



UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA QUÍMICA



**MODELACIÓN CINÉTICA MULTIMODELO DEL COMPOSTAJE
AERÓBICO DE SÓLIDOS A PARTIR DE LITERATURA: AJUSTE DE
PARÁMETROS Y GUÍA PARA DISEÑO EXPERIMENTAL.**

POR

Vicente Alonso Muñoz Muñoz

Memoria de Título presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción para
optar al título profesional de Ingeniero Civil Química

Profesor Guía:
Claudio Zaror Z.

Diciembre del 2025

Concepción (Chile)

© 2025 Vicente Alonso Muñoz Muñoz

© 2025 Vicente Alonso Muñoz Muñoz

Ninguna parte de esta tesis puede reproducirse o transmitirse bajo ninguna forma o por ningún medio o procedimiento, sin permiso por escrito del autor.

Agradecimientos

Quiero expresar mi más profunda gratitud a todas aquellas personas que, de una u otra forma, contribuyeron a la culminación de esta etapa fundamental en mi vida.

En primer lugar, agradezco sinceramente a mi profesor guía, Claudio Zaror Z., por su acompañamiento y calidad humana durante este proceso. Gracias por compartir su vasta experiencia y por brindarme la orientación precisa en los momentos de duda. Su visión académica ha sido un pilar fundamental para el desarrollo de esta memoria.

A mi familia, por ser mi soporte y mi fuente de motivación. Dedico este logro con especial emoción a mis abuelos: Mario, Nelda, Fermín y Elda. Gracias por el amor incondicional, por los valores transmitidos y por haber creído siempre en mí. Sus enseñanzas y su cariño son la base sobre la que construyo mi futuro.

Finalmente, un reconocimiento especial a mi amada gata Celia, mi compañera de escritorio. Gracias por tu presencia silenciosa y reconfortante durante las largas jornadas de redacción y estudio; hiciste que las horas difíciles se sintieran más ligeras.

Resumen

La modelación cinética del compostaje aeróbico es fundamental para el diseño de reactores a escala industrial; no obstante, su aplicación práctica se ve limitada por la alta variabilidad de los parámetros reportados en la literatura y el uso generalizado de modelos simplificados sin validación estadística robusta. Esta memoria de título aborda esta problemática mediante la evaluación crítica de cuatro modelos fenomenológicos (Primer Orden, Bifásico, Gompertz Modificado y Arrhenius) aplicados a un "Conjunto de Datos de Referencia", construido a partir de la curaduría y procesamiento de series temporales de degradación de diversos residuos orgánicos.

Utilizando algoritmos de regresión no lineal y el Criterio de Información de Akaike corregido (AICc), se demostró la inexistencia de un modelo cinético universal. Mientras que los residuos de cocina y sustratos altamente biodegradables se ajustan adecuadamente al modelo de Primer Orden ($R^2 > 0.95$), los sustratos complejos como lodos sanitarios y estiércoles requieren modelos multiparamétricos (Gompertz o Bifásico) para describir fenómenos de latencia (*lag phase*) y degradación heterogénea. Adicionalmente, el análisis de incertidumbre mediante técnica *Bootstrap* reveló rangos de confianza amplios en los parámetros cinéticos publicados, evidenciando un riesgo de subdimensionamiento en el diseño ingenieril actual. Como respuesta, se propone un protocolo experimental estandarizado y de bajo costo, diseñado para asegurar la identificabilidad paramétrica en futuros estudios, validando así el tránsito desde el ajuste empírico hacia la predicción fenomenológica confiable.

Palabras clave: Compostaje aeróbico, cinética química, modelación matemática, criterio AICc, diseño experimental.

Abstract

Kinetic modeling of aerobic composting is essential for industrial reactor design; however, its practical application is hindered by the high variability of parameters reported in literature and the widespread use of simplified models lacking robust statistical validation. This thesis addresses this challenge by critically evaluating four phenomenological models (First-Order, Biphasic, Modified Gompertz, and Arrhenius) applied to a curated "Reference Dataset" (*Golden Dataset*), established through the processing of degradation time-series from diverse organic wastes.

Using non-linear regression algorithms and the corrected Akaike Information Criterion (AICc), the non-existence of a universal kinetic model was demonstrated. While kitchen waste and highly biodegradable substrates fit adequately to the First-Order model ($R^2 > 0.95$), complex substrates such as sewage sludge and manure require multi-parameter models (Gompertz or Biphasic) to accurately describe lag phases and heterogeneous degradation. Additionally, uncertainty analysis using the Bootstrap technique revealed wide confidence intervals in published kinetic parameters, highlighting a risk of under-dimensioning in current engineering designs. In response, a standardized, cost-effective experimental protocol is proposed, designed to ensure parametric identifiability in future studies, thereby validating the transition from empirical fitting to reliable phenomenological prediction.

Keywords: Aerobic composting, chemical kinetics, mathematical modeling, AICc criterion, experimental design.

Índice

Agradecimientos.....	3
Resumen	4
Abstract	5
Índice	6
Nomenclatura	11
1. Introducción.	13
1.1. Marco Conceptual Operativo: Modelación Cinética.....	13
1.2. Variables Críticas en el proceso.	14
1.3. Origen de los datos y Estado del Arte Consolidado.	15
1.4. Brechas Identificadas y Contribución.	15
2. Objetivos.	17
2.1. Objetivo general.....	17
2.2. Objetivos específicos.	17
3. Metodología.	18
3.1. Curadoría y Tratamiento de Datos	18
3.2. Implementación Computacional en Python.	19
3.2.1. Librerías y Entorno.....	19

3.2.2.	Diseño de Instrucciones y Algoritmos (<i>Scripting</i>).....	20
3.3.	Formulación de modelos cinéticos.....	22
3.3.1.	Modelo de Primer Orden.....	22
3.3.2.	Modelo de Primer Orden con Dependencia Térmica (Arrhenius).	22
3.3.3.	Modelo Bifásico.	23
3.3.4.	Modelo de Gompertz Modificado.	23
3.4.	Estrategia de Ajuste Numérico.....	24
3.5.	Análisis de Incertidumbre (<i>Bootstrap</i>)	24
3.6.	Criterios de Selección de Modelos.....	25
3.7.	Análisis de Correlación Estadística y Patrones Operacionales.	25
4.	Resultados y discusión.....	26
4.1.	Caracterización del <i>Dataset</i> Procesado.	26
4.2.	Comparación Estadística de Modelos.	27
4.2.1.	Bondad de Ajuste (R^2)	27
4.2.2.	Precisión Numérica (RMSE).....	28
4.2.3.	Selección de Modelo Óptimo (Criterio AICc).	29
4.3.	Validación Visual en Series Representativas.	31
4.3.1.	Caso de Estudio I: Cinética de Primer Orden (Residuos de Cocina).	31

4.3.2.	Caso de Estudio II: Cinética Sigmoidal (Lodos Sanitarios).....	32
4.3.3.	Caso de Estudio III: Cinética Bifásica en Sustratos Heterogéneos (Estiércol de Ganado). ..	33
4.4.	Interpretación de Parámetros Cinéticos.....	35
4.4.1.	Velocidad de Degradación (k).	35
4.4.2.	Fase de latencia (λ).....	36
4.5.	Análisis de Incertidumbre y Riesgo (Bootstrap).	37
4.5.1.	Variabilidad Oculta.	37
4.6.	Análisis de dependencia de la constante cinética respecto a condiciones iniciales.	38
4.7.	Desarrollo de Protocolo Experimental Futuro.	41
4.7.1.	Estrategia: “Escenarios Contrastantes”	42
4.7.2.	Diseño Experimental Factorial Acotado	42
4.7.3.	Metodología de Medición.	42
4.7.4.	Cronograma de Ejecución (1 Semestre).....	43
4.7.5.	Factibilidad Técnica y Económica.	44
5.	Conclusiones.	45
6.	Referencias.....	47
7.	Anexos.....	50
7.1.	Anexo A. Modelos Cinéticos.	50

7.1.1.	Modelo de Primer Orden.....	50
7.1.2.	Modelo de Primer Orden con Dependencia Térmica (Arrhenius).	50
7.1.3.	Modelo Bifásico	51
7.1.4.	Modelo de Gompertz Modificado.	53
7.2.	Anexo B. Métricas Estadísticas y de Optimización.	53
7.2.1.	Optimización No-Lineal.....	53
7.2.2.	Métricas para Validación de Modelos.....	54
7.3.	Anexo C. FORMATO RESUMEN DE MEMORIA DE TÍTULO	56

Índice de figuras

Figura 1. Diagrama de flujo del procedimiento computacional para modelación del compostaje aeróbico.	21
Figura 2. Distribución de series experimentales por tipo de residuo.	26
Figura 3. Capacidad de Ajuste (R^2) por modelo.	28
Figura 4. Comparación del error de predicción (RMSE) entre los modelos cinéticos evaluados.	29
Figura 5. Frecuencia del “Mejor Modelo” según criterio AICc.	30
Figura 6. Perfil de degradación exponencial en residuos de cocina (Serie ID 25_1).	32
Figura 7. Perfil de degradación sigmoideal en lodos sanitarios (Serie ID 461_1).	33
Figura 8. Perfil cinético de degradación en estiércol de ganado (Serie ID 152_1).	35
Figura 9. Velocidad de Degradación (k) según sustrato.	36
Figura 10. Incertidumbre Paramétrica (Bootstrap IC 95%) (Excluyendo outliers extremos).	38
Figura 11. . Efecto de la Humedad en la Velocidad de Degradación (k).	39
Figura 12. Efecto de la relación C/N inicial en la Velocidad de Degradación (k).	40

Nomenclatura

Símbolo/abreviatura	Descripción	Unidad
A	Factor pre-exponencial (Modelo de Arrhenius)	d^{-1}
AIC	Criterio de Información de Akaike	Adimensional
AICc	Criterio de Información de Akaike corregido (para muestras pequeñas)	Adimensional
C/N	Relación másica Carbono/Nitrógeno inicial	Adimensional
CI	Intervalo de Confianza (Confidence Interval)	-
CO ₂	Dióxido de carbono (producto de la respiración)	g o mg
DoE	Diseño de Experimentos (Design of Experiments)	-
e	Número de Euler (Base del logaritmo natural, ≈ 2.7183)	Adimensional
E _a	Energía de Activación aparente	$J \cdot mol^{-1}$
FAS	Espacio Libre de Aire (Free Air Space)	% v/v
GI	Índice de Germinación (Indicador de fitotoxicidad)	%
k	Constante de velocidad de reacción (Primer Orden)	d^{-1}
k ₁	Constante de velocidad de la fracción rápida (Modelo Bifásico)	d^{-1}
k ₂	Constante de velocidad de la fracción lenta (Modelo Bifásico)	d^{-1}
K	Número de parámetros ajustables en el modelo (para cálculo de AIC)	Adimensional
MC	Contenido de Humedad (Moisture Content)	% bh
n	Tamaño de la muestra (número de observaciones experimentales)	Adimensional
OM	Materia Orgánica (Organic Matter)	% ps
R	Constante universal de los gases ideales (8.314)	$J \cdot mol^{-1} \cdot K^{-1}$

R ²	Coeficiente de determinación (Bondad de ajuste)	Adimensional
R _m	Tasa máxima absoluta de degradación (Modelo de Gompertz)	%· d ⁻¹
RMSE	Raíz del Error Cuadrático Medio (Root Mean Square Error)	% (conc)
S(t)	Concentración de sustrato o variable de estado en el tiempo t	%
S ₀	Concentración o potencial inicial de sustrato disponible (t=0)	%
S _{rapido}	Fracción de sustrato de degradación rápida	%
S _{Lento}	Fracción de sustrato de degradación lenta	%
t	Tiempo de compostaje	d (días)
T	Temperatura absoluta del sistema	K o °C
TOC	Carbono Orgánico Total (Total Organic Carbon)	% ps
α	Fracción del sustrato total correspondiente a la fase rápida (Bifásico)	Adimensional [0-1]
Δ	Diferencia o incremento	-
λ	Fase de latencia o retardo (Lag phase)	d (días)
μ _{max}	Velocidad específica máxima de crecimiento (análogo a cinética microbiana)	d ⁻¹
σ	Desviación estándar del error experimental	Variable
θ	Vector de parámetros del modelo a estimar	-

1. Introducción.

El compostaje se ha consolidado como una de las estrategias más eficientes para la valorización de residuos sólidos orgánicos, permitiendo la transformación de biomasa putrescible en un producto estabilizado y rico en nutrientes (Haug, 1993). Sin embargo, desde una perspectiva de ingeniería química, el diseño de reactores de compostaje a escala industrial sigue enfrentando un desafío fundamental: la predicción confiable de los tiempos de residencia y las tasas de degradación (Cerdeira et al., 2018; Benetto et al., 2018)..

A diferencia de los procesos químicos en fase líquida o gaseosa, donde los reactivos son homogéneos, el compostaje involucra sustratos sólidos altamente heterogéneos (residuos de alimentos, lodos, estiércol). Esto genera una variabilidad intrínseca en los datos experimentales que a menudo se ignora en la literatura clásica. La motivación de este trabajo nace de la necesidad de pasar de un enfoque meramente descriptivo ("ajustar una curva a los datos") a un enfoque estadístico robusto que cuantifique la incertidumbre de los parámetros cinéticos, permitiendo diseños de reactores más seguros y realistas (Jain et al., 2020; Zhang et al., 2025).

La literatura muestra que los procesos de compostaje aeróbico se caracterizan por tres fases térmicas diferenciadas: mesófila inicial (20-45°C), termófila de máxima degradación (45-70°C), y maduración-estabilización (<40°C) (Haug, 1993). Cada fase presenta poblaciones microbianas específicas y disponibilidades de sustrato variables, generando patrones cinéticos complejos que requieren aproximaciones modelísticas diferenciadas según la escala temporal y el grado de heterogeneidad del sustrato.

1.1. Marco Conceptual Operativo: Modelación Cinética

Para abordar la degradación de la materia orgánica, este estudio evalúa el desempeño de cuatro modelos cinéticos fundamentales, seleccionados por su amplia aplicación en la literatura y su distinta complejidad estructural (Hamoda et al., 1998; Ibrić et al., 2021):

1. **Modelo de Primer Orden:** Representa la línea base de parsimonia. Asume que la velocidad de degradación es directamente proporcional a la concentración de sustrato remanente. Es el modelo más utilizado por su simplicidad matemática y robustez estadística.
2. **Modelo de Primer Orden con Dependencia Térmica (Arrhenius):** Incorpora explícitamente el efecto de la temperatura sobre la constante cinética (k). Este modelo es crucial para sistemas no isotérmicos, ya que permite distinguir si una caída en la tasa de degradación se debe al agotamiento del sustrato o al enfriamiento del reactor.
3. **Modelo Bifásico:** Reconoce la heterogeneidad del sustrato, dividiendo la materia orgánica en dos fracciones: una de degradación rápida (lábil) y una de degradación lenta (recalcitrante). Útil para residuos complejos como mezclas de comida y poda.
4. **Modelo de Gompertz Modificado:** Originalmente diseñado para crecimiento demográfico, se adapta aquí para describir la degradación acumulada. Su principal ventaja es la incorporación del parámetro "Lag phase" (λ), capaz de modelar el tiempo de retardo necesario para la aclimatación microbiana antes de que inicie la degradación acelerada.

1.2. Variables Críticas en el proceso.

En lugar de abordar la complejidad total de los fenómenos de transporte (transferencia de calor y masa), este estudio se centra en las variables cinéticas dominantes que controlan la velocidad de reacción en sistemas bien operados (Cornell Waste Management Institute, 1996; Zhu, 2006):

- Concentración de Sustrato (C): Medida a través de indicadores globales como Carbono Orgánico Total (TOC) o Materia Orgánica (OM). Es la variable dependiente principal que disminuye en el tiempo.
- Tiempo (t): La variable independiente fundamental para determinar la cinética.
- Temperatura (T): La variable de estado más influyente. El compostaje atraviesa fases mesófilas y termófilas ($>45\text{ }^{\circ}\text{C}$); la correcta correlación entre T y la velocidad de reacción es vital para diferenciar efectos térmicos de efectos biológicos.

Para la validez de este enfoque cinético, se asume que otras variables operativas como la humedad y la concentración de oxígeno se mantuvieron en rangos no limitantes en los experimentos

seleccionados (condiciones aeróbicas saturadas), permitiendo aislar el estudio de la cinética de degradación de otras interferencias físicas.

1.3. Origen de los datos y Estado del Arte Consolidado.

Para garantizar la validez y robustez de los modelos cinéticos, se prescindió de una revisión bibliográfica narrativa tradicional en favor del uso de una base de datos masiva y estructurada. Los datos utilizados en esta modelación provienen del repositorio "*Compost-Dataset*" (Zhang et al., 2025), una colección exhaustiva diseñada para investigar los límites materiales y energéticos del compostaje aeróbico.

Este conjunto de datos consolida información extraída de más de 260 documentos científicos publicados entre 1993 y 2025, abarcando un total de 4.248 muestras experimentales que cubren las tres categorías principales de sustratos: residuos de cocina, estiércol de ganado y lodos sanitarios (*sludge*). Esta base empírica proporciona la variabilidad necesaria para poner a prueba la generalidad de los modelos cinéticos propuestos (Primer Orden, Arrhenius, Bifásico y Gompertz) frente a escenarios reales, evitando el sesgo de un único experimento de laboratorio.

1.4. Brechas Identificadas y Contribución.

Si bien la literatura abunda en estudios que ajustan modelos cinéticos a datos experimentales, existe una brecha significativa en la evaluación de la incertidumbre paramétrica. La mayoría de los trabajos reportan únicamente el mejor ajuste determinista (R^2), ignorando que los datos de residuos sólidos son intrínsecamente ruidosos (De Medina-Salas et al., 2022).

El uso indiscriminado de modelos complejos sobre *datasets* limitados puede llevar a un sobreajuste matemático carente de sentido físico (de Guardia et al., 2010a; de Guardia et al., 2010b). La presente memoria aborda esta problemática mediante la aplicación de técnicas de Bootstrap (remuestreo estadístico), entregando no solo el valor de los parámetros cinéticos, sino sus intervalos de confianza.

Esta tesis entrega una guía crítica para la selección de modelos, demostrando cuantitativamente cuándo es seguro utilizar ecuaciones complejas y cuándo es preferible optar por la robustez del primer orden para el diseño de reactores.

2. Objetivos.

2.1. Objetivo general.

Desarrollar y validar un marco de modelación cinética para describir la degradación de materia orgánica en compostaje aeróbico, comparando el desempeño de modelos de primer orden, modelos con dependencia térmica tipo Arrhenius y modelos de comportamiento sigmoideo y bifásico, integrando paramétricamente el efecto de las condiciones operacionales iniciales sobre las constantes cinéticas.

2.2. Objetivos específicos.

- 2.2.1.** Realizar una revisión bibliográfica y estructuración de datos para conformar un dataset robusto de series temporales de compostaje (temperatura, materia orgánica) que incluya diversas condiciones operacionales (humedad, C/N, tipo de residuo)..
- 2.2.2.** Formular y programar algoritmos de ajuste para modelos cinéticos de Primer Orden, Arrhenius, Bifásico y Gompertz Modificado, estableciendo restricciones físicas y métodos de inicialización automática para asegurar la convergencia numérica.
- 2.2.3.** Estimar los parámetros cinéticos clave (k , $\mu_{\max}$, λ , E_a) mediante regresión no lineal y seleccionar los modelos más representativos para cada tipo de residuo utilizando criterios estadísticos de bondad de ajuste (RMSE) y parsimonia (AIC).
- 2.2.4.** Correlacionar estadísticamente las constantes cinéticas obtenidas con las variables de operación iniciales (Humedad y Relación C/N) para identificar patrones de influencia y rangos de optimización del proceso.
- 2.2.5.** Proponer un protocolo experimental futuro (sin ejecución) para identificación robusta de parámetros, incluyendo un diseño factorial sobre humedad, C/N; plan de mediciones (T, masa, VC, TOC, gases); criterios de ajustes y validación replicables.

3. Metodología.

La metodología de este trabajo se estructura en un enfoque de ingeniería de datos y modelación computacional. El procedimiento experimental físico se sustituye por la minería y procesamiento de datos de alta calidad provenientes de la literatura científica, sobre los cuales se aplican algoritmos de regresión no lineal y técnicas de remuestreo estadístico mediante Python.

3.1. Curadoría y Tratamiento de Datos

El *dataset* original "Compost-Dataset" (Zhang et al., 2025) consolida información extrada de más de 260 documentos científicos publicados entre 1993 y 2025, abarcando un total de 4.248 muestras experimentales. La base de datos es el resultado de la fusión y preprocesamiento riguroso de diez conjuntos de datos independientes, cubriendo las tres categorías principales de sustratos: residuos de cocina (Al Mussa Ugak et al., 2023), estiércol de ganado (Petric et al., 2012; Tiquia & Tam, 2002) y lodos sanitarios (Saldarriaga et al., 2018). A partir de este universo de 4.248 muestras experimentales, se aplicó un filtro de calidad para generar un Conjunto de Datos de Referencia (o "*Dataset* de Referencia Validado"), compuesto exclusivamente por series temporales que cumplen criterios estrictos para regresión no lineal, tal como se describe en los párrafos subsiguientes.

El *dataset* proporciona una caracterización ambiental detallada, incluyendo variables críticas para la modelación cinética como el tiempo de proceso (*Day*), temperatura, pH, relación C/N, y fundamentalmente, el contenido de materia orgánica (OM) y carbono orgánico total (TOC).

A partir de este universo de 4.248 muestras, se aplicó un filtro de calidad para generar una base de datos de referencia o subconjunto de alta resolución compuesto exclusivamente por series temporales que cumplen con criterios estrictos para la regresión no lineal:

1. **Filtrado por Densidad de Información:** Se segregaron los experimentos individuales, descartando aquellos que presentaban menos de 5 puntos de muestreo ($n < 5$). Este criterio es fundamental para evitar problemas de convergencia matemática y asegurar grados de libertad

suficientes en los modelos de múltiples parámetros (como el modelo de Gompertz de 3 parámetros).

2. **Validación de Consistencia Física:** Se eliminaron series temporales que presentaban "ruido" termodinámico, definido como aumentos repentinos e inexplicables en la concentración de materia orgánica (lo cual es físicamente imposible en un sistema cerrado de degradación). Asimismo, se descartaron experimentos con degradación neta inferior al 5% (controles inertes).
3. **Sincronización de Variables:** Para los modelos dependientes de la temperatura (Arrhenius), se realizó un emparejamiento (*matching*) de las series temporales de degradación con sus respectivos perfiles térmicos diarios. En casos de datos faltantes puntuales en las series de temperatura, se aplicaron técnicas de interpolación lineal para reconstruir la continuidad térmica sin alterar la tendencia global.

Los datos seleccionados se normalizan para trabajar en términos de fracción remanente de sustrato o concentración absoluta (kg/m³ o g/kg), según la consistencia de las unidades originales.

3.2. Implementación Computacional en Python.

El procesamiento de datos y la ejecución de los modelos se llevaron a cabo utilizando el lenguaje de programación Python (versión 3.13.3). El entorno de desarrollo se estructuró mediante la creación de scripts modulares y rutinas de automatización.

3.2.1. Librerías y Entorno.

El flujo de trabajo se basó en el ecosistema de ciencia de datos de Python:

- **Pandas:** Utilizado para la manipulación de estructuras de datos (*DataFrames*), permitiendo la ingestión, indexación y limpieza del *dataset* de 4.248 muestras.
- **NumPy:** Empleado para operaciones vectoriales de alta velocidad y manejo de *arrays* numéricos necesarios para los cálculos cinéticos iterativos.

- **SciPy (módulo `optimize`):** Utilizado específicamente por sus algoritmos de mínimos cuadrados no lineales (`curve_fit` y `least_squares`) para la estimación de parámetros.

3.2.2. Diseño de Instrucciones y Algoritmos (*Scripting*).

Para automatizar el análisis de cientos de series temporales simultáneamente, se diseñaron rutinas de código específicas (instrucciones de comando) que operan bajo la siguiente lógica secuencial:

1. **Instrucción de Lectura y Segmentación:** El script itera sobre la base de datos maestra, separando los datos en sub-conjuntos individuales correspondientes a cada experimento único, identificados por un ID de muestra.
2. **Definición de Funciones Objetivo:** Se codificaron las ecuaciones diferenciales y algebraicas de los cuatro modelos cinéticos (Primer Orden, Arrhenius, Bifásico, Gompertz) como funciones de Python (`def modelo_cinetico(...)`). Estas funciones actúan como las "instrucciones" matemáticas que el algoritmo de optimización intenta ajustar a los datos reales.
3. **Rutina de Optimización Iterativa:** Se implementó un bucle de ejecución que toma cada serie temporal experimental y "llama" a las funciones de los modelos. El algoritmo ajusta iterativamente los parámetros (k , $\mu_{\max}$, λ , E_a) hasta minimizar el error residual.
4. **Generación de Salidas:** El código está programado para exportar automáticamente los resultados numéricos (parámetros optimizados, , RMSE) y generar gráficos comparativos para cada ajuste exitoso.

Con el propósito de sistematizar el procesamiento masivo de cientos de series temporales simultáneamente y asegurar la reproducibilidad del análisis, se desarrolló un flujo de trabajo computacional estructurado en seis etapas principales. La Figura 1 ilustra la lógica secuencial del procedimiento: desde la lectura del conjunto de datos bruto (4.248 muestras), pasando por el filtrado de calidad que genera la base de datos de referencia, hasta el análisis paralelo de cuatro modelos cinéticos mediante algoritmos de regresión no lineal acoplados a técnicas de remuestreo estadístico (Bootstrap). Este enfoque garantiza que cada serie experimental sea sometida a un tratamiento matemático idéntico y verificable, eliminando el sesgo operativo y permitiendo extraer conclusiones robustas sobre la superioridad relativa de cada modelo.

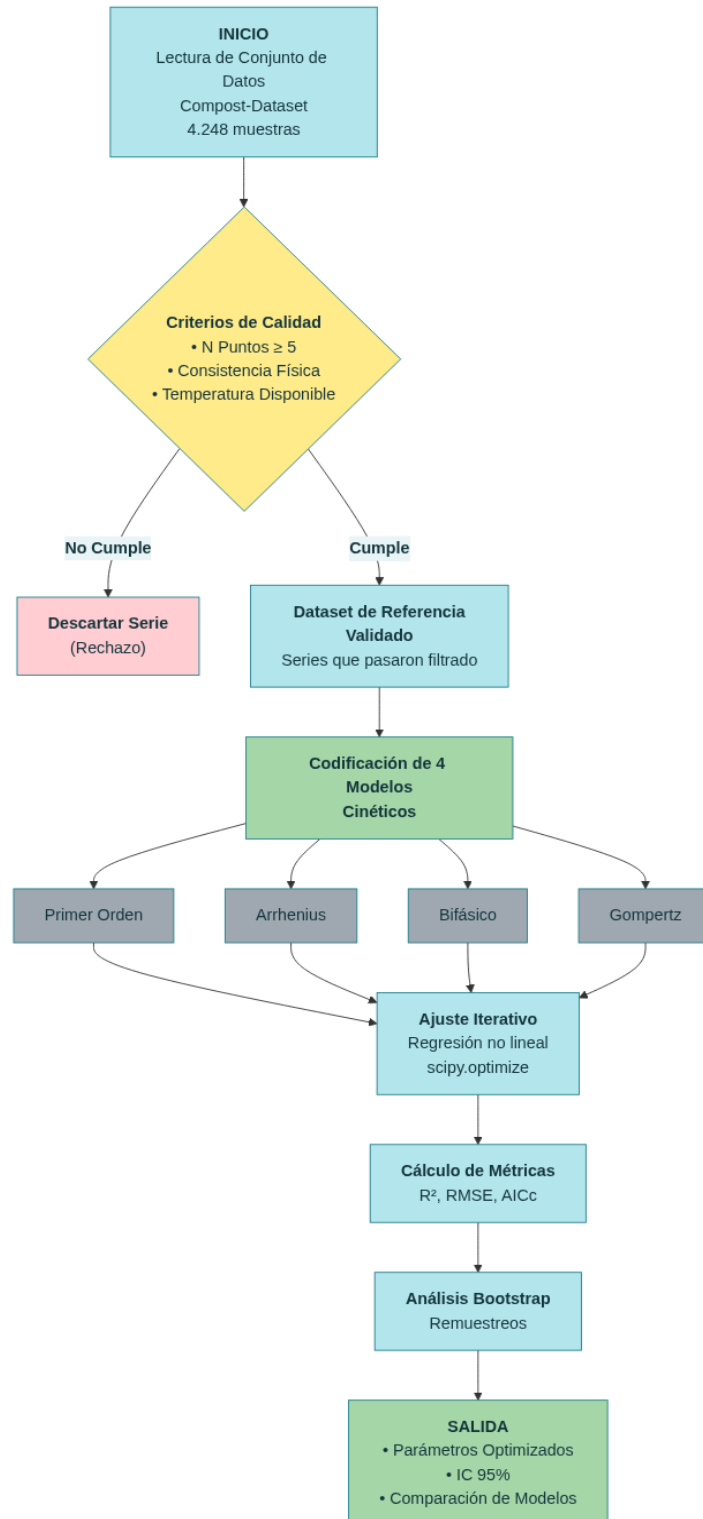


Figura 1. Diagrama de flujo del procedimiento computacional para modelación del compostaje aeróbico.

3.3. Formulación de modelos cinéticos.

Se evalúan cuatro estructuras matemáticas que describen la velocidad de degradación del sustrato (S) en el tiempo (t).

La formulación detallada de cada modelo, incluyendo las restricciones físicas, condiciones de contorno y estrategias de inicialización automática de parámetros, se presenta de forma exhaustiva en el Anexo A (Sección 7.1). Adicionalmente, las métricas estadísticas empleadas para validación y la formulación explícita de la función objetivo utilizada en los algoritmos de optimización se detallan en el Anexo B (Sección 7.2).

3.3.1. Modelo de Primer Orden.

Se asume que la velocidad de degradación es proporcional a la concentración de sustrato disponible. Es el modelo de referencia por su parsimonia (Saldarriaga et al., 2018; Ibrić et al., 2021).

Ecuación diferencial:

$$\frac{dS}{dt} = -k \cdot S$$

Solución integrada (para $S(0) = S_0$):

$$S(t) = S_0 \cdot e^{-k \cdot t}$$

3.3.2. Modelo de Primer Orden con Dependencia Térmica (Arrhenius).

Este modelo desacopla el efecto de la temperatura de la reactividad intrínseca. La constante cinética k deja de ser fija y se convierte en una función de la temperatura instantánea del reactor $T(t)$, lo que requiere resolver la ecuación diferencial numéricamente dado que T varía en el tiempo.

$$k(T) = A \cdot \exp\left(\frac{-E_a}{R \cdot T(t)}\right)$$

3.3.3. Modelo Bifásico.

Este modelo reconoce la heterogeneidad del sustrato orgánico, asumiendo que se compone de dos fracciones que se degradan en paralelo de forma independiente: una fracción rápida (lábil) y una lenta (recalcitrante) (Lokshina et al., 2001).

$$S(t) = \alpha \cdot S_{rápido} \cdot e^{-k_1 \cdot t} + (1 - \alpha) \cdot S_{lento} \cdot e^{-k_2 \cdot t}$$

3.3.4. Modelo de Gompertz Modificado.

Modelo empírico sigmoideal que incorpora una fase de latencia inicial (*lag phase*), característica de los procesos donde la comunidad microbiana requiere un tiempo de aclimatación antes de iniciar la degradación acelerada.

$$S(t) = S_0 \cdot \exp \left(- \exp \left(\frac{R_m \cdot e}{S_0} (\lambda - t) + 1 \right) \right)$$

Aunque el modelo de Gompertz fue desarrollado originalmente para describir el crecimiento demográfico y posteriormente adaptado para el crecimiento de biomasa microbiana (Zwietering et al., 1990), su aplicación en la cinética de descomposición de residuos sólidos se justifica por el principio de formación de producto asociada al crecimiento.

En el compostaje, la degradación de la materia orgánica es una consecuencia directa de la actividad metabólica de los microorganismos. Por tanto, la curva de consumo de sustrato es, en esencia, la imagen especular de la curva de crecimiento microbiano. Dado que las poblaciones microbianas en sustratos complejos (como lodos o estiércoles) exhiben típicamente una fase de adaptación (*lag phase*) antes de iniciar el crecimiento exponencial, la cinética de degradación debe reflejar necesariamente este retraso. El modelo de Gompertz modificado permite parametrizar este fenómeno físico mediante la variable λ (fase de latencia), ofreciendo una ventaja estructural sobre los modelos de n-ésimo orden que asumen una velocidad máxima instantánea en $t=0$, lo cual es termodinámica y biológicamente inexacto para sustratos recalcitrantes.

3.4. Estrategia de Ajuste Numérico.

La estimación de los parámetros cinéticos (k, A, E_a, λ , etc.) se realiza mediante regresión no lineal. El objetivo es minimizar la función de la Suma de los Errores Cuadrados (SSE) entre los datos observados (S_{obs}) y los predichos por el modelo (S_{pred}):

$$SSE = \sum_{i=1}^n \left(S_{obs,i} - S_{pred,i}(\theta) \right)^2$$

Se utilizan algoritmos iterativos de optimización (tipo Levenberg-Marquardt o análogos) que ajustan el vector de parámetros θ hasta alcanzar la convergencia numérica. Para el modelo de Arrhenius, al tratarse de una ecuación diferencial con temperatura variable, se implementa un solucionador de ecuaciones diferenciales ordinarias (*ODE solver*) acoplado al algoritmo de optimización dentro del script de Python. Para una descripción matemática completa de cómo se acopla el solucionador de ecuaciones diferenciales ordinarias al algoritmo de optimización, consultar el Anexo B, Sección 7.2.1.

3.5. Análisis de Incertidumbre (*Bootstrap*)

Para superar las limitaciones de un ajuste puntual y cuantificar la variabilidad inherente a los residuos heterogéneos, se implementa la técnica de Bootstrap. El procedimiento consta de tres pasos:

1. **Remuestreo:** A partir del dataset experimental original de tamaño N , se generan B nuevos datasets sintéticos mediante muestreo aleatorio con reemplazo.
2. **Re-ajuste:** Se ajusta cada modelo a cada uno de los B datasets generados, obteniendo una distribución de probabilidad para cada parámetro cinético en lugar de un valor único.
3. **Intervalos de Confianza:** Se calculan los intervalos de confianza al 95% (IC95) para cada parámetro y para las curvas de predicción, permitiendo visualizar la banda de incertidumbre del modelo.

Los detalles técnicos sobre el cálculo de intervalos de confianza y la ponderación estadística de residuos se encuentran especificados en el Anexo B, Sección 7.2.2.

3.6. Criterios de Selección de Modelos

La comparación entre modelos de distinta complejidad se realiza utilizando métricas estadísticas que penalizan el sobreajuste, asegurando que un mejor ajuste matemático no sea simplemente producto de tener más parámetros libres:

- **Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE):** Cuantifica la magnitud promedio del error en las mismas unidades de la concentración.
- **Coefficiente de Determinación Ajustado (R_{adj}^2):** Mide la bondad de ajuste considerando el número de parámetros.
- **Criterio de Información de Akaike (AIC):** Permite comparar modelos no anidados. Se prefiere el modelo con menor valor de AIC, ya que indica el mejor equilibrio entre precisión y simplicidad (principio de parsimonia).

$$AIC = n \cdot \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2k$$

3.7. Análisis de Correlación Estadística y Patrones Operacionales.

Dado que la cinética de degradación depende intrínsecamente de la naturaleza fisicoquímica del sustrato, el análisis de resultados no se realizará de forma global, sino segmentada. Los parámetros cinéticos obtenidos (k, E_a, λ) y la calidad del ajuste de los cuatro modelos se evaluarán de acuerdo a la siguiente metodología:

1. Residuos de Cocina (*Food Waste*): Caracterizados por alta humedad y rápida degradación.
2. Estiércol de Ganado (*Manure*): Caracterizados por una alta carga microbiana inicial.
3. Lodos Sanitarios (*Sludge*): Caracterizados por su complejidad estructural y variabilidad.

Esta segmentación permite determinar si existe un "mejor modelo universal" o si la elección del modelo cinético idóneo depende del tipo de residuo a tratar.

4. Resultados y discusión.

4.1. Caracterización del *Dataset* Procesado.

Tras aplicar los criterios de filtrado descritos en la metodología (series con $N \geq 5$, consistencia termodinámica y disponibilidad de datos térmicos), se consolidó un conjunto de datos de alta calidad (base de datos de referencia) apto para la modelación cinética rigurosa.

De las más de 4.000 muestras originales, se seleccionaron aquellas que permitían un ajuste matemático convergente. La distribución de los experimentos validados abarca los tres sustratos principales de interés en la industria del compostaje:

1. Residuos de Cocina (*Kitchen Waste*): Representan la fracción más dinámica, caracterizada generalmente por una alta biodegradabilidad inicial.
2. Lodos Sanitarios (*Sludge*): Sustratos de alta complejidad estructural provenientes del tratamiento de aguas.
3. Estiércol (*Manure*): Residuos con alta carga nitrogenada y comportamiento intermedio.

Esta segmentación es crítica, ya que se espera que la cinética de degradación no sea universal, sino dependiente de la naturaleza fisicoquímica del material de partida.

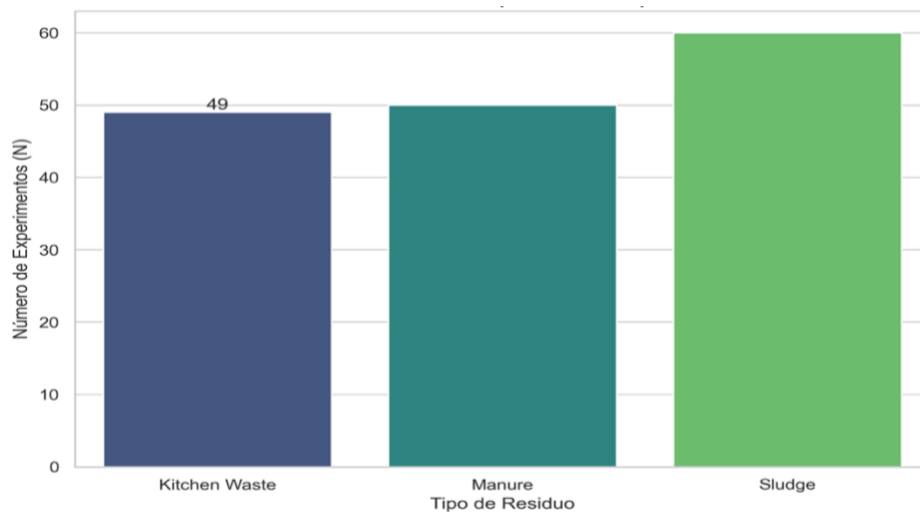


Figura 2. Distribución de series experimentales por tipo de residuo.

4.2. Comparación Estadística de Modelos.

La evaluación del desempeño de los modelos (Primer Orden, Arrhenius, Bifásico y Gompertz Modificado) se realizó bajo dos ópticas: la capacidad de ajuste numérico (R^2) y la parsimonia informativa (AICc).

4.2.1. Bondad de Ajuste (R^2)

En términos puramente matemáticos, el modelo de Gompertz Modificado demostró la mayor capacidad descriptiva global. Al analizar la distribución de los coeficientes de determinación (R^2) a través de todos los experimentos, este modelo mantuvo consistentemente valores superiores a 0.95.

Esto se atribuye a su estructura sigmoideal, que incorpora el parámetro λ (*lag phase*). A diferencia del modelo de primer orden, que fuerza una velocidad máxima en el tiempo $t=0$, Gompertz es capaz de capturar la fase inicial de aclimatación microbiana, un fenómeno biológico real observado frecuentemente en el compostaje de lodos y residuos complejos.

Por otro lado, el modelo de Primer Orden mostró una mayor dispersión en su ajuste. Si bien es adecuado para residuos de cocina de rápida hidrólisis, falla en representar perfiles de degradación que presentan curvas en forma de "S".

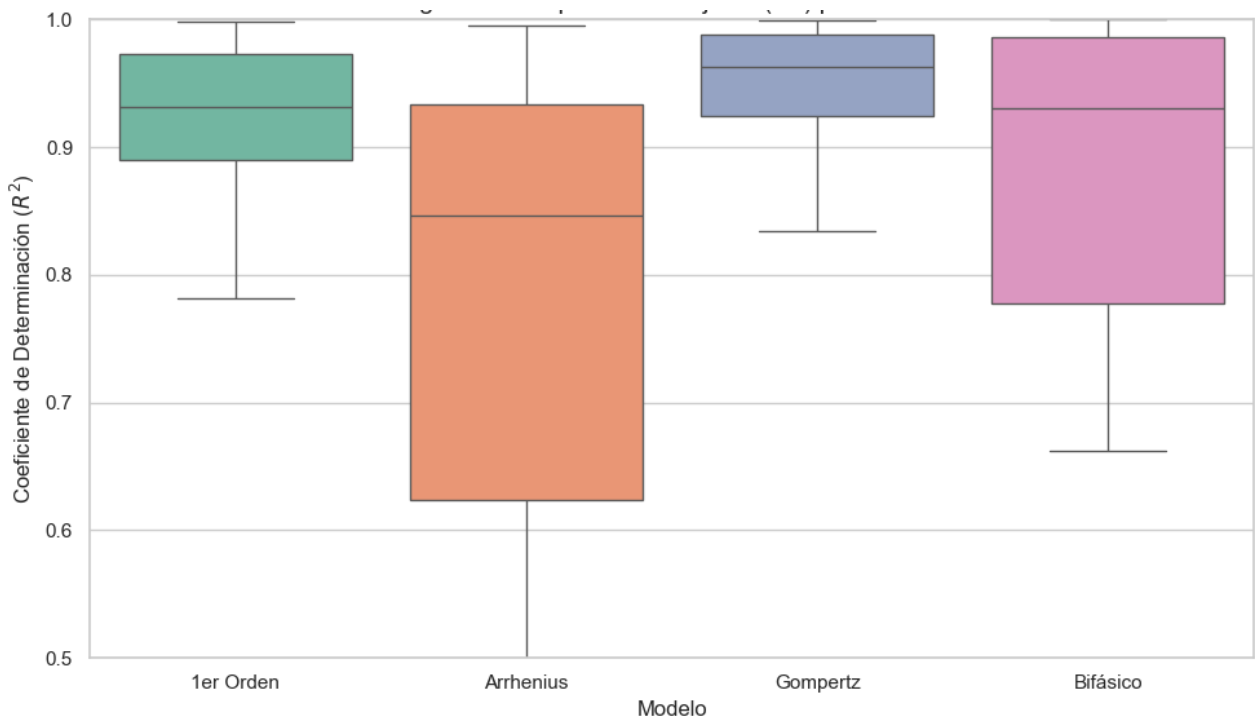


Figura 3. Capacidad de Ajuste (R^2) por modelo.

4.2.2. Precisión Numérica (RMSE)

Mientras que el coeficiente R^2 evalúa la correlación de la tendencia, la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) permite cuantificar la magnitud exacta del error promedio en las mismas unidades de concentración (%). Esta métrica es fundamental en ingeniería para establecer los márgenes de seguridad en el diseño de reactores.

El análisis de la distribución de errores presentado en la Figura 4 revela una jerarquía de precisión directamente ligada a la complejidad estructural de los modelos:

- **Minimización del Error (Modelos Multiparamétricos):** Los modelos bifásico y Gompertz exhiben consistentemente los valores más bajos de RMSE (medianas situadas en la parte inferior del gráfico). Esto indica que, al disponer de mayor flexibilidad matemática (4 y 3 parámetros respectivamente), logran reducir significativamente los residuales, ajustándose con mayor fidelidad tanto a las fases de latencia iniciales como a las colas de degradación lenta.

- **Limitaciones del Modelo Lineal:** En contraste, el modelo de primero orden presenta una distribución de errores situada en un rango superior y con mayor dispersión (caja más alta y amplia). Su rigidez estructural le impide adaptarse a los cambios de velocidad de reacción típicos de sustratos heterogéneos, generando desviaciones sistemáticas mayores.

Desde una perspectiva puramente numérica, el modelo bifásico ofrece la mayor exactitud descriptiva. Sin embargo, una reducción marginal en el RMSE no siempre justifica la incorporación de parámetros adicionales. Por ello, es necesario contrastar esta precisión absoluta con la penalización por complejidad, aspecto que se aborda a continuación mediante el criterio AICc.

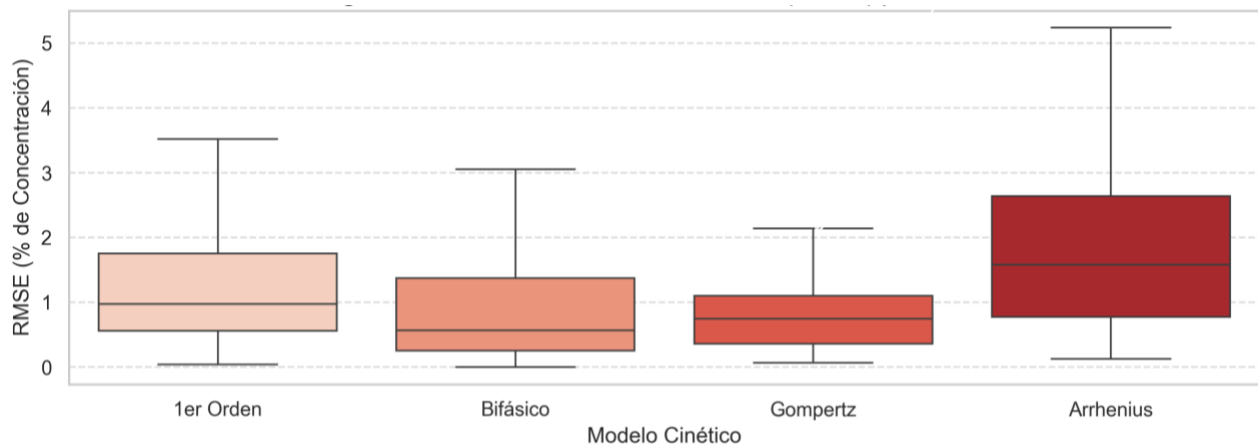


Figura 4. Comparación del error de predicción (RMSE) entre los modelos cinéticos evaluados.

4.2.3. Selección de Modelo Óptimo (Criterio AICc).

Aunque un R^2 alto es deseable, a menudo conlleva el riesgo de sobreajuste (*overfitting*), especialmente cuando se añaden más parámetros a datasets pequeños. Para penalizar este efecto, se utilizó el Criterio de Información de Akaike Corregido (AICc).

El análisis mediante AICc revela un cambio significativo en la jerarquía de los modelos:

1. **Dominio del Primer Orden en Parsimonia:** A pesar de tener un R^2 levemente inferior, el modelo de Primer Orden resulta ser el "ganador estadístico" en una porción significativa de

los casos, especialmente en series con pocos datos ($N < 10$). Su simplicidad (solo 2 parámetros: S_0, k) lo hace matemáticamente más robusto.

2. **Penalización del Modelo Bifásico:** El modelo Bifásico, a pesar de su flexibilidad teórica, fue penalizado severamente por el AICc. Al requerir 4 parámetros ($S_{rap}, S_{lento}, k_1, k_2$), la mejora marginal en el ajuste no justifica estadísticamente la complejidad añadida, salvo en series temporales muy largas y densas.
3. **El Nicho de Gompertz:** Gompertz se consolida como la mejor alternativa para procesos donde la fase de latencia es evidente, superando al primer orden en residuos recalcitrantes donde la degradación no es inmediata.

En conclusión, no existe un modelo único superior; la elección debe basarse en el compromiso entre precisión (Gompertz), robustez (Primer Orden) y composición del sustrato (Bifásico).

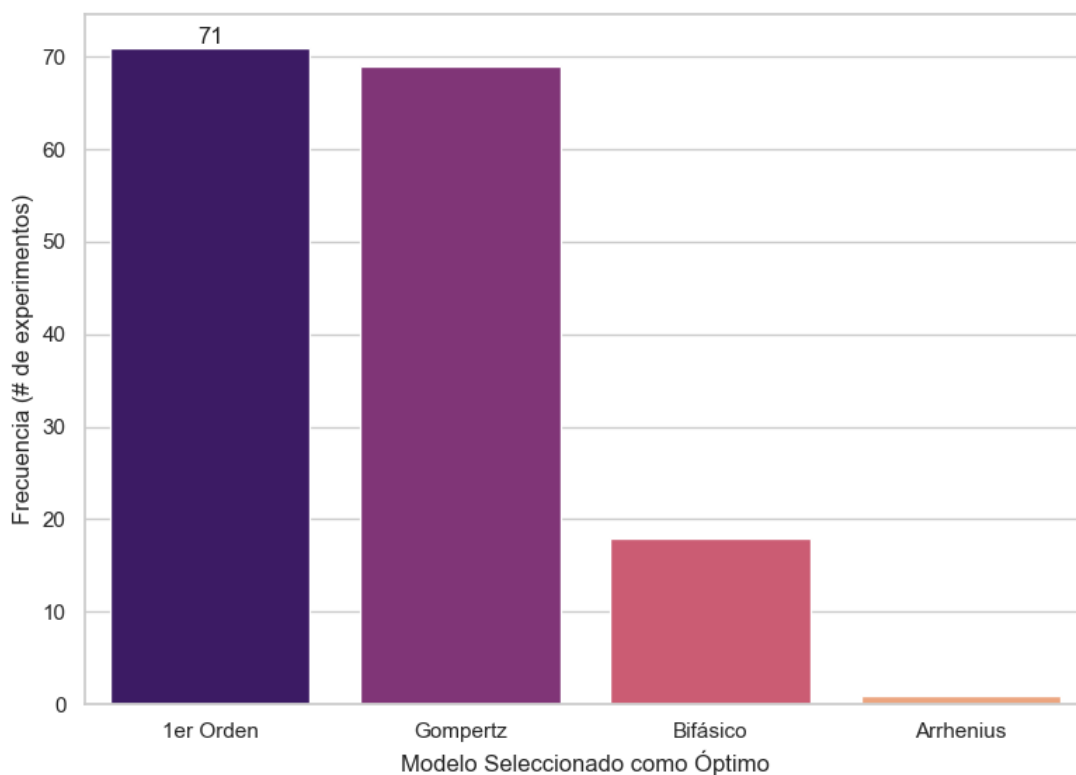


Figura 5. Frecuencia del “Mejor Modelo” según criterio AICc.

4.3. Validación Visual en Series Representativas.

Para corroborar la capacidad descriptiva de los modelos matemáticos seleccionados, se realizó una inspección gráfica detallada de casos representativos extraídos de la base de datos de referencia. Los parámetros cinéticos y ecuaciones asociadas a cada modelo analizado en esta sección se encuentran desarrollados matemáticamente en el Anexo A (Sección 7.1). Este análisis visual permite contrastar los dos mecanismos cinéticos predominantes observados en la bibliografía: la degradación inmediata (exponencial) y la degradación con fase de adaptación (sigmoidal).

4.3.1. Caso de Estudio I: Cinética de Primer Orden (Residuos de Cocina).

La Figura 6 presenta el ajuste de los modelos para la serie experimental ID 25_1, representativa de la degradación de residuos de cocina (*Kitchen Waste*).

Al inspeccionar la gráfica, se destacan tres fenómenos visuales clave que corroboran la elección del modelo:

- **Ausencia de Fase Lag:** Los datos experimentales (puntos negros) muestran un descenso inmediato en la concentración desde el tiempo $t=0$, sin la meseta inicial característica de la aclimatación microbiana.
- **Concavidad Constante:** La trayectoria de degradación exhibe una curvatura suave y continua (tipo tobogán), típica de las cinéticas dependientes de la concentración. El modelo de primer orden (Línea azul discontinua) captura esta geometría con alta fidelidad ($R^2=1$), superponiéndose exactamente a los puntos medidos.
- **Estabilización Asintótica:** Hacia el final del periodo de observación, el modelo predice correctamente la desaceleración del proceso a medida que el sustrato se agota, tendiendo asintóticamente hacia un valor residual estable.

Este ajuste visual confirma que, para sustratos altamente biodegradables ricos en carbohidratos simples, la cinética está gobernada puramente por la hidrólisis rápida, haciendo innecesaria (y estadísticamente penalizable) la inclusión de parámetros de retardo como en el modelo de Gompertz.

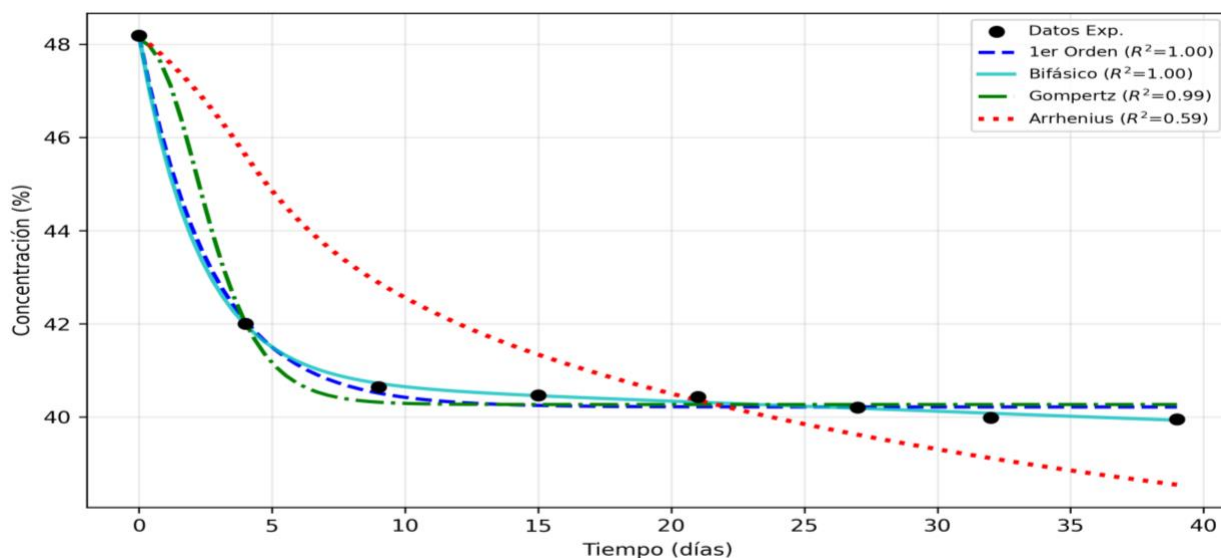


Figura 6. Perfil de degradación exponencial en residuos de cocina (Serie ID 25_1).

4.3.2. Caso de Estudio II: Cinética Sigmoidal (Lodos Sanitarios).

La Figura 7 ilustra el comportamiento cinético de la serie experimental ID 461_1, correspondiente al tratamiento de lodos sanitarios (*Sewage Sludge*). A diferencia de los residuos de cocina, este sustrato presenta una complejidad estructural que altera la dinámica de degradación, revelando tres fenómenos visuales distintivos:

- **Presencia de Fase de Latencia (Lag Phase):** Los datos experimentales (puntos negros) exhiben una meseta inicial durante los primeros días del proceso, donde la concentración de materia orgánica se mantiene prácticamente constante. Este "periodo de inducción" refleja el tiempo biológico necesario para que la microbiota se aclimate a un sustrato más recalcitrante antes de iniciar la hidrólisis activa.
- **Falla del Modelo de Primer Orden:** La línea azul discontinua evidencia la limitación estructural de este modelo. Al asumir una velocidad máxima en $t=0$, el modelo de Primer Orden "corta" a través de los datos, prediciendo una degradación prematura que no ocurre en la realidad. Esto genera una subestimación sistemática de la concentración remanente en la etapa inicial.

- **Ajuste Sigmoideal Correctivo:** El modelo de **Gompertz Modificado** (Línea verde semi-continua) demuestra una plasticidad superior. Gracias al parámetro λ , la curva es capaz de mantenerse horizontal al inicio y luego acelerar, describiendo con precisión la forma de "S" de los datos experimentales.

Esta validación visual es concluyente: para residuos que requieren adaptación biológica (como lodos o estiércoles compostados), el uso de modelos lineales simples introduce errores de predicción inaceptables, haciendo imperativo el uso de modelos sigmoideales.

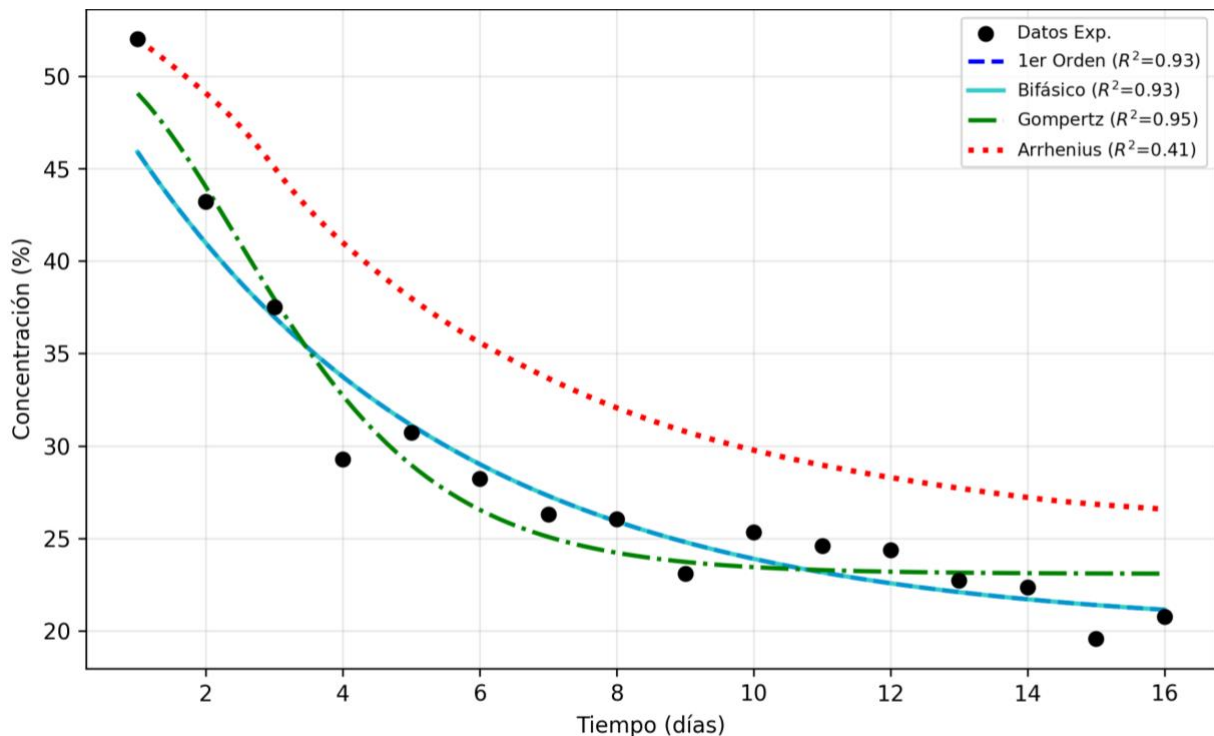


Figura 7. Perfil de degradación sigmoideal en lodos sanitarios (Serie ID 461_1).

4.3.3. Caso de Estudio III: Cinética Bifásica en Sustratos Heterogéneos (Estiércol de Ganado).

Finalmente, el análisis de la serie ID 152_1 (Estiércol de ganado) ofrece una perspectiva crítica sobre la complejidad estructural de los residuos agrícolas. A diferencia de los casos anteriores, la inspección

visual de la Figura 8 revela un comportamiento dual que desafía la simplicidad de una única constante cinética.

Se observan los siguientes fenómenos determinantes:

- **Adecuación General del Primer Orden:** Contrario a lo observado en sustratos inhibidos, el modelo de primer orden (Línea azul) demuestra un desempeño aceptable, logrando describir la tendencia general de degradación. Esto indica que no existe una fase de latencia significativa; el material comienza a degradarse inmediatamente.
- **Superioridad del Modelo Bifásico:** Sin embargo, al observar el detalle, se aprecia que la degradación ocurre en dos etapas marcadas: una caída abrupta inicial (fracción lábil rápida) seguida de una estabilización lenta (fracción recalcitrante, probablemente material lignocelulósico de la cama del ganado). El modelo de Primer Orden, al intentar promediar estas dos velocidades, pierde precisión en los extremos.
- **Justificación Física:** El modelo bifásico (Línea celeste) se ajusta con mayor precisión a la curvatura de los datos experimentales. Esto valida la hipótesis de que el estiércol funciona como un sustrato heterogéneo compuesto por dos fracciones con cinéticas independientes, lo cual justifica matemáticamente el uso de modelos de doble exponencial para predicciones de alta exactitud.

En conclusión, para el estiércol, aunque el modelo de primer orden es útil para estimaciones rápidas, el modelo Bifásico es el único capaz de caracterizar correctamente la persistencia de la fracción fibrosa a largo plazo.

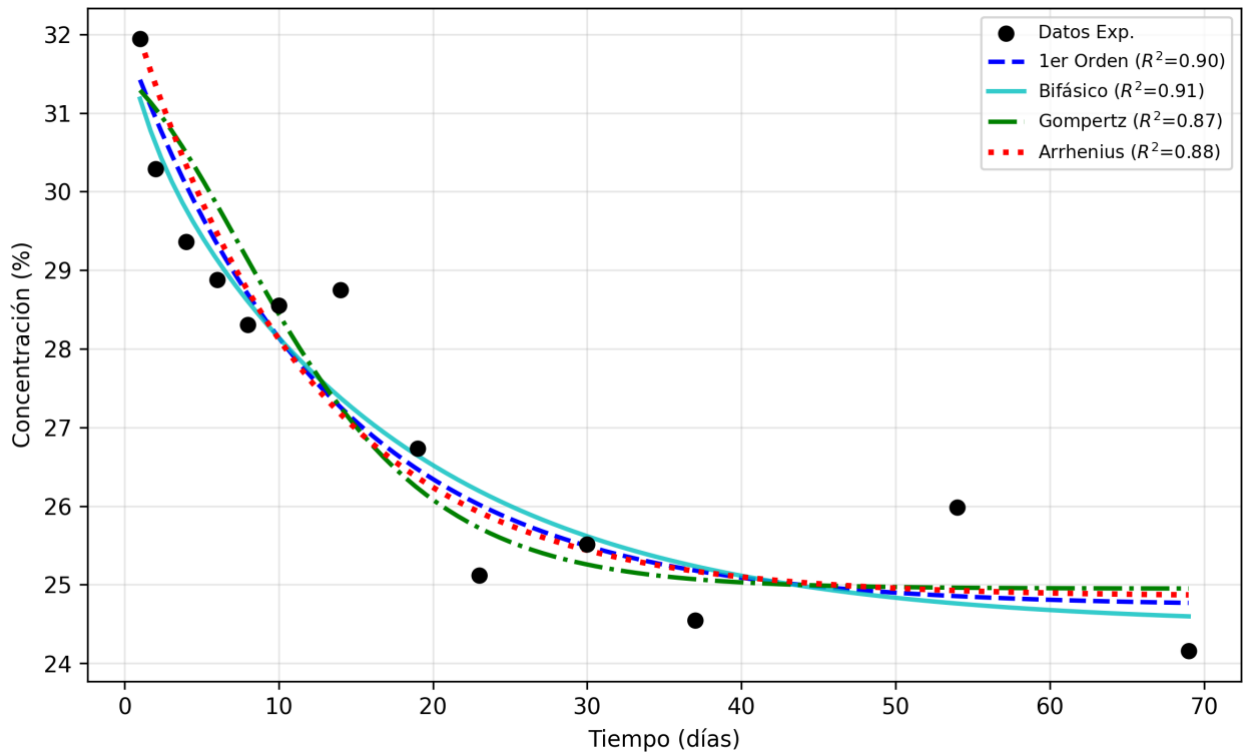


Figura 8. Perfil cinético de degradación en estiércol de ganado (Serie ID 152_1).

4.4. Interpretación de Parámetros Cinéticos.

Una vez seleccionado el modelo estadísticamente más robusto, se procedió a analizar el comportamiento físico de los parámetros cinéticos en función del tipo de sustrato.

4.4.1. Velocidad de Degradación (k).

El análisis de la constante cinética de primer orden (k) revela diferencias estructurales significativas entre los materiales estudiados.

- **Residuos de Cocina:** Presentaron las tasas de degradación más altas y variables, con una mediana de $k \approx 0.12 \text{ d}^{-1}$. Esto es consistente con la alta disponibilidad de azúcares simples y carbohidratos de rápida hidrólisis típicos de los restos de comida. Sin embargo, esta alta reactividad conlleva una mayor dispersión, atribuible a la variabilidad en la composición de la "basura de cocina" (diferencias entre restos vegetales vs. cárneos).

- **Lodos Sanitarios (*Sludge*):** Exhibe mediana moderada, pero varianza alta y outliers con k elevados. Al ser un residuo que ya ha sufrido un proceso de estabilización previo (digestión anaerobia o tratamiento aeróbico en planta), su fracción orgánica remanente es más recalcitrante.
- **Estiércol:** Se ubicó en un rango intermedio, comportándose como un sustrato más estable y predecible.

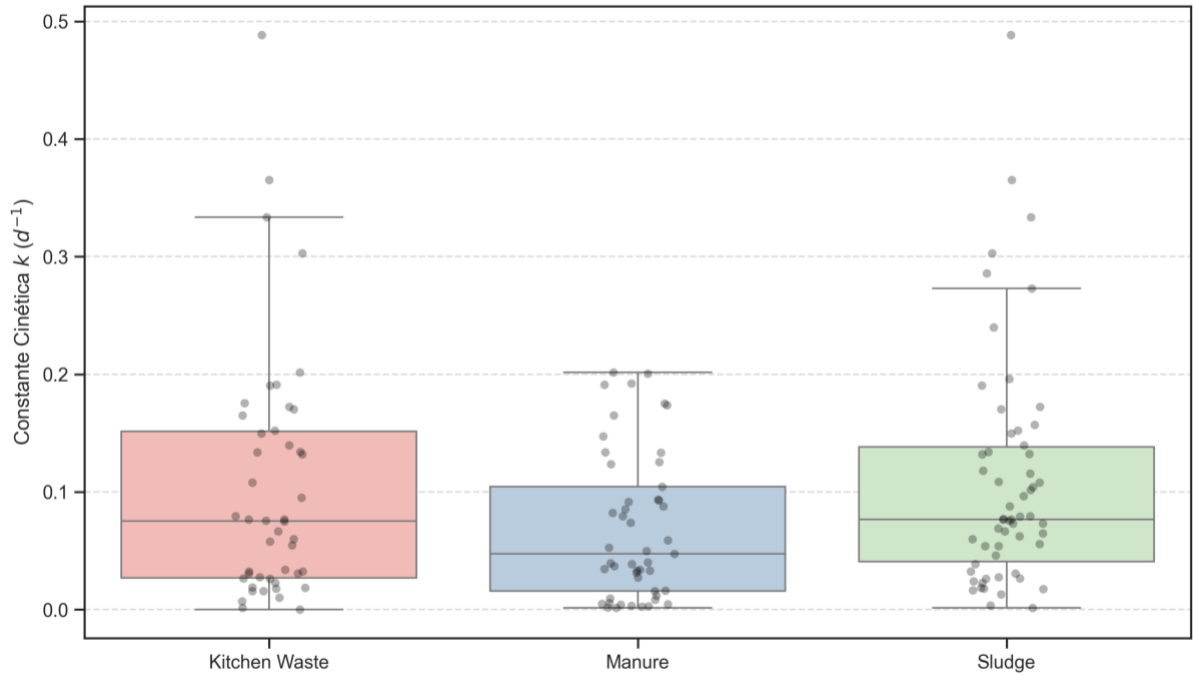


Figura 9. Velocidad de Degradación (k) según sustrato.

4.4.2. Fase de latencia (λ)

El análisis del parámetro λ del modelo de Gompertz confirma la hipótesis de la aclimatación. Mientras que los residuos de cocina a menudo comienzan su degradación casi inmediatamente ($\lambda \rightarrow 0$), los lodos sanitarios presentan consistentemente fases de retardo superiores a 3 días. Esto sugiere que, para el diseño de plantas de compostaje de lodos, se debe considerar un tiempo de residencia adicional no productivo al inicio del proceso para permitir la adaptación de la microbiota.

4.5. Análisis de Incertidumbre y Riesgo (Bootstrap).

Uno de los aportes centrales de esta investigación es la cuantificación de la incertidumbre paramétrica. La metodología tradicional de ajuste por mínimos cuadrados entrega un valor único para k , lo cual puede inducir a errores de diseño por exceso de confianza.

Mediante la técnica de Bootstrap (1.000 iteraciones por serie), se construyeron los intervalos de confianza (IC 95%) para los parámetros críticos.

4.5.1. Variabilidad Oculta.

Los resultados muestran que la incertidumbre no es uniforme a través de los distintos sustratos. La Figura 10 ilustra el rango de probabilidad del parámetro cinético k para una selección de experimentos representativos (excluyendo casos anómalos de escala extrema).

Se observa claramente el contraste entre escenarios de alta y baja confiabilidad:

- **Caso Robusto (ID 25_1):** Presenta un intervalo de confianza estrecho ($0.018\text{--}0.087\text{ d}^{-1}$). La barra de error corta indica que el modelo es estable y la predicción es segura. Es un caso robusto pero con cinética más lenta que la mediana del grupo “*Kitchen Waste*”.
- **Caso Volátil (ID 3_1):** A pesar de tener un valor medio de $k \approx 0.13\text{ d}^{-1}$, su intervalo se extiende desde 0.02 hasta 0.18. Esta barra de error amplia denota una alta incertidumbre; diseñar un reactor basándose únicamente en el promedio podría resultar peligroso, ya que existe una probabilidad real de que la cinética sea mucho más lenta.

El análisis Bootstrap sugiere que, para fines de diseño conservador en ingeniería, se debería utilizar el límite inferior del intervalo de confianza (IC_{low}) en lugar del promedio, especialmente en residuos heterogéneos como los de cocina.

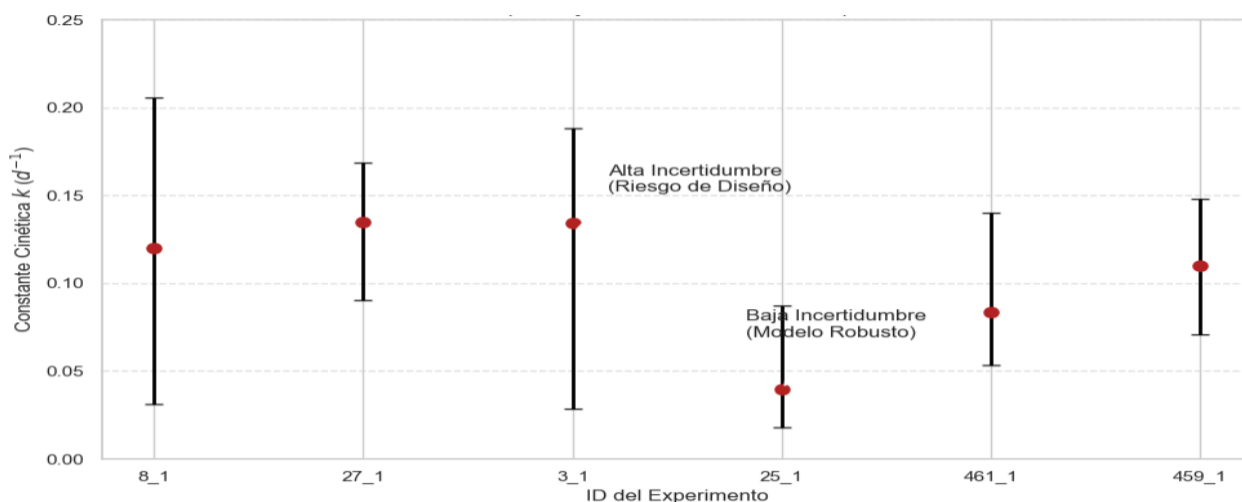


Figura 10. Incertidumbre Paramétrica (Bootstrap IC 95%) (Excluyendo outliers extremos).

4.6. Análisis de dependencia de la constante cinética respecto a condiciones iniciales.

Aunque la literatura sugiere que la humedad y la relación C/N son variables críticas para optimizar el compostaje aeróbico, el análisis de dispersión realizado permite evaluar si estos parámetros iniciales explican una fracción significativa de la variabilidad observada en la constante cinética k estimada en este estudio. En particular, el objetivo de esta sección es contrastar si, dentro de rangos operacionales considerados “típicos” para compostaje, la variación de k puede atribuirse a cambios marginales en humedad y C/N, o si, por el contrario, la cinética está dominada por la naturaleza del sustrato (*Kitchen Waste*, *Manure* o *Sludge*).

4.6.1. Influencia de la humedad inicial.

La Figura 11 presenta la relación entre la humedad inicial y la constante cinética k , estratificada por tipo de residuo. Esta visualización permite evaluar si existe una tendencia monotónica o una zona óptima evidente (por ejemplo, un máximo de k en un rango estrecho de humedad), o si la dispersión es predominantemente vertical, lo cual indicaría débil poder explicativo de la humedad sobre la cinética, al menos para los rangos analizados.

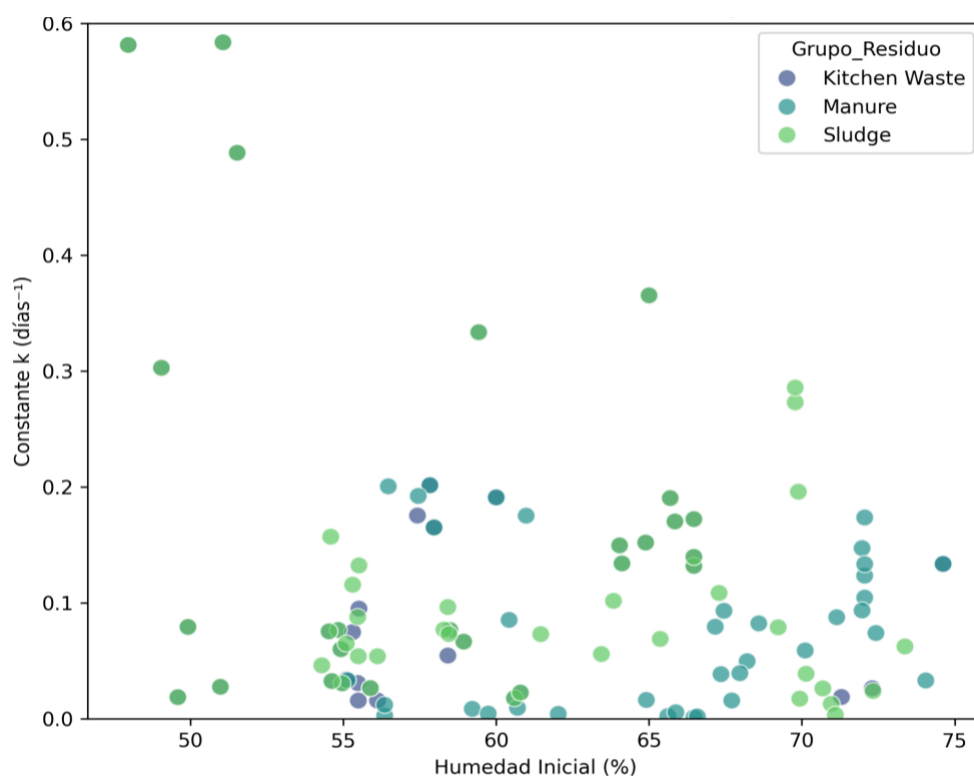


Figura 11. . Efecto de la Humedad en la Velocidad de Degradación (k).

En términos generales, *Kitchen Waste* y *Manure* se agrupan en una franja relativamente estrecha: la mayor parte de los valores de k se concentran bajo aproximadamente $0,10\text{--}0,15\text{ d}^{-1}$ a lo largo del rango de humedad estudiado. En contraste, *Sludge* presenta una mayor dispersión vertical y concentra los valores máximos de k del conjunto, lo que sugiere que el potencial de biodegradación y/o las limitaciones del proceso en lodos están fuertemente condicionados por factores adicionales no capturados por una variable inicial única (humedad). En consecuencia, dentro del rango de humedad evaluado, el patrón observado es consistente con una correlación global débil entre humedad inicial y k , y con un efecto dominante del tipo de residuo sobre la magnitud y variabilidad de la constante cinética.

4.6.2. Influencia de la relación C/N inicial.

La Figura 12 muestra la relación entre la C/N inicial y la constante cinética k , también estratificada por tipo de residuo. El propósito de este análisis es verificar si la variación nutricional inicial

(disponibilidad relativa de carbono y nitrógeno) se traduce en cambios sistemáticos en la cinética estimada, o si la dispersión observada sugiere que, en rangos cercanos a los recomendados por la literatura, la C/N no constituye el factor limitante principal de la degradación.

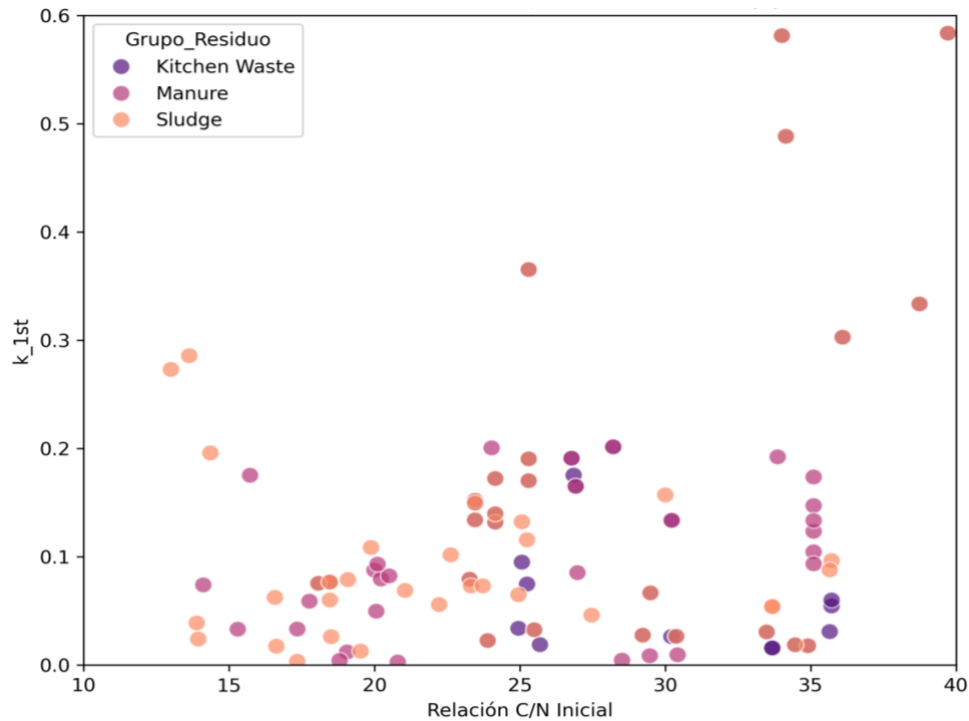


Figura 12. Efecto de la relación C/N inicial en la Velocidad de Degradación (k).

De manera análoga al caso de la humedad, *Kitchen Waste* y *Manure* muestran un agrupamiento con dispersión moderada y sin una tendencia claramente definida de k con C/N en el rango analizado. *Sludge*, en cambio, mantiene una dispersión vertical mayor, reflejando sensibilidad del comportamiento cinético a la heterogeneidad del sustrato y/o a condiciones operacionales y de configuración (por ejemplo, estructura del lecho, mezcla, proporción de agente estructurante y aireación efectiva), más que a la C/N inicial por sí sola. En conjunto, el patrón de dispersión sugiere que, dentro de los rangos aproximados de humedad 50–75% y C/N 20–35, la cinética observada está dominada por la biodegradabilidad y estructura del residuo, y no por variaciones marginales en dichas condiciones iniciales.

Desde una perspectiva aplicada al diseño y operación, estos resultados implican que optimizaciones basadas únicamente en ajustar humedad o C/N dentro de rangos “típicos” probablemente entregan ganancias limitadas en la velocidad global de degradación, especialmente cuando la variabilidad intrínseca del sustrato es alta. En particular, los lodos sanitarios muestran simultáneamente valores potencialmente altos de k y alta variabilidad, lo que sugiere la necesidad de un enfoque de diseño/operación más robusto, incorporando análisis de sensibilidad y control de variables de proceso que afectan accesibilidad del sustrato y fenómenos de transporte (aireación, estructura del lecho y mezcla), los cuales no se modelan explícitamente en este trabajo.

4.7. Desarrollo de Protocolo Experimental Futuro.

El análisis crítico de la literatura especializada y los resultados obtenidos en la modelación cinética de esta tesis han revelado limitaciones sistemáticas en la calidad de los datos disponibles. La mayoría de los estudios históricos priorizan objetivos agronómicos, resultando en frecuencias de muestreo insuficientes para capturar las dinámicas transitorias (fases *lag* y cambios de régimen cinético). Considerando las restricciones logísticas de un proyecto de titulación semestral y la necesidad de priorizar la calidad del dato sobre la cantidad masiva de tratamientos, se propone un diseño experimental enfocado en la validación de extremos. En lugar de mapear todas las variables, el objetivo será desafiar a los modelos cinéticos (Bifásico y Gompertz) frente a dos escenarios contrastantes utilizando infraestructura de laboratorio estándar.

La propuesta de diseño experimental responde a una estrategia de eficiencia epistémica. En lugar de mapear exhaustivamente el espacio de parámetros operacionales (humedad, C/N, temperatura, aireación), lo cual requeriría decenas de reactores y múltiples semestres, se opta por un enfoque de validación de extremos. Esta estrategia aprovecha que los modelos cinéticos desarrollados deben ser capaces de describir tanto cinéticas rápidas (degradación inmediata) como lentas (con fase *lag* pronunciada). Si los modelos fallan en estos escenarios extremos pero contrastados, el protocolo de medición habrá identificado una limitación fundamental. Si, conversamente, los modelos se ajustan adecuadamente en ambos extremos, entonces ganan credibilidad para predecir escenarios intermedios, validando su transporte a diseño industrial.

4.7.1. Estrategia: “Escenarios Contrastantes”

El experimento se diseñará para comparar dos condiciones operacionales opuestas que representan los límites típicos del proceso. Esto permitirá verificar si los modelos matemáticos son capaces de adaptarse a cinéticas rápidas y lentas.

1. **Escenario A (Condición Óptima):** Relación C/N = 25-30, Humedad 60%. (Esperando cinética de 1er Orden/Bifásica rápida).
2. **Escenario B (Condición Inhibida/Limitada):** Relación C/N < 15 (exceso de nitrógeno) o C/N > 40 (exceso de carbono). (Esperando fase *lag* y cinéticas tipo Gompertz).

4.7.2. Diseño Experimental Factorial Acotado

- **Configuración:** 2 Tratamientos $\times$ 3 Réplicas = 6 Reactores en total.

Esta cantidad es perfectamente manejable por un solo operador, permitiendo un muestreo y análisis minucioso sin saturación laboral.

- **Reactores:**
 - **Tipo:** Reactores de escala banco (10-20 L) fabricados con tubería de PVC sanitaria o baldes plásticos con aislamiento térmico externo (lana de vidrio o espuma de poliuretano) para simular condiciones semi-adiabáticas.
 - **Aireación:** Sistema de aireación forzada utilizando una bomba de aire de acuario común conectada a un distribuidor (manifold) con rotámetros manuales para igualar el flujo en los 6 reactores (Bhave & Kulkarni, 2019; Karnchanawong & Suriyanon, 2011).

4.7.3. Metodología de Medición.

Se priorizan métodos clásicos (química húmeda) que son robustos y baratos, sustituyendo los sensores electrónicos costosos.

- **Respirometría (Producción de CO₂):**
 - **Método:** Trampas alcalinas de NaOH. El aire de salida del reactor burbujea en una solución de NaOH (que captura el CO₂).
 - **Medición:** Titulación manual con HCl cada 24 horas (etapa termófila) o cada 48 horas (maduración).
 - **Ventaja:** Es el método clásico, muy preciso para balances de masa y no requiere sensores infrarrojos caros.
- **Temperatura:** Termocuplas tipo K conectadas a un datalogger simple (tipo Arduino o multicanal básico). Si no hay datalogger, medición manual 3 veces al día (mañana, tarde, noche) es aceptable para tesis de pregrado.
- **Masa y Humedad:**
 - Pesaje del reactor completo (desconectando mangueras) en una balanza de piso estándar una vez por semana.
 - Muestreo destructivo pequeño (10g) semanal para humedad en estufa (105°C).

4.7.4. Cronograma de Ejecución (1 Semestre).

El plan está diseñado para ejecutarse en 16-18 semanas:

1. **Semanas 1-3 (Montaje):** Construcción de los 6 reactores, calibración de flujos de aire y preparación de soluciones para trampas de CO₂. Acopio y caracterización de residuos.
2. **Semanas 4-12 (Operación del Reactor):**
 - a. Duración del proceso: 60 días.
 - b. Rutina diaria del alumno (aprox. 2-3 horas): Registrar T°, cambiar trampas de NaOH, titular muestras del día anterior.
 - c. Rutina semanal: Pesaje de reactores y análisis de humedad/TOC.
3. **Semanas 13-15 (Análisis y Modelación):** Procesamiento de datos, cálculo de emisiones acumuladas y ajuste de los modelos cinéticos (Gompertz/Bifásico) a las curvas obtenidas.
4. **Semanas 16-18:** Redacción final y defensa.

4.7.5. Factibilidad Técnica y Económica.

- **Costo:** Bajo. Los materiales (PVC, bomba de aire, químicos de titulación) son insumos corrientes de cualquier laboratorio de ingeniería química.
- **Equipamiento Crítico:** Solo se requiere acceso a una estufa de secado, una mufla (para volátiles) y una balanza analítica.
- **Valor Académico:** Aunque el equipo es sencillo, el rigor de tener 3 réplicas y medir CO₂ acumulado por titulación genera datos cinéticos de altísima calidad, superiores a muchos estudios que solo miden temperatura.

5. Conclusiones.

Se consolidó exitosamente una base de datos de referencia de alta calidad a partir del universo de 4.248 muestras originales, aplicando criterios rigurosos de filtrado (densidad de información $n \geq 5$, validación termodinámica y sincronización de variables térmicas). Este *dataset* procesado es estadísticamente representativo de los tres principales tipos de residuos orgánicos empleados industrialmente en compostaje: residuos de cocina, lodos sanitarios y estiércol de ganado, proporcionando la variabilidad necesaria para poner a prueba la generalidad de los modelos cinéticos propuestos.

No existe un modelo cinético universal. El análisis mediante el Criterio de Información de Akaike Corregido (AICc) demostró que la elección del modelo debe ser dependiente del sustrato, no una asunción a priori:

- Residuos de Cocina: El modelo de Primer Orden ($k \approx 0.12 \text{ d}^{-1}$) es estadísticamente suficiente, capturando la cinética de hidrólisis rápida de carbohidratos simples sin incurrir en sobreajuste.
- Lodos Sanitarios: Requieren obligatoriamente el modelo de Gompertz Modificado. Se confirmó la presencia de fases de latencia significativas ($\lambda > 3$ días), esencial para evitar subestimaciones peligrosas del tiempo de residencia en diseño.
- Estiércoles: El modelo Bifásico describe con mayor precisión la coexistencia de fracciones lábiles y recalcitrantes, particularmente la persistencia de material lignocelulósico.

El análisis de RMSE reveló que los modelos multiparamétricos ofrecen menores errores de predicción, pero el AICc penaliza esta ganancia marginal cuando la mejora no justifica la complejidad matemática, especialmente en datasets pequeños ($n < 10$).

El análisis de dispersión de la constante cinética k versus humedad inicial y relación C/N muestra una correlación débil dentro de los rangos evaluados (humedad 50-75%, C/N 20-35). En contraste, el tipo de residuo emerge como el factor dominante que explica tanto la magnitud como la variabilidad de k . Los lodos sanitarios exhiben los mayores valores de k pero también la dispersión más amplia, sugiriendo un mayor potencial de degradación acoplado con sensibilidad operativa. Esta observación

implica que, en los rangos típicos recomendados para compostaje aeróbico, la limitación cinética no es nutricional (C/N) ni exclusivamente hídrica, sino asociada a la accesibilidad del sustrato y fenómenos de transporte no considerados en esta modelación (aireación, estructura del lecho). Por tanto, futuras optimizaciones deben priorizar estrategias de robustez operativa (control de aireación y estructura) antes que la búsqueda de un punto óptimo estrecho de variables iniciales.

La técnica de Bootstrap reveló que los intervalos de confianza (IC95%) de los parámetros cinéticos pueden variar más de un orden de magnitud, incluso para un mismo tipo de residuo. Esto constituye evidencia cuantitativa del riesgo de subdimensionamiento si se emplean valores puntuales de literatura. Se recomienda adoptar el límite inferior del IC95% como base para diseño conservador, particularmente en plantas con márgenes de seguridad limitados.

Esta memoria ha demostrado que la brecha principal no es matemática sino experimental: la alta dispersión de parámetros cinéticos reportados en la literatura refleja la falta de estandarización en protocolos de medición. La presente investigación aporta un protocolo experimental futuro de bajo costo (6 reactores, CO₂ acumulado por titulación alcalina, duración 9 semanas) capaz de generar datos de calidad superior a estudios históricos. Mediante un diseño enfocado en escenarios contrastantes (condiciones óptimas vs. inhibidas), es posible discriminar empíricamente entre mecanismos de primer orden y comportamientos bifásicos/sigmoidales sin requerir campañas masivas de experimentación, facilitando así la transición desde el ajuste empírico hacia la predicción fenomenológica reproducible en futuros trabajos.

6. Referencias.

- Al Mussa Ugak, M., Mohamad, N., & Yaser, A. Z. (2023). Passive aerated in-vessel composting of food waste with the addition of Sabah ragi for campus sustainability: mass balance, dwarf crape jasmine growth and techno-economic study. *Journal of Material Cycles and Waste Management*, 25(2), 899-909.
- Baptista, M. H. C. (2009). *Modelling of the kinetics of municipal solid waste composting in full-scale mechanical-biological treatment plants* [Tesis doctoral, New University of Lisbon]. Faculty of Sciences and Technology.
- Benetto, E., Gericke, K., & Guiton, M. (Eds.). (2018). *Designing Sustainable Technologies, Products and Policies: From Science to Innovation*. Springer.
- Bhave, P. P., & Kulkarni, B. Y. (2019). Effect of active and passive aeration on composting of household biodegradable wastes: a decentralized approach. *International Journal of Recycling of Organic Waste in Agriculture*, 8, 335-344.
- Cerda, A., Artola, A., Font, X., Barrena, R., Gea, T., & Sánchez, A. (2018). Composting of food wastes: Status and challenges. *Bioresource Technology*, 248, 57-67.
- Cornell Waste Management Institute. (1996). *Compost Ingredient Table*. Cornell University.
- de Guardia, A., Mallard, P., Teglia, C., Marin, A., Le Pape, C., Launay, M., Benoist, J. C., & Petiot, C. (2010a). Comparison of five organic wastes regarding their behaviour during composting: Part 1, biodegradability, stabilization kinetics and temperature rise. *Waste Management*, 30(3), 402-414.
- de Guardia, A., Mallard, P., Teglia, C., Marin, A., Le Pape, C., Launay, M., Benoist, J. C., & Petiot, C. (2010b). Comparison of five organic wastes regarding their behaviour during composting: Part 2, nitrogen dynamic. *Waste Management*, 30(3), 415-425.
- De Medina-Salas, L., Castillo-González, E., Giraldi-Díaz, M. R., & Blanco-Pérez, B. (2022). Reaction Kinetics in the Vermicomposting Process of Peach Waste. *Life*, 12(9), 1358.

- Hamoda, M. F., Abu Qdais, H. A., & Newham, J. (1998). Evaluation of municipal solid waste composting kinetics. *Resources, Conservation and Recycling*, 23(4), 209-223.
- Haug, R. T. (1993). *The Practical Handbook of Compost Engineering*. Lewis Publishers.
- Ibrić, E., Petric, I., & Karić, E. (2021). Comparison of first-order and nth-order kinetic models for composting process of municipal solid waste. *Hemijska industrija*, 75(4), 211-221.
- Jain, M. S., Paul, S., & Kalamdhad, A. S. (2020). Kinetics and physics during composting of various organic wastes: Statistical approach to interpret compost application feasibility. *Journal of Cleaner Production*, 255, 120311.
- Karnchanawong, S., & Suriyanon, N. (2011). Household organic waste composting using bins with different types of passive aeration. *Resources, Conservation and Recycling*, 55(5), 548-553.
- Lokshina, L. Y., Vavilin, V. A., Kettunen, R. H., Rintala, J. A., Holliger, C., & Nozhevnikova, A. N. (2001). Evaluation of kinetic coefficients using integrated Monod and Haldane models for low-temperature acetoclastic methanogenesis. *Water Research*, 35(12), 2913-2922.
- Petric, I., Helić, A., & Avdić, E. A. (2012). Evolution of process parameters and determination of kinetics for co-composting of organic fraction of municipal solid waste with poultry manure. *Bioresource Technology*, 117, 107-116.
- Saldarriaga, J. F., Gallego, J. L., & López, J. E. (2018). Determination of Kinetics Parameters for Composting Process of the Organic Fraction of Municipal Solid Waste Separated at Source. *Chemical Engineering Transactions*, 70, 217-222.
- Tiquia, S. M., & Tam, N. F. Y. (2002). Characterization and composting of poultry litter in forced-aeration piles. *Process Biochemistry*, 37(8), 869-880.
- Zhang, X., Kong, Y., Sun, Z., & Yuan, J. (2025). Using tree-based machine learning models to predict diverse compost maturity via one-hot encoding: Model deployment, experimental validation, and practical application. *Waste Management*, 205, 114981.

Zhu, N. (2006). Composting of high moisture content swine manure with corncob in a pilot-scale aerated static bin system. *Bioresource Technology*, 97(15), 1870-1875.

Zwietering, M. H., Jongenburger, I., Rombouts, F. M., & van 't Riet, K. (1990). Modeling of the bacterial growth curve. *Applied and Environmental Microbiology*, 56(6), 1875-1881.

7. Anexos.

7.1. Anexo A. Modelos Cinéticos.

7.1.1. Modelo de Primer Orden.

Forma diferencial:

$$dS/dt = -k \cdot S$$

Solución analítica:

$$S(t) = S_0 \cdot \exp(-k \cdot t)$$

Linealización para estimación de parámetros:

$$\ln(S) = \ln(S_0) - k \cdot t$$

Estimación por regresión lineal:

$$y = mx + b$$

$$y = \ln(S), x = t, m = -k, b = \ln(S_0)$$

Restricciones físicas:

$$k \in [0.001, 0.5] \, d^{-1}$$

$$S_0 \in [80, 120] \, \% \, \text{masa inicial}$$

7.1.2. Modelo de Primer Orden con Dependencia Térmica (Arrhenius).

Dependencia térmica de la constante cinética:

$$k(T) = A \cdot \exp(-Ea/(R \cdot T))$$

Sistema de EDO:

$$dC/dt = -A \cdot \exp(-Ea/(R \cdot T(t))) \cdot S$$

Condiciones iniciales:

$$S(0) = S_0$$

$$T(t) = \text{función conocida desde datos experimentales}$$

Forma linealizada para estimación:

$$\ln(k) = \ln(A) - (Ea/R) \cdot (1/T)$$

Regresión para parámetros Arrhenius:

$$y = mx + b$$

$$y = \ln(k), x = 1/T, m = -Ea/R, b = \ln(A)$$

Parámetros y restricciones:

$$A \in [0.001, 10] d^{-1}$$

$$Ea/R \in [1000, 20000] K$$

$$R = 8.314 J/(mol \cdot K)$$

$$T \text{ en Kelvin absoluto}$$

7.1.3. Modelo Bifásico

Para fracciones rápida y lenta:

$$S_{rápido}(t) = \alpha \cdot S_0 \cdot \exp(-k_1 \cdot t) \text{ (fracción rápida)}$$

$$S_{lento}(t) = (1 - \alpha) \cdot S_0 \cdot \exp(-k_2 \cdot t) \text{ (fracción lenta)}$$

Concentración total:

$$S(t) = S_{rápido}(t) + S_{lento}(t) = \alpha \cdot S_0 \cdot \exp(-k_1 \cdot t) + (1 - \alpha) \cdot S_0 \cdot \exp(-k_2 \cdot t)$$

Forma diferencial:

$$dS_{rápido}/dt = -k_1 \cdot S_{rápido}$$

$$dS_{lento}/dt = -k_2 \cdot S_{lento}$$

$$dS/dt = dS_{rápido}/dt + dS_{lento}/dt$$

Restricciones físicas:

$$k_1 > k_2 \text{ (fracción rápida > fracción lenta)}$$

$$0 < \alpha < 1 \text{ (fracción debe ser entre 0 y 100\%)}$$

$$k_1 \in [0.01, 0.5] \text{ d}^{-1}$$

$$k_2 \in [0.001, k_1] \text{ d}^{-1}$$

Estimación inicial por descomposición:

$$\text{Para } t \text{ pequeño: } S(t) \approx S_0 \cdot \exp(-k_1 \cdot t) \cdot [\alpha + (1 - \alpha) \cdot \exp((k_1 - k_2) \cdot t)]$$

$$\text{Para } t \text{ grande: } S(t) \approx (1 - \alpha) \cdot S_0 \cdot \exp(-k_2 \cdot t)$$

7.1.4. Modelo de Gompertz Modificado.

La forma integrada utilizada para el ajuste de la concentración remanente de sustrato $S(t)$ es

$$S(t) = S_0 \cdot \exp \left[- \exp \left(\frac{R_m \cdot e}{S_0} (\lambda - t) + 1 \right) \right]$$

Restricciones Físicas y de Optimización: Para garantizar la validez termodinámica del ajuste durante la optimización numérica, se imponen las siguientes restricciones al espacio de búsqueda de parámetros:

- Concentración no negativa: $S(t) \geq 0$
- Tasa positiva: $R_m > 0$ (La degradación debe ocurrir).
- Causalidad: $\lambda \geq 0$ (El efecto no puede preceder a la causa; la degradación no puede empezar antes del tiempo cero).

Comportamiento Asintótico:

- Cuando $t < \lambda$: El término exponencial interno es grande, haciendo que $S(t) \approx S_0$ (Fase de estabilidad inicial).
- Cuando $t \rightarrow \infty$: El término $(\lambda - t)$ tiende a $-\infty$, haciendo que el exponencial interno tienda a 0. Matemáticamente $\exp(0)=1$, por lo que $S(t) \rightarrow S_0 \cdot \exp(-1)$ en la forma pura, aunque en aplicaciones de compostaje se asume que tiende a un valor residual estable.

7.2. Anexo B. Métricas Estadísticas y de Optimización.

7.2.1. Optimización No-Lineal.

Función objetivo:

$$F(\theta) = \sum_{i=1}^n w_i \left(S_{exp,i} - S_{pred,i}(\theta) \right)^2$$

Pesos estadísticos:

$$w_i = 1/\sigma_i^2 \text{ (cuando hay estimación de error)}$$

$$w_i = 1 \text{ (ponderación uniforme)}$$

Con penalización por restricciones:

$$F(\theta) = \sum_{i=1}^n w_i \left(S_{exp,i} - S_{pred,i}(\theta) \right)^2 + \lambda \cdot P(\theta)$$

$$P(\theta) = \text{penalización por violación de restricciones físicas}$$

Ponderación inversa a la varianza:

$$w_i = \frac{1}{\sigma_i^2}$$

Algoritmo del método Levenberg-Marquardt:

$$\theta_{k+1} = \theta_k - (J^T J + \lambda I)^{-1} J^T r$$

7.2.2. Métricas para Validación de Modelos.

Coefficiente de determinación:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (C_{exp,i} - C_{pred,i})^2}{\sum_i (C_{exp,i} - \overline{C_{exp}})^2}$$

Coefficiente de determinación ajustado:

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{(1 - R^2)(n - 1)}{n - p - 1}$$

Error cuadrático medio normalizado (RMSE):

$$RMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_i (C_{exp,i} - C_{pred,i})^2}}{\overline{C_{exp}}} \times 100\%$$

Criterio de Información de Akaike (AIC)

$$AIC = n \ln \left(\frac{SS_{res}}{n} \right) + 2p$$

AIC corregido para muestras pequeñas (AIC_c)

$$AIC_c = AIC + \frac{2p(p+1)}{n-p-1}$$

7.3. Anexo C. FORMATO RESUMEN DE MEMORIA DE TÍTULO

UNIVERSIDAD DE CONCEPCION – FACULTAD DE INGENIERIA

RESUMEN DE MEMORIA DE TÍTULO

Departamento : Departamento de Ingeniería Química
Carrera : Ingeniería Civil Química
Nombre del memorista : Vicente Alonso Muñoz Muñoz
Título de la memoria : Modelación cinética multimodelo del compostaje aeróbico de sólidos a partir de literatura: ajuste de parámetros y guía para diseño experimental.
Fecha de la presentación oral: Enero
Profesor(es) Guía : Claudio Zaror Z.
Profesor(es) Revisor(es) :
Concepto :
Calificación :

RESUMEN (Máximo 200 palabras)

La modelación cinética del compostaje aeróbico es clave para el diseño de reactores industriales, pero su aplicación se ve limitada por la alta variabilidad de parámetros reportados y por el uso de modelos simplificados sin validación estadística robusta. En esta memoria se evalúan cuatro modelos fenomenológicos (Primer Orden, Arrhenius, Bifásico y Gompertz Modificado) aplicados a un conjunto de datos de referencia construido mediante curaduría y procesamiento de series temporales de degradación de residuos orgánicos.

Los parámetros se estimaron por regresión no lineal y los modelos se compararon mediante RMSE y el criterio AICc, evidenciando que no existe un modelo universal: el Primer Orden resulta adecuado en residuos de cocina ($R^2 > 0.95$), mientras que sustratos complejos requieren modelos multiparamétricos para capturar fases de latencia y degradación heterogénea. Además, el análisis de incertidumbre mediante bootstrap mostró intervalos de confianza amplios para constantes cinéticas, lo que implica riesgo de subdimensionamiento si se usan valores puntuales de literatura. Finalmente, se propone un protocolo experimental estandarizado y de bajo costo para asegurar identificabilidad paramétrica y mejorar la transferencia de resultados a diseño.