Revista de Educación Matemática
Volumen 41, N° 1 (2026), páginas 53 – 82
Unión Matemática Argentina - Famaf (UNC)

Investigación en Educación Matemática.

PROBLEMAS DE FERMI EN EDUCACIÓN MATEMÁTICA: CONCEPTUALIZACIONES, CARACTERIZACIONES Y USOS

Carlos Segura

Resumen. Este artículo es una extensión de la conferencia plenaria impartida en el III Encuentro Conjunto RSME–UMA sobre problemas de Fermi. Estos problemas plantean situaciones del mundo real sin datos explícitos y exigen estimar una magnitud —a menudo grande— que no puede determinarse directamente, sino mediante suposiciones plausibles y una cadena de estimaciones parciales y cálculos debidamente justificados. Los problemas de Fermi son particularmente relevantes para la educación matemática, pues resultan idóneos para introducir la modelización en aulas de Educación Primaria y Secundaria. En este trabajo se presentan los conceptos nucleares que los sustentan, incluidos los procesos de resolución y los criterios de rendimiento. Asimismo, se caracterizan los problemas de Fermi atendiendo a distintas facetas, como el tipo de conocimiento previo requerido para su solución, sus contextos y su articulación en secuencias de tareas. Por último, se discuten usos didácticos clave —por ejemplo, para fomentar la flexibilidad estratégica— y se explora el papel de diferentes entornos de resolución, como el trabajo en exteriores y la interacción con la inteligencia artificial. En conjunto, el artículo configura un marco que guía investigaciones en cognición, diseño e implementación de problemas de Fermi, y establece las bases para su transferencia al aula.

abstract. This article is an extension of the plenary lecture delivered at the III Joint RSME–UMA Meeting on Fermi problems. These problems pose real-world situations without explicit data and require estimating a quantity—often a large one—that cannot be determined directly, but rather through plausible assumptions and a chain of partial estimates and well-justified calculations. Fermi problems are particularly relevant to mathematics education, as they are well-suited to introducing modelling in primary and secondary classrooms. This paper presents the core concepts that underpin them, including solution processes and performance criteria. It also characterises Fermi problems along several facets, such as the type of prior knowledge required for their solution, the contexts in which they are posed, and their articulation into sequences of tasks. Finally, it discusses key instructional uses—for example, to foster strategic flexibility—and explores the role of

Palabras clave: problemas de Fermi, modelización, flexibilidad, rendimiento.
Keywords: Fermi problems, modelling, flexibility, performance.

different problem-solving settings, such as outdoor work and interaction with artificial intelligence. Taken together, the article sets out a framework that guides research on cognition, design, and implementation of Fermi problems, and lays the groundwork for their transfer to the classroom.

§1. Fundamentos teóricos: modelización matemática

Esta sección sienta las bases para enmarcar los problemas de Fermi como tareas de modelización. Entendemos el *modelo matemático* como un sistema conceptual acompañado de procedimientos que permiten construir, manipular y validar representaciones en múltiples formatos —lenguaje natural, notación algebraica, diagramas, gráficos digitales o metáforas experienciales— con el fin de describir, explicar o predecir el comportamiento de otros sistemas (Lesh & Harel, 2003). Sobre conceptualizaciones previas que distinguen entre el dominio matemático y el mundo real (Pollak, 1969), Niss (2012) formaliza el modelo como la terna (D, f, M): una aplicación de matematización f que transforma el dominio extra-matemático D en un dominio matemático M. Este refinamiento desprende la noción de modelo de un contexto específico y ofrece un mecanismo operativo para representar matemáticamente la realidad.

La *modelización matemática* es, así, un proceso iterativo que coordina conceptos y procedimientos para resolver problemas del mundo real (Blum & Niss, 1991; Pollak, 1969). Comienza con la matematización horizontal —traslado de elementos de la realidad al dominio matemático para construir un modelo— y prosigue con la matematización vertical —uso de procedimientos dentro del modelo para obtener resultados—. La solución se interpreta y valida en el contexto original, cerrando el ciclo con un nuevo retorno a la realidad (Blum & Niss, 1991).

Los *problemas de modelización* formulan una o varias preguntas sobre una situación real cuya solución requiere recorrer el ciclo completo. Maaß (2006) los caracteriza como *auténticos*, *abiertos* y *complejos*: auténticos cuando remiten a situaciones plausibles y exigen recopilar información, experimentar o suponer para seleccionar datos relevantes (Turner et al., 2024); abiertos cuando admiten múltiples estrategias y soluciones (Klein & Leikin, 2020); y complejos cuando su resolución se divide en varias etapas con alta implicación cognitiva (Krawitz et al., 2024). Un ejemplo sería diseñar un algoritmo para decidir la "mejor" ciudad donde vivir, lo que exige definir criterios, recopilar datos y aplicar razonamiento matemático.

La modelización ha cobrado relevancia por su potencial para abordar fenómenos complejos y promover pensamiento crítico (Vorhölter et al., 2014). No obstante, su implementación en el aula continúa siendo limitada frente a la madurez de la investigación (Schukajlow et al., 2018). En este marco, los problemas de Fermi constituyen una vía accesible para introducir la modelización en Educación Primaria y Secundaria, al propiciar ciclos rápidos de cuantificación, estimación,

contraste de supuestos y refinamiento del modelo, con materiales mínimos y alto valor didáctico.

§2. Conceptualización de los problemas de Fermi en educación matemática

En esta sección, los problemas de Fermi se definen y caracterizan como actividades que promueven la modelización matemática, conceptualizando los procesos implicados en su resolución.

2.1. Los problemas de Fermi como tareas de modelización matemática. Los *problemas de Fermi* son tareas que requieren estimaciones aproximadas pero bien justificadas de cantidades, a menudo a partir de datos incompletos o limitados (Efthimiou & Llewellyn, 2007). Deben su nombre a Enrico Fermi, quien los usaba en física para mostrar el alcance del razonamiento deductivo y preparar al alumnado para el trabajo experimental. Desde la educación matemática, Ärlebäck (2009, p. 331) los define como «problemas abiertos y no estándar» que exigen formular suposiciones y estimar cantidades relevantes antes de realizar, a menudo, cálculos sencillos. Ejemplos típicos incluyen estimar cuántas personas caben en una plaza, el tiempo para caminar de Nueva York a Los Ángeles o cuántos docentes de matemáticas necesita un país.

Los problemas de Fermi implican simplificar y matematizar la realidad (Gallart et al., 2017), usando información del mundo real para obtener una estimación de orden de magnitud. De hecho, diversos autores caracterizan los problemas de Fermi como problemas de modelización (Ärlebäck, 2009; Peter-Koop, 2009). Por ejemplo, si consideramos los problemas de Fermi mencionados anteriormente, observamos que presentan situaciones auténticas para las cuales puede buscarse información y que deben simplificarse y estructurarse. También observamos que son problemas abiertos, puesto que pueden obtenerse estimaciones con distintos grados de precisión mediante múltiples estrategias o suposiciones. Además, son problemas complejos porque, como señalan Sriraman y Knott (2009), el proceso de solución requiere varias etapas para llegar a una estimación razonada. Sin embargo, cada etapa solo requiere conocimientos básicos de medida, razonamiento proporcional y cálculos sencillos, por lo que Albarracín y Gorgorió (2014, 2019) sostienen que son adecuados para introducir la modelización en aulas de secundaria e incluso de primaria.

2.2. Representaciones del proceso de resolución de problemas de Fermi. Se ha explicado que los problemas de Fermi invitan al alumnado a construir modelos matemáticos sencillos apoyados en su conocimiento del mundo real (Henze & Fritzlar, 2010). Por ello, integrar el conocimiento contextual extra-matemático con conceptos y procedimientos matemáticos es clave para describir el proceso de resolución (Albarracín & Gorgorió, 2014). El enfoque habitual consiste en

descomponer la tarea en subproblemas —el llamado «método de estimaciones de Fermi»— (Anderson & Sherman, 2010): se divide la cuestión inicial en partes (subproblemas) abordables y se progresa mediante estimaciones razonables o conjeturas bien fundadas (Taggart et al., 2007). La Figura 1 resume el proceso: cada subproblema conceptualiza un objeto y un atributo mensurable (Thompson, 2011) y se conecta con los demás mediante operaciones cuantitativas entre las magnitudes implicadas, hasta formar una red de relaciones que funciona como modelo matemático (Albarracín & Gorgorió, 2014).

Aunque la investigación sobre problemas de Fermi suele enfatizar la estimación, los resultados numéricos de los subproblemas también pueden obtenerse mediante otras actividades matemáticas. En este sentido, Ärlebäck y Albarracín (2019) realizaron una revisión sobre su uso en distintos dominios educativos y propusieron un marco con cuatro actividades de obtención de datos: (i) estimación; (ii) experimentación (medición de magnitudes relevantes); (iii) búsqueda de datos en fuentes externas; y (iv) recopilación de datos estadísticos. Este marco permite que la resolución de un problema de Fermi evolucione desde actividades breves —con un modelo simple y estimaciones parciales— hasta proyectos más sustantivos, donde subproblemas clave se abordan como investigaciones independientes (por ejemplo, diseñar experimentos para contrastar estimaciones iniciales).

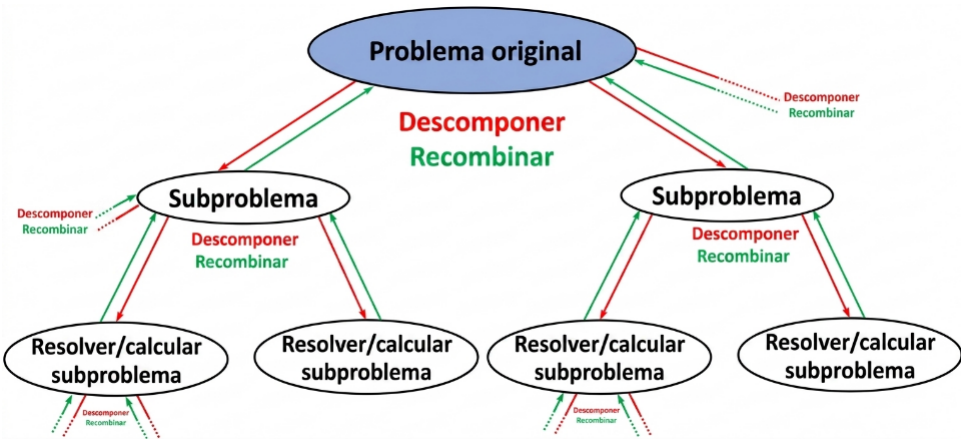


FIGURA 1. Método de estimaciones de Fermi.

Para hacer visible el proceso —en términos de esas cuatro actividades— se han desarrollado diversas herramientas. Una es el *Modelling Activity Diagram* (MAD) (Ärlebäck & Bergsten, 2013), que mapea dichas actividades en las etapas del ciclo de modelización. Más recientemente, Ärlebäck y Albarracín (2022) introdujeron las *Fermi Problem Activity Templates* (FPAT), representaciones gráficas de la estructura de la solución según las cuatro actividades descritas previamente. Los FPAT muestran los subproblemas, el tipo de actividad empleado (p. ej., círculos para estimación, rectángulos para búsqueda de datos) y las operaciones que integran

los resultados parciales hasta la solución final. La Figura 2 ilustra un FPAT para el problema: *¿Cuántos rollos de papel higiénico necesita una escuela a lo largo de un curso escolar?*

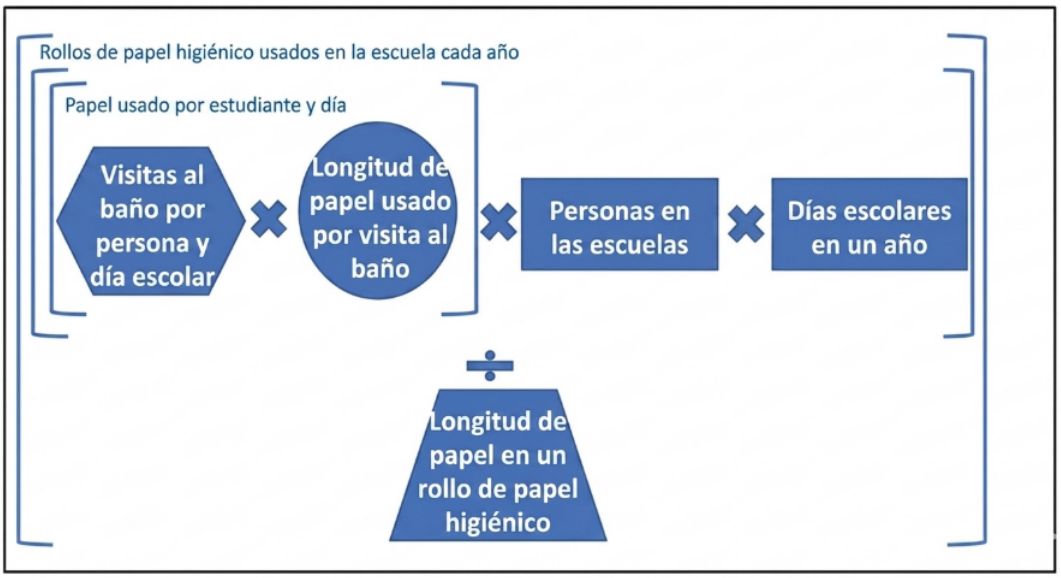


FIGURA 2. Un FPAT para el problema del rollo de papel higiénico.

Los FPAT sirven como herramienta de diseño para anticipar estrategias, como recurso de aula para estructurar el trabajo del alumnado y como marco analítico para comparar trayectorias de solución en discusiones grupales; así, mitigan los desafíos de la apertura de los problemas de Fermi y favorecen una implicación más profunda en los procesos de modelización.

Complementando el marco FPAT, Jablonski et al. (2025) introducen los *grafos de Fermi* como representaciones elaboradas por el alumnado que documentan y estructuran la resolución de un problema de Fermi. Se conceptualizan como árboles dirigidos (*in-trees*), con todas las aristas orientadas hacia un único nodo raíz que representa la solución final. Cada nodo recoge cantidades y operaciones aritméticas y se etiqueta con una actividad de Fermi (p. e., estimación o experimentación), mientras que cada arista codifica una suposición, un dato o un resultado intermedio. Su fundamento teórico se apoya en la teoría de grafos, y su validez estructural puede examinarse mediante tres criterios: (i) el grafo debe satisfacer la condición de árbol $E = V - 1$; (ii) los nodos internos presentan grado de entrada ≥ 2, reflejando la recombinación de subproblemas; y (iii) etiquetado coherente de nodos y aristas con actividades de Fermi y supuestos. A diferencia del FPAT —empleado principalmente por el profesorado para el diseño de tareas y el análisis *a posteriori*—, los grafos de Fermi los construye el alumnado durante la resolución, de modo que funcionan tanto como instrumento de documentación como de

andamiaje cognitivo para organizar y justificar su razonamiento (Jablonski et al., 2025).

§3. Caracterización de problemas que implican grandes cantidades en un área delimitada

Una línea de investigación consolidada aborda un tipo específico de problemas de Fermi: *problemas que exigen estimar grandes cantidades en un área acotada* (Albarracín et al., 2021). Por ejemplo, cuántas personas caben en Times Square en Nochevieja o cuántos coches hay en un atasco a la entrada de una gran ciudad. Albarracín y Gorgorió (2019) han demostrado que estos problemas son accesibles y permiten introducir la modelización en Educación Primaria. Asimismo, han observado que las producciones escritas de los estudiantes suelen carecer de trazabilidad respecto a los procesos de toma de decisiones, pues priorizan el resultado numérico frente a su justificación. Esto condujo a introducir indicaciones (*prompts*) que solicitan *planes de acción* al estilo de Pólya (1945), detallando pasos, supuestos y fuentes de datos. Este enfoque abrió la vía a caracterizaciones de las soluciones del alumnado en términos de los modelos desarrollados y las estrategias empleadas.

3.1. Solución caracterizada como modelo y estrategia. A partir de los planes de acción, varios estudios (Albarracín et al., 2021; Gallart et al., 2017) emplearon un instrumento analítico inspirado en la definición de Lesh y Harel (2003) de modelo matemático como un sistema conceptual con variables, patrones y relaciones para describir una situación del mundo real, junto con una estrategia de procedimientos matemáticos para explicar o decidir sobre dicha situación. Aplicado a problemas que implican estimar grandes cantidades en un área delimitada, Ferrando et al. (2021) simplificaron la herramienta analítica para caracterizar la solución como un *modelo de distribución* de los elementos y una *estrategia asociada* para determinar su cantidad. A partir de esta caracterización, este trabajo sintetiza cuatro tipos de soluciones:

- *Conteo*: No existe un modelo de la distribución de elementos sobre la superficie. La solución se basa en simular el enunciado; por ejemplo, para determinar cuántas personas caben en el patio del colegio, se llamaría a personas para que se colocaran en el patio hasta llenarlo y luego se contarían todas (ya sea una por una o utilizando otras técnicas de conteo). Naturalmente, esto es una actividad previa a la modelización y, en este tipo de problemas, a menudo es inaplicable.
- *Linealización*: Este enfoque se basa en un modelo de distribución unidimensional de los elementos, pues considera su disposición en una sola fila utilizando conceptos de medida lineal. En otras palabras, un problema que implica estimar un gran número de elementos sobre una superficie se reduce a uno

que implica estimar un gran número de elementos a lo largo de una longitud. La estrategia asociada consiste en estimar el número de elementos por fila (mediante procedimientos de medición de longitudes) y el número de elementos por columna, y luego aplicar el producto cartesiano para obtener la estimación total (lo que corresponde a un modelo de cuadrícula).

- *Unidad base*: Esta solución se basa en un modelo de distribución bidimensional. El espacio se concibe como una superficie geométrica y el área ocupada por un solo elemento se considera una unidad de área para ese espacio. En otras palabras, el elemento que se quiere estimar actúa como un referente (*benchmark*) en el sentido establecido por Joram et al. (2005) en los procesos de medida. La estrategia asociada consiste en realizar una división de medidas; es decir, el número de elementos se determina dividiendo el área total del espacio cubierto por los elementos entre el área ocupada por un solo elemento. Por ejemplo, para estimar cuántas personas caben en Times Square, su área se mide en «áreas ocupadas por personas».
- *Densidad*: Esta solución también se basa en un modelo de distribución bidimensional de los elementos. En este caso, dado que el tamaño de la superficie total no permite estimar directamente el número de elementos que la cubren, se selecciona un área más pequeña y proporcional del espacio como área muestral, donde puede obtenerse una estimación precisa de los elementos de forma directa. La estrategia asociada se basa en estimar la densidad (la razón entre el número de elementos y el área muestral) y luego realizar un cálculo proporcional que implica multiplicar la razón de densidad por el área total.

Ferrando y Albarracín (2021) compararon las soluciones —modelo y estrategia asociada— desarrolladas por estudiantes de distintas edades (de 7 a 15 años) para el mismo problema de Fermi. El problema consistía en estimar el número de personas que podrían caber como público en el patio del colegio si se organizara un concierto. El alumnado más joven (7 años) no genera modelos matemáticos y basa su estrategia en la simulación (conteo). A partir de cuarto de primaria, se observa que el alumnado es capaz de desarrollar modelos matemáticos: inicialmente sus modelos son unidimensionales, y por tanto sus soluciones se basan en la linealización; sin embargo, en los cursos superiores de primaria, desarrollan soluciones con modelos bidimensionales basados en una unidad base. No es hasta secundaria cuando desarrollan soluciones con modelos bidimensionales basados en densidad.

3.2. Dependencia de la solución respecto a características contextuales. Un examen detallado de los cuatro tipos de solución indica que su implementación entraña la operacionalización de procedimientos matemáticos diversos que podrían depender de distintas regularidades de la situación real (Albarracín et al., 2021). De

hecho, estos autores dejaron abierta la cuestión de si las características contextuales de los problemas de Fermi influyen en las decisiones tomadas a lo largo del proceso de resolución. Esta cuestión fue abordada posteriormente por (Ferrando et al., 2020, 2021). Primero, estos autores identificaron las características contextuales que pueden influir en el tipo de solución adoptado para un problema de Fermi que implica estimar un gran número de elementos dentro de una superficie acotada (Ferrando et al., 2021). Estas incluyen el tamaño y la forma de los objetos a estimar, su disposición espacial y el tamaño de la región en la que se encuentran. Los autores las conceptualizan como *variables contextuales* —un tipo particular de variable de tarea tal como la define Kilpatrick (1978)— y definen valores posibles en relación con dimensiones a escala humana: el tamaño del objeto puede ser pequeño o grande; la forma puede ser regular o irregular; la disposición espacial puede ser ordenada o desordenada; y el tamaño de la región puede ser grande o pequeño. Los resultados de Ferrando et al. (2021) muestran una relación estadísticamente significativa entre variables contextuales específicas y los tipos de solución empleados con mayor frecuencia por los resolutores. En particular, los contextos con una distribución ordenada de objetos tienden a favorecer la linealización, especialmente cuando los objetos tienen forma regular (p. e., estimar el número de adoquines en una superficie rectangular). En cambio, cuando los objetos son de forma irregular y se distribuyen de manera desordenada, predominan las soluciones basadas en densidad, especialmente cuando los objetos son pequeños (p. e., estimar el número de briznas de césped en un jardín). Además, cuando los objetos a estimar son grandes, son más comunes las soluciones de unidad base, ya que esos objetos sirven como unidades de área para medir el espacio total; este enfoque es particularmente evidente cuando su forma es regular (p. e., estimar cuántos coches caben en un aparcamiento).

El estudio de las relaciones de dependencia entre tipo de solución y variables contextuales de los problemas de Fermi fue replicado en Ferrando et al. (2020) utilizando problemas de Fermi diferentes, aunque diseñados con los mismos valores de variables contextuales. Los resultados validaron la influencia de las variables contextuales en el tipo de solución, confirmando los mismos patrones descritos anteriormente. Además, Ferrando et al. (2020) mostraron que factores adicionales relacionados con la estructura sintáctica y semántica del problema —como la inclusión de un contexto narrativo o preguntas indirectas (Leiss et al., 2019; Orrantia et al., 2014)— afectan al éxito para desarrollar un modelo y seleccionar una estrategia de solución adecuada. Estos resultados abren nuevas líneas de investigación destinadas a examinar el impacto del formato del problema y de la comprensión lectora en la resolución de problemas de modelización, donde el resolutor debe inferir información ausente (Leiss et al., 2019). También sugieren la

necesidad de más estudios que conceptualicen el rendimiento de quienes resuelven problemas de Fermi y aporten una caracterización que permita su medición.

3.3. Caracterización de los errores y el rendimiento en problemas de Fermi. La conceptualización del rendimiento en problemas de Fermi es compleja, ya que estos problemas, al depender de suposiciones y estimaciones razonadas sobre la situación del mundo real propuesta, no tienen una respuesta predeterminada. Además, las grandes cantidades que suelen requerirse a menudo son difíciles de validar en la realidad, puesto que esa información suele no estar disponible. En estos casos, un enfoque fructífero es analizar la coherencia interna de la solución; es decir, si se han producido errores en la cadena de razonamiento y cálculos realizados durante el proceso de resolución.

En este sentido, Segura y Ferrando (2021) han propuesto un *sistema de clasificación de errores específico para problemas de Fermi*, basándose en investigaciones previas sobre errores dentro del proceso de modelización (Crouch & Haines, 2007; Klock & Siller, 2020) así como sobre errores relacionados con el cálculo, la medición y la estimación (Castillo-Mateo et al., 2017). Los errores se clasifican según la fase del ciclo de modelización en la que se producen. Los errores que surgen durante la fase de estructuración y simplificación o durante la matematización impiden el desarrollo de un modelo de distribución y una estrategia completos; es decir, uno que tenga en cuenta todas las variables y sus relaciones. Por ejemplo, en un enfoque basado en densidad, las variables y relaciones que componen el modelo incluyen: el área total, el área muestral, la razón de densidad entre el número de elementos y el área muestral y el concepto de proporcionalidad (si cualquier error resulta en la omisión de una de estas variables o de sus relaciones, el desarrollo del modelo y la estrategia permanece *incompleto*). En cambio, los errores en el trabajo matemático y en la interpretación/validación se relacionan con los cálculos, la medición y la estimación de las magnitudes implicadas en el problema, así como con la capacidad de informar un resultado plausible. Estos errores están vinculados a la implementación de los procedimientos derivados de la estrategia elegida, y su ausencia determina que la solución no solo sea completa, sino también correcta. La clasificación completa de errores en la resolución de problemas de Fermi desarrollada por Segura y Ferrando (2021) se presenta en la Figura 3.

Schoenfeld (1982) ya había indicado que un alto rendimiento en la resolución de problemas depende de dos condiciones: en primer lugar, disponer de una «gestión estratégica» (Schoenfeld, 1982, p. 33) para seleccionar y desarrollar enfoques apropiados; y, en segundo lugar, conocer las técnicas de resolución de problemas, así como el contenido y los procedimientos matemáticos implicados. Partiendo de esta conceptualización, Segura y Ferrando (2023b) simplificaron la clasificación anterior para proporcionar una caracterización operativa —medible— del rendimiento. En concreto, definen *tres niveles de rendimiento en la resolución de problemas de Fermi*.

Categoría	**Valores de la Categoría**	
Error de simplificación	E1. Modelo inicial incompleto asociado a la falta de consideración de elementos de la situación real. E2. Modelo inicial incorrecto debido a un error de percepción de la magnitud. E3. Modelo inicial incorrecto debido a una inadecuada interiorización de los referentes de la magnitud a estimar. E4. No construye un modelo inicial.	Conceptual
Error de matematización	E5. Modelo matemático incoherente con el modelo inicial debido a un error en el significado de los términos de la magnitud. E6. Modelo matemático incoherente con el modelo inicial debido a una inadecuada interiorización de las unidades de medida del S.I. de la magnitud a estimar. E7. Modelo matemático incoherente con el modelo inicial debido al uso de unidades de medida inadecuadas. E8. El modelo matemático no se construye o es incompleto porque no se cuantifican elementos del modelo inicial.	Conceptual
Error de trabajo matemático	E9. Uso de procedimientos de cálculo incorrectos o errores de cálculo. E10. Error en la conversión de unidades de medida. E11. Resolución incompleta.	Procedimental
Error de interpretación	E12. Ausencia de unidades de medida en los resultados. E13. La estimación es claramente incompatible con la situación real.	Conceptual

FIGURA 3. Sistema de categorías de error en la resolución de problemas de Fermi, adaptado de Segura y Ferrando (2021).

El rendimiento se considera *bajo* cuando se cometen *errores estratégicos* (incluidos errores de simplificación y matematización), es decir, errores que impiden seleccionar o desarrollar un modelo y una estrategia apropiados para el problema. El rendimiento se considera *medio* cuando no se producen errores estratégicos, pero sí *errores matemáticos*, ya sea en el trabajo matemático —como cálculos, procedimientos o estimaciones de medida— o en la interpretación. Por último, el rendimiento

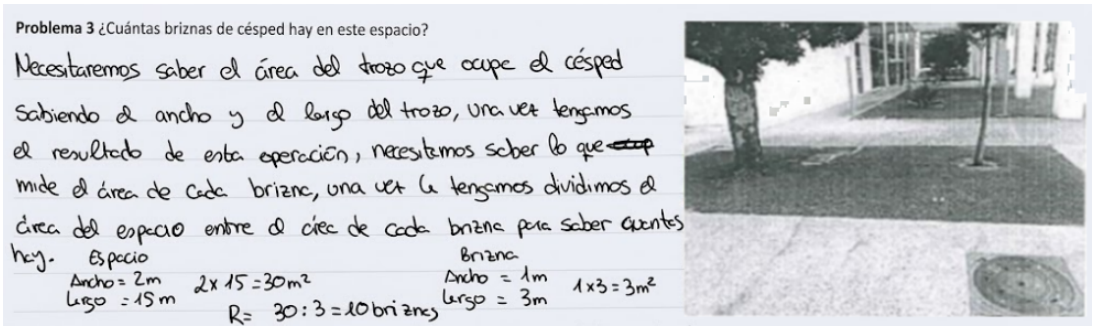


FIGURA 4. Resolución con errores matemáticos E6 y E13.

se considera *alto* cuando se desarrolla un modelo y una estrategia sin errores, lo que conduce a una solución plausible del problema de Fermi.

Por ejemplo, el rendimiento del resolutor en la Figura 4 se categorizaría como medio, pues es capaz de desarrollar un modelo de la distribución de las briznas en el espacio y una estrategia basada en la unidad base (medir la superficie total a partir de la superficie que ocupa una brizna), pero comete errores matemáticos por inadecuada internalización del referente utilizado (escribe que una brizna de césped tiene unas dimensiones de 1 metro por 3 metros) y de interpretación del resultado, pues la estimación obtenida (10 briznas) es claramente incompatible con la situación real (un espacio lleno de césped).

Definir el rendimiento mediante el análisis de los errores cometidos permite examinar qué factores pueden influir en él. Algunos factores se asocian con la gestión estratégica —como la flexibilidad, que analizaremos más adelante— mientras que otros, como el conocimiento previo del contenido y los procedimientos matemáticos implicados en la solución, se abordarán a continuación.

3.4. Conocimiento previo de medida y de estimación de medidas. Las soluciones a problemas de Fermi que implican la estimación de un gran número de elementos dentro de una superficie acotada requieren estructurar la realidad, formular suposiciones, identificar variables y cuantificarlas; procesos que dependen en gran medida del conocimiento previo de la medida y la estimación (Peter-Koop, 2009; Zbiek & Conner, 2006), en particular de longitud y área. Estudios previos (Segura & Ferrando, 2021, 2023b) han documentado errores frecuentes en este dominio, como identificar incorrectamente magnitudes espaciales, estimar de manera inadecuada referentes (ver Figura 4), cometer errores de conversión de unidades y aplicar incorrectamente fórmulas o relaciones entre medidas. El siguiente paso es determinar el conocimiento previo específico de medición de longitudes y áreas y de estimación de esas medidas requerido para resolver problemas de Fermi.

Está bien establecido que el alumnado —e incluso el profesorado— está acostumbrado a resolver tareas rutinarias y descontextualizadas de medida y a menudo

tiene dificultades para aplicar ese conocimiento en situaciones reales o complejas (Baturo & Nason, 1996). La investigación ha identificado varias habilidades esenciales para desarrollar competencia en la medición de longitudes y áreas. Quienes resuelven deben, en primer lugar, reconocer el atributo que se está midiendo —el área como la extensión de una figura plana— y comprender el concepto de unidad como subdivisión de la magnitud, iterada sin huecos ni solapamientos (Baturo & Nason, 1996; Dickson et al., 1984). También deben ser capaces de definir y usar unidades no estándar y estándar. Además, deben dominar dos procesos de medición: directo e indirecto. La medición directa implica cubrir una cantidad con otra o utilizar división cuotitiva (Joram et al., 2005), mientras que la medición indirecta se apoya en fórmulas, como calcular el área a partir de longitudes, por ejemplo, el producto cartesiano de anchura y longitud (Baturo & Nason, 1996; Castillo-Mateo et al., 2017)). Estos procedimientos indirectos conducen a menudo a errores comunes, como confundir dimensiones o mezclar área y perímetro (Dickson et al., 1984). Por último, quienes resuelven deben saber qué unidades son apropiadas para un tamaño y forma determinados y comprender las relaciones entre unidades estándar (p. e., $m^2 \leftrightarrow cm^2$) (Baturo & Nason, 1996).

La investigación sobre estimación de medidas ha examinado habilidades relacionadas con estimar longitudes y áreas cuando no es factible la comparación directa o indirecta con una unidad y no se dispone de instrumentos de medida. En tales casos, las unidades se sustituyen por referentes internalizados (*benchmark*), representaciones mentales de cantidad (Joram et al., 1998, 2005). Esta capacidad de aproximar cantidades en objetos familiares se denomina estimación de medida (Hogan & Brezinski, 2003; Sowder, 1992). Las estrategias de estimación de medida se han caracterizado como adaptaciones de las habilidades de medida aplicadas a referentes sin instrumentos (Gooya et al., 2011; Hildreth, 1983). Estas estrategias respaldan la estimación de numerosidad y extensión espacial en contextos reales (Hildreth, 1983; Joram et al., 1998). Aunque es esencial para la vida cotidiana (Gooya et al., 2011), la estimación en situaciones auténticas es desafiante debido a factores como el tamaño del objeto, la accesibilidad y la visibilidad del referente (Hoth et al., 2023; Weiher et al., 2022). Al carecer de herramientas procedimentales, este proceso se vuelve cognitivamente exigente, comprometiendo principios fundamentales de la medición (Gooya et al., 2011).

Integrando ambas líneas de investigación, Segura et al. (2025) han caracterizado la medida y estimación —para longitudes y áreas— como un conjunto de nueve procesos cognitivos que operacionalizan el conocimiento previo requerido en problemas de Fermi:

- CP1 percepción de la magnitud;
- CP2 internalización de referentes (y su numerosidad);
- CP3 concepto de unidad;

- CP4 uso apropiado de la unidad;
- CP5 relaciones entre unidades estándar;
- CP6 medición directa;
- CP7 medición indirecta (p. e., producto cartesiano de longitudes para el área);
- CP8 lenguaje de la medida y distinciones (incluida área vs. perímetro y razonamiento proporcional);
- CP9 aplicación de fórmulas a figuras compuestas.

Este marco ofrece una base teórica operativa para analizar cómo el conocimiento previo en medida y estimación sostiene el rendimiento en problemas de Fermi y cómo determinadas debilidades lo limitan (Segura et al., 2025). Para evaluar ese impacto, Segura et al. (2025) diseñaron y validaron un test de opción múltiple alineada con los nueve procesos cognitivos. Un análisis de conglomerados identificó tres perfiles de conocimiento —bajo, medio y alto— y reveló diferencias significativas en el rendimiento al resolver una secuencia de problemas de Fermi según el conocimiento previo. Los resultados subrayan la necesidad de fortalecer tanto la comprensión conceptual como la procedimental de la medida y la estimación para que el alumnado pueda abordar con éxito estos problemas.

En la misma línea, Er y Sezer (2025) han desarrollado y validado el *Measurement Estimation Skill Readiness Test* (MESRT), un instrumento para evaluar la competencia de estimación en contextos de medida. La prueba consta de 25 ítems abiertos en cinco dominios —longitud, área, volumen, volumen de líquido y peso— y exige que el alumnado genere sus propias soluciones, lo que permite valorar tanto la precisión relativa como la coherencia procedimental (Er & Sezer, 2025). Su estructura se alinea con la resolución de problemas de Fermi, ya que ambos enfoques implican descomponer la tarea en subproblemas, usar referentes mentales y formular suposiciones plausibles para estimar sin datos exactos. Así, el MESRT no solo mide la habilidad de estimación, sino que también refleja procesos cognitivos esenciales para abordar problemas abiertos y desarrollar la modelización matemática (Er & Sezer, 2025).

Por su parte, Meyer y Greefrath (2025) han realizado un estudio en profundidad sobre el conocimiento de estimación necesario para resolver problemas de Fermi, con especial atención a la estimación y uso de referentes. A partir de protocolos de pensamiento en voz alta, entrevistas y videograbaciones, hallaron que la estimación basada en referentes es clave, sobre todo en la generación de valores plausibles; además, algunos estudiantes emplearon referentes alternativos para validar resultados, mostrando un uso flexible y reflexivo de la estimación como control de plausibilidad. Estos hallazgos refuerzan que resolver problemas de Fermi exige, además de descomposición y modelización, una competencia sólida

de estimación anclada en experiencias previas y comparaciones con cantidades conocidas (Meyer & Greefrath, 2025; Segura et al., 2025).

§4. Secuencias de problemas de Fermi para promover la flexibilidad

Diversos autores han destacado la importancia de implementar secuencias de problemas de modelización para hacer evolucionar el pensamiento matemático del alumnado (Ärlebäck & Doerr, 2015). Una perspectiva reciente ha sido utilizar secuencias de problemas de Fermi muy similares (por ejemplo, estimar un gran número de elementos dentro de un área delimitada) en las que los resolutores deben adaptar sus soluciones a pequeños cambios contextuales, lo que permite desarrollar habilidades matemáticas relevantes como la flexibilidad y la adaptabilidad. El diseño de estas secuencias se fundamenta en la teoría de la variación (Ko & Marton, 2004), que ayuda a quienes aprenden a identificar aspectos críticos del problema —como las variables contextuales descritas en Ferrando et al. (2021)— y seleccionar la solución más apropiada. La teoría de la variación se centra en qué cambia y qué permanece invariante en cada situación, destacando elementos esenciales. La variación hace visibles los aspectos críticos y más fáciles de discernir. Se distinguen cuatro tipos de variación: contraste, generalización, separación y fusión (Ko & Marton, 2004).

En secuencias de problemas de Fermi como la de la Figura 5, se aplica el contraste entre ciertos valores de variables contextuales (Albarracín et al., 2025). Así, pueden observarse variaciones en el tamaño de los elementos (grande-pequeño-pequeño-grande), su distribución (desordenada-ordenada-desordenada-ordenada), su forma (irregular-regular-irregular-regular) y el tamaño del espacio (pequeño-grande-pequeño-grande). Esta secuencia se ha diseñado para comprobar si quien resuelve es capaz de cambiar —consciente o inconscientemente— de tipo de solución de un problema a otro para adaptarla a los valores que toma la variable contextual, tal como se explicó en trabajos previos (Ferrando et al., 2020, 2021).

Star y Rittle-Johnson (2008) han definido la capacidad de las personas para emplear múltiples soluciones al resolver el mismo tipo de problema como *flexibilidad estratégica*. Un cuerpo sustancial de literatura destaca la flexibilidad estratégica como una habilidad matemática clave (Heinze et al., 2009; Nistal et al., 2012; Verschaffel, 2024). Esta habilidad forma parte de lo que algunos autores, como Star (2005) y Baroody (2003), han conceptualizado como conocimiento procedimental profundo y conectado, que enfatiza no solo saber ejecutar procedimientos, sino también comprender cuándo y por qué aplicarlos. Elia et al. (2009) refinaron el constructo distinguiendo entre *flexibilidad intra-problema* —el desarrollo de múltiples soluciones para un único problema— y *flexibilidad inter-problema* —la aplicación de diferentes soluciones a lo largo de una secuencia de problemas similares—.

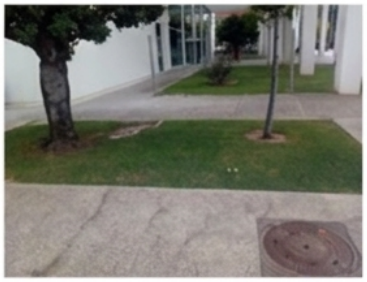
Secuencia de problemas de Fermi	Valor de las variables contextuales
P1- Personas. ¿Cuántos estudiantes caben en el porche de la Facultad de Educación? 	Tamaño de los elementos: grande Disposición: desordenada Forma de los elementos: irregular Tamaño del espacio: pequeño
P2- Adoquines. ¿Cuántos adoquines hay entre el edificio de la Facultad y el gimnasio? 	Tamaño de los elementos: pequeño Disposición: ordenada Forma de los elementos: regular Tamaño del espacio: grande
P3- Césped. ¿Cuántas briznas de hierba hay en esta parcela? 	Tamaño de los elementos: pequeño Disposición: desordenada Forma de los elementos: irregular Tamaño del espacio: pequeño
P4- Coches. ¿Cuántos coches caben en el aparcamiento de la Facultad sin dejar espacios libres? 	Tamaño de los elementos: grande Disposición: ordenada Forma de los elementos: regular Tamaño del espacio: grande

Figura 5. Secuencia horizontal de problemas de Fermi diseñada contrastando los valores de variables contextuales.

A pesar de su importancia, la mayoría de estudios se han centrado en la flexibilidad al resolver problemas intramatemáticos, principalmente en álgebra y aritmética. La flexibilidad en tareas de modelización matemática ha recibido menor atención (Schukajlow et al., 2015). No obstante, Ferrando y Segura (2020), basándose en la flexibilidad inter-problema definida por Elia et al. (2009), conceptualizaron la *flexibilidad a través de una secuencia de problemas de Fermi* como el uso de más de un tipo de solución a lo largo de varios problemas de la secuencia. Por ejemplo, en la secuencia de la Figura 5, un resolutor demuestra flexibilidad si emplea una solución basada en densidad en P1-Personas y P3-Césped, mientras utiliza soluciones basadas en linealización o unidad base en los otros problemas. Ampliando este marco, Ferrando y Segura (2020) mostraron que las secuencias de problemas de Fermi diseñadas para contrastar variables contextuales —como en la Figura 5— fomentan eficazmente la flexibilidad estratégica. Sus resultados indican que la mayoría de resolutores (más de dos tercios) emplearon más de un tipo de solución a lo largo de la secuencia.

Posteriormente, Segura y Ferrando (2023b) profundizaron en el estudio de la flexibilidad en secuencias de problemas de Fermi, distinguiendo tres niveles: *no flexible*, *moderadamente flexible* (si se cambia de tipo de solución solo una vez) y *altamente flexible* (si se cambia de tipo de solución más de una vez). La contribución más relevante de este trabajo es la relación estadísticamente significativa hallada entre los niveles de flexibilidad y el rendimiento ($r = 0{,}47$, $p < 0{,}001$). Quienes son capaces de usar diferentes soluciones y cambiar múltiples veces entre ellas al resolver problemas de Fermi alcanzan mayor rendimiento, cometiendo menos errores estratégicos y de trabajo matemático que quienes usan siempre el mismo tipo de solución o sólo cambian una vez. Más tarde, Segura et al. (2025) replicaron estos análisis con una nueva muestra y una secuencia ampliada de problemas de Fermi, encontrando una correlación similar entre niveles de flexibilidad y rendimiento ($r = 0{,}37$, $p < 0{,}001$), lo que confirma que el *vínculo flexibilidad–rendimiento* es un hallazgo sólido en educación matemática (Jankvist et al., 2021).

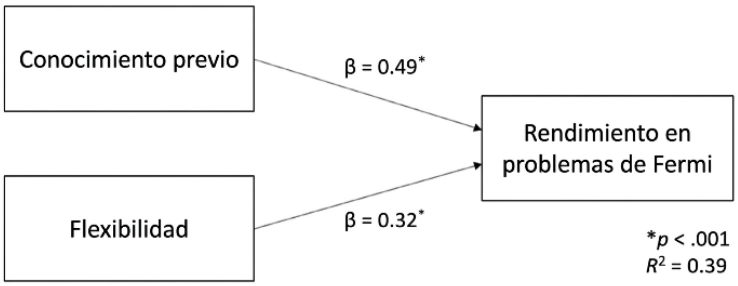


FIGURA 6. Modelo de regresión del efecto del conocimiento previo y la flexibilidad sobre el rendimiento en la resolución de problemas de Fermi, adaptado de Segura et al. (2025).

Segura et al. (2025) también mostraron que la flexibilidad y el conocimiento previo de la medida y la estimación de medidas son predictores clave del rendimiento al resolver problemas de Fermi. Un modelo de regresión múltiple reveló que estos dos factores explican conjuntamente el 39 % de la varianza del rendimiento, y ambos ejercen efectos positivos significativos (Figura 6). Aunque el conocimiento previo de medida y estimación y la flexibilidad contribuyen sustancialmente al rendimiento, operan como dimensiones independientes —gestión estratégica frente a conocimiento de contenido específico, tal y como conceptualizó Schoenfeld (1982)—, ya que no se encontró correlación significativa entre ellos.

Por otro lado, la *adaptabilidad* implica dar un paso más allá de la flexibilidad, pues se define no sólo por el uso de múltiples soluciones, sino también por la selección de la más apropiada o eficaz para el problema (Heinze et al., 2009; Verschaffel et al., 2009). Esta habilidad subyace a la capacidad del resolutor para comparar diferentes soluciones para el mismo tipo de problema, identificando las ventajas y desventajas de cada una (Baroody, 2003). Segura y Ferrando (2023a) identificaron dos criterios específicos para juzgar la eficacia de una solución para resolver problemas de Fermi: rapidez, es decir, requerir el menor número de pasos; y rigor, entendido como basarse en estimaciones parciales y suposiciones realistas que pueden verificarse empíricamente durante el desarrollo de la solución. Además, estos autores hallaron que la rapidez se asocia con las soluciones basadas en unidad base, mientras que el rigor se vincula con las soluciones basadas en densidad. También encontraron que, según el juicio de expertos, algunas soluciones y criterios de eficacia son más apropiados que otras según las variables contextuales del problema. Por ejemplo, el criterio de rapidez, combinado con soluciones basadas en unidad base, se considera mejor en problemas con elementos ordenados y regulares. Sin embargo, el juicio experto considera que el criterio de rigor es más apropiado en problemas con elementos desordenados e irregulares.

§5. Secuencias de problemas de Fermi en distintos entornos de resolución: exteriores frente a IA

Investigaciones recientes han abordado otros factores que influyen en la resolución de secuencias de problemas de Fermi. Uno de estos factores es el entorno de resolución (*setting*), es decir, el modo en que se organiza la actividad. El entorno estándar es dentro del aula (en interiores o *indoors*), de manera individual, evocando y reconstruyendo mentalmente los espacios reales que plantean los problemas de Fermi para poder desarrollar un modelo y una estrategia que conduzcan a la estimación (Sriraman & Knott, 2009). Pero hay otros entornos alternativos que pueden condicionar de forma sustantiva qué rasgos del contexto se perciben, qué datos se recogen y, en consecuencia, cómo se matematiza la situación y se adapta la solución.

5.1. Entorno de resolución en exteriores. La resolución de problemas de modelización —como los problemas de Fermi— en exteriores implica que el resolutor salga del aula y aborde el problema en el espacio físico donde se desarrolla la situación real (Vale et al., 2019). Investigadores como Buchholtz (2021) o Jablonski (2023) han comparado la resolución de problemas de modelización en interiores con el entorno en exteriores (*outdoors*). Sus estudios encontraron que la resolución de estos problemas en exteriores favorece la identificación de variables y la recogida de datos (Buchholtz, 2021). En particular, Jablonski (2023) mostró que quienes trabajan en exteriores disponen de más oportunidades para percibir dimensiones y formas, lo que facilita la estimación de magnitudes, un proceso que hemos visto que es central en la resolución de problemas de Fermi.

En esta línea, Segura et al. (2021) encontraron que la resolución de secuencias de problemas de Fermi en exteriores se relaciona con mayor número de un tipo específico de suposiciones realistas, los llamados *factores de complejidad*. Los factores de complejidad son irregularidades, restricciones y elementos «no ideales» del contexto que afectan a la estimación solicitada por el problema. Este tipo de suposiciones realistas pueden ser: obstáculos que impiden distribuir elementos a estimar en una zona del espacio, heterogeneidades en la distribución de los elementos —densidades distintas, rupturas del orden— o irregularidades en su forma, como considerar elementos de distinto tamaño. Por ejemplo, en el problema de los coches se podrían considerar vehículos de distintos tamaños, o en el problema de las personas en el porche se puede eliminar el espacio ocupado por las columnas (Figura 5). Estos factores no se activan desde el aula con la misma fuerza, pues suelen pasarse por alto en la reconstrucción mental del espacio del problema. Sin embargo, la incorporación de este tipo de suposiciones conduce a soluciones más plausibles y precisas. Por tanto, el trabajo de Segura et al. (2021) muestra que el entorno en exteriores favorece soluciones más realistas, mientras que en interiores son más esquemáticas.

Además, la resolución de secuencias de problemas de Fermi en exteriores favorece la adaptabilidad (Segura et al., 2023). En este trabajo, los participantes resolvieron una secuencia de problemas de Fermi en el aula, y luego la resolvieron en el lugar real de los problemas. Se encontró que el entorno en exteriores favoreció el éxito, pues los resolutores cometieron menos errores estratégicos (ver sección 3.3) y supieron adaptar sus soluciones a características contextuales no anticipadas en la resolución previa en el aula. Así, por ejemplo, en el problema de los adoquines (Figura 5) percibieron irregularidades en la distribución en cuadrícula que condujeron a que la mayoría cambiara de soluciones basadas en linealización a soluciones basadas en unidad base.

5.2. Entorno de resolución con soporte de la IA. A estos dos entornos se añade recientemente un tercero: la resolución mediada por inteligencia artificial (IA),

donde herramientas conversacionales como ChatGPT pueden actuar como andamiaje para explorar supuestos, proponer vías de estimación o facilitar información plausible. Aunque la investigación sobre IA en educación aún es incipiente, su potencial transformador es crítico (Zhang & Aslan, 2021). En particular, ChatGPT es uno de los primeros modelos conversacionales de adopción masiva y se ha extendido de forma notable en la educación matemática (Pepin et al., 2025), hasta el punto de que tanto estudiantes como docentes lo emplean, entre otros fines, para apoyar la resolución de problemas. Recientemente, algunos autores han mostrado que esta herramienta tiene éxito variable en la resolución de problemas matemáticos, dependiendo de su complejidad y con claras debilidades en el razonamiento espacial (Fock & Siller, 2025; Schorcht et al., 2024).

En este contexto, la exploración del soporte de ChatGPT como entorno de resolución de problemas de Fermi y su comparación con los otros entornos son objetivos de investigación relevantes. Gallart et al. (2025) han comparado la complejidad de las soluciones y la flexibilidad de los resolutores en los entornos en interiores, en exteriores y con apoyo de ChatGPT. Encontraron que los resolutores plantean soluciones más complejas y realistas (incorporando más factores de complejidad) cuando resuelven los problemas en exteriores que cuando consultan a ChatGPT. Ya se conocía que esto era así cuando se comparaba exteriores con interiores (Segura et al., 2021), pero en este trabajo se encuentra que ChatGPT no es ventajoso para favorecer la incorporación de suposiciones realistas, pues la complejidad de las soluciones es similar al entorno en interiores. Además, Gallart et al. (2025) observaron diferencias significativas en la flexibilidad a lo largo de una secuencia de problemas de Fermi dependiendo del entorno de resolución. Así, la flexibilidad es menor cuando se resuelven los problemas en el aula, recreando mentalmente la situación real. La flexibilidad es mayor, por tanto, en los entornos en exteriores y con soporte de ChatGPT, pero no hay diferencias importantes entre ellos.

Sin embargo, este trabajo no tenía en cuenta un aspecto esencial: conocer cuál es la responsabilidad de los resolutores cuando resuelven problemas de Fermi con ChatGPT, ya que el uso acrítico de la IA puede generar un claro riesgo de «caja negra», donde el resolutor se apoya en resultados producidos automáticamente sin implicarse activamente en el proceso de resolución, produciendo solo una apariencia de aprendizaje en lugar de una comprensión genuina (Cevikbas et al., 2023).

En este sentido, el trabajo de Gallart et al. (2026) aporta una primera caracterización fina del uso de ChatGPT en la resolución de problemas de Fermi a partir del análisis cualitativo de las instrucciones del resolutor (*prompts*) y de sus soluciones escritas (encontramos un ejemplo de esta interacción en la Figura 7). Los autores identificaron tres perfiles según el grado de responsabilidad que el resolutor delega en la IA: (i) *ChatGPT como experto*, cuando se demanda directamente la respuesta

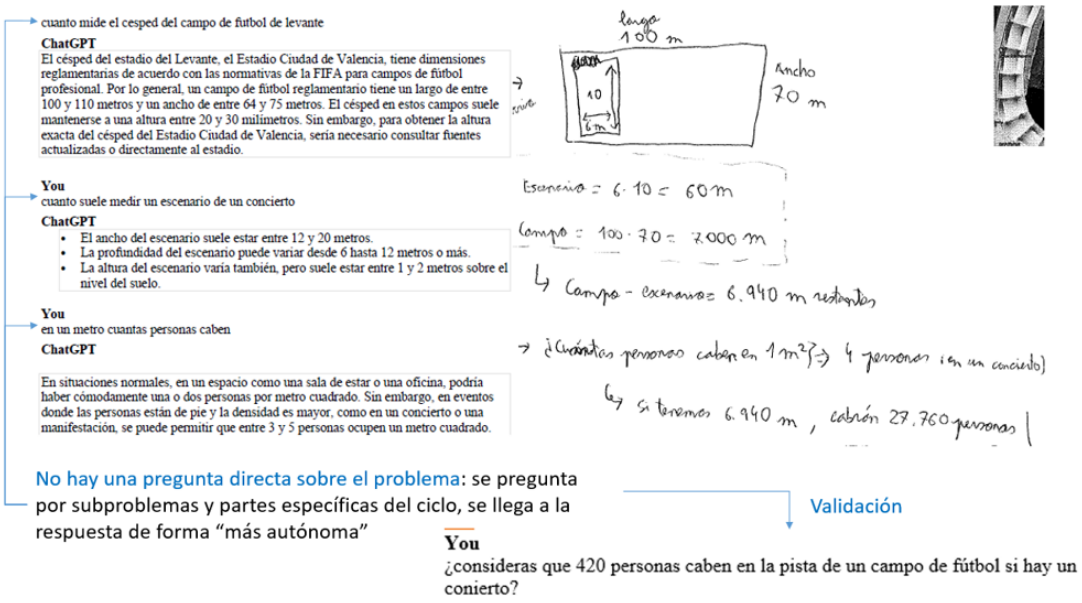


FIGURA 7. Prompts y resolución escrita de un participante con perfil de uso de ChatGPT como asistente, en Gallart et al. (2026).

final a ChatGPT mediante prompts de tipo zero/few-shot, y la solución tiende a reproducir la respuesta de la IA con escasa justificación propia; (ii) *ChatGPT como asistente*, cuando el resolutor intenta desarrollar personalmente un modelo y una estrategia pero evita decisiones clave (especialmente la matematización), delegándolas en ChatGPT y obteniendo una solución «asistida»; y (iii) *ChatGPT como apoyo*, cuando la IA se emplea de forma instrumental y localizada (p. e., para estimar datos concretos o verificar supuestos) mientras el resolutor mantiene el control del modelo y la aplicación de la estrategia para encontrar la solución (es el caso del ejemplo de la Figura 7). Gallart et al. (2026) encontraron que alrededor de una cuarta parte de los participantes delegaron en ChatGPT como experto, pero la mayoría realizó un uso como apoyo.

§6. Reflexiones finales y retos de futuro

El panorama actual de investigación ofrece conceptualizaciones y caracterizaciones bien establecidas de los problemas de Fermi, junto con una clasificación de sus usos mediante secuencias diseñadas para fomentar competencias y habilidades matemáticas adicionales. Así, los problemas de Fermi han demostrado ser tareas potentes para fomentar la modelización, el conocimiento de medida y estimación, la flexibilidad estratégica, la adaptabilidad y el desarrollo de modelos en contextos auténticos (Albarracín et al., 2025).

Ampliar este panorama de investigación implica abordar varios retos. A continuación, formulamos cinco líneas de investigación futura (LIF) relevantes:

LIF 1: Varios autores han definido la creatividad en educación matemática como la capacidad de generar múltiples soluciones de manera fluida, flexible y original (Leikin, 2009). En este sentido, el estudio de la creatividad en problemas de Fermi representa una extensión natural de investigaciones previas sobre flexibilidad. Okamoto et al. (2023) han explorado la creatividad específicamente en el contexto de problemas de Fermi e identificaron relaciones tanto con la creatividad matemática como con la creatividad general. No obstante, esta línea requiere mayor desarrollo, particularmente en la caracterización y evaluación de la creatividad en contextos de problemas de Fermi, así como en el análisis de factores que pueden influir en ella, como el conocimiento previo.

LIF 2: La evidencia ha mostrado que los entornos de resolución en exteriores mejoran la adaptabilidad y la complejidad de las soluciones en comparación con los entornos interiores, incluso cuando se cuenta con apoyo de ChatGPT (Gallart et al., 2025; Segura & Ferrando, 2023a; Segura et al., 2021). Sin embargo, no se ha estudiado si hay diferencias en el rendimiento o en factores motivacionales como el interés, la autoeficacia y el valor (Bandura, 1997; Hidi & Renninger, 2006) que tienen influencia situacional (Ferrando et al., 2026; Hartmann & Schukajlow, 2021).

LIF 3: Estudios futuros deberían explorar cómo influyen las habilidades metacognitivas —como la monitorización y la autorregulación— en la resolución de problemas de Fermi. Herramientas como los grafos de Fermi o los FPAT podrían integrarse en la formación docente para andamiar la reflexión y la planificación estratégica, lo que potencialmente incrementaría la implicación metacognitiva y mejoraría la confianza durante tareas de modelización (Schukajlow et al., 2012).

LIF 4: Una línea prometedora de investigación se refiere al desarrollo del conocimiento didáctico del contenido (PCK) para enseñar problemas de Fermi (Carrillo-Yañez et al., 2018). Esto incluye identificar qué conocimiento sobre estrategias de instrucción y sobre las dificultades cognitivas y afectivas del alumnado es esencial, y cómo se pone en práctica dicho conocimiento en contextos reales de aula. Además, la investigación debería explorar obstáculos y dificultades comunes al diseñar y evaluar problemas de Fermi, así como la influencia de la estructura de la tarea y la autenticidad contextual sobre la competencia diagnóstica del profesorado (Brunner et al., 2024; Leuders et al., 2018). Por último, los estudios deberían investigar qué enfoques de formación —teóricos, prácticos o híbridos— fomentan mejor la capacidad del profesorado para plantear problemas de Fermi auténticos y evaluar soluciones abiertas, garantizando que el desarrollo profesional mejore tanto la enseñanza adaptativa como las competencias diagnósticas (Ferrando et al., 2025).

LIF 5: La investigación futura debería examinar cómo la competencia lectora afecta a la resolución de problemas de Fermi. La evidencia sugiere que esta competencia influye en la capacidad de interpretar enunciados e identificar información

relevante (Leiss et al., 2019; Peng et al., 2020). Dado que los problemas de Fermi suelen presentar información incompleta o ambigua (Ferrando et al., 2020), una baja competencia lectora podría obstaculizar la estructuración y la formulación de suposiciones de manera eficaz (Krawitz et al., 2018). Comprender este vínculo podría informar intervenciones para mejorar el rendimiento y la confianza en este tipo de problemas.

Animamos a la comunidad investigadora interesada en problemas de Fermi a abordar estas direcciones de investigación futura para avanzar en el conocimiento sobre este campo importante para la educación matemática.

§7. Agradecimientos

El autor agradece el apoyo proporcionado por el proyecto PID2021-126707NB-I00, financiado por MCIU/AEI/10.13039/501100011033 y por el FEDER («Una manera de hacer Europa»), así como por la ayuda para grupos de investigación emergentes CIGE/2024/64, financiada por la Generalitat Valenciana. También agradece a la Unión Matemática Argentina (UMA) el apoyo proporcionado para la participación en el III Encuentro Conjunto RSME–UMA.

Referencias

Albarracín, L., Ferrando, I., & Gorgorió, N. (2021). The role of context for characterising students' strategies when estimating large numbers of elements on a surface. *International Journal of Science and Mathematics Education*, *19*(6), 1209-1227. https://doi.org/10.1007/s10763-020-10107-4

Albarracín, L., Ferrando, I., Segura, C., & Gorgorió, N. (2025). Secuencias de problemas de Fermi para introducir la modelización matemática. En A. Solares-Rojas & A. P. Preciado Babb (Eds.), *La investigación en modelización matemática: Un diálogo entre educadores de Latinoamérica y España* (pp. 153-177). Editorial SOMIDEM. https://doi.org/10.24844/SOMIDEM/S2/2025/01-07

Albarracín, L., & Gorgorió, N. (2014). Devising a plan to solve Fermi problems involving large numbers. *Educational Studies in Mathematics*, *86*(1), 79-96. https://doi.org/10.1007/s10649-013-9528-9

Albarracín, L., & Gorgorió, N. (2019). Using large number estimation problems in primary education classrooms to introduce mathematical modelling. *International Journal of Innovation in Science and Mathematics Education*, *27*(2), 45-57. https://doi.org/10.30722/IJISME.27.02.004

Anderson, P. M., & Sherman, C. A. (2010). Applying the Fermi estimation technique to business problems. *Journal of Applied Business and Economics*, *10*(5), 33-42.

Ärlebäck, J. B. (2009). On the use of realistic Fermi problems for introducing mathematical modelling in school. *The Mathematics Enthusiast*, *6*(3), 331-364. https://doi.org/10.54870/1551-3440.1157

Ärlebäck, J. B., & Albarracín, L. (2019). The use and potential of Fermi problems in the STEM disciplines to support the development of twenty-first century competencies. *ZDM–Mathematics Education*, *51*(6), 979-990. https://doi.org/10.1007/s11858-019-01075-3

Ärlebäck, J. B., & Albarracín, L. (2022). FPAT—A framework for facilitating the teaching and learning of using Fermi problems originating in mathematics education research. *The Physics Teacher*, *60*(7), 569-571. https://doi.org/10.1119/5.0040017

Ärlebäck, J. B., & Bergsten, C. (2013). On the use of realistic Fermi problems in introducing mathematical modelling in upper secondary mathematics. En R. Lesh, P. Galbraith, C. Haines & A. Hurford (Eds.), *Modeling students' mathematical modeling competencies: ICTMA 13* (pp. 597-609). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0561-1_52

Ärlebäck, J. B., & Doerr, H. M. (2015). Moving beyond a single modelling activity. En G. A. Stillman, W. Blum & M. S. Biembengut (Eds.), *Mathematical modelling in education research and practice: Cultural, social and cognitive influences* (pp. 293-303). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18272-8_24

Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. W. H. Freeman.

Baroody, A. J. (2003). The development of adaptive expertise and flexibility: The integration of conceptual and procedural knowledge. En A. J. Baroody & A. Dowker (Eds.), *The development of arithmetic concepts and skills: Constructing adaptive expertise* (pp. 1-33). Lawrence Erlbaum Associates. https://doi.org/10.4324/9781410607218-1

Baturo, A. R., & Nason, R. (1996). Student teachers' subject matter knowledge within the domain of area measurement. *Educational Studies in Mathematics*, *31*(3), 235-268. https://doi.org/10.1007/BF00376322

Blum, W., & Niss, M. (1991). Applied mathematical problem solving, modelling, applications, and links to other subjects—State, trends and issues in mathematics instruction. *Educational Studies in Mathematics*, *22*, 37-68. https://doi.org/10.1007/BF00302716

Brunner, K., Obersteiner, A., & Leuders, T. (2024). How pedagogical content knowledge sharpens prospective teachers' focus when judging mathematical tasks: An eye-tracking study. *Educational Studies in Mathematics*, *115*(2), 177-196. https://doi.org/10.1007/s10649-023-10281-6

Buchholtz, N. (2021). Students' modelling processes when working with math trails. *Quadrante*, *30*(1), 140-157. https://doi.org/10.48489/quadrante.23699

Carrillo-Yañez, J., Climent, N., Montes, M., Contreras, L. C., Flores-Medrano, E., Escudero-Ávila, D., Vasco, D., Rojas, N., Flores, P., Aguilar-González, Á., Ribeiro, M., & Muñoz-Catalán, M. C. (2018). The mathematics teacher's

specialised knowledge (MTSK) model. *Research in Mathematics Education*, *20*(3), 236-253. https://doi.org/10.1080/14794802.2018.1479981

Castillo-Mateo, J., Segovia, I., & Molina, M. (2017). Estudio comparativo de la estimación de cantidades continuas que hacen los estudiantes de secundaria y futuros maestros. *PNA*, *12*(1), 43-59. https://doi.org/10.30827/pna.v12i1.6538

Cevikbas, M., Greefrath, G., & Siller, H. S. (2023). Advantages and challenges of using digital technologies in mathematical modelling education—A descriptive systematic literature review. *Frontiers in Education*, *8*, 1142556. https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1142556

Crouch, R., & Haines, C. (2007). Exemplar models: Expert–novice student behaviours. En C. Haines, P. Galbraith, W. Blum & S. Khan (Eds.), *Mathematical modelling: Education, engineering and economics—ICTMA 12* (pp. 90-100). Woodhead Publishing. https://doi.org/10.1533/9780857099419.3.90

Dickson, L., Brown, M., & Gibson, O. (1984). *Children learning mathematics: A teacher's guide to recent research*. Holt, Rinehart; Winston.

Efthimiou, C. J., & Llewellyn, R. A. (2007). Cinema, Fermi problems and general education. *Physics Education*, *42*(3), 253-261. https://doi.org/10.1088/0031-9120/42/3/003

Elia, I., van den Heuvel-Panhuizen, M., & Kolovou, A. (2009). Exploring strategy use and strategy flexibility in non-routine problem solving by primary school high achievers in mathematics. *ZDM–Mathematics Education*, *41*(5), 605-618. https://doi.org/10.1007/s11858-009-0184-6

Er, Z., & Sezer, S. R. (2025). Effectiveness of Fermi problem approach in enhancing seventh-grade students' measurement estimation skills. *SAGE Open*, *15*(3), 21582440251366051. https://doi.org/10.1177/21582440251366051

Ferrando, I., & Albarracín, L. (2021). Students from grade 2 to grade 10 solving a Fermi problem: Analysis of emerging models. *Mathematics Education Research Journal*, *33*(1), 61-78. https://doi.org/10.1007/s13394-019-00292-z

Ferrando, I., Barquero, B., & Segura, C. (2025). Does training matter? Effect of training strategies on how pre-service teachers pose and assess modelling problems. *ZDM–Mathematics Education*, *57*(2-3), 275-288. https://doi.org/10.1007/s11858-025-01658-3

Ferrando, I., & Segura, C. (2020). Fomento de la flexibilidad matemática a través de una secuencia de tareas de modelización. *Avances de Investigación en Educación Matemática*, (17), 84-97. https://doi.org/10.35763/aiem.v0i17.306

Ferrando, I., Segura, C., & Pla-Castells, M. (2020). Relations entre contexte, situation et schéma de résolution dans les problèmes d'estimation. *Canadian Journal of Science, Mathematics and Technology Education*, *20*(3), 557-573. https://doi.org/10.1007/s42330-020-00102-w

Ferrando, I., Segura, C., & Pla-Castells, M. (2021). Analysis of the relationship between context and solution plan in modelling tasks involving estimations. En F. K. S. Leung, G. A. Stillman, G. Kaiser & K. L. Wong (Eds.), *Mathematical modelling education in East and West* (pp. 119-128). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66996-6_10

Ferrando, I., Segura, C., & Schukajlow, S. (2026). Does problem connection to reality shape interest, performance and their interplay? A comparative analysis involving students with high and average mathematical potential. *Educational Studies in Mathematics*. https://doi.org/10.1007/s10649-026-10481-w

Fock, A., & Siller, H. S. (2025). Generative artificial intelligence in secondary STEM education in the light of human flourishing: A scoping literature review. *International Journal of STEM Education*, *12*. https://doi.org/10.1186/s40594-025-00589-5

Gallart, C., Ferrando, I., García-Raffi, L. M., Albarracín, L., & Gorgorió, N. (2017). Design and implementation of a tool for analysing student products when they solve Fermi problems. En G. A. Stillman, W. Blum & G. Kaiser (Eds.), *Mathematical modelling and applications: Crossing and researching boundaries in mathematics education* (pp. 265-275). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-62968-1_23

Gallart, C., Ferrando, I., Segura, C., & Albarracín, L. (2026). Modelling with AI: How complexity and experience shape ChatGPT use by pre-service teachers. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, *22*(4), em2816. https://doi.org/10.29333/ejmste/18263

Gallart, C., Segura, C., & Albarracín, L. (2025). Impacto del entorno de resolución de problemas de Fermi en la complejidad y flexibilidad de las estrategias de maestros en formación. *Contextos Educativos*, *35*, 139-164. https://doi.org/10.18172/con.6480

Gooya, Z., Khosroshahi, L. G., & Teppo, A. R. (2011). Iranian students' measurement estimation performance involving linear and area attributes of real-world objects. *ZDM–Mathematics Education*, *43*(5), 709-722. https://doi.org/10.1007/s11858-011-0338-1

Hartmann, L. M., & Schukajlow, S. (2021). Interest and emotions while solving real-world problems inside and outside the classroom. En F. K. S. Leung, G. A. Stillman, G. Kaiser & K. L. Wong (Eds.), *Mathematical modelling education in East and West* (pp. 153-163). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66996-6_13

Heinze, A., Star, J. R., & Verschaffel, L. (2009). Flexible and adaptive use of strategies and representations in mathematics education. *ZDM–Mathematics Education*, *41*(5), 535-540. https://doi.org/10.1007/s11858-009-0214-4

Henze, J., & Fritzlar, T. (2010). Primary school children's model building processes by the example of Fermi questions. En A. Ambrus & E. Vásárhelyi (Eds.), *Problem solving in mathematics education: Proceedings of the 11th ProMath Conference* (pp. 60-75). Eötvös Loránd University.

Hidi, S., & Renninger, K. A. (2006). The four-phase model of interest development. *Educational Psychologist*, *41*(2), 111-127. https://doi.org/10.1207/s15326985ep4102_4

Hildreth, D. J. (1983). The use of strategies in estimating measurements. *The Arithmetic Teacher*, *30*(5), 50-54. https://doi.org/10.5951/AT.30.5.0050

Hogan, T. P., & Brezinski, K. L. (2003). Quantitative estimation: One, two, or three abilities? *Mathematical Thinking and Learning*, *5*(4), 259-280. https://doi.org/10.1207/S15327833MTL0504_02

Hoth, J., Heinze, A., Huang, H.-M. E., Weiher, D. F., Niedermeyer, I., & Ruwisch, S. (2023). Elementary school students' length estimation skills—Analyzing a multidimensional construct in a cross-country study. *International Journal of Science and Mathematics Education*, *21*(6), 1841-1864. https://doi.org/10.1007/s10763-022-10323-0

Jablonski, S. (2023). Indoors vs. outdoors: Student perception of different modelling settings. *Research in Integrated STEM Education*, *1*(3), 403-421. https://doi.org/10.1163/27726673-bja00016

Jablonski, S., Ehemann, J., Deng-Xin, K., & Ludwig, M. (2025). One step at a time? An empirical study on the use of graphical representations for solving Fermi problems. *Proceedings of the Fourteenth Congress of the European Society for Research in Mathematics Education* (*CERME14*).

Jankvist, U. T., Aguilar, M. S., Misfeldt, M., & Koichu, B. (2021). What to replicate? *Implementation and Replication Studies in Mathematics Education*, *1*(2), 141-153. https://doi.org/10.1163/26670127-01010015

Joram, E., Gabriele, A. J., Bertheau, M., Gelman, R., & Subrahmanyam, K. (2005). Children's use of the reference point strategy for measurement estimation. *Journal for Research in Mathematics Education*, *36*(1), 4-23. https://doi.org/10.2307/30034918

Joram, E., Subrahmanyam, K., & Gelman, R. (1998). Measurement estimation: Learning to map the route from number to quantity and back. *Review of Educational Research*, *68*(4), 413-449. https://doi.org/10.3102/00346543068004413

Kilpatrick, J. (1978). Variables and methodologies in research on problem solving. En L. L. Hatfield & D. A. Bradbard (Eds.), *Mathematical problem solving* (pp. 7-20). Information Reference Center (ERIC/IRC), The Ohio State University.

Klein, S., & Leikin, R. (2020). Opening mathematical problems for posing open mathematical tasks: What do teachers do and feel? *Educational Studies in Mathematics*, *105*, 349-365. https://doi.org/10.1007/s10649-020-09983-y

Klock, H., & Siller, H.-S. (2020). A time-based measurement of the intensity of difficulties in the modelling process. En H. Wessels, G. A. Stillman, G. Kaiser & E. Lampen (Eds.), *Mathematical modelling education and sense-making* (pp. 163-173). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-37673-4_15

Ko, P. Y., & Marton, F. (2004). Variation and the secret of the virtuoso. En F. Marton & A. B. M. Tsui (Eds.), *Classroom discourse and the space of learning* (pp. 43-62). Routledge. https://doi.org/10.4324/9781410609762-4

Krawitz, J., Hartmann, L., & Schukajlow, S. (2024). Do task variables of self-generated problems influence interest? Authenticity, openness, complexity, and students' interest in solving self-generated modelling problems. *The Journal of Mathematical Behavior*, *73*, 101129. https://doi.org/10.1016/j.jmathb.2024.101129

Krawitz, J., Schukajlow, S., & Van Dooren, W. (2018). Unrealistic responses to realistic problems with missing information: What are important barriers? *Educational Psychology*, *38*(10), 1221-1238. https://doi.org/10.1080/01443410.2018.1502413

Leikin, R. (2009). Exploring mathematical creativity using multiple solution tasks. En R. Leikin, A. Berman & B. Koichu (Eds.), *Creativity in mathematics and the education of gifted students* (pp. 129-145). Sense Publishers. https://doi.org/10.1163/9789087909352_010

Leiss, D., Plath, J., & Schwippert, K. (2019). Language and mathematics—Key factors influencing the comprehension process in reality-based tasks. *Mathematical Thinking and Learning*, *21*(2), 131-153. https://doi.org/10.1080/10986065.2019.1570835

Lesh, R., & Harel, G. (2003). Problem solving, modeling, and local conceptual development. *Mathematical Thinking and Learning*, *5*, 157-189. https://doi.org/10.1080/10986065.2003.9679998

Leuders, T., Dörfler, T., Leuders, J., & Philipp, K. (2018). Diagnostic competence of mathematics teachers: Unpacking a complex construct. En T. Leuders, K. Philipp & J. Leuders (Eds.), *Diagnostic competence of mathematics teachers: Unpacking a complex construct in teacher education and teacher practice* (pp. 3-31). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66327-2_1

Maaß, K. (2006). What are modelling competencies? *ZDM–Mathematics Education*, *38*(2), 113-142. https://doi.org/10.1007/BF02655885

Meyer, M., & Greefrath, G. (2025). Students' use of benchmarks in the process of solving Fermi problems. *Proceedings of the Fourteenth Congress of the European Society for Research in Mathematics Education* (*CERME14*). https://hal.science/hal-05201485v1/file/TWG06-Meyer-286.pdf

Niss, M. (2012). Models and modelling in mathematics education. *EMS Newsletter*, (86), 49-52. http://www.ems-ph.org/journals/newsletter/pdf/2012-12-86.pdf

Nistal, A. A., Van Dooren, W., & Verschaffel, L. (2012). Flexibility in problem solving: Analysis and improvement. En N. M. Seel (Ed.), *Encyclopedia of the sciences of learning* (pp. 1302-1304). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1428-6_540

Okamoto, H., Hartmann, M., & Kawasaki, T. (2023). Analysis of the relationship between creativity in Fermi problems measured by applying information theory, creativity in psychology, and mathematical creativity. *Education Sciences*, *13*(3), 315. https://doi.org/10.3390/educsci13030315

Orrantia, J., Múñez, D., Vicente, S., Verschaffel, L., & Rosales, J. (2014). Processing of situational information in story problem texts: An analysis from on-line measures. *The Spanish Journal of Psychology*, *17*, E8. https://doi.org/10.1017/sjp.2014.8

Peng, P., Lin, X., Ünal, Z. E., Lee, K., Namkung, J., Chow, J., & Sales, A. (2020). Examining the mutual relations between language and mathematics: A meta-analysis. *Psychological Bulletin*, *146*(7), 595-634. https://doi.org/10.1037/bul0000231

Pepin, B., Buchholtz, N., & Salinas-Hernández, U. (2025). A Scoping Survey of ChatGPT in Mathematics Education. *Digital Experiences in Mathematics Education*, *11*, 9-41. https://doi.org/10.1007/s40751-025-00172-1

Peter-Koop, A. (2009). Teaching and understanding mathematical modelling through Fermi problems. En B. Clarke, B. Grevholm & R. Millman (Eds.), *Tasks in primary mathematics teacher education: Purpose, use and exemplars* (pp. 131-146). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-09669-8_10

Pollak, H. O. (1969). How can we teach applications of mathematics? *Educational Studies in Mathematics*, *2*(2–3), 393-404. https://doi.org/10.1007/BF00303471

Pólya, G. (1945). *How to solve it*. Princeton University Press.

Schoenfeld, A. H. (1982). Measures of problem-solving performance and of problem-solving instruction. *Journal for Research in Mathematics Education*, *13*(1), 31-49. https://doi.org/10.5951/jresematheduc.13.1.0031

Schorcht, S., Buchholtz, N., & Baumanns, L. (2024). Prompt the problem – investigating the mathematics educational quality of AI-supported problem solving by comparing prompt techniques. *Frontiers in Education*, *9*, 1386075. https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1386075

Schukajlow, S., Kaiser, G., & Stillman, G. (2018). Empirical research on teaching and learning of mathematical modelling: A survey on the current state-of-the-art. *ZDM–Mathematics Education*, *50*(1–2), 5-18. https://doi.org/10.1007/s11858-018-0933-5

Schukajlow, S., Krug, A., & Rakoczy, K. (2015). Effects of prompting multiple solutions for modelling problems on students' performance. *Educational Studies in Mathematics*, *89*(3), 393-417. https://doi.org/10.1007/s10649-015-9608-0

Schukajlow, S., Leiss, D., Pekrun, R., Blum, W., Müller, M., & Messner, R. (2012). Teaching methods for modelling problems and students' task-specific enjoyment, value, interest and self-efficacy expectations. *Educational Studies in Mathematics*, *79*(2), 215-237. https://doi.org/10.1007/s10649-011-9341-2

Segura, C., & Ferrando, I. (2021). Classification and analysis of pre-service teachers' errors in solving Fermi problems. *Education Sciences*, *11*(8), 451. https://doi.org/10.3390/educsci11080451

Segura, C., & Ferrando, I. (2023a). ¿Qué estrategia es mejor para un problema de Fermi? Adaptabilidad de futuros maestros. *Enseñanza de las Ciencias*, *41*(3), 133-151. https://doi.org/10.5565/rev/ensciencias.5978

Segura, C., & Ferrando, I. (2023b). Pre-service teachers' flexibility and performance in solving Fermi problems. *Educational Studies in Mathematics*, *113*(2), 207-227. https://doi.org/10.1007/s10649-023-10220-5

Segura, C., Ferrando, I., & Albarracín, L. (2021). Análisis de los factores de complejidad en planes de resolución individuales y resoluciones grupales de problemas de estimación de contexto real. *Quadrante*, *30*(1), 31-51. https://doi.org/10.48489/quadrante.23592

Segura, C., Ferrando, I., & Albarracín, L. (2023). Does collaborative and experiential work influence the solution of real-context estimation problems? A study with prospective teachers. *The Journal of Mathematical Behavior*, *70*, 101040. https://doi.org/10.1016/j.jmathb.2023.101040

Segura, C., Gallart, C., & Ferrando, I. (2025). Influence of pre-service primary school teachers' prior knowledge of measurement and measurement estimation in solving modelling problems. *Journal of Mathematics Teacher Education*, 1-26. https://doi.org/10.1007/s10857-025-09685-3

Sowder, J. T. (1992). Estimation and number sense. En D. A. Grouws (Ed.), *Handbook of research on mathematics teaching and learning* (pp. 371-389). Macmillan.

Sriraman, B., & Knott, L. (2009). The mathematics of estimation: Possibilities for interdisciplinary pedagogy and social consciousness. *Interchange*, *40*(2), 205-223. https://doi.org/10.1007/s10780-009-9090-7

Star, J. R. (2005). Reconceptualizing procedural knowledge. *Journal for Research in Mathematics Education*, *36*(5), 404-411. https://doi.org/10.2307/30034943

Star, J. R., & Rittle-Johnson, B. (2008). Flexibility in problem solving: The case of equation solving. *Learning and Instruction*, *18*(6), 565-579. https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2007.09.018

Taggart, G. L., Adams, P. E., Eltze, E., Heinrichs, J., Hohman, J., & Hickman, K. (2007). Fermi questions. *Mathematics Teaching in the Middle School*, *13*(3), 164-167. https://doi.org/10.5951/MTMS.13.3.0164

Thompson, P. W. (2011). Quantitative reasoning and mathematical modeling. En L. L. Hatfield, S. Chamberlain & S. Belbase (Eds.), *New perspectives*

and directions for collaborative research in mathematics education: Papers from a planning conference for WISDOMˆe (pp. 33-57, Vol. 1). University of Wyoming.

Turner, E. E., Bennett, A. B., Granillo, M., Ponnuru, N., Roth McDuffie, A., Foote, M. Q., Aguirre, J. M., & McVicar, E. (2024). Authenticity of elementary teacher designed and implemented mathematical modeling tasks. *Mathematical Thinking and Learning*, *26*(1), 47-70. https://doi.org/10.1080/10986065.2022.2028225

Vale, I., Barbosa, A., & Cabrita, I. (2019). Mathematics outside the classroom: Examples with preservice teachers. *Quaderni di Ricerca in Didattica*, *2*(3), 138-142.

Verschaffel, L. (2024). Strategy flexibility in mathematics. *ZDM–Mathematics Education*, *56*(1), 115-126. https://doi.org/10.1007/s11858-023-01491-6

Verschaffel, L., Luwel, K., Torbeyns, J., & Van Dooren, W. (2009). Conceptualizing, investigating, and enhancing adaptive expertise in elementary mathematics education. *European Journal of Psychology of Education*, *24*(3), 335-359. https://doi.org/10.1007/BF03174765

Vorhölter, K., Kaiser, G., & Borromeo Ferri, R. (2014). Modelling in mathematics classroom instruction: An innovative approach for transforming mathematics education. En Y. Li, E. A. Silver & S. Li (Eds.), *Transforming mathematics instruction: Multiple approaches and practices* (pp. 21-36). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-04993-9_3

Weiher, D. F., Ruwisch, S., Huang, H.-M. E., Hoth, J., & Heinze, A. (2022). Modelling the complexity of measurement estimation situations: A theoretical framework for the estimation of lengths. *Mathematica Didactica*, *45*, 1-14. https://doi.org/10.18716/ojs/md/2022.1593

Zbiek, R. M., & Conner, A. (2006). Beyond motivation: Exploring mathematical modeling as a context for deepening students' understandings of curricular mathematics. *Educational Studies in Mathematics*, *63*(1), 89-112. https://doi.org/10.1007/s10649-005-9002-4

Zhang, K., & Aslan, A. B. (2021). AI technologies for education: Recent research and future directions. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *2*, 100025. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100025

Carlos Segura
Universitat de València, España
(✉) *carlos.segura@uv.es*

Recibido: *19 de febrero de 2026*.
Aceptado: *15 de marzo de 2026*.
Publicado en línea: *30 de abril de 2026*.