

Matrices de impacto cruzado y método estructural: una revisión parcial o de herramientas para la construcción de escenarios futuros

Licesio J. Rodríguez-Aragón

«All models are wrong, but some are useful». G. E. Box (1919-2013)

Resumen

Las matrices de impacto cruzado y el método estructural son herramientas usadas para la construcción de escenarios futuros. Estas técnicas permiten evaluar cómo la ocurrencia de un evento puede influir en la probabilidad de ocurrencia de otros eventos, facilitando la planificación estratégica en situaciones de incertidumbre. En este trabajo buscamos presentar algunas de las herramientas que se utilizan a la hora de trabajar con las matrices de impacto y que permiten analizar las relaciones indirectas y clasificar las variables del sistema, revelando variables ocultas que ganan relevancia a través de relaciones indirectas.

Palabras clave

Método estructural, Matrices de impacto cruzado, MICMAC, Multiplicación de la matriz de impactos.

Cross-impact matrices and structural method: a partial review of tools for the construction of future scenarios

Abstract

Cross-impact matrices and the structural method are tools used for constructing future scenarios. These techniques allow us to evaluate how the occurrence of an event can influence the probability of occurrence of other events, facilitating strategic planning in situations of uncertainty. In this work we seek to present some of the tools that are used when working with impact matrices and that allow us to analyze indirect relationships and classify system variables, revealing hidden variables that gain relevance through indirect relationships.

Keywords

Structural Method, Cross Impact Matrices, MICMAC, Impact Matrix Multiplication.

1 Introducción

Las matrices de impacto cruzado son una técnica de modelización de la realidad utilizada para evaluar cómo la ocurrencia de un evento puede influir en la probabilidad de otros eventos. Este método fue, en un inicio, planteado por Theodore Gordon, Olaf Helmer y Hans Goldschmidt en el año 1966. Estos autores se basaron en la idea de que los eventos no ocurren de manera aislada, sino que están interrelacionados.

La primera aplicación de la metodología de impactos cruzados fue lúdica. Con motivo de su veinte aniversario, la empresa Kaiser Aluminum & Chemical Corporation, ya experta en estimular la imaginación pública con ideas futuristas, distribuyó un juego de mesa conmemorativo llamado *Futures*. El objetivo principal del juego era incitar a los participantes a comprender y usar en su beneficio cómo diferentes eventos futuros podrían influenciarse mutuamente y cómo estos impactos cruzados podrían afectar el desarrollo de escenarios futuros. Esto se lograba mediante la evaluación de las probabilidades condicionales de que un evento ocurriera dado que otro evento ya había sucedido.

El juego¹, hoy descatalogado y que puede admirarse en algunos museos, consistía en una serie de sesenta cartas, cada una de las cuales describe un posible evento futuro. Este listado de eventos futuros surgió de un trabajo previo desarrollado por Gordon y Helmer-Hirschberg (1964) en el que se planteaban, a través de un Delphi, un ejercicio experimental de predicción de tendencias futuras en un horizonte de cincuenta años. Algunos de estos eventos eran: la aparición de metales ultraligeros, prohibición de circulación de vehículos por las ciudades, conexiones cerebro-ordenador o alianzas militares y económicas con Rusia. Cada carta contenía una breve descripción del evento y una probabilidad de ocurrencia, *a priori*, de dicho evento asignada por los expertos. Para cada evento, se ajustaba un deslizador de color en el tablero del juego, marcando la probabilidad determinada por los expertos y se fijaba un horizonte de veinte años, 1986, como objetivo para validar las predicciones (figura 1).

Durante el desarrollo del juego, para determinar si un evento ocurre, se lanza un dado, un icosaedro de veinte caras triangulares. Si alguno de los tres números en la cara superior coincide con la probabilidad establecida por los expertos, el evento se ha materializado en 1986 y al dar la vuelta a la carta del evento aparecen los eventos sobre los que esta ocurrencia influye o impacta: aumenta o disminuye su probabilidad de ocurrencia. Por ejemplo, si se logra desarrollar la antigravedad, aumentarían las probabilidades de poder construir bases de exploración en otros planetas y, sin embargo, el uso de cohetes como medios de transporte perdería

¹ Véase: <https://patents.google.com/patent/US3473802>.

Oct. 21, 1969

H. GOLDSCHMIDT ET AL
APPARATUS FOR PLAYING A GAME INVOLVING
FORECASTING OF FUTURE EVENTS

3,473,802

Filed Oct. 10, 1966

3 Sheets-Sheet 2

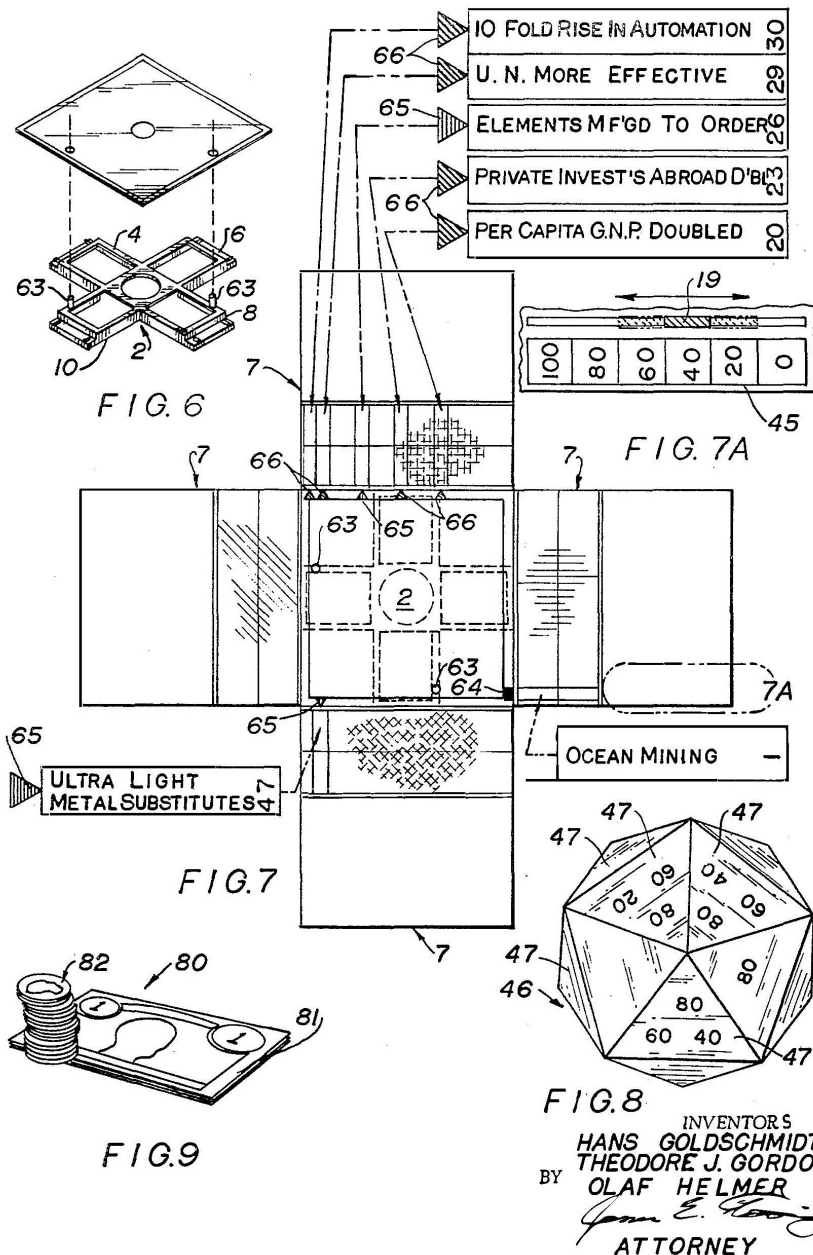


Figura 1: Patente USA US 3,473,802 del juego Futures: aparato para jugar un juego que implica la predicción de eventos futuros. Fuente: <https://patents.google.com/patent/US3473802>

popularidad. Esta influencia sobre otros eventos viene explicada de forma breve en cada carta mediante un razonamiento verosímil y con la ayuda del tablero se pueden actualizar sus probabilidades de ocurrencia.

De esta manera el juego avanza, de modo que quedan cartas boca arriba y, por lo tanto, sin haberse producido dicho evento o boca abajo cuando se han materializado. La ocurrencia o no de los eventos venía determinada por las probabilidades fijadas en un inicio por los expertos, el azar del dado y los impactos, positivos o negativos, de los eventos que se materializan. El juego se podía enriquecer con el uso de dinero, comprando probabilidades, impulsando o frenando diferentes innovaciones o avances sociales, de la misma manera que lo haría un plan de I+D+i. Una estrategia ganadora consistía en invertir en eventos que, de forma indirecta, terminaban impactando en tu propio beneficio. El ganador del juego sería entonces quien hubiera logrado sacar mayor provecho del futuro.

La metodología descrita en el juego fue implementada en un ordenador por Gordon y Hayward (1968) y permitía definir: *los eventos*, que, inicialmente, eran ordenados de forma aleatoria, y *las probabilidades* de impacto cruzado. Mediante una estrategia de simulación, esta operación se repetía varias veces y analizaba de forma cuantitativa qué escenarios se producían en cada jugada y cuáles, por lo tanto, serían más probables.

La estrategia de modelización y prospección de futuros que se quiere describir está basada en el Análisis Estructural y el Análisis de Escenarios. El primero busca identificar y analizar las relaciones entre factores o variables clave de un problema, seleccionando las que más influyen. El segundo implica el desarrollo de múltiples escenarios posibles para el futuro, basados en diferentes combinaciones de variables y factores. Sus orígenes se centran en la planificación empresarial y también militar desarrollada desde mediados del pasado siglo XX. El Análisis Estructural tiene sus orígenes en los trabajos de Michel Godet (Godet, 1974; Godet y Duperrin, 1975) y su equipo en el Instituto de Estudios Políticos de París mientras que el Análisis de Escenarios surge de la propuesta de Herman Kahn y la RAND Corporation (Kahn y Wiener, 1967). Ambas estrategias se complementan al proporcionar una comprensión detallada de las variables clave y sus interacciones, lo que permite desarrollar escenarios más robustos y útiles para la toma de decisiones estratégicas.

2 Modelización y Simulación en Prospectiva

Uno de los principales retos a los que se enfrentan las organizaciones y gobiernos es la toma de decisiones en situaciones de incertidumbre. Situaciones en las que hay un gran número de factores que influyen, lo que genera una gran variabilidad. En el ámbito de la prospectiva y la estrategia, donde la toma de decisiones se enfoca en el estudio y análisis de posibles

futuros para anticipar y preparar estrategias adecuadas, el uso de modelos y simulaciones es fundamental.

Se pueden recordar las siete ideas clave en el ámbito de la prospectiva que Godet (1986) plantea:

- Clarificar las acciones presentes a la luz del futuro.
- Explorar múltiples y futuros inciertos.
- Adoptar un enfoque global y sistémico.
- Tener en cuenta factores cualitativos y las estrategias de los actores.
- Hay que recordar siempre que la información y las previsiones no son neutrales.
- Optar por una pluralidad y complementariedad de enfoques.
- Cuestionar las ideas preconcebidas sobre las previsiones y los pronosticadores.

Ante un problema o situación novedosa, es fundamental identificar sus características principales y comprender cómo se relacionan entre sí y con los fenómenos que lo rodean. Este enfoque permite descomponer los fenómenos complejos en partes más sencillas, lo que facilita el análisis y la toma de decisiones. Al entender estas interacciones, se pueden desarrollar modelos que capturen los aspectos más relevantes del sistema, de modo que permite acercarse a la comprensión del fenómeno, predecir su comportamiento y optimizar nuestras estrategias para abordar el problema de manera efectiva.

La realidad es siempre sorprendente y son pocas las ocasiones en las que somos capaces de anticiparnos a ella. Reconocer la dificultad de los problemas reales es fundamental para acercarse a ellos con humildad y espíritu crítico, característica fundamental para poder trabajar en la solución de los retos que presentan.

2.1 Modelización

La modelización es de gran utilidad, porque permite simplificar la complejidad inherente de la realidad y hace que los sistemas sean más comprensibles y manejables. Es muy importante entender que los modelos nunca pueden capturar todos los detalles de un sistema real, pero que proporcionarán una representación útil en la que deben destacar los aspectos más relevantes y permitirán realizar análisis y predicciones. Al enfocarse en las características más importantes, los modelos ayudan a entender mejor el comportamiento de los sistemas, tomar decisiones informadas y comunicar ideas de manera efectiva.

De manera muy breve, se pueden clasificar los modelos en:

- Físicos: como representaciones tangibles de objetos, maquetas, prototipos.
- Conceptuales: que permiten identificar, visualizar y entender las relaciones entre variables.
- Matemáticos: que utilizan fórmulas, ecuaciones, relaciones algebraicas, para definir las relaciones y que pueden incorporar componentes estocásticas (azar) para incluir la variabilidad propia de los fenómenos aleatorios.
- Computacionales: como implementaciones en software de los modelos, tanto físicos como matemáticos, de tal manera que es posible realizar simulaciones y experimentos virtuales de estos fenómenos gracias a la capacidad de cálculo de los ordenadores.

La modelización, es una herramienta útil en la toma de decisiones económicas, políticas y de gestión, pero se debe recordar que los modelos que describen explican y predicen procesos, no son infalibles y deben considerarse en su contexto específico, lo que reconoce, por tanto, sus fortalezas, pero, sobre todo, sus limitaciones. La claridad y la precisión son características deseables en los modelos y una de sus mayores ventajas es la capacidad de analizar escenarios, lo que evalúa el impacto de las posibles decisiones a tomar antes de implementarlas.

Los objetivos principales de cualquier modelo son proporcionar una comprensión más profunda de un sistema o proceso y utilizar este conocimiento para hacer predicciones y tomar decisiones. Sin embargo, los modelos son simplificaciones de la realidad y al usarlos hay que ser conscientes de sus errores y limitaciones. Es crucial que los responsables de la toma de decisiones comprendan estas limitaciones y las tengan en cuenta en sus interpretaciones.

Además, la modelización debe ser sencilla. El uso de modelos artificialmente complejos, que exceden nuestras capacidades físicas, conceptuales, matemáticas o computacionales presenta serios inconvenientes entre los que se puede citar: riesgos de interpretaciones incorrectas, falta de transparencia, suposiciones ocultas, dificultades en la validación, dependencia excesiva, sobreaprendizaje, falta de flexibilidad ante cambios, entre otros muchos inconvenientes.

La colaboración entre disciplinas cuantitativas y cualitativas es esencial para aprovechar al máximo el potencial de la modelización. Reconociendo sus complejidades y sus limitaciones, la modelización cooperativa e informada, usando distintas técnicas y entre distintas disciplinas científicas tiene un enorme potencial.

2.2 Simulación

Cuando el reto o la dificultad a la que nos enfrentamos cambia a lo largo del tiempo, influenciado por los factores o las variable que le rodean, se dice de él que tiene una característica dinámica y el modelo debe disponer de esa característica. El modelo debe ser entonces capaz de cambiar, de alguna manera, a lo largo del tiempo. Esto implica derivar la estructura futura del modelo bien mediante razonamientos lógicos o bien mediante relaciones matemáticas que incluyen cambios en el modelo dependientes del tiempo y de los factores que influyen.

Llevar a cabo una simulación, consiste en observar cómo, dadas unas condiciones iniciales para el problema, que definen momentáneamente el modelo, el modelo se adapta a los cambios producidos por los incrementos del tiempo. La ventaja de este procedimiento es que permite observar la evolución futura de nuestro problema siempre teniendo en cuenta que las condiciones iniciales o de partida influyen y determinan la evolución de la simulación del problema.

La validación de una simulación puede realizarse comparando evoluciones pasadas del problema y, por lo tanto, ya conocidas con el comportamiento del modelo en una o varias simulaciones llevadas desde las condiciones iniciales en las que se encontraba el problema.

La utilidad de la simulación es doble. Por un lado, permite entender cómo funciona el problema y qué factores influyen sobre él, al observar su evolución bajo distintas condiciones y horizontes temporales. Por otro, la simulación puede mostrar posibles situaciones futuras del problema con el paso del tiempo. Sin embargo, no se debe confundir este futuro con una predicción, ya que la dependencia de ese futuro de las condiciones iniciales proporciona no solo un futuro, sino un abanico de situaciones futuras posibles o probables, cada una en su medida.

La simulación se centra en el desarrollo de teorías acerca del comportamiento y la evolución del problema, en lugar de en el desarrollo de un modelado preciso del mismo. La simulación permite, dadas unas condiciones iniciales, analizar inductivamente, lo que generaliza los resultados obtenidos de las situaciones o experimentos simulados. Hay que tener en cuenta que la simulación requiere múltiples ejecuciones, ya que una única simulación proporciona información muy limitada, dada la dependencia de las simulaciones de las condiciones iniciales del problema y de los factores aleatorios propios de la simulación. La simulación tiene la gran ventaja de permitir trabajar con copias artificiales del problema, de modo que pueda actuar sobre ellas y explore su futura evolución.

3 Matrices de Impacto Cruzado (Cross-Impact Matrix Methods)

Las matrices de impacto cruzado (Cross-Impact Matrix Methods) son una herramienta utilizada para analizar cómo la ocurrencia de un evento puede influir en la ocurrencia de otros eventos. El trabajo de Gordon y Hayward (1968), titulado *Initial Experiments with the Cross-Impact Matrix Method of Forecasting* es un estudio pionero en el planteamiento de las matrices de impacto cruzado para la previsión y el análisis de escenarios futuros. Este método se diseñó para ayudar a prever cómo las relaciones entre eventos influirían sobre los resultados futuros, lo que reducía así la incertidumbre en la planificación y la toma de decisiones.

El análisis de impacto cruzado se basa en la creación de una matriz que evalúa las probabilidades de que ciertos eventos ocurran y conozcan la ocurrencia de otros eventos. Estas probabilidades se conocen como probabilidades condicionadas. Los pasos básicos en la definición de la matriz de impacto cruzado incluyen:

- 1. **Identificación de Eventos:** selección de eventos o variables relevantes que podrían influir en el sistema bajo estudio.
- 2. **Evaluación de Probabilidades:** asignación de probabilidades iniciales a cada evento.
- 3. **Análisis de Impacto:** evaluación de cómo la ocurrencia de un evento afecta la probabilidad de otros eventos.
- 4. **Construcción de la Matriz:** creación de una matriz que visualiza estas interacciones y probabilidades condicionadas.
- 5. **Interpretación de Resultados:** análisis de la matriz para identificar escenarios probables y las interacciones más significativas.

Una matriz de impacto cruzado puede entenderse como una tabla, cuadrada con n filas y n columnas, siendo n el número de eventos o variables relevantes que influyen en el sistema bajo estudio. Cada casilla de la tabla representa el impacto que tiene la ocurrencia del evento i —ésimo sobre evento j —ésimo, $P(j|i) = a_{ij}$. Esta probabilidad se conoce como probabilidad condicionada y expresa la probabilidad de que habiendo ocurrido el evento i —ésimo, ocurra el evento j —ésimo, $P(j|i) = a_{ij}$. Las diagonales indican el impacto que un evento produce sobre sí mismo y en principio dicho impacto es nulo, apareciendo, por lo tanto, 0 en la diagonal de la matriz, $a_{ii} = 0$.

$$\begin{array}{c|ccc}
 & \text{Evento 1} & \text{Evento 2} & \text{Evento 3} \\
 \hline
 \text{Evento 1} & 0 & a_{12} & a_{13} \\
 \text{Evento 2} & a_{21} & 0 & a_{23} \\
 \text{Evento 3} & a_{31} & a_{32} & 0
 \end{array}$$

Esta es la forma en la que Gordon y Hayward (1968) definen esta matriz, pudiéndose encontrar trabajos que utilizan el criterio traspuesto, llamando $a_{i,j} = P(i|j)$ al impacto sobre el evento i —ésimo de la ocurrencia del evento j —ésimo, $j \rightarrow i$. Este enfoque solo implica cambiar filas por columnas en la matriz.

$$A = \begin{pmatrix} 0 & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & 0 & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & 0 \end{pmatrix}.$$

Existen en la literatura, al menos, tres formas diferentes de interpretar el impacto de unos eventos sobre otros a la hora de construir la matriz de impacto:

En primer lugar, si la matriz no contiene información cuantitativa, sino que solo busca determinar cadenas de causalidad que permitan construir escenarios probables, se puede rellenar la matriz con 0 y 1 (Chatziioannou et al., 2023). Se usará $a_{ij} = 0$ cuando no hay relación entre la ocurrencia del evento i y el evento j . Sin embargo, si la ocurrencia del evento i provoca la ocurrencia del evento j se usará $a_{i,j} = 1$.

En segundo lugar, se puede optar por cuantificar la influencia entre los eventos en una escala como, por ejemplo: 0, 1, 2, 3. Representando impacto despreciable el 0, pequeño para el 1, considerable para el 2 y grande para el 3. Entre las ventajas que se enumeran para usar escalas en la matriz de impactos están: una menor complejidad, una evaluación más rápida, mayor adaptabilidad y más claridad (Nazlabadi et al., 2023). En otros casos, se pueden usar escalas con impactos negativos, como por ejemplo del -5 al 5, lo que permite incluir no solo la magnitud del impacto sino también la dirección.

Por último, se puede optar por el enfoque original de Gordon y Hayward (1968) en forma de probabilidades condicionadas. Este enfoque también es el que utiliza Godet (1974) en su trabajo, en el que proponen el método SMIC 74 (Système de Matrices d'Impacts Croisés) y cuya aplicación, aunque matemáticamente pueda parecer más apropiada, presenta mayores dificultades. El trabajo de Godet y Duperrin (1975) provocó una interesante discusión a través de diferentes artículos publicados a lo largo de 1976 en la revista *Futures*. El problema surge al regularizar los valores dados por los expertos, ya que las probabilidades expresadas resultan no ser consistentes y no cumplir con los axiomas de la probabilidad. El método utilizado para corregir esta inconsistencia produce soluciones no únicas al problema según detallan Mitchell y Tydeman (1976). La simplificación de la realidad necesaria para construir modelos causales produce entonces una paradoja por la aplicación de regularizaciones matemáticas que son necesarias para dotar de consistencia probabilística al modelo.

La reflexión con la que McLean (1976) cierra la discusión planteada en la revista *Futures*, destaca que la metodología de impactos cruzados no es una ciencia exacta, sino que debe entenderse como un método heurístico que puede ayudarnos a mejorar el conocimiento de problemas complejos en el área de la prospectiva. El mismo Gordon (1994) valora, años después, de forma positiva, la combinación de esta metodología con las técnicas de simulación y destaca la dificultad que supone para los expertos expresar juicios en términos probabilísticos. La aplicación de las técnicas de modelización causal mediante las matrices de impacto se centra solo en las interacciones entre parejas de eventos, cuando estas interacciones en el mundo real suelen producirse a través de estructuras más complejas y de mayor orden de interacción, triples, cuádruples, etc.

Existen métodos que combinan varias de las estrategias mencionadas hasta aquí, por ejemplo, el trabajo de Chao (2008) plantea un mecanismo de regularización de las probabilidades condicionadas y tiene en cuenta no solo las probabilidades expresadas por los expertos, sino también los impactos expresados en términos de escala.

4 Análisis Estructural de las Matrices de Impacto

La información recogida en una matriz de impacto puede representarse gráficamente en forma de un grafo formado por: *nodos*, que representan los eventos o variables, y *aristas*, que representan las relaciones entre los nodos con una dirección y un peso (Menéndez Velázquez, 1998). Esta representación en forma de grafo puede entenderse como un diagrama de causa-efecto y, en algunos casos simples, puede ayudar a entender las relaciones e influencias de unas variables en otras.

A modo de ejemplo, se presenta un fragmento de la matriz de impacto construida en el trabajo de Shi y Wu (2024) para las seis primeras variables $F1$, ..., $F6$, que se corresponden con los seis factores de riesgo, del ámbito personal, en accidentes de equipos elevadores: ($F1$) baja conciencia de seguridad, ($F2$) falta de conocimiento sobre la seguridad en ascensores, ($F3$) operación no autorizada, ($F4$) operación incorrecta, ($F5$) sin licencia para trabajar, ($F6$) medidas de protección de seguridad inadecuadas. La matriz de impacto considerada por los autores para estos seis factores y en escala de 0 a 6 es:

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 6 & 3 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 3 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 4 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 5 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 3 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 5 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

Esta matriz de impactos produce el grafo que se presenta en la figura 2 donde puede apreciarse cómo los factores $F1$, $F2$ y $F5$ solo influyen y no reciben influencia mientras que existen ciclos entre las parejas de factores $F3 - F4$, $F3 - F6$ y $F4 - F6$, lo que implica una estructura de retroalimentación en la influencia. Además, se puede observar cadenas de influencia, por ejemplo, cómo la variable $F1$ influye sobre $F3$ de forma directa o bien de forma indirecta a través de $F4$ o de $F6$.

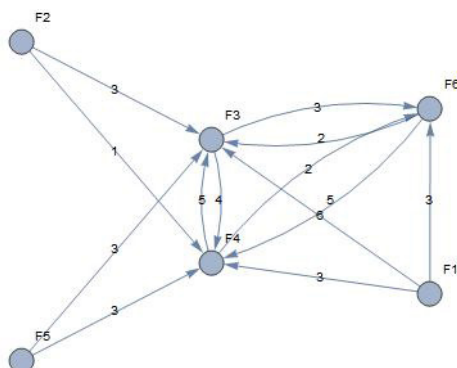


Figura 2: Gráfico causa-efecto para la matriz de impacto para los seis factores

Arcade et al. (1999) destacan la utilidad de este grafo, modelo de relaciones, y proponen la organización jerárquica de estos eventos o variables en forma de árbol. Para ello, es necesario eliminar cualquier ciclo que aparezca en el grafo y sugieren construir nuevas variables macro resultado de agrupar a las que forman ciclos. En nuestro caso, sería la agrupación en una única variable de los factores $F3$, $F4$ y $F6$ para después formar una estructura jeraquizada con los factores $F1$, $F2$ y $F5$, en un primer nivel, y la nueva variable macro, en un segundo nivel, de modo que recibe la influencia de las anteriores.

La modelización de las relaciones entre las variables mediante el grafo asociado a la matriz de impactos permite aplicar la disciplina de la teoría de grafos sobre él, lo que puede determinar caminos de influencia indirecta, árboles de máximo impacto o máxima probabilidad, etc.

También, y de forma muy intuitiva, puede evaluarse la influencia y la dependencia de una variable o factor mediante la suma de las filas y las columnas de la matriz de impacto, esto es lo que se conoce como suma activa y suma pasiva. La primera, *suma activa*, se refiere a la suma de las influencias que cada elemento ejerce sobre otros elementos del sistema y corresponde con la suma de la i —ésima fila de la matriz de impacto. Mientras que la *suma pasiva* se refiere a la suma de las influencias que cada elemento recibe de otros elementos del sistema, dependencia y corresponde con la suma de la j —ésima columna de la matriz de impacto. La interpretación de estas cantidades indica que una variable con un valor

alto de suma activa tiene un alto impacto sobre las demás variables, de la misma manera valores bajos indican bajo impacto o influencia. De forma análoga, se puede interpretar las suma pasiva, que indica un valor alto para una variable la alta dependencia de las demás variables, mientras que valores bajos indican independencia de las demás variables del sistema (Arcade et al., 1999).

entonces → si ocurre ↓,	F1	F2	F3	F4	F5	F6	Suma Activa	P
F1	0	0	6	3	0	3	12	0
F2	0	0	3	1	0	0	4	0
F3	0	0	0	4	0	3	7	133
F4	0	0	5	0	0	2	7	112
F5	0	0	3	3	0	0	6	0
F6	0	0	2	5	0	0	7	56
Suma pasiva	0	0	19	16	0	8		
Q	Indet.	Indet.	0,37	0,44	Indet.	0,88		

Una vez calculados los valores de suma activa (*influencia*) y suma pasiva (*dependencia*), para cada variable, pueden determinarse valores como el cociente o el producto de ambas, también para cada variable (Cole, 2006).

El cociente, valor Q o *índice de influencia*, de la suma activa entre la suma pasiva permite identificar a la variable más activa, la de mayor valor Q, que tiene el mayor impacto sobre las demás variables frente a la variable más pasiva, la de menor valor Q, que depende más de las demás variables. Las variables más activas son las que más influyen en el sistema y su control tendrá un importante impacto en el comportamiento del sistema. Las variables con suma pasiva cero producen una indeterminación a la hora de calcular el valor Q, estas variables no reciben influencia, son independientes y solo influyen sobre las demás.

El producto, valor P o *índice de centralidad*, de la suma activa por la suma pasiva da una medida de la importancia de una variable, valores P altos indican variables altamente influyentes y altamente dependientes, suelen denominarse variables críticas. Variables con valores P bajos son variables que influyen y dependen poco por lo que suelen denominarse inertes.

5 Gráfico de Influencia x Dependencia

Para obtener una visión global del sistema estudiado se puede construir el gráfico de influencia x dependencia en el que se representan las variables y la fuerza de sus relaciones (Arcade et al., 1999). El gráfico se forma representando en un diagrama de dispersión la suma pasiva (dependencia), eje x, frente a la suma activa (influencia), eje y. La figura 3 presenta el gráfico de dependencia x influencia para los seis factores del ejemplo.

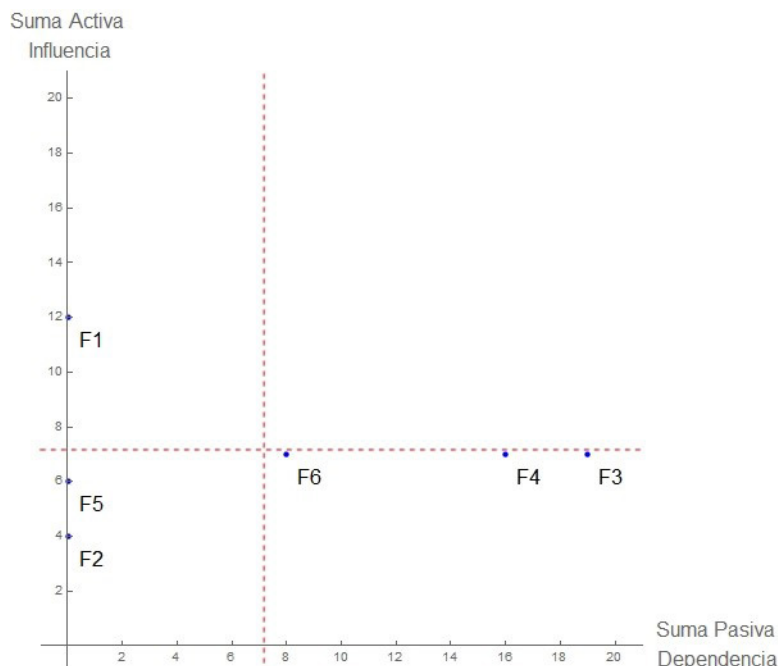


Figura 3: Gráfico de dispersión de Dependencia x Influencia para los seis factores del ejemplo

El centro de gravedad del gráfico divide la nube de puntos en cuatro cuadrantes y las variables o factores presentes en cada cuadrante suelen clasificarse según sus valores de influencia y dependencia, respectivamente. Hay varias formas de referirse a cada tipo de variable que puede representarse en el gráfico de dispersión y habitualmente se mencionan al menos cinco tipos de variables, una por cada cuadrante, más variables que ocupan el centro de gravedad del gráfico (Arcade et al., 1999; Asan, Erhan Bozdağ, y Polat, 2004; Linss y Fried, 2010).

El centro de gravedad del gráfico viene dado por el valor de dependencia media y de influencia media, alrededor de él se agrupan las llamadas variables **reguladoras**, que suelen determinar el funcionamiento del sistema en condiciones normales, también se pueden encontrar autores que las denominan variables **neutras** (figura 4).

Las variables con altos valores de dependencia e influencia (suma pasiva y suma activa) ocupan posiciones en el primer cuadrante y suelen denominarse **críticas**, **clave** o **reto**. Estas variables son fuente de inestabilidad en el sistema debido a sus altos valores de influencia y dependencia. Las variables **clave** o **reto** se sitúan por encima de la diagonal y suelen considerarse las más importantes en el sistema. También, por debajo de ellas, en este primer cuadrante, con valores de dependencia mayores al de

influencia aparecen las variables **objetivo**, su mayor grado de dependencia las hacen muy atractivas para poder influir sobre ellas.

En el segundo cuadrante, se encuentran las variables que presentan valores altos de influencia y bajos de dependencia, estas variables se conocen habitualmente como **influyentes** o de **entrada**. Estas variables actúan como un factor de inercia en el sistema, influyen sobre él y el control sobre ellas suele ser limitado. En la parte izquierda del cuadrante, la literatura suele situar a las variables de **entorno**, estas variables actúan como contexto del sistema.

Las variables con baja influencia y dependencia se sitúan en el tercer cuadrante, y suelen llamarse variables **inertes**, **autónomas** o **excluidas**. Algunos autores distinguen entre ellas a las variables **desconectadas**, colocadas cerca del origen de coordenadas con valores muy bajos, tanto de influencia como de dependencia, y a las **palancas secundarias**, con valores más altos de influencia que de dependencia. Estas últimas están relacionadas con las variables reguladoras, pero en un segundo nivel, actúan como palancas en el sistema por su grado de influencia, pero con menor importancia que éstas.

Por último, en el cuarto cuadrante se encuentran las variables **dependientes** que resultan ser muy sensibles por la influencia de las variables influyentes o críticas. Entre ellas, se distinguen a las variables **resultado** con dependencia más elevada, variables que suelen ser de interés en el sistema y sobre las que no se puede actuar directamente, sino a través de las variables que influyen en el sistema.

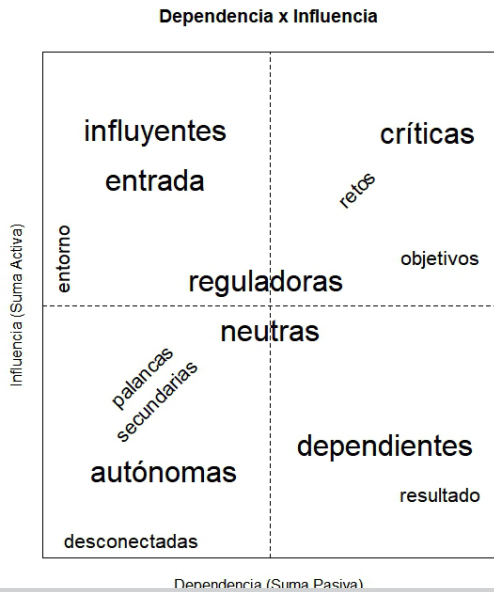


Figura 4: Gráfico de dispersión Dependencia x Influencia con los tipos de variables según su interpretación

Esta metodología puede aplicarse para cualquier tipo de matriz de impacto como las que se ha presentado, cualitativas, de escala o en términos de probabilidades condicionadas, sin embargo, la clasificación de las variables no es única y existen en la literatura otras clasificaciones en función de la influencia (suma activa) y la dependencia (suma pasiva).

6 Multiplicación de la Matriz de Impactos Cruzados Aplicada a la Clasificación (Matrice d'Impacts Croisés Multiplication Appliquée à une Classification-MICMAC)

En algunas aplicaciones de la metodología de impactos cruzados, además de utilizar los conceptos de dependencia e influencia, se utiliza la multiplicación de la matriz de impactos propuesta por Godet (1986) para clasificar las variables del sistema.

El método MICMAC de potencias de matrices de impacto se basa en una de las propiedades de las matrices de impacto cualitativas en las que los elementos $a_{ij} = 1$ indican influencia directa de la variable i —ésima en la variable j —ésima, mientras que $a_{ij} = 0$ indican ausencia de influencia. Estas matrices solo muestran el impacto directo entre las parejas de variables del sistema, quedando sin tener en cuenta influencias indirectas a través de cadenas de variables. Las matrices de impacto booleanas tienen la propiedad que elevadas a la potencia n dan, en A^n , el número de cadenas de longitud n que van del vértice i —ésimo al vértice j —ésimo, a_{ij}^n (figura 5).

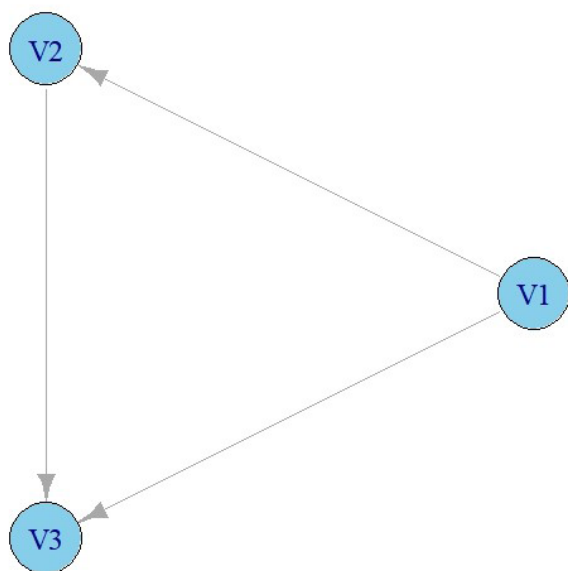


Figura 5: Grafo con tres vértices y tres aristas, sin peso

El grafo de tres vértices representado en la la figura 5 tiene asociada la matriz booleana A :

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

Con tres aristas, dos de ellas saliendo del $V1$ y llegando a $V2$ y $V3$, respectivamente, y otra saliendo de $V2$ hacia $V3$.

Se eleva la matriz al cuadrado A^2 , tal que los elementos a_{ij}^2 se calculan sumando los productos de la fila i —ésima por la fila j —ésima, $a_{ij}^2 = \sum_k a_{ik} \cdot a_{kj}$ se tiene que cada término $a_{ik} \cdot a_{kj}$ de la suma es 1 si existe una arista del vértice i al vértice k y otra del vértice k al vértice j . Por lo tanto, $a_{ik} \cdot a_{kj} = 1$ indica que existe un camino de longitud 2 desde i hasta j y pasa por k . Al sumar todos estos productos, para todos los posibles vértices k , se obtiene el número total de caminos de longitud 2 desde i hasta j . De esta manera, se tiene que el elemento a_{ij}^2 de A^2 da el número de caminos o, en este caso, cadenas de influencia o impacto, de longitud 2 que van del vértice i al vértice j . En el caso de la figura 5, es inmediato ver que existe un único camino de longitud 2 que une los vértices $V1$ y $V3$.

$$A^2 = A \cdot A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Este resultado se generaliza en el caso de matrices booleanas (cualitativas, en las que solo se utiliza 1 o 0 para definir impacto o ausencia de este), diciendo que la matriz A^n contiene en a_{ij}^n el número de cadenas de longitud n y describe así el impacto indirecto a través de $n - 1$ variables de la variable i sobre la variable j . Un caso especial es el reflejado por los elementos de la diagonal de la matriz elevada, a_{ii}^n , que presenta el número de circuitos o ciclos que, al salir de la variable i , vuelven a impactar sobre ella.

En el caso en el que la matriz A sea una matriz de impacto expresada en escala o en probabilidades condicionadas, se tiene que la interpretación de sus potencias ya no es inmediata. El elemento a_{ij}^n es, en este caso, la suma de los productos de todos los pesos o impactos de todas las cadenas de influencia de longitud n que van desde la variable i a la variable j . También, por lo tanto, una medida, al menos relativa, de la influencia de la variable i en la variable j a través de cadenas de longitud n .

La idea de Godet (1986) incluye analizar las relaciones indirectas entre las variables del sistema y estudiar la difusión de los impactos a través de cadenas y ciclos en los que las variables intermedias expresan su influencia.

De esta manera, el método MICMAC busca clasificar las variables del sistema de acuerdo con la dependencia e influencia, teniendo en cuenta no solo relaciones directas entre las parejas de variables, sino todas las cadenas de relaciones expresadas en el grafo y la matriz de impacto.

La propuesta en el método MICMAC se basa primero en la *clasificación* de dependencia e influencia *directa* entre las parejas de variables del sistema. La variable con mayor suma activa (suma de las filas de A) ocupará la posición 1.^a en la clasificación de influencia, de modo que ocupará la posición 2.^a y sucesivas las siguientes en orden descendiente de suma activa. De la misma manera, se define la clasificación de dependencia basada en la suma pasiva (suma de las columnas de A). La posición 1.^a en esta clasificación será ocupada por la variable de mayor suma pasiva y en orden descendiente se complementaría la clasificación. De esta manera, se identifica, en esta clasificación, qué variables son más influyentes y qué variables son más dependientes en cuanto relaciones directas.

Esta misma clasificación puede obtenerse para relaciones *indirectas*, tanto de dependencia como de influencia. Al clasificar en orden la suma activa y suma pasiva de la matriz elevada al cuadrado, A^2 , se obtiene la clasificación de dependencia e influencias indirectas a través de una tercera variable intermedia. El orden de la clasificación puede verse alterado, lo que revela variables *escondidas* que aumentan su influencia en el sistema a través de cadenas orden dos, es decir, influyen de forma indirecta a través de otra variable.

Repitiendo esta estrategia, pueden obtenerse sucesivas clasificaciones de las variables del sistema, tanto para dependencia como para influencia, $A^2, A^3, A^4 \dots$ El método busca obtener una estabilidad en estas clasificaciones tal que las clasificaciones no se vean alteradas a partir de una potencia, k , de la matriz de impacto.

La evolución de estas clasificaciones puede mostrarse bien en el gráfico de influencia x dependencia o bien en una tabla, de modo que se comparen las clasificaciones directas, obtenidas a partir de A , con las indirectas, obtenidas a partir de A^k . Es muy interesante comparar y analizar las variables que no son dependientes o influyentes de forma *directa* y sí de forma *indirecta*.

Esta propiedad de estabilidad en la clasificación es conjeturada por Godet (1986) y viene utilizándose desde entonces en la aplicación del método MICMAC, sin embargo, existen estudios que demuestran que no siempre se alcanza una estabilidad en las clasificaciones de dependencia e influencia de las potencias de la matriz de impacto. Jodlbauer et al. (2022) concluyen que, cuando la matriz de impacto A contiene un alto porcentaje de elementos nulos, del orden del 75% o más de los elementos de A , es

posible encontrar matrices que no alcancen la estabilidad en las clasificaciones de dependencia o influencia. También estas matrices llamadas «huecas», suelen presentar mayores diferencias entre las clasificaciones directas y las indirectas.

A modo de ejemplo, se presenta un fragmento de la matriz de impacto propuesta por Nazlabadi et al. (2023) en su trabajo sobre la gestión del agua y de aguas residuales. El fragmento que se presenta en este ejemplo coincide con las seis primeras variables $V1, \dots, V6$ y la clasificación de dependencia e influencia de la matriz de impacto inicial viene dada por:

A	V1	V2	V3	V4	V5	V6	Suma Activa	Clasificación Influencia
V1	0	3	2	3	3	2	13	1°
V2	2	0	1	2	3	2	10	2°
V3	2	2	0	1	2	3	10	2°
V4	2	2	2	0	2	2	10	2°
V5	1	3	1	2	0	2	9	3°
V6	1	2	3	2	0	0	8	4°
Suma Pasiva	8	12	9	10	10	11		
Clasif. Dependencia	5°	1°	4°	3°	3°	2°		

En este pequeño ejemplo, la estabilidad se logra en el estudio de las cadenas de influencia de longitud dos, es decir A^2 . Para esta clasificación indirecta, gana relevancia en cuanto a influencia la variable $V4$ y se deshace el empate en cuanto a dependencia de las variables $V4$ y $V5$. Las potencias superiores a 2 de la matriz de impacto producen las mismas clasificaciones.

7 Conclusión

En este trabajo, se ha presentado una descripción metodológica de las herramientas básicas en la construcción de modelos basados en el método estructural y la matriz de impacto cruzados aplicados a la construcción de escenarios futuros. Como se ha visto, estas herramientas surgen de un *juego*, como muchas otras herramientas usadas en el ámbito de las ciencias aplicadas. La complejidad de la realidad implica realizar simplificaciones sobre ella antes de poder utilizar técnicas de modelización conceptuales, físicas, matemáticas o estocásticas. La aplicación de estas técnicas en pequeños juegos es la base de las *investigaciones fundamentales*, abstractas, sin aplicación real inmediata pero que en muchas ocasiones son el germen de nuevas ideas, desarrollos, que, con la ayuda inestimable de los avances tecnológicos, pueden generalizarse y aplicarse poco a poco en la tarea de resolver problemas reales.

Hoy en día, los métodos de los que se ha hablado se aplican con éxito en la modelización de la realidad en ámbitos muy diferentes, combinados con otras técnicas y buscando tomar decisiones que produzcan beneficios permitiendo anticiparse al futuro o pudiendo influir sobre él.

A modo de ejemplos, se puede mencionar de forma muy breve algunos trabajos donde el lector interesado en estas técnicas pueda encontrar detalles, herramientas e inspiración sobre cómo aplicar esta metodología en su problema.

Chatziioannou *et al.* (2023) presentan un trabajo en el que crean una clasificación de los indicadores de movilidad urbana y su relación con políticas de transporte con objeto de mejorar la habitabilidad de las ciudades. El trabajo realiza un estudio cualitativo en la legislación y la literatura, pero lo más destacable es la síntesis de la experiencia de veintiocho expertos en desarrollo urbanístico que permiten relacionar indicadores clave de movilidad con políticas de transporte efectivas. En las conclusiones, los autores proponen combinar, en trabajos futuros, el análisis estructural con estudios cuantitativos.

Chen *et al.* (2025) realizan una modelización estructural de la cadena de suministro circular (CSMC). El estudio tiene como objetivo identificar, analizar y clasificar los factores determinantes que afectan la implementación de CSCM en el sector logístico de Corea del Sur. En este caso, se trabaja con un panel de seis expertos y se identifica la importancia que tienen las regulaciones gubernamentales y los incentivos financieros en la adopción de estos modelos de gestión.

El estudio de las barreras o dificultades que presenta el uso de drones en la agricultura se ha enfocado con una estrategia híbrida que combina diferentes métodos para la toma de decisiones como el método DEMATEL (Decision Making Trial and Evaluation Laboratory) aplicado con medidas de incertidumbre basadas en lógica difusa, el método estructural y el método MICMAC (Singh, Sharma y Adhikari, 2024).

Para terminar, me gustaría mencionar una línea metodológica que permite la incorporación de la evolución temporal sobre el sistema a analizar. En el caso de Serdar Asan y Asan (2007), incorporan esta dependencia mediante la construcción de una matriz de tiempo y utilizan algoritmos propios de la teoría de grafos para encontrar caminos mínimos. De forma parecida, el trabajo de Nazlabadi *et al.* (2023) presenta un análisis estructural para determinar las variables determinantes y su influencia en la gestión del agua en entornos urbanos, de modo que considera la influencia del tiempo en el sistema y propone una variación metodológica que denominan MICMAC-T.

Bibliografía

- Arcade, J., Godet, M., Meunier, F. y Roubelat, F. (1999). *Structural Analysis with the MICMAC Method*. American Council for the United Nations University, The Millennium Project.
- Asan, U., Erhan Bozdağ, C. y Polat, S. (2004). A Fuzzy Approach to Qualitative Cross Impact Analysis. *Omega*. 32(6), pp. 443-458. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.omega.2004.02.006>
- Chao, K. (2008). A new look at the cross-impact matrix and its application in futures studies. *Journal of Futures Studies*. 12(4), pp. 45-52.
- Chatziioannou, I., Nikitas, A., Tzouras, P. G., Bakogiannis, E., Alvarez-Icaza, L., Chias-Becerril, L., Karolemeas, C., Tsigdinos, S., Wallgren, P. y Rexfelt, O. (2023). Ranking sustainable urban mobility indicators and their matching transport policies to support liveable city Futures: A MICMAC approach. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*. 18, p. 100788. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trip.2023.100788>
- Chen, J. R., Bang, S. H., Ha, M. H., Shin, K. S. y Seo, Y. J. (2025). A Structural Analysis of the Influential Factors Affecting the Implementation of Circular Supply Chain Management in South Korea. *Journal of Cleaner Production* 494, p. 145005. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2025.145005>
- Cole, A. (2006). *The Influence Matrix Methodology: A Technical Report*. Palmerston North, Landcare Research New Zealand Ltd.
- Godet, M. (1974). Méthode de hiérarchisation des variables et de construction de scénarios. *Metra*. XIII(4), pp. 455-478.
- Godet, M. (1986). Introduction to la prospective. *Futures*. 18(2), pp. 134-157. DOI: [https://doi.org/10.1016/0016-3287\(86\)90094-7](https://doi.org/10.1016/0016-3287(86)90094-7)
- Godet, M. y Duperrin, J. C. (1975). SMIC 74: A Method for Constructing and Ranking Scenarios. *Futures*. 7(4), pp. 302-312. DOI: [https://doi.org/10.1016/0016-3287\(75\)90048-8](https://doi.org/10.1016/0016-3287(75)90048-8)
- Gordon, T. J. (1994). *Cross Impact Analysis*. United Nations Development Program's African Futures Project in collaboration with the United Nations University's Millennium Project Feasibility Study.
- Gordon, T. J. y Hayward, H. (1968). Initial Experiments with the Cross Impact Matrix Method of Forecasting. *Futures*. 1(2), pp. 100-116. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0016-3287\(68\)80003-5](https://doi.org/10.1016/S0016-3287(68)80003-5)
- Gordon, T. J. y Helmer-Hirschberg, O. (1964). *Report on a Long-Range Forecasting Study*. Santa Monica, RAND Corporation.

- Jodlbauer, H., Tripathi, S., Brunner, M. y Bachmann, N. (2022). Stability of Cross Impact Matrices. *Technological Forecasting and Social Change*. 182, p. 121822. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121822>
- Kahn, H. y Wiener, A. (1967). *The Year 2000: A Framework for Speculation on the Next Thirty-Three Years*. Washington, D.C., The Hudson Institute.
- Linss, V. y Fried, A. (2010). The ADVIAN® Classification A New Classification Approach for the Rating of Impact Factors. *Technological Forecasting and Social Change*. 77(1), pp. 110-119. DIO: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2009.05.002>
- McLean, M. (1976). Does cross-impact analysis have a future? *Futures*. 8(4), pp. 345-349. DOI: [https://doi.org/10.1016/0016-3287\(76\)90130-0](https://doi.org/10.1016/0016-3287(76)90130-0)
- Menéndez Velázquez, A. (1998). Una breve introducción a la teoría de grafos. *Suma: Revista sobre Enseñanza y Aprendizaje de las Matemáticas*. 28, pp. 11-26.
- Mitchell, R. B. y Tydeman, J. (1976). A Note on SMIC 74. *Futures*. 8(1), 64-67. DOI: [https://doi.org/10.1016/0016-3287\(76\)90097-5](https://doi.org/10.1016/0016-3287(76)90097-5)
- Nazlabadi, E., Maknoon, R., Alavi Moghaddam, M. R. y Daigger, G. T. (2023). A novel MICMAC approach for cross impact analysis with application to urban water/wastewater management. *Expert Systems with Applications*. 230, p. 120667. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120667>
- Serdar Asan, S. y Asan, U. (2007). Qualitative Cross-Impact Analysis with Time Consideration. *Technological Forecasting and Social Change*. 74(5), pp. 627-644. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2006.05.011>
- Shi, F. y Wu, Z. (2024). Construction of Knowledge Graph of the Elevator Safety Accidents and Analysis of Key Risk Factors Based on KG-DEMATEL-ISM-MICMAC Method. *IEEE Access*. 12, pp. 43615-43631. DOI: <https://doi.org/10.1109/access.2024.3375879>
- Singh, S. Pal., Sharma, A. y Adhikari, A. (2024). Investigating the Barriers to Drone Implementation in Sustainable Agriculture: A Hybrid Fuzzy-DEMATEL-MMDE-ISM-Based Approach. *Journal of Environmental Management*. 371, p. 123299. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.123299>