

Invertir en la transición energética bajo incertidumbre profunda: modelos de planificación y métodos robustos

Antonio F. Rodríguez-Matas*

Resumen

Las inversiones necesarias para la transición energética son intensivas en capital, de larga vida útil y están expuestas a incertidumbres: evolución tecnológica, precios de combustibles, evolución de la demanda, aceptación social, regulación y *shocks* geopolíticos o climáticos. En este contexto, la planificación no puede basarse solo en escenarios centrales ni en hipótesis sobre un futuro conocido. Este artículo presenta un conjunto de herramientas desarrolladas para mejorar la planificación estratégica bajo incertidumbre profunda. En primer lugar, se describe el papel de los modelos de optimización de sistemas energéticos a largo plazo y se introduce openMASTER, un modelo abierto implementado en Python-Pyomo que representa con detalle tecnologías, sectores de demanda y restricciones técnicas y de política pública. En segundo lugar, se exponen tres desarrollos metodológicos que complementan el modelado: (i) un enfoque híbrido que combina optimización robusta y criterios de *minimax* del arrepentimiento para tratar de forma diferenciada las preferencias de decisión frente a incertidumbres; (ii) un método para integrar las correlaciones entre parámetros inciertos mediante conjuntos de incertidumbre basados en análisis de componentes principales, evitando recomendaciones sesgadas; y (iii) un marco para diseñar paquetes de políticas robustos sobre múltiples métricas, basado en exploración de escenarios, un algoritmo de selección iterativa y técnicas de interpretabilidad para identificar palancas y vulnerabilidades. Este artículo trata de analizar cómo estas herramientas permiten estresar carteras de inversión, identificar inversiones estructuralmente necesarias y diseñar políticas monitorizables y adaptables que reduzcan la probabilidad de arrepentimiento en inversiones de largo plazo.

Palabras clave: planificación energética, inversión, incertidumbre profunda, robustez, optimización, paquetes de políticas, modelos energéticos.

1. INTRODUCCIÓN

La transición energética se juega, en gran medida, en el terreno de las inversiones. A diferencia de otras políticas públicas, donde los efectos pueden ser relativamente reversibles, muchas decisiones energéticas tienen un fuerte componente de irreversibilidad: la vida útil de una red, una planta de generación, una infraestructura de almacenamiento o un parque de edificios rehabilitados se mide en décadas. Además, estas decisiones se toman en un contexto en el que los marcos regulatorios y los objetivos climáticos evolucionan, y donde tecnologías y mercados cambian a ritmos que son difíciles de anticipar.

Esta combinación —capital intensivo, horizontes largos e incertidumbre— plantea un reto muy importante: ¿cómo decidir hoy las inversiones que sean compatibles con los objetivos

* Instituto de Investigación Tecnológica (IIT), Universidad Pontificia Comillas.

de descarbonización y, a la vez, robustas frente a futuros adversos? La respuesta habitual ha sido analizar unos pocos escenarios contruidos en base a una combinación de hipótesis sobre las incertidumbres: “alto crecimiento económico”, “bajo coste de renovables”, “alto precio de carbono”, etc. Sin embargo, el sector energético actual enfrenta un tipo de incertidumbre más exigente. No se trata solo de dispersión alrededor de una expectativa, sino de “incertidumbres epistémicas”: situaciones en las que no hay consenso razonable sobre modelos causales, distribuciones de probabilidad o incluso sobre qué futuros deben considerarse plausibles. En este contexto, el valor de una herramienta no reside en predecir un futuro, sino en reducir la fragilidad de las decisiones ante sorpresas.

Los modelos de planificación energética a largo plazo ofrecen un marco cuantitativo para traducir objetivos generales (neutralidad climática, seguridad de suministro, asequibilidad) en necesidades coherentes de infraestructura y tecnología. No obstante, si se usan de forma determinista, estos modelos pueden dar una falsa sensación de precisión: una única trayectoria óptima puede ocultar vulnerabilidades relevantes. Este artículo parte precisamente de ese diagnóstico: mejorar cómo los modelos energéticos pueden apoyar decisiones cuando el futuro no es “probabilizable” ni reducible a unos pocos escenarios. Para ello, se sintetizan cuatro contribuciones científicas recientes: el desarrollo del modelo openMASTER (Rodríguez-Matas *et al.*, 2024), un método para mejorar la robustez ante incertidumbre epistémica (Rodríguez-Matas *et al.*, 2024), la integración de correlaciones entre incertidumbres (Rodríguez-Matas *et al.*, 2025) y un marco para diseñar paquetes de políticas robustos bajo incertidumbre profunda (Rodríguez-Matas *et al.*, 2026).

El texto se organiza en torno a un objetivo: del modelo a la decisión. Primero, se explica qué aportan los modelos de optimización de sistemas energéticos a las decisiones de inversión y se presenta openMASTER, un modelo “open source”¹ desarrollado con ese propósito. Segundo, se introduce el problema de la incertidumbre profunda en la transición y por qué obliga a complementar el análisis “óptimo” con criterios de robustez. Tercero, se describen tres desarrollos metodológicos que, sobre la base de openMASTER, permiten someter carteras y políticas a pruebas de estrés, incorporar relaciones realistas entre incertidumbres y diseñar paquetes de políticas robustos sobre múltiples objetivos. Finalmente, se discute cómo integrar estos resultados en procesos reales de planificación e inversión, tanto públicos como privados.

1 Un modelo *open-source* es aquel cuyo código fuente se publica con una licencia abierta que permite su uso, inspección, modificación y redistribución (sujeto a las condiciones de la licencia). En el contexto de la planificación energética, esto facilita la reproducibilidad (replicar resultados a partir de los mismos datos y supuestos), la auditoría de hipótesis y formulaciones, y la extensibilidad por terceros (por ejemplo, añadir sectores, restricciones o métricas), reduciendo además la dependencia de herramientas propietarias. En cualquier caso, la apertura del código no garantiza por sí misma la calidad del modelo: la credibilidad depende también de la documentación, los datos empleados, la verificación/validación y la trazabilidad de los escenarios analizados.

El objetivo no es presentar un recetario cerrado ni un resultado único, sino mostrar una forma de trabajo replicable: formular decisiones de inversión relevantes, representar el sistema con un modelo transparente y explorar sistemáticamente cómo diferentes futuros condicionan el desempeño de estrategias alternativas. En términos prácticos, se trata de reducir la probabilidad de arrepentimiento (*regret*) y de evitar inversiones frágiles que funcionen bien en un futuro central, pero fallen en otros escenarios adversos.

En la práctica, esta problemática se manifiesta tanto en decisiones públicas como privadas. Un operador de red debe decidir hoy refuerzos que habiliten la electrificación y el despliegue de renovables, pero su rentabilidad dependerá de patrones futuros de demanda, de la localización de renovables, y de la evolución de almacenamiento y flexibilidad. Una empresa industrial puede decidir inversiones en electrificación, captura de CO₂ o hidrógeno, pero su competitividad dependerá de los precios de electricidad, la disponibilidad del recurso energético, la regulación de emisiones y las cadenas de suministro. Incluso decisiones aparentemente menores, como ritmos de rehabilitación de edificios o despliegue de puntos de recarga, pueden generar *lock in*² si se adoptan estándares o infraestructuras que resulten incompatibles con una transición posterior más ambiciosa.

En este tipo de decisiones, el valor de una herramienta de planificación no se mide por su precisión predictiva, sino por su capacidad para reducir incertidumbre en el sentido operativo: (i) acotar el rango de necesidades estructurales, (ii) hacer explícitos los supuestos que sustentan una recomendación, y (iii) identificar condiciones bajo las cuales una estrategia dejaría de ser aceptable. Esta última idea es especialmente importante: en incertidumbre profunda, la planificación debe acompañarse de un sistema de seguimiento que permita corregir el rumbo. Este trabajo vuelve a esta idea en la sección 6, conectando resultados de modelización con mecanismos de monitorización y adaptación (Haasnoot *et al.*, 2013; Marchau *et al.*, 2019).

Como regla general, cuanto mayor sea la irreversibilidad y el horizonte de la decisión, menor debe ser el peso de la optimización puntual y mayor el de la robustez. Esto no significa renunciar al análisis cuantitativo: significa usarlo para construir margen de maniobra. En la transición energética, ese margen se materializa en inversiones que habilitan opciones (flexibilidad, redes, capacidades modulares), en políticas que pueden ajustarse sin colapsar el sistema y en mecanismos de seguimiento que detecten temprano desviaciones. La combinación de openMASTER y los métodos presentados busca precisamente dotar a los decisores de ese mapa de opciones, con rigor cuantitativo y con transparencia suficiente para que el resultado sea discutible y, por tanto, mejorable.

2 *Lock-in* (dependencia de trayectoria) es el fenómeno por el que decisiones de inversión irreversibles (costes hundidos y vida útil larga) generan inercia tecnológica e institucional, reduciendo el espacio de opciones futuras y elevando el coste de cambiar de senda, incluso si nueva información revela que la trayectoria inicial es subóptima o incompatible con objetivos posteriores; en el extremo, puede traducirse en activos varados (*stranded assets*).

2. MODELOS DE PLANIFICACIÓN ENERGÉTICA Y DECISIONES DE INVERSIÓN

Los modelos de planificación energética a largo plazo —en particular, los modelos de optimización de sistemas energéticos— representan el sistema como una red de tecnologías y flujos energéticos capaces de satisfacer demandas de servicios energéticos (movilidad, confort térmico, producción industrial, etc.) bajo restricciones técnicas y de política pública. Su utilidad, desde la perspectiva de la inversión, radica en que permiten analizar decisiones de forma sistémica: no como proyectos aislados, sino como piezas de un sistema con fuertes interdependencias.

En términos simples, un modelo de optimización estratégica busca la combinación de inversiones y operación que minimiza un criterio (por ejemplo, el coste total del sistema) sujeto a cumplir demandas y restricciones (por ejemplo, un presupuesto de carbono). Esta estructura facilita responder preguntas típicas de inversión: ¿qué tecnologías se despliegan cuando se endurece un objetivo de emisiones?, ¿qué cuellos de botella aparecen si se limita la expansión de redes o almacenamiento?, ¿qué combinación de electrificación, eficiencia y combustibles renovables reduce costes totales?, ¿cuándo conviene invertir en infraestructuras habilitadoras que no reducen emisiones por sí solas, pero permiten integrar renovables o electrificar demanda final?

Para un decisor, el valor añadido del modelado no se limita a la cifra final de coste o emisiones. Hay tres tipos de resultados especialmente relevantes para la inversión:

- *Necesidades de capacidad e infraestructura.* Muchos debates se formulan en términos de objetivos (porcentaje renovable, penetración de vehículos eléctricos, reducción de demanda). Un modelo traduce esos objetivos en cantidades de inversión coherentes (GW de renovables, capacidad de almacenamiento, refuerzos de red, equipos en edificios, etc.) y, crucialmente, en su secuenciación temporal. Esto es fundamental porque en transición energética no solo importa “dónde llegamos”, sino “cómo llegamos”: la infraestructura que se instala en 2030 condiciona el espacio de opciones en 2040.
- *Interacciones entre sectores.* La electrificación del transporte aumenta la demanda eléctrica y puede exigir inversión adicional en generación y redes; la descarbonización industrial puede demandar hidrógeno, que a su vez requiere electricidad y agua; y la eficiencia en edificios puede reducir picos de demanda y aliviar necesidades de capacidad. Un análisis sectorial aislado tiende a ignorar estas retroalimentaciones.
- *Comparación de carteras.* Una cartera de inversión rara vez se basa en una única tecnología. Lo habitual es decidir entre combinaciones: más solar + almacenamiento vs. más eólica + redes; electrificación directa vs. combustibles renovables; mayor rehabilitación vs. mayor expansión

de renovables. Un modelo permite comparar estas carteras bajo supuestos coherentes y cuantificar *trade offs*.

Ahora bien, los modelos también tienen limitaciones importantes que deben entenderse para no sobreinterpretar los resultados. En modelos de optimización estratégica, la representación es típicamente agregada (por ejemplo, por sectores o regiones), la competencia imperfecta y los fallos de mercado no siempre se modelan explícitamente, y es frecuente asumir coordinación y previsión perfectas (*perfect foresight*) en el horizonte temporal³. Estos supuestos son adecuados para estudiar necesidades estructurales y coherencias sistémicas, pero pueden distanciarse de cómo invierten realmente empresas y hogares bajo incertidumbre, restricciones financieras, fricciones regulatorias o preferencias heterogéneas.

Por ello, una práctica recomendada en planificación es usar el modelo como “laboratorio”: no para pronosticar, sino para explorar “qué tendría que ser cierto” para que una estrategia funcionase o fracasase. Esto requiere ampliar el análisis más allá de una única optimización determinista. El resto del artículo se centra en cómo hacerlo: primero con un modelo diseñado para ser transparente y extensible (openMASTER) y, después, con metodologías explícitas de robustez y exploración de escenarios.

2.1. Una breve tipología sobre modelos

Conviene distinguir, sin entrar en tecnicismos, tres familias de herramientas que suelen confluir en debates de inversión:

- Modelos de balance o contabilidad energética, que verifican coherencia física y pueden ser útiles para hojas de ruta, pero no son útiles para analizar inversiones óptimas.
- Modelos de optimización de sistemas, como los de tipo *bottom up*⁴, que determinan inversiones y operación al mínimo coste bajo restricciones. Son especialmente valiosos cuando se buscan carteras coherentes y cuando las interdependencias son fuertes (Pfenninger *et al.*, 2014).
- Modelos de simulación o de agentes, que pueden representar decisiones descentralizadas, fricciones y dinámicas de adopción, pero a costa de mayores requerimientos de parametrización y, a menudo, menor trazabilidad para entender por qué un resultado es óptimo o no.

³ Por coordinación perfecta se entiende que el modelo actúa como si las decisiones de inversión y operación de todos los agentes estuvieran alineadas y fueran consistentes (sin desajustes ni conflictos de incentivos). Por previsión perfecta (*perfect foresight* en inglés), que el decisor conoce *ex ante* la evolución futura de variables clave durante todo el horizonte de planificación (costes, demanda, precios, políticas), en lugar de decidir secuencialmente con información parcial.

⁴ En modelos *bottom-up*, el sistema se representa “desde abajo”: con tecnologías y procesos explícitos (rendimientos, costes, límites y sustituciones) y, a partir de esa desagregación, el modelo determina la combinación de inversiones y operación que cumple la demanda y las restricciones al mínimo coste.

Este artículo se sitúa en la segunda familia, pero incorpora elementos para acercarse a preocupaciones típicas de la tercera (por ejemplo, dinámicas de adopción y restricciones de comportamiento en la demanda) dentro de un marco de optimización, buscando un equilibrio entre detalle y manejabilidad computacional.

2.2. De la optimización a la utilidad: el papel de la exploración

Una crítica recurrente a los modelos de optimización es que, al minimizar coste, pueden producir transiciones demasiado rápidas o poco realistas. La literatura ha señalado que la optimización puede aproximar mal transiciones observadas si se interpreta literalmente como predicción (Trutnevyte, 2016). Sin embargo, esa misma literatura también resalta que estos modelos son muy útiles si se emplean como herramientas de exploración: sirven para identificar tensiones, cuellos de botella y condiciones de viabilidad.

Por tanto, el uso responsable no es elegir entre “optimización” o “realismo”, sino combinar la optimización con un análisis sistemático de incertidumbre y con un diálogo sobre supuestos. En la práctica, esto implica: (i) ejecutar el modelo bajo múltiples futuros plausibles, (ii) comparar carteras de inversión bajo métricas relevantes, y (iii) extraer reglas prácticas (por ejemplo, inversiones habilitadoras robustas) en lugar de fijarse únicamente en la trayectoria de un escenario.

3. OPENMASTER: UN MODELO *OPEN SOURCE* PARA PLANIFICACIÓN ESTRATÉGICA

openMASTER es un modelo de optimización energética de largo plazo desarrollado con el objetivo de analizar políticas y trayectorias tecnológicas de manera integrada y reproducible (Rodríguez-Matas *et al.*, 2024). Su diseño sigue una lógica *bottom up* y de equilibrio parcial: representa tecnologías y procesos de forma explícita, y determina inversiones y operación que satisfacen demandas exógenas de servicios energéticos al mínimo coste agregado, sujeto a restricciones técnicas y de política pública. Está implementado en Python-Pyomo y puede resolverse con *solvers* comerciales u *open source*, lo que facilita su adopción y extensión por parte de terceros⁵.

Desde la perspectiva de inversión y política, el interés de openMASTER radica en dos elementos: (i) una representación detallada del “lado de la demanda”, formulada en términos de servicios energéticos, y (ii) la modularidad para integrar dimensiones que suelen quedar fuera de modelos estratégicos convencionales.

5 Para descargar el modelo openMASTER: <https://github.com/IIT-EnergySystemModels/openMASTER>

3.1. Demanda como servicios, no solo como energía final

Formular la demanda en términos de servicios (kilómetros pasajero, confort térmico, toneladas de acero, etc.) permite representar explícitamente que la transición no es solo un cambio de oferta, sino también de tecnologías de uso final y de comportamiento. Por ejemplo, la misma demanda de movilidad puede satisfacerse con diferentes combinaciones de modos (vehículo privado, transporte público, movilidad activa) y tecnologías (ICE, BEV, etc.)⁶, con implicaciones distintas en inversión de infraestructura y en consumo energético. Del mismo modo, la demanda de calefacción puede satisfacerse con calderas, bombas de calor u otras tecnologías, y puede reducirse mediante mejoras de eficiencia, rehabilitación de edificios o cambios de hábitos.

Esta formulación es especialmente útil cuando se quieren analizar políticas que actúan sobre comportamientos o sobre el parque de equipos (por ejemplo, estándares de eficiencia, programas de rehabilitación, teletrabajo), ya que permite representar las consecuencias sistémicas de esas medidas.

3.2. Modularidad y extensiones relevantes para inversión

openMASTER se concibió como un marco extensible. Entre las funcionalidades incorporadas destacan:

- Representación endógena del comportamiento y elección en ciertas decisiones del lado de la demanda, permitiendo capturar que la adopción tecnológica no es automática ni instantánea, y que puede depender de costes generalizados, disponibilidad y restricciones.
- *Vintages*⁷ tecnológicos, que permiten representar la coexistencia de equipos antiguos y nuevos, los cambios de eficiencia, la dinámica de sustitución y los efectos de *lock in*.
- Circularidad y materiales, en la medida en que algunas decisiones de transición dependen de la disponibilidad de recursos, el reciclaje o las cadenas de suministro.
- Hibernación y reactivación de tecnologías, útil para representar capacidades que pueden quedar infrautilizadas temporalmente pero reactivarse si cambian condiciones.

6 ICE (*Internal Combustion Engine*) se refiere a vehículos con motor de combustión interna (gasolina o diésel). BEV (*Battery Electric Vehicle*) se refiere a vehículos 100 % eléctricos a batería, sin motor de combustión.

7 Por *vintages* tecnológicos se entiende una representación por cohortes de equipos según su año de instalación, de modo que el modelo distingue el parque “existente” de los “nuevos” y puede capturar vida útil, retiros, tasas de sustitución, y eficiencias/costes distintos por generación tecnológica, haciendo explícitos los efectos de inercia y *lock-in*.

- Restricciones de fiabilidad y adecuación, que permiten introducir métricas de seguridad de suministro más allá de los balances energéticos.

Estas dimensiones no son adornos técnicos, están directamente conectadas con decisiones de inversión. La transición energética se caracteriza por secuencias de inversión donde el tiempo importa: rehabilitar antes reduce necesidades de capacidad; invertir en redes habilita la electrificación; desplegar almacenamiento reduce los vertidos y facilita la integración renovable. Los modelos que solo capturan costes de generación sin representar demanda o restricciones de adecuación pueden subestimar inversiones habilitadoras o sobrestimar la facilidad de ciertas trayectorias.

3.3. Qué puede responder openMASTER (y qué no)

En la práctica, openMASTER puede utilizarse para:

- Identificar trayectorias tecnológicas coherentes con objetivos climáticos, incluyendo la secuenciación temporal de inversiones.
- Cuantificar *trade offs* entre costes, emisiones, dependencia energética y otros indicadores.
- Evaluar el efecto sistémico de políticas sectoriales y sus interacciones.
- Generar sendas monitorizables: series temporales de variables clave (capacidad, consumo, adopción tecnológica, etc.) que pueden usarse como referencia para seguimiento y ajuste.

Sin embargo, es crucial reconocer limitaciones para evitar un uso ingenuo:

- Previsión perfecta: como muchos modelos estratégicos, la versión base asume que el planificador conoce la trayectoria futura de las variables exógenas. Esto es útil para identificar necesidades estructurales, pero no representa la toma de decisiones secuencial con información parcial.
- Agregación y equilibrio parcial: el modelo no pretende reproducir la formación de precios en mercados complejos ni comportamientos estratégicos. Para análisis de mercado, se requieren modelos complementarios.
- Dependencia de datos y supuestos: la calidad de los resultados depende de supuestos sobre costes, potenciales y restricciones. La transparencia *open source* ayuda a auditar, pero no elimina del todo el problema.
- Complejidad computacional: incorporar más detalle sectorial y más dimensiones de incertidumbre incrementa el coste computacional; esto condiciona qué metodologías son factibles.

Estas limitaciones motivan la segunda parte del artículo: cómo complementar el modelado con metodologías que reconocen explícitamente la incertidumbre profunda y que permiten usar el modelo como laboratorio de estrés, no como “oráculo”.

3.4. Transparencia y reproducibilidad como activo para la decisión

La decisión de desarrollar openMASTER como modelo *open source* responde a un problema recurrente en planificación: la dificultad de auditar resultados cuando el modelo es propietario o no reproducible. En decisiones de inversión, especialmente públicas, esto genera dos riesgos: (i) dependencia de un proveedor único (*vendor lock in*) y (ii) pérdida de capacidad institucional para discutir supuestos y para adaptar el modelo a nuevas preguntas. Un modelo abierto permite que el debate se centre en hipótesis verificables (costes, potenciales, restricciones) y facilita la acumulación incremental de mejoras.

Además, la transparencia es crucial cuando se incorporan metodologías de robustez. Si una estrategia robusta tiene un coste mayor que el escenario central, es razonable que un decisor exija entender por qué: qué incertidumbres la justifican, qué riesgos reduce y cuánto. En modelos opacos, esa discusión es difícil. En modelos abiertos, es posible rastrear el origen de la “prima de robustez” en restricciones, parámetros o mecanismos concretos.

3.5. Resolución temporal y lectura de resultados para inversión

Un aspecto que a veces se pasa por alto es que el resultado más útil para apoyar la toma de decisiones en la inversión no es necesariamente el *mix* final, sino la dinámica: cuándo se despliegan capacidades, cuándo se sustituyen equipos y dónde aparecen picos de inversión. openMASTER opera en horizontes de largo plazo con discretización temporal (por ejemplo, periodos quinquenales) y puede incorporar representaciones simplificadas de operación dentro de cada periodo. Esta estructura es adecuada para planificación estratégica: permite capturar inversión acumulada y sustitución de *vintages* sin entrar en la complejidad de una representación horaria completo, que sería prohibitivo a escala multisectorial.

Para interpretar resultados de inversión, es útil distinguir tres capas:

- Capa de capacidad: inversión en GW de generación, km de redes (si se representa), capacidad de almacenamiento, y equipamiento en usos finales.
- Capa de flujos: consumo de vectores energéticos (electricidad, combustibles, hidrógeno), emisiones asociadas y cambios en el *mix*.

- Capa de restricciones activas: qué límites son “vinculantes” (presupuesto de carbono, potencial renovable, ritmos máximos de despliegue, adecuación). Esta capa suele explicar por qué una inversión aparece en una trayectoria y es clave para diseñar políticas: si una tecnología se despliega porque el modelo necesita cumplir un presupuesto de carbono bajo límites de electrificación, la interpretación política es distinta que si se despliega por pura competitividad económica.

En una lógica robusta, además, interesa entender cómo estas capas se distribuyen en el conjunto de escenarios: qué inversiones aparecen en casi todos los futuros y cuáles solo en subconjuntos específicos. Esta lectura es la que permite separar inversiones habilitadoras de inversiones contingentes.

4. INCERTIDUMBRE PROFUNDA Y POR QUÉ LOS ESCENARIOS “CENTRALES” NO BASTAN

En planificación energética se habla de incertidumbre de forma habitual, pero no todas las incertidumbres son iguales ni requieren las mismas herramientas. Una distinción útil (y coherente con la literatura de decisión bajo incertidumbre profunda) es entre incertidumbre aleatoria o “probabilizable” e incertidumbre epistémica o profunda.

En el primer caso, existe conocimiento o evidencia suficiente para describir una distribución de probabilidad razonable o, al menos, acordar un rango con mayor densidad alrededor de un valor esperado. Este tipo de incertidumbre se puede manejar con técnicas estándar: análisis de sensibilidad, Monte Carlo con distribuciones, o incluso optimización estocástica.

En la incertidumbre profunda, en cambio, no hay consenso sobre (i) el modelo causal relevante, (ii) la distribución de probabilidad de las variables clave o (iii) el conjunto de futuros plausibles. Esto ocurre, por ejemplo, cuando la dinámica depende de cambios tecnológicos disruptivos, de la aceptación social, de la regulación futura, o de *shocks* geopolíticos.

Más allá de la definición formal, hay señales prácticas para reconocer incertidumbre profunda en el sector energético:

- Cuando los rangos dependen de decisiones políticas futuras (por ejemplo, diseño de mercados, permisos, aceptación social).
- Cuando la innovación puede alterar la frontera tecnológica (aprendizaje, sustitución de materiales, nuevas cadenas de suministro).
- Cuando existen riesgos de *shocks* correlacionados (geopolítica, clima, materias primas) que pueden mover simultáneamente varios parámetros.

- Cuando la propia estructura del sistema puede cambiar (por ejemplo, electrificación masiva, aparición de nuevos vectores energéticos).

Para decisiones de inversión, la implicación es clara: optimizar para un futuro esperado puede generar decisiones frágiles. La robustez se vuelve una propiedad valiosa: estrategias que no necesariamente son óptimas en un escenario, pero que funcionan de forma aceptable en un rango amplio de futuros.

La literatura de “Decision Making under Deep Uncertainty” (DMDU)⁸ ha formalizado este enfoque. En lugar de buscar la estrategia que maximiza la esperanza matemática, se prioriza identificar estrategias “satisfactorias” o que minimicen el peor resultado, el arrepentimiento máximo o la probabilidad de cruzar umbrales indeseables. Además, estos enfoques suelen combinar dos ingredientes: (i) exploración sistemática de futuros mediante grandes conjuntos de escenarios, y (ii) métodos de *scenario discovery*⁹ para identificar qué combinaciones de incertidumbres hacen a una estrategia vulnerable.

Desde un punto de vista operativo, esto encaja bien con el uso de modelos de optimización. Un modelo como openMASTER produce una trayectoria coherente para un conjunto de supuestos. Si repetimos el ejercicio sobre cientos o miles de combinaciones plausibles de incertidumbres, obtenemos una nube de resultados: distribución de costes, emisiones, dependencia, etc. La pregunta deja de ser “¿cuál es la trayectoria óptima?” y pasa a ser “¿qué estrategias y políticas siguen funcionando cuando el futuro cambia?”, “¿qué incertidumbres hacen colapsar una estrategia?”, y “¿qué inversiones aparecen de forma persistente como necesarias?”.

Lo relevante para inversión es que este enfoque permite separar tres categorías de decisiones:

- 1) Inversiones estructuralmente necesarias, robustas en casi todos los futuros (por ejemplo, ciertas infraestructuras habilitadoras).
- 2) Inversiones contingentes, que son valiosas solo si se materializan ciertas condiciones (por ejemplo, hidrógeno a gran escala si la electrificación directa es limitada o si ciertos sectores crecen).
- 3) Inversiones frágiles o con alto riesgo a la baja, que funcionan bien en un futuro favorable pero generan pérdidas grandes en futuros adversos.

⁸ *Decision Making under Deep Uncertainty* (DMDU) agrupa enfoques de apoyo a la decisión para contextos en los que no hay consenso sobre modelos, probabilidades o incluso el conjunto de futuros plausibles; en lugar de optimizar para un “escenario esperado”, prioriza estrategias robustas que mantengan un desempeño aceptable en muchos futuros.

⁹ *Scenario discovery* es un conjunto de técnicas (a menudo basadas en simulación y métodos estadísticos/ML) que se basa en la ejecución masiva de escenarios e identifica qué combinaciones de factores explican los casos en los que una estrategia falla o cruza umbrales, delimitando regiones del espacio de futuros asociadas a vulnerabilidad o éxito.

Este artículo muestra herramientas específicas para implementar esta lógica en modelos de optimización: cómo tratar distintas fuentes de incertidumbre de manera diferenciada, cómo incorporar correlaciones realistas y cómo diseñar paquetes de políticas robustos sobre múltiples métricas.

4.1. Criterios de decisión en incertidumbre profunda

En la práctica, la robustez puede implementarse con criterios distintos, según el apetito de riesgo y el tipo de decisión. Tres criterios aparecen de forma recurrente:

- Minimizar el peor caso (*minimax*): prioriza evitar resultados muy malos, aun a costa de sacrificar rendimiento en escenarios favorables.
- Minimizar el arrepentimiento máximo (*minimax regret*): busca la estrategia que minimiza el mayor arrepentimiento entre escenarios, donde el arrepentimiento en cada escenario es la diferencia de desempeño (por ejemplo, coste o utilidad) entre esa estrategia y la estrategia óptima para ese escenario si se conociera *ex ante* (Savage, 1951).
- Suficiencia con umbrales: define niveles mínimos aceptables (por ejemplo, emisiones máximas, dependencia máxima, coste máximo) y busca estrategias que cumplan en la mayoría de futuros, permitiendo *trade offs*¹⁰ explícitos.

Estos criterios se pueden utilizar y combinar en función del objetivo. Por ejemplo, la optimización robusta con presupuesto de incertidumbre captura un *minimax* “moderado” (Bertsimas & Sim, 2004), mientras que la evaluación con arrepentimiento permite comparar estrategias y cuantificar el coste de no haber sido perfectos *ex post* (Rodríguez-Matas *et al.*, 2024).

5. TRES HERRAMIENTAS PARA PLANIFICAR INVERSIONES ROBUSTAS

Esta sección presenta tres desarrollos metodológicos que, integrados con un modelo como openMASTER, permiten pasar de “optimización bajo un escenario” a “apoyo a la decisión bajo incertidumbre profunda”. Aunque cada método responde a un reto distinto, comparten un principio: estructurar decisiones para minimizar exposición a resultados extremos y, a la vez, extraer información práctica para la inversión (qué inversiones se activan, cuáles son contingentes, qué variables deben monitorizarse).

10 Por *trade-off* se entiende un compromiso: mejorar un objetivo suele implicar empeorar otro (por ejemplo, menos emisiones a cambio de mayor coste).

5.1. Tratar de forma diferenciada incertidumbres epistémicas

Una primera limitación de muchos análisis es que tratan todas las incertidumbres igual. Sin embargo, desde el punto de vista de un decisor, no es lo mismo la variabilidad “normal” de una demanda que la incertidumbre epistémica sobre el coste futuro de una tecnología emergente. En un caso, puede ser aceptable optimizar en torno a un valor esperado; en otro, puede ser preferible protegerse frente a resultados adversos porque la información es pobre y el error puede ser grande.

La optimización robusta ofrece un marco matemático para este tipo de protección: en lugar de suponer valores fijos, se define un conjunto de incertidumbre y se busca una solución que sea factible y razonablemente buena para cualquier realización dentro de ese conjunto. El enfoque de Bertsimas y Sim es especialmente útil porque introduce un “presupuesto de incertidumbre” que controla el grado de conservadurismo: permite que solo una fracción de parámetros tome su peor valor a la vez, lo que refleja que no todos los *shocks* negativos ocurren simultáneamente.

No obstante, el criterio puramente de “peor caso” puede ser excesivamente conservador si se aplica indiscriminadamente. Por ello, nuestro trabajo (Rodríguez-Matas *et al.*, 2024) propone un enfoque híbrido: combinar optimización robusta (para protegerse frente a incertidumbres epistémicas que afectan a la viabilidad del sistema) con un criterio de *minimax* del arrepentimiento (para evaluar el coste de no haber elegido la estrategia óptima *ex post* frente a incertidumbres económicas). El algoritmo de arrepentimiento compara, para cada escenario, el desempeño de una estrategia con el mejor desempeño que habría sido posible si se hubiese conocido ese escenario de antemano. Minimizar el arrepentimiento máximo ayuda a seleccionar estrategias que no pierdan demasiado frente a la mejor decisión con información perfecta.

Operativamente, el método sigue una lógica de “prueba de estrés” (*stress-test*):

- Se identifican incertidumbres clave y se clasifican según su naturaleza y relevancia para la decisión (aquellas que afectan a la viabilidad del sistema energético o a las que afectan al rendimiento económico).
- Para las incertidumbres que afectan a la viabilidad (por ejemplo, disponibilidad de recursos), se construye un conjunto de incertidumbre y se obtiene una estrategia robusta frente a peores escenarios con un nivel de protección controlado por el presupuesto.
- Para evaluar esa estrategia, y comparar alternativas, se calcula la decisión que minimiza el arrepentimiento sobre el conjunto de incertidumbres que afectan al rendimiento económico.

Desde la óptica de inversión, el resultado no es solo una solución robusta, sino una caracterización de *trade offs*: cuánto coste adicional (prima de robustez) se paga por reducir el riesgo a la baja, y qué incertidumbres son responsable de las mayores vulnerabilidades. Esta información es crucial para decidir si una inversión se justifica como un seguro frente a futuros adversos.

5.2. Integrar correlaciones

Una segunda limitación frecuente en análisis bajo incertidumbre es asumir independencia entre incertidumbres. Sin embargo, muchas incertidumbres energéticas están correlacionadas: los precios de combustibles fósiles tienden a moverse conjuntamente; los costes de tecnologías pueden compartir cuellos de botella (materiales, cadenas de suministro); y variables socioeconómicas pueden afectar simultáneamente a demanda residencial, transporte e industria, entre otras relaciones existentes en el sector energético.

Ignorar estas correlaciones puede sesgar la toma de decisiones. Por ejemplo, un análisis que permite que el precio del gas sea alto mientras el del crudo es bajo puede generar escenarios internamente inconsistentes y, por tanto, estrategias que parecen robustas pero lo son únicamente frente a futuros irreales. Asumir independencia puede subestimar el riesgo de *shocks* conjuntos.

Nuestro trabajo (Rodríguez-Matas *et al.*, 2025) incorpora un enfoque propuesto en la literatura reciente de optimización robusta basada en datos: construir conjuntos de incertidumbre a partir de datos históricos, pero de forma computacionalmente asequible, mediante el análisis de componentes principales (PCA). La idea es capturar la estructura dominante de correlación en un espacio reducido y construir un conjunto de incertidumbre poliédrico o elipsoidal que refleje esas dependencias. En la práctica:

- Se genera un conjunto de escenarios (por ejemplo, combinaciones de precios y costes) basado en datos o supuestos expertos.
- Se aplica PCA para identificar las direcciones principales de variación conjunta.
- Se define un conjunto de incertidumbre en el espacio transformado que preserve las correlaciones existentes.
- Se resuelve la optimización robusta con ese conjunto, obteniendo soluciones que se protegen frente a *shocks* correlacionados plausibles.

Para inversión, el mensaje es directo: un buen *stress test* debe ser realista en la estructura de los *shocks*. Invertir para protegerse frente a combinaciones imposibles puede ser ineficiente; no protegerse frente a *shocks* conjuntos plausibles puede ser peligroso.

5.3. Diseñar paquetes de políticas robustos sobre múltiples métricas

Las inversiones energéticas dependen de políticas. Además, para la transición energética, rara vez basta un único instrumento: la evidencia y la práctica apuntan a la necesidad de paquetes de políticas (*policy packages*) donde los instrumentos se refuerzan o compensan. Sin embargo, evaluar paquetes es complejo: el espacio de combinaciones crece exponencialmente y los instrumentos pueden tener efectos no lineales o generar vulnerabilidades nuevas (por ejemplo, una política que reduce CO₂ pero empeora contaminación local o incrementa costes de forma inaceptable bajo ciertos futuros), además de interactuar de forma compleja con las incertidumbres presentes en el sector energético.

Nuestro trabajo (Rodríguez-Matas *et al.*, 2026) propone un marco de apoyo a la decisión para diseñar paquetes robustos bajo incertidumbre profunda, combinando: (i) exploración de escenarios, (ii) selección iterativa de políticas, y (iii) técnicas de interpretabilidad para identificar palancas y vulnerabilidades.

El procedimiento se estructura en cuatro pasos:

- 1) Diseño experimental (XLRM): se definen incertidumbres (X), palancas de política (L), relaciones (R) representadas por un modelo energético (en nuestro caso openMASTER), y métricas de desempeño (M) como costes acumulados, emisiones, dependencia energética o contaminantes.
- 2) Preselección de políticas: a partir de un gran conjunto de escenarios (por ejemplo, un muestreo factorial de políticas e incertidumbres), se entrena un modelo de *machine learning* (*Random Forest*¹¹) para predecir métricas a partir de X y L. Las importancias de las variables se estiman con valores SHAP normalizados¹², lo que permite identificar qué políticas son más influyentes y reducir el espacio de políticas a analizar con mayor detalle, descartando aquellas que no tengan suficiente impacto en nuestras métricas objetivo.
- 3) Diseño iterativo del paquete robusto: se define un indicador de protección en el “peor caso” para cada política y métrica: cuánto mejora (o empeora) el peor resultado al activar una política. Estas protecciones se agregan con pesos que reflejan prioridades del decisor (por ejemplo, equilibrar coste, emisiones y dependencia). El algoritmo añade iterativamente la política que más mejora la protección agregada, recalculando en cada iteración las protecciones condicionadas a las políticas ya activas. Esto permite capturar interacciones: una política puede ser poco útil sola, pero valiosa en combinación.

11 Un *Random Forest* es un método de aprendizaje automático basado en un conjunto (ensamble) de árboles de decisión; al promediar sus predicciones, suele mejorar la precisión y reducir el sobreajuste frente a un único árbol.

12 Los valores SHAP asignan a cada variable una contribución a la predicción del modelo (en términos de teoría de valores de Shapley); normalizarlos permite expresar esas contribuciones en una escala comparable (por ejemplo, como proporciones) para ordenar la importancia relativa de políticas e incertidumbres.

- 4) Mapeo de sendas: una vez identificado el paquete robusto, se analizan las trayectorias tecnológicas, energéticas y de emisiones asociadas bajo la incertidumbre residual. Esto traduce un paquete de políticas abstracto en necesidades concretas de inversión (capacidad, electrificación, vectores energéticos) y permite definir qué variables monitorizar para detectar desviaciones y activar ajustes, conectando con marcos adaptativos como DAPP¹³.

Lo importante para inversión es que el resultado es doble: (i) un paquete de políticas que reduce riesgos extremos en varias métricas para generar un clima seguro para la inversión y (ii) un conjunto de trayectorias tecnológicas plausibles bajo ese paquete, que pueden guiar decisiones de inversión pública (redes, transporte, rehabilitación) y señales para inversión privada (mercados de tecnologías, infraestructura).

5.4. Cómo se complementan estas herramientas

Es tentador pensar que un método robusto resuelve el problema. Sin embargo, cada pieza atiende un fallo distinto del análisis convencional:

- El algoritmo híbrido “optimización robusta + *minimax* del arrepentimiento” aborda la tensión entre protección frente a incertidumbre epistémica y exceso de conservadurismo económico. Permite graduar la protección y medir su coste.
- El tratamiento de correlaciones evita que el *stress test* sea artificial. Es una condición de realismo: sin correlaciones plausibles, introducir robustez puede ser engañoso.
- El diseño de paquetes de políticas reconoce que, para inversión, el decisor no elige solo tecnologías, sino marcos de política que inducen inversiones privadas y coordinan sectores. Un paquete robusto reduce el riesgo de fallos sistémicos y facilita gobernanza.

En conjunto, estas herramientas permiten pasar de “decidir hoy una trayectoria” a “decidir hoy un conjunto de acciones y una forma de adaptación”. En términos de inversión, esto se traduce en carteras con componentes habilitadores (inversiones que amplían opciones futuras) y componentes contingentes (inversiones que se activan si ciertos hitos se materializan).

5.5. La “prima de robustez”

En análisis de inversión, una objeción recurrente a la robustez es que encarece el plan. Esto es cierto en sentido contable: protegerse frente a resultados adversos suele implicar invertir antes o

13 *Dynamic Adaptive Policy Pathways* (DAPP) es un enfoque de planificación adaptativa que diseña sendas de actuación por etapas, definiendo puntos de decisión y señales de seguimiento para ajustar, reforzar o cambiar las políticas a medida que se revela la evolución del sistema, con el objetivo de mantener la estrategia viable bajo incertidumbre profunda.

en tecnologías más flexibles, lo que puede aumentar el coste en escenarios favorables. La cuestión relevante es si ese sobrecoste es razonable como seguro frente a pérdidas potenciales en escenarios adversos.

Una forma intuitiva de entenderlo es la siguiente. Supongamos que una cartera A es la más barata si los costes de renovables caen rápido y la demanda crece moderadamente, pero falla si los costes de almacenamiento no bajan y la demanda eléctrica crece más de lo esperado. Una cartera B invierte más en redes y flexibilidad desde el principio; en el escenario favorable es algo más cara, pero en el escenario adverso evita cortes de suministro o inversiones tardías muy costosas. La diferencia de costes en el escenario central es la prima de robustez: la diferencia en el peor caso es el valor del seguro. El algoritmo híbrido desarrollado en nuestro trabajo permite cuantificar ambos y discutir explícitamente el apetito de riesgo.

Cuando se aplica a un modelo como openMASTER, la decisión robusta no cambia la tecnología por capricho, típicamente desplaza decisiones hacia opciones que funcionan en un rango más amplio: tecnologías flexibles, inversiones habilitadoras y medidas que reducen exposición a *shocks* (por ejemplo, eficiencia o electrificación cuando reduce dependencia de combustibles volátiles). El análisis de arrepentimiento añade un matiz esencial: ayuda a identificar qué parte de la robustez proviene de evitar decisiones muy malas, no solo de ser conservador. Esto es particularmente relevante en inversiones con riesgo de *lock in*: una mala decisión inicial puede condicionar el sistema durante décadas.

Si esto no fuese suficientemente complejo, planificar utilizando combinaciones “cruzadas” poco plausibles (gas muy alto y petróleo muy bajo, o baterías muy baratas mientras materiales críticos son escasos), las estrategias que resultan “robustas” pueden serlo frente a futuros irreales, y frágiles frente a futuros plausibles. Por ello, el enfoque basado en PCA puede introducir sobrecostes pero captura estas dependencias: no obliga a modelar todas las correlaciones una a una, sino que identifica patrones dominantes de variación conjunta y construye sobre ellos el conjunto de incertidumbre.

Por último, en el caso del diseño de paquetes de políticas, el procedimiento puede leerse como una forma de priorización informada. En términos de inversión, esta lógica se traduce en que un paquete robusto suele combinar: (i) señales de largo plazo que orientan la inversión privada (por ejemplo, una senda creíble de precio de carbono o estándares), (ii) inversiones públicas habilitadoras (redes, transporte, rehabilitación) y (iii) medidas de acompañamiento que reducen riesgos distributivos y de aceptación. El modelo permite cuantificar cómo estas piezas afectan a capacidades y flujos y, por tanto, a necesidades de inversión.

En definitiva, el marco puede utilizarse como herramienta de *due diligence*¹⁴ de escenarios para empresas e inversores. En lugar de preguntar “¿cuál será el precio de la electricidad en

14 *Due diligence* se refiere a un proceso de evaluación sistemática previa para identificar riesgos, supuestos críticos y condiciones de viabilidad de una inversión; aplicado a escenarios, implica contrastar el desempeño de una estrategia bajo múltiples futuros plausibles y detectar dónde se vuelve vulnerable.

2040?”, se puede preguntar “¿en qué rangos de precios y costes mi inversión sigue siendo competitiva?” y “¿qué combinaciones de factores me hacen vulnerable?”. La respuesta no es una predicción, sino un mapa de exposición: identifica qué variables explican el riesgo y qué estrategias de cobertura (contratos, flexibilidad tecnológica, diversificación) pueden reducirlo. Esta aproximación es coherente con la idea de que, en transición energética, el riesgo principal no es la volatilidad diaria, sino el riesgo de trayectoria (*path risk*): quedar atrapado en una senda tecnológica o regulatoria que luego se demuestra inviable o excesivamente costosa. Este riesgo se reduce priorizando decisiones robustas, aceptando cuando sea necesario una prima de robustez (un sobrecoste moderado hoy) a cambio de menor vulnerabilidad mañana.

6. DE LA HERRAMIENTA A LA DECISIÓN: CÓMO USAR ESTOS RESULTADOS EN INVERSIÓN

Para que estas herramientas sean útiles, deben integrarse en procesos reales de decisión. Un riesgo habitual es tratar el modelado como un ejercicio “de informe”: se ejecuta el modelo, se publica una cifra y se archiva. El enfoque robusto sugiere, en cambio, un ciclo iterativo similar a la gestión de riesgos: formular decisiones, explorar incertidumbres, identificar vulnerabilidades, diseñar medidas de mitigación y monitorizar.

A continuación se propone una guía práctica —no normativa— de cómo incorporar modelos y robustez en decisiones de inversión:

— Definir la decisión y el horizonte

Toda inversión relevante tiene una decisión concreta: priorizar redes vs. almacenamiento, acelerar rehabilitación vs. esperar, invertir en infraestructura de hidrógeno o en electrificación directa. La primera tarea es explicitar el horizonte (2030, 2040, 2050) y los criterios de desempeño (coste total, emisiones acumuladas, dependencia en 2050, etc.). El marco XLRM es útil para estructurar esta definición.

— Generar carteras candidatas

En lugar de comparar “miles de variables”, es preferible construir un conjunto de carteras o estrategias candidatas (por ejemplo, carteras de inversión o combinaciones de políticas) y evaluar su desempeño. Aquí openMASTER funciona como generador coherente de trayectorias, asegurando que cada cartera respeta balances y restricciones.

— Stress test sobre un espacio amplio de futuros

El análisis robusto sustituye el enfoque “escenario central + sensibilidad” por un conjunto amplio. Esto puede construirse con diseños factoriales, muestreos de rangos,

o conjuntos basados en datos. La clave es que el conjunto sea suficientemente diverso y que incluya correlaciones plausibles cuando sea relevante.

— *Medir robustez y trade offs*

Las decisiones de inversión no se reducen a un número. La metodología permite evaluar:

- Prima de robustez (coste adicional medio o en percentiles por reducir riesgos).
- Arrepentimiento máximo (cuánto se pierde frente a la decisión perfecta *ex post*).
- Protección ante el peor caso en múltiples métricas (coste, emisiones, dependencia, calidad del aire).

Estos indicadores ayudan a decidir cuánto “seguro” merece pagarse y en qué dimensiones.

— *Identificar vulnerabilidades y definir hitos*

Una ventaja de la exploración de escenarios es que permite traducir resultados a condiciones observables: por ejemplo, “la estrategia falla si los costes de electrificación no caen y la demanda industrial crece”. Estas condiciones se convierten en variables a monitorizar (hitos): evolución de costes, demanda, precios, aceptación social. En inversión, esto facilita cláusulas de ajuste, secuenciación y opciones reales: invertir hoy en infraestructura habilitadora y mantener la flexibilidad para escalar o desescalar según se revele el futuro.

— *Conectar con gobernanza y adaptación*

El mapeo de sendas convierte políticas en trayectorias monitorizables: capacidad renovable, electrificación, consumo de gas, despliegue de hidrógeno. Esto permite integrar el modelado en mecanismos de gobernanza: revisiones periódicas de planes, indicadores de seguimiento, y reglas de contingencia (por ejemplo, si el despliegue de bombas de calor se desvía de la trayectoria, activar medidas adicionales). Este enfoque se alinea con la idea de políticas adaptativas: diseñar no solo un plan, sino un plan con gatillos de adaptación.

En síntesis, el valor para invertir no consiste en ayudarte a “decidir una vez”, sino a mejorar la calidad del proceso: identificar inversiones habilitadoras, evitar apuestas frágiles y diseñar políticas que reduzcan riesgos extremos manteniendo flexibilidad.

Estas herramientas pueden servir a distintos actores, con preguntas diferentes:

- Administraciones y planificadores: identificar inversiones públicas habilitadoras, diseñar planes nacionales y regionales, evaluar coherencia entre objetivos y presupuestos.
- Reguladores: testear cómo señales regulatorias (por ejemplo, precios de carbono o estándares) afectan trayectorias y dónde se generan riesgos de inequidad o de aceptación.
- Empresas e inversores: evaluar robustez de carteras tecnológicas (por ejemplo, electrificación vs. hidrógeno) frente a rangos plausibles de precios y costes, y diseñar estrategias de cobertura.
- Sociedad civil y academia: auditar supuestos y participar en la deliberación sobre *trade offs*.

La utilidad práctica aumenta cuando los resultados se presentan como “reglas de decisión” y no solo como números: por ejemplo, “si el coste de X no cae por debajo de Y en 2030, conviene reforzar la palanca Z” o “la cartera A es robusta salvo en futuros con alta demanda industrial y bajo despliegue renovable, por lo que estos dos indicadores deben monitorizarse”. Este tipo de conclusiones es precisamente el valor añadido del enfoque de robustez y de la exploración de escenarios.

7. IMPLICACIONES PARA LA AGENDA DE INVERSIÓN

Aunque los resultados cuantitativos dependen del caso de estudio y de los supuestos, el enfoque aporta implicaciones generales para agendas de inversión en la transición:

- *Priorizar inversiones habilitadoras y de flexibilidad.* En muchos sistemas, la expansión renovable exige inversiones en redes, almacenamiento y gestión de demanda. Estas inversiones suelen aparecer como necesarias en múltiples trayectorias y, por tanto, tienden a ser robustas.
- *Tratar el lado de la demanda como cartera de inversión, no como residuo.* La electrificación y la eficiencia en edificios, movilidad e industria no son solo “resultados”, sino inversiones con dinámicas de adopción y *lock in*. Representarlas en términos de servicios energéticos ayuda a identificar dónde conviene invertir primero para reducir necesidades estructurales posteriores.
- *Diseñar políticas como paquetes con evaluación multimétrica.* Instrumentos aislados pueden generar vulnerabilidades. El análisis multimétrica permite anticipar efectos colaterales (por ejemplo, PM2.5 en escenarios de sustitución hacia biomasa) y diseñar paquetes que equilibren objetivos.

- *Incorporar correlaciones en stress tests.* En un entorno geopolítico y de cadenas de suministro tensas, los *shocks* conjuntos son plausibles. Integrar correlaciones evita recomendaciones basadas en futuros incoherentes.
- *Usar resultados para monitorización y adaptación.* El modelado puede informar qué variables deben seguirse para evaluar si la planificación va por buen camino y cuándo activar medidas adicionales, reduciendo el riesgo de *lock in*.

Estas implicaciones son particularmente relevantes para instituciones que planifican inversiones públicas (redes, transporte, rehabilitación) y para reguladores que deben dar señales estables a inversión privada. Un enfoque robusto no elimina la incertidumbre, pero ayuda a gestionarla explícitamente.

7.1. Inversión como secuencia y como opción

Una idea útil para conectar con finanzas de la inversión es la noción de opciones reales: invertir en activos que mantienen abiertas alternativas futuras puede tener valor incluso si no son estrictamente óptimos en el escenario central. Por ejemplo, reforzar redes y digitalización puede habilitar electrificación y flexibilidad; invertir en capacidades de almacenamiento modular puede reducir riesgo de vertidos si la penetración renovable se acelera; y programas de rehabilitación escalables pueden adaptarse a ritmos distintos de transición.

Los métodos presentados ayudan a identificar este tipo de inversiones al mostrar que aparecen en muchos futuros. También ayudan a identificar inversiones que, aunque rentables en un futuro favorable, pueden generar altos arrepentimientos en futuros adversos y, por tanto, deberían estructurarse como inversiones contingentes o escalonadas.

7.2. Implicaciones para políticas de inversión pública

En el ámbito público, estas herramientas son relevantes para el diseño de instrumentos que movilizan inversión privada (subastas, contratos por diferencia, incentivos fiscales, estándares). Un paquete robusto no es necesariamente el más agresivo, sino el que reduce vulnerabilidades y mantiene coherencia intersectorial. Por ejemplo, acelerar electrificación sin inversión en redes puede generar cuellos de botella y costes sistémicos; impulsar biocombustibles sin considerar la calidad del aire puede introducir externalidades; o apostar por un único vector (por ejemplo, hidrógeno) sin evaluar contingencias puede aumentar el riesgo si los costes no caen.

La evaluación multimétrica y el análisis de trayectorias ayudan a anticipar estos efectos y a diseñar instrumentos coordinados.

7.3. Conexión con marcos europeos de inversión

En Europa, buena parte de la inversión en transición está condicionada por marcos comunitarios (objetivos climáticos, regulación de redes, taxonomía, fondos y ayudas). En este contexto, las herramientas transparentes de planificación robusta pueden desempeñar un papel adicional: facilitar consistencia entre planes nacionales y marcos europeos, justificar necesidades de inversión con lógica sistémica y, sobre todo, proporcionar trazabilidad cuando se evalúan proyectos bajo múltiples objetivos (clima, seguridad, coste, resiliencia, competitividad y equidad). Además, la exigencia creciente de resiliencia frente a *shocks* (energéticos, climáticos, de cadenas de suministro) refuerza la necesidad de incorporar correlaciones y de diseñar paquetes de políticas que sean coherentes con distintos riesgos. El enfoque descrito puede contribuir a una gobernanza más robusta: no solo seleccionar proyectos, sino construir carteras de inversión que mantengan opciones abiertas y reduzcan vulnerabilidades estructurales.

8. CONCLUSIONES

La transición energética exige tomar decisiones de inversión en un contexto de incertidumbre profunda. En estas condiciones, la planificación basada en un único escenario o en una optimización determinista puede conducir a estrategias frágiles. El enfoque presentado en este artículo combina dos ingredientes: un modelo *open source* de optimización de sistemas energéticos (openMASTER) y tres metodologías complementarias de decisión robusta.

openMASTER aporta una representación tecnológica y sectorial detallada, formulada en términos de servicios energéticos y diseñada para ser transparente y extensible. Sobre esa base, las metodologías desarrolladas permiten: (i) tratar de forma diferenciada fuentes de incertidumbre y preferencias de decisión mediante optimización robusta y *minimax* del arrepentimiento; (ii) incorporar correlaciones entre parámetros inciertos con conjuntos basado en datos mediante el uso de PCA; y (iii) diseñar paquetes de políticas robustos sobre múltiples métricas con exploración de escenarios, selección iterativa e interpretabilidad.

El mensaje principal para las decisiones de inversión es pragmático: usar modelos como laboratorio de *stress test*, identificar inversiones habilitadoras y contingentes, y diseñar políticas monitorizables que reduzcan exposición a resultados extremos y generen un clima favorable a las inversiones necesarias. En lugar de preguntar “¿qué va a pasar?”, la pregunta útil es “¿qué decisiones siguen siendo aceptables si el futuro no se parece a lo esperado?”.

Quedan retos abiertos: incorporar decisiones secuenciales con información imperfecta de forma más explícita, ampliar la representación de costes de implementación de políticas, integrar participación de actores para definir pesos y umbrales de robustez, y conectar de

manera más directa con modelos de mercado y finanzas. Sin embargo, el marco desarrollado muestra que es posible avanzar hacia una planificación más realista y útil para la inversión, manteniendo tratabilidad y transparencia.

Desde una perspectiva académica y aplicada, se identifican cuatro líneas prometedoras:

- Decisión secuencial explícita: incorporar de manera más directa decisiones por etapas con aprendizaje, incluyendo reglas adaptativas endógenas.
- Costes de implementación y restricciones políticas: integrar mejor los costes administrativos, la aceptación social y las restricciones institucionales, para conectar la robustez técnica con la viabilidad política.
- Vínculo con modelos de mercado y con riesgos financieros: traducir los resultados de robustez en métricas relevantes para la financiación (por ejemplo, el riesgo de activos varados).
- Participación y deliberación: usar herramientas como openMASTER en procesos participativos, donde los pesos de métricas y umbrales se definan con actores, aumentando su legitimidad.

El desarrollo de modelos y métodos no sustituye la toma de decisión; la complementa. En la transición energética, la calidad del proceso de decisión es, en sí misma, una inversión institucional.

Finalmente, conviene subrayar una dimensión ética y de calidad democrática: las decisiones de inversión en transición afectan a la distribución de costes y beneficios y, por tanto, requieren deliberación pública informada. Los modelos *open source* y las metodologías de robustez pueden contribuir a ese objetivo si se usan con transparencia: documentando supuestos, mostrando rangos de resultados, explicitando *trade offs* y evitando presentar una trayectoria “óptima” como inevitable. En ese sentido, el mayor aporte de estas herramientas puede ser precisamente cambiar la conversación: de debatir sobre una trayectoria “óptima” presentada como inevitable a debatir sobre supuestos, vulnerabilidades y opciones de adaptación explícitas.

REFERENCIAS

BERTSIMAS, D., & SIM, M. (2004). The Price of Robustness. *Operations Research*, 52(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.1287/opre.1030.0065>

HAASNOOT, M., KWAKKEL, J. H., WALKER, W. E., & TER MAAT, J. (2013). Dynamic adaptive policy pathways: A method for crafting robust decisions for a deeply uncertain world. *Global Environmental Change*, 23(2), 485-498. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2012.12.006>

MARCHAU, V. A. W. J., WALKER, W. E., BLOEMEN, P. J. T. M., & POPPER, S. W. (Eds.). (2019). *Decision Making under Deep Uncertainty: From Theory to Practice*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2>

PFENNINGER, S., HAWKES, A., & KEIRSTEAD, J. (2014). Energy systems modeling for twenty-first century energy challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 74-86. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.02.003>

RODRIGUEZ-MATAS, A. F., LINARES, P., PEREZ-BRAVO, M., & ROMERO, J. C. (2024). Improving robustness in strategic energy planning: A novel decision support method to deal with epistemic uncertainties. *Energy*, 292, 130463. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.130463>

RODRIGUEZ-MATAS, A. F., PEREZ-BRAVO, M., LINARES, P., & ROMERO, J. C. (2024). openMASTER: The open source Model for the Analysis of Sustainable Energy Roadmaps. *Energy Strategy Reviews*, 54, 101456. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2024.101456>

RODRIGUEZ-MATAS, A. F., RUIZ, C., LINARES, P., & PEREZ-BRAVO, M. (2025). How energy strategies are shaped by the correlation of uncertainties. *Applied Energy*, 382, 125257. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.125257>

RODRIGUEZ-MATAS, A. F., WILD, T. B., LINARES, P., LAMONTAGNE, J. R., & DOMINGUEZ-BARBERO, C. (2026). Designing robust energy policy packages under deep uncertainty: A multi-metric decision support framework. *Energy Policy*, 210, 115008. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2025.115008>

SAVAGE, L. J. (1951). The Theory of Statistical Decision. *Journal of the American Statistical Association*, 46(253), 55-67. <https://doi.org/10.1080/01621459.1951.10500768>

TRUTNEVYTE, E. (2016). Does cost optimization approximate the real-world energy transition? *Energy*, 106, 182-193. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.03.038>