



Enfrentar la incertidumbre en la agricultura: una guía introductoria para la toma de decisiones robusta frente al cambio climático

Addressing Uncertainty in Agriculture: An Introductory Guide to Robust Decision-Making in the Face of Climate Change

Oscar Burbano-Figueroa^{1*} 



DOI: 10.19053/uptc.01228420.v22.n1.2025.18788

RESUMEN: El cambio climático introduce profundas incertidumbres en el sector agrícola, amenazando la seguridad alimentaria mundial mediante fenómenos meteorológicos extremos, escasez del recurso hídrico, pérdidas de cultivos debidas a plagas y alteraciones en el rendimiento y estacionalidad de los cultivos. Tradicionalmente, la toma de decisiones en agricultura se ha basado en el paradigma de “*predecir y luego actuar*” que asume certeza y precisión en las proyecciones. Sin embargo, este paradigma resulta inadecuado frente a las condiciones inciertas en las que deben adoptarse decisiones relacionadas con el clima. En este contexto, la toma de decisiones robustas (Robust Decision Making, RDM) ofrece un marco alternativo, basado en la lógica de “*explorar y luego elegir*”. RDM propone un enfoque flexible que enfatiza la robustez y la adaptabilidad, permitiendo a los actores identificar estrategias que funcionen adecuadamente en una amplia gama de escenarios futuros. Desde una perspectiva práctica, se presenta RDM como una herramienta para gestionar la incertidumbre ante el cambio climático. Para ilustrar su aplicación, se analizan tres estudios de caso: enfoques cuantitativos a diferentes niveles —estrategias de riego, gestión de cuencas hidrográficas y políticas nacionales— junto con una descripción cualitativa de RDM, especialmente valiosa en contextos con recursos limitados. El artículo está dirigido a un público amplio y no especializado, con el objetivo de promover RDM como un punto de partida para abordar los desafíos de la agricultura frente al cambio climático e inspirar acciones hacia la construcción de sistemas agrícolas más sostenibles y resilientes.

PALABRAS CLAVE: incertidumbre, resiliencia, planificación adaptativa, diversificación de cultivos, sistemas agrícolas sostenibles.

ABSTRACT: Climate change introduces profound uncertainties into the agricultural sector, threatening global food security through extreme weather events, water scarcity, crop losses due to pests, and shifts in yield and crop seasonality. Traditionally, agricultural decision-making has relied on the “*predict-then-act*” paradigm, which assumes certainty and accuracy in forecasts. However, this paradigm is ill-suited to the uncertain conditions under which climate-related decisions must be made. In this context, Robust Decision-Making (RDM) provides an alternative framework based on the logic of “*explore and then choose*.” RDM offers a flexible approach that emphasizes robustness and adaptability, enabling stakeholders to identify strategies that perform well across a wide range of plausible futures. From a practical perspective, RDM is presented as a tool for managing uncertainty under climate change. To illustrate its application, three case studies are analyzed: quantitative approaches at multiple levels —irrigation strategies, watershed management, and national policy— and a qualitative description of RDM, which is particularly valuable in resources-limited contexts. The article is intended for a broad, non-specialist readership. Its aim is to promote RDM as an entry point for addressing the challenges that agriculture faces under climate change and to inspire action toward building more sustainable and resilient agricultural systems.

KEYWORDS: uncertainty, resilience, adaptive planning, crop diversification, sustainable agricultural systems.

1. INTRODUCCIÓN

La agricultura enfrenta una creciente incertidumbre climática que amenaza la seguridad alimentaria y la sostenibilidad de los sistemas productivos. Los cambios en los patrones de precipitación, la mayor ocurrencia de temperaturas extremas y eventos climáticos impredecibles, y la aparición de plagas y enfermedades en nuevas zonas han alterado las condiciones bajo las cuales históricamente se tomaban las decisiones del sector agrícola (Vermeulen et al., 2013; Saleem et al., 2024; Hultgren et al., 2025). En este contexto, productores, extensionistas y formuladores de políticas se ven obligados a planificar y actuar sin contar con proyecciones climáticas precisas, ni con certezas sobre los impactos de sus decisiones (Morton et al., 2017; Singh et al., 2020; Waldman et al., 2020; Chimi et al., 2024).

Los enfoques tradicionales de toma de decisiones frente al cambio climático están basados en el paradigma “*predecir y luego actuar*” y dependen de modelos climáticos que buscan proyectar un futuro más probable y diseñar intervenciones ajustadas a esa expectativa. Sin embargo, este enfoque no es efectivo bajo condiciones de incertidumbre profunda, esto es cuando no existe un único futuro probable (amplios márgenes de error), ni deseado por todos (ambigüedad) (Walker et al., 2013; Johnson, 2019). Este artículo propone que la Toma de Decisiones Robusta (Robust Decision Making, RDM) es un enfoque transformador para la agricultura al priorizar la lógica de “*explorar y luego escoger*”, es decir, evaluar múltiples futuros plausibles y diseñar estrategias que mantengan un desempeño aceptable en la mayoría de ellos. A través de una revisión conceptual y de casos prácticos, se analiza cómo la RDM puede fortalecer la resiliencia de los sistemas agrícolas, fomentar la innovación y democratizar la planificación, incluso en contextos con recursos limitados.

2. MARCO CONCEPTUAL Y METODOLOGICO

La Toma de Decisiones Robusta (Robust Decision Making, RDM) es una estrategia orientada a apoyar decisiones bajo condiciones de incertidumbre profunda, es decir, cuando los tomadores de decisiones desconocen o no pueden acordar las probabilidades de los futuros posibles, los modelos presentan limitaciones sustanciales y los datos son insuficientes o contradictorios. RDM en su acepción moderna, hace referencia a una aproximación cuantitativa que agrupa un conjunto de conceptos, procesos y herramientas que utilizan modelación computacional para explorar un gran número de escenarios alternativos y evaluar el desempeño de distintas estrategias (Lempert et al., 2003; Walker et al., 2013; Lempert, 2019; Bartholomew & Kwakkel, 2020).

A diferencia de los enfoques tradicionales de planificación climática basados en el paradigma de “*predecir y luego actuar*”, la RDM adopta la lógica de “*explorar y luego escoger*”. En lugar de depender de un único futuro

esperado, este enfoque evalúa un rango amplio de futuros plausibles y prioriza aquellas estrategias que mantienen un desempeño aceptable en la mayoría de ellos (Marchau et al., 2019; Moallemi et al., 2020). Con ello, desplaza el énfasis desde la predicción hacia la robustez y la adaptabilidad, lo que la convierte en una herramienta clave para enfrentar contextos donde la incertidumbre es estructural y persistente.

El paradigma tradicional de *“predecir y luego actuar”* asume que es posible reducir la incertidumbre lo suficiente como para fundamentar decisiones óptimas en un único escenario (Walker et al., 2013; Lempert, 2019). Si bien esta lógica puede funcionar en contextos de incertidumbre baja o moderada, resulta inconsistente cuando los cambios son rápidos, no lineales y sistémicos, como es el caso del cambio climático. Bajo estas condiciones, las predicciones se vuelven poco confiables y pueden inducir a errores significativos (Lempert, 2013; Marchau et al., 2019).

En la práctica, la RDM sigue un proceso exploratorio que incluye:

1. **Construir múltiples escenarios plausibles** que representen la diversidad de condiciones futuras.
2. **Evaluar el desempeño de distintas estrategias** bajo esos escenarios.
3. **Identificar las estrategias robustas**, es decir, aquellas que funcionan razonablemente bien en la mayoría de los futuros, incluso si no son óptimas en ninguno en particular.

Siguiendo esta misma línea de razonamiento, una estrategia robusta es aquella que funciona bien, en comparación con las alternativas, en un amplio rango de futuros plausibles, aceptando un sacrificio (pérdida) del rendimiento óptimo a cambio de menor sensibilidad o vulnerabilidad a los supuestos iniciales (Rosenhead et al., 1972; Lempert & Collins, 2007). Frente a metodologías como el Análisis Multicriterio (MCA), que se basa en una evaluación usando criterios fijos y ponderaciones predeterminadas (Belton & Stewart, 2002; Linkov & Moberg, 2011), la RDM otorga valor a la resiliencia de las decisiones (acciones a tomar) frente a variaciones significativas del entorno (supuestos iniciales). Así, la robustez, y no la optimalidad puntual, es utilizada como el criterio de referencia para evaluar las diferentes acciones o alternativas de implementación (Hall et al., 2012; Lempert, 2019).

Alcance metodológico de esta revisión

Este trabajo fue desarrollado mediante una revisión narrativa estructurada que combina la síntesis de literatura académica seleccionada, y el análisis de estudios de caso representativos. Los textos teóricos que describen RDM y los tres estudios de caso en agricultura (Mereu et al., 2018; Abbasi et al., 2020; Mehraban et al., 2024) fueron seleccionados con el propósito de

mostrar aplicaciones de la RDM en la gestión de la incertidumbre profunda. Estos estudios de caso son analizados para ilustrar la aplicación de enfoques cuantitativos a diferentes niveles: estrategias de riego, cuenca, y escala nacional.

Este estudio también incluye una descripción cualitativa de la aplicación de RDM que es útil en estudios con recursos limitados. Hoy en día, RDM es usado para designar un enfoque exclusivamente cuantitativo basado en simulaciones computacionales que permite generar miles de escenarios siguiendo las recomendaciones de la corporación RAND¹ (Lempert et al., 2003). Sin embargo, este concepto tiene continuidad con el enfoque de planificación por escenarios creado por la Shell² entre 1965 y 1990, donde el término RDM es usado para describir una aplicación cualitativa en lugar de cuantitativa (van der Heijden, 1996). La robustez en la toma de decisiones no se limita al ámbito del análisis numérico, sino que puede construirse igualmente mediante recursos cualitativos como relatos estratégicos y el contraste de futuros alternativos. Este trabajo incluye como suplementos una descripción de la implementación de la RDM mediante métodos cualitativos (Mercer 1997; European Environment Agency, 2009), enfatizando su accesibilidad para grupos de trabajo sin experiencia en modelamiento o con recursos limitados.

3. CÓMO FUNCIONA LA RDM: HERRAMIENTAS, INCERTIDUMBRE Y PROCESO DE DECISIÓN

Fundamentos conceptuales

A fin de poder evaluar el efecto de acciones bajo condiciones de alta incertidumbre, la RDM integra herramientas de varias disciplinas (Marchau et al., 2019), entre las que se incluyen:

1. **Análisis de Decisiones (DA):** RDM utiliza principios de DA, que incluyen herramientas estructuradas para evaluar compensaciones y múltiples objetivos bajo incertidumbre. Sin embargo, mientras que los enfoques tradicionales de DA dependen de pronósticos probabilísticos para priorizar opciones, la RDM cambia el enfoque hacia la robustez. En lugar de optimizar para un futuro “más probable”, la RDM evalúa estrategias contra

1 La corporación RAND es una institución estadounidense fundada en 1948 para desarrollar investigación y desarrollo inicialmente en las áreas de estrategia militar, y posteriormente en análisis de políticas públicas y acciones en horizontes de largo plazo bajo condiciones de incertidumbre.

2 La Shell o la Royal Dutch Shell, es una compañía multinacional del sector energético creada en 1907 dedicada a la exploración de gas y petróleo y los derivados petroquímicos. Más allá de sus operaciones comerciales, la Shell es la pionera en el desarrollo en la década de los 1970s del campo de Planificación por Escenarios a fin de enfrentar la volatilidad e incertidumbre del sector petrolero.

un espectro de futuros plausibles, asegurando su efectividad en condiciones inesperadas (Morgan & Henrion, 1990).

2. **Planificación Basada en Supuestos (ABP):** Aporta técnicas para identificar y abordar las vulnerabilidades de las estrategias, examinando las suposiciones subyacentes de un plan. La RDM ayuda a identificar las “suposiciones críticas” que podrían fallar bajo ciertas condiciones y diseñar estrategias adaptativas que incluyen acciones preventivas, medidas de mitigación y señales de advertencia (Dewar et al., 1993).
3. **Análisis de Escenarios:** Un componente clave de la RDM es el uso de análisis de escenarios para explorar múltiples futuros plausibles. A diferencia de los enfoques probabilísticos, la RDM utiliza escenarios para probar estrategias en diversos contextos, alentando a los tomadores de decisiones a considerar posibilidades diversas y expandir sus horizontes de planificación (Lempert et al., 2003).
4. **Modelado Exploratorio (EM):** EM proporciona herramientas computacionales para probar estrategias en diferentes condiciones. Al ejecutar modelos con múltiples supuestos, EM genera una base de datos de resultados que permite a los tomadores de decisiones visualizar compensaciones, identificar vulnerabilidades y refinar estrategias basadas en evidencia (Bankes, 1993).

El cono de incertidumbre y el posicionamiento de RDM

El cono de incertidumbre (Figura 1) muestra cómo diferentes métodos de toma de decisiones se posicionan según el nivel de incertidumbre que abordan.

En el caso de los métodos tradicionales, como la adaptación reactiva o basada en pronósticos, está centrada en escenarios de baja a mediana incertidumbre, la RDM aborda contextos de incertidumbre alta usando una perspectiva sistémica de largo plazo para tomar decisiones en futuros altamente inciertos (incognoscibles). Esto incluye el uso de enfoques basados en transformaciones a escala de sistemas y la transformación de comunidades hacia comportamientos sostenibles, alineándose con la necesidad de estar preparados para un futuro impredecible. Además, la RDM no solo busca la resiliencia, es decir, la capacidad de un sistema para resistir cambios adversos, sino que también busca generar estrategias que pueden aprovechar la incertidumbre para fortalecer el sistema, un concepto denominado antifragilidad por Taleb (2012). La antifragilidad implica que los sistemas, al enfrentar el estrés o la variabilidad, no solo sobreviven, sino que emergen más fuertes, lo cual es particularmente relevante en la planificación agrícola bajo escenarios climáticos inciertos. A través de esta óptica, la RDM puede ayudar a las comunidades agrícolas no solo a adaptarse, sino también a prosperar frente a las adversidades climáticas a través de la innovación.

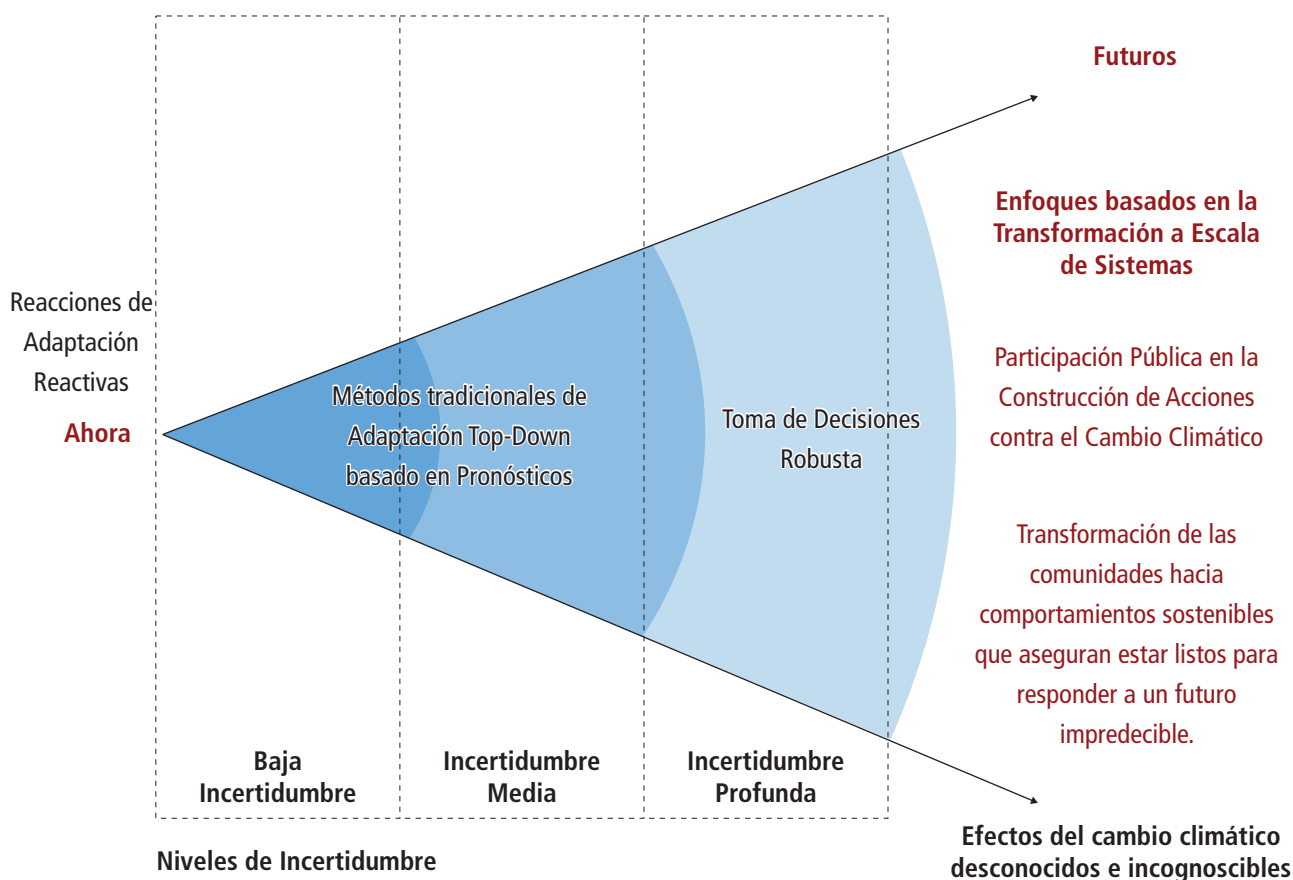


FIGURA 1. Cono de incertidumbre aplicado a las estrategias de adaptación al cambio climático, mostrando cómo la Toma de Decisiones Robustas (RDM) aborda contextos de incertidumbre alta y futuros desconocidos en comparación con los métodos tradicionales enfocados en estrategias reactivas de adaptación. Fuente: elaboración propia.

Proceso iterativo de toma de decisiones robustas

El proceso de RDM está diseñado para ser estructurado y flexible, permitiendo a los tomadores de decisiones abordar la incertidumbre profunda y diseñar estrategias robustas y adaptativas (Lempert et al., 2003). Este enfoque se estructura a través de una serie de pasos iterativos tal como se describen a continuación y en la Figura 2:

1. **Definición del Problema:** Los actores identifican los objetivos, las incertidumbres clave y las estrategias disponibles para abordar los desafíos. En el contexto agrícola, esto podría implicar la necesidad de garantizar la seguridad alimentaria mientras se gestionan recursos limitados o se adaptan a la volatilidad del mercado.
2. **Exploración de Futuros:** Este paso implica desarrollar múltiples escenarios que reflejen incertidumbres plausibles, como patrones variables de lluvia o cambios en la demanda del mercado. En lugar de asignar probabilidades a estos escenarios, la RDM los trata como igual de válidos, asegurando que se consideren diversas posibilidades (Walker et al., 2013).

3. **Evaluación de Estrategias:** Las estrategias propuestas se prueban en todos los escenarios para evaluar cómo funcionan en diferentes combinaciones de condiciones. Por ejemplo, una estrategia para diversificar cultivos puede ser evaluada frente a escenarios de sequía prolongada o plagas recurrentes.
4. **Análisis de Vulnerabilidades:** Este paso identifica las condiciones bajo las cuales una estrategia podría fallar (Marchau et al., 2019). Por ejemplo, el análisis podría revelar que una política de conservación del agua sería ineficaz sin la adopción simultánea de tecnologías de riego eficiente.
5. **Identificación de Estrategias Robustas:** Finalmente, la RDM identifica estrategias robustas que funcionan bien en una variedad de escenarios. Estas estrategias suelen incluir elementos adaptativos, como indicadores (signposts) para monitorear condiciones cambiantes y acciones contingentes para responder a eventos específicos.

4. APLICABILIDAD, DESAFÍOS Y POTENCIAL TRANSFORMADOR DE LA RDM EN LA AGRICULTURA

La Toma de Decisiones Robusta es un enfoque flexible, participativo y transformador con el potencial de mejorar la toma de decisiones en el sector agrícola, especialmente bajo condiciones de incertidumbre profunda. Su valor no radica en predecir un único futuro, sino en ayudar a los actores a explorar múltiples escenarios, identificar vulnerabilidades y ajustar sus decisiones de manera iterativa. Esta aproximación resulta especialmente relevante en contextos agrícolas expuestos a riesgos como la variabilidad climática, la inestabilidad de mercados o los cambios institucionales (Johnson & Geldner, 2019).

En cuanto a su relevancia para actores no académicos, la RDM ofrece un valor diferencial al facilitar que agricultores, técnicos y responsables de políticas diseñen estrategias que mantengan su efectividad ante diferentes escenarios (Daron, 2014; Pobleto et al., 2025). Esto significa que las decisiones pueden ser más resistentes a shocks externos y menos dependientes de pronósticos precisos, algo clave en regiones donde los datos climáticos o económicos son limitados o inciertos (Lempert et al., 2003; National Research Council, 2012). Sin embargo, su implementación enfrenta desafíos significativos. La escasez de datos básicos o de línea base, la necesidad de formación técnica y la coordinación entre actores pueden convertirse en barreras importantes. En contextos institucionales fragmentados, la RDM exige un esfuerzo adicional para construir confianza, establecer un lenguaje común y garantizar que las decisiones se traduzcan en acciones concretas (Daron, 2014). La complejidad del enfoque también puede generar resistencia inicial, especialmente en entornos acostumbrados a métodos de planificación lineales y de corto plazo (Marchau et al., 2019).

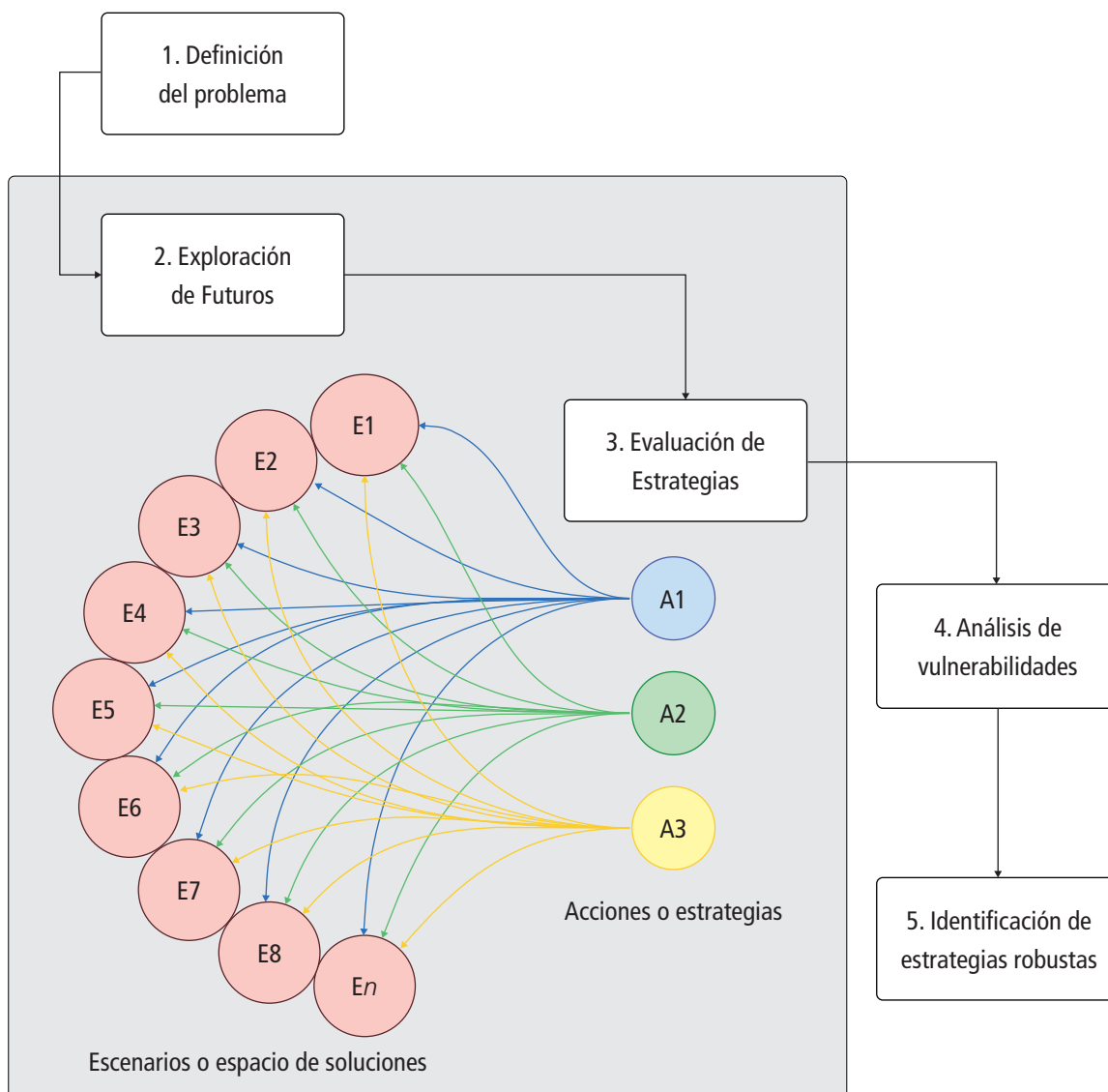


FIGURA 2. Pasos en la Toma de Decisiones Robustas (RDM). El paso 2 incluye la representación de escenarios creados a partir del entendimiento del problema. En el paso 3, cada una de las acciones es evaluada en cada uno de los escenarios, y finalmente aquellas acciones con mayores beneficios son escogidas como estrategias robustas. Fuente: elaboración propia.

En la práctica, la RDM puede implementarse tanto con metodologías cuantitativas como cualitativas. Las primeras requieren modelamiento avanzado y capacidades analíticas (lo que hoy comúnmente se conoce como RDM), mientras que las segundas se apoyan en la construcción participativa de escenarios narrativos o morfológicos, el análisis de vulnerabilidades con actores locales y la deliberación estratégica en talleres multiactor. Este enfoque cualitativo mantiene los principios centrales de la RDM, explorar múltiples futuros, identificar vulnerabilidades y priorizar estrategias adaptativas, pero no hace uso de simulaciones. De este modo, amplía la accesibilidad del método en territorios con recursos limitados, facilitando que agricultores,

técnicos y responsables de políticas trabajen juntos para definir desafíos, evaluar opciones y diseñar planes flexibles. Una descripción paso a paso de esta metodología se incluye como suplemento (1) para apoyar su implementación (Groves & Lempert, 2007; Walker et al., 2013).

A pesar de estos retos, la RDM presenta oportunidades sustanciales para transformar la gestión agrícola bajo incertidumbre. Su orientación a la resiliencia sistémica permite preparar a las comunidades para una diversidad de futuros posibles, reduciendo la vulnerabilidad frente a crisis. Su lógica exploratoria fomenta la innovación al abrir espacio para soluciones que otros enfoques descartarían, y su capacidad de adaptarse a contextos con recursos limitados la hace viable en territorios rurales con el acompañamiento adecuado. En el plano de las políticas públicas, la RDM contribuye a democratizar la planificación al integrar el conocimiento local en la construcción de estrategias robustas, fortaleciendo la legitimidad y la viabilidad de las decisiones. Finalmente, el carácter escalable y transferible de la RDM facilita su integración en múltiples niveles de gobernanza, desde la planificación a escala de finca hasta el diseño de políticas nacionales o regionales. Esta versatilidad la convierte en una herramienta idónea para incorporar la gestión adaptativa en entornos agrícolas diversos y bajo distintas capacidades institucionales.

5. CASOS DE APLICACIÓN DE LA RDM EN EL SECTOR AGRÍCOLA BAJO CONDICIONES DE INCERTIDUMBRE PROFUNDA

Los ejemplos descritos a continuación ilustran cómo el enfoque de Toma de Decisiones Robusta (RDM) es usado en el desarrollo de soluciones para problemas agrícolas reales considerando el amplio rango de escenarios esperados de cambio climático. Cada caso seleccionado ilustra de forma práctica cómo la lógica exploratoria de la RDM (esto es, evaluar un amplio rango de futuros y seleccionar estrategias que funcionen en la mayoría de ellos) es usada para enfrentar desafíos vinculados con la variabilidad climática, la gestión eficiente de los sistemas de riego y la planificación agrícola e hidráulica a escala regional o nacional. Estos estudios de caso ofrecen referencias útiles para agricultores, responsables de políticas y líderes comunitarios interesados en diseñar intervenciones efectivas bajo condiciones de alta incertidumbre.

Desarrollar estrategias de riego resilientes a la incertidumbre climática

Mehraban et al. (2024) comparó dos estrategias de irrigación con potencial de ofrecer resiliencia climática: (1) un aumento del 5 % en la eficiencia del riego mediante mejoras en la gestión y distribución del agua, y (2) la transición al método de siembra directa en seco para arroz (Dry-Direct Seeded Rice o Dry-DSR), que reemplaza el tradicional riego por inundación por riegos

intermitentes sobre suelo seco. Ambas fueron evaluadas bajo múltiples escenarios de incertidumbre climática para determinar su capacidad de sostener la producción agrícola en un amplio rango de condiciones climáticas futuras.

Esta evaluación de resiliencia climática de estrategias de irrigación fue desarrollada en cinco pasos principales. Primero, se simulan los impactos del cambio climático sobre la disponibilidad hídrica entre 2021 y 2050, integrando datos de siete modelos climáticos globales que representan tres trayectorias futuras de concentraciones de gases de efecto invernadero (RCP2.6, RCP4.5 y RCP8.5) ajustados a escala local a través de un generador estocástico de clima. Segundo, estos datos alimentan un modelo hidrológico basado en IHACRES que permite estimar la escorrentía futura hacia el embalse del Sefidroud. Tercero, se identifican las dos fuentes clave de incertidumbre: las variaciones en el caudal del río y en el área cultivada de la red de riego. Cuarto, a partir de este diagnóstico, las dos estrategias de adaptación (un aumento del 5% en la eficiencia de riego y la transición al método de siembra directa en seco) fueron incorporadas en un modelo de planificación y gestión de los recursos hídricos (WEAP) con modificaciones explícitas en los parámetros de eficiencia y demanda hídrica del sistema. Finalmente, se evalúa la robustez de cada estrategia a través de 96 combinaciones de futuros posibles, empleando dos métricas: el índice de satisfacción (porcentaje de escenarios que cumplen con la demanda hídrica) y el índice de remordimiento (desempeño perdido frente al mejor resultado posible). Los resultados muestran que la estrategia basada en siembra directa en seco ofrece mayor robustez, especialmente en escenarios de escasez extrema, posicionándose como la opción más eficaz para garantizar la resiliencia hídrica y agrícola en el contexto estudiado.

Evaluación de estrategias de adaptación al cambio climático a escala de cuenca

Abbasi et al. (2020) describe cómo la Toma de Decisiones Robusta (RDM) es usada para reducir la vulnerabilidad al cambio climático de los sistemas agrícolas en una cuenca semiárida al sur de Irán. En esta región, las lluvias son cada año, más irregulares con amplias fluctuaciones en el régimen anual de temperatura lo que ha provocado alteraciones en las épocas de siembra de los cultivos. Todas estas alteraciones traen consigo consecuencias de impacto estructural: incrementos en el riesgo de pérdidas de rendimiento, sobreexplotación de recursos hídricos, pérdidas económicas e inseguridad alimentaria.

En este estudio se generaron 25 escenarios climáticos plausibles, que fueron usados para evaluar el desempeño de cuatro estrategias de adaptación:

- Desarrollar e implementar un régimen de riego deficitario que reduzca el volumen total de agua, concentrando su uso en las fases críticas del

cultivo con el propósito de conservar los rendimientos y disminuir la presión sobre los acuíferos.

- Mejorar la eficiencia del riego a través de la optimización de la distribución y el manejo del agua a fin de minimizar pérdidas por evaporación y percolación, maximizando la proporción del agua que es aprovechada por los cultivos.
- Reconfigurar el patrón actual de cultivos sustituyendo parte de las especies de alta demanda hídrica y baja eficiencia calórica por cebada, trigo y canola, que ofrecen mayor producción calórica por unidad de agua y toleran mejor el estrés hídrico.
- Ajustar las fechas de siembra desplazando los ciclos de cultivo a periodos con temperaturas más favorables y mayor disponibilidad de humedad, alineando el crecimiento con las ventanas climáticas óptimas para cada especie.

Los beneficios de estas estrategias fueron cuantificados a través de tres indicadores: la producción calórica agrícola, el cambio en el volumen de reservas de agua subterránea y el caudal hacia el lago Tashk–Bakhtegan. Los efectos simulados de cada medida y de sus combinaciones fueron evaluados bajo 25 escenarios climáticos plausibles. Posteriormente, se identificó las combinaciones de acciones que maximizan simultáneamente los tres indicadores, y estas soluciones fueron sometidas a un análisis de robustez para determinar su consistencia y estabilidad frente a variaciones en precipitación y temperatura. Los resultados mostraron que las estrategias aplicadas en portafolio, específicamente la combinación de mejoras en la eficiencia del riego, cambios en el patrón de cultivos y ajustes en las fechas de siembra, ofrecen el mejor equilibrio entre producción y conservación de agua, con menor vulnerabilidad que cualquier medida implementada de forma aislada.

Identificación de estrategias de adaptación resilientes a escala nacional

Para operacionalizar el enfoque de Robust Decision Making (RDM) en el contexto de la agricultura resiliente al clima en Nigeria, el estudio de Mereu et al. (2018) desarrolló una serie de pruebas basadas en simulaciones integradas y análisis de decisiones bajo incertidumbre profunda, aplicadas a nivel nacional y desagregadas en distintas zonas agroecológicas y cuencas. En primer lugar, se construyó un conjunto de proyecciones climáticas utilizando el modelo climático regional COSMO-CLM con una resolución espacial de 8 km², el cual fue calibrado con datos históricos y forzado con condiciones de frontera del modelo global CMCC-MED. Para capturar la incertidumbre inherente a las predicciones de cambio climático, se aplicó una técnica de “perturbación” a las salidas del modelo regional utilizando una muestra de diez modelos climáticos globales (GCMs), generando así un conjunto de

escenarios que representan futuros alternativos plausibles con distinta intensidad de precipitación y variabilidad interanual.

Con base en este conjunto de escenarios, se simularon los impactos sobre la productividad agrícola mediante el modelo DSSAT-CSM, que permitió estimar rendimientos de cultivos clave (arroz, yuca, ñame, sorgo, mijo y maíz) bajo condiciones tanto de secano como de riego. Estas simulaciones se ajustaron a las características específicas de las zonas agroecológicas de Nigeria, considerando variaciones en tipo de suelo, calendario agrícola y manejo del cultivo. Paralelamente, se utilizó el modelo hidrológico SWAT (en su versión ArcSWAT) para estimar la disponibilidad de agua en 893 subcuencas, incorporando capas de suelo, cobertura y pendiente, lo cual permitió evaluar la oferta hídrica potencial bajo cada escenario climático para el diseño de infraestructura de riego.

Una vez generadas las trayectorias de impacto, se formularon y probaron múltiples estrategias de adaptación, tanto en el ámbito de manejo agronómico (por ejemplo, modificación de fechas de siembra, aplicación de abonos orgánicos y residuos, aumento en fertilización) como en el diseño de infraestructura hidráulica (dimensión de presas, áreas de riego). Para evaluar su desempeño, se aplicó un análisis de “regret” que consistió en comparar, para cada combinación de estrategia y escenario climático, la pérdida relativa en rendimiento o beneficio económico frente a la mejor alternativa disponible bajo ese mismo escenario. A partir de este análisis, se identificaron las opciones de adaptación con menor “regret máximo” (mini-max regret), es decir, aquellas que ofrecen un desempeño aceptable en el mayor número de escenarios posibles, incluso si no son óptimas en ninguno en particular.

En el caso específico de la infraestructura de riego, se construyeron curvas de almacenamiento-producción (Storage-Yield Curves, SYC) utilizando el algoritmo de pico secuencial (Sequent Peak Algorithm) para estimar las necesidades de capacidad de embalse bajo condiciones futuras. Posteriormente, se compararon las decisiones de diseño óptimas bajo “visión perfecta” (sabiendo el clima futuro) con aquellas tomadas bajo condiciones de incertidumbre (sin previsión climática), y se calcularon los regrets económicos en términos de valor presente neto (VPN). Este procedimiento permitió ajustar los diseños de almacenamiento o la superficie irrigada para minimizar los regrets, seleccionando así configuraciones robustas en un conjunto de 18 sitios ilustrativos seleccionados conforme al Plan Maestro de Riego y Presas, que sirven como ejemplos metodológicos más que como priorizaciones definitivas de política.

6. CONCLUSIÓN Y LLAMADO A LA ACCIÓN

La Toma de Decisiones Robustas (RDM) es un enfoque metodológico transformativo que permite abordar la incertidumbre profunda que plantea el cambio climático para el sector agrícola. A diferencia de los enfoques lineales basados en *“predecir luego actuar”*, la RDM se enfoca en desarrollar estrategias robustas, es decir en capacidad de generar beneficios en una amplia gama de futuros plausibles, permitiendo enfrentar patrones climáticos erráticos, apariciones de nuevas plagas y enfermedades, y tolerar fluctuaciones del mercado. Al priorizar la robustez y la adaptabilidad, la RDM provee a agricultores, ganaderos, responsables de políticas y líderes comunitarios con herramientas para mejorar la resiliencia de los sistemas agrícolas y garantizar la seguridad alimentaria local y global. Los estudios de caso presentados en este artículo destacan las aplicaciones prácticas de la RDM, desde el diseño de sistemas de riego resilientes y el desarrollo de estrategias resilientes al cambio climático a diferentes escalas (cuenca y nacional). Estos ejemplos hacen evidente cómo la RDM respalda la planificación adaptativa al integrar las perspectivas de los interesados, evaluar compensaciones y permitir la iteración y el refinamiento de estrategias.

Para maximizar el impacto de la RDM en el sector agrícola, sus principios deben ser adoptados y adaptados ampliamente a las condiciones locales a través de una práctica institucionalizada. Esto es que los actores con capacidad efectiva de implementación (gobiernos, agencias públicas, centros de investigación, universidades y organismos de cooperación internacional) impulsen su incorporación en políticas, programas y marcos estratégicos. Ellos concentran los recursos financieros y el capital humano necesarios para sostener procesos de modelación, generación de datos y fortalecimiento de capacidades. Sin embargo, la legitimidad y efectividad de la RDM dependen de que agricultores, extensionistas e investigadores locales participen en la adaptación metodológica, aportando el conocimiento del territorio y de las prácticas ya implementadas por las comunidades e individuos. De esta articulación, es de donde surge el proceso transformador de decisión colectiva, donde la inversión en datos, formación y participación asegura no solo la escalabilidad de la RDM, sino también la capacidad de orientar el futuro de los sistemas agrícolas en medio de la incertidumbre.

Dado el carácter urgente de la adaptación al cambio climático y sus impactos en la agricultura, el momento de actuar es ahora. Adoptar la RDM como un marco guía permitirá que el sector agrícola pase de la planificación reactiva a la proactiva, fomentando la resiliencia, la sostenibilidad y la equidad. De este modo, la RDM no solo aborda los desafíos inmediatos, sino que también contribuye al esfuerzo global más amplio para alcanzar los objetivos de desarrollo sostenible y mitigar los impactos del cambio climático en las comunidades más vulnerables.

Conflicto de intereses

El autor declara que no existe ningún conflicto de intereses en relación con el desarrollo y la publicación de este manuscrito.

Financiamiento

Este artículo fue elaborado en el marco de las actividades del Sistema Territorial de Innovación La Mojana, proyecto 1002976 “Sistema Territorial de Innovación de la Mojana”, financiado por el Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural (TV2024, Meta 16). El STI La Mojana forma parte del CONPES 4084 La Mojana. Los Sistemas Territoriales de Innovación son un mecanismo de política pública del Sistema Nacional de Innovación Agropecuaria (SNIA).

Disponibilidad de datos

Este estudio no generó ni analizó conjuntos de datos, por lo que no aplica una declaración de disponibilidad de datos.

Uso de inteligencia artificial

Durante la preparación de este trabajo, el autor empleó Sciwheel y Obsidian para la anotación de documentos y la organización de las notas extraídas de estos. A partir de estas notas se desarrolló el esquema del manuscrito y del primer borrador. Posteriormente, ChatGPT (OpenAI, GPT-5, septiembre 2025) fue usado como apoyo para la redacción y la revisión de estilo. Los prompts de redacción y estilo siguieron las recomendaciones de Laura Belcher (*Writing Your Journal Article in Twelve Weeks*) y tenían el propósito de mejorar legibilidad y comprensibilidad del manuscrito. Asimismo, los prompts usados para mejorar la legibilidad del resumen en inglés estuvieron basados en el Corpus of Contemporary American English (COCA).

En ningún caso se empleó contenido generado por la IA de forma literal; todo el texto fue cuidadosamente revisado, editado y validado por el autor, quien asume plena responsabilidad sobre todas las ideas, interpretaciones y conclusiones presentadas en este manuscrito.

Las figuras incluidas en este manuscrito no fueron creadas mediante inteligencia artificial. La Figura 1 fue elaborada manualmente utilizando Google Drawings, y la Figura 2 fue elaborada manualmente utilizando Lucidchart.

REFERENCIAS

- Abbasi, H., Delavar, M., Bigdeli Nalbandan, R., & Hashemy Shahdany, M. (2020). Robust strategies for climate change adaptation in the agricultural sector under deep climate uncertainty. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 34(6), 755–774. <https://doi.org/10.1007/s00477-020-01782-4>
- Banks, S. (1993). Exploratory modeling for policy analysis. *Operations Research*, 41(3), 435–449. <https://doi.org/10.1287/opre.41.3.435>
- Bartholomew, E., & Kwakkel, J. H. (2020). On considering robustness in the search phase of Robust Decision Making: A comparison of Many-Objective Robust Decision Making, multi-scenario Many-Objective Robust Decision Making, and Many-Objective Robust Optimization. *Environmental Modelling & Software*, 127, artículo 104699. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104699>
- Belton, V., & Stewart, T. (2002). *Multiple criteria decision analysis: An integrated approach*. Kluwer Academic Publishers.
- Chimi, P. M., Mala, W. A., Fobane, J. L., Ngamsou Abdel, K., Batamack Nkoué, B., Feunang Nganmeni, L. F., Nyonce Pokam, E. Y., Endalle Minfele, S. P., Matick, J. H., Tchandjie, F. M., Manga Essouma, F., & Bell, J. M. (2024). Factors affecting decision-making to strengthen climate resilience of smallholder farms in the Centre region of Cameroon. *Climate Smart Agriculture*, 1(1), artículo 100004. <https://doi.org/10.1016/j.csag.2024.100004>
- Daron, J. D. (2014). Challenges in using a robust decision making approach to guide climate change adaptation in South Africa. *Climatic Change*, 123(1), 215–230. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-1043-4>
- Dewar, J. A., Builder, C., Hix, W. M., & Levin, M. H. (1993). *Assumption-based planning: A planning tool for very uncertain times*. RAND Corporation. https://www.rand.org/pubs/monograph_reports/MR1114.html
- European Environment Agency. (2009). *Looking back on looking forward: A review of evaluative scenario literature* [EEA Technical Report No. 3/2009]. European Environment Agency. <https://www.eea.europa.eu/publications/looking-back-on-looking-forward-a-review-of-evaluative-scenario-literature>
- Groves, D. G., & Lempert, R. J. (2007). A new analytic method for finding policy-relevant scenarios. *Global Environmental Change*, 17(1), 73–85. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2006.11.006>
- Hall, J. W., Lempert, R. J., Keller, K., Hackbarth, A., Mijere, C., & McInerney, D. J. (2012). Robust climate policies under uncertainty: A comparison of robust decision making and info-gap methods. *Risk Analysis*, 32(10), 1657–1672. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.2012.01802.x>
- Hultgren, A., Carleton, T., Delgado, M., Gergel, D. R., Greenstone, M., Houser, T., Hsiang, S., Jina, A., Kopp, R. E., Malevich, S. B., McCusker, K. E., Mayer, T., Nath, I., Rising, J., Rode, A., & Yuan J. (2025). Impacts of climate change on global agriculture accounting for adaptation. *Nature*, 642, 644–652. <https://doi.org/10.1038/s41586-025-09085-w>
- Johnson, D. R. (2019). Integrated risk assessment and management methods are necessary for effective implementation of natural hazards policy. *Risk Analysis*, 41(7), 1240–1247. <https://doi.org/10.1111/risa.13268>
- Johnson, D., & Geldner, N. B. (2019). Contemporary decision methods for agricultural, environmental, and resource management and policy. *Annual*

- Review of Resource Economics*, 11(1), 19–41. <https://doi.org/10.1146/annurev-resource-100518-094020>
- Lempert, R. J. (2013). *Making good decisions without predictions: Robust decision making for planning under deep uncertainty* [Research Brief RB-9701]. RAND Corporation. https://www.rand.org/pubs/research_briefs/RB9701.html
- Lempert, R. J. (2019). Robust Decision Making (RDM). In V. A. W. J. Marchau, W. E. Walker, P. J. T. M. Bloemen, & S. W. Popper (Eds.), *Decision making under deep uncertainty: From theory to practice* [pp. 23–51]. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2_2
- Lempert, R. J., & Collins, M. T. (2007). Managing the risk of uncertain threshold responses: Comparison of robust, optimum, and precautionary approaches. *Risk Analysis*, 27(4), 1009–1026. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.2007.00940.x>
- Lempert, R. J., Popper, S. W., & Bankes, S. C. (2003). *Shaping the next one hundred years: New methods for quantitative, long-term policy analysis*. RAND Corporation. https://www.rand.org/pubs/monograph_reports/MR1626.html
- Linkov, I., & Moberg, E. (2011). *Multi-criteria decision analysis: Environmental applications and case studies*. CRC Press.
- Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., & Popper, S. W. (2019). *Decision making under deep uncertainty: From theory to practice*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2>
- Mehraban, M., Marghmaleki, S. N., Sarang, A., & Azar, N. A. (2024). Developing climate change adaptation pathways in the agricultural sector based on robust decision-making approach (case study: Sefidroud Irrigation Network, Iran). *Environmental Monitoring and Assessment*, 196(4), 378. <https://doi.org/10.1007/s10661-024-12511-7>
- Mercer, D. (1997). Robust strategies in a day. *Management Decision*, 35(3), 219–223. <https://doi.org/10.1108/00251749710169487>
- Mereu, V., Santini, M., Cervigni, R., Augeard, B., Bosello, F., Scoccimarro, E., Spano, D., & Valentini, R. (2018). Robust Decision Making for a climate-resilient development of the agricultural sector in Nigeria. In L. Lipper, N. McCarthy, D. Zilberman, S. Asfaw, & G. Branca (Eds.), *Climate smart agriculture: Building resilience to climate change* [Vol. 52, pp. 277–306]. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-61194-5_13
- Moallemi, E. A., Elsayah, S., & Ryan, M. J. (2020). Robust decision making and Epoch-Era analysis: A comparison of two robustness frameworks for decision-making under uncertainty. *Technological Forecasting and Social Change*, 151, artículo 119797. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119797>
- Morgan, M. G., & Henrion, M. (1990). *Uncertainty: A guide to dealing with uncertainty in quantitative risk and policy analysis*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511840609>
- Morton, L., Roesch-McNally, G., & Wilke, A. (2017). Upper Midwest farmer perceptions: Too much uncertainty about impacts of climate change to justify changing current agricultural practices. *Journal of Soil and Water Conservation*, 72(3), 215–225. <https://doi.org/10.2489/jswc.72.3.215>
- National Research Council. (2012). *Disaster resilience: A national imperative*. The National Academies Press. <https://doi.org/10.17226/13457>

- Poblete, D., Johnson, S., Muñoz, E., Vergara, W., & Herrera, M. (2025). Using a robust decision making (RDM) approach to explore current and future vulnerabilities of a semi-arid coastal basin: A case study of the Quilimarí basin in Chile. *Frontiers in Environmental Science*, 13, artículo 1553675. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2025.1553675>
- Rosenhead, J., Elton, M., & Gupta, S. K. (1972). Robustness and optimality as criteria for strategic decisions. *Journal of the Operational Research Society*, 23(4), 413–431. <https://doi.org/10.1057/jors.1972.91>
- Saleem, A., Anwar, S., Nawaz, T., Fahad, S., Saud, S., Rahman, T. U., Khan, M. N. R., & Nawaz, T. (2024). Securing a sustainable future: The climate change threat to agriculture, food security, and sustainable development goals. *Journal of Umm Al-Qura University Applied Sciences*, 11, 595–611. <https://doi.org/10.1007/s43994-024-00177-3>
- Singh, A. S., Eanes, F., & Prokopy, L. S. (2020). Climate change uncertainty among American farmers: An examination of multi-dimensional uncertainty and attitudes towards agricultural adaptation to climate change. *Climatic Change*, 162, 1047–1064. <https://doi.org/10.1007/s10584-020-02860-w>
- Taleb, N. N. (2012). *Antifragile: Things that gain from disorder*. Random House.
- Van der Heijden, K. (1996). *Scenarios: The art of strategic conversation*. John Wiley & Sons.
- Vermeulen, S. J., Challinor, A. J., Thornton, P. K., Campbell, B. M., Eriyagama, N., Vervoort, J. M., Kinyangi, J., Jarvis, A., Läderach, P., Ramirez-Villegas, J., Nicklin, K. J., Hawkins, E., & Smith, D. R. (2013). Addressing uncertainty in adaptation planning for agriculture. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(21), 8357–8362. <https://doi.org/10.1073/pnas.1219441110>
- Waldman, K. B., Todd, P. M., Omar, S., Blekking, J. P., Giroux, S. A., Attari, S. Z., Baylis, K., & Evans, T. P. (2020). Agricultural decision making and climate uncertainty in developing countries. *Environmental Research Letters*, 15(11), 113004. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abb909>
- Walker, W. E., Haasnoot, M., & Kwakkel, J. H. (2013). Adapt or perish: A review of planning approaches for adaptation under deep uncertainty. *Sustainability*, 5(3), 955–979. <https://doi.org/10.3390/su5030955>

SUPLEMENTOS

SUPLEMENTO 1: TOMA DE DECISIONES ROBUSTAS USANDO UN ENFOQUE CUALITATIVO - PASO A PASO

Este suplemento presenta una guía práctica para desarrollar un proceso robusto de toma de decisiones utilizando un enfoque cualitativo. Diseñado para equipos sin experiencia técnica avanzada o acceso a herramientas computacionales, este enfoque se basa en talleres participativos, escenarios narrativos y discusiones estructuradas. Al seguir estos pasos, las comunidades agrícolas, líderes locales y responsables de políticas pueden implementar la toma de decisión robustas en condiciones limitadas de recursos.

Paso 1: Definir el Problema y los Objetivos

Propósito: Establecer una comprensión clara del contexto, los objetivos y los desafíos clave.

Acciones:

- Reunir a los actores clave (por ejemplo agricultores, líderes comunitarios, responsables de políticas).
- Identificar los objetivos principales, como mejorar la seguridad alimentaria, reducir los impactos de las sequías o aumentar la resiliencia a las inundaciones.
- Describir los principales desafíos e incertidumbres, como la variabilidad climática, el acceso limitado al agua o la fluctuación de los precios de los cultivos.
- Definir métricas simples para medir el éxito, como la estabilidad de los rendimientos, la equidad en el acceso a los recursos o la capacidad de adaptación.

Resultados esperados: Problema y objetivos bien definidos y acordados por los actores participantes.

Paso 2: Identificar los Factores Clave que Componen la Incertidumbre

Propósito: Explorar los factores que introducen incertidumbre y pueden afectar los objetivos.

Acciones:

- Realizar una lluvia de ideas con los interesados para identificar los principales factores que introducen incertidumbre (e.g., cambios en los patrones de lluvia, brotes de plagas, variaciones en los precios del mercado).
- Clasificar estas incertidumbres en categorías como climáticas, económicas, sociales y políticas.
- Priorizar las incertidumbres según su importancia percibida y su potencial impacto.

Resultados esperados: Lista categorizada de los factores que componen la incertidumbre que deben considerarse en el análisis.

Paso 3: Desarrollar Escenarios Narrativos

Propósito: Organizar sistemáticamente las incertidumbres críticas y convertirlas en escenarios plausibles.

Acciones:

- Seleccionar 4–6 incertidumbres críticas del Paso 2.
- Definir 2–3 posibles estados para cada incertidumbre.
- Construir una matriz morfológica combinando incertidumbres y estados.
- Revisar la matriz con los actores y descartar combinaciones incoherentes.
- Seleccionar 3–5 combinaciones plausibles y contrastantes.
- Convertir esas combinaciones en escenarios narrativos enriquecidos con descripciones cualitativas y perspectivas locales.

TABLA S1. Ejemplo de matriz morfológica (sector agrícola)

Incertidumbre	Estado A	Estado B	Estado C
Precipitación	Sequías recurrentes	Lluvias normales	Inundaciones frecuentes
Precios de mercado	Estables	Volátiles	Desfavorables
Plagas y enfermedades	Baja severidad	Severidad moderada	Alta severidad
Apoyo institucional	Fuerte	Débil	Inexistente

TABLA S2. Ejemplo de escenarios narrativos (sector agrícola)

Escenario	Precipitación	Precios de mercado	Plagas y enfermedades (severidad)	Apoyo institucional	Escenario narrativo (Narrativa resumida)
1	Sequías recurrentes	Estables	Severidad moderada	Débil	El territorio enfrenta sequías constantes, con precios relativamente estables. La severidad moderada de plagas aumenta la presión sobre los cultivos, y el débil apoyo institucional limita la capacidad de respuesta.
2	Lluvias normales	Volátiles	Alta severidad	Fuerte	Aunque las lluvias son regulares, la volatilidad de precios crea incertidumbre. La alta severidad de plagas exige mayores esfuerzos de manejo, compensados parcialmente por un apoyo institucional sólido.
3	Inundaciones frecuentes	Desfavorables	Baja severidad	Inexistente	Las inundaciones frecuentes afectan los cultivos, mientras los precios desfavorables reducen los ingresos. La baja severidad de plagas no compensa la ausencia de apoyo institucional, lo que genera alta vulnerabilidad.
4 (peor caso)	Sequías prolongadas e inundaciones extremas	Desfavorables	Alta severidad con ataques constantes que generan pérdidas considerables	Inexistente	Se combinan condiciones críticas: sequías prolongadas intercaladas con inundaciones extremas, precios agrícolas desfavorables, plagas de alta severidad con ataques constantes que ocasionan pérdidas considerables, y ausencia total de apoyo institucional. Este escenario representa la máxima vulnerabilidad del sistema y sirve como prueba límite para evaluar si las estrategias propuestas pueden resistir choques múltiples y simultáneos.

Resultados esperados: Una matriz morfológica participativa y 3 a 5 escenarios narrativos que representen futuros plausibles, coherentes y relevantes.

Paso 4: Identificar y Evaluar Estrategias

Propósito: Explorar y evaluar estrategias para determinar su robustez en diferentes escenarios.

Acciones:

- Facilita una sesión participativa para identificar estrategias posibles.
Ejemplos:
- Introducción de cultivos resistentes a la sequía.
- Implementación de sistemas comunitarios de almacenamiento de agua.
- Establecimiento de sistemas de alerta temprana para inundaciones.

- Evalúa cada estrategia en los escenarios desarrollados mediante un análisis cualitativo:
 - » ¿Cómo funcionará esta estrategia en cada escenario?
 - » ¿Cuáles son sus fortalezas y debilidades?
 - » ¿Qué compensaciones implica su implementación?
- Usa una matriz simple para calificar el desempeño de cada estrategia en los diferentes escenarios (e.g., Bueno, Moderado, Bajo).

Resultados esperados: Lista de estrategias priorizadas con una evaluación cualitativa de su robustez.

Paso 5: Diseñar un Plan Adaptativo

Propósito: Crear un plan flexible que incorpore acciones iniciales, indicadores de monitoreo y acciones contingentes.

Acciones:

- Define acciones iniciales que puedan implementarse de inmediato (e.g., capacitación en técnicas de riego eficiente).
- Identifica “señales” o indicadores que puedan monitorearse para detectar cambios (e.g., niveles de lluvia, brotes de plagas, fluctuaciones de precios).
- Establece acciones contingentes que se activarán si las condiciones cambian (e.g., diversificación de cultivos si los precios de un producto caen significativamente).
- Crea un cronograma básico para implementar, monitorear y ajustar las estrategias.

Resultados esperados: Plan adaptativo que incluye acciones inmediatas, indicadores y medidas contingentes.

Paso 6: Monitorear, Reflexionar y Ajustar

Propósito: Asegurar que las estrategias sigan siendo efectivas mediante la supervisión continua y los ajustes necesarios.

Acciones:

- Implementa un sistema de monitoreo simple para rastrear los indicadores definidos en el paso anterior.

- Programa reuniones periódicas con los interesados para revisar el progreso y discutir ajustes necesarios.
- Modifica las estrategias según las condiciones observadas y la información emergente.

Resultados esperados: Proceso dinámico de aprendizaje y adaptación continuo.

TABLA S3. Resumen del enfoque cualitativo para un proceso de Toma de Decisiones Robustas

Paso	Propósito	Resultado clave
1. Definir el problema	Identificar objetivos y desafíos clave	Declaración del problema y objetivos claros
2. Identificar incertidumbres	Explorar factores de incertidumbre	Lista de incertidumbres categorizadas
3. Desarrollar escenarios	Crear futuros narrativos plausibles	Escenarios narrativos relevantes
4. Evaluar estrategias	Analizar robustez de estrategias	Estrategias priorizadas con evaluaciones
5. Diseñar plan adaptativo	Crear estrategias flexibles y monitoreables	Plan adaptativo con acciones e indicadores
6. Monitorear y ajustar	Monitorear la efectividad de las estrategias	Estrategias actualizadas y mejoradas