetivo y valor esperado de la función de valor para valores mayores que el punto de referencia (ganancias).



Estos dos conceptos de la teoría de prospectos, la *búsqueda del riesgo* para valores por debajo del punto de referencia (pérdidas) y la *aversión al riesgo* para valores por encima del *punto de referencia* (ganancias), son los que se han tenido en cuenta para el diseño de la regla de decisión basada en la PT, del modelo de simulación. Es importante anotar que un valor de 0 tendrá también un valor subjetivo de 0 para el decisor ($v(0) = 0$) y, al no ser considerado como pérdida o ganancia, originará un comportamiento *neutral al riesgo* del decisor.

La definición del *punto de referencia* juega un papel crítico dentro de la PT ya que determina si un resultado específico será considerado como pérdida o como ganancia por el individuo que toma una decisión (Holmes et al, 2011). Hemos definido el punto de referencia para la regla de decisión basada en PT del modelo de simulación con base en el cumplimiento de la *Meta de Ingresos por Nuevos Productos (MINP)*, teniendo en cuenta que las metas constituyen un adecuado punto de referencia

dentro de la PT (Heath, Larrick y Wu, 1999). La *MINP* representa en el modelo la meta de ingresos generados por nuevos productos para cada trimestre, lo que origina un *punto de referencia dinámico* que cambia a medida que transcurre el tiempo.

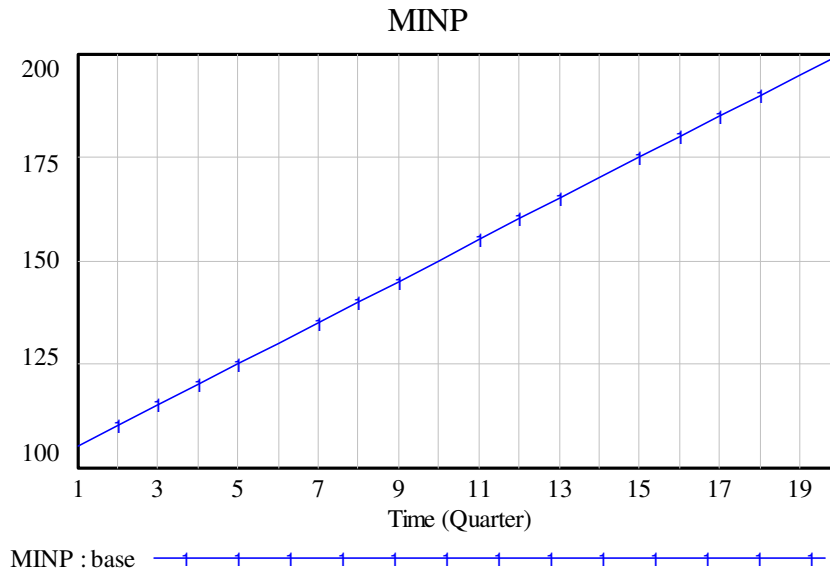
En el modelo la *MINP* se mide en millones de euros/trimestre y se ha definido como una función lineal con pendiente 10, valor inicial 100 y valor final 200 (ver figura 3.10), lo que significa que la meta se incrementa en 10 millones de euros cada trimestre, partiendo de un valor inicial de 100 millones de euros y llegando a un valor final de 200 millones de euros generados por la venta de nuevos productos en el vigésimo trimestre (final del quinto año).

En el modelo, y con el fin de trabajar con valores normalizados que faciliten un posterior análisis, hemos definido el *punto de referencia* y, en consecuencia, los valores que el decisor considerará como pérdidas o ganancias, por medio de la variable *Brecha Cumplimiento Meta (BCM)*, que se calcula como la diferencia entre los *Ingresos por Nuevos Productos (INP)* y la *Meta de Ingresos por Nuevos Productos (MINP)*, dividida por los *Ingresos por Nuevos Productos (INP)* para cada período (ecuación 3.27)

$$BCM = (INP - MINP)/INP \quad \text{(Ecuación 3.27)}$$

El punto neutral o *punto de referencia* está definido en el modelo como aquel en que los *Ingresos por Nuevos Productos* igualan la *Meta de Ingresos por Nuevos Productos*, o sea cuando *INP* es igual a *MINP* y por tanto, aplicando la ecuación 3.27, $BCM = 0$. Como consecuencia, los valores de *BCM* mayores que 0 serán considerados como ganancia por el decisor y los valores menores que 0 serán considerados como pérdida.

Figura 3.10: Gráfico de la meta trimestral de ingresos por nuevos productos (MINP) generada por el modelo de simulación al correr la simulación base.



Definido entonces el punto de referencia, podemos calcular el valor subjetivo asignado por el decisor a cualquier valor de *BCM*, aplicando las ecuaciones 3.25 y 3.26 obteniendo

$$v(BCM) = (BCM)^\alpha \text{ si } BCM > 0 \quad (\text{Ecuación 3.28})$$

$$v(BCM) = -\lambda(-BCM)^\beta \text{ si } BCM < 0 \quad (\text{Ecuación 3.29})$$

$$v(BCM) = 0 \text{ si } BCM = 0 \quad (\text{Ecuación 3.30})$$

Este valor subjetivo está representado en el modelo por la variable *Valor Percibido del Ingreso por Nuevos Productos (VPINP)* que se calcula mediante una función condicional que aplica de manera alternativa las ecuaciones 3.28, 3.29 o 3.30 para calcular *VPINP* dependiendo del valor de *BCM*.

Ya que hemos establecido que los valores de *VPINP* menores que 0 son considerados como pérdida por el decisor y los valores mayores que 0 como ganancia, entonces, y de acuerdo con lo ilustrado previamente en este documento, el decisor, de acuerdo con la teoría de prospectos,

adoptará un comportamiento de *búsqueda del riesgo* para valores negativos de $VPINP$, un comportamiento de *aversión al riesgo* para valores positivos de $VPINP$, y un comportamiento *neutral al riesgo* cuando BCM sea igual a cero (0).

En el modelo, el comportamiento de *búsqueda del riesgo* se ha tipificado como la decisión de invertir más del 50% del *Monto de Reinversión en Capital I+D (MRCI+D)* en *Capital Tecnológico* que, se ha definido a su vez, como la inversión de mayor riesgo, y se dará cuando el valor de $VPINP$ sea negativo, es decir, si BCM es menor que 0 entonces la *Fracción de Inversión en Capital Tecnológico (FICT)* será mayor que 0,5. Por el contrario, cuando el valor de BCM sea positivo, el decisor adoptará un comportamiento de *aversión al riesgo* e invertirá más en *Capital Humano*, lo que es equivalente a decir que si $VPINP$ es mayor que 0 entonces la *Fracción de Inversión en Capital Tecnológico (FICT)* será menor que 0,5. Finalmente, si $VPINP$ es igual a 0, el decisor adoptará un comportamiento neutral al riesgo e invertirá 50% en *Capital Tecnológico* y 50% en *Capital Humano* ($FICT = 0,5$).

La relación entre el valor de $VPINP$ y $FICT$ se ha establecido en el modelo mediante una función lineal con valor máximo de 2, valor mínimo de -2, pendiente -0,5 e intersección 0,5 (ecuación 3.31):

$$FICT = 0,5 + (-0,5)*VPINP \quad (\text{Ecuación 3.31})$$

Con el fin de ilustrar como opera la regla de decisión, supongamos que en el trimestre 10 se obtienen *Ingresos por Nuevos Productos* de 120 (millones de euros). La meta para el trimestre 10 (ver figura 3.10) es de 150 (millones de euros), por tanto, y siguiendo la ecuación 3.27:

$$BCM = (120 - 150)/150 = -0,2$$

El valor subjetivo de -0,2 puede calcularse entonces (ya que $-0,2 < 0$) mediante la ecuación 3.29 (suponiendo $\lambda=2,25$ y $\beta=0,88$):

$$VPINP = -2,25*(0,2)0,88 = -0,546$$

Y ahora podemos calcular FICT mediante la ecuación 3.31:

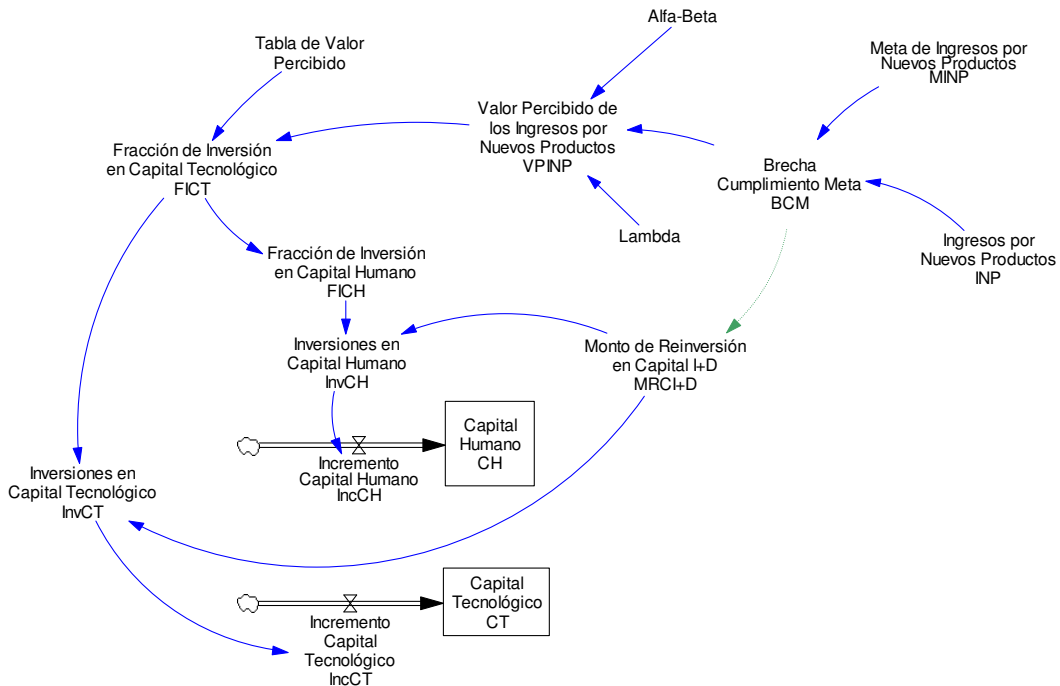
$$\text{FICT} = 0,5 + (-0,5)*(-0,546) = 0,773$$

Lo que significa que, suponiendo que los Ingresos por Nuevos Productos en el trimestre 10 fueran de 120 (millones de euros) y teniendo en cuenta que la meta para ese período es de 150 (millones de euros), el decisor vería este resultado como una pérdida ya que el valor obtenido sería inferior al valor o punto de referencia (la meta) y adoptaría un comportamiento de búsqueda del riesgo, invirtiendo el 77,3% del *Monto de Reinversión en Capital I+D (MRCI+D)* en el recurso que presenta un mayor riesgo, es decir *Capital Tecnológico*.

La Figura 3.11 muestra la sección del modelo en la que relaciona la medida de desempeño (*Ingresos por Nuevos Productos*) con el monto de inversión, bien sea en *Capital Tecnológico* o *Capital Humano*, cerrando el ciclo de realimentación del modelo que se describió de manera esquemática en la Figura 3.2.

La mayor parte de la lógica de esta estructura ya ha sido descrita hasta aquí. Los *Ingresos por Nuevos Productos (INP)* en un período (trimestre) dado se comparan con la *Meta de Ingresos por Nuevos Productos (MINP)* para ese período. Se determina la *Brecha Cumplimiento Meta (BCM)* utilizando la ecuación 3.27 y se calcula su valor subjetivo, que equivale al *Valor Percibido de los Ingresos por Nuevos Productos (VPINP)*, utilizando las ecuaciones 3.28 a 3.30. Este valor subjetivo determina, de acuerdo con la ecuación 3.31, qué fracción (*FICT*) del *Monto de Reinversión en Capital I+D (MRCI+D)*, será invertida en *Capital Tecnológico*, lo cual determina que la fracción restante ($1-\text{FICT} = \text{FICH}$) sea invertida en *Capital Humano*.

Figura 3.11: Estructura de la sección del modelo de simulación que relaciona los ingresos por nuevos productos con la inversión en capital humano y tecnológico



El monto de las *Inversiones en Capital Tecnológico* ($InvCT$) y las *Inversiones en Capital Humano* ($InvCH$) estará determinado entonces por el producto de $MRCI+D$ y las fracciones de inversión $FICT$ y $FICH$ respectivamente. Estas inversiones generan un Incremento en Capital Humano y Tecnológico (ecuaciones 3.5 y 3.6) que determinan el nuevo nivel de Capital Humano y Capital Tecnológico respectivamente para el siguiente período de simulación, dando inicio a un nuevo ciclo de realimentación dentro del modelo.

La estructura detallada del modelo puede verse en el Apéndice 3.A. El Apéndice 3.B presenta la lista de todas las ecuaciones del modelo, expresadas en el lenguaje del software Vensim.

3.4 VALIDACIÓN DEL MODELO DE SIMULACIÓN

Ya que la validez de un modelo de simulación está determinada por el grado en que dicho modelo cumple con el propósito para el que ha sido diseñado (Sargent, 2013), resulta pertinente aquí recordar el objetivo que buscamos con nuestro modelo: generar, a través de experimentos con simulación, una serie de resultados de comportamiento dinámico de variables de interés, siguiendo una regla de decisión basada en teoría de prospectos, que permitan una posterior validación por medio de resultados empíricos generados a través de un micromundo basado en el mismo modelo de simulación.

Cabe también recalcar aquí, que nuestro modelo describe un sistema hipotético (una hipotética división de I+D, perteneciente a una hipotética compañía farmacéutica), y por tanto no pretende acercarse a la descripción del sistema real, lo cual implica que no se busca validar el modelo contra datos empíricos de comportamiento del sistema real.

Este tipo de validación, en el que prima la utilidad del modelo sobre su representatividad, es típico de los modelos de dinámica de sistemas, ya que estos implican suposiciones en las que están presentes la experiencia, el conocimiento, y el modelo mental de quien modela (Größler, 2004; Groesser y Schwaninger, 2012; Lane, 2015), y además, son válidos dentro de un contexto y para un propósito, lo cual convierte la validación en un proceso cualitativo de juicio social. Así, un modelo de dinámica de sistemas no se *prueba* como válido sino que se *considera* como tal (Barlas y Carpenter, 1990).

Barlas (1996), propone una secuencia de validación en la que primero se llevan a cabo pruebas orientadas hacia la validez de la estructura del modelo (pruebas directas y pruebas de comportamiento orientadas hacia la estructura), y luego pruebas dirigidas hacia la validez del comportamiento dinámico del modelo.

Ya que, tanto las pruebas directas de estructura como las pruebas de comportamiento dinámico del modelo, requieren la comparación entre el comportamiento del modelo de simulación y el comportamiento del sistema real y, como hemos anotado previamente, nuestro modelo de simulación describe un sistema hipotético, es decir, no hay un comportamiento de referencia con el cual efectuar la comparación, nos centraremos en las pruebas de comportamiento orientadas hacia la estructura, y específicamente en aquellas que resultan pertinentes para el propósito de nuestro modelo.

Nos interesa especialmente verificar si el comportamiento de las variables afectadas por la regla de decisión sigue un patrón coherente con la regla de decisión misma (Ecuaciones 3.27 a 3.31).

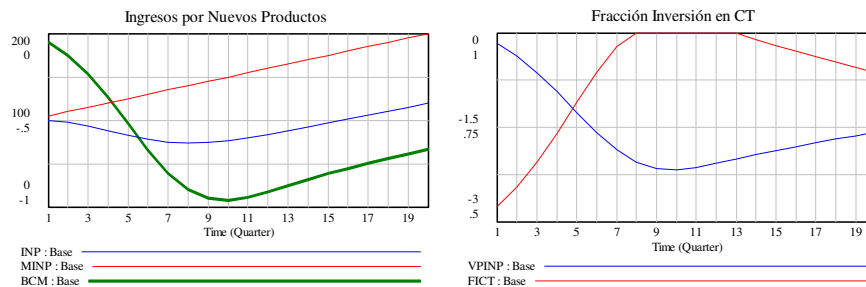
En la parte izquierda de la figura 3.12 se muestra el comportamiento de los componentes de la ecuación 3.17: la brecha en el cumplimiento de la meta (*BCM*), calculada como fracción de la meta, en una escala de mínimo -1,0 a máximo 0 (curva verde gruesa) junto con los ingresos por nuevos productos (*INP*) (curva azul) y la meta trimestral para los ingresos por nuevos productos (*MINP*) (curva roja), en una escala de 0 a 200. Puede verse en la figura que el valor de los ingresos es siempre menor que el de la meta, haciendo que la brecha sea siempre negativa.

La parte derecha de la figura muestra el valor percibido de los ingresos según la teoría de prospectos (*VPINP*), basado en la brecha en el cumplimiento de la meta (*BCM*) y calculado mediante la ecuación 3.29 (curva azul), en una escala con mínimo -3 y máximo 0, y la fracción de inversión en capital tecnológico (*FICT*) calculada según la ecuación 3.31, en una escala de 0,5 a 1 (curva roja). Como era de esperarse, los valores de *VPINP* son siempre negativos, lo que hace que, siguiendo la teoría de prospectos, la fracción de inversión en capital tecnológico (inversión riesgosa) sea siempre mayor que 0,5 y presente una correlación inversa con *VPINP*. De esta manera se valida la estructura del modelo en cuanto a

los comportamientos generados por la regla de decisión para valores negativos de $VPINP$.

Sin embargo, como puede verse, el hecho de que BCM , y por tanto $VPINP$ sean siempre negativos, si bien permite validar el modelo para la aplicación de la ecuación 3.29, no permite la validación para las ecuaciones 3.28 y 3.30, que se aplican cuando los valores de BCM y $VPINP$ son positivos o iguales a 0 respectivamente.

Figura 3.12: Izquierda: componentes de la ecuación 3.27. Derecha: valor percibido de los ingresos (curva azul) y fracción de inversión en capital tecnológico (curva roja).

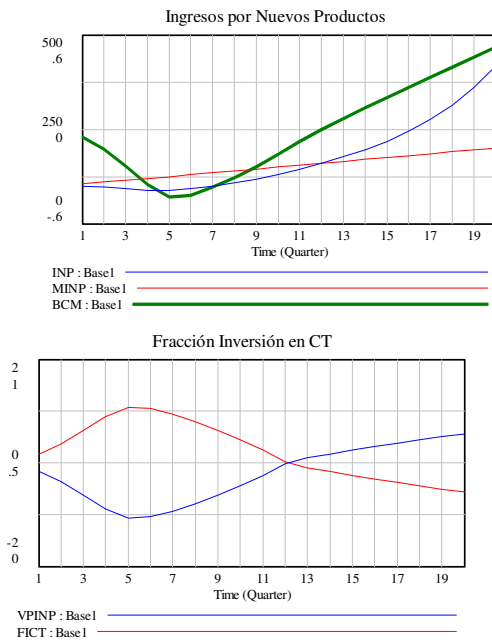


Con el fin de poder validar el comportamiento generado por el modelo para valores positivos o iguales a 0 de $VPINP$, se modificó el valor de la variable de control de escala (Ka) de la ecuación 3.11. Se escogió esta constante pues, al ser una constante de ajuste de escala, permite generar un aumento en los resultados de salida (INP) sin que se altere la estructura del modelo. La figura 3.13 muestra los resultados obtenidos para las mismas variables descritas en la figura 3.12, al cambiar el valor de Ka de 3,0 a 1,3.

La parte izquierda de la figura muestra, al igual que la figura 3.12 los ingresos por nuevos productos (INP), su meta trimestral ($MINP$), y la brecha en el cumplimiento, expresada como fracción de la meta (BCM). Sin embargo las escalas son diferentes debido a la modificación de Ka , los ingresos por nuevos productos (curva azul) y la meta de ingresos (curva

roja) tienen una escala de 0 a 500; mientras que la brecha en el cumplimiento de la meta (curva verde gruesa) se mueve dentro de una escala con un valor mínimo de -0,6 y un valor máximo de 0,6. Puede verse que, tal como se pretendía, se generan valores de 0 en el período 12 y valores positivos en los períodos subsiguientes para *BCM*.

Figura 3.13: Resultados para las variables de la figura 3.12 obtenidos con $Ka = 1,3$.



La parte derecha de la figura muestra, al igual que la figura 3.12, el valor percibido de los ingresos (curva azul), calculado a partir de los datos de la parte izquierda de la figura (ecuaciones 3.28, 3.29 y 3.30), y la fracción de inversión en capital tecnológico (curva roja), calculada con base en la teoría de prospectos (ecuación 3.31), y exhibe una serie de comportamientos esperados relevantes.

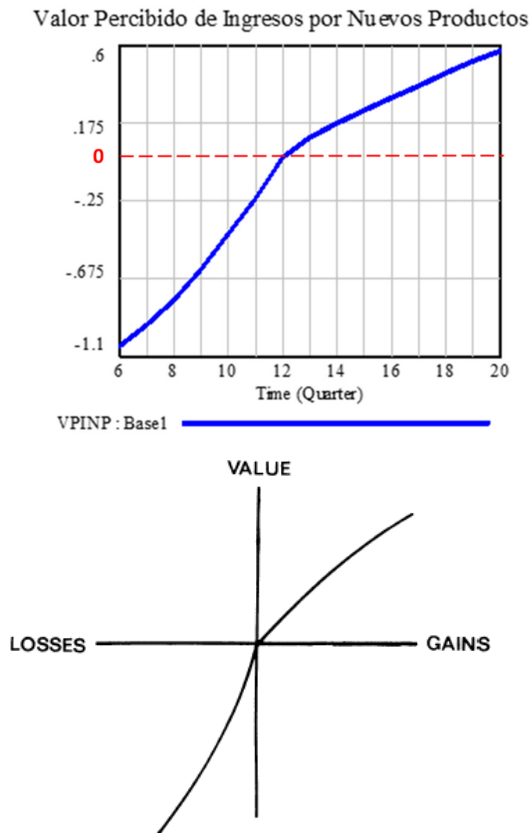
De manera similar a lo observado en la parte derecha de la figura 2.12, los valores negativos de *VPINP* generan valores de *FCIT* mayores que 0,5 y se observa, en general una correlación inversa con lo cual, nuevamente, se valida el comportamiento del modelo para la ecuación 2.29.

Por otra parte, en el período 12, el *VPINP* tiene un valor de 0 que corresponde un valor de 0 para *BMC* en el mismo período (ver parte derecha figura 2.13) y a un valor de 0,5 para *FCIT*, y a partir de ese período presenta valores positivos que generan valores de *FCIT* menores de 0,5 en una correlación inversa. De esta manera se valida la estructura del modelo en cuanto a los comportamientos generados por la regla de decisión para valores de *VPINP* positivos e iguales a 0.

Con el fin de validar la estructura del modelo en cuanto al comportamiento generado por el modelo para el valor percibido de los ingresos (*VPINP*) en general, mediante un análisis morfológico, presentamos de manera comparativa, en la figura 3.14, la curva de *VPINP* de la figura 3.13 considerada a partir del período 6 (parte derecha), y la curva general de referencia de valor esperado de la teoría de prospectos de la figura 3.6.

Puede verse que las dos curvas tienen una forma similar. Son cóncavas para los valores percibidos positivos, y son convexas y con una pendiente más pronunciada para los valores percibidos negativos. Esto nos indica que el comportamiento generado por el modelo sigue el comportamiento esperado para el valor percibido, calculado de acuerdo con la regla de decisión basada en teoría de prospectos.

Figura 3.14: Valor Percibido de Ingresos por Nuevos Productos (VINP), generado por el modelo de simulación (izquierda), y curva general de referencia de valor percibido (VALUE) de la teoría de prospectos (fuente: Tversky y Kahneman, (1992)).



3.5 EXPERIMENTOS CON SIMULACIÓN

Se programaron una serie de experimentos variando los parámetros de la función de valor (α , β , λ). Los valores escogidos se seleccionaron a partir de estudios previos en donde se llevaron a cabo experimentos para determinar estos tres parámetros. Ya se había mencionado previamente el trabajo de Tversky y Kahneman (1992) en donde se encontraron valores de 0,88 para la mediana tanto para α como para β , y un valor de 2,25 para λ , con valores de percentil 25 de 0,79 para α y β y 4,75 para λ , y percentil 75 de 1,0 para α y β y 1,1 para λ .

Basados en estos valores, en cuanto a considerar $\alpha = \beta$, y siguiendo a Bromiley (2009) en cuanto al diseño de experimentos, llevamos a cabo 9 experimentos de simulación utilizando los valores de 1,10 , 2,25 y 4,75 para λ , y valores de 0,8 , 0,9 y 1,0 para α y β . En la tabla 3.1 se muestran los nombres asignados y los valores de λ , α y β utilizados para cada experimento.

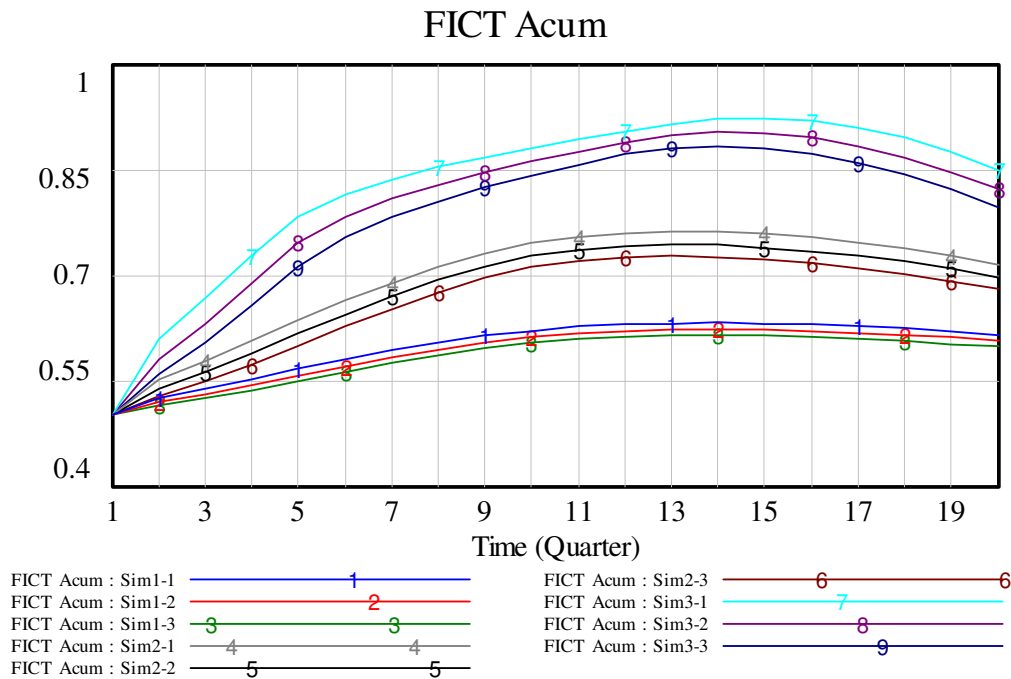
Tabla 3.1: Nombres asignados y valores empleados para los experimentos (simulaciones) basados en Tversky y Kahneman (1992) y Bromiley (2009).

Nombre de la simulación	Lambda (λ)	Alfa = Beta ($\alpha=\beta$)
Sim 1.1	1,10	0,8
Sim 1.2		0,9
Sim 1.3		1,0
Sim 1.4	2,25	0,8
Sim 1.5		0,9
Sim 1.6		1,0
Sim 1.7	4,75	0,8
Sim 1.8		0,9
Sim 1.9		1,0

La figura 3.15 muestra las gráficas de comportamiento a través del tiempo de la *Fracción Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas (FICT Acum)*, que había sido definida previamente como una de las variables de salida del modelo, para cada una de las 9 simulaciones. Los valores numéricos para cada período y cada simulación pueden consultarse en el apéndice 3.D.

Puede apreciarse como todas las curvas tienen la misma forma y como se generan “familias de curvas” alrededor de los diferentes valores de λ : las curvas 1, 2 y 3 (Sim 1.1, 1.2 y 1.3) con $\lambda=1,1$, las curvas 4, 5 y 6 (Sim 1.4, 1.5 y 1.6) con $\lambda=2,25$ y las curvas 7, 8 y 9 (Sim 1.7, 1.8 y 1.9) con $\lambda=4,75$. La amplitud crece en la medida en que crece λ y disminuye con el incremento de α y β , y los valores finales (período 20) de *FCIT* para cada familia de curvas, tienen muy poca variabilidad (ver tabla 3.2).

Figura 3.15: Resultados de los experimentos (simulaciones) de la tabla 2.1 para la variable *Fracción de Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas (FICT Acum)*.



Otro resultado que se registra en la tabla 3.2 es la muy baja variabilidad del resultado en el último período para la variable que mide el desempeño, los Ingresos por Nuevos Productos (*INP*), para cada grupo de simulaciones.

Sin embargo, la variabilidad para el total de las simulaciones presenta una variación significativamente mayor que la variabilidad para cada grupo. Así, el coeficiente de variación (CV) de *FICT Acum* en el período 20, medido como la diferencia entre los valores máximo y mínimo dividida por el valor máximo, es de 29,6% para todas las simulaciones, contra un CV máximo de 6,0% dentro de los grupos; mientras el CV de *INP* en el período 20 es de 11,1% para todas las simulaciones, contra un máximo de 1,6% dentro de los grupos.

Tabla 3.2: Resultados de *FICT Acum* y de *INP* en el período 20.

		GRUPO DE SIMULACIONES			
		Sim 1.1, 1.2 y 1.3 Lambda=1,1	Sim 1.4, 1.5 y 1.6 Lambda=2,25	Sim 1.7, 1.8 y 1.9 Lambda = 4,75	Todas las simulaciones
FICT Acum (período 20)	Máximo	0,615	0,714	0,848	0,848
	Mínimo	0,597	0,680	0,797	0,597
	Rango (Max-Min)	0,018	0,034	0,051	0,251
	porcentaje del máximo	2,9%	4,8%	6,0%	29,6%
INP (período 20)	Máximo	179,6	190,5	199,8	199,8
	Mínimo	177,7	187,4	197,2	177,7
	Rango (Max-Min)	1,9	3,1	2,6	22,1
	porcentaje del máximo	1,1%	1,6%	1,3%	11,1%

3.6 ANÁLISIS MORFOLÓGICO LONGITUDINAL

El proceso que describe el modelo es un proceso de *toma dinámica de decisiones* (Brehmer, 1992) en el que nos interesa describir el comportamiento de alguna o algunas variables de interés, que caracterizan el proceso, a través del tiempo, y hacerlo de manera tal, que dicho comportamiento se pueda comparar posteriormente con otros, y se pueda medir su grado de similitud.

Hemos utilizado para este análisis el software BATS (Behavior Analysis and Testing Software) desarrollado por Sücüllü y Yücel (2014), por ser un software desarrollado específicamente para el análisis y clasificación de curvas de comportamiento a través del tiempo, generadas por modelos basados en dinámica de sistemas.

BATS es una aplicación escrita en Python, que ofrece una galería de curvas estándar contra las cuales se compara y clasifica una nueva curva cualquiera. Se basa en el algoritmo de *software de prueba indirecta de estructura* (Indirect Structure Testing Software o ISTS) desarrollado y validado por Barlas y Kanar (1999), para agrupar los comportamientos

dinámicos en familias de curvas por medio de modelos de Markov ocultos (Hidden Markov Models o HMM) (He y Kundu, 1991), dividiendo la curva en segmentos y estudiando las relaciones entre segmentos consecutivos.

Tanto el desarrollo como las aplicaciones de BATS han estado dirigidos, como el nombre del software lo indica, hacia la validación de la estructura de los modelos de simulación, en contraste con las pruebas de validación de los resultados del modelo. En otras palabras, se procura verificar si el patrón de comportamiento generado por el modelo corresponde a alguno de los patrones típicos generados por ciertas estructuras comunes en los modelos basados en dinámica de sistemas.

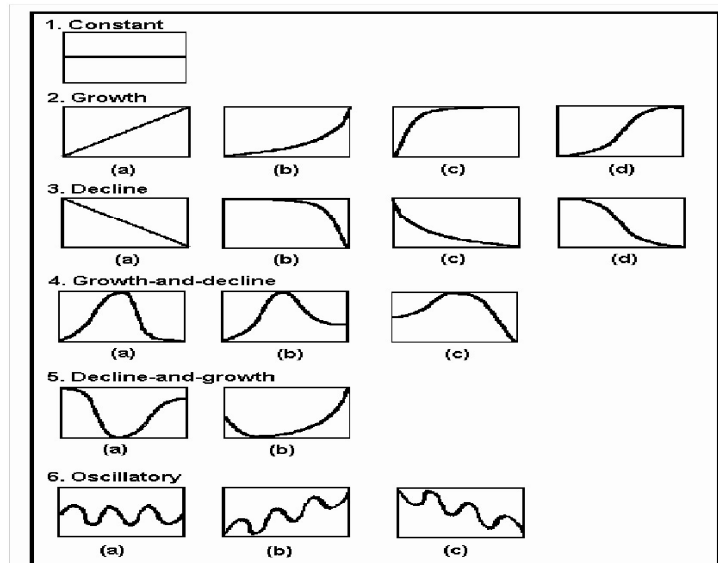
Algunos de estos patrones típicos, clasificados en categorías o familias de curvas se muestran en la figura 3.16. La primera curva corresponde a una constante. La primera familia de curvas corresponde a patrones de crecimiento lineal (2.a), exponencial (2.b), logarítmico (2.c) y sigmoideo (2.d). La segunda familia de curvas describe patrones de declinación lineal (3.a), exponencial (3.b), logarítmica (3.c) y sigmoidea inversa (3.d). En la tercera categoría se muestran patrones de crecimiento y posterior declinación con valor final igual al valor inicial (4.a), valor final mayor que el valor inicial (4.b) y valor final inferior al valor inicial (4.c). El siguiente grupo de curvas muestra dos patrones de declinación y posterior crecimiento (5.a y 5.b) morfológicamente diferentes, y la categoría final describe patrones oscilatorios sin tendencia (6.a), con tendencia creciente (6.b) y con tendencia declinante (6.c).

En el software se incorporaron adicionalmente otros ocho patrones, para un total de 25, a los cuales se les asignó un código. Las curvas representativas de cada patrón junto con su respectivo código y la descripción de cada curva, se muestran en el Apéndice 3.E.

El software efectúa una comparación de las curvas de prueba contra cada una de las curvas estándar y calcula un valor que representa la

probabilidad de que la curva de prueba tenga la misma forma de la curva estándar. El valor es un número negativo ya que el software utiliza logaritmos con el fin de evitar errores numéricos y, por tanto, la mayor probabilidad será aquella menos negativa. Así, el software arroja como resultado aquella curva estándar que presenta una mayor similitud con la curva de prueba, expresada esta similitud como una función de probabilidad representada por un número negativo.

Figura 3.16: Patrones dinámicos típicos. Fuente: Barlas y Kanar (1999).



Puede verse que las dos curvas tienen una forma similar. Son cóncavas para los valores percibidos positivos, y son convexas y con una pendiente más pronunciada para los valores percibidos negativos. Esto nos indica que el comportamiento generado por el modelo sigue el comportamiento

esperado para el valor percibido, calculado de acuerdo con la regla de decisión basada en teoría de prospectos.

Puede verse que las dos curvas tienen una forma similar. Son cóncavas para los valores percibidos positivos, y son convexas y con una pendiente más pronunciada para los valores percibidos negativos. Esto nos indica que el comportamiento generado por el modelo sigue el comportamiento esperado para el valor percibido, calculado de acuerdo con la regla de decisión basada en teoría de prospectos.

Los resultados que resultaron significativos al analizar mediante el software las curvas obtenidas en los experimentos con simulación (figura 3.15) se muestran en la tabla 3.3. La totalidad de los resultados obtenidos puede consultarse en el apéndice 3.F. Se han incluido en la tabla, de mayor a menor probabilidad, aquellas categorías de BATS que presentaban valores de probabilidad mayores que -3,0 para cada simulación, siendo -3,0, según Sücüllü y Yücel (2014), el valor umbral para definir una semejanza entre curvas como significativa. En la tabla se registran para cada simulación, y en orden descendente de probabilidad, la primera, segunda y tercera opción de clasificación para cada una de las nueve simulaciones y, para cada opción, el número con el que se clasifica la categoría en la biblioteca de BATS, el rótulo con el que se identifica la categoría, y el valor de la probabilidad de pertenencia de la simulación a dicha categoría.

Como puede verse en la tabla, las curvas quedaron clasificadas en cuatro categorías: NEXGR (exponencial negativa con crecimiento), G2PED (crecimiento y posterior declinación exponencial), SSHGR (sigmoidea creciente), y GR2DA (crecimiento y posterior declinación). NEXGR es la categoría más representativa del comportamiento de las curvas de simulación, pues presenta la mayor posibilidad de clasificación para las 9 simulaciones. G2PED se presenta como segunda o tercera opción para 5

simulaciones, mientras que SSHGR y GR2DA presentan probabilidades mayores de -3,0 para dos y tres simulaciones respectivamente.

Tabla 3.3: Clasificación, mediante el software BATS, de las curvas generadas por los experimentos con simulación.

Simulación	Primera Opción	Segunda Opción	Tercera Opción
Sim1-1	5 nexgr : -1.652***		
Sim1-2	5 nexgr : -1.837***	22 g2ped : -2.653	6 sshgr : -2.829
Sim1-3	5 nexgr : -2.031***	6 sshgr : -2.849	22 g2ped : -2.89
Sim2-1	5 nexgr : -2.102***	22 g2ped : -2.364	10 gr2da : -2.861
Sim2-2	5 nexgr : -2.331***	22 g2ped : -2.521	10 gr2da : -2.889
Sim2-3	5 nexgr : -2.572***	22 g2ped : -2.799	10 gr2da : -2.943
Sim3-1	5 nexgr : -1.87***		
Sim3-2	5 nexgr : -2.172***		
Sim3-3	5 nexgr : -2.488***		

Las figuras 3.17, 3.18, 3.19, y 3.20, muestran las curvas de los experimentos clasificados como NEXGR, G2PED, SSHGR, y GR2DA junto con la curva patrón correspondiente.

Figura 3.17: Curvas de los experimentos clasificados como NEXGR y curva-patrón correspondiente. Fuente de la curva-patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).

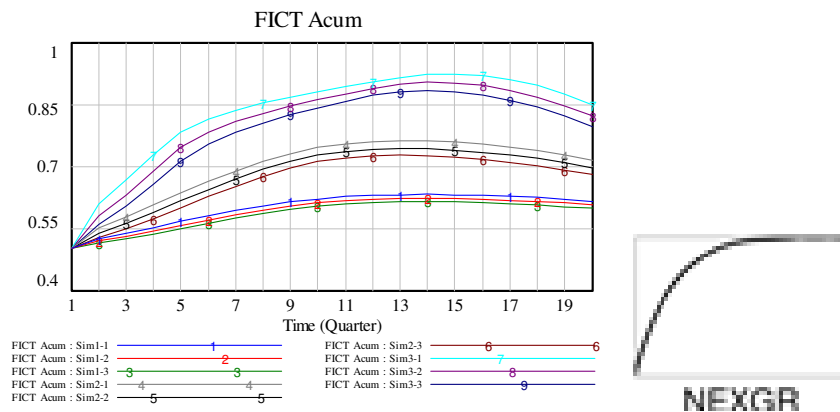


Figura 3.18: Curvas de los experimentos clasificados como G2PED y curva-patrón correspondiente. Fuente de la curva-patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).

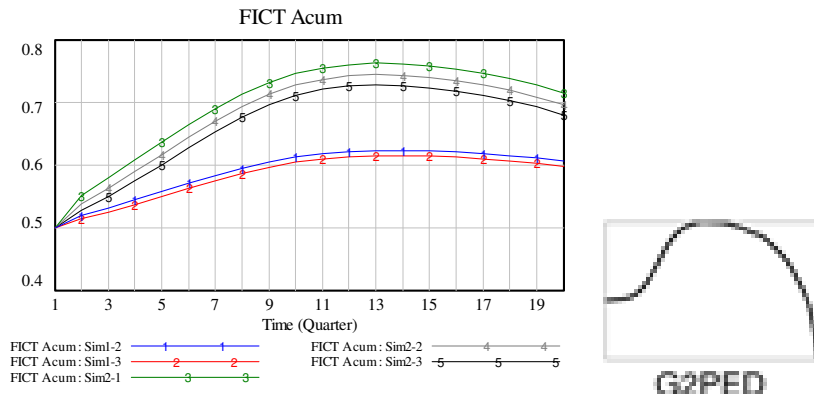


Figura 3.19: Curvas de los experimentos clasificados como SSHGR y curva-patrón correspondiente. Fuente de la curva-patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).

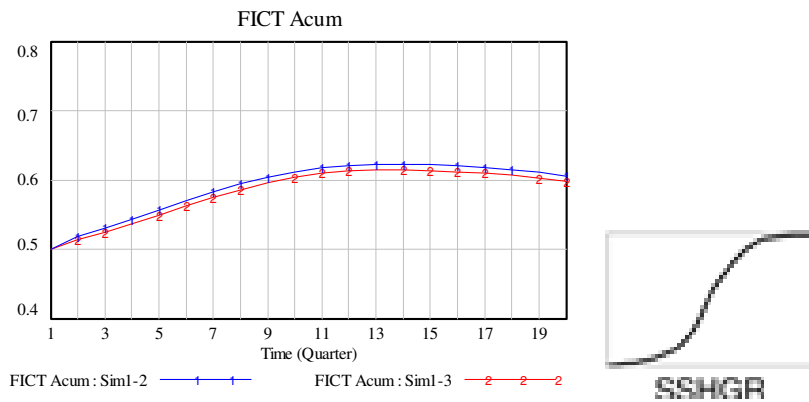
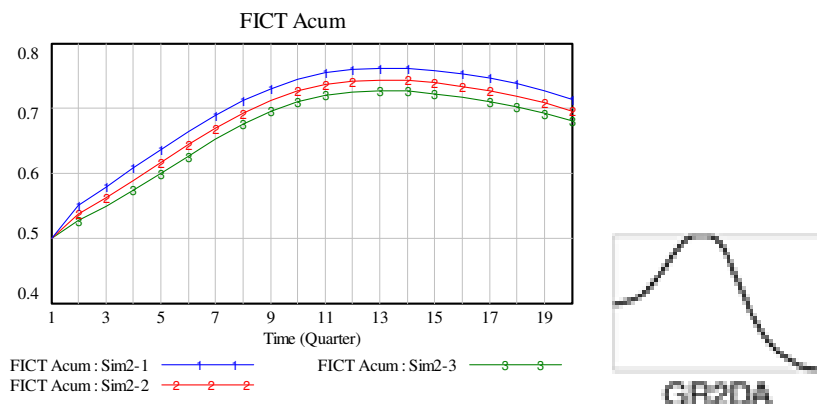


Figura 3.20: Curvas de los experimentos clasificados como GR2DA y curva-patrón correspondiente. Fuente de la curva-patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).



3.7 DISCUSIÓN

3.7.1 Análisis transversal de las variables de salida

Los resultados obtenidos en el análisis transversal tanto de *FICT Acum* como de *INP* en el período 20 (tabla 3.2) muestran una mayor influencia de la aversión a las pérdidas, representada por el parámetro λ , que de la curvatura de la función de valor, representada por los parámetros α y β .

En el caso de *FICT Acum* en el período 20, la variabilidad dentro de una misma familia de curvas es de máximo 6,0% (para $\lambda = 4,75$), mientras que la variabilidad máxima entre dos familias consecutivas de curvas, calculada a partir de los datos del apéndice 3.D es de máximo 15,3% (con $\alpha = \beta = 0,9$). De hecho, un análisis morfológico preliminar de la figura 3.13, muestra como tanto las familias de curvas como la amplitud máxima de cada curva están determinadas por el valor de λ .

Estos resultados concuerdan con lo encontrado por Bromiley (2009), en cuanto a una influencia de la aversión a las pérdidas (λ) mayor que aquella de la curvatura de la función de valor (α , β) sobre la asignación de recursos a proyectos de alto o bajo riesgo, en un estudio basado en experimentos con simulación sobre un modelo matemático de optimización. La variable de salida medida en ese estudio fue el volumen de recursos invertidos en proyectos de alto riesgo como fracción del volumen total de recursos invertidos, que equivale a la variable *Fracción de Inversión en Capital Tecnológico (FICT)* de nuestro modelo. No existe sin embargo dentro del estudio de Bromiley, una variable de salida que podamos comparar con la *Fracción de Inversión en Capital Tecnológico Acumulada (FICT Acum)*, que es la principal variable de salida de nuestro modelo, debido a que el estudio de Bromiley es transversal y se basa en decisiones tomadas por una sola vez, es decir, no contempla un proceso dinámico de toma de decisiones en el que tenga sentido el concepto de inversión acumulada. Cabe anotar aquí, sin embargo que lo que, aparentemente, pretende Bromiley al estudiar decisiones tomadas por una

sola vez, es ser coherente con su crítica a la aplicación de la teoría de prospectos dentro de contextos donde no se da la condición de decisiones tomadas en aislamiento.

En cuanto al valor de INP en el período 20, que mide el desempeño, la máxima variabilidad entre curvas de una misma familia (tabla 3.2) es de 1,6% (para $\lambda = 2,25$), mientras que la variabilidad máxima entre familias consecutivas, calculada con los datos del apéndice 2.D, asciende a 5,5% (con $\alpha = \beta = 0,9$). Aquí, la mayor influencia de λ no es tan significativa como en el caso de *FICT Acum* ya que, en todo caso, la variabilidad total de los resultados de desempeño (INP en el período 20) es de 11,1%, bastante menor que la variabilidad de los resultados de *FICT Acum* en el período 20, que es de 29,6% (ver tabla 3.2).

Esta relativa homogeneidad de los resultados de desempeño, contrasta con lo encontrado en estudios empíricos que abordan la influencia del proceso dinámico de toma de decisiones sobre la heterogeneidad del desempeño de los decisores (Kunc y Morecroft, 2010; Gary y Wood, 2011), en los que se ha encontrado una notoria heterogeneidad en el desempeño final aun cuando los decisores parten de un estado inicial en el que tienen idénticos tipo y nivel de recursos.

Esta homogeneidad puede obedecer al hecho de que la teoría de prospectos (PT) considera decisiones que se toman “por una vez” y “en aislamiento”; se le pide al decisor escoger entre dos juegos o “loterías” en los que tiene diversas probabilidades de ganar o perder diversas cantidades de dinero, y luego se le pide escoger entre otro par de juegos con probabilidades, ganancias y pérdidas diferentes, sin que conozca el resultado del juego anterior y sin que su decisión tenga influencia alguna en las alternativas que se le ofrecen a continuación. Esta secuencia de toma de decisiones difiere significativamente del proceso de “toma dinámica de decisiones” que caracteriza a la gestión de recursos como *capacidad dinámica gerencial*, en donde las decisiones tomadas en un período dado

afectan los resultados que sirven como base para nuevas decisiones en un período posterior.

3.7.2 Análisis longitudinal morfológico

La homogeneidad observada en el análisis transversal de los datos puede verse también en la forma de las curvas que describen el comportamiento de *FICT Acum* a través del tiempo (figura 3.15).

Las curvas quedan clasificadas en apenas cuatro familias de morfología similar, NEXGR (crecimiento exponencial negativo), G2PED (crecimiento sigmoideo seguido de declinación exponencial negativa), GR2DA (crecimiento sigmoideo y declinación hacia el equilibrio con nivel de crecimiento inferior al nivel de declinación), y SSHGR (crecimiento sigmoideo), todas ellas con la característica de curva creciente o inicialmente creciente (GR o G).

Como ya se mencionó, la totalidad de las nueve curvas quedó clasificada prioritariamente como NEXGR, lo cual nos confirma la similitud morfológica de las curvas y evidencia una buena capacidad de clasificación de la herramienta dentro de lo que hemos denominado como “primera opción” (la categoría que presenta la mayor probabilidad de transición por encima de -3,0).

Por otra parte, cuando se revisan visualmente las similitudes de las curvas con la curva patrón en la figura 2.20, puede notarse que las tres curvas están erróneamente clasificadas como GR2DA (crecimiento sigmoideo y declinación hacia el equilibrio con nivel de crecimiento inferior al nivel de declinación) cuando resulta evidente que han debido clasificarse como GR2DB (crecimiento sigmoideo y declinación hacia el equilibrio con nivel de crecimiento superior al nivel de declinación). Este resultado, a nuestro parecer, no invalida el poder clasificatorio de la herramienta, sino que más bien invita a tener cautela en cuanto a la clasificación cuando las probabilidades de transición están en valores

cercanos a -3,0 (las probabilidades de transición para las tres curvas son inferiores a -2,85), al menos en lo que a este estudio respecta.

La homogeneidad en el comportamiento dinámico longitudinal puede obedecer, al igual que en el caso de la homogeneidad transversal, al hecho de que la teoría de prospectos no considera ningún tipo de realimentación o aprendizaje basados en la experiencia de resultados anteriores o en la proyección de resultados futuros. Por tanto las decisiones se toman sobre resultados aislados de cualquier historia o proyección, lo cual da como resultado un comportamiento homogéneo donde cada decisor, independientemente de su aversión a las pérdidas o de la curvatura de su función de valor, invierte prioritariamente en *Capital Tecnológico* (más del 50% del monto de reinversión) desde el período inicial hasta el período final.

Por otra parte, al igual que en lo observado en el análisis transversal, la aversión a las pérdidas (λ) tiene mayor influencia sobre el comportamiento dinámico que la curvatura de la función de valor (α, β).

2.8 CONCLUSIONES

En este trabajo se realizó un estudio sintético longitudinal del proceso de toma de decisiones en la asignación de recursos, considerando este proceso como una capacidad dinámica gerencial.

Para llevar a cabo este estudio se diseñó y desarrolló un modelo de simulación basado en dinámica de sistemas, en el que la regla de decisión estaba basada en la teoría de prospectos, y se realizaron una serie de experimentos modificando los valores de los parámetros relacionados con la aversión a las pérdidas y la curvatura de la función de valor.

El análisis transversal de los resultados coincide con los obtenidos por Bromiley (2009) en cuanto a una mayor influencia de la aversión a las pérdidas sobre el valor final de la variable que mide el desempeño. Se observa también, por otra parte, que los resultados muestran una variabilidad relativamente baja del desempeño, en la que, de nuevo, predomina la influencia de la aversión a las pérdidas sobre la influencia de la curvatura de la función de valor. Esta influencia predominante de la aversión a las pérdidas se da también al analizar transversalmente la variable que describe el proceso dinámico de toma de decisiones.

El análisis morfológico longitudinal arroja resultados con una alta homogeneidad en cuanto al comportamiento dinámico del proceso de toma de decisiones. De hecho, la totalidad de las curvas de la variable que mide el resultado de la regla de decisión, resultan clasificadas prioritariamente dentro de una sola de las categorías estándar definidas en el software de análisis.

Esta homogeneidad del comportamiento dinámico se plasma en la homogeneidad, ya mencionada, de los resultados de desempeño, que riñe con lo observado en estudios empíricos previos, basados también en simulación con dinámica de sistemas, en los que se ha generado una alta heterogeneidad en el desempeño de los decisores a pesar de tener como punto de partida el mismo tipo y cantidad de recursos.

La baja variabilidad del comportamiento dinámico puede obedecer al hecho de que la teoría de prospectos está construida sobre la base de decisiones tomadas “en aislamiento”, es decir, sin tener en cuenta el resultado de decisiones previas ni la proyección de resultados futuros. Lo que, a su vez lleva a pensar en la futura implementación, dentro de la estructura y las reglas de decisión del modelo de simulación, de teorías como la teoría conductual de la firma (Cyert y March, 1963), y más específicamente el concepto de aspiraciones adaptativas de esta teoría, donde juegan un papel los procesos de aprendizaje y pronóstico, que

permitiría incluir reglas de decisión más cercanas al proceso dinámico de toma de decisiones. No obstante, es conveniente advertir que se deberían afrontar las dificultades y retos, conceptuales y de modelado, que implica el utilizar una teoría basada en decisiones de tipo organizativo, dentro de un contexto que describe decisiones individuales.

Otra posible fuente de homogeneidad en los resultados es la definición de un único punto de referencia; en nuestro caso, la brecha en el cumplimiento de la meta trimestral de ingresos por nuevos productos, que si bien no deja de tener cierto carácter dinámico dentro de nuestro modelo al variar en cada período, está lejos de ofrecer las posibilidades que, por ejemplo, brinda también la teoría conductual de la firma en donde la atención para la toma de decisiones, en este caso organizativas, se centra en puntos de referencia que evolucionan a través del tiempo.

Las dificultades conceptuales que se han mencionado para la aplicación de teorías de decisión basadas en contextos organizativos, para explicar procesos de decisión de tipo individual, operan en sentido contrario para aplicar teorías que, como la de prospectos, se han desarrollado con base en procesos muy simples de decisión individual, cuando pretenden aplicarse en contextos de alta complejidad dinámica que describen capacidades dinámicas gerenciales, o incluso en contextos de decisiones organizativas estratégicas.

Este estudio, en el que hemos utilizado la teoría de prospectos dentro de un contexto organizativo de toma de decisiones para asignación dinámica de recursos, permite entrever, a pesar de las limitaciones propias de su carácter de estudio exploratorio y de aquellas asociadas a estudios basados en simulación, las posibles limitaciones en el poder descriptivo de la teoría de prospectos como regla de decisión en contextos de alta complejidad.

Estas conclusiones que son, insistimos, de carácter exploratorio preliminar, ameritan una posterior validación mediante estudios empíricos.

2.9 BIBLIOGRAFÍA

- Adner, R. & Helfat, C. E. (2003). Corporate effects and dynamic managerial capabilities. *Strategic Management Journal*, 24(10), 1011-1025.
- Ancona, D. G., Goodman, P. S., Lawrence, B. S., & Tushman, M. L. (2001). Time: A new research lens. *Academy of Management Review*, 26(4), 645-663.
- Arenas F. A. (2014). *Dynamic simulation and microworlds: a tool for research on managerial decision making*. Proceedings of the EURAM (European Academy of Management) 2014 Conference. Valencia, Spain.
- Arrfelt, M., Wiseman, R. M., & Hult, G. T. M. (2013). Looking backward instead of forward: Aspiration-driven influences on the efficiency of the capital allocation process. *Academy of Management Journal*, 56(4), 1081-1103.
- Augier, M., & Teece, D. J. (2009). Dynamic capabilities and the role of managers in business strategy and economic performance. *Organization science*, 20(2), 410-421.
- Barlas, Y., & Carpenter, S. (1990). Philosophical roots of model validation: two paradigms. *System Dynamics Review*, 6(2), 148-166.
- Barlas, Y. (1996). Formal aspects of model validity and validation in system dynamics. *System Dynamics Review*, 12(3), 183-210.
- Barlas, Y., & Kanar, K. (1999). A dynamic pattern-oriented test for model validation. In *Proceedings of 4th Systems Science European Congress* (pp. 269-286).
- Boekestein, B. (2006). The relation between intellectual capital and intangible assets of pharmaceutical companies. *Journal of Intellectual Capital*, 7(2), 241-253.
- Brehmer, B. (1992). Dynamic decision making: human control of complex systems", *Acta Psychologica*, 81(3), 211-241.
- Bromiley, P. (2009). A prospect theory model of resource allocation. *Decision Analysis*, 6(3), 124-138.
- Bromiley, P., Rau, D., & Zhang, Y. (2017). Is R&D risky?. *Strategic Management Journal*, 38(4), 876-891.
- Chen, W. R. (2008). Determinants of firms' backward-and forward-looking R&D search behavior. *Organization Science*, 19(4), 609-622.

- Cyert, R. M., & March, J. G. (1963). *A behavioral theory of the firm*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Davis, J. P., Eisenhardt, K. M., & Bingham, C. B. (2007). Developing theory through simulation methods. *Academy of Management Review*, 32(2), 480-499.
- Gary, M. S., & Wood, R. E. (2011). Mental models, decision rules, and performance heterogeneity. *Strategic Management Journal*, 32(6), 569-594.
- Größler, A. (2004). Don't let history repeat itself – methodological issues concerning the use of simulators in teaching and experimentation. *System Dynamics Review*, 20(3), 263-274.
- Groesser, S. N., & Schwaninger, M. (2012). Contributions to model validation: hierarchy, process, and cessation. *System Dynamics Review*, 28(2), 157-181.
- He, Y., & Kundu, A. (1991). Shape classification using hidden markov model. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1991. ICASSP 1991 International Conference* (pp. 2373-2376). IEEE.
- Heath, C., Larrick, R. P., & Wu, G. (1999). Goals as reference points. *Cognitive psychology*, 38(1), 79-109.
- Helfat, C. E., Finkelstein, S., Mitchell, W., Peteraf, M., Singh, H., Teece, D., & Winter, S. G. (2009). *Dynamic capabilities: Understanding strategic change in organizations*. John Wiley & Sons.
- Holmes Jr, R. M., Bromiley, P., Devers, C. E., Holcomb, T. R., & McGuire, J. B. (2011). Management theory applications of prospect theory: Accomplishments, challenges, and opportunities. *Journal of Management*, 37(4), 1069-1107.
- Hoskisson, R. E., Chirico, F., Zyung, J., & Gambeta, E. (2017). Managerial Risk Taking: A Multitheoretical Review and Future Research Agenda. *Journal of Management*, 43(1), 137-169.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 47, 263-291.
- Koop, G. J., & Johnson, J. G. (2012). The use of multiple reference points in risky decision making. *Journal of Behavioral Decision Making*, 25(1), 49-62.

- Kor, Y. Y., & Mesko, A. (2013). Dynamic managerial capabilities: Configuration and orchestration of top executives' capabilities and the firm's dominant logic. *Strategic Management Journal*, 34(2), 233-244.
- Kunc, M. H. & Morecroft, J. D. (2010). Managerial decision making and firm performance under a resource-based paradigm. *Strategic Management Journal*, 31(11), 1164-1182.
- Lane, D. C. (2015). Validity is a matter of confidence-but not just in system dynamics. *Systems Research & Behavioral Science*, 32(4), 450-458.
- Mezias, S. J., Chen, Y. R., & Murphy, P. R. (2002). Aspiration-level adaptation in an American financial services organization: A field study. *Management Science*, 48(10), 1285-1300.
- Ployhart, R. E., & Vandenberg, R. J. (2010). Longitudinal research: The theory, design, and analysis of change. *Journal of Management*, 36(1), 94-120.
- Ployhart, R. E., & Ward, A. K. (2011). The “quick start guide” for conducting and publishing longitudinal research. *Journal of Business and Psychology*, 26(4), 413-422.
- Priem, R. L. & Butler, J. E. (2001). Is the resource-based“ view” a useful perspective for strategic management research? *Academy of Management Review*, 26(1), 22-40.
- Ruspini, E. (1999). Longitudinal research and the analysis of social change. *Quality and Quantity*, 33, 219-227.
- Ruspini, E. (2000). Longitudinal research in the social sciences. *Social Research Update*, 28(20), 1-8.
- Sargent, R. G. (2013). Verification and validation of simulation models. *Journal of Simulation*, 7(1), 12-24.
- Simon, H. (1961). *Administrative Behavior: a Study of Decision-Making Processes in Administrative Organizations* (2nd ed.). New York, NY: Mcmillan
- Simon, H. A. (1982). *Models of bounded rationality: Empirically grounded economic reason*. Cambridge, MA: MIT press.
- Sirmon, D. G., Hitt, M. A., & Ireland, R. D. (2007). Managing firm resources in dynamic environments to create value: Looking inside the black box. *Academy of management review*, 32(1), 273-292.
- Sirmon, D. G., Gove, S., & Hitt, M. A. (2008). Resource management in dyadic competitive rivalry: The effects of resource bundling and deployment. *Academy of Management Journal*, 51(5), 919-935.

- Sirmon, D. G., & Hitt, M. A. (2009). Contingencies within dynamic managerial capabilities: interdependent effects of resource investment and deployment on firm performance. *Strategic Management Journal*, 30(13), 1375-1394.
- Shimizu, K. (2007). Prospect theory, behavioral theory, and the threat-rigidity thesis: Combinative effects on organizational decisions to divest formerly acquired units. *Academy of Management Journal*, 50(6), 1495-1514.
- Sücüllü, C., & Yücel, G. (2014). Behavior analysis and testing software (BATS). In *Proceedings of the 32nd international conference of the system dynamics society*. Delft, The Netherlands.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5(4), 297-323.
- von Neumann, J. & Morgenstern, O. (1944). *Theory of Games and Economic Behavior*. New York, NY: Science Editions.
- Yeoh, P. L., & Roth, K. (1999). An empirical analysis of sustained advantage in the US pharmaceutical industry: Impact of firm resources and capabilities. *Strategic management journal*, 637-653.



Capítulo 4:

Toma de decisiones gerenciales: Un estudio empírico con base en simulación

RESUMEN

El estudio empírico de las capacidades dinámicas gerenciales en general y del proceso dinámico de toma de decisiones gerenciales para la gestión de recursos en particular, se beneficia de la realización de estudios de tipo longitudinal. Sin embargo, es bajo el volumen de estudios de este tipo en la literatura debido entre otras causas, a la dificultad que implica la recolección y el análisis de los datos. Este trabajo propone una metodología para la realización de estudios longitudinales sintéticos con base en la utilización de un micromundo, basado en dinámica de sistemas, para la generación y recolección de los datos, y un análisis morfológico longitudinal de los datos. Para este análisis se utilizan diversas técnicas que permiten clasificar las curvas de comportamiento dinámico de las

variables de interés, y se comparan los resultados obtenidos con cada una de ellas. Posteriormente, se comparan los resultados del análisis morfológico longitudinal con resultados previos obtenidos mediante experimentos teóricos con simulación, basados en un modelo con estructura idéntica al del micromundo utilizado en este trabajo y, finalmente, se lleva a cabo un análisis transversal comparativo de los resultados de desempeño obtenidos con ambos tipos de experimentos, empíricos y con simulación.

4.1 INTRODUCCIÓN

La toma de decisiones para el desarrollo de recursos, considerada como una *capacidad dinámica gerencial* (Adner y Helfat, 2003; Sirmon y Hitt, 2009, Kor y Mesko, 2013) constituye lo que Brehmer (1992) define como un proceso de *toma dinámica de decisiones* en donde: a) se requiere de una serie de decisiones, b) las decisiones no son independientes, c) el estado del sistema dentro del cual se toman las decisiones, cambia como consecuencia de dichas decisiones y d) las decisiones se toman en tiempo real.

Este tipo de fenómenos organizativos dinámicos se debe abordar, preferentemente, a través de estudios longitudinales (Davies y Pickles, 1985). Sin embargo, la mayor parte de estos estudios continua siendo de tipo transversal (Mitchell & James, 2001) debido, entre otras causas, a las dificultades en la recolección y análisis de los datos, propias de los estudios longitudinales (Menard, 2002).

Una vía para generar, de manera sintética, datos empíricos longitudinales dentro del proceso de toma dinámica de decisiones, es la utilización de micromundos. González, Vanyukov y Martin (2005), utilizan el término “micromundo” para referirse a simuladores complejos diseñados para la realización de experimentos empíricos orientados hacia

el estudio del proceso de toma de decisiones, y mencionan nueve simuladores que cumplen con esta definición y además están orientados hacia el estudio de la *toma dinámica de decisiones* en particular. Para cada uno de los nueve micromundos los autores establecen los niveles (bajo, moderado o alto) de dinámica (cambio del valor de las variables con el tiempo), complejidad relacional (número de variables e interrelaciones), opacidad (acceso del decisor a la estructura y ecuaciones del modelo) y complejidad dinámica (cambio de las interrelaciones con el tiempo). Cabe anotar que tan solo uno de los nueve micromundos, el *Beer Distribution Game* (Sterman, 1989; Senge, 1990), está basado en dinámica de sistemas, pero es también el único que plantea decisiones de tipo gerencial dentro de un contexto organizativo (gestión de inventarios dentro de una cadena de abastecimiento).

Los simuladores basados en dinámica de sistemas (como el *Beer Distribution Game*) fueron desarrollados en sus orígenes, en la década de 1980, a través de un trabajo en equipo con los gerentes para el desarrollo de modelos transparentes y entendibles de situaciones organizativas, y utilizados como herramientas de aprendizaje tanto durante su construcción como mediante su aplicación (Lane, 1995).

También durante la década de 1980, el desarrollo de nuevas herramientas para simulación por ordenador, permitió la creación de nuevos simuladores basados en dinámica de sistemas, como el *People Express* (Sterman y Morrison, 1988), rotulado como un *simulador gerencial de vuelo* (Senge, 1990; Lane, 1995), por analogía con los simuladores de vuelo para entrenamiento de pilotos, ya que emula el tipo de decisiones que debería tomar el gerente general para orientar el rumbo de una compañía, en este caso, una compañía aérea: tarifa, tamaño de flota, número de empleados. El simulador *People Express* presenta además una característica que en adelante será parte integral de los micromundos basados en dinámica de sistemas: la decisión del participante se constituye

en un dato de entrada para que el simulador muestre los resultados obtenidos para el siguiente período y quede a la espera de una nueva decisión, en lo que constituye, por definición, un proceso de toma dinámica de decisiones.

Así pues, en este trabajo, el término *micromundo*, que involucra también los *simuladores gerenciales de vuelo*, tendrá una aplicación más estrecha que la propuesta por Gonzalez, Vanyukov y Martin (2005), mencionada previamente, y se referirá a: *cualquier simulación basada en un modelo de dinámica de sistemas en la que los participantes pueden tomar decisiones, y observar los resultados de dichas decisiones para el siguiente período de tiempo antes de tomar una nueva decisión, dentro de un contexto organizativo descrito por el modelo.*

Los micromundos, desde sus inicios, han sido utilizados principalmente para propósitos de aprendizaje y experimentación (Größler, 2004), estando los experimentos a través de micromundos orientados fundamentalmente hacia pruebas controladas del proceso de toma dinámica de decisiones (Arango, Castañeda y Olaya, 2012).

Dos trabajos relativamente recientes, el de Kunc y Morecroft (2010) y el de Gary y Wood (2011), ilustran la utilidad de los micromundos para el estudio del proceso de toma dinámica de decisiones desde dos puntos de vista, la capacidad de los experimentos basados en micromundos para generar datos empíricos longitudinales, y la posibilidad de identificar diversos perfiles de toma de decisiones a partir del análisis de estos datos longitudinales. Este análisis longitudinal, diferencia también este par de trabajos de la mayor parte de los estudios de toma dinámica de decisiones basados en dinámica de sistemas, orientados hacia el análisis del desempeño, generalmente financiero, de la firma simulada, en el último período de simulación a través de un análisis de tipo transversal; una muestra representativa de este tipo de estudios puede consultarse en Rouwette, Größler y Vennix (2004).

El estudio de Kunc y Morecroft (2010), utiliza el simulador *Fish Banks Ltd.* (Meadows, Fiddaman y Shannon, 2001), un micromundo en el que los participantes representan compañías pesqueras competidoras, que ejercen su labor dentro de la misma área marítima. La principal decisión es el número de barcos que se compran, o se venden, en cada período, junto con la decisión operativa de ubicación de los mismos: dejarlos en el muelle, o enviarlos a pescar a la zona costera o mar adentro. Los autores efectúan un análisis transversal en el último período y clasifican las firmas de acuerdo con la inversión total de la firma, la inversión total del sector (todas las firmas) y el desempeño (valor de los activos de la firma en el período final). Lo que diferencia este trabajo de otros estudios a través de micromundos es el análisis longitudinal de los datos generados en la simulación, a través de regresión lineal, donde se modela una regla de decisión en la que se pondera el peso que da el decisor a cada una de las cuatro variables de las cuales tiene información, en cada período. De esta manera, y asumiendo que los decisores utilizan el heurístico de anclaje y ajuste (Tversky y Kahneman, 1974), los autores identifican la regla de decisión empleada por cada decisor para la compra o venta de barcos en cada período. Cabe resaltar aquí que estas reglas de decisión no pretenden describir literalmente el proceso de toma de decisiones sino que son, más bien, una representación aproximada del proceso intuitivo que siguen los decisores (Kunc y Morecroft, 2010, 1173).

El estudio de Gary y Wood (2011), utiliza un micromundo basado en un modelo de simulación desarrollado por Paich y Sterman (1993) alrededor de la teoría propuesta por Bass (1969), sobre la difusión de un nuevo producto en el mercado. Los participantes asumen el rol del gerente general de la firma y toman decisiones trimestrales sobre precio y capacidad de producción del nuevo producto y sobre la inversión en mercadeo. El desempeño de la firma se mide mediante la utilidad acumulada en el último período (trimestre 40) y los autores relacionan el desempeño de la firma con la calidad del modelo mental del decisor,

medida esta como la capacidad para identificar las relaciones causales existentes entre una serie de variables del modelo. Al igual que en el trabajo de Kunc y Morecroft (2010), los autores identifican las reglas de decisión de los participantes, en este caso para invertir en capacidad de producción y fijar el precio del producto, por medio de una regresión lineal de los datos longitudinales de estas decisiones, como función de las variables de las cuales el decisor tiene información en cada período. Estas reglas de decisión se utilizan posteriormente para identificar estrategias distintivas de los decisores.

En este trabajo, utilizamos un micromundo basado en un modelo de simulación desarrollado por Arenas (2014), en el que los participantes adoptan el rol de gerentes de la división de investigación y desarrollo de una firma farmacéutica y toman la decisión sobre qué fracción de los fondos disponibles para reinversión se invierte en dos recursos estratégicos: capital tecnológico y capital humano.

El desempeño de la firma se mide como los ingresos provenientes de nuevos productos en el último período de simulación, y es objeto de un análisis transversal con el fin de establecer su grado de heterogeneidad. La fracción acumulada invertida en capital tecnológico en cada período es objeto de un análisis longitudinal utilizando dos técnicas, el algoritmo de *aproximación simbólica agregada* (Symbolic Aggregate approxImation o SAX) para la representación de series de tiempo (Lin, Williamson, Borne y DeBarr, 2012) y el algoritmo de *software de prueba indirecta de estructura* (Indirect Structure Testing Software o ISTS) desarrollado por Barlas y Kanar (1999).

Estos dos tipos de análisis longitudinal permiten clasificar los diversos tipos de comportamiento de los decisores a través del tiempo lo cual hace posible la comparación con resultados obtenidos previamente mediante experimentos con simulación y verificar que tanto se aproxima el

comportamiento real de los decisores a aquel predicho por una teoría de decisión específica. En nuestro caso, la teoría de prospectos.

Este trabajo, en concordancia con los de Kunc y Morecroft (2010) y Gary y Wood (2011), no tiene como objetivo final desarrollar un modelo matemático de pronóstico que prediga cual será la decisión del participante con base en la decisión tomada en el período anterior, sino que busca establecer una *clasificación* de los perfiles de decisión de los participantes con base en la secuencia de sus decisiones a través del tiempo, ya que esta secuencia dinámica constituye lo que puede denominarse como una “firma” del decisor (Kusiak, 2002) o define lo que puede llamarse el *patrón de comportamiento dinámico* del decisor (Arango, Castañeda y Olaya, 2012) en cuanto al desarrollo de recursos que es, en últimas, una capacidad dinámica gerencial (Adner y Helfat, 2003; Sirmon y Hitt, 2009, Kor y Mesko, 2013).

Un segundo objetivo de este trabajo es el determinar el poder descriptivo de la teoría de prospectos como regla de decisión en el modelo de simulación sobre el que se basa la simulación, mediante un análisis morfológico comparativo.

El tercer objetivo de este trabajo es el establecer, a través de un análisis transversal en el último período de simulación, el grado de heterogeneidad en el desempeño de los decisores, con el fin de compararlo con el grado de heterogeneidad obtenido en experimentos teóricos de simulación previos (Arenas, 2014).

El cuarto objetivo del trabajo, se origina en una proposición de Kunc y Morecroft (2010, 1169) y es, explorar la influencia del patrón dinámico de comportamiento sobre el desempeño con el fin de ver si el proceso de toma de decisiones puede originar diferencias significativas de desempeño cuando se parte del mismo nivel y tipo de recursos.

4.2 ESTRUCTURA DEL MICROMUNDO

El micromundo fue desarrollado utilizando el software *ithink* de isee systems. La figura 4.1 describe, de manera comparativa, la estructura del modelo de simulación desarrollado por Arenas (2014) y la estructura del micromundo desarrollado con base en ese modelo. Como puede verse, la estructura conforma un ciclo de realimentación que incluye las inversiones en capital humano y capital tecnológico, los stocks de capital humano y tecnológico, la capacidad de innovación, el portafolio de nuevos productos y el desempeño, medido como los ingresos generados por nuevos productos que, al ser comparado con la meta trimestral (cumplimiento meta), genera una nueva decisión de inversión. Cabe anotar aquí que no solo la estructura sino las ecuaciones, son también similares entre el modelo de simulación y el micromundo.

El modelo de simulación se convierte en micromundo transformando la regla de decisión del modelo en un parámetro que puede ser modificado a voluntad por el decisor en cada período de tiempo; el ciclo de realimentación decisión \rightarrow resultado \rightarrow decisión, se rompe, y el lugar que ocupaba antes la regla de decisión es ocupado por un decisor real (Arango et al, 2012; Kunc, 2016).

En la figura 4.1 (parte inferior) se ilustra como la regla de decisión del modelo de simulación (parte superior) es reemplazada, en el micromundo, por un decisor real que determina qué fracción de la inversión va a capital tecnológico y, por tanto, qué fracción (complementaria) de la inversión va a capital humano, basándose en la información que recibe acerca de una serie de variables (flechas rojas punteadas).

Esto último constituye también una diferencia entre el modelo y el micromundo, ya que en el modelo la regla de decisión se basa exclusivamente en la información sobre el cumplimiento de la meta de ingresos por nuevos productos (ver figura 4.1 parte superior).

La figura 4.2 muestra la interfaz del micromundo; puede verse el botón deslizante que el decisor utiliza para determinar la fracción de la inversión que alimentará el stock de capital tecnológico, así como una gráfica de las metas trimestrales de ingresos por nuevos productos, el valor de los ingresos por nuevos productos y el cumplimiento de la meta trimestral. También pueden verse una gráfica donde se muestra el comportamiento a través del tiempo de los ingresos por nuevos productos, la meta trimestral para los ingresos por nuevos productos (*Ingresos Esperados por Nuevos Productos*) y el cumplimiento de la meta, y una tabla donde, además de la información sobre ingresos por nuevos productos, se muestran los valores del monto de reinversión y la inversión en capital humano y capital tecnológico.

El usuario, además de la gráfica y tabla mostradas en la figura 4.2, puede acceder mediante un cambio de página (parte inferior izquierda de la gráfica y la tabla) a dos gráficas y dos tablas más, donde se muestra información trimestral sobre el portafolio (cantidad) de nuevos productos, cantidad de nuevos productos en desarrollo, tiempo promedio de desarrollo, el monto de reinversión expresado como fracción de los ingresos por nuevos productos, y la inversión en capital tecnológico expresada como fracción del monto de reinversión (secuencia de decisiones).

Se diseñó la presentación de la información tanto en el formato de gráfica como en el de tabla con el fin de evitar las dificultades de procesamiento de información que suele afrontar el decisor cuando, dentro de un proceso de toma dinámica de decisiones, se le presenta la información en un solo formato (Atkins, Wood y Rutger, 2002).

Figura 4.1: Esquema de la estructura del modelo de simulación (parte superior) y de la estructura del micromundo (parte inferior).

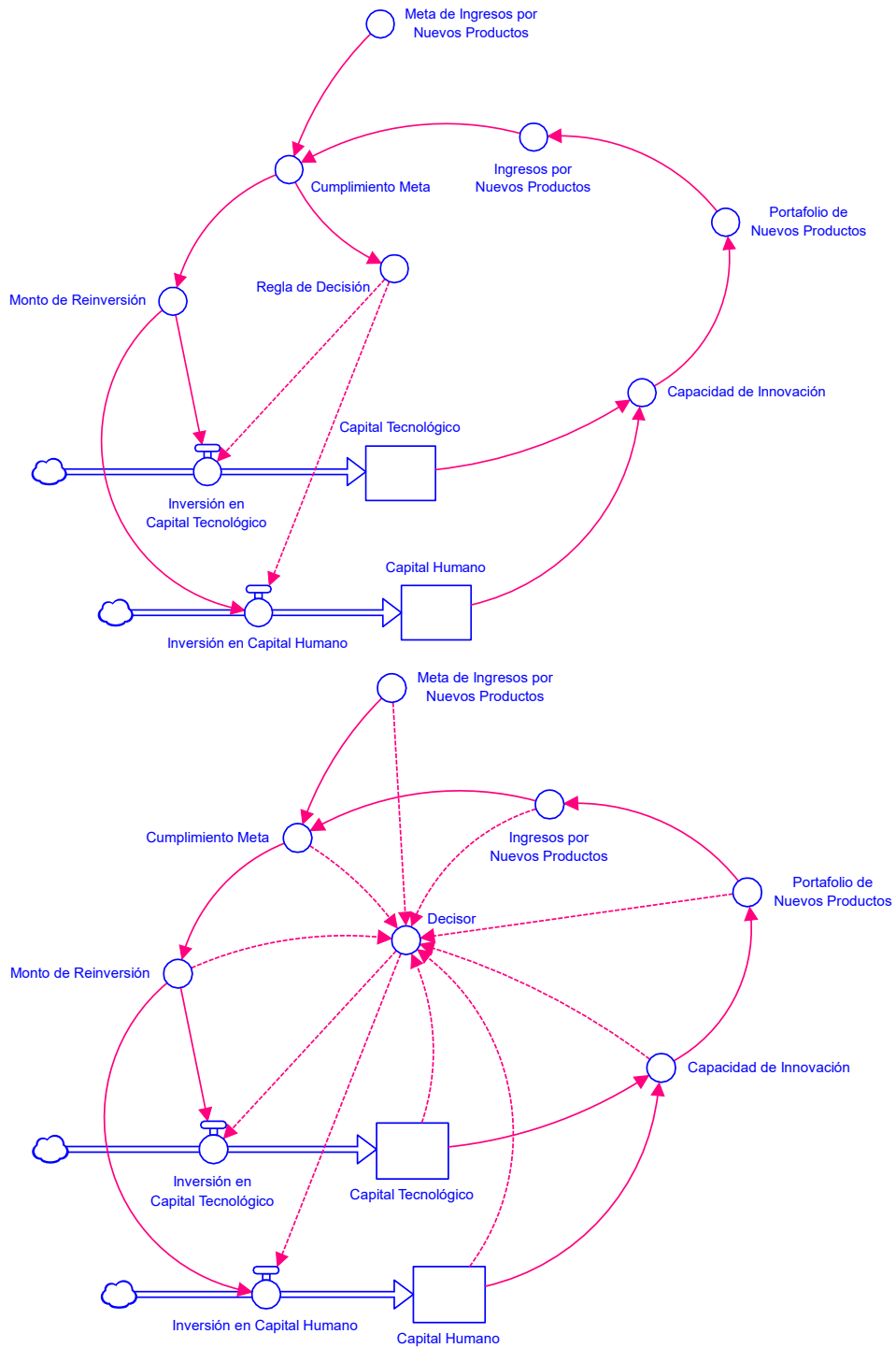
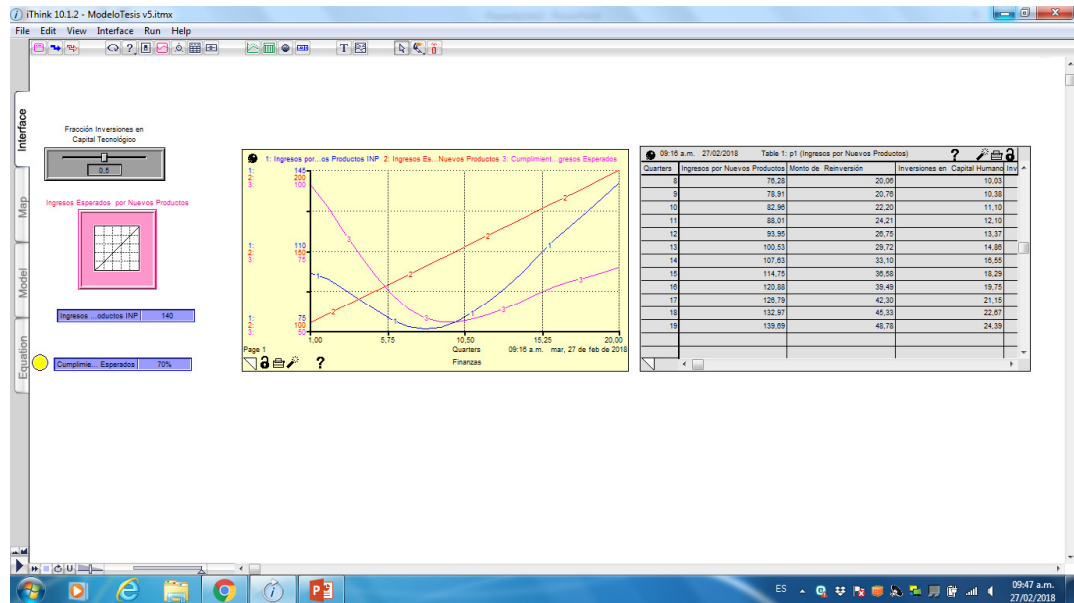


Figura 4.2: Interfaz de usuario del micromundo.



El decisor ubica el botón deslizante en el valor correspondiente a la fracción del monto de reinversión que desea invertir en capital tecnológico (entre 0,0 y 1,0); la fracción restante, por consiguiente, se invierte en capital humano. A continuación corre la simulación accionando el comando “Run” (▶) y en el micromundo se actualizan los valores de variables presentes en las gráficas y tablas, avanzado así un período. El decisor puede entonces consultar la información actualizada y tomar una nueva decisión.

Como puede verse, el micromundo ha sido diseñado para que el participante tome una única decisión en cada período, que implica el flujo de inversión trimestral en capital tecnológico y capital humano. Coincide así con la estructura del modelo de simulación, en donde una regla de decisión única determina los flujos de inversión (ver figura 4.1).

También puede verse que, como se mencionó anteriormente, en el micromundo el decisor tiene acceso a una serie de variables, mientras que en el modelo de simulación, el uso de la teoría de prospectos implica una regla de decisión donde se tiene en cuenta únicamente la diferencia entre el resultado de desempeño obtenido (ingresos trimestrales por nuevos

productos) y el punto de referencia para el desempeño (meta trimestral de ingresos por nuevos productos) (ver figura 4.1), ya que la teoría de prospectos solo permite un punto de referencia .

4.3 EXPERIMENTO EMPÍRICO

El experimento empírico se llevó a cabo con 15 estudiantes de la Maestría en Administración de Empresas (programa MBA) de la Universidad Icesi, con un mínimo de 3 años de experiencia laboral profesional y sin ninguna experiencia previa en el manejo del simulador. El experimento se programó como la actividad final de un curso basado en la comprensión y aplicación del concepto de *mapas estratégicos* (Kaplan y Norton, 2004).

4.3.1 Cartilla guía

A cada uno de los participantes se le dio una cartilla guía que puede consultarse en el Apéndice 4.A. Ya que era de esperarse que los participantes estuvieran familiarizados con la lógica causal de un mapa estratégico, la cartilla se diseñó tomando como eje central el mapa estratégico (ver figura 4.3) de la división de investigación, desarrollo e innovación (I+D+I) de una hipotética firma farmacéutica (InnoPharma).

En la sección introductoria de la cartilla se le pide al participante que asuma el rol de Gerente de la División de I+D+I de InnoPharma y se le plantea como objetivo principal incrementar los ingresos por nuevos productos en el término de 5 años, por medio de la decisión de cuanto invertir trimestralmente en capital tecnológico y capital humano. En esta sección se muestra también el monto que se asigna para reinversión (máximo 50% de los ingresos generados por nuevos productos) de acuerdo con el cumplimiento de las metas trimestrales (ver Tabla 4.1), y se muestra y explica el mapa estratégico de la División (Figura 4.3).

Figura 4.3: Mapa estratégico de InnoPharma.

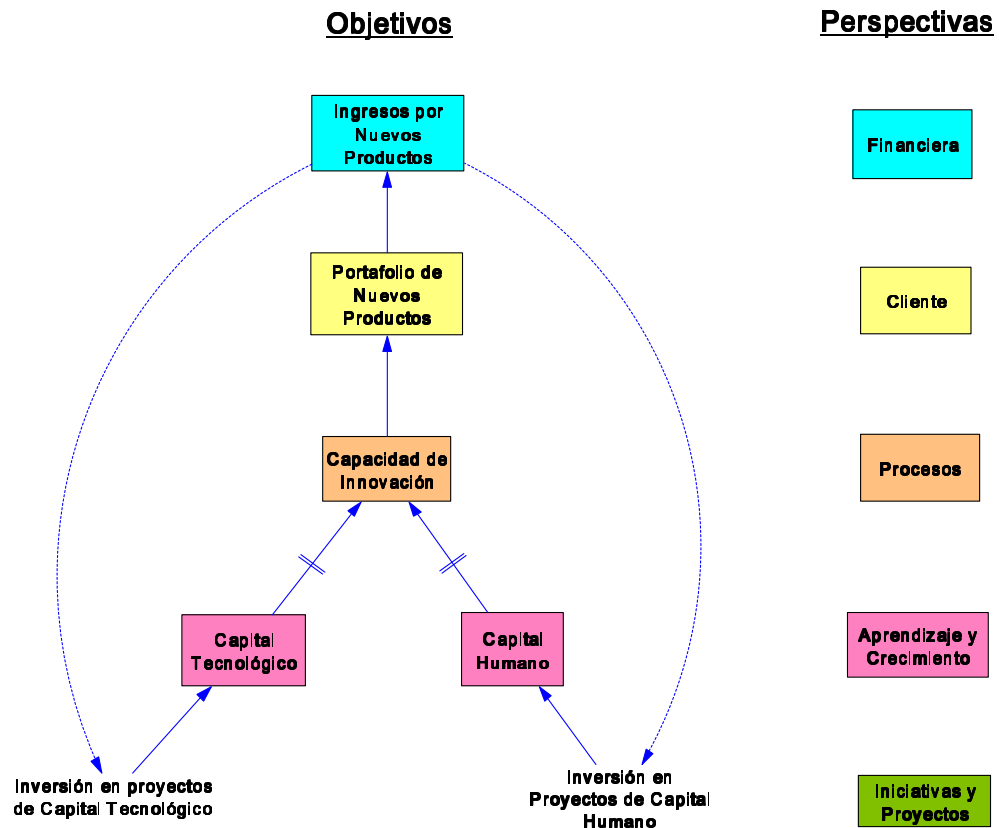


Tabla 4.1: Monto de reinversión en capital tecnológico y humano como función del cumplimiento de las metas trimestrales de ingresos por nuevos productos.

% de cumplimiento de las metas trimestrales	% de los INP disponibles para reinversión
0	0
10	0
20	10
30	10
40	20
50	25
60	30
70	35
80	40
90	45
100	50

En la siguiente sección de la cartilla se plantean los indicadores con los que se miden los objetivos del mapa estratégico y las metas para estos objetivos en el último período (período 20). El único indicador para el que se plantean metas trimestrales es el de ingresos por nuevos productos. Un resumen de los indicadores y sus metas puede verse en la tabla 4.2. Dentro de esta sección de la cartilla está subrayado el texto que informa de manera preliminar al participante que las inversiones en capital tecnológico tienen el doble de impacto sobre la capacidad de innovación, pero también implican el doble de riesgo que las inversiones en capital humano. Se informa también aquí la tasa de obsolescencia del capital tecnológico (5%/trimestre) y la tasa de erosión del capital humano (2,5%/trimestre), y se menciona la política de la gerencia general en cuanto a no fijar metas para cada tipo de capital pero sí buscar un desarrollo equilibrado para ambos.

Menciona además esta sección que el nivel inicial de ambos capitales es el mismo e igual a 100 unidades de capital.

Tabla 4.2: Resumen de los indicadores del mapa estratégico y sus metas para el período 20.

Variable	Valor Actual	Meta	Unidades
Capital Humano	100		Unidades de Capital
Capital de Innovación	100		Unidades de Capital
Productos en Desarrollo	40	80	Unidades
Tiempo de Desarrollo	4	2	Trimestres
Portafolio de Nuevos Productos	100	200	Nuevos productos
Ingresos por Nuevos Productos	100	200	Millones de euros

En la siguiente sección se explica cuál es la decisión que puede tomar el participante y cómo se debe operar el simulador para implementar dicha decisión. Con el fin de resaltar, de nuevo, el hecho de que las inversiones en capital tecnológico si bien tienen un mayor impacto sobre el desempeño presentan un mayor riesgo que aquellas en capital humano esta subrayada, al igual que en la sección anterior, la parte del texto que

describe este punto en la cartilla y, adicionalmente, se define este riesgo como la probabilidad de que la inversión no se transforme en capital, bien sea tecnológico o humano. Además, se establece el ingreso por nuevos productos en el último período como el indicador con el que se mide el desempeño del participante.

Finalmente, se dan las instrucciones de operación y las indicaciones para exportar los resultados obtenidos.

4.3.2 Etapas del experimento

El experimento se llevó a cabo en una sesión de 120 minutos. Los primeros 30 minutos se dedicaron a una contextualización preliminar, una explicación verbal del funcionamiento del simulador, una explicación del contenido de la cartilla guía, la lectura de la cartilla por parte de los participantes, y la formulación y aclaración de sus dudas. El tiempo restante se dedicó a la ejecución del experimento como tal, siguiendo como guía la metodología utilizada por Gary y Wood (2011), e implicó tres etapas, que fueron establecidas como parte de las instrucciones de operación en la sección final de la cartilla guía. A cada participante se le asignó un ordenador y se le instruyó para que no consultara ni compartiera sus decisiones con los demás.

En una primera etapa (30 minutos) se permitió a los participantes llevar a cabo hasta tres simulaciones completas (20 decisiones trimestrales) sin buscar ningún objetivo específico sino simplemente tomando decisiones y observando resultados para familiarizarse con la operación del simulador. En la segunda etapa (30 minutos), se solicitó a los participantes que realizarán una simulación completa tratando de lograr el mejor resultado posible para los ingresos por nuevos productos en el último período, siguiendo una estrategia prediseñada que debían describir dentro de un cuadro de texto en el archivo en Excel, marcado con la primera letra de su nombre y su apellido, en el cual se registraban y exportaban los resultados. En la tercera etapa (30 minutos) se pidió a los participantes

que, a la luz de los resultados obtenidos en la primera simulación, reformularan la estrategia buscando mejorar su desempeño, corrieran una nueva simulación completa siguiendo la estrategia modificada, describieran las modificaciones implementadas y las incluyeran en una segunda hoja dentro del archivo de resultados.

La solicitud a los participantes de describir y registrar las estrategias seguidas tenía un doble propósito, primero, generar información que pudiera ser objeto de un posterior análisis cualitativo y, segundo, procurar que los participantes siguieran una lógica relativamente coherente en sus decisiones en lugar de tomar decisiones al azar o de manera meramente reactiva.

Gary y Wood (2011) llaman a la primera etapa, la fase de aprendizaje, y a la segunda y tercera etapas, fase de prueba, y emplean en su trabajo una tercera fase de prueba “retardada” en la que verifican la estabilidad de los resultados tras un lapso de 15 semanas por medio de nuevas simulaciones; por no ser pertinente para nuestro estudio, esta última etapa no se consideró dentro del diseño del experimento.

Se recolectaron un total de 30 archivos de Excel, cada uno con 20 decisiones, 15 archivos correspondientes a la segunda etapa y 15 a la tercera. Con el fin de preservar la confidencialidad de la identidad de los participantes, se renombraron los archivos asignándole un código aleatorio a cada participante que además permite determinar si el archivo se generó en la segunda o en la tercera etapa de experimentación.

4.4 RESULTADOS

Dado que lo que se quiere en este trabajo es, desde el punto de vista del análisis longitudinal, clasificar el comportamiento dinámico del decisor en cuanto al desarrollo de los recursos organizativos (capacidad dinámica gerencial), y dado que este comportamiento está descrito por las decisiones de inversión en uno u otro recurso organizativo a través de una serie de períodos de tiempo, se precisa entonces de métodos que nos permitan establecer comparaciones entre diversas curvas de series de tiempo.

Habitualmente, este tipo de análisis se lleva a cabo mediante la comparación de parámetros estadísticos de las series (media, desviación estándar, máximo, mínimo, valor final) o, de una manera más elaborada, mediante el análisis estadístico de las diferencias punto a punto de las series mediante la media de los cuadrados de los errores (MSE), el parámetro R^2 , o los estadísticos de Theil (Theil, 1996).

Sin embargo, este tipo de comparación puede resultar inapropiado cuando, como en el caso de este trabajo, se requiere la comparación de dos *patrones de comportamiento dinámico*. La figura 4.4, tomada de Sücüllü y Yücel (2014) muestra un ejemplo de la inconveniencia de medir la similitud entre dos *patrones de comportamiento dinámico* mediante métodos estadísticos de regresión. Allí puede verse como la comparación entre tres series de tiempo, tomando como medida de similitud la media del cuadrado de los errores (MSE), da como resultado una mayor similitud entre una curva exponencial negativa arbitraria (curva roja) y una curva con un patrón oscilatorio regular (curva azul), que aquella existente entre dos curvas con un patrón oscilatorio ostensiblemente similar (curvas azul y verde).

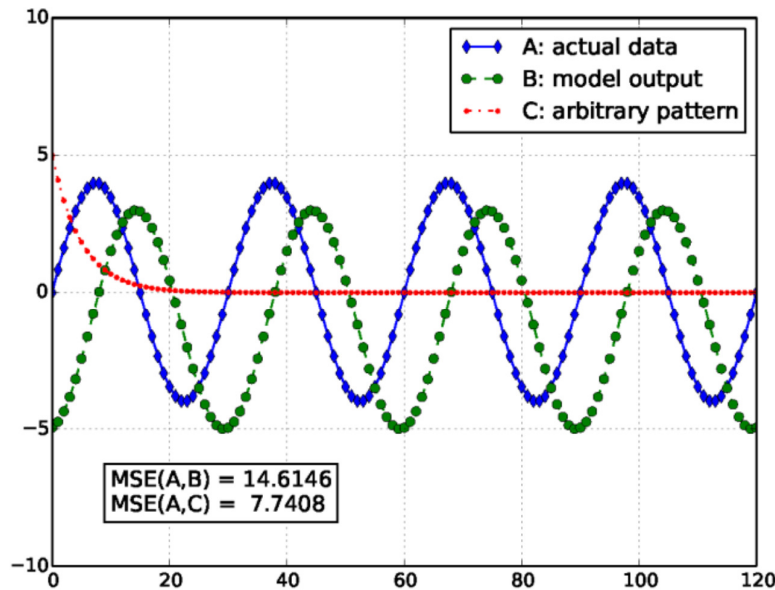
Se precisa entonces, para medir la similitud entre dos patrones dinámicos de comportamiento, de aproximaciones diferentes a la tradicional, consistente en generar una hipótesis en cuanto al modelo

matemático subyacente en una serie de tiempo de datos reales, y medir luego el ajuste entre los datos del modelo y los datos reales mediante una serie de parámetros estadísticos.

Una de estas aproximaciones es la evaluación visual subjetiva. Esta evaluación es la que hemos propuesto, de manera implícita, cuando utilizamos la expresión “ostensiblemente similares” para referirnos al grado de similitud entre los dos patrones oscilatorios de la figura 4.4. Este tipo de evaluación resulta adecuada cuando, por ejemplo, no se tienen disponibles los valores de una curva de referencia sino solamente la curva como tal.

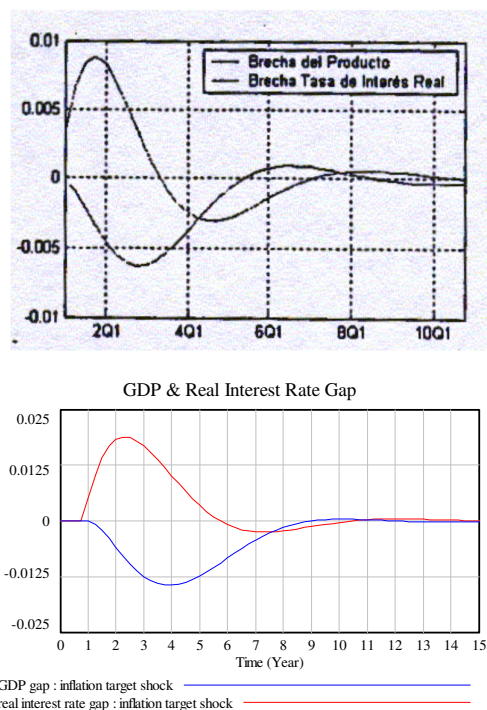
Un ejemplo de aplicación de la evaluación visual subjetiva es el trabajo de Arenas y Hamann (2005), en donde el objetivo es comparar la similitud del patrón dinámico de impulso-respuesta de determinadas variables, generado por dos modelos de pronóstico de inflación diferentes, uno desarrollado por el Banco Central de Colombia utilizando el concepto de expectativas racionales y desarrollado en MatLab, y otro utilizando el concepto de expectativas adaptativas y desarrollado con base en dinámica de sistemas (Vensim DSS). Por razones de confidencialidad no se tenían disponibles los datos de las curvas del modelo utilizado por el Banco, solamente las curvas como tales, de manera que las conclusiones finales en cuanto a similitud se basaron en evaluación visual subjetiva. La figura 4.5, tomada de Arenas y Hamann (2005) muestra como ejemplo uno de los patrones de impulso-respuesta generado por ambos modelos.

Figura 4.4: Medición de similitud entre tres series de tiempo mediante la media del cuadrado de los errores (MSE). Fuente: Sücüllü y Yücel (2014).



Si bien la evaluación visual subjetiva resulta adecuada en el caso mencionado, en casos donde se tienen disponibles los datos resulta más conveniente el uso de herramientas de análisis que permitan una aproximación más formal, de manera que se pueda medir la similitud entre patrones de comportamiento dinámico de una manera cuantitativa y consistente. En este trabajo utilizamos, de manera paralela y comparativa, dos de estas herramientas, el *software de prueba indirecta de estructura* (Indirect Structure Testing Software o ISTS) desarrollado por Barlas y Kanar (1999) y el algoritmo de *aproximación simbólica agregada* (Symbolic Aggregate approximation o SAX) para la representación de series de tiempo (Lin, Williamson, Borne y DeBarr, 2012). En las siguientes subsecciones se describe la preparación de los datos y los resultados obtenidos al aplicar las dos técnicas en el análisis de los *patrones de comportamiento dinámico* objeto de estudio.

Figura 4.5: Patrones dinámicos de comportamiento impulso-respuesta generados por el modelo de simulación del Banco Central (izquierda) y el modelo basado en dinámica de sistemas (derecha). Fuente: Arenas y Hamann (2005).



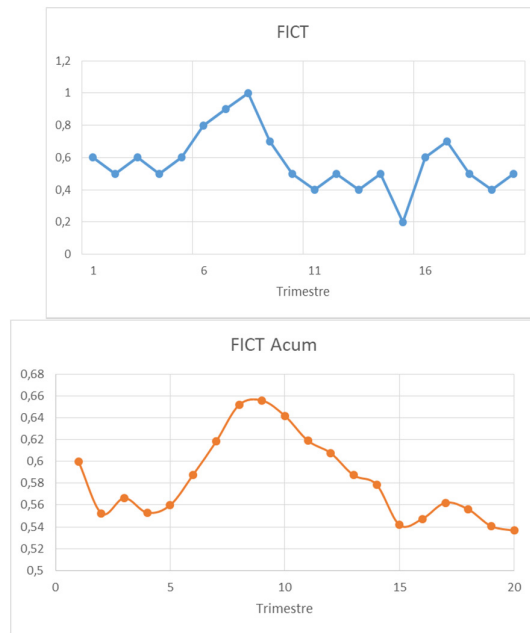
4.4.1 Selección y preparación de datos

El patrón de comportamiento dinámico objeto de estudio corresponde a la secuencia de decisiones de inversión en capital tecnológico a través del tiempo, medida esta inversión como fracción del monto total reinvertido. Debe recordarse aquí que la decisión de inversión en capital tecnológico determina, de manera implícita, que la fracción remanente sea invertida en capital humano. En otras palabras, si el decisor quiere invertir el 80% del monto de reinversión en capital humano, tomará la decisión de invertir el 20% en capital tecnológico.

Con el fin de tener una versión suavizada de la inversión trimestral en capital tecnológico, se calculó esta inversión acumulándola a través del tiempo y dividiéndola por el total acumulado invertido en ambos recursos (capital tecnológico + capital humano). Esta variable suavizada corresponde a la definida en el modelo de Arenas (2014) como *Fracción de*

Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas (FICT Acum) y facilita el posterior análisis morfológico comparativo. La figura 4.6 muestra, como ejemplo y de manera comparativa, las curvas para la fracción de inversión en capital tecnológico, tanto trimestral como acumulada, para los datos de un experimento en particular.

Figura 4.6: Comportamiento dinámico de la fracción de inversión en capital tecnológico trimestral (izquierda) y acumulada (derecha) para el experimento 10-2.



Por último, antes de aplicar las técnicas de análisis morfológico se normalizaron los datos de *FICT Acum* para cada uno de los experimentos restando la media y dividiendo por la desviación estándar. Esta normalización permite hacer el estudio comparativo sobre una misma escala sin alterar la morfología de la curva, y es un requisito previo necesario para la aplicación de las técnicas de análisis morfológico utilizadas en este trabajo.

4.4.2 Análisis con ISTS

El *software de prueba indirecta de estructura* (Indirect Structure Testing Software o ISTS) desarrollado por Barlas y Kanar (1999), se fundamenta en los patrones dinámicos típicos generados por modelos de simulación con

base en dinámica de sistemas; constante, creciente, declinante, oscilatorio, y combinaciones de estos patrones, junto con una segunda característica que describe el tipo de crecimiento o declinación (lineal positiva o negativa, exponencial positiva o negativa).

El método ISTS utiliza un algoritmo de reconocimiento y clasificación de patrones, basado en *Modelos de Markov Ocultos (Hidden Markov Models o HMM)* (He y Kundu, 1991). La mayor diferencia entre el reconocimiento de patrones mediante un modelo de Markov clásico y mediante un modelo de Markov oculto es que, mientras al usar el modelo clásico se extrae un único grupo de características de la totalidad de los datos, al utilizar el modelo oculto se dividen los datos (unidimensionales) en segmentos y se extrae una secuencia de vectores de características, lo cual lo hace adecuado para el estudio de patrones dinámicos de decisión que son, por naturaleza, unidimensionales.

En la primera parte del método se divide la secuencia de datos en un número "T" de segmentos de igual longitud (L). A continuación se extraen las características de cada segmento, primero calculando la media, y luego ajustando polinomios de primer y segundo orden a los datos del segmento; la pendiente del polinomio de primer orden suministra información sobre la tendencia del segmento (creciente, declinante o constante) mientras que el polinomio de segundo orden brinda información sobre la curvatura del segmento, calculada mediante la segunda derivada. De esta manera, cada segmento queda caracterizado por su media, tendencia y curvatura. El principio básico del proceso es que la probabilidad de que un tipo de segmento sea seguido por otro tipo de segmento en particular, puede utilizarse para distinguir patrones genéricos de comportamiento dinámico.

El algoritmo está "entrenado" para medir la similitud entre un patrón dinámico de comportamiento cualquiera y una serie de patrones genéricos pertenecientes a seis familias básicas: constante, creciente, declinante,

creciente y luego declinante, declinante y luego creciente, y oscilatorio. De manera que, una vez se ha efectuado el análisis de la secuencia de segmentos de un patrón dinámico objeto de estudio, el algoritmo calcula y reporta la *probabilidad de estado optimizado* (*optimized-state likelihood*) de que el patrón objeto de estudio pertenezca a una cualquiera de las clases genéricas.

Una descripción detallada del diseño y “entrenamiento” del algoritmo, así como del cálculo de la probabilidad de estado optimizado puede encontrarse en Barlas y Kanar (1999), quienes establecieron un valor ad-hoc mínimo de probabilidad de -3,0 (3 desviaciones estándar de la función de probabilidad normalizada) para considerar un patrón objeto de análisis como significativamente similar a uno de los patrones genéricos. El valor de la probabilidad es negativo pues el algoritmo utiliza logaritmos con el fin de evitar errores numéricos.

Para el análisis con ISTS de los datos generados en el experimento empírico, utilizamos el software BATS (Behavior Analysis and Testing Software) desarrollado por Sücüllü y Yücel (2014) en lenguaje Python, que toma como datos de entrada las series de tiempo objeto de estudio y, utilizando el algoritmo ISTS, genera como salida un reporte de la probabilidad de estado optimizado de la semejanza de la serie de tiempo con patrones dinámicos genéricos preestablecidos dentro del software, utilizando $T=6$ es decir, dividiendo la secuencia de datos en 6 segmentos de igual longitud. En la tabla 3.3, adaptada de Sücüllü y Yücel (2014) puede verse un cuasi-código que resume los pasos que sigue el algoritmo.

Tabla 4.3: Resumen del algoritmo ISTS. Adaptada de Sücüllü y Yücel (2014).

Paso	Descripción
1.	Recibir los datos de la serie de tiempo, X , que va a ser clasificada
2.	Normalizar X para obtener X_N
3.	Dividir X_N en seis segmentos de igual longitud, y obtener S_1, S_2, \dots, S_6
4.	Para cada segmento S_i
4.1.	Calcular la media
4.2.	Calcular la pendiente
4.3.	Calcular la curvatura
5.	Para todas las clases de comportamiento (patrones genéricos) B_j
5.1.	Calcular la probabilidad de estado optimizado de que X_N pertenezca a B_j
6.	Reportar los resultados para todas las clases de comportamiento

Estos patrones genéricos, 24 en total (25 si se tiene en cuenta el patrón constante igual a 0), están almacenados en la “librería” de patrones del software, y corresponden a variaciones dentro de las seis familias básicas descritas previamente. Para que una serie de tiempo pueda considerarse como similar a un patrón genérico, la probabilidad de estado optimizado al hacer la comparación con dicho patrón debe ser mayor a $-3,0$. Mientras mayor sea este valor, es decir, mientras más cercano sea a 0 (cero), mayor será la similitud. Valores de probabilidad menores a $-3,0$ implican rechazar cualquier similitud significativa entre la serie de tiempo bajo estudio y el patrón genérico con el que se compara. Las curvas de referencia para cada patrón almacenado en el software, así como la nomenclatura con la que se designa cada uno de ellos, pueden consultarse en el apéndice 3.E.

En la tabla 4.4 se consignan los resultados para aquellas series de tiempo del experimento empírico que arrojaron similitudes significativas con patrones genéricos de BATS. En la figura 4.6 se muestran, de forma

comparativa, las curvas correspondientes a estas series de tiempo y las curvas patrón de BATS con las que se encontró similitud significativa. Un informe adicional que arroja BATS donde se reporta la curva patrón más cercana para aquellas series de tiempo sin similitud significativa, se muestra en la tabla 4.5.

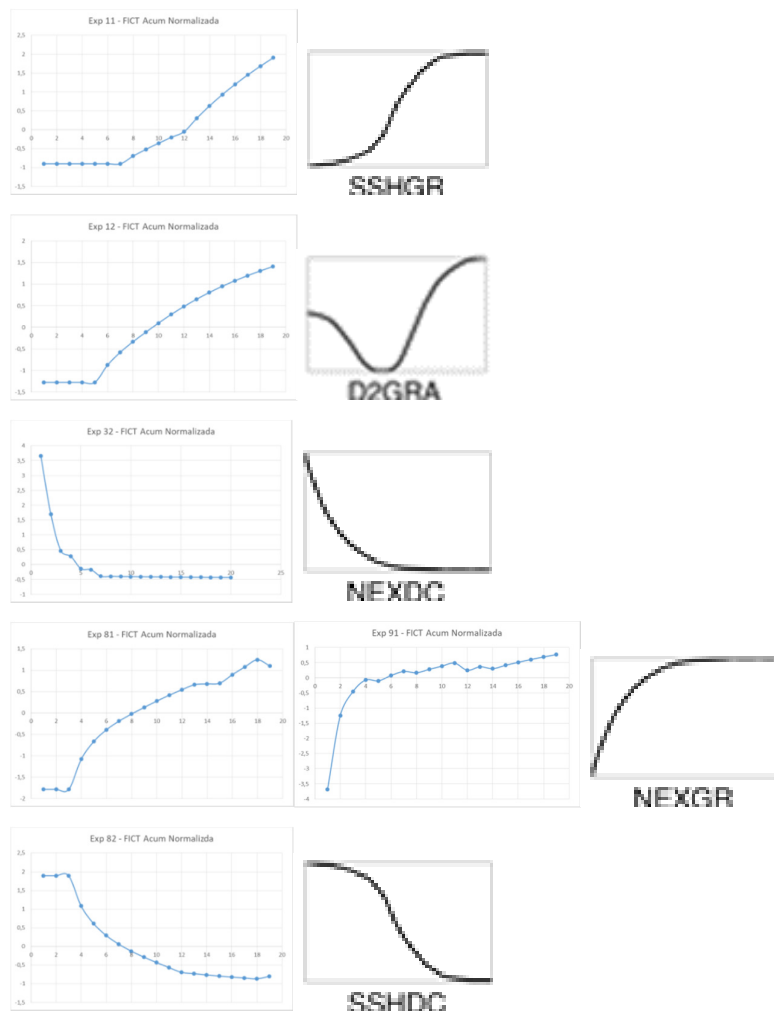
Tabla 4.4: Series de tiempo del experimento empírico clasificadas como significativamente similares a curvas patrón genéricas de BATS

Experimento (Serie de tiempo)	Resultado Análisis BATS
Behavior classification for Exp11:	Conclusion: sshgr with likelihood value of -1.2031
Behavior classification for Exp12:	Conclusion: d2gra with likelihood value of -2.8217
Behavior classification for Exp32:	Conclusion: nexdc with likelihood value of -0.3583
Behavior classification for Exp81:	Conclusion: nexgr with likelihood value of -2.4259
Behavior classification for Exp82:	Conclusion: sshdc with likelihood value of -0.1725
Behavior classification for Exp91:	Conclusion: nexgr with likelihood value of -1.8280
Behavior classification for Exp152:	Conclusion: gr2db with likelihood value of -1.2656

Tabla 4.5: Reporte de BATS sobre posibles curvas para resultados no concluyentes.

Posibles curvas para resultados no concluyentes			
Experimento (Serie de tiempo)	Tipo de curva 1	Tipo de curva 2	Resultado Analisis BATS
Behavior classification for Exp21:	14 nexdc : -3.479***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp22:	5 nexgr : -5.464***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp31:	5 nexgr : -4.193***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp41:	23 oscst : -4.762***	25 oscdc : -4.762***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp42:	13 d2peg : -3.627***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp51:	23 oscst : -3.224***	25 oscdc : -3.224***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp52:	23 oscst : -6.164***	25 oscdc : -6.164***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp61:	5 nexgr : -3.776***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp62:	23 oscst : -7.242***	24 oscgr : -7.242***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp71:	23 oscst : -6.89***	24 oscgr : -6.89***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp72:	23 oscst : -7.242***	24 oscgr : -7.242***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp92:	5 nexgr : -3.116***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp101:	14 nexdc : -3.793***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp102:	10 gr2da : -4.638***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp111:	14 nexdc : -4.625***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp112:	23 oscst : -6.69***	24 oscgr : -6.69***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp121:	14 nexdc : -3.959***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp122:	14 nexdc : -4.44***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp131:	23 oscst : -3.805***	24 oscgr : -3.805***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp132:	23 oscst : -3.714***	24 oscgr : -3.714***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp141:	5 nexgr : -4.659***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp142:	5 nexgr : -4.995***		Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.
Behavior classification for Exp151:	23 oscst : -4.014***	24 oscgr : -4.014***	Inconclusive. Try de-trending, smoothing or cropping the data.

Figura 4.7: Curvas de las series de tiempo (izquierda) y curvas patrón (derecha) de la tabla 3.4. Fuente de las curvas patrón: Sücüllü, C., y Yücel, G. (2014).



4.4.3 Análisis con SAX

El método de Aproximación Simbólica Agregada (Symbolic Aggregate approximation: SAX) (Lin, Keogh, Wei y Leonardi, 2007; Lin, Williamson, Borne y DeBarr, 2011) convierte una serie de tiempo en una secuencia de símbolos.

La primera parte del método consiste en una reducción de dimensionalidad. La serie de tiempo se normaliza a una serie de media igual a 0 (cero) y desviación estándar igual a 1 y luego se reduce de n dimensiones (datos) a w dimensiones, dividiendo los n datos en w

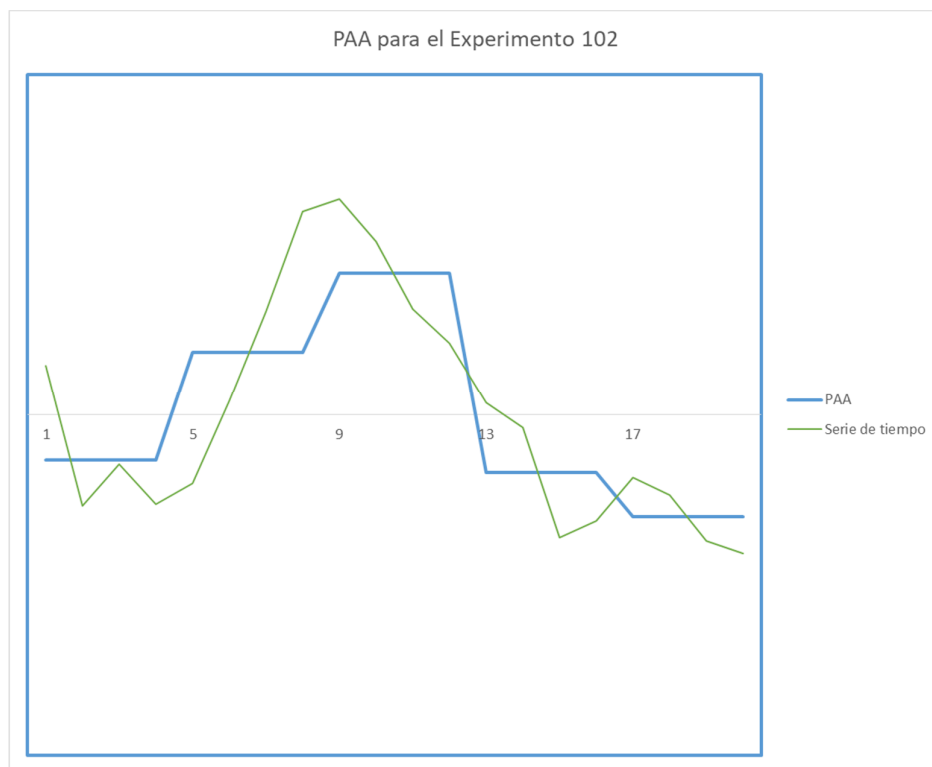
segmentos o “marcos” del mismo tamaño. Luego se calcula el promedio de los datos dentro de cada marco, y el vector de estos valores constituye la representación reducida de los datos o *representación PAA*. Esta representación puede considerarse como un intento para representar la serie de tiempo original por medio de una serie de funciones tipo “caja”, tal como se muestra en la figura 4.7, construida con base en los valores de la serie de tiempo del experimento empírico 10-2 (Exp 10-2). En este caso, igual que para las demás series de tiempo del experimento, la serie de tiempo de longitud de 20 datos (n) se redujo a 5 dimensiones (w), 5 vectores de longitud 4.

No existe ninguna norma para determinar el número de dimensiones más adecuado. Esta escogencia se basa en el criterio subjetivo del usuario en cuanto al número que le puede dar una suficiente capacidad de discriminación entre series de tiempo. En nuestro caso, escogimos $w=5$ porque, además, permite dividir la serie de tiempo en vectores de igual longitud, lo cual facilita los cálculos y el funcionamiento del algoritmo.

En la segunda parte del método se lleva a cabo la *discretización*, que consiste en convertir la secuencia de vectores numéricos de la representación PAA en una secuencia de símbolos. Este proceso se basa en que los datos las series de tiempo normalizadas tienden a seguir una distribución de probabilidad normal (Larsen y Marx, 2005).

El primer paso de esta etapa consiste en identificar los valores de punto de quiebre (β), es decir, valores que dividen el espacio de la distribución normal en a regiones equiprobables, donde a es el tamaño del alfabeto (número de símbolos) determinado por el usuario. Para nuestro caso hemos determinado un valor de $a = 5$, lo que implica un alfabeto de 5 símbolos: “a”, “b”, “c”, “d” y “e”. Este valor, al igual que el valor de w , se escoge con criterios subjetivos, de acuerdo con lo que el usuario considera un valor que le puede dar un adecuado nivel de discriminación en el análisis comparativo posterior.

Figura 4.8: Representación PAA de la serie de tiempo del experimento empírico 10-2 (Exp 10-2).



De acuerdo con el valor de a quedan determinados los puntos de quiebre β_i que generan i regiones equiprobables. Para $a = 5$ estos puntos de quiebre corresponden a los valores $\beta_1 = -0,84$, $\beta_2 = -0,25$, $\beta_3 = 0,25$ y $\beta_4 = 0,84$. Una vez determinados los puntos de quiebre se discretiza la representación PAA asignando a los coeficientes que estén por debajo del punto de quiebre más pequeño el símbolo "a", a los coeficientes mayores que el punto de quiebre más pequeño pero menores que el siguiente punto de quiebre el símbolo "b", y así sucesivamente.

La figura 4.9 muestra la discretización de la representación PAA de la figura 4.8, para un valor de $a = 5$. Allí, a los valores que están por debajo de $-0,84$ se les asigna el símbolo "a", a los que están entre $-0,84$ y $-0,25$ el símbolo "b", a los que están entre $-0,25$ y $0,25$ el símbolo "c", a los que están entre $0,25$ y $0,84$ el símbolo "d", y a aquellos valores superiores a $0,84$ el símbolo "e". De esta manera, la serie de tiempo 10-2, al ser discretizada, se transforma en la secuencia de símbolos o *palabra* **bdeba**.

Para llevar a cabo la discretización de las 30 series de tiempo del experimento empírico se utilizó el software SPMF (Fournier-Viger, Lin, Gomariz, Gueniche, Soltani, Deng y Lam, 2016), que ofrece una librería de algoritmos para minería de datos entre los cuales figura SAX. SPMF toma como datos de entrada los datos de la serie de tiempo y la longitud del alfabeto que el usuario desea utilizar, en nuestro caso 5, y arroja como datos de salida la secuencia de símbolos que discretiza dicha serie de tiempo expresada como números ordinales correspondientes a la secuencia del alfabeto, es decir, asigna el número 1 para “a”, el número 2 para “b”, y así sucesivamente. Así, por ejemplo, el resultado que arroja SPMF para la discretización descrita en la figura 3 (bedba) sería 2 4 5 2 1.

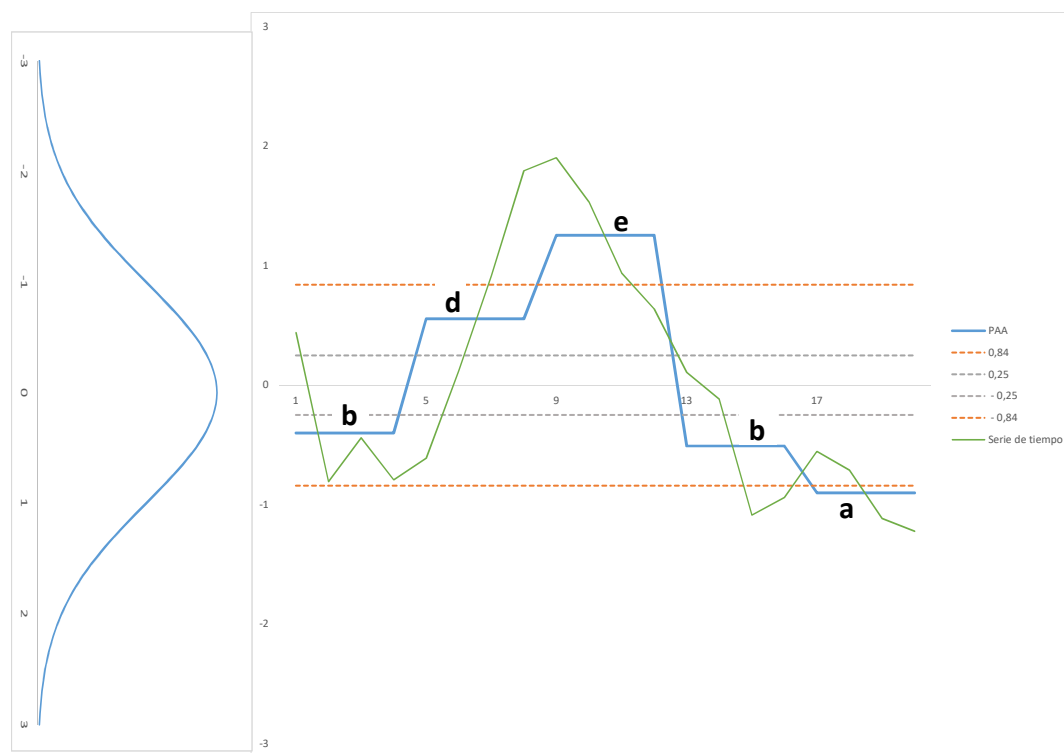
Los resultados de la discretización para cada una de las series de tiempo (Exp 1-1 a Exp 15-2), así como para las curvas resultantes de los experimentos de simulación llevados a cabo con el modelo subyacente del micromundo, utilizando la teoría de prospectos como regla de decisión (Sim-1 a Sim-9), se pueden consultar en el apéndice 4.B.

4.4.4 Agrupamiento (Clustering)

Una vez discretizadas las series de tiempo, se clasificaron mediante agrupamiento, en dos etapas.

En una primera etapa llevamos a cabo un agrupamiento jerárquico en SPSS utilizando el método de distancia (euclídea) media entre grupos. La finalidad de esta primera etapa es plantear un intervalo dentro del cual podría situarse un número adecuado de grupos (clusters) para una segunda etapa de clasificación por medio del algoritmo *k-medias*.

Figura 4.9: Discretización PAA de la figura 4.8 para un valor de $a = 5$.



La figura 4.10 muestra el dendrograma resultante. Se han dibujado rectas verticales que dividen las series de tiempo, de derecha a izquierda, en 7, 5, 4 y 3 grupos respectivamente. El criterio para el punto por donde se trazan estas líneas es, de nuevo, subjetivo, y lo que se procura es que exista una distancia prudente entre cada grupo. Así pues se ha seleccionado un número predeterminado de 3, 4, 5 y 7 grupos que servirá como valor de k para una segunda etapa de agrupamiento mediante el método de k -medias.

La segunda etapa del agrupamiento se llevó a cabo también en SPSS mediante el método de k -medias utilizando los valores de k predefinidos en la etapa anterior (3, 4, 5 y 7). En la Tabla 4.6 se puede ver el número de series de tiempo por grupo para cada k (3, 4, 5 y 7).

Cabe anotar aquí, que SPSS utiliza distancias euclidianas para medir la distancia entre vectores ordinales, mientras que Lin et al (2007) proponen

una medida ad hoc para la distancia entre los vectores ordinales definidos por SAX. Esta medida se basa en una matriz de distancias, donde el valor para cada celda de la matriz se genera mediante la ecuación:

$$\text{celda}_{f,c} = 0 \text{ si } |f - c| \leq 1 \text{ ó, } \text{celda}_{f,c} = \beta_{\min(f,c)} - \beta_{\max(f,c)-1}, \text{ en caso contrario}$$

La matriz de distancias calculada de esta forma, para nuestro caso, en el que hemos utilizado una longitud de alfabeto $a = 5$, y utilizando valores ordinales en lugar de letras, se muestra en la tabla 4.7. Allí, por ejemplo, para la celda de la fila 1, columna 2 (celda_{1,2}), el valor es cero ya que $|f - c| = |1 - 2| = 1$ que es ≤ 1 , mientras que para la celda de la fila 1, columna 3 (celda_{1,3}), $|f - c| = |1 - 3| = 2$ que es ≥ 1 , y por tanto el valor de la celda se calcula como $\beta_{\min(1,3)} - \beta_{\max(1,3)-1}$, o sea, $-0,25 - (-0,84) = 0,59$.

Hacemos esta observación para aclarar que al aplicar las distancias euclídeas que utiliza SPSS para el algoritmo *k-medias*, nos estamos desviando del método SAX estándar. La aplicación completa de SAX implicaría un desarrollo de software que está por fuera del alcance de este trabajo, pero que valdría la pena tener en cuenta para futuros estudios. Mientras tanto, suponemos que la distancia euclídea es adecuada para nuestro estudio, por ser la típicamente usada para *k-medias* y porque el parámetro crítico del algoritmo no es el método de medición de la distancia sino el valor de k , es decir, el número predeterminado de grupos (Jain, 2010).

Algo que puede apreciarse en el dendrograma de agrupamiento jerárquico (figura 4.10) y que se reitera en el análisis con *k-medias* (tabla 4.6), es la generación de grupos que tienen tan solo 1 o 2 elementos. Para el análisis posterior y la selección del valor de k más adecuado para la clasificación, estos grupos fueron considerados como atípicos y, por tanto, no se tuvieron en cuenta.

Escogimos para el análisis posterior la agrupación por medio de *k-medias* para un valor de $k = 5$, por considerarla como la clasificación que brinda un mejor balance entre número de grupos y tamaño de grupos (ver tabla 4.6). Como se mencionó previamente, no se tuvo en cuenta el grupo con un solo elemento (el experimento empírico rotulado como Exp 10-2), con lo cual solo se tuvieron en cuenta los cuatro grupos restantes.

Un mayor número de grupos genera una mayor homogeneidad dentro de cada grupo y una mayor heterogeneidad entre grupos, sin embargo no se escoge la clasificación generada con $k = 7$, debido a que, comparada con la generada con $k = 5$, los grupos adicionales generados tienen apenas 1 o 2 elementos (ver tabla 4.6); esta generación de grupos con poco contenido es un fenómeno conocido en análisis de datos como *sobreajuste (overfitting)*.

F

Figura 4.10: Dendrograma de agrupamiento jerárquico.

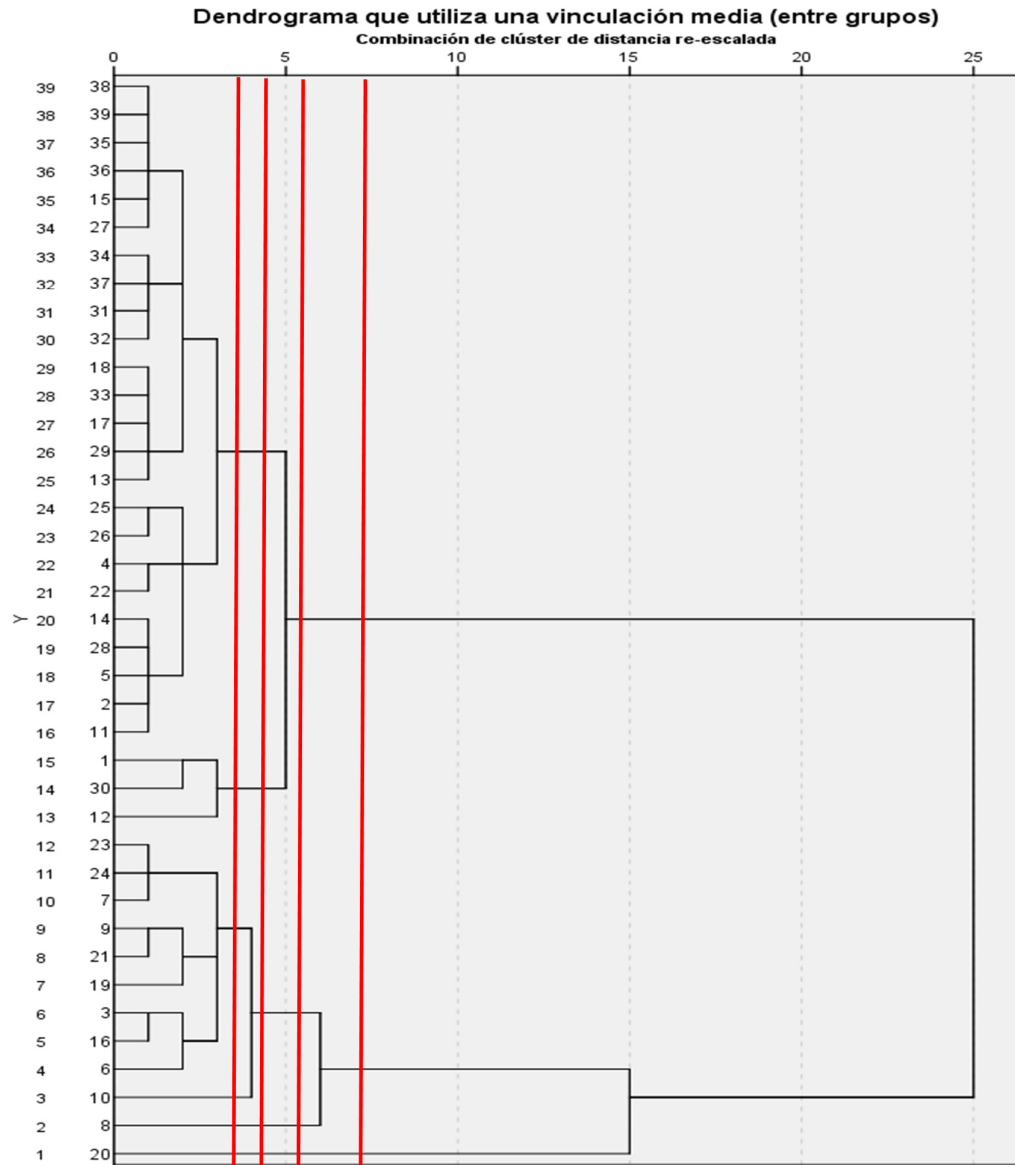


Tabla 4.6: Resumen del número de series de tiempo por grupo (clúster) para cada número predeterminado de grupos (k) utilizando el método de k -medias.

K	Número de series de tiempo por clúster						
	Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3	Clúster 4	Clúster 5	Clúster 6	Clúster 7
3	27	1	11				
4	26	6	5	2			
5	7	13	1	14	4		
7	13	4	4	14	1	2	1

Tabla 4.7: Matriz de distancias SAX entre los vectores ordinales para una longitud de alfabeto $a = 5$.

	1	2	3	4	5
1	0	0	0,59	0,84	1,43
2	0	0	0	0,59	0,84
3	0,59	0	0	0	0,59
4	0,84	0,59	0	0	0
5	1,43	0,84	0,59	0	0

En la tabla 4.8 se muestran las series de tiempo que hacen parte de cada uno de los 4 grupos objeto de análisis. Las 30 series de tiempo originadas mediante experimentos empíricos se han rotulado como “Exp”, desde Exp 1-1 hasta Exp 15-2. Las 9 series de tiempo generadas mediante experimentos con simulación se rotularon como “Sim”, desde Sim 3-1 hasta Sim 3-9. En el apéndice 4.C pueden consultarse las series de tiempo que hacen parte de cada grupo (clúster), para el agrupamiento con cada valor predeterminado de k (3, 4, 5 y 7).

Una revisión preliminar de la tabla 4.8 permite ver que todos los experimentos con simulación quedan clasificados dentro de un mismo clúster. Esto ratifica la clasificación previa de estas series de tiempo dentro de una misma familia de curvas (NEXGR) como resultado del análisis previo con BATS y valida la capacidad discriminatoria del análisis con SAX (los experimentos con simulación quedaron clasificados en el mismo clúster, independientemente del valor de k).

Tabla 4.8: Clasificación de las series de tiempo provenientes de experimentos con simulación (Sim) y de experimentos empíricos (Exp) en cada uno de los cuatro grupos (clusters) objeto de estudio.

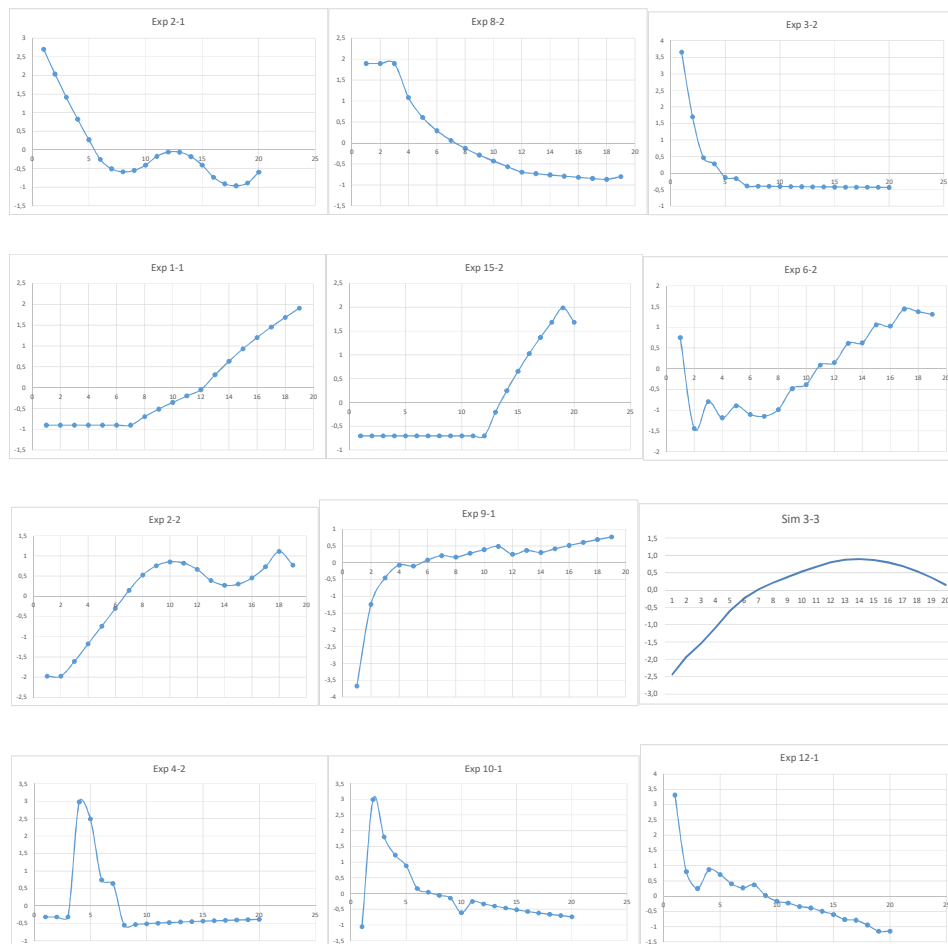
	Clúster			
	1	2	3	4
	Exp 2-1	Exp 1-1	Exp 2-2	Exp 4-2
	Exp 3-2	Exp 1-2	Exp 7-1	Exp 10-1
	Exp 4-1	Exp 3-1	Exp 9-1	Exp 12-1
	Exp 5-1	Exp 6-1	Exp 9-2	Exp 12-2
	Exp 5-2	Exp 6-2	Exp 15-1	
	Exp 8-2	Exp 7-2	Sim 3-3	
	Exp 11-1	Exp 8-1	Sim 3-2	
		Exp 11-2	Sim 3-1	
		Exp 13-1	Sim 2-3	
		Exp 13-2	Sim 2-2	
		Exp 14-1	Sim 2-1	
		Exp 14-2	Sim 1-3	
		Exp 15-2	Sim 1-2	
			Sim1-1	
Número de elementos	7	13	14	4
Porcentaje del total	18,4%	34,2%	36,8%	10,5%

Los experimentos empíricos (Exp) identificados con el mismo dígito o dígitos iniciales (p. ej. Exp 13-1 y Exp 13-2) fueron realizados por un mismo decisor. Para 7 de 15 decisores (47%), sus dos experimentos quedaron clasificados dentro del mismo clúster.

Con el fin de verificar visualmente la semejanza morfológica de las curvas de cada grupo se presenta una muestra representativa de las mismas para cada grupo (clúster) de la tabla 4.8 en la figura 4.10.

La totalidad de las curvas de las series de tiempo clasificadas en cada grupo (clúster), incluyendo el caso atípico (clúster de un solo elemento), se puede consultar en el apéndice 4.D.

Figura 4.11: Tres curvas representativas de las series de tiempo cada uno de los grupos (clusters) de la tabla 4.8. De arriba hacia abajo: Clúster 1, 2, 3 y 4.



4.4.5 Desempeño en el último período: diferencias entre los grupos (clusters)

Para analizar las diferencias en el desempeño (medido como los ingresos por nuevos productos, *INP*) en el último período, entre los cuatro grupos (clusters) de la tabla 3.8, se llevó a cabo un análisis ANOVA múltiple, siguiendo el método de Tukey (Tukey, 1949), en SPSS.

Ya que el objetivo de este análisis es mirar si existe una relación entre las características morfológicas de la secuencia de decisiones de un decisor

y su desempeño final, dentro de los experimentos empíricos, no se han tenido en cuenta las 9 series de tiempo originadas por los experimentos con simulación (Sim 1-1 a Sim 3-3) del clúster 3 de la tabla 4.8.

Previamente al análisis se realizaron, sobre los cuatro grupos de datos, pruebas de normalidad siguiendo el método de Shapiro-Wilks, pruebas de homogeneidad de varianzas siguiendo la prueba de Levene (Levene, 1961), y pruebas de detección de datos atípicos representadas mediante diagramas de caja. Los resultados arrojados por SPSS para estas pruebas pueden consultarse en el apéndice 4.E, y permiten asumir que se cumplen las suposiciones sobre las que se basa el método ANOVA.

Las tablas 4.9, 4.10 y 4.11 presentan los resultados arrojados por SPSS para el análisis de ANOVA múltiple, aplicado sobre los cuatro grupos (clusters) de la tabla 4.8., junto con un análisis post-hoc realizado mediante el método de Tukey. Los grupos A, B, D y E de las tablas, representan los grupos 1, 2, 3 y 4 respectivamente.

Los resultados del análisis general de varianzas entre grupos y dentro de grupos, presentados en la tabla 4.9, nos permiten asumir que existen diferencias estadísticamente significativas entre las medias de los grupos, pues se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias (Sig.= 0,002 < 0,05).

Los resultados de la Tabla 4.10 (comparaciones múltiples mediante la prueba de Tukey) indican que estas diferencias se dan específicamente entre los grupos (clusters) 1 y 2 (A y B), y entre los grupos 1 y 3 (A y D), pues en ambos casos se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias (Sig. igual a 0,001 y 0,016 respectivamente) y, también en ambos casos, el intervalo del 95% de confianza no incluye el valor 0 de diferencia entre medias.

Finalmente, los resultados del análisis de homogeneidad por subconjuntos de la tabla 4.11 (prueba de Tukey) muestran dos

subconjuntos homogéneos (sin diferencias significativas de medias entre sus elementos), uno conformado por los grupos 1 y 4 (A y E), y otro conformado por los grupos 4, 3, y 2 (E, D y B). Ya que el grupo 4 (E) hace parte de ambos subconjuntos, puede concluirse que este grupo no presenta diferencia significativa de medias con los demás grupos. Por otra parte, puede concluirse el grupo 1 (A) tiene una diferencia significativa de medias con los grupos 2 y 3 (B y D) considerados estos como subconjunto.

Tabla 4.9: Análisis de varianzas entre grupos y dentro de grupos para los grupos (clusters) de la tabla 4.8.

Unidireccional	ANOVA				
INP3	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Entre grupos	6813,248	4	1703,312	6,144	0,002
Dentro de grupos	6376,704	23	277,248		
Total	13189,952	27			

Tabla 4.10: Comparaciones múltiples mediante la prueba de Tukey.

Comparaciones múltiples						
Variable dependiente: INP2						
HSD Tukey						
(I) Grupos2		Diferencia de medias (I-J)	Error estándar	Sig.	95% de intervalo de confianza	
					Límite inferior	Límite superior
A	B	-34,85847	7,82538	,001	-56,3833	-13,3336
	D	-31,83289	9,77390	,016	-58,7174	-4,9484
	E	-13,12531	10,46234	,599	-41,9035	15,6528
B	A	34,85847	7,82538	,001	13,3336	56,3833
	D	3,02557	8,78397	,986	-21,1360	27,1871
	E	21,73315	9,54408	,131	-4,5192	47,9855
D	A	31,83289	9,77390	,016	4,9484	58,7174
	B	-3,02557	8,78397	,986	-27,1871	21,1360
	E	18,70758	11,19741	,360	-12,0925	49,5077
E	A	13,12531	10,46234	,599	-15,6528	41,9035
	B	-21,73315	9,54408	,131	-47,9855	4,5192
	D	-18,70758	11,19741	,360	-49,5077	12,0925

*. La diferencia de medias es significativa en el nivel 0.05.

Tabla 4.11: Análisis de homogeneidad de subconjuntos mediante la prueba de Tukey.

INP2			
HSD Tukey ^{a,b}			
Grupos2	N	0.05	
		1	2
A	7	160,3800	
E	4	173,5053	173,5053
D	5		192,2129
B	13		195,2385
Sig.		,536	,137
Se visualizan las medias para los grupos en los subconjuntos homogéneos.			
a. Utiliza el tamaño de la muestra de la media armónica = 5,972.			
b. Los tamaños de grupo no son iguales. Se utiliza la media armónica de los tamaños de grupo. Los niveles de error de tipo I no están garantizados.			

4.4.6 Desempeño en el último período: diferencias entre experimentos

Se llevó a cabo un análisis comparativo exploratorio del desempeño en el último período, entre los resultados obtenidos mediante los experimentos con simulación (SIM) y los experimentos empíricos (EXP), con el fin de observar las diferencias en cuanto a la heterogeneidad del desempeño, entre ambos tipos de experimentos. En el apéndice 4.F se pueden consultar los resultados del análisis descriptivo exploratorio.

Se realizaron pruebas de normalidad (Shapiro-Wilks) para ambos grupos de datos (ver apéndice 4.G). Los resultados indican que se puede asumir normalidad para ambos grupos de datos, lo cual permite utilizar el coeficiente de variación, definido como el cociente entre la varianza y la media, dentro del análisis.

Adicionalmente, se llevó a cabo la prueba de Levene para homogeneidad (heterogeneidad) de varianzas entre ambos grupos (ver tabla 4.12). La prueba de Levene dio un resultado de significancia de 0,01 (<0,05) con lo cual se rechaza la hipótesis nula de homogeneidad de varianzas entre los dos grupos de datos, es decir, asumimos que la

diferencia entre las varianzas de los dos grupos es estadísticamente significativa.

Tabla 4.12: Resultados de la prueba de Levene para homogeneidad de varianzas entre los resultados de desempeño para los experimentos con simulación y los experimentos empíricos.

Prueba de homogeneidad de varianzas

INP

Estadístico de Levene	gl1	gl2	Sig.
7,333	1	37	,010

Finalmente, en la Tabla 4.13, se pueden ver algunos resultados descriptivos comparativos para ambos grupos de datos, incluyendo los coeficientes de variación (CV).

Tabla 4.13: Resultados descriptivos comparativos.

Descriptivos: EXP y SIM

INP

	N	Media	Desviación estándar	Error estándar	95% del intervalo de confianza para la media		Mínimo	Máximo	CV
					Límite inferior	Límite superior			
EXP	30	183,4683	21,41537	3,90989	175,4717	191,4649	135,27	218,50	0,117
SIM	9	188,6878	8,67752	2,89251	182,0176	195,3579	177,67	199,82	0,046
Total	39	184,6728	19,25653	3,08351	178,4306	190,9150	135,27	218,50	

4.5 DISCUSIÓN

4.5.1. Análisis morfológico longitudinal

4.5.1.1 Análisis mediante el software BATS

Tan solo 7 de los 30 experimentos empíricos (23,3%) fueron clasificados, con un nivel significativo de probabilidad de transición ($> -0,3$), dentro de una de las categorías patrón genéricas de BATS (tabla 4.4). Esta baja capacidad de clasificación del método ISTS para las curvas de series de tiempo generadas por los experimentos empíricos, puede originarse en la cantidad de “ruido” remanente que tiene buena parte de estas curvas, a pesar de que la variable de salida escogida (*Fracción de Inversión en Capital Tecnológico Acumulada, FICT Acum*) es una variable que, por el hecho de ser acumulada, tiene ya implícito un cierto grado de suavización, y a pesar también, de que el ISTS es un algoritmo supervisado, en el que se utilizan grupos de datos de “entrenamiento” que incluyen variantes del grupo patrón básico a las que se les ha agregado ruido (Süçüllü y Yücel, 2014).

Otra posible causa para el bajo poder clasificatorio de BATS al aplicarlo a las series de tiempo empíricas, es el hecho de que el desarrollo del software se ha orientado hacia el apoyo en los procesos de evaluación, validación, análisis de sensibilidad y análisis de políticas, sobre modelos de simulación basados en dinámica de sistemas. La aplicación, de tipo exploratorio, que hacemos en este trabajo (clasificación de series de tiempo empíricas), es diferente de aquellas para las que ha sido diseñado el software, y no cabe esperar, a priori, un alto desempeño clasificatorio.

Además de la baja cantidad de curvas con clasificación significativa dentro de las categorías de BATS, resulta sobresaliente el hecho de que apenas un par de ellas (Exp 8-1 y Exp 9-1) fueron clasificadas dentro de la categoría NEXGR (ver tabla 4.4), teniendo en cuenta que todas las curvas de los experimentos con simulación fueron clasificadas dentro de esta categoría como primera opción (tabla 4.3). Este resultado indica, a priori,

una baja frecuencia de aparición del comportamiento predicho por la teoría de prospectos como regla de decisión, tipificado por la categoría NEXGR de BATS. Ahora bien, si se miran los resultados de BATS sobre posibles curvas para resultados no concluyentes (tabla 4.5), se encuentra que otras 6 series de tiempo (Exp 2-2, 3-1, 6-1, 9-2, 14-1 y 14-2) tienen como primera opción de clasificación, si bien no concluyente, la categoría NEXGR. Esto sugiere que el comportamiento previsto por la teoría de prospectos podría no ser tan poco frecuente como los resultados de la tabla 4.4 parecen indicar.

4.5.1.2 Discretización mediante SAX y posterior análisis mediante k -medias.

Dentro del análisis con k -medias, si se miran los resultados de clasificación para cada k (apéndice 4.C), se puede ver que, en todos los casos, las series de tiempo generadas mediante experimentos con simulación (Sim) quedaron clasificadas dentro del mismo grupo (clúster). Ya que estas series de tiempo tienen una notoria similitud morfológica, el hecho de que no queden en grupos separados valida parcialmente la capacidad clasificatoria del método de discretización previa con SAX y posterior agrupamiento mediante dendrograma jerárquico y subsiguiente k -medias (en adelante método SAJK).

En la sección anterior se mencionó que, en la clasificación mediante BATS, un total de 8 series de tiempo originadas en experimentos empíricos fueron clasificadas en la categoría patrón NEXGR, teniendo en cuenta tanto los resultados significativos (2 experimentos: Exp 8-1 y Exp 9-1) como aquellos no significativos pero considerados como primera opción (6 experimentos: Exp 2-2, 3-1, 6-1, 9-2, 14-1 y 14-2). Si se mira la clasificación de series de tiempo mediante k -medias para $k = 4$ (apéndice 4.C), se puede observar que la totalidad de estas 8 series de tiempo está clasificada en el mismo grupo (clúster 1) en que están clasificadas las 9 series de tiempo originadas en experimentos con simulación (Sim 1-1 a

Sim 3-3). Este resultado, por una parte valida, también parcialmente, la capacidad clasificatoria del método SAJK y, por otra, sugiere de nuevo que la frecuencia del comportamiento predicho por la teoría de prospectos no es tan bajo como podría deducirse a priori de los resultados del análisis con BATS (ver tabla 4.4).

En todo caso, la clasificación escogida de k-medias con $k=5$ (tabla 4.8), indica una heterogeneidad en los perfiles del decisor, plasmados en 4 grupos de series de tiempo empíricas, que se aleja de la homogeneidad morfológica predicha por los resultados originados por la regla de decisión basada en la teoría de prospectos. De hecho, una mirada a las muestras representativas de cada grupo (clúster) en la figura 4.10, muestra un comportamiento morfológico de los grupos 1, 2, y 4, que contienen el 63% de las series de tiempo, no solo “diferente de” sino “opuesto a” (en el caso del grupo 1) el comportamiento morfológico del grupo 3, que contiene el 37% de las series de tiempo incluyendo la totalidad de aquellas generadas en los experimentos con simulación. Cuando se tienen en cuenta solamente las series de tiempo empíricas, el grupo 3 contiene el 17% de estas, es decir, tan solo el 17% de las series de tiempo empíricas tienen un comportamiento morfológico similar al predicho por los experimentos con simulación. En resumen, los resultados empíricos muestran un bajo poder descriptivo de la teoría de prospectos como regla de decisión en ambientes dinámicos complejos.

4.5.2 Análisis del desempeño

El análisis transversal en el último período (período 20) de los *Ingresos por Nuevos Productos (INP)*, tomada como la medida del desempeño, se realizó con el fin de verificar si existe una relación entre el perfil morfológico de las series de tiempo empíricas y el desempeño. En otras palabras, se quiere constatar si el perfil del decisor, medido como su pertenencia a uno de los grupos (clusters) de la tabla 4.8, está relacionado con su desempeño, medido como los ingresos por nuevos productos

generados en el período 20. Este análisis no tiene en cuenta entonces, las series de tiempo generadas a través de los experimentos con simulación.

El análisis mediante la prueba de Tukey, muestra diferencia significativa de medias entre el grupo (clúster) 1 y los grupos (clusters) 2 y 3 tanto grupo a grupo (tabla 4.10), como considerando los grupos 2 y 3 como un solo subconjunto (tabla 4.11).

Si se inspeccionan visualmente las curvas clasificadas dentro del grupo (clúster) 1, puede notarse un patrón general de inversión inicial por encima de la media (valores positivos en la curva normalizada) con una subsecuente disminución gradual hasta situarse en un nivel cercano a la media de inversión (valor 0 de la curva normalizada) o ligeramente sesgado hacia valores negativos de la curva normalizada.

Por otra parte, las curvas de los grupos 2 y 3 muestran un patrón de inversión inicial por debajo de la media (valores negativos en la curva normalizada) con un subsecuente aumento gradual. En el caso del grupo 2, este aumento prosigue hasta una inversión preponderante en valores positivos en la curva normalizada, mientras que en el caso del grupo 3 los valores se estabilizan cerca de la media con sesgo hacia valores positivos en la curva normalizada.

Así pues, el comportamiento morfológico de tipo cóncavo del clúster 1, produce resultados de desempeño significativamente diferente de aquellos de los grupos 2 y 3, que presentan un comportamiento morfológico de tipo convexo.

En la segunda parte del análisis de los datos de desempeño se estudió la diferencia en cuanto a variabilidad (heterogeneidad) entre los datos generados por experimentos con simulación y los datos generados por experimentos empíricos.

A partir de los resultados de la prueba de Levene para homogeneidad de varianzas entre los resultados de desempeño para ambos tipos de

experimentos (tabla 4.12), se puede asumir heterogeneidad de variabilidad entre los dos grupos.

Una medida de esta heterogeneidad es la relación entre los dos coeficientes de variación (CV) reportados en la tabla 4.13, ya que el coeficiente de variación es una medida de variación normalizada por la media. La relación entre los dos coeficientes de variación expresada como el cociente del CV de los resultados de desempeño generados por los experimentos empíricos sobre el CV de los resultados generado por los experimentos de simulación es de 2,54 ($0,117/0,046$) o, en otros términos, la heterogeneidad de los datos de desempeño provenientes de los experimentos empíricos es dos y media veces mayor que aquella generada por los experimentos con simulación.

Esta homogeneidad en el desempeño sumada a la homogeneidad morfológica de los experimentos con simulación, y la baja cantidad de experimentos empíricos que resultaron clasificados en la misma categoría morfológica de estos experimentos, señalan hacia un bajo poder descriptivo de la regla de decisión basada en la teoría de prospectos, utilizada en los experimentos con simulación.

Este bajo poder descriptivo puede estar originado, entre otras causas, en aspectos relacionados con el contraste entre el ámbito original de desarrollo de la teoría y su posterior aplicación en un ámbito como el del micromundo, bastante diferente del original, y en las suposiciones implícitas en la elaboración e inserción de la regla de decisión dentro del modelo de simulación.

La teoría de prospectos se desarrolló con base en decisiones individuales tomadas por una sola vez y en aislamiento, es decir, sin que el decisor tenga en cuenta resultados anteriores de sus decisiones ni considere consecuencias futuras de las mismas. En contraste, cuando se encuentra tomando decisiones dentro del micromundo, el participante tiene acceso al historial de sus decisiones y los resultados de las mismas y

puede consultar, de manera inmediata, las consecuencias de sus decisiones en cada período de tiempo, y comparar los resultados obtenidos contra los esperados antes de tomar una nueva decisión, dentro de un proceso de toma dinámica de decisiones.

Por otra parte, el diseño de la regla de decisión y su posterior inserción dentro del modelo de simulación, presuponen que el decisor tomará como punto de referencia, para determinar si un resultado se clasifica como pérdida o ganancia y, por tanto, adoptará un comportamiento de aversión a o búsqueda del riesgo, el cumplimiento de la meta trimestral de desempeño. Esta suposición se apoya en la literatura que considera las metas organizativas como puntos de referencia (Heath, Larrick, y Wu, 1999; Larrick, Heath, y Wu, 2009; Jeffrey, Onay, y Larrick, 2010; Shinkle, 2012).

Sin embargo, desarrollos teóricos recientes alrededor de la teoría de prospectos como la *teoría endógena de prospectos*, proponen que el punto de referencia que utiliza el decisor no es determinado de manera exógena, como en el caso de las metas organizativas, sino que es desarrollado de manera dinámica y endógena por el decisor, de acuerdo con sus preferencias (Baucells, Weber y Welfens, 2011; Schmidt y Zank, 2012; Hack y von Bieberstein, 2015; Hack, von Bieberstein, y Kraiczy, 2016; Werner y Zank, 2017). Este tipo de punto de referencia (endógeno) tiene una mayor capacidad descriptiva potencial, y podría ser incorporado en futuros estudios como regla de decisión dentro del modelo de simulación.

4.6 CONCLUSIONES

Este trabajo se realizó alrededor de un objetivo de tipo metodológico y dos objetivos de tipo teórico.

Desde el punto de vista metodológico se buscaba, como primera etapa, generar datos empíricos longitudinales acerca de la secuencia de decisiones de asignación de recursos, que puede considerarse como una capacidad dinámica gerencial, por medio de un experimento empírico en el que se utilizó un micromundo. En la siguiente etapa de la metodología se utilizaron, de manera paralela, dos técnicas para la clasificación morfológica de datos, el algoritmo ISTS a través del software BATS y el algoritmo SAX utilizando el software SPMF. En la etapa final de la metodología, se utilizó una secuencia de agrupamiento utilizando agrupamiento jerárquico como etapa previa a un posterior agrupamiento mediante k-medias.

Desde el punto de vista teórico se buscaba explorar la capacidad de la teoría de prospectos como regla de decisión dentro de un proceso de toma dinámica de decisiones para, por una parte, describir, desde el punto de vista morfológico, el comportamiento dinámico de los decisores y, por otra, generar heterogeneidad tanto morfológica como de desempeño.

También desde el punto de vista teórico, se pretendía explorar si se presenta una influencia significativa del proceso dinámico de toma de decisiones, categorizado por medio de los perfiles morfológicos, y el desempeño, medido como los ingresos por nuevos productos en el último período.

En esta sección se presentan las principales conclusiones, las limitaciones, y las oportunidades para futuras investigaciones, relacionadas con los objetivos descritos.

4.6.1 Sobre la metodología

En general, la metodología utilizada resultó adecuada para la generación de datos empíricos longitudinales y su posterior clasificación y agrupamiento. Se logró, mediante la metodología la agrupación final de las series de tiempo en clusters morfológicos asociados en subconjuntos con una diferencia estadísticamente significativa entre sus medias de desempeño.

El diseño y la ejecución del experimento, siguiendo las pautas establecidas por Gary y Wood (2011) resultaron adecuados para la generación de datos empíricos longitudinales susceptibles de análisis posterior. Tanto el micromundo como el diseño del experimento pueden ser modificados para cumplir con las necesidades impuestas por los objetivos de futuras investigaciones.

Se evaluaron, de manera paralela, dos técnicas para la clasificación morfológica de las series de tiempo, los algoritmos ISTS y SAX. El algoritmo ISTS, aplicado utilizando el software BATS, resultó poco adecuado para la clasificación, pues si bien clasificó correctamente las series de tiempo generadas por los experimentos con simulación, logró clasificar un muy bajo porcentaje de series de tiempo originadas por los experimentos empíricos. Esto implica que para futuros estudios donde se aplique esta metodología se debe utilizar el método SAX.

La aplicación del método *k-means* utilizando distancia euclídea (la medida estándar de SPSS), implica una desviación del método SAX, ya que este utiliza una medición de distancia ad-hoc. Para futuros estudios, y con el fin de evitar esta desviación, se podría desarrollar un programa en Python (SAX está escrito en Python) que corra SAX dentro de SPSS, algo que es posible hacer a partir de la versión 13 de SPSS.

Una oportunidad para futuros estudios de tipo metodológico comparativo, está en la aplicación de otras técnicas de análisis morfológico o topológico como la metodología q-análisis (Atkin, 1974).

La metodología implica, a lo largo de su aplicación, la escogencia de parámetros que dependen del criterio del investigador y están relacionados con cómo, desde su percepción, un determinado valor de un parámetro está más alineado con sus objetivos de investigación o la respuesta a su pregunta de investigación. Algunos ejemplos son: el número de dimensiones (tamaño del alfabeto) y la longitud del vector (y por tanto número de vectores) en la aplicación del método SAX, el número de líneas verticales en el dendrograma de agrupamiento jerárquico que sugiere valores de k para el análisis k -medias, y la escogencia del valor final de k .

La metodología ofrece claras ventajas para la generación y recolección de datos longitudinales que serían difíciles de obtener por otros medios y en otros contextos. Sin embargo, como toda metodología basada en simulación, tiene ciertas limitaciones y debilidades, que han sido resaltadas por Harrison, Lin, Carroll, y Carley (2007): sus resultados no pueden generalizarse más allá de la extensión del espacio paramétrico explorado experimentalmente; al estudiar procesos que interactúan (como en nuestro caso), la complejidad de las interacciones puede llevar a efectos no-lineales donde fenómenos tales como discontinuidades pueden no ser percibidos si el espacio paramétrico no se explora con suficiente granularidad; el modelo de simulación puede contener errores que no se detectan aun cuando se apliquen procesos de validación; el diseño y construcción de un modelo de simulación requiere, habitualmente, un alto grado de especialización técnica.

4.6.2 Sobre la capacidad descriptiva de la teoría de prospectos

Desde el punto de vista morfológico, la capacidad descriptiva de la teoría de prospectos como regla de decisión, mostró ser bastante limitada

al aplicarse a los resultados generados a través de los experimentos empíricos.

Desde el punto de vista de generación de resultados heterogéneos, la teoría de prospectos mostró, igualmente, ser bastante limitada con respecto a la heterogeneidad de resultados generada por los experimentos empíricos.

Estas limitaciones pueden estar originadas, por una parte, por la aplicación de la teoría, en nuestro caso, en un contexto muy diferente de aquel dentro del cual fue desarrollada.

Por otra parte, la teoría establece, de manera explícita, un único punto de referencia para que el decisor clasifique los resultados como pérdidas o ganancias (en el caso de nuestro modelo de simulación el cumplimiento de la meta de desempeño trimestral), mientras que dentro del contexto de nuestro micromundo, y de acuerdo con la recientemente formulada teoría endógena de prospectos, el decisor no selecciona necesariamente un punto de referencia establecido a priori de manera exógena, sino que desarrolla sus puntos de referencia de manera dinámica y de acuerdo con sus preferencias.

Dentro del diseño del experimento se procuró resaltar el papel del cumplimiento de la meta de desempeño trimestral como punto de referencia de dos maneras. Primero, se estableció el cumplimiento de la meta de ingresos por nuevos productos en el período final, como medida de desempeño final del participante y, segundo, se estableció el cumplimiento de la meta trimestral como la variable que definía el monto total de reinversión en capital tecnológico y humano, calculado como fracción de los ingresos por nuevos productos.

La verificación de la naturaleza exógena o endógena del punto de referencia y sus implicaciones sobre el poder descriptivo de la teoría de

prospectos como regla de decisión, constituye una vía de exploración pertinente para futuros trabajos.

Otra posible causa para las limitaciones descriptivas de la teoría de prospectos como regla de decisión es la percepción de riesgo por parte del decisor, que puede variar significativamente de uno a otro individuo (Sjöberg, 2000; Weber, Blais, y Betz, 2002). Dentro del diseño del experimento se procuró mitigar este riesgo al resaltar, dentro del texto de la guía de operación del micromundo, el hecho de que la inversión en capital tecnológico, a pesar de tener el doble de impacto que la inversión en capital humano, implicaba el doble de riesgo, definido el riesgo como la probabilidad de que la inversión en capital se convirtiera finalmente en capital. Sin embargo no se tiene evidencia de que, efectivamente, los participantes percibieran la inversión en capital tecnológico como riesgosa y de que, además, esa percepción de riesgo jugara un papel preponderante dentro de su proceso de toma de decisiones. La recolección de este tipo de evidencia presenta una oportunidad interesante para futuras investigaciones.

4.6.3. Sobre la relación entre el perfil morfológico y el desempeño

Se encontraron diferencias significativas de desempeño, medido como el ingreso por nuevos productos en el último período, entre el clúster 1, que presenta un comportamiento morfológico general de tipo cóncavo, y los clusters 2 y 3, que presentan un comportamiento morfológico general de tipo convexo.

Este hallazgo responde de manera positiva a la proposición de Kunc y Morecroft (2010, 1169) acerca de la importante influencia de las decisiones gerenciales sobre el desempeño organizativo, e invita a realizar nuevos y más profundos trabajos de investigación alrededor de las capacidades dinámicas gerenciales relacionadas con la gestión de los recursos en la empresa.

BIBLIOGRAFÍA

- Adner, R. & Helfat, C. E. (2003). Corporate effects and dynamic managerial capabilities. *Strategic Management Journal*, 24(10), 1011-1025.
- Atkin, R. (1974). *Mathematical structure in human affairs*. Heinemann Educational Publishers.
- Arango Aramburo, S., Castañeda Acevedo, J. A., & Olaya Morales, Y. (2012). Laboratory experiments in the system dynamics field. *System Dynamics Review*, 28(1), 94-106.
- Arenas, F. A. & Hamann, F. (2005). *An adaptive expectations approach to the mechanisms of transmission model of the Central Bank of Colombia*. Proceedings of the 23rd International Conference of the System Dynamics Society. Boston, MA, USA.
- Arenas F. A. (2014). *Dynamic simulation and microworlds: a tool for research on managerial decision making*. Proceedings of the EURAM (European Academy of Management) 2014 Conference. Valencia, Spain.
- Atkins, P. W., Wood, R. E., & Rutgers, P. J. (2002). The effects of feedback format on dynamic decision making. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 88(2), 587-604.
- Barlas, Y., & Kanar, K. (1999). A dynamic pattern-oriented test for model validation. In *Proceedings of 4th Systems Science European Congress* (pp. 269-286).
- Bass, F. M. (1969). A new product growth for model consumer durables. *Management Science*, 15(5), 215-227.
- Baucells, M., Weber, M., & Welfens, F. (2011). Reference-point formation and updating. *Management Science*, 57(3), 506-519.
- Brehmer, B. (1992). Dynamic decision making: human control of complex systems, *Acta Psychologica*, 81(3), 211-241.
- Davies, R. B. & Pickles, A.R. (1985). Longitudinal versus cross-sectional methods for behavioural research: A first-round knockout. *Environment and Planning A*, 17(10), 1315-1329.
- Fournier-Viger, P., Lin, J. C. W., Gomariz, A., Gueniche, T., Soltani, A., Deng, Z., & Lam, H. T. (2016). The SPMF Open-Source Data Mining Library Version 2. In *Joint European Conference on Machine Learning and*

- Knowledge Discovery in Databases* (pp. 36-40). Springer International Publishing.
- Gary, M. S., & Wood, R. E. (2011). Mental models, decision rules, and performance heterogeneity. *Strategic Management Journal*, 32(6), 569-594.
- Gonzalez, C., Vanyukov, P., & Martin, M. K. (2005). The use of microworlds to study dynamic decision making. *Computers in human behavior*, 21(2), 273-286.
- Größler, A. (2004). Don't let history repeat itself – methodological issues concerning the use of simulators in teaching and experimentation. *System Dynamics Review*, 20(3), 263-274.
- Hack, A., & von Bieberstein, F. (2015). How expectations affect reference point formation: an experimental investigation. *Review of Managerial Science*, 9(1), 33-59.
- Hack, A., von Bieberstein, F., & Kraiczy, N. D. (2016). Reference point formation and new venture creation. *Small Business Economics*, 46(3), 447-465.
- Harrison, J. R., Lin, Z., Carroll, G. R. & Carley, K. M. (2007). Simulation modeling in organizational and management research. *Academy of Management Review*, 32(4), 1229.
- He, Y., & Kundu, A. (1991). Shape classification using hidden markov model. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1991. ICASSP 1991 International Conference* (pp. 2373-2376). IEEE.
- Heath, C., Larrick, R. P., & Wu, G. (1999). Goals as reference points. *Cognitive Psychology*, 38(1), 79-109.
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651-666.
- Jeffrey, S. A., Onay, S., & Larrick, R. P. (2010). Goal attainment as a resource: The cushion effect in risky choice above a goal. *Journal of Behavioral Decision Making*, 23(2), 191-202.
- Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2004). *Strategy maps: Converting intangible assets into tangible outcomes*. Harvard Business Press.
- Ketchen Jr, D. J., & Shook, C. L. (1996). The application of cluster analysis in strategic management research: an analysis and critique. *Strategic Management Journal*, 17(6), 441-458.

- Kor, Y. Y., & Mesko, A. (2013). Dynamic managerial capabilities: Configuration and orchestration of top executives' capabilities and the firm's dominant logic. *Strategic Management Journal*, 34(2), 233-244.
- Kunc, M. H. & Morecroft, J. D. (2010). Managerial decision making and firm performance under a resource based paradigm. *Strategic Management Journal*, 31(11), 1164-1182.
- Kunc, M. (2016). System dynamics: a behavioral modeling method. In *Proceedings of the 2016 Winter Simulation Conference* (53-64), IEEE Press.
- Kusiak, A. (2002, March). Data mining and decision making. In *AeroSense 2002* (pp. 155-165). International Society for Optics and Photonics.
- Lane, D. C. (1995). On a resurgence of management simulations and games. *Journal of the Operational Research Society*, 46(5), 604-625.
- Larrick, R. P., Heath, C., & Wu, G. (2009). Goal-induced risk taking in negotiation and decision making. *Social Cognition*, 27(3), 342-364.
- Larsen, R. J., & Marx, M. L. (2005). *An introduction to mathematical statistics and its applications* (4th ed.). Prentice-Hall.
- Levene, H. (1961). Robust tests for equality of variances. *Contributions to probability and statistics. Essays in honor of Harold Hotelling*, 279-292.
- Lin, J., Keogh, E., Wei, L., & Lonardi, S. (2007). Experiencing SAX: a novel symbolic representation of time series. *Data Mining and knowledge discovery*, 15(2), 107-144.
- Lin, J., Williamson, S., Borne, K., & DeBarr, D. (2012). Pattern recognition in time series. *Advances in Machine Learning and Data Mining for Astronomy*, 1, 617-645.
- Menard, S. (2002). *Longitudinal Research* (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage
- Meadows, D. L., Fiddaman, T., & Shannon, D. (2001). Fish Banks, Ltd. A Microcomputer Assisted Group Simulation That Teaches Principles of Sustainable Management of Renewable Natural Resources (3rd edn). *Laboratory for Interactive Learning, Hood House, University of New Hampshire, Durham, NH*.
- Paich, M., & Sterman, J. D. (1993). Boom, bust, and failures to learn in experimental markets. *Management Science*, 39(12), 1439-1458.

- Punj, G., & Stewart, D. W. (1983). Cluster analysis in marketing research: Review and suggestions for application. *Journal of marketing research*, 134-148.
- Rouwette, E. A., Größler, A., & Vennix, J. A. (2004). Exploring influencing factors on rationality: a literature review of dynamic decision-making studies in system dynamics. *Systems Research and Behavioral Science*, 21(4), 351-370.
- Schmidt, U., & Zank, H. (2012). A genuine foundation for prospect theory. *Journal of Risk and Uncertainty*, 45(2), 97-113.
- Senge, P. (1990). *The fifth discipline: The art and science of the learning organization*. New York, NY: Doubleday.
- Shinkle, G. A. (2012). Organizational aspirations, reference points, and goals: Building on the past and aiming for the future. *Journal of Management*, 38(1), 415-455.
- Sjöberg, L. (2000). Factors in risk perception. *Risk analysis*, 20(1), 1-12.
- Sirmon, D. G., & Hitt, M. A. (2009). Contingencies within dynamic managerial capabilities: interdependent effects of resource investment and deployment on firm performance. *Strategic Management Journal*, 30(13), 1375-1394.
- Sterman, J. D., & Morrison, B. (1988). *People express management flight simulator*. Sterman.
- Sterman, J. D. (1989). Modeling managerial behavior: Misperceptions of feedback in a dynamic decision making experiment. *Management Science*, 35(3), 321-339.
- Sücüllü, C., & Yücel, G. (2014). Behavior analysis and testing software (BATS). In *Proceedings of the 32nd international conference of the system dynamics society*. Delft, The Netherlands.
- Theil, H. (1996). *Applied Economics Forecasting. Studies in Mathematical and Managerial Economics*. North Holland Publishing Company, Amsterdam.
- Tukey, J. W. (1949). Comparing individual means in the analysis of variance. *Biometrics*, 99-114.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124-1131.

- Weber, E. U., Blais, A. R., & Betz, N. E. (2002). A domain-specific risk-attitude scale: Measuring risk perceptions and risk behaviors. *Journal of Behavioral Decision Making*, 15(4), 263-290.
- Werner, K. M., & Zank, H. (2017). A revealed reference point for prospect theory. *Economic Theory*, 1-43.



Capítulo 5:

Conclusiones generales

5.1 INTRODUCCIÓN

El trabajo de esta tesis giró alrededor de tres objetivos principales. Dos de ellos de carácter metodológico y un tercero de tipo teórico.

En la parte metodológica, se buscaba como primer objetivo formular e implementar una metodología, basada en simulación, que permitiera la realización de estudios longitudinales sintéticos, con el fin brindar una alternativa que ayude a solucionar las dificultades asociadas a la generación y recolección de datos longitudinales. Como segundo objetivo, se buscaba proponer y aplicar, de manera comparativa, dos métodos de análisis de tipo morfológico que, complementados con métodos estadísticos, permitieran cotejar los resultados empíricos, generados a través del estudio longitudinal sintético, con resultados generados a partir de la aplicación de una teoría conductual de toma de decisiones dentro de un modelo de simulación.

El objetivo teórico se trabajó a través, precisamente, del cotejo entre los datos teóricos y experimentales, realizado mediante la propuesta metodológica, y consistía en observar, de manera exploratoria, el poder descriptivo de la teoría de prospectos (Tversky y Kanemahn, 1974), como regla de decisión dentro de un proceso dinámico de toma de decisiones en un ambiente organizativo complejo, específicamente la toma de decisiones para el desarrollo de recursos estratégicos, considerada como una capacidad dinámica gerencial

Los diversos capítulos que conforman esta tesis constituyen un corpus metodológico que hizo posible la realización de un estudio longitudinal sintético de tipo exploratorio basado en simulación, aplicado como respuesta a una pregunta de investigación: ¿cuál es el poder descriptivo de la teoría de prospectos (Kahneman y Tversky, 1979) como regla de decisión en procesos dinámicos de toma de decisiones dentro de entornos organizativos?

Las siguientes secciones de este capítulo describen, para cada uno de los objetivos, los hallazgos y conclusiones, las limitaciones del estudio, que deben tenerse en cuenta en la lectura de esos hallazgos y conclusiones, y algunos caminos para futuros estudios, que se abren a partir de dichos hallazgos y conclusiones.

5.2 ESTUDIO LONGITUDINAL SINTÉTICO

La metodología propuesta en el capítulo 2 de la tesis, se desarrolló y aplicó para el estudio de un proceso dinámico de toma de decisiones en un entorno organizativo complejo.

Se realizó un estudio longitudinal sintético, basado en simulación, enmarcado, desde el punto de vista teórico-metodológico, en la *hoja de ruta para construcción de teoría utilizando simulación* de Davies, Eisenhardt y Bingham (2017). Este estudio implicó la generación de resultados a través de experimentos con un modelo de simulación previamente desarrollado (ver Capítulo 3), y su posterior validación, mediante contraste, contra datos empíricos generados a través de experimentos utilizando un micromundo basado en el modelo de simulación (ver Capítulo 4).

Si bien la propuesta metodológica mostró su utilidad para la realización de estudios longitudinales sintéticos alrededor de fenómenos organizativos dinámicos, presenta limitaciones, desde el punto de vista operativo, en cuanto al grado de especialización técnica requerido para el diseño, desarrollo y operación, tanto del modelo de simulación como del micromundo. Esta limitación puede manejarse mediante la incorporación de un experto en modelado y simulación dentro del grupo de investigación.

Algunas de los riesgos y limitaciones asociados con la simulación como método, en general, tales como la validez interna del modelo de simulación que afecta a su vez la validez interna del micromundo, y el nivel adecuado de abstracción de uno y otro, fueron mitigados *ex ante* mediante pruebas de validación para el modelo de simulación (ver Capítulo 3) y pruebas piloto para el micromundo, y de manera *ex post* mediante la calidad de los datos generados, tanto por los experimentos con simulación como por los experimentos empíricos.

A pesar de las pruebas de validación y del comportamiento observado del modelo y el micromundo, persiste el riesgo de errores internos no detectados. Esta es una limitación de la propuesta metodológica, que proviene del hecho de que para ganar flexibilidad y pertinencia, hemos desarrollado un modelo de simulación (Capítulo 3) y un micromundo *ad hoc* (Capítulo 4) para responder la pregunta de investigación, en lugar de utilizar modelos de simulación o micromundos “estándar” cuya coherencia interna ha sido probada a través de su reiterado uso y validación. Este es, sin embargo, un riesgo que puede irse reduciendo en la medida en que tanto el modelo como el micromundo vayan siendo utilizados y modificados siguiendo el proceso de aprendizaje de doble ciclo (Argyris, 1976, 1985) que la metodología misma propone.

Persisten, en todo caso, en la metodología, limitaciones intrínsecas asociadas con la simulación como método, en cuanto a la generalización de los resultados de los experimentos con simulación (solamente son válidos dentro del espacio paramétrico explorado) y en cuanto al efecto de la compresión del tiempo sobre los participantes (los resultados de la decisión se conocen de inmediato mientras en el simulador han transcurrido desde días hasta años) (Größler, 2004).

Las modificaciones sugeridas, tanto del modelo de simulación y el micromundo, como de los experimentos llevados a cabo con ellos, se describen en las siguientes secciones de este capítulo.

5.3. ANÁLISIS LONGITUDINAL MORFOLÓGICO

Para el logro del segundo objetivo metodológico, se trabajó en paralelo con dos técnicas de análisis morfológico longitudinal (ver Capítulo 3), el algoritmo ISTS (Barlas y Kanar, 1999) y el algoritmo SAX (Lin, Keogh, Wei, y Lonardi, 2007). El algoritmo ISTS mostró un bajo poder discriminatorio en el análisis de los datos empíricos, por lo que en la propuesta metodológica final se establece el algoritmo SAX como método de clasificación morfológica.

Así pues la metodología para análisis morfológico, clasificación y agrupamiento de series de tiempo, que resultó del trabajo sobre el segundo objetivo de esta tesis, quedó constituida por una serie de etapas que se describen a continuación.

La primera etapa consiste en la normalización de las series de tiempo (media = 0 y desviación estándar = 1) y la conversión de las series normalizadas a una secuencia de símbolos discretos (“discretización”). Esta discretización se llevó cabo, en nuestro caso, mediante el software SPMF (Fournier-Viger, Lin, Gomariz, Gueniche, Soltani, Deng y Lam, 2016).

Las series de tiempo, normalizadas y discretizadas, se clasifican en grupos (clusters) en dos etapas: primero se lleva a cabo un agrupamiento jerárquico, a partir del cual se pueden observar una serie de valores del parámetro k para llevar a cabo posteriores agrupamientos con el método k -medias, en los que se utilizan secuencialmente los valores de k sugeridos por el agrupamiento jerárquico. En nuestro caso tanto el agrupamiento jerárquico como el agrupamiento con k -medias se realizaron mediante el software SPSS.

Una potencial limitación de la metodología propuesta, desde el punto de vista de su aplicación, es que durante su ejecución se deben tomar una serie de decisiones por parte del investigador en las que prevalece su

criterio en cuanto a la selección del valor de algún parámetro o la escogencia de un sub-método dentro de un método. A manera de ejemplo, el investigador debe decidir sobre el número de dimensiones (tamaño del alfabeto) y la longitud del vector (y por tanto número de vectores) en la aplicación del método SAX, el número de líneas verticales en el dendrograma de agrupamiento jerárquico que sugiere valores de k para el análisis k -medias, la escogencia del valor final de k , y el tipo de medida de distancia para el agrupamiento.

Precisamente el tipo de medida de distancia, representa otra limitación de la metodología ya que, en el caso de SAX, se requiere de una medida ad hoc, diferente de la distancia euclídea utilizada en el estudio. Esta es una limitación de software que podría solucionarse para futuros estudios desarrollando una aplicación en Python para la distancia SAX, que se pueda correr en SPSS.

5.4 PODER DESCRIPTIVO DE LA REGLA DE DECISIÓN

Para trabajar sobre el tercer objetivo de la tesis, se utilizaron las series de tiempo generadas tanto por los experimentos con simulación (Capítulo 3) como por los experimentos empíricos (Capítulo 4).

El hecho de que todas las series de tiempo de los experimentos con simulación resulten clasificadas dentro de un mismo grupo, tanto en la clasificación con el algoritmo ISTS como con el algoritmo SAX, junto con el hecho de que muy pocas de las series de tiempo empíricas quedan clasificadas en el mismo grupo de los experimentos con simulación al aplicar SAX, sumado a la baja heterogeneidad de los resultados de desempeño los experimentos con simulación con respecto a los empíricos, indican un bajo poder descriptivo de la teoría de prospectos como regla de decisión en procesos de toma dinámica de decisiones, tanto desde el punto

de vista morfológico como desde es el punto de vista de heterogeneidad en el desempeño.

Este bajo poder descriptivo puede estar originado en el contexto de aplicación de la teoría de prospectos, muy diferente de aquel dentro del cual fue desarrollada. La teoría de prospectos se desarrolló por medio de una serie de escogencias individuales sencillas, generalmente entre dos alternativas tipo lotería, en condiciones de aislamiento, es decir, sin que el decisor tenga información sobre el comportamiento histórico de los resultados de esas decisiones, ni sobre el resultado de la decisión que le piden tomar, antes de tomar una nueva decisión. Este es, evidentemente, un contexto bastante diferente de aquel del modelo de simulación en el que hemos utilizado la teoría. En nuestro modelo en particular, así como en entornos organizativos complejos en general, el decisor tiene acceso a los resultados de sus decisiones anteriores, de manera que puede tener en cuenta esta información antes de tomar una nueva decisión de la cual, a su vez, conocerá los resultados.

Otra posible causa para el bajo poder descriptivo mencionado es el punto de referencia. La teoría de prospectos presupone un punto único de referencia establecido de manera exógena con referencia al cual, el decisor clasifica los potenciales resultados de su decisión como pérdidas o ganancias. Dentro del modelo de simulación, ese punto de referencia se definió como el cumplimiento de la meta trimestral de ingresos por nuevos productos, donde un resultado por debajo de la meta se considera como una pérdida y, por consiguiente, un resultado superior a la meta como una ganancia. Con el fin de procurar fijar la atención de los participantes en los experimentos empíricos en el cumplimiento de la meta como punto de referencia, se diseñó, dentro del modelo de simulación y por tanto dentro del micromundo, una regla endógena que determina el monto de reinversión, factor clave del desempeño, a partir del cumplimiento de la meta. Sin embargo, no se tiene evidencia de que los

participantes hayan definido el cumplimiento de la meta como su punto de referencia para la toma de decisiones.

Bien sea por las posibles causas aquí mencionadas o por otras no detectadas, y aun teniendo en cuenta que los resultados obtenidos provienen de un estudio exploratorio descriptivo, el bajo poder descriptivo de la teoría de prospectos como regla de decisión en procesos de toma dinámica de decisiones, resultante del contraste con datos empíricos, invita a la cautela cuando se aplica esta teoría en contextos diversos y a veces marcadamente diferentes de aquel dentro del cual la teoría fue desarrollada, y cuando el investigador presupone un punto de referencia único y exógeno, sin que se tenga evidencia del uso de ese punto de referencia por parte del decisor.

La incertidumbre que se genera sobre el poder descriptivo de la teoría de prospectos en estudios como el nuestro, alrededor de capacidades dinámicas gerenciales, podría verse amplificada cuando se utiliza la teoría para describir la toma de decisiones ya no individuales sino organizativas, en contextos aún más complejos como la toma de decisiones estratégicas, y además con puntos de referencia múltiples incluyendo puntos de referencia externos a la organización, como en aquellos estudios donde se aplica la *teoría del punto estratégico de referencia* (Fiegenbaum, Hart y Schendel, 1996). En este tipo de estudios resultaría conveniente hacer explícitas las limitaciones que se generan al utilizar la teoría de prospectos en contextos significativamente diferentes a aquel dentro del cual la teoría fue desarrollada y presuponer puntos de referencia sin tener evidencia de su utilización como tales por parte del decisor.

5.5 COMPORTAMIENTO MORFOLÓGICO Y DESEMPEÑO

El análisis transversal del desempeño en el último período para los experimentos empíricos (ver Capítulo 4), mostró resultados de desempeño

significativamente diferentes entre dos subconjuntos de grupos (clusters) de comportamiento morfológico también significativamente diferente (de tipos morfológico general cóncavo y convexo). Este resultado coincide con lo reportado, como resultado de un estudio longitudinal sintético, por Kunc y Morecroft (2010, 1177)), en cuanto a que el proceso dinámico de toma de decisiones para la gestión de recursos puede conducir a diferencias de desempeño, aun cuando se tenga como punto de partida el mismo tipo y nivel de recursos.

Esto implica una potencial utilidad de nuestra propuesta metodológica en estudios longitudinales sintéticos relacionados con capacidades dinámicas gerenciales (Adner y Helfat, 2003), dentro del marco de la perspectiva dinámica basada en recursos (Helfat y Peteraf, 2003; Kunc y Morecroft, 2010).

5.6 APRENDIZAJE DE DOBLE CICLO

A lo largo de la tesis e incluso en este capítulo final, se han ido mencionando modificaciones que podríamos considerar de tipo “operativo” de la metodología propuesta, con miras a su utilización en futuros estudios. Por ejemplo hemos mencionado la conveniencia de desarrollar y correr en Python dentro de SPSS la medida de distancia ad hoc de SAX en lugar de la distancia euclídea para el agrupamiento con k-medias.

Nos interesa, en esta sección final, referirnos a aquellas propuestas para futuras aplicaciones de la metodología que van más allá de lo operativo y que tienen que ver con la inclusión de nuevas perspectivas teóricas que pueden implicar cambios en las reglas de decisión o en la estructura misma del modelo de simulación, o en el diseño del experimento empírico. Cambios que suponen un aprendizaje de doble ciclo (Argyris,

1976), es decir un cambio de perspectiva del investigador, a partir de los resultados y conclusiones de un estudio previo.

Estos cambios, siguiendo lo establecido en el capítulo 2, pueden estar relacionados principalmente, en el caso de nuestra propuesta metodológica, con las reglas de decisión del modelo de simulación, la estructura del modelo de simulación (Capítulo 3), el diseño del micromundo y el diseño del experimento empírico (Capítulo 4).

Resulta pertinente, de acuerdo con los resultados y conclusiones aquí expuestos, formular sugerencias en cuanto a otras propuestas teóricas que puedan mostrar un mayor poder descriptivo del comportamiento observado empíricamente dentro del proceso de toma dinámica de decisiones, y una primera opción es la de implementar, dentro del modelo de simulación, una regla de decisión basada en desarrollos teóricos recientes alrededor de la teoría de prospectos, como las teorías que implican puntos de referencia múltiples (Koop y Johnson, 2012; Wang y Johnson, 2012) es decir puntos de referencia explícitos o implícitos alrededor del estado actual de bienestar (*statu quo*) y alrededor de una meta, o la teoría endógena de prospectos (Baucells, Weber y Welfens, 2011; Schmidt y Zank, 2012; Hack y von Bieberstein, 2015; Hack, von Bieberstein, y Kraiczy, 2016; Werner y Zank, 2017) que supone que el decisor no selecciona necesariamente un punto de referencia establecido a priori de manera exógena, sino que desarrolla sus puntos de referencia de manera dinámica y de acuerdo con sus preferencias.

Con cualquiera de estas dos opciones, puntos de referencia múltiples o endógenos, surge una dificultad de tipo metodológico relacionada con la recolección de evidencia sobre cuál es el punto o puntos de referencia, que el decisor está utilizando para cada una de sus decisiones. En ese sentido, podría ser útil un rediseño del experimento empírico (Capítulo 5) en el que se recolecte, de manera paralela, información de tipo cualitativo que contribuya a la recolección de evidencia, o podría pensarse en un rediseño

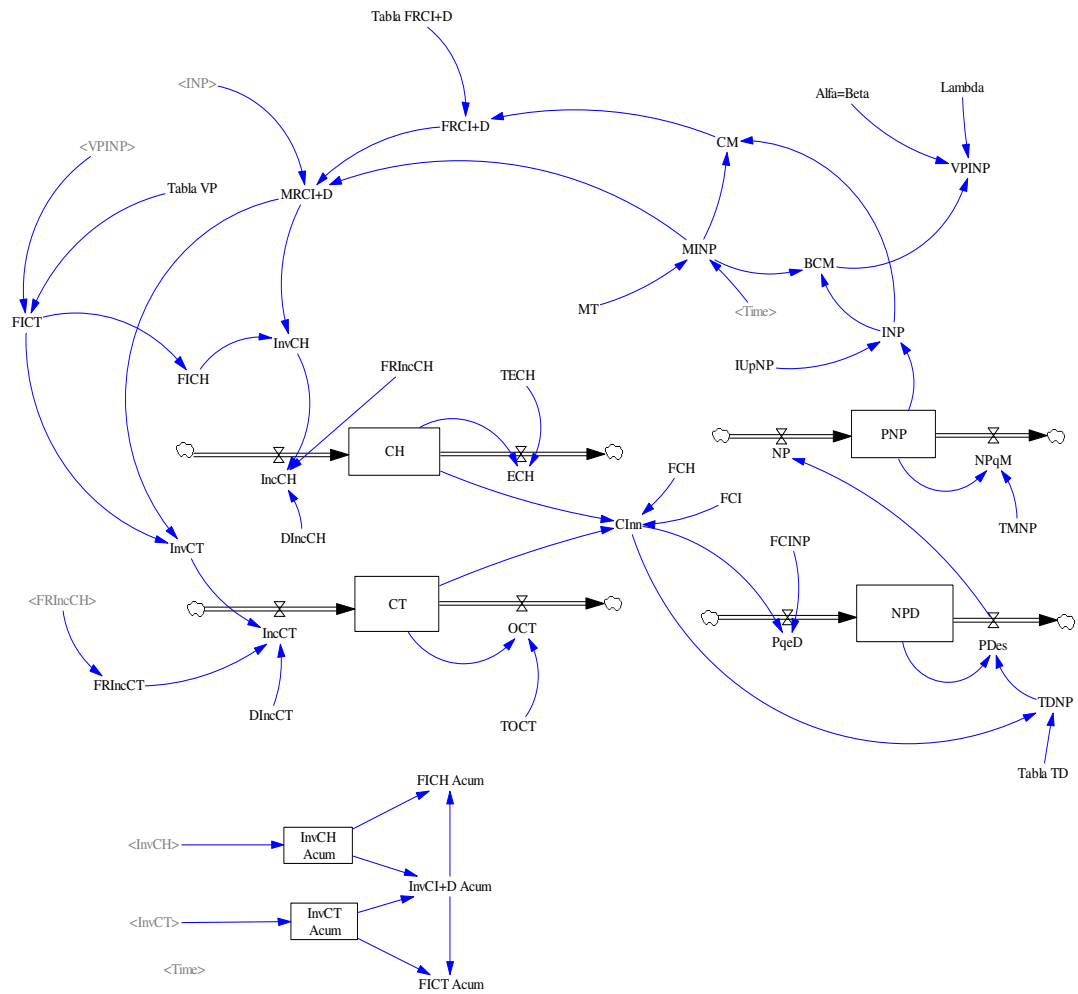
del micromundo que permita al investigador observar cuáles son las variables específicas que el decisor tiene en cuenta para cada una de sus decisiones.

5.5 BIBLIOGRAFÍA

- Adner, R. & Helfat, C. E. (2003). Corporate effects and dynamic managerial capabilities. *Strategic Management Journal*, 24(10), 1011-1025.
- Argyris, C. (1976). Single-loop and double-loop models in research on decision making. *Administrative Science Quarterly*, 363-375.
- Argyris, C. (1985). *Strategy, change and defensive routines*. Boston, MA: Pitman Publishing.
- Barlas, Y., & Kanar, K. (1999). A dynamic pattern-oriented test for model validation. In *Proceedings of 4th Systems Science European Congress* (pp. 269-286).
- Baucells, M., Weber, M., & Welfens, F. (2011). Reference-point formation and updating. *Management Science*, 57(3), 506-519.
- Davis, J. P., Eisenhardt, K. M., & Bingham, C. B. (2007). Developing theory through simulation methods. *Academy of Management Review*, 32(2), 480-499.
- Fiegenbaum, A., Hart, S., & Schendel, D. (1996). Strategic reference point theory. *Strategic Management Journal*, 17(3), 219-235.
- Fournier-Viger, P., Lin, J. C. W., Gomariz, A., Gueniche, T., Soltani, A., Deng, Z., & Lam, H. T. (2016). The SPMF Open-Source Data Mining Library Version 2. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases* (pp. 36-40). Springer International Publishing.
- Größler, A. (2004). Don't let history repeat itself--methodological issues concerning the use of simulators in teaching and experimentation. *System Dynamics Review*, 20(3), 263.
- Hack, A., & von Bieberstein, F. (2015). How expectations affect reference point formation: an experimental investigation. *Review of Managerial Science*, 9(1), 33-59.
- Hack, A., von Bieberstein, F., & Kraiczy, N. D. (2016). Reference point formation and new venture creation. *Small Business Economics*, 46(3), 447-465.
- Helfat, C. E. & Peteraf, M. A. (2003). The dynamic resource-based view: capability lifecycles. *Strategic Management Journal*, 24(10), 997-1010.

- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 47, 263-291.
- Koop, G. J., & Johnson, J. G. (2012). The use of multiple reference points in risky decision making. *Journal of Behavioral Decision Making*, 25(1), 49-62.
- Kunc, M. H. & Morecroft, J. D. (2010). Managerial decision making and firm performance under a resource based paradigm. *Strategic Management Journal*, 31(11), 1164-1182.
- Lin, J., Keogh, E., Wei, L., & Lonardi, S. (2007). Experiencing SAX: a novel symbolic representation of time series. *Data Mining and knowledge discovery*, 15(2), 107-144.
- Schmidt, U., & Zank, H. (2012). A genuine foundation for prospect theory. *Journal of Risk and Uncertainty*, 45(2), 97-113.
- Wang, X. T., & Johnson, J. G. (2012). A tri-reference point theory of decision making under risk. *Journal of experimental psychology: general*, 141(4), 743.
- Werner, K. M., & Zank, H. (2017). A revealed reference point for prospect theory. *Economic Theory*, 1-43.

Apéndice 3.A: Estructura detallada del modelo de simulación con regla de decisión basada en teoría de prospectos.



Apéndice 3.B: Ecuaciones del Modelo 1 en lenguaje Vensim.

- (01) "Alfa=Beta" = 0.88
- (02) $BCM = (INP - MINP) / INP$
- (03) $CH = INTEG(IncCH - ECH, 100)$
- (04) $Cl_{nn} = ((CH * FCH) + (CT * FCI)) * (CH * CT) / 100000 / 3.0$
- (05) $CM = INP / MINP$
- (06) $CT = INTEG(IncCT - OCT, 100)$
- (07) $DIncCH = 4$
- (08) $DIncCT = 2$
- (09) $ECH = CH * TECH$
- (10) $FCH = 0.36$
- (11) $FCI = 0.72$
- (12) $FCINP = 0.2$
- (13) $FICH = 1 - FICT$
- (14) $FICH\ Acum = XIDZ(InvCH\ Acum, "InvCI+D\ Acum", 0.5)$
- (15) $FICT = Tabla\ VP(VPINP)$

- (16) $FICT\ Acum = XIDZ(InvCT\ Acum, "InvCI+D\ Acum", 0.5)$
- (17) $FINAL\ TIME = 20$
 Units: Quarter
 The final time for the simulation.
- (18) $"FRCI+D" = "Tabla\ FRCI+D"(CM)$
- (19) $FRIncCH = RANDOM\ NORMAL(0.05, 0.15, 0.1, 0.03, 123)$
- (20) $FRIncCT = FRIncCH*2$
- (21) $IC\ Inv\ Margin\ Accum = IFNP\ Acum - Inv\ in\ IC\ Acum$
- (22) $IFNP\ Acum = INTEG(INP, 0)$
- (23) $IncCH = DELAY3I(InvCH, DIncCH, 50)*(1-FRIncCH)$
- (24) $IncCT = DELAY1I(InvCT, DIncCT, 50)*(1-FRIncCT)$
- (25) $INITIAL\ TIME = 1$
 Units: Quarter
 The initial time for the simulation.
- (26) $INP = PNP*IUpNP$
- (27) $Inv\ in\ IC\ Acum = INTEG("MRCI+D", 0)$
- (28) $InvCH = "MRCI+D"*FICH$

- (29) $\text{InvCH Acum} = \text{INTEG}(\text{InvCH}, 0)$
- (30) $\text{"InvCI+D Acum"} = \text{InvCH Acum} + \text{InvCT Acum}$
- (31) $\text{InvCT} = \text{"MRCI+D"} * \text{FICT}$
- (32) $\text{InvCT Acum} = \text{INTEG}(\text{InvCT}, 0)$
- (33) $\text{IUpNP} = 1$
- (34) $\text{Lambda} = -2.25$
- (35) $\text{MINP} = \text{MT}(\text{Time})$
- (36) $\text{"MRCI+D"} = \text{MIN}(\text{INP}, \text{MINP}) * \text{"FRCI+D"}$
- (37) $\text{MT}([(0,0)-(20,200)], (0,100), (4,120), (8,140), (12,160), (16,180), (20,200))$
- (38) $\text{NP} = \text{PDes}$
- (39) $\text{NPD} = \text{INTEG}(\text{PqeD} - \text{PDes}, 40)$
- (40) $\text{NPqM} = \text{PNP} / \text{TMNP}$
- (41) $\text{OCT} = \text{CT} * \text{TOCT}$
- (42) $\text{PDes} = \text{NPD} / \text{TDNP}$
- (43) $\text{PNP} = \text{INTEG}(\text{NP} - \text{NPqM}, 100)$
- (44) $\text{PqeD} = \text{CInn} * \text{FCINP}$

- (45) ROI = ZIDZ(IFNP Acum, Inv in IC Acum)
- (46) SAVEPER = TIME STEP
Units: Quarter
The frequency with which output is stored.
- (47) "Tabla FRCI+D"([(0,0)-(1,1)],(0,0),(0.1,0),(0.2,0.1),(0.3,0.1),(0.4,0.2),(0.5,0.25),(0.6,0.3),(0.7,0.35),(0.8,0.4),(0.9,0.45),(1,0.5))
- (48) Tabla TD([(0,0)-(100,10)],(40,4),(100,2))
- (49) Tabla VP([(-2,0)-(2,1)],(-2,1),(0,0.5),(2,0))
- (50) TDNP = Tabla TD(Cinn)
- (51) TECH = 0.025
- (52) TIME STEP = 1
Units: Quarter
The time step for the simulation.
- (53) TMNP = 8
- (54) TOCT = 0.025
- (55) VPINP = IF THEN ELSE(BCM=0, 0, IF THEN ELSE(BCM>0, BCM^"Alfa=Beta", Lambda*((BCM*(-1))^"Alfa=Beta")))

Apéndice 3.C: Glosario de siglas utilizadas para la descripción de las variables en los modelos de simulación.

SIGLA	DESCRIPCIÓN
BCM	Brecha Cumplimiento Meta
CH	Capital Humano
CInn	Capacidad de Innovación
CM	Cumplimiento Meta
CT	Capital Tecnológico
DIncCH	Demora Incremento Capital Humano
DIncCT	Demora Incremento Capital Tecnológico
ECH	Erosión Capital Humano
FCH	Factor Capital Humano
FCI	Factor Capital de Innovación
FCINP	Factor Capacidad de Innovación a Nuevos Productos
FICH	Fracción Inversiones en Capital Humano
FICH Acum	Fracción Inversiones en Capital Humano Acumuladas
FICT	Fracción Inversiones en Capital Tecnológico
FICT Acum	Fracción Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas
FRCl+D	Fracción de Reinversión en Capital I+D
FRIncCH	Factor de Riesgo en Incremento Capital Humano
FRIncCT	Factor de Riesgo en Incremento Capital Tecnológico
IncCH	Incremento Capital Humano
IncCT	Incremento Capital Tecnológico
INP	Ingresos por Nuevos Productos
InvCH	Inversiones en Capital Humano
InvCH Acum	Inversiones en Capital Humano Acumuladas
InvCH	Inversiones en Capital Humano
InvCI+D Acum	Inversiones en Capital de I+D Acumuladas
InvCT	Inversiones en Capital Tecnológico
InvCT Acum	Inversiones en Capital Tecnológico Acumuladas
IUpNP	Ingreso Unitario por Nuevo Producto

MINP	Meta de Ingresos por Nuevos Productos
MRCI+D	Monto de Reinversión en Capital I+D
MT	Metas Trimestrales
NP	Nuevos Productos
NPD	Nuevos Productos en Desarrollo
NPqM	Nuevos Productos que Maduran
OCT	Obsolescencia Capital Tecnológico
PDes	Productos Desarrollados
PNP	Portafolio de Nuevos Productos
PqeD	Productos que entran a Desarrollo
Tabla FRCI+D	Tabla de Fracción de Reinversión en Capital I+D
Tabla TD	Tabla Tiempo de Desarrollo
Tabla VP	Tabla de Valor Percibido
TDes	Tiempo de Desarrollo
TDNP	Tiempo de Desarrollo Nuevos Productos
TECH	Tasa de Erosión Capital Humano
Time	Período de Tiempo
TMNP	Tiempo de Maduración de Nuevos Productos
TOCT	Tasa de Obsolescencia Capital Tecnológico
VPINP	Valor Percibido de los Ingresos por Nuevos Productos

Apéndice 3.D: Valores numéricos de *FICT Acum* e *INP* en cada período para las simulaciones Sim 1.1 a Sim 1.9.

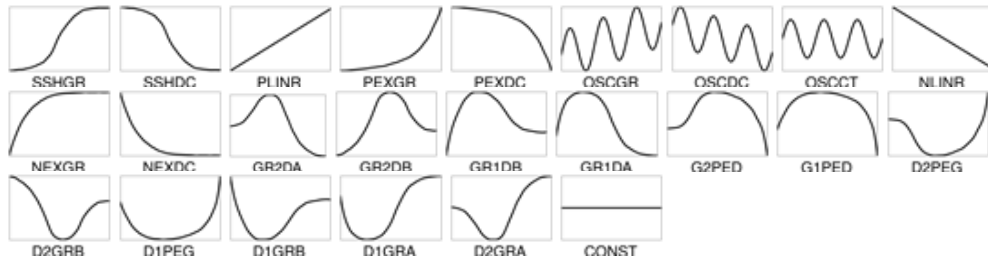
Tabla 3.D.1: Valores de *FICT Acum* en cada período para las nueve simulaciones experimentales.

Período (Trimestre)	Sim 1-1	Sim 1-2	Sim 1-3	Sim 1-4	Sim 1-5	Sim 1-6	Sim 1-7	Sim 1-8	Sim 1-9
1	0,500	0,500	0,500	0,500	0,500	0,500	0,500	0,500	0,500
2	0,525	0,519	0,514	0,551	0,538	0,528	0,608	0,580	0,559
3	0,538	0,530	0,524	0,579	0,562	0,549	0,666	0,631	0,604
4	0,553	0,543	0,536	0,607	0,589	0,574	0,727	0,687	0,655
5	0,567	0,557	0,549	0,636	0,616	0,600	0,782	0,746	0,711
6	0,580	0,570	0,562	0,664	0,644	0,627	0,814	0,783	0,753
7	0,593	0,583	0,575	0,689	0,670	0,653	0,836	0,809	0,782
8	0,604	0,594	0,586	0,712	0,693	0,676	0,853	0,828	0,805
9	0,613	0,604	0,596	0,731	0,712	0,696	0,867	0,845	0,824
10	0,621	0,612	0,604	0,745	0,727	0,711	0,881	0,861	0,841
11	0,627	0,618	0,610	0,755	0,737	0,721	0,893	0,875	0,857
12	0,630	0,621	0,613	0,760	0,742	0,726	0,904	0,888	0,872
13	0,631	0,622	0,614	0,762	0,743	0,727	0,914	0,899	0,881
14	0,632	0,623	0,614	0,761	0,742	0,726	0,922	0,904	0,883
15	0,631	0,622	0,614	0,758	0,739	0,723	0,923	0,902	0,880
16	0,630	0,620	0,612	0,753	0,734	0,717	0,919	0,895	0,872
17	0,628	0,618	0,609	0,746	0,727	0,710	0,909	0,884	0,859
18	0,625	0,615	0,606	0,737	0,719	0,702	0,895	0,868	0,842
19	0,621	0,611	0,602	0,727	0,708	0,692	0,874	0,847	0,822
20	0,615	0,606	0,597	0,714	0,696	0,680	0,848	0,821	0,797

Tabla 3.D.2: Valores de *INP* en cada período para las nueve simulaciones experimentales.

Período (Trimestre)	Sim1-1	Sim1-2	Sim1-3	Sim1-4	Sim1-5	Sim1-6	Sim1-7	Sim1-8	Sim1-9
1	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
2	97,5	97,5	97,5	97,5	97,5	97,5	97,5	97,5	97,5
3	93,1	93,1	93,1	93,1	93,1	93,1	93,1	93,1	93,1
4	87,9	87,9	87,9	87,9	87,9	87,9	87,9	87,9	87,9
5	83,1	83,1	83,1	83,2	83,1	83,1	83,2	83,2	83,2
6	80,4	80,3	80,3	80,5	80,5	80,4	80,9	80,8	80,7
7	80,1	80,0	79,9	80,6	80,4	80,3	81,7	81,4	81,1
8	82,3	82,1	82,0	83,4	83,1	82,9	85,9	85,3	84,7
9	87,2	87,0	86,8	89,5	89,0	88,5	93,4	92,7	91,9
10	94,4	94,1	93,8	97,9	97,4	96,8	101,4	100,7	100,0
11	102,6	102,3	102,0	105,6	105,1	104,6	109,0	108,4	107,8
12	109,9	109,6	109,3	113,0	112,4	112,0	116,6	116,0	115,5
13	116,7	116,4	116,2	120,4	119,9	119,3	124,3	123,8	123,2
14	123,7	123,3	123,0	128,2	127,5	127,0	132,4	131,9	131,4
15	130,8	130,4	130,0	136,1	135,4	134,8	141,0	140,4	139,9
16	138,3	137,8	137,4	144,6	143,8	143,0	150,2	149,7	149,2
17	146,6	146,0	145,5	153,9	152,9	152,1	160,5	160,0	159,3
18	156,1	155,4	154,8	164,5	163,4	162,3	172,2	171,5	170,6
19	167,0	166,1	165,4	176,5	175,2	174,0	185,3	184,2	183,1
20	179,6	178,6	177,7	190,5	188,9	187,4	199,8	198,5	197,2

Apéndice 3.E: Categorías (familias) de patrones dinámicos de comportamiento incluidas en el software BATS, junto con su código de identificación. A estas categorías debe agregarse el patrón constante e igual a 0 (ZERO0).



Apéndice 3.F: Resultados de la clasificación de los experimentos de simulación por medio del software BATS.

Behavior classification for Sim1-1:	Behavior classification for Sim2-1:	Behavior classification for Sim3-1:
1 zero0 : -10	1 zero0 : -10	1 zero0 : -10
2 const : -10	2 const : -10	2 const : -10
3 plinr : -10.2	3 plinr : -10.7	3 plinr : -9.479
4 nlinr : -12.71	4 nlinr : -12.5	4 nlinr : -12.66
5 nexgr : -1.652***	5 nexgr : -2.102***	5 nexgr : -1.87***
6 sshgr : -3.213	6 sshgr : -5.52	6 sshgr : -5.499
7 pexgr : -14.32	7 pexgr : -14.4	7 pexgr : -15.5
8 gr1da : -8.487	8 gr1da : -8.304	8 gr1da : -7.139
9 gr1db : -6.097	9 gr1db : -5.276	9 gr1db : -5.005
10 gr2da : -3.038	10 gr2da : -2.861	10 gr2da : -3.529
11 gr2db : -3.774	11 gr2db : -3.227	11 gr2db : -4.009
12 d1peg : -13.31	12 d1peg : -13.31	12 d1peg : -13.16
13 d2peg : -14.07	13 d2peg : -14.1	13 d2peg : -14.72
14 nexdc : -14.29	14 nexdc : -14.06	14 nexdc : -14.72
15 sshdc : -15.35	15 sshdc : -15.33	15 sshdc : -15.37
16 pexdc : -10.89	16 pexdc : -10.58	16 pexdc : -10.72
17 d1gra : -7.006	17 d1gra : -7.218	17 d1gra : -7.265
18 d1grb : -7.275	18 d1grb : -7.568	18 d1grb : -7.789
19 d2gra : -6.02	19 d2gra : -6.752	19 d2gra : -7.143
20 d2grb : -3.805	20 d2grb : -3.502	20 d2grb : -5.088
21 g1ped : -5.989	21 g1ped : -5.529	21 g1ped : -5.253
22 g2ped : -2.399	22 g2ped : -2.364	22 g2ped : -3.367
23 oscct : -7.242	23 oscct : -7.242	23 oscct : -7.242
24 oscgr : -7.242	24 oscgr : -7.242	24 oscgr : -7.242
25 oscdc : -10	25 oscdc : -10	25 oscdc : -10
Conclusion: nexgr with likelihood value of -1.6524	Conclusion: nexgr with likelihood value of -2.1020	Conclusion: nexgr with likelihood value of -1.8703
Behavior classification for Sim1-2:	Behavior classification for Sim2-2:	Behavior classification for Sim3-2:
1 zero0 : -10	1 zero0 : -10	1 zero0 : -10
2 const : -10	2 const : -10	2 const : -10
3 plinr : -10.28	3 plinr : -10.79	3 plinr : -9.662
4 nlinr : -12.66	4 nlinr : -12.46	4 nlinr : -12.55
5 nexgr : -1.837***	5 nexgr : -2.331***	5 nexgr : -2.172***
6 sshgr : -2.829	6 sshgr : -4.859	6 sshgr : -5.759
7 pexgr : -14.29	7 pexgr : -14.35	7 pexgr : -15.21
8 gr1da : -8.698	8 gr1da : -8.627	8 gr1da : -7.64
9 gr1db : -6.587	9 gr1db : -5.711	9 gr1db : -5.948
10 gr2da : -3.004	10 gr2da : -2.889	10 gr2da : -3.247
11 gr2db : -3.693	11 gr2db : -3.191	11 gr2db : -3.685
12 d1peg : -13.31	12 d1peg : -13.31	12 d1peg : -13.16
13 d2peg : -13.66	13 d2peg : -13.75	13 d2peg : -14.51
14 nexdc : -14.11	14 nexdc : -13.87	14 nexdc : -14.39
15 sshdc : -15.8	15 sshdc : -15.83	15 sshdc : -16.23
16 pexdc : -11.12	16 pexdc : -10.81	16 pexdc : -11.19
17 d1gra : -6.557	17 d1gra : -6.895	17 d1gra : -7.215
18 d1grb : -7.299	18 d1grb : -7.63	18 d1grb : -7.913
19 d2gra : -6.169	19 d2gra : -6.788	19 d2gra : -6.88
20 d2grb : -3.784	20 d2grb : -3.468	20 d2grb : -5.399
21 g1ped : -6.211	21 g1ped : -5.725	21 g1ped : -6.214
22 g2ped : -2.653	22 g2ped : -2.521	22 g2ped : -3.127
23 oscct : -7.242	23 oscct : -7.242	23 oscct : -7.242
24 oscgr : -7.242	24 oscgr : -7.242	24 oscgr : -7.242
25 oscdc : -10	25 oscdc : -10	25 oscdc : -10
Conclusion: nexgr with likelihood value of -1.8372	Conclusion: nexgr with likelihood value of -2.3313	Conclusion: nexgr with likelihood value of -2.1716
Behavior classification for Sim1-3:	Behavior classification for Sim2-3:	Behavior classification for Sim3-3:
1 zero0 : -10	1 zero0 : -10	1 zero0 : -10
2 const : -10	2 const : -10	2 const : -10
3 plinr : -10.34	3 plinr : -10.82	3 plinr : -10.02
4 nlinr : -12.62	4 nlinr : -12.42	4 nlinr : -12.45
5 nexgr : -2.031***	5 nexgr : -2.572***	5 nexgr : -2.488***
6 sshgr : -2.849	6 sshgr : -4.578	6 sshgr : -5.269
7 pexgr : -14.12	7 pexgr : -14.33	7 pexgr : -14.9
8 gr1da : -8.869	8 gr1da : -8.884	8 gr1da : -8.143
9 gr1db : -7.009	9 gr1db : -6.183	9 gr1db : -6.066
10 gr2da : -2.996	10 gr2da : -2.943	10 gr2da : -3.063
11 gr2db : -3.595	11 gr2db : -3.16	11 gr2db : -3.436
12 d1peg : -13.31	12 d1peg : -13.31	12 d1peg : -13.12
13 d2peg : -13.23	13 d2peg : -13.35	13 d2peg : -14.12
14 nexdc : -13.93	14 nexdc : -13.7	14 nexdc : -14.14
15 sshdc : -16.22	15 sshdc : -16.37	15 sshdc : -16.89
16 pexdc : -11.34	16 pexdc : -11.06	16 pexdc : -11.35
17 d1gra : -6.254	17 d1gra : -6.607	17 d1gra : -7.224
18 d1grb : -7.297	18 d1grb : -7.631	18 d1grb : -8.07
19 d2gra : -6.105	19 d2gra : -6.795	19 d2gra : -6.856
20 d2grb : -3.806	20 d2grb : -3.485	20 d2grb : -5.371
21 g1ped : -6.434	21 g1ped : -5.935	21 g1ped : -6.427
22 g2ped : -2.89	22 g2ped : -2.799	22 g2ped : -3.035
23 oscct : -7.242	23 oscct : -7.242	23 oscct : -7.242
24 oscgr : -7.242	24 oscgr : -7.242	24 oscgr : -7.242
25 oscdc : -10	25 oscdc : -10	25 oscdc : -10
Conclusion: nexgr with likelihood value of -2.0314	Conclusion: nexgr with likelihood value of -2.5723	Conclusion: nexgr with likelihood value of -2.4875

Apéndice 4.A: Cartilla Guía para el participante en el experimento empírico

GUÍA PARA EL SIMULADOR GERENCIAL “CONOCIMIENTO Y DESEMPEÑO”

INTRODUCCIÓN

Bienvenido al Simulador Gerencial “Conocimiento y Desempeño”.

Usted ha sido nombrado Gerente de I+D+I (Investigación, Desarrollo e Innovación) de InnoPharma, una firma farmacéutica con un fuerte énfasis en el incremento permanente de su portafolio de productos, como un componente importante de la propuesta de valor para sus clientes. De hecho, uno de los objetivos estratégicos de la compañía es el de incrementar los ingresos provenientes de nuevos productos en al menos un 100% al término de los próximos 5 años, y es pensando en lograr este objetivo que usted ha sido seleccionado como Gerente de I+D+I. Para lograr esta meta, usted estará a cargo de una importante decisión de asignación de recursos: usted debe decidir qué porcentaje de la cantidad presupuestada para inversión en Capital Intelectual es asignada a proyectos relacionados con Capital Tecnológico, siendo lo restante invertido en proyectos relacionados con Capital Humano. Esta decisión se toma por medio del botón deslizante que usted encontrará en el simulador. Cómo política de la compañía se puede reinvertir, en capital humano y tecnológico, un máximo del 50% de los ingresos generados por nuevos productos. El monto que se le asignará para reinversión en cada trimestre, dependerá del cumplimiento de la meta trimestral de Ingresos por Nuevos Productos de acuerdo con lo establecido en la Tabla 1. Usted puede manejar discrecionalmente como reparte estos recursos (entre 0 y 100% para proyectos relacionados con capital tecnológico).

% de cumplimiento de las metas trimestrales	% de los INP disponibles para reinversión
0	0
10	0
20	10
30	10
40	20
50	25
60	30
70	35
80	40
90	45
100	50

La **Figura 1** muestra el Mapa Estratégico de la División de Investigación, Desarrollo e Innovación de InnoPharma. La inversión en proyectos de capital humano y de innovación aumenta los niveles de Capital Humano y Capital de Innovación. La combinación de Capital Humano y Tecnológico (Capital Intelectual) determina la Capacidad de Innovación la cual, a su vez, influye sobre el número de productos que inician desarrollo cada trimestre y sobre el tiempo promedio de desarrollo de productos. Los productos desarrollados entran a alimentar el portafolio de nuevos productos y, por consiguiente, los Ingresos por Nuevos Productos, que es, en últimas, el objetivo estratégico de la División.

OBJETIVOS, INDICADORES Y METAS

Capital Humano y Capital de Innovación

La empresa mide el *Capital Humano* y el *Capital Tecnológico* a través del monto total de la inversión en cada uno de ellos, sin embargo el riesgo de que la inversión no se convierta en capital es dos veces mayor para la inversión en *Capital Tecnológico* que para la inversión en *Capital Humano*. Esto se ve en cierta forma compensado por el hecho de que el *Capital Tecnológico* tiene el doble de impacto sobre la *Capacidad de Innovación* que el *Capital Humano* y se demora la mitad del tiempo (2 trimestres) en empezar a dar resultados.

La tasa de obsolescencia del *Capital Tecnológico* es del 5% trimestral y la tasa de erosión del *Capital Humano* es del 2,5% trimestral.

La Gerencia General no ha planteado objetivos específicos para el *Capital Tecnológico* y el *Capital Humano*, pero está consciente de que se precisa que ambos capitales se desarrollen de manera paralela. El valor inicial de ambos capitales se considera como 100 unidades de Capital.

Capacidad de Innovación

La *Capacidad de Innovación* depende del nivel de desarrollo tanto del *Capital Humano* como del *Capital Tecnológico* y se mide a través de dos indicadores: *Nuevos Productos en Desarrollo* (valor actual: **40**, meta para el trimestre 20: **80**) y el *Tiempo de Desarrollo* (valor actual: **4** trimestres, meta para el trimestre 20: **2** trimestres)

Portafolio de Nuevos Productos

El *Portafolio de Nuevos Productos* incluye todos aquellos productos que tengan un período de vida actual no superior a 2 años (valor actual: **100**, meta para el trimestre 20: **200**).

Ingresos por Nuevos Productos

El ingreso promedio por cada producto nuevo es de 1 millón de euros por trimestre, por tanto el valor actual es de **100** millones de euros y la meta para el trimestre 20 es de **200** millones de euros.

Para este indicador se han establecido, sin embargo, metas trimestrales. Estas se muestran en el simulador mismo en la Tabla titulada ***Ingresos Esperados por Nuevos Productos***.

DECISIONES

Las decisiones se encuentran representadas por botones deslizantes en el simulador.

El botón ***Fracción Inversiones en I+D*** representa qué fracción de la reinversión total se orienta hacia *Capital Tecnológico* (mínimo=0, máximo=100%). El resto, por defecto, se orientará hacia *Capital Humano*. Tenga en cuenta que, de acuerdo con estudios realizados en el sector, en promedio un 20% de las inversiones en capital de innovación no se convierten en *Capital de Innovación* y el efecto de estas inversiones comienza a notarse 4 trimestres después, mientras que para las inversiones en capital humano estos valores son de un 10% en promedio y 2 trimestres de demora. Por otra parte, según este mismo estudio, el impacto del *Capital Tecnológico* sobre la *Capacidad de Innovación* es el doble del impacto del *Capital Humano*.

EVALUACIÓN DE DESEMPEÑO

Su nivel de desempeño será evaluado de acuerdo con el monto de Ingresos por Nuevos Productos en el trimestre 20.

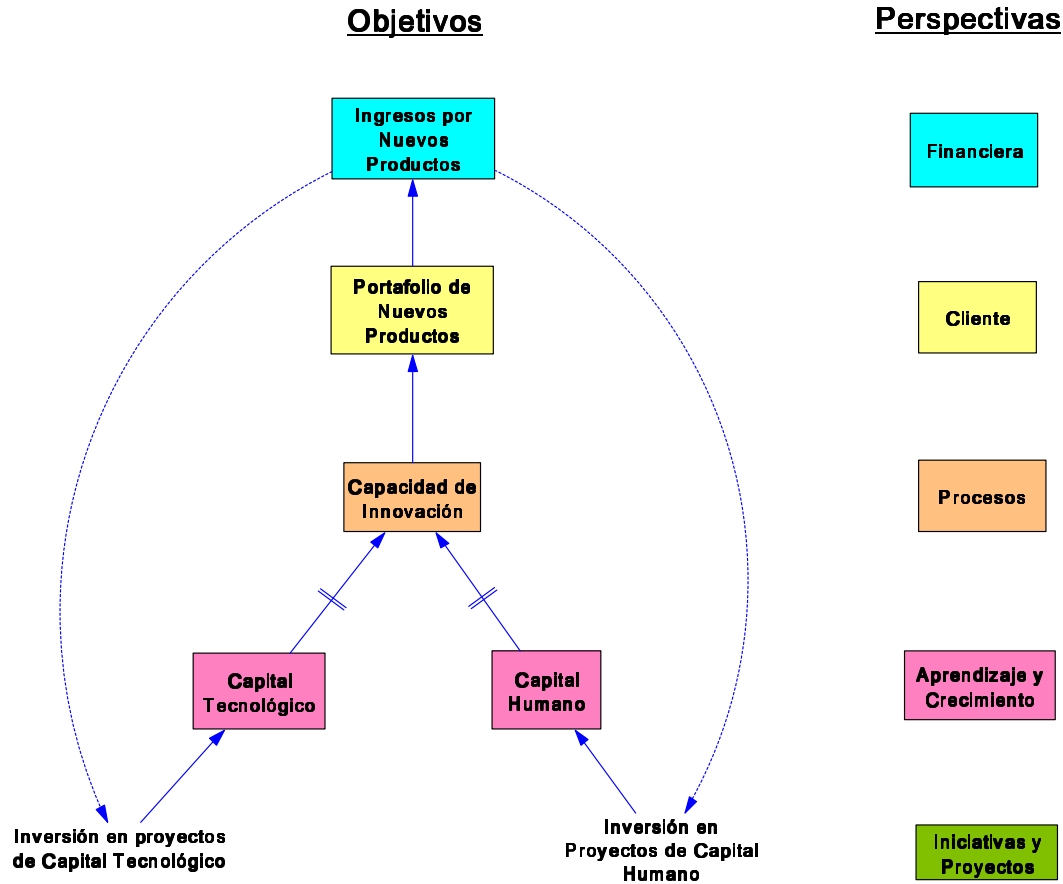


Figura 1. Mapa Estratégico de la División de I+D+I de InnoPharma.

Tabla Resumen

Variable	Valor Actual	Meta	Unidades
Capital Humano	100		Unidades de Capital
Capital Tecnológico	100		Unidades de Capital
Productos en Desarrollo	40	80	Unidades
Tiempo de Desarrollo	4	2	Trimestres
Portafolio de Nuevos Productos	100	200	Nuevos productos
Ingresos por Nuevos Productos	100	200	Millones de euros

INSTRUCCIONES DE OPERACIÓN:

1. Descargue el simulador, desde la siguiente dirección URL:
<http://goo.gl/mmQBD>
2. Abra el programa **ithink** (Inicio → Programas → Laboratorio Industrial → ithink 9.1.4)
3. Una vez abierto ithink, abra el archivo (File → Open) que descargó previamente.
4. Abra un archivo en Excel y renómbrelo (Guardar Cómo) con la inicial de su nombre y su primer apellido completo
5. Corra el simulador sin buscar ningún objetivo, con el fin de familiarizarse con su funcionamiento
6. Una vez se sienta cómodo manejando el simulador, haga una simulación buscando los objetivos propuestos, siguiendo una estrategia, exporte los resultados a la Hoja 1 de su archivo (Edit → Export Data). Ver Figura 2. En un cuadro de texto en la misma Hoja describa brevemente la estrategia que siguió.
7. Haga una nueva simulación procurando mejorar el resultado y guarde los resultados en la Hoja 2 de su archivo. (Edit → Export Data). En un cuadro de texto en la misma Hoja describa brevemente la estrategia que siguió.
8. Envíe el archivo de Excel con los datos al correo electrónico xxxxxxx@xxxx.com colocando en "Asunto:" Taller Simulador Análisis de Decisiones.

Apéndice 4.B: Resultados de la discretización SAX para las series de tiempo del experimento empírico (Exp 1-1 a Exp 15-2) y los experimentos de simulación (Sim 1-1 a Sim 3-3)

Serie de Tiempo	Discretización SAX				
Exp11	1	1	2	4	5
Exp12	1	2	3	5	5
Exp21	5	2	2	2	1
Exp22	1	3	4	4	5
Exp31	1	2	3	4	5
Exp32	5	2	2	2	2
Exp41	5	3	3	2	1
Exp42	4	5	2	2	2
Exp51	5	3	2	2	2
Exp52	5	2	3	2	3
Exp61	1	2	3	5	5
Exp62	2	1	3	5	5
Exp71	1	3	3	4	4
Exp72	1	2	3	4	5
Exp81	1	2	4	4	5
Exp82	5	3	2	2	1
Exp91	1	3	4	4	4
Exp92	1	3	4	4	4
Exp101	5	4	2	2	2
Exp102	2	4	5	2	1
Exp111	5	3	2	2	3
Exp112	1	3	3	4	5
Exp121	5	4	3	2	1
Exp122	5	4	3	2	1
Exp131	1	3	3	3	5
Exp132	1	2	3	3	5
Exp141	1	2	4	4	5
Exp142	1	2	3	4	5
Exp151	1	3	4	4	3
Exp152	2	2	2	4	5
Sim3-3	1	3	4	5	4
Sim3-2	1	3	4	5	4
Sim3-1	1	3	4	4	4
Sim2-3	1	2	4	5	4
Sim2-2	1	2	4	4	4
Sim2-1	1	2	4	4	4
Sim1-3	1	2	4	5	4
Sim1-2	1	2	4	4	4
Sim1-1	1	2	4	4	4

Apéndice 4.C: Clasificación, por medio del método *k-medias*, de las series de tiempo provenientes de experimentos con simulación (Sim) y de experimentos empíricos (Exp) para cada valor predeterminado de *k*.

Tabla 4.C.1: Clasificación, por medio del método *k-medias*, de las series de tiempo provenientes de experimentos con simulación (Sim) y de experimentos empíricos (Exp) para *k*=3 (izquierda) y *k*=4 (derecha).

Clúster			Clúster			
1	2	3	1	2	3	4
Exp 1-1	Exp 10-2	Exp 2-1	Exp11	Exp41	Exp21	Exp102
Exp 1-2		Exp 3-2	Exp12	Exp42	Exp32	Exp151
Exp 2-2		Exp 4-1	Exp22	Exp82	Exp51	
Exp 3-1		Exp 4-2	Exp31	Exp101	Exp52	
Exp 6-1		Exp 5-1	Exp61	Exp121	Exp111	
Exp 6-2		Exp 5-2	Exp62	Exp122		
Exp 7-1		Exp 8-2	Exp71			
Exp 7-2		Exp 10-1	Exp72			
Exp 8-1		Exp 11-1	Exp81			
Exp 9-1		Exp 12-1	Exp91			
Exp 9-2		Exp 12-2	Exp92			
Exp 11-2			Exp112			
Exp 13-1			Exp131			
Exp 13-2			Exp132			
Exp 14-1			Exp141			
Exp 14-2			Exp142			
Exp 15-1			Exp152			
Exp 15-2			Sim3-3			
Sim3-3			Sim3-2			
Sim3-2			Sim3-1			
Sim3-1			Sim2-3			
Sim2-3			Sim2-2			
Sim2-2			Sim2-1			
Sim2-1			Sim1-3			
Sim1-3			Sim1-2			
Sim1-2			Sim1-1			
Sim1-1						

Tabla 4.C.2: Clasificación, por medio del método *k-medias*, de las series de tiempo provenientes de experimentos con simulación (Sim) y de experimentos empíricos (Exp) para $k=5$ (parte superior) y $k=7$ (parte inferior).

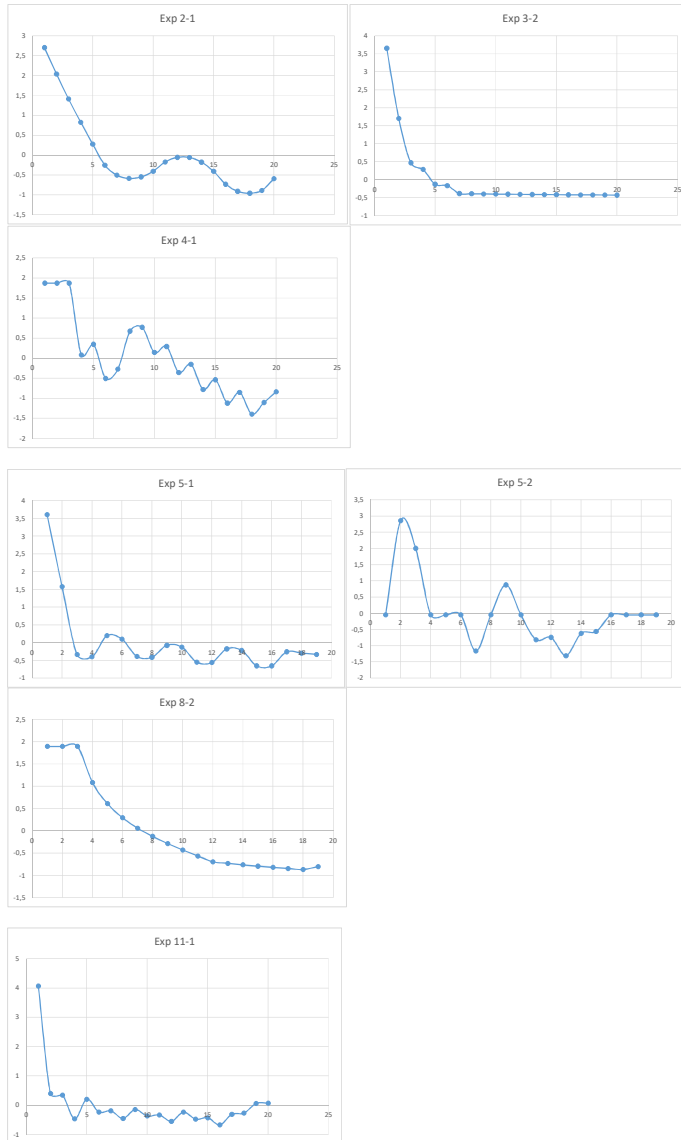
Clúster				
1	2	3	4	5
Exp 2-1	Exp 1-1	Exp 10-2	Exp 2-2	Exp 4-2
Exp 3-2	Exp 1-2		Exp 7-1	Exp 10-1
Exp 4-1	Exp 3-1		Exp 9-1	Exp 12-1
Exp 5-1	Exp 6-1		Exp 9-2	Exp 12-2
Exp 5-2	Exp 6-2		Exp 15-1	
Exp 8-2	Exp 7-2		Sim 3-3	
Exp 11-1	Exp 8-1		Sim 3-2	
	Exp 11-2		Sim 3-1	
	Exp 13-1		Sim 2-3	
	Exp 13-2		Sim 2-2	
	Exp 14-1		Sim 2-1	
	Exp 14-2		Sim 1-3	
	Exp 15-2		Sim 1-2	
			Sim1-1	

Clúster						
1	2	3	4	5	6	7
Exp11	Exp41	Exp21	Exp22	Exp 4-2	Exp 5-2	Exp 10-2
Exp12	Exp101	Exp32	Exp71		Exp 11-1	
Exp31	Exp121	Exp51	Exp91			
Exp61	Exp122	Exp82	Exp92			
Exp62			Exp151			
Exp72			Sim3-3			
Exp81			Sim3-2			
Exp112			Sim3-1			
Exp131			Sim2-3			
Exp132			Sim2-2			
Exp141			Sim2-1			
Exp142			Sim1-3			
Exp152			Sim1-2			
			Sim1-1			

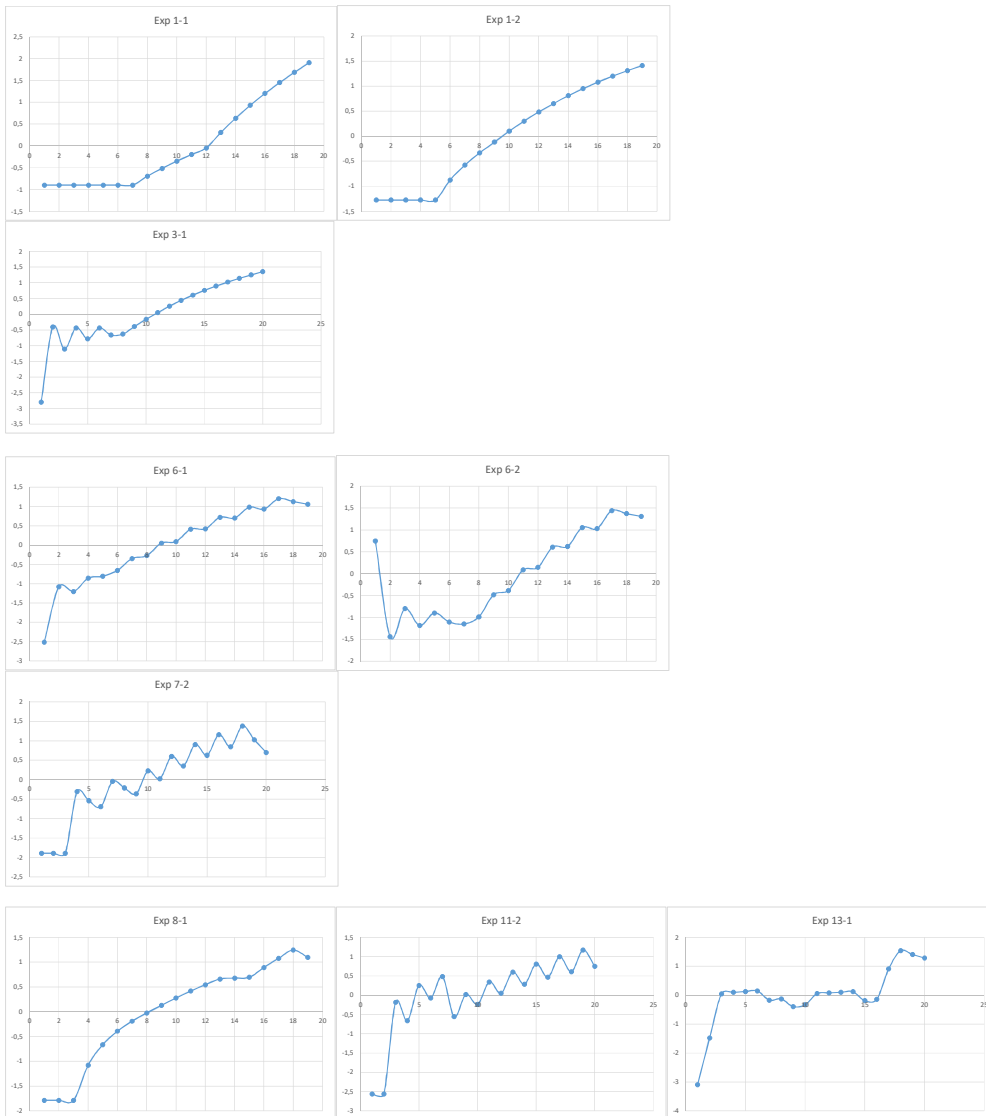
Apéndice 4.D: Curvas de series de tiempo clasificadas en cada grupo (clúster) con el método *k-medias* para $k=5$.

Nota: En el clúster 3, se incluyó solamente una (Sim 3-3), de un total de 9, de las series de tiempo originadas por los experimentos con simulación (Sim 1-1 a Sim 3-3) debido a la similitud morfológica entre las mismas.

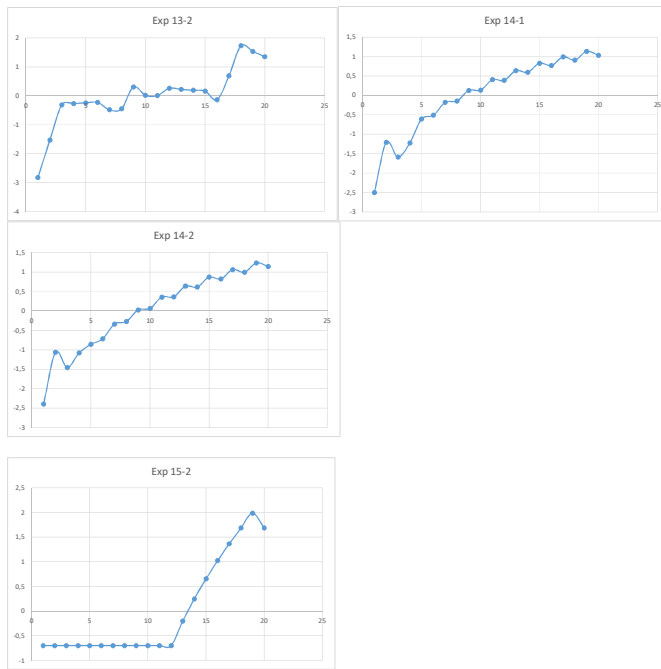
Clúster 1



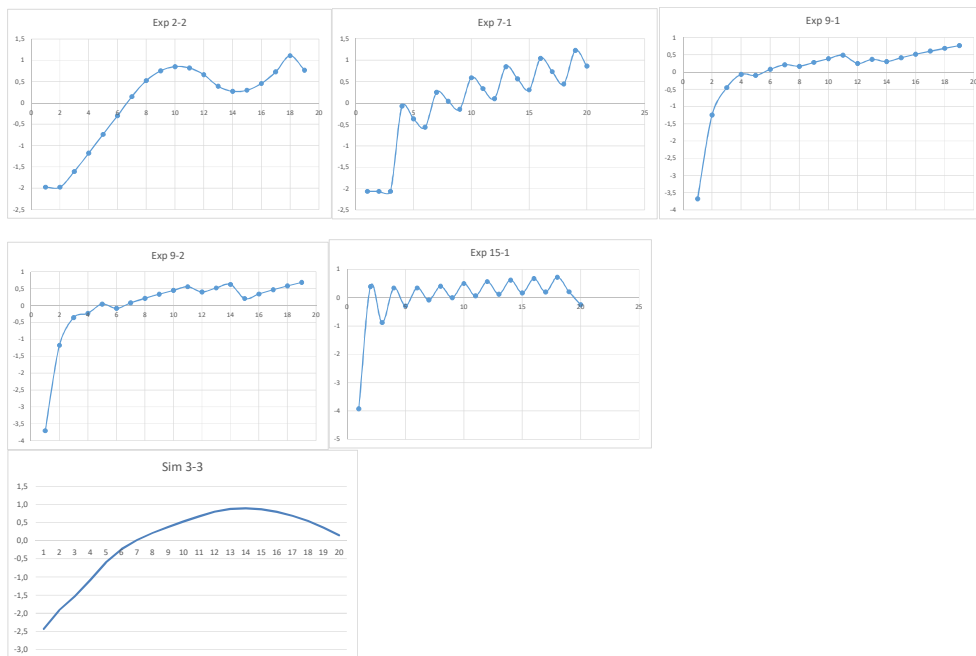
Clúster 2



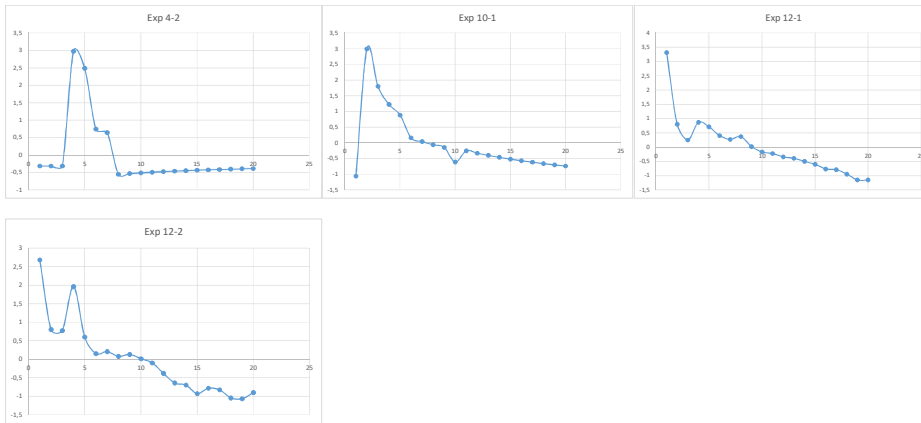
Clúster 2 (continuación)



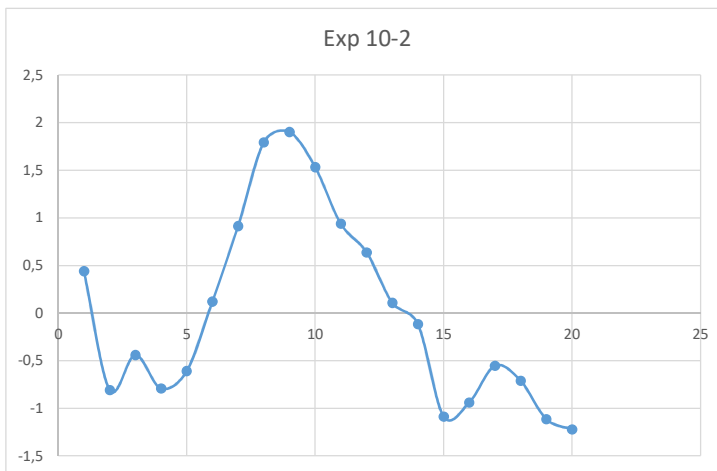
Clúster 3



Clúster 4



Clúster 5: caso atípico (Exp 10-2)



Apéndice 4.E: Resultados arrojados por SPSS para las pruebas de normalidad, homogeneidad de varianzas, y ausencia de datos atípicos, para los datos de cada grupo (clúster) de la tabla 3.8. Las siglas A, B, D y E, corresponden al clúster 1, 2, 3 y 4 respectivamente.

		Pruebas de normalidad					
		Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Grupos2	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
INP2	A	,273	7	,123	,888	7	,263
	B	,178	13	,200*	,918	13	,239
	D	,206	5	,200*	,940	5	,666
	E	,256	4	.	,848	4	,218

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

Prueba de igualdad de Levene de varianzas de error^a

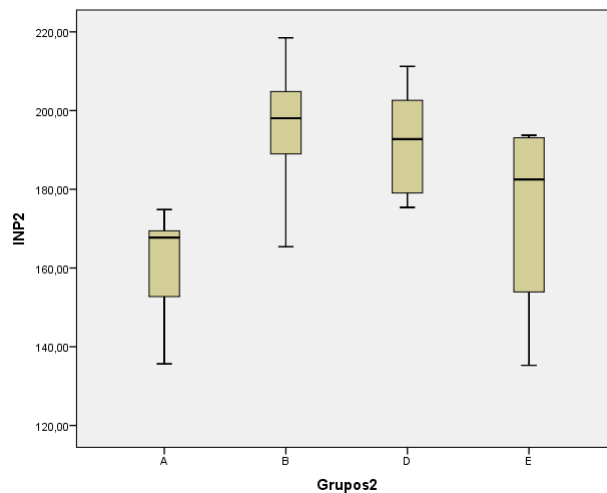
Variable dependiente: INP2

F	df1	df2	Sig.
,903	3	25	,454

Prueba la hipótesis nula que la varianza de error de la variable dependiente es igual entre grupos.

a. Diseño : Intersección + Grupos2

Diagrama de caja para los cuatro grupos donde se muestra que no hay datos atípicos



Apéndice 4.F: Resultados del análisis descriptivo exploratorio y de las pruebas de normalidad con SPSS, para los datos de desempeño en el último período, de los experimentos con simulación (SIM) y de los experimentos empíricos (EXP).

Tabla 4.F.1: Estadísticos descriptivos de los resultados de desempeño de los experimentos con simulación (SIM).

Descriptivos - SIM

		Estadístico	Error estándar	
SIM	Media	188,6878	2,89251	
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	182,0176	
		Límite superior	195,3579	
	Media recortada al 5%	188,6814		
	Mediana	188,9100		
	Varianza	75,299		
	Desviación estándar	8,67752		
	Mínimo	177,67		
	Máximo	199,82		
	Rango	22,15		
	Rango intercuartil	18,73		
	Asimetría	-,042	,717	
	Curtosis	-1,657	1,400	

Tabla 4.F.2: Estadísticos descriptivos de los resultados de desempeño de los experimentos empíricos (EXP).

Descriptivos - EXP

		Estadístico	Error estándar	
EXP	Media	183,4683	3,90989	
	95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	175,4717	
		Límite superior	191,4649	
	Media recortada al 5%	184,3269		
	Mediana	188,5932		
	Varianza	458,618		
	Desviación estándar	21,41537		
	Mínimo	135,27		
	Máximo	218,50		
	Rango	83,23		
	Rango intercuartil	31,40		
	Asimetría	-,655	,427	
	Curtosis	-,099	,833	

Apéndice 4.G: Resultados de las pruebas de normalidad con SPSS, de los datos de desempeño en el último período, para los experimentos con simulación (SIM) y los experimentos empíricos (EXP).

Tabla 4.G.1: Resultado de las pruebas de normalidad para los datos de desempeño de los experimentos con simulación (SIM).

	Pruebas de normalidad					
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
SIM	,185	9	,200*	,898	9	,242

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

Tabla 4.G.2: Resultado de las pruebas de normalidad para los datos de desempeño de los experimentos empíricos (EXP).

	Pruebas de normalidad					
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
EXP	,153	30	,070	,948	30	,151

a. Corrección de significación de Lilliefors

LISTA COMPLETA DE REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

A

- Abdellaoui, M., Bleichrodt, H., & Kammoun, H. (2013). Do financial professionals behave according to prospect theory? An experimental study. *Theory and Decision*, 74(3), 411-429.
- Adner, R. & Helfat, C. E. (2003). Corporate effects and dynamic managerial capabilities. *Strategic Management Journal*, 24(10), 1011-1025.
- Ancona, D. G., Goodman, P. S., Lawrence, B. S., & Tushman, M. L. (2001). Time: A new research lens. *Academy of Management Review*, 26(4), 645-663.
- Arango Aramburo, S., Castañeda Acevedo, J. A., & Olaya Morales, Y. (2012). Laboratory experiments in the system dynamics field. *System Dynamics Review*, 28(1), 94-106.
- Arenas, F. A. & Hamann, F. (2005). *An adaptive expectations approach to the mechanisms of transmission model of the Central Bank of Colombia*. Proceedings of the 23rd International Conference of the System Dynamics Society. Boston, MA, USA.
- Arenas F. A. (2014). *Dynamic simulation and microworlds: a tool for research on managerial decision making*. Proceedings of the EURAM (European Academy of Management) 2014 Conference. Valencia, Spain.
- Argyris, C. (1976). Single-loop and double-loop models in research on decision making. *Administrative Science Quarterly*, 363-375.
- Argyris, C. (1985). *Strategy, change and defensive routines*. Boston, MA: Pitman Publishing.
- Arrfelt, M., Wiseman, R. M., & Hult, G. T. M. (2013). Looking backward instead of forward: Aspiration-driven influences on the efficiency of the capital allocation process. *Academy of Management Journal*, 56(4), 1081-1103.
- Arrfelt, M., Wiseman, R. M., McNamara, G., & Hult, G. T. M. (2015). Examining a key corporate role: The influence of capital allocation competency on business unit performance. *Strategic Management Journal*, 36(7), 1017-1034.

Atkin, R. (1974). *Mathematical structure in human affairs*. Heinemann Educational Publishers.

Augier, M., & Teece, D. J. (2009). Dynamic capabilities and the role of managers in business strategy and economic performance. *Organization science*, 20(2), 410-421.

B

Bamberger, P., & Fiegenbaum, A. (1996). The role of strategic reference points in explaining the nature and consequences of human resource strategy. *Academy of Management Review*, 21(4), 926-958.

Barlas, Y., & Carpenter, S. (1990). Philosophical roots of model validation: two paradigms. *System Dynamics Review*, 6(2), 148-166.

Barlas, Y. (1996). Formal aspects of model validity and validation in system dynamics. *System Dynamics Review*, 12(3), 183-210.

Barlas, Y., & Kanar, K. (1999). A dynamic pattern-oriented test for model validation. In *Proceedings of 4th Systems Science European Congress* (pp. 269-286).

Bass, F. M. (1969). A new product growth for model consumer durables. *Management Science*, 15(5), 215-227.

Baucells, M., & Rata, C. (2006). A survey study of factors influencing risk-taking behavior in real-world decisions under uncertainty. *Decision Analysis*, 3(3), 163-176.

Baucells, M., Weber, M., & Welfens, F. (2011). Reference-point formation and updating. *Management Science*, 57(3), 506-519.

Bellner, B. W. & MacLean, D. (2015). Dynamic managerial capabilities and competitive advantage. *Strategic Management Quarterly*, 3(3), 1-23.

Boekestein, B. (2006). The relation between intellectual capital and intangible assets of pharmaceutical companies. *Journal of Intellectual Capital*, 7(2), 241-253.

Bono, J. E., & McNamara, G. (2011). Publishing in AMJ—part 2: Research design. *Academy of Management Journal*, 54(4), 657-660.

Brehmer, B. (1992). Dynamic decision making: human control of complex systems, *Acta Psychologica*, 81(3), 211-241.

Brehmer, B., & Dörner, D. (1993). Experiments with computer-simulated microworlds: Escaping both the narrow straits of the laboratory and the deep blue sea of the field study. *Computers in Human Behavior*, 9(2), 171-184.

Bromiley, P. (2009). A prospect theory model of resource allocation. *Decision Analysis*, 6(3), 124-138.

Bromiley, P. (2010). Looking at prospect theory. *Strategic Management Journal*, 31(12), 1357-1370.

Bromiley, P., Rau, D., & Zhang, Y. (2017). Is R&D risky?. *Strategic Management Journal*, 38(4), 876-891.

C

Chen, W. R. (2008). Determinants of firms' backward-and forward-looking R&D search behavior. *Organization Science*, 19(4), 609-622.

Cyert, R. M., & March, J. G. (1963). *A behavioral theory of the firm*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.

D

Davies, R. B. & Pickles, A.R. (1985). Longitudinal versus cross-sectional methods for behavioural research: A first-round knockout. *Environment and Planning A*, 17(10), 1315-1329.

Davis, J. P., Eisenhardt, K. M., & Bingham, C. B. (2007). Developing theory through simulation methods. *Academy of Management Review*, 32(2), 480-499.

Dierickx, I. & Cool, K. (1989). Asset stock accumulation and sustainability of competitive advantage. *Management Science*, 35(12), 1504-1511.

Doyle, J. K., & Ford, D. N. (1998). Mental models concepts for system dynamics research. *System Dynamics Review*, 14(1), 3-29.

Doyle, J. K., & Ford, D. N. (1999). Mental models concepts revisited: some clarifications and a reply to Lane. *System Dynamics Review*, 15(4), 411.

F

Fiegenbaum, A., Hart, S., & Schendel, D. (1996). Strategic reference point theory. *Strategic Management Journal*, 219-235.

Folger, R., & Turillo, C. J. (1999). Theorizing as the thickness of thin abstraction. *Academy of Management Review*, 24(4), 742-758.

Forrester, J.W. (1961). *Industrial dynamics*. Cambridge, MA: MIT Press

Forrester, J. W. (1994). System dynamics, systems thinking, and soft OR. *System Dynamics Review*, 10(2-3), 245-256.

Fournier-Viger, P., Lin, J. C. W., Gomariz, A., Gueniche, T., Soltani, A., Deng, Z., & Lam, H. T. (2016). The SPMF Open-Source Data Mining Library Version 2. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases* (pp. 36-40). Springer International Publishing.

G

Gary, M. S., & Wood, R. E. (2011). Mental models, decision rules, and performance heterogeneity. *Strategic Management Journal*, 32(6), 569-594.

Gonzalez, C., Vanyukov, P., & Martin, M. K. (2005). The use of microworlds to study dynamic decision making. *Computers in human behavior*, 21(2), 273-286.

Groesser, S. N., & Schwaninger, M. (2012). Contributions to model validation: hierarchy, process, and cessation. *System Dynamics Review*, 28(2), 157-181.

Größler, A. (2004). Don't let history repeat itself--methodological issues concerning the use of simulators in teaching and experimentation. *System Dynamics Review*, 20(3), 263.

Gurevich, G., Kliger, D., & Levy, O. (2009). Decision-making under uncertainty--A field study of cumulative prospect theory. *Journal of*

Banking & Finance, 33(7), 1221-1229.

H

Hack, A., & von Bieberstein, F. (2015). How expectations affect reference point formation: an experimental investigation. *Review of Managerial Science*, 9(1), 33-59.

Hack, A., von Bieberstein, F., & Kraiczy, N. D. (2016). Reference point formation and new venture creation. *Small Business Economics*, 46(3), 447-465.

Harrison, J. R., Lin, Z., Carroll, G. R. & Carley, K. M. (2007). Simulation modeling in organizational and management research. *Academy of Management Review*, 32(4), 1229.

He, Y., & Kundu, A. (1991). Shape classification using hidden markov model. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1991. ICASSP 1991 International Conference* (pp. 2373-2376). IEEE.

Heath, C., Larrick, R. P., & Wu, G. (1999). Goals as reference points. *Cognitive psychology*, 38(1), 79-109.

Helfat, C. E. & Peteraf, M. A. (2003). The dynamic resource-based view: capability lifecycles. *Strategic Management Journal*, 24(10), 997-1010.

Helfat, C. E., Finkelstein, S., Mitchell, W., Peteraf, M., Singh, H., Teece, D., & Winter, S. G. (2009). *Dynamic capabilities: Understanding strategic change in organizations*. John Wiley & Sons.

Helfat, C. E., & Peteraf, M. A. (2015). Managerial cognitive capabilities and the microfoundations of dynamic capabilities. *Strategic Management Journal*, 36(6), 831-850.

Helfat, C. E. & Martin, J. (2015). Dynamic managerial capabilities: a perspective on the relationship between managers, creativity, and innovation in organizations. In C. Shalley, M. A. Hitt & J. Zhou (Eds.), *The Oxford handbook of creativity, innovation, and entrepreneurship* (pp. 421-432). Oxford, UK: Oxford University Press.

Holmes Jr, R. M., Bromiley, P., Devers, C. E., Holcomb, T. R., & McGuire, J. B. (2011). Management theory applications of prospect theory: Accomplishments, challenges, and opportunities. *Journal of Management*, 37(4), 1069-1107.

Hoskisson, R. E., Chirico, F., Zyung, J., & Gambeta, E. (2017). Managerial Risk Taking: A Multitheoretical Review and Future Research Agenda. *Journal of Management*, 43(1), 137-169.

J

Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651-666.

Jeffrey, S. A., Onay, S., & Larrick, R. P. (2010). Goal attainment as a resource: The cushion effect in risky choice above a goal. *Journal of Behavioral Decision Making*, 23(2), 191-202.

K

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 47, 263-291.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2004). *Strategy maps: Converting intangible assets into tangible outcomes*. Harvard Business Press.

Kazakov, R., & Kunc, M. (2016). Foreseeing the dynamics of strategy: an anticipatory systems perspective. *Systemic Practice and Action Research*, 29(1), 1-25.

Ketchen Jr, D. J., & Shook, C. L. (1996). The application of cluster analysis in strategic management research: an analysis and critique. *Strategic Management Journal*, 17(6), 441-458.

Keys, P. (1988). System dynamics: a methodological perspective. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 10(4), 218-224.

Koop, G. J., & Johnson, J. G. (2012). The use of multiple reference points in risky decision making. *Journal of Behavioral Decision Making*, 25(1), 49-62.

Kor, Y. Y., & Mahoney, J. T. (2005). How dynamics, management, and governance of resource deployments influence firm-level performance. *Strategic Management Journal*, 26(5), 489-496.

- Kor, Y. Y., & Mesko, A. (2013). Dynamic managerial capabilities: Configuration and orchestration of top executives' capabilities and the firm's dominant logic. *Strategic Management Journal*, 34(2), 233-244.
- Kotlar, J., De Massis, A., Fang, H., & Frattini, F. (2014). Strategic reference points in family firms. *Small Business Economics*, 43(3), 597-619.
- Kunc, M. H. & Morecroft, J. D. (2010). Managerial decision making and firm performance under a resource based paradigm. *Strategic Management Journal*, 31(11), 1164-1182.
- Kunc, M. (2016). System dynamics: a behavioral modeling method. In *Proceedings of the 2016 Winter Simulation Conference* (53-64), IEEE Press.
- Kusiak, A. (2002, March). Data mining and decision making. In *AeroSense 2002* (pp. 155-165). International Society for Optics and Photonics.

L

- Lane, D. C. (1995). On a resurgence of management simulations and games. *Journal of the Operational Research Society*, 46(5), 604-625.
- Lane, D. C. (2015). Validity is a matter of confidence-but not just in system dynamics. *Systems Research & Behavioral Science*, 32(4), 450-458.
- Larrick, R. P., Heath, C., & Wu, G. (2009). Goal-induced risk taking in negotiation and decision making. *Social Cognition*, 27(3), 342-364
- Larsen, R. J., & Marx, M. L. (2005). *An introduction to mathematical statistics and its applications* (4th ed.). Prentice-Hall.
- Lee, H., & Liebenau, J. (1999). Time in organizational studies: Towards a new research direction. *Organization Studies*, 20(6), 1035-1058.
- Lehner, J. M. (2000). Shifts of reference points for framing of strategic decisions and changing risk-return associations. *Management Science*, 46(1), 63-76.
- Levene, H. (1961). Robust tests for equality of variances. *Contributions to probability and statistics. Essays in honor of Harold Hotelling*, 279-292.
- Lin, J., Keogh, E., Wei, L., & Lonardi, S. (2007). Experiencing SAX: a novel symbolic representation of time series. *Data Mining and knowledge discovery*, 15(2), 107-144.

Lin, J., Williamson, S., Borne, K., & DeBarr, D. (2012). Pattern recognition in time series. *Advances in Machine Learning and Data Mining for Astronomy*, 1, 617-645.

M

Meadows, D. L., Fiddaman, T., & Shannon, D. (1993). Fish Banks, Ltd. A Microcomputer Assisted Group Simulation That Teaches Principles of Sustainable Management of Renewable Natural Resources. *Laboratory for Interactive Learning, Hood House, University of New Hampshire, Durham, NH.*

Menard, S. (2002). *Longitudinal Research* (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage

Merton, R. K. (1968). *Social theory and social structure*. Free Press, New York.

Mezias, S. J., Chen, Y. R., & Murphy, P. R. (2002). Aspiration-level adaptation in an American financial services organization: A field study. *Management Science*, 48(10), 1285-1300.

Mitchell, T. R. & James, L. R. (2001). Building better theory: Time and the specification of when things happen. *Academy of Management Review*, 26(4), 530-547.

P

Paich, M., & Sterman, J. D. (1993). Boom, bust, and failures to learn in experimental markets. *Management Science*, 39(12), 1439-1458.

Pettigrew, A. M. (1990). Longitudinal field research on change: Theory and practice. *Organization Science*, 1(3), 267-292.

Pitariu, A. H., & Ployhart, R. E. (2010). Explaining change: Theorizing and testing dynamic mediated longitudinal relationships. *Journal of Management*, 36(2), 405-429.

Ployhart, R. E., & Vandenberg, R. J. (2010). Longitudinal research: The theory, design, and analysis of change. *Journal of Management*, 36(1), 94-120.

- Ployhart, R. E., & Ward, A. K. (2011). The “quick start guide” for conducting and publishing longitudinal research. *Journal of Business and Psychology, 26*(4), 413-422.
- Prahalad, C. K., & Bettis, R. A. (1986). The dominant logic: A new linkage between diversity and performance. *Strategic management journal, 7*(6), 485-501.
- Priem, R. L. & Butler, J. E. (2001). Is the resource-based “view” a useful perspective for strategic management research? *Academy of Management Review, 26*(1), 22-40.
- Punj, G., & Stewart, D. W. (1983). Cluster analysis in marketing research: Review and suggestions for application. *Journal of marketing research, 134-148*.

R

- Rouwette, E. A., Größler, A., & Vennix, J. A. (2004). Exploring influencing factors on rationality: a literature review of dynamic decision-making studies in system dynamics. *Systems Research and Behavioral Science, 21*(4), 351-370.
- Ruspini, E. (1999). Longitudinal research and the analysis of social change. *Quality and Quantity, 33*, 219-227.
- Ruspini, E. (2000). Longitudinal research in the social sciences. *Social Research Update, 28*(20), 1-8.

S

- Sargent, R. G. (2013). Verification and validation of simulation models. *Journal of Simulation, 7*(1), 12-24.
- Schaffernicht, M. (2006). Detecting and monitoring change in models. *System Dynamics Review, 22*(1), 73-88.
- Schmidt, U., & Zank, H. (2012). A genuine foundation for prospect theory. *Journal of Risk and Uncertainty, 45*(2), 97-113.

- Schoenberg, R. (1977). Dynamic models and cross-sectional data: The consequences of dynamic misspecification. *Social Science Research*, 6(2), 133-144.
- Schwaninger, M., & Groesser, S. (2008). System dynamics as model-based theory building. *Systems Research and Behavioral Science*, 25(4), 447-465.
- Senge, P. (1990). *The fifth discipline: The art and science of the learning organization*. New York, NY: Doubleday.
- Shimizu, K. (2007). Prospect theory, behavioral theory, and the threat-rigidity thesis: Combinative effects on organizational decisions to divest formerly acquired units. *Academy of Management Journal*, 50(6), 1495-1514.
- Shinkle, G. A. (2012). Organizational aspirations, reference points, and goals: Building on the past and aiming for the future. *Journal of Management*, 38(1), 415-455.
- Shipp, A. J., & Cole, M. S. (2015). Time in individual-level organizational studies: What is it, how is it used, and why isn't it exploited more often?. *Annu. Rev. Organ. Psychol. Organ. Behav.*, 2(1), 237-260.
- Shoham, A., & Fiegenbaum, A. (1999). Extending the competitive marketing strategy paradigm: The role of strategic reference points theory. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 27(4), 442-454.
- Shoham, A., & Fiegenbaum, A. (2002). Competitive determinants of organizational risk-taking attitude: the role of strategic reference points. *Management Decision*, 40(2), 127-141.
- Simon, H. (1961). *Administrative Behavior: a Study of Decision-Making Processes in Administrative Organizations* (2nd ed.). New York, NY: Mcmillan
- Simon, H. A. (1982). *Models of bounded rationality: Empirically grounded economic reason*. Cambridge, MA: MIT press.
- Sirmon, D. G., Hitt, M. A., & Ireland, R. D. (2007). Managing firm resources in dynamic environments to create value: Looking inside the black box. *Academy of Management Review*, 32(1), 273-292.
- Sirmon, D. G., Gove, S., & Hitt, M. A. (2008). Resource management in dyadic competitive rivalry: The effects of resource bundling and deployment. *Academy of Management Journal*, 51(5), 919-935.

- Sirmon, D. G., & Hitt, M. A. (2009). Contingencies within dynamic managerial capabilities: interdependent effects of resource investment and deployment on firm performance. *Strategic Management Journal*, 30(13), 1375-1394.
- Sjöberg, L. (2000). Factors in risk perception. *Risk analysis*, 20(1), 1-12.
- Sonnentag, S. (2012). Time in organizational research: Catching up on a long neglected topic in order to improve theory. *Organizational Psychology Review*, 2(4), 361-368.
- Sterman, J. D., & Meadows, D. (1985). STRATAGEM-2: A microcomputer simulation game of the Kondratiev cycle. *Simulation & Games*, 16(2), 174-202.
- Sterman, J. D., & Morrison, B. (1988). *People express management flight simulator*. Sterman.
- Sterman, J. D. (1989). Modeling managerial behavior: Misperceptions of feedback in a dynamic decision making experiment. *Management Science*, 35(3), 321-339.
- Sterman, J.D. (2000). *Business dynamics: Systems thinking and modeling for a complex world*. New York: Irwin McGraw-Hill
- Sücüllü, C., & Yücel, G. (2014). Behavior analysis and testing software (BATS). In *Proceedings of the 32nd international conference of the system dynamics society*. Delft, The Netherlands.

T

- Teece, D. J., Pisano, G. & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533.
- Theil, H. (1996). *Applied Economics Forecasting. Studies in Mathematical and Managerial Economics*. North Holland Publishing Company, Amsterdam.
- Tukey, J. W. (1949). Comparing individual means in the analysis of variance. *Biometrics*, 99-114.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124-1131.

V

Von Krogh, G., Erat, P., & Macus, M. (2000). Exploring the link between dominant logic and company performance. *Creativity and Innovation Management, 9*(2), 82-93.

von Neumann, J. & Morgenstern, O. (1944). *Theory of Games and Economic Behavior*. New York, NY: Science Editions.

W

Wang, X. T., & Johnson, J. G. (2012). A tri-reference point theory of decision making under risk. *Journal of experimental psychology: general, 141*(4), 743.

Weber, E. U., Blais, A. R., & Betz, N. E. (2002). A domain-specific risk-attitude scale: Measuring risk perceptions and risk behaviors. *Journal of Behavioral Decision Making, 15*(4), 263-290.

Weick, K. E. (1989). Theory construction as disciplined imagination. *Academy of Management Review, 14*(4), 516-531.

Werner, K. M., & Zank, H. (2017). A revealed reference point for prospect theory. *Economic Theory, 1-43*.

Wolstenholme, E. F. (1983). System dynamics: A system methodology or a system modelling technique. *Dynamica, 9*(2), 84-90.

Y

Yeoh, P. L., & Roth, K. (1999). An empirical analysis of sustained advantage in the US pharmaceutical industry: Impact of firm resources and capabilities. *Strategic management journal, 637-653*.