

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE COSTA RICA  
ESCUELA DE QUÍMICA  
CARRERA DE INGENIERÍA AMBIENTAL



**“Simulación lógica difusa de la biodegradación de residuos sólidos orgánicos en  
bioreactores piloto”**

Trabajo como requisito para optar por el título de  
Licenciatura en Ingeniería Ambiental

J. Róger Atencio Badilla

Cartago, Junio 2014

“Simulación lógica difusa de la biodegradación de residuos sólidos orgánicos  
municipales en bioreactores piloto”

Informe presentado a la Escuela de Química  
del Instituto Tecnológico de Costa Rica como requisito parcial  
para optar al título de Ingeniero ambiental con el grado en Licenciatura

**Miembros del Tribunal**



---

**Dra. Silvia Soto Córdoba**  
**Director de Tesis**



---

**Ing. Liliانا Gaviria Montoya**  
**Lector 1**



---

**Ing. Mary Luz Barrios Hernández**  
**Lector 2**

“

## **Dedicatoria**

---

*Dedicada a mis padres por su apoyo y comprensión incondicional.*

*Personas que admiro por su amor, esfuerzo y perseverancia*

*para salir adelante en tiempos difíciles.*

## **Agradecimientos**

---

A mis incondicionales familiares y amigos.

A la Dra. Silvia Soto por su asesoramiento, apoyo e instrucción durante todo el desarrollo de mi tesis y carrera.

A todo el personal docente y administrativo de la Escuela de Química e Ingeniería Ambiental del ITCR.

## Tabla de contenido

Dedicatoria.....	iii
Agradecimientos.....	iv
Resumen.....	xi
Abstract.....	xii
Lista de Abreviaturas y Acrónimos.....	1
Capítulo I. INTRODUCCIÓN.....	2
1.1. Antecedentes.....	2
1.2. Definición del problema.....	3
1.3. Justificación de la propuesta: Abordaje desde la óptica de la ingeniería ambiental.....	4
1.4. Objetivo General y Específicos.....	6
1.4.1. Objetivo General.....	6
1.4.2. Objetivos Específicos.....	6
Capítulo II. MARCO TEÓRICO.....	7
2.1. Ecosistema de un relleno sanitario bioreactor.....	7
2.1.1. Tecnología del Relleno Sanitario tipo Bioreactor (RSB).....	7
2.1.2. Descomposición de los residuos en un RSB.....	8
2.1.3. Efecto de la recirculación de lixiviados en el proceso de descomposición de los residuos orgánicos.....	10
2.1.4. Diseño y control de un Relleno Sanitario tipo Bioreactor.....	11
2.2. Conjuntos y Lógica Difusa: Simulación de procesos en ingeniería.....	12
2.2.1. Introducción a la Lógica Difusa y el pensamiento aproximado.....	12
2.2.2. Conjuntos difusos o borrosos (Fuzzy Sets).....	12
2.2.3. Creación de funciones membresía a partir de ejercicios de entrenamiento.	14
2.2.4. Operaciones difusas.....	18
2.2.5. Reglas borrosas o difusas.....	19
2.2.6. Fusificación, Defusificación e Inferencia Difusa.....	20
2.2.7. MATLAB® y Simulink.....	21
Capítulo III. MATERIALES Y METODOLOGÍA.....	23
3.1. Biodegradación de residuos orgánicos en bioreactores piloto.....	23
3.1.1. Construcción y llenado de los bioreactores.....	23
3.1.2. Configuración del experimento.....	24
3.1.3. Muestreo y análisis físico-químicos.....	26
3.1.4. Recolección y tabulación de datos.....	26
3.2. Inferencia difusa o borrosa del proceso de estabilización y producción de gases en un relleno bioreactor.....	26

3.2.1. Ajuste de los datos de DQO dentro del conjunto de variables difusas: Construcción de funciones membresía.....	27
3.2.2. Proceso de defusificación, regresando de valores difusos a valores reales...	31
3.2.3. Simulación del proceso de biodegradación de los residuos sólidos orgánicos con MATLAB®.....	31
Capítulo IV. RESULTADOS Y DISCUSION .....	33
4.1. Experimentación con bioreactores piloto .....	33
4.2. Sistema de predicción de la DQO mediante el enfoque de la LD. ....	40
4.3. Sensibilidad del análisis.....	46
Capítulo V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	48
Capítulo VI. BIBLIOGRAFÍA .....	50
Capítulo VII. APÉNDICES.....	54

## Índice de Figuras

Figura 1. Recirculación de lixiviados y colección de gases en un Relleno Sanitario tipo Biorreactor .....	3
Figura 2. Diagrama de flujo del ecosistema en un Relleno Sanitario tipo Biorreactor. Adaptado de (Abdallah & Kennedy, 2013) .....	8
Figura 3. Etapas en la descomposición de residuos en un Relleno Sanitario tipo Biorreactor .....	9
Figura 4. Representación gráfica del conjunto “hombres altos” bajo el enfoque de la lógica borrosa o difusa (izq) versus el enfoque de la lógica clásica (der). (Adaptado de (Benito & Durán, 2005)) .....	13
Figura 5. Ejemplo del conjunto velocidad, a su vez definidos las etiquetas lingüísticas: baja, media, alta; mediante funciones de pertenencia o membresía. ....	14
Figura 6. Formas triangular, S, y trapezoidal (en orden) de funciones membresía. Adaptado de (Ross, 2010) .....	15
Figura 7. Ejemplo de función membresía triangular A, B, C; utilizado por Hong & Lee (1996) .....	16
Figura 8. Representación gráfica de los operadores lógicos AND (min A,B), OR (max A,B) y NOT (1-A). Adaptado de (Ross, 2010) .....	19
Figura 9. Definición matemática de los cuatro métodos de inferencia más populares, donde $\mu_w$ es la función de pertenencia del conjunto de salida w. Adaptado de (Ross, 2010).....	20
Figura 10. Esquema del sistema de inferencia borrosa o difusa. Adaptado de Ross, 2010. ....	21
Figura 11. Vista de la interface de la herramienta Fuzzy Logic Toolbx de MATLAB®. ....	22
Figura 12. Bioreactores piloto y sistema de recolección de lixiviados .....	23
Figura 13. Configuración de las unidades experimentales o biorreactores .....	24
Figura 14. Ubicación de los tratamientos .....	25
Figura 15. Tablas de decisiones inicial (izquierda) y corregida (derecha) para la creación de las reglas difusas. ....	30
Figura 16. Diagrama de flujo del modelo de simulación. ....	32
Figura 17. Reducción en la altura del residuo en los bioreactores .....	33
Figura 18. Producción acumulada de lixiviado para los tratamientos .....	34
Figura 19. Diferencias significativas de temperatura en el lixiviado entre tratamientos (°C) .....	35
Figura 20. Diferencias significativas de pH en el lixiviado entre tratamientos.....	36
Figura 21. Variaciones en las concentraciones de DQO para los tres tratamientos a lo largo del tiempo. ....	37
Figura 22. Curva de DQO para sistemas tradicionales versus los tratamientos con recirculación de lixiviados.....	40
Figura 23. Funciones membresía para las variables de entrada tiempo (FASE) y cantidad de lixiviado (LR); y la variable de salida DQO. ....	41
Figura 24. Construcción de reglas difusas a partir de tabla de decisiones .....	41

Figura 25. Superficie generada en el motor de inferencia difusa. ....	43
Figura 26. Representación gráfica de las reglas difusas en FuzzyLogic Toolbox de Matlab®.....	43
Figura 27. Datos experimentales y simulados para una configuración con recirculación baja de 250 mL/día. ....	45
Figura 28. Datos experimentales vs simulados para una configuración con recirculación media de 500 mL/día .....	45
Figura 29. Datos experimentales vs simulados para una configuración con recirculación alta de 750 mL/día. ....	45
Figura 30. Análisis de sensibilidad de la simulación del modelo.....	46



## Índice de Cuadros

Cuadro 1. Detalle de los tratamientos .....	25
Cuadro 2. Reordenamiento de los valores promedio de DQO obtenidos mediante la experimentación con bioreactores piloto, para el uso del método propuesto por (Hong & Lee, 1996).....	27
Cuadro 3. Cálculo del coeficiente similitud (Si) entre datos de DQO ordenados en forma ascendente.....	27
Cuadro 4. Definición de las funciones membresía para la variable de salida DQO.....	28
Cuadro 5. Valores calculados de las funciones membresía triangulares (ABC), para la DQO. ....	28
Cuadro 6. Valores iniciales para las funciones membresía de la variable de entrada Lixiviado Recirculado (LR).....	29
Cuadro 7. Valores iniciales para las funciones membresía de la variable de entrada FASE .....	29
Cuadro 8. Valores finales para las funciones membresía de la variables de entrada FASE .....	31
Cuadro 9. Diferencias significativas de temperatura en el lixiviado entre tratamientos (°C) .....	35
Cuadro 10. Diferencias significativas de pH en el lixiviado entre tratamientos .....	36
Cuadro 11. Medias para la DQO ( $\times 10^3$ mg/L), para los tres tratamientos. ....	38
Cuadro 12. Resultados del proceso de simulación de la DQO (mg/L), mediante el sistema de inferencia difusa.....	44

## Índice de Ecuaciones

Ecuación 1. Cálculo del valor de similitud ( $s_i$ ).....	16
Ecuación 2. Cálculo del punto B, para funciones membresía de salida triangulares (A, B, C) .....	17
Ecuación 3. Cálculo de $\mu_j(y_i)$ para determinar la membresía del valor inicial y final de cada grupo .....	17
Ecuación 4. Cálculo del punto A, para funciones membresía de salida triangulares (A, B, C) .....	17
Ecuación 5. Cálculo del punto C, para funciones membresía de salida triangulares (A, B, C) .....	17

## **“Simulación lógica difusa de la biodegradación de residuos sólidos orgánicos en bioreactores piloto”**

### **Resumen**

---

El Relleno Sanitario tipo Bioreactor (RSB) es una tecnología emergente que emplea prácticas operacionales específicas como la recirculación de lixiviados para optimizar los procesos de biodegradación de los residuos sólidos. Sin embargo, el diseño y la operación no controlada normalmente se traducen en pérdida de la eficiencia del sistema. Es por esto que resulta necesario aproximar el comportamiento del sistema bajo diferentes condiciones operacionales y lograr establecer los parámetros óptimos para una biodegradación de los residuos sólidos más acelerada. Este proyecto busca desarrollar un modelo de la biodegradación de residuos sólidos orgánicos que permita estimar la tasa ideal de recirculación de lixiviados como volumen por unidad de tiempo por kilogramo de residuos. Se utilizó el método computacional blando de Lógica Difusa (LD) para adaptarse a la incertidumbre, la complejidad y no-linealidad de los procesos que ocurren en la descomposición anaerobia de residuos. Para tal fin se construyeron 22 bioreactores de PVC cada uno con 1 kg de residuos sólidos orgánicos homogenizados. Se evaluaron tres tratamientos de recirculación de lixiviados: 250 mL/día (RB), 500 mL/día (RM), 750 mL/día (RA) y se midió la temperatura y el pH del lixiviado durante todo el experimento de forma que estas se consideraron covariables y como indicador de la calidad del lixiviado se utilizaron los resultados de Demanda Química de Oxígeno (DQO). Se realizaron evaluaciones a los días 56, 98, 133 y 186 del inicio de operación. Los tratamientos con tasas de recirculación de 500 y 750 mL (RM y RA) presentaron una mayor eficiencia en la remoción de la DQO (con un promedio de 17 150 mg/L y 14 621 mg/L respectivamente para el día 186) mientras que el tratamiento con 250 mL (RB) de lixiviado por día por kilogramo presentó la lectura más alta de DQO (22 351 mg/L) al finalizar el periodo de observación. Se desarrolló preliminarmente un modelo de predicción de la DQO, basado en el enfoque de la Lógica Difusa para simular el comportamiento de la carga orgánica en los lixiviados, tomando en cuenta la cantidad de lixiviado recirculado. El modelo sugiere, con un error cercano al 5%, que tasas entre los 600 y 900 mL/día son las ideales para acelerar el proceso de descomposición de los residuos.

**Palabras clave:** Relleno Sanitario tipo Bioreactor, recirculación lixiviados, Lógica Difusa, Demanda Química de Oxígeno

## **“Fuzzy logic simulation of biodegradation of organic solid waste in pilot-scale bioreactors”**

### **Abstract**

---

The Bioreactor Landfill (BL) is an emerging concept that has gained attention in recent years. This technology uses specific operational practices (leachate recirculation control, nutrients, pH adjustments, etc.) to optimize biodegradation processes in the system. However if the design and operation is not controlled (specifically manipulation leachate and recycling process) typically results in loss of system efficiency. This is why it is necessary to generate models to approximate the system behavior under different operational conditions and achieve set the optimal parameters for the biodegradation of solid waste. The aim of this work was to develop a model of the biodegradation of organic solid waste that allows to know the ideal rate of leachate recirculation as volume per unit time per kilogram of waste. For this soft computing method Fuzzy Logic (FL) was used to fit the uncertainty, complexity and non-linearity of the processes occurring in BL. For this purpose 22 bioreactors (30 cm height and 12,5 cm diameter) were constructed with 1 kg of homogenized organic solid waste each one. An experimental design was set up with three recirculation treatments: 250 mL/day (RB), 500 mL/day (RM), 750 mL/day (RA) and response factor as the value of the chemical oxygen demand (COD) was considered over a period of 182 days. At the end of the period of 182 days of observation treatments with recirculation rates of 500 and 750 mL (RM and RA) of leachate per day per kilogram of residue, showed a higher removal efficiency of COD (17 150 mg/L and 14 621 mg/L respectively) while treatment with 250 mL (RB) of leachate per day per kilogram provided the highest reading of COD (22 351 mg / L) at the end of the observation period . With these results it was possible to develop a preliminary model for predicting COD biodegradation of organic solid waste, based on the approach of Fuzzy Logic. This model achieves satisfactory levels to model the behavior of the organic load in the leachate, taking into account the amount of recirculated leachate. The model suggests that rates between 600 and 900 mL / day is ideal to speed up the process of decomposition of the waste, with close to 5% errors.

**Keywords:** Bioreactor Landfill, leachate recirculation, Chemical Oxygen Demand, Fuzzy Logic

## **Lista de Abreviaturas y Acrónimos**

**CD** Control Difuso

**DQO** Demanda Química de Oxígeno

**EPA** US Environmental Protection Agency (Agencia de Protección Ambiental de los EUA)

**FASE** Se refiere al tiempo de operación del sistema anaerobio de biodegradación

**FL** Lógica Difusa o Borrosa con sus siglas en inglés (Fuzzy Logic)

**LD** Lógica Difusa o Borrosa

**LR** Cantidad de Lixiviado Recirculado

**RA** Recirculación Alta (Tratamiento de 750 mL/día de lixiviado recirculado)

**RB** Recirculación Baja (Tratamiento de 250 mL/día de lixiviado recirculado)

**RM** Recirculación Media (Tratamiento de 500 mL/día de lixiviado recirculado)

**RSB** Relleno Sanitario tipo Bioreactor

## Capítulo I. INTRODUCCIÓN

---

### 1.1. Antecedentes

En Costa Rica y América Latina los rellenos sanitarios y los botaderos a cielo abierto han sido considerados los métodos dominantes como tratamiento final de residuos sólidos domiciliarios (Soto, 2012). Sin embargo, estos sistemas pueden provocar impactos negativos al medio ambiente cuando son diseñados y operados de una manera no adecuada y rigurosa; lo que se traduce en costos de operación y mantenimiento elevados, generalmente no sostenibles en el tiempo. Dentro de los principales problemas detectados en los sistemas convencionales de disposición final de residuos sólidos domiciliarios, se encuentra la generación de lixiviados con alto potencial contaminante debido a su elevada carga orgánica, contenido de metales pesados y la concentración de nitrógeno (Tchobanoglous, Theisen, & Vigil, 1993), el tratamiento de estos resulta costoso lo cual eleva los costos de operación de los rellenos sanitarios convencionales. Adicionalmente, en los rellenos sanitarios convencionales se presenta una emisión de gases, principalmente metano.

Dado lo anterior ha sido necesaria la concepción de nuevas técnicas para el adecuado tratamiento final de los residuos. El Relleno Sanitario tipo Bioreactor (RSB) es uno de los sistemas de tratamiento de residuos sólidos municipales de segunda generación con más auge, considerado uno de los más prometedores por su eficiencia en reducir el potencial contaminante de los lixiviados y aumentar la cantidad de biogás disponible, obteniéndose beneficio económico al revalorizar los residuos mediante el aprovechamiento de la energía (Reinhart & Harper, 1998). Un Relleno Sanitario tipo Bioreactor (Figura 1) es típicamente un relleno sanitario en el cual se emplean variaciones en el diseño y modificaciones operacionales para transformar y estabilizar materia orgánica en un periodo de 5 a 10 años (Abdallah, 2011), optimizando los procesos de biodegradación. La innovación presente en el diseño de los RSB consiste básicamente en la recirculación de los lixiviados producidos, y el aprovechamiento de los gases producidos para la generación de energía (Reinhart & Harper, 1998).

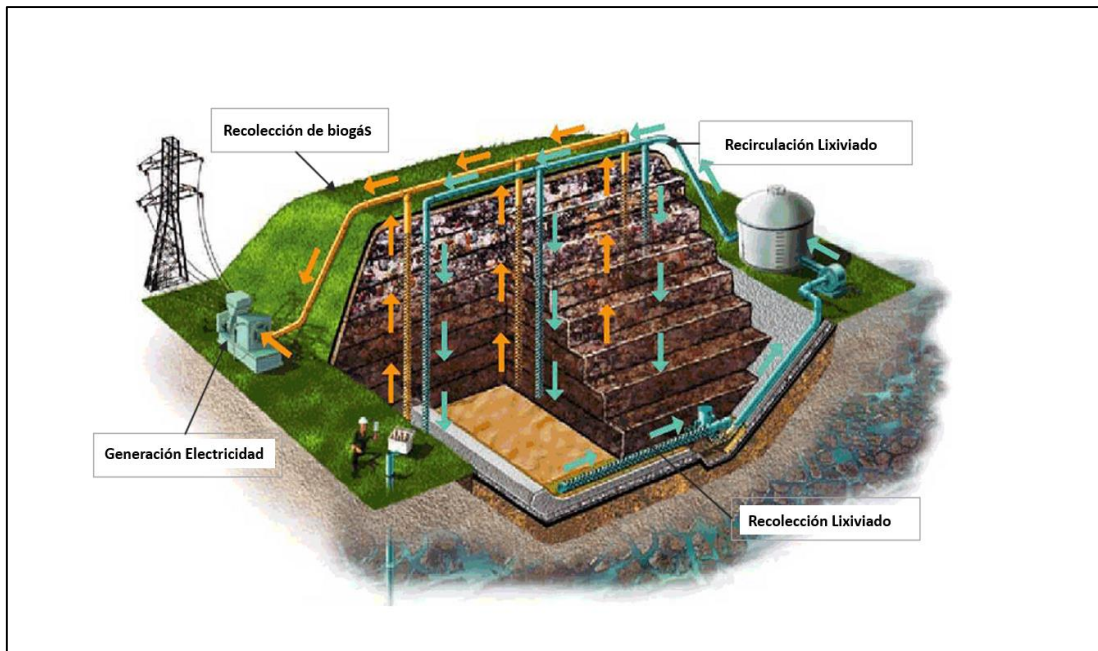


Figura 1. Recirculación de lixiviados y colección de gases en un Relleno Sanitario tipo Biorreactor (Adaptado de Abdallah M, 2011)

Las ventajas potenciales de los RSB incluyen una estabilización más rápida de los residuos, incremento en las tasas de asentamiento y recuperación de espacio, producción de biogás rápida, reducción de costos asociados al tratamiento de los lixiviados y reducción de esfuerzos en la post-clausura del proyecto (Abdallah, 2011). La tecnología del RSB representa una alternativa ante la problemática de contaminación generada por la disposición de residuos sólidos de manera descontrolada, ya que se ha demostrado que la recirculación del lixiviado da excelentes resultados en la estabilización de la materia orgánica *in situ*, así como ha significado un aumento en la producción de gases utilizables en la producción de energía (Reinhart & Harper, 1998). Cada vez que el lixiviado pasa a través de los residuos, los compuestos dentro del lixiviado son transformados por los microorganismos dentro del relleno, de esta manera se logra la conversión acelerada de los ácidos grasos a metano fomentado por el aumento de humedad generado por la recirculación. La metanización de los ácidos grasos provoca el aumento del pH y este a su vez disminuye la solubilidad de los metales pesados con lo que se logra una menor concentración de metales en el lixiviado (Interstate Technology & Regulatory Council (ITRC), 2006).

## 1.2. Definición del problema

Uno de los aspectos más críticos, sin embargo muy poco estudiado, de un RSB es el control de las condiciones de operación del sistema. La carencia de directrices técnicas

o modelos eficientes para la gestión del RSB han complicado el diseño y desarrollo de esta tecnología, específicamente en cuanto a la cantidad y calidad del lixiviado recirculado y los adecuados procedimientos para su gestión y manipulación. En Costa Rica se ha investigado poco en materia de tratamiento de residuos sólidos municipales con sistemas anaerobios (Laurent, 2011), incluyendo los RSB. A pesar de que es bien conocido que las técnicas más eficientes en el tratamiento anaerobio de residuos orgánicos son la recirculación del lixiviado y la adición de lodos (Abdallah & Kennedy, 2013; Reinhart & Harper, 1998), no se cuenta con resultados o modelos que permitan conocer el efecto sobre la biodegradación, que podrían tener diferentes regímenes de recirculación de lixiviados en el sistema. Por esta razón es necesario un modelo que no solo permita la reproducción satisfactoria de este proceso sino que sea una herramienta para que el diseñador, operador o encargado del RSB pueda tomar decisiones de manera que se puedan alcanzar los resultados esperados y/o deseados, de acuerdo a la legislación existente.

### **1.3. Justificación de la propuesta: Abordaje desde la óptica de la ingeniería ambiental.**

Parámetros como la humedad, la cantidad de microorganismos y los nutrientes disponibles, están directamente relacionados con la cantidad de lixiviado que se recircule en el residuo (T. Tolaymat, Kremer, Carson, & Davis-Hoover, 2004).

Un número importante de modelos matemáticos han sido utilizados para simular los procesos bioquímicos que ocurren en un sistema anaerobio (White, Robinson, & Ren, 2004; Sloot & Zomeren, 2003), así como la cantidad y calidad de lixiviado (Sloot & Zomeren, 2003) y la generación de gas (Pohland & Harper, 1985). Sin embargo, estos modelos requieren gran cantidad de datos de entrada y tienen limitaciones prácticas para la simulación debido a sus complicadas formulaciones. A la heterogeneidad de los residuos sólidos municipales (RSM) se suma a la dificultad de evaluar los efectos individuales y acoplados que los parámetros de operación puedan tener sobre el sistema, generando complicaciones a la hora de diseñar y operarlos. Estos problemas han sido abordados recientemente mediante métodos computacionales blandos, dentro de ellos la Lógica Difusa o Borrosa (LD) y se han desarrollado modelos de predicción de calidad de lixiviados y gas obteniendo resultados exitosos en la simulación del sistema anaerobio de



degradación de residuos (Rendra, Fernandes, & Warith, 2008; Abdallah & Fernandes, 2013; Abdallah & Kennedy, 2013; Abdallah, 2011).

La herramienta de Lógica Difusa o Lógica Borrosa (Fuzzy Logic en inglés) ofrece ventajas al tratar con sistemas complejos que presenten estos inconvenientes. A la fecha no existen estudios en Costa Rica o América Latina que hagan uso de la LD como un método para simular los procesos de biodegradación de la materia orgánica, que involucren el uso de la técnica de recirculación de lixiviados. La LD utiliza reglas lingüísticas que capturan la experiencia de expertos humanos, creando una base de conocimiento para la toma de decisiones en un sistema complejo, que por lo general no se encuentra bien definido en la literatura, similar al encontrado en un Relleno Sanitario tipo Bioreactor. Existen softwares como fuzzyTECH, jFuzzyLogic, mbFuzzIT, metarule, SINE, Type-2 Fuzzy Logic Software, FuzzyLogic Toolbox de MATLAB y otros que han facilitado el uso de esta herramienta.

Esta ha sido ampliamente desarrollada por grupos de investigación en control automático y redes artificiales neuronales, principalmente para aplicaciones en control de procesos (Chen, 1998; Guzmán & Castaño, 2009; Kumarasamy & Ratnakumar, 2012). Sin embargo, recientemente en numerosas aplicaciones se ha utilizado la herramienta de la Lógica Difusa y el Control Difuso (CD) en materia de residuos sólidos (Abdallah & Fernandes, 2013; Abdallah, 2011), tratamiento de efluentes (Kotti, Sylaios, & Tsihrintzis, 2013; Miñano & Villalobos, 2012; Sarabia & Mirquez, 2012), producción más limpia (Molina, 2009), manejo de ecosistemas acuáticos (Magadalenó & Martínez, 2005) y gestión de la sostenibilidad (Bonilla, 2011), cumpliendo estos de manera satisfactoria con los objetivos para los que fueron desarrollados.

Se propone entonces el diseño, desarrollo y prueba de un modelo basado en este enfoque que permita reproducir de manera satisfactoria el proceso de biodegradación de los residuos orgánicos que podría estarse llevando a cabo en un sistema anaerobio como el RSB, en términos de la remoción de la DQO y que a su vez arroje los parámetros de diseño necesarios para estimar la cantidad de lixiviado necesaria por unidad de masa de residuo para acelerar el proceso de descomposición.

## **1.4. Objetivo General y Específicos.**

### *1.4.1. Objetivo General*

Desarrollar un modelo de la biodegradación de residuos sólidos orgánicos con recirculación de lixiviados mediante el enfoque de la Lógica Difusa (LD) para determinar la cantidad de lixiviado recirculado óptimo para acelerar el proceso de degradación en términos de la Demanda Química de Oxígeno (DQO).

### *1.4.2. Objetivos Específicos*

Determinar experimentalmente el comportamiento del proceso de biodegradación de residuos orgánicos, mediante el empleo de bioreactores piloto a diferentes tasas de recirculación de lixiviados.

Simular el proceso de biodegradación de residuos orgánicos en bioreactores piloto mediante la aproximación de la Lógica Difusa.

### 2.1. Ecosistema de un relleno sanitario bioreactor

#### 2.1.1. Tecnología del Relleno Sanitario tipo Bioreactor (RSB)

Esta tecnología en primera instancia suele ser muy semejante a la del relleno sanitario tradicional, diferenciándose en que conlleva como requerimiento obligatorio la "recirculación formulada" de lixiviados crudos o previamente inoculados con agentes suplementarios que permitirán acelerar el proceso de descomposición, aumentar el tiempo de retención celular y reducir los tiempos de estabilización de los residuos (Reinhart & Harper, 1998). Además, cuando los sistemas son aerobios es necesario inyectar aire a presión al interior de la masa de residuos; sin embargo, los procesos biológicos que ocurren en un relleno sanitario son en su mayoría de tipo anaerobio (Abdallah & Kennedy, 2013). El control de la recirculación de los lixiviados en esta tecnología es fundamental ya que deben de inyectarse a las celdas o unidades de tratamiento, en la cantidad y en el tiempo que demande el proceso. Al término de la estabilización de los residuos, es posible abrir o minar las celdas de residuos para rescatar el material degradable ya estabilizado mediante un proceso de tamizado para volver a depositar residuos en las celdas ahora vacías; con lo cual es posible incrementar la vida útil del relleno sanitario hasta en tres veces su vida normal, tratar eficientemente los lixiviados y acelerar la producción de biogás (Reinhart & Harper, 1998).

El aumento en el contenido de líquido del residuo mediante la recirculación, es el factor más importante que promueve la descomposición acelerada de los residuos sólidos orgánicos ya que representa una afectación directa del ecosistema de un RSB (ver Figura 2). La tecnología del Relleno Sanitario tipo Bioreactor se basa en el mantenimiento del porcentaje líquido óptimo, aproximadamente de 35 a 65% del contenido volumétrico del total de residuos (Abdallah & Kennedy, 2013; Reinhart & Harper, 1998). Esta condición combinado con la acción biológica de los microorganismos presentes descomponen los residuos, teniendo como efecto secundario la producción de gases tales como el gas metano a una tasa mucho más alta de generación que vertederos tradicionales (Pohland & Harper, 1985; Reinhart & Harper, 1998).

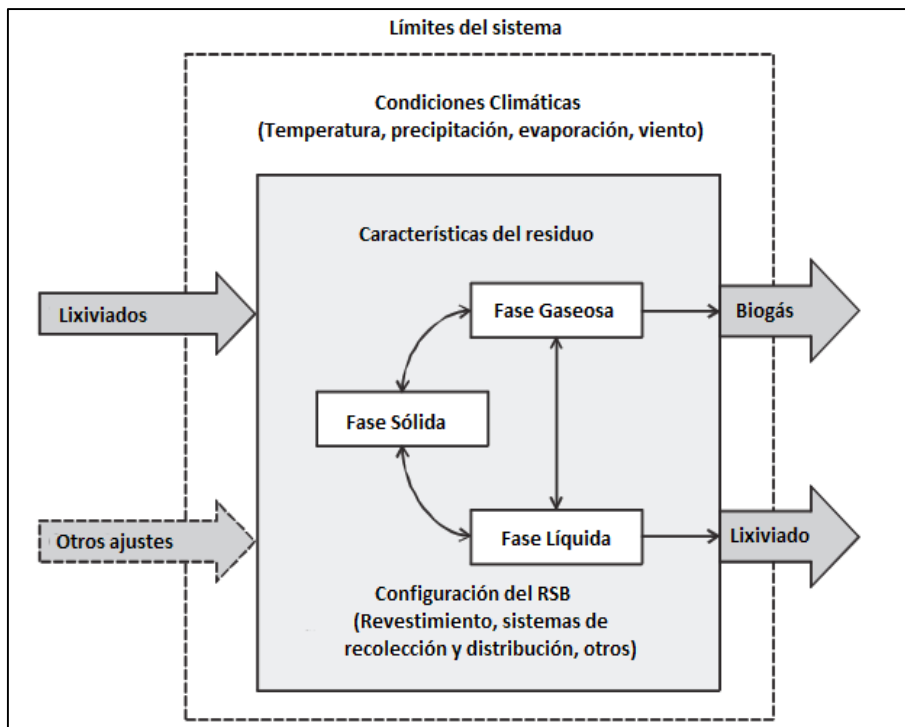


Figura 2. Diagrama de flujo del ecosistema en un Relleno Sanitario tipo Biorreactor. Adaptado de (Abdallah & Kennedy, 2013)

La descomposición y estabilización biológica de los residuos en un Relleno Sanitario tipo Biorreactor puede ocurrir en un plazo de tiempo mucho más corto que en relleno tradicional o "tumba seca", lo que se traduce en una posible disminución de riesgos sobre el medio ambiente a largo plazo. Además, de representar un ahorro en costos de tratamiento de lixiviados, operación del relleno sanitario y los costos posteriores al cierre. Algunas de las ventajas potenciales de un RSB son (Reinhart & Harper, 1998):

- La descomposición y estabilización biológica llevada a cabo en años, comparado con el tiempo ocupado por el sistema tradicional que normalmente son de una a tres décadas.
- Generación de residuos de menor toxicidad.
- Reducción de los costes de tratamiento de lixiviados.
- Un 15 a 30 por ciento de ganancia en espacio en el sistema, debido a un aumento en la densidad de la masa de residuos por efecto de la recirculación de lixiviados.
- Aumento significativo en la generación de biogás aprovechable para la generación de energía eléctrica.
- Reducción de cuidados y costos post-cierre.

### 2.1.2. Descomposición de los residuos en un RSB

El Relleno Sanitario tipo Bioreactor se puede considerar como un reactor de lecho fijo múltiple en el que la matriz de residuos sólidos representa el sustrato. La reacción

predominante en estos es la descomposición anaeróbica de la fracción biodegradable de los residuos sólidos. Todos los rellenos sanitarios, incluyendo el tipo bioreactor, poseen las mismas etapas de estabilización de los residuos (Pohland & Harper, 1985), presentándose una aceleración de estas en sistemas con recirculación de lixiviados (Tolaymat et al., 2010). Las dimensiones temporales y espaciales de cada fase depende de muchos factores como las características del residuo, el diseño del relleno, la estrategia operacional, condiciones ambientales y son caracterizadas por cambios químicos y bioquímicos en parámetros indicadores. En la Figura 3 se muestran las principales fases de descomposición en términos de cantidad de biogás producido, así como parámetros bioquímicos del lixiviado.

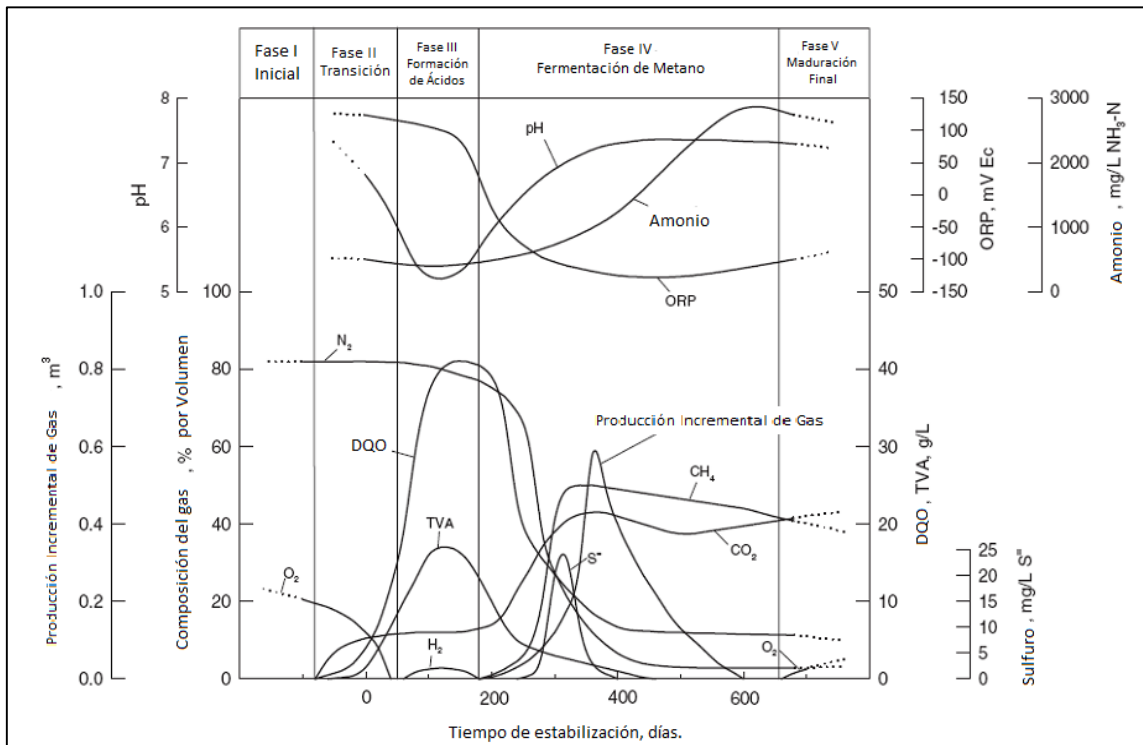


Figura 3. Etapas en la descomposición de residuos en un Relleno Sanitario tipo Biorreactor (Adaptado de Kim y Pohland, 2003)

**Fase I (Iniciación):** Conforme la disponibilidad de humedad y la densidad microbiológica aumenta, de igual manera la descomposición bioquímica de la materia orgánica. Esta etapa tarda unas pocas semanas e involucra el consumo de oxígeno residual presente en el residuo “fresco”, dejando productos en equivalentes molares de dióxido de carbono y agua.

**Fase II (Transición):** Esta etapa es una transición de condiciones aerobias a anaerobias. Durante esta etapa, los principales aceptores de electrones son nitratos y sulfatos.

Conforme el oxígeno está mermando, microorganismos anaerobios y facultativos comienzan a predominar. En esta etapa la producción de dióxido de carbono aumenta y comienza la producción de ácidos orgánicos volátiles e hidrógeno.

*Fase III (Formación de ácidos):* En esta fase la concentración de ácidos volátiles en el lixiviado aumentan a causa del proceso de hidrólisis y la acidificación de la fracción biodegradable de residuos. Los intermediarios del proceso de fermentación (ácidos volátiles), provocan un aumento en la demanda química de oxígeno.

*Fase IV (Fermentación/Metanogénica):* Productos intermediarios que aparecen durante la fase de formación de ácidos se transforman en CH<sub>4</sub>, H<sub>2</sub> y CO<sub>2</sub> por los acetógenos y metanógenos.

*Fase V (Maduración):* Esta etapa está caracterizada por una tasa más baja de actividad biológica limitada por la baja disponibilidad de nutrientes como fósforo. Consecuentemente disminuye la demanda química de oxígeno y la producción de biogás.

### *2.1.3. Efecto de la recirculación de lixiviados en el proceso de descomposición de los residuos orgánicos.*

Un lixiviado se define como todo líquido que se ha infiltrado o ha sido generado por la descomposición de residuos e incluye el agua pluvial que entra en contacto con estos (Pohland & Harper, 1985) . Los lixiviados son un contaminante potencial debido a su alto contenido en nutrientes, sales y otros componentes solubles, productos del proceso de biodegradación. Los lixiviados arrastran gran cantidad de material disuelto, su color varía de café claro cuando son jóvenes a gris oscuro cuando envejecen.

La recirculación de lixiviados en el proceso de descomposición de los residuos se ha implementado en los últimos años como medida para acelerar el proceso de estabilización y estimular la producción de biogás. Cada vez que el lixiviado pasa a través de los residuos, el contenido de estos es transformado por los microorganismos presentes en el sistema, logrando una conversión acelerada de los ácidos grasos en metano (Karthikeyan & Joseph, 2006; Perera & Eng, 2005; Tolaymat et al., 2004). La metanización de los ácidos grasos provoca el aumento del pH y este a su vez, disminuye

la solubilidad de los metales pesados con lo que se logra una menor concentración de metales en el lixiviado.

#### *2.1.4. Diseño y control de un Relleno Sanitario tipo Bioreactor.*

Según Reinhart & Harper (1998) los factores que afectan la dinámica en el ecosistema de un RSB, pueden agruparse en: (1) factores relativos al ambiente microbiano (humedad, temperatura, disponibilidad de nutrientes, pH, alcalinidad y toxicidad), y (2) factores relacionados con las condiciones climáticas del sitio (temperatura ambiental, precipitación), características de la matriz (tamaño de la partículas, composición), así como el diseño y la operación del sistema (compactación, cobertura, sistema de recolección y recirculación).

El concepto y diseño de un RSB está basado en la adaptación y modificación de actividades operacionales para controlar los factores del sistema de manera positiva. El aspecto más importante para el diseño y una efectiva operación es la adición de líquido para el control de la humedad y al igual que en un relleno sanitario tradicional, los componentes más críticos a tomar en cuenta incluyen el revestimiento y el sistema de recolección de lixiviados, facilidades para la gestión de los lixiviados, recolección y manejo de los gases y la cobertura final de las celdas. Estos mismos componentes deben ser adaptados al RSB para manejar volúmenes mayores de líquido, reintroducirlo al sistema y manejar la producción acelerada de biogás. Algunos elementos adicionales como una estación para el bombeo de los lixiviados, tanques de almacenamiento de lixiviados y sistemas de tuberías para la reintroducción del líquido al sistema, deben de ser tomados en consideración (Reinhart & Harper, 1998).

Existen varios mecanismos de control que pueden ser aplicados al manejo de sistemas químicos y ambientales en ingeniería. Dentro de los esquemas o mecanismos más utilizados y difundidos podemos encontrar: retroalimentación, alimentación directa y control de lazo abierto (Abdallah, 2011). El control mediante retroalimentación utiliza información de mediciones previas para manipular variables en el sistema de manera que se obtengan los resultados operacionales deseados, la alimentación directa predice el efecto de perturbaciones medidas y toma acciones correctivas, y finalmente el control de lazo abierto no utiliza retroalimentación para determinar los posibles efectos que pueden

tener condiciones ambientales u operacionales sobre el sistema. En la sección 2.2.4 se describe el método de retroalimentación utilizado y adaptado en este trabajo para generar un mecanismo basado en LD.

## **2.2. Conjuntos y Lógica Difusa: Simulación de procesos en ingeniería**

El enfoque de la LD permite generar un modelo de retroalimentación directa para la predicción del comportamiento del proceso de biodegradación de los residuos sólidos, facilitando la evaluación del sistema en tiempo real para la toma de decisiones en materia de diseño y control de operaciones. Se describen a continuación los principales elementos relacionados a la teoría de los conjuntos difusos, sistemas de inferencia difusa y sistemas de control difuso, necesarios para la comprensión del modelo de predicción que se busca desarrollar.

### *2.2.1. Introducción a la Lógica Difusa y el pensamiento aproximado*

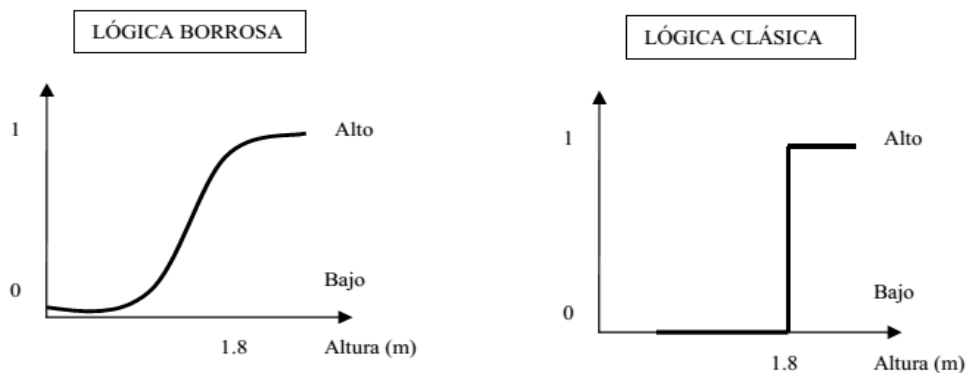
La Lógica Difusa fue investigada por primera vez en el año 1965, en la Universidad de Berkeley, California, por el ingeniero Lotfy Zadeh, cuando define lo que él llamó el principio de incompatibilidad: “Conforme la complejidad de un sistema aumenta, nuestra capacidad para ser precisos disminuye hasta el umbral más allá del cuál, la precisión y el significado son características influyentes” (Zadeh, 1965). Introdujo entonces el concepto de Conjunto Difuso (Fuzzy Set en inglés) bajo el que reside la idea de que los elementos sobre los que se construye el pensamiento humano no son números, sino etiquetas lingüísticas. La LD permite representar el conocimiento común, que es mayoritariamente de tipo lingüístico cualitativo y no cuantitativo, en un lenguaje matemático a través de la teoría de conjuntos difusos y funciones características asociados a ellos. El aspecto central de un sistema basado en LD es que a diferencia de los que se basan en la lógica clásica, tienen la capacidad de reproducir aceptablemente los modos usuales del razonamiento, considerando que la certeza de una proposición es una cuestión de grado.

### *2.2.2. Conjuntos difusos o borrosos (Fuzzy Sets)*

Para ilustrar el concepto de la LD y los conjuntos difusos se utilizará el primer ejemplo utilizado por Zadeh en 1965 del conjunto de “los hombres altos” (Zadeh, 1965).



Según la teoría de lógica clásica al conjunto de hombres altos solo pertenecen los que miden más de una determinada altura y esa altura límite es 1,80 metros, así un hombre es considerado alto cuando mide por ejemplo 1,81 metros y uno bajo cuando mide 1,79 metros. Sin embargo está no parece una razón muy lógica para catalogar a un hombre de alto o bajo ya que por ejemplo en el caso expuesto la altura de uno a otro solo se diferencia en 2 centímetros. En casos como este donde no es fácil catalogar algo dentro de un conjunto clásico se introduce la Lógica Difusa o también llamada Lógica Borrosa. Según la Lógica Borrosa, el conjunto de “hombres altos” es un conjunto que no tiene una frontera clara que indique que perteneces a ese grupo o no. El evaluar si un hombre es alto o bajo, se hace mediante una función que define la transición entre alto a bajo y para ello asigna a las distintas alturas un valor entre 0 y 1, estas funciones se les llama



funciones membresía o de pertenencia.

Figura 4. Representación gráfica del conjunto “hombres altos” bajo el enfoque de la lógica borrosa o difusa (izq) versus el enfoque de la lógica clásica (der). (Adaptado de (Benito & Durán, 2005))

Según sea este valor se considera que se pertenece al conjunto o no tal y como se muestra en la Figura 4 (condición de pertenencia). Aplicando esto al caso anterior, un hombre que mida 1,79 metros se puede decir que pertenece al conjunto de hombres altos con un grado de 0,75 y el hombre que medía 1,81 metros pertenece al conjunto de hombres altos con un grado de 0,8. Si representamos esto en una gráfica se obtendrá que la transición entre alto o bajo con la lógica borrosa es una curva con cambios no abruptos mientras que con la lógica clásica, el paso de alto a bajo o viceversa es brusco.

Los conjuntos clásicos tienen ciertas limitaciones ya que en ellos se define un universo de discurso que contiene conjuntos con bordes bien definidos y un elemento solo

puede o no pertenecer a dicho conjunto; o sea algo es verdadero o falso únicamente y no se definen situaciones intermedias. Los conjuntos borrosos son una extensión de los clásicos donde se añade una función de pertenencia, definida esta como un número real entre 0 y 1. Así se introduce el concepto de conjunto o subconjunto borroso y se lo asocia a un determinado valor lingüístico definido por una palabra o etiqueta lingüística, donde esta es el nombre del conjunto o subconjunto. Por cada conjunto se define una función de pertenencia o membresía denominada  $\mu_A(x)$  y esta indica el grado en que la variable  $x$  está incluida en el concepto representado por la etiqueta A ( $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$ ), si esta función toma el valor 0 significa que tal valor de  $x$  no está incluido en A y si toma el valor 1 el correspondiente valor de  $x$  está absolutamente incluido en A (Ross, 2009).

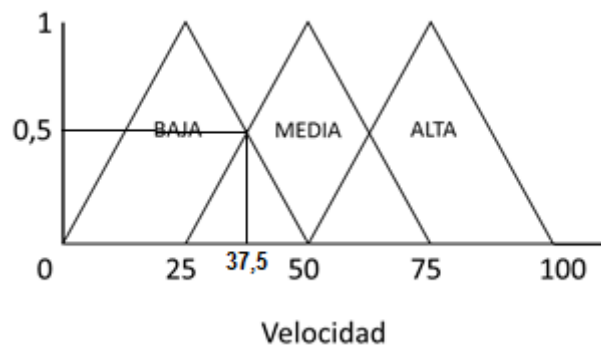


Figura 5. Ejemplo del conjunto velocidad, a su vez definidos las etiquetas lingüísticas: baja, media, alta; mediante funciones de pertenencia o membresía.

En la Figura 5 se ilustra lo anterior para el caso de la variable velocidad, la cual tiene tres funciones membresía: velocidad baja con los valores (0, 25, 50); media (25, 50, 75) y alta (50, 70, 100). Si tomamos como ejemplo el valor de velocidad 37,5 y lo ubicamos en la Figura 5, se puede observar que este valor  $x$  está incluido en el conjunto BAJA con un grado de pertenencia de 0,5 y además está incluido en el conjunto MEDIA con un 0,5 de grado de pertenencia

### 2.2.3. Creación de funciones membresía a partir de ejercicios de entrenamiento.

Las funciones de membresía representan el grado de pertenencia de un elemento a un subconjunto definido por una etiqueta. Existe una gran variedad de formas para las funciones de membresía (Figura 6), las más comunes son del tipo trapezoidal, singleton (S) y triangular.

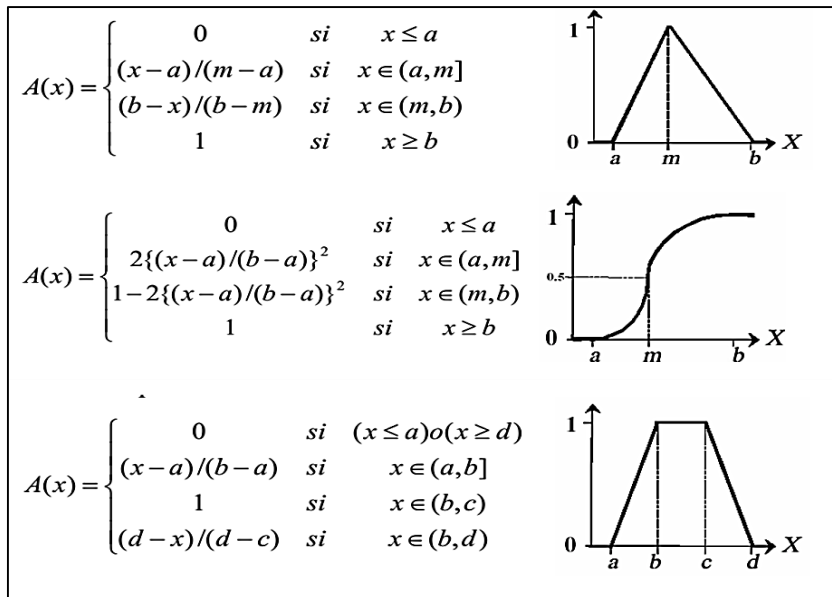


Figura 6. Formas triangular, S, y trapezoidal (en orden) de funciones membresía. Adaptado de (Ross, 2010)

Para el desarrollo de sistemas de inferencia difusa una de las actividades claves y más importantes es la construcción de las funciones membresía y definir el conjunto de reglas difusas que orientarán el sistema. En este sentido existen dos métodos para la obtención de las reglas difusas, una de ellas es el criterio experto y el otro es obtenido a través de procesos de aprendizaje basados en ejercicios de entrenamiento desde datos experimentales conocidos o propios (Chen & Tsai, 2005). En años recientes se han desarrollado una cantidad importante de métodos relacionados con la obtención de reglas difusas a partir de ejercicios de entrenamiento (Almeida & Orduña, 2013; Chen, 1998; Chen & Tsai, 2005; Cordón, Herrera, & Villar, 2001; Frantti, 2001; Homaifar & McCormick, 1995; Medasani, Kim, & Krishnapuram, 1998; T. M. Tolaymat et al., 2010; Yang & Bose, 2006); ya que estos permiten un mayor acercamiento al comportamiento real de sistemas complejos, reduciendo la posibilidad de que el experto cometa errores relacionados con la o las observaciones llevadas a cabo para el proceso de construcción del modelo.

Para el presente trabajo se utilizó la metodología propuesta por (Hong & Lee, 1996), la cual consiste en un método general de aprendizaje para la derivación automática de funciones membresía y reglas tipo SI-ENTONCES a partir de un conjunto de datos (ejercicio de entrenamiento) para de una manera rápida y con un error bajo construir un prototipo de un sistema experto bajo el enfoque de la LD. Esta metodología se expone preliminarmente, con ejemplos propios, para una adecuada comprensión del

procedimiento llevado a cabo en detalle en el capítulo III (MATERIALES Y METODOLOGÍA) y consiste en el seguimiento de los pasos descritos a continuación:

**PASO 1. De variables cuantitativas a términos lingüísticos**

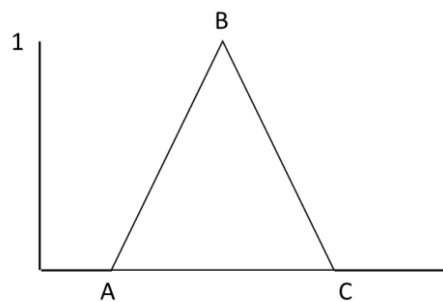
Los datos de salida del o los ejercicios de entrenamiento (resultados de un experimento) son agrupados adecuadamente para así derivar las funciones membresía que definirán el parámetro respuesta o de salida. En este caso los elementos Y de salida corresponden a lecturas de DQO en lixiviados. Primero es necesario colocar las variables de salida en orden ascendente. El orden modificado de las variables de salida es entonces:  $y'_1, y'_2, \dots, y'_n$ . Seguidamente se debe de calcular la diferencia entre datos adyacentes, por cada par  $(y_i, y_{i+1})$  ( $i = 1, 2, \dots, n-1$ ) la diferencia se calcula como  $dif = y_{i+1} - y_i$ . Ahora se calcula el valor de similitud ( $s_i$ ) entre datos adyacentes como:

$$S_i = \begin{cases} 1 - \frac{dif_i}{C * \sigma_s} & \text{para } dif_i \leq C * \sigma_s \\ 0 & \text{para } dif_i > C * \sigma_s \end{cases}$$

*Ecuación 1. Cálculo del valor de similitud ( $s_i$ )*

Donde  $s_i$  es un número real entre 0 y 1,  $\sigma_s$  es la desviación estándar de  $dif$  y C es un parámetro de control para regular la similitud o el traslape entre funciones membresía (generalmente entre 0 y 10). Ahora debemos buscar un valor de  $\alpha$  que determine que los valores de  $s_i$  menores que el mismo se deban de separar en dos grupos diferentes para la asignación de las funciones membresía a la variables de salida DQO.

Una vez definidos los datos que corresponden a cada función membresía se procede a determinar las funciones membresía para la salida haciendo uso de funciones triangulares de la forma ABC, tal y como se muestra en la Figura 7.



*Figura 7. Ejemplo de función membresía triangular A, B, C; utilizado por Hong & Lee (1996)*

Los valores ABC para cada función membresía se calculan mediante las ecuaciones descritas a continuación:

Para encontrar el punto B (centro) del triángulo:

$$b_j = \frac{y'_i * S_i + y'_{i+1} * \frac{S_i + S_{i+1}}{2} + y'_{i+2} * \frac{S_{i+1} + S_{i+2}}{2} + \dots + y'_{k-2} * \frac{S_{k-2} + S_{k-1}}{2} + y'_k * S_{k-1}}{S_i + \frac{S_i + S_{i+1}}{2} + \frac{S_{i+1} + S_{i+2}}{2} + \dots + \frac{S_{k-2} + S_{k-1}}{2} + S_{k-1}}$$

*Ecuación 2. Cálculo del punto B, para funciones membresía de salida triangulares (A, B, C)*

Determinar la membresía del valor inicial ( $y_i$ ) y final ( $y_k$ ):

$$\mu_j(y_i) = \mu_j(y_k) = \min(S_i + S_{i+1}, \dots, S_{k-1})$$

*Ecuación 3. Cálculo de  $\mu_j(y_i)$  para determinar la membresía del valor inicial y final de cada grupo*

Determinar el punto A (punto menor) del triángulo para cada función membresía:

$$a = b_j - \frac{b_j - y_i}{1 - \mu_j(y_i)}$$

*Ecuación 4. Cálculo del punto A, para funciones membresía de salida triangulares (A, B, C)*

Calcular el punto C (punto mayor) del triángulo

$$c = b_j + \frac{y_k - b_j}{1 - \mu_j(y_k)}$$

*Ecuación 5. Cálculo del punto C, para funciones membresía de salida triangulares (A, B, C)*

**PASO 2. Construir las funciones membresía iniciales variables de entrada.**

Para este estudio los atributos o variables de entrada son la cantidad de lixiviado recirculado (LR) y la fase o tiempo de operación (FASE); como LR se asignaron tres tasas diferentes de recirculación de lixiviado con 250 (RB), 500 (RM) y 750 mL/día (RA). Se debe asignar a cada atributo de entrada una función membresía inicial ( $R_n$ ), la cual es asumida como un triángulo de la forma (A, B, C), con la menor de las diferencias numéricas entre los datos de entrada como el menor valor del atributo ( $a_0$ ); si tres valores

de un atributo son 250, 500 y 750, el valor más pequeño será  $a_0$  y  $a_n$  será el valor más alto del atributo. Además la distancia entre  $a_i - a_{i-1} = a_{i+1} - a_i = 250$  (unidad más pequeña entre atributos). Para el caso de FASE se utilizan dos semanas como unidad de tiempo más pequeña entre observaciones.

### PASO 3. *Construir una tabla de decisiones inicial.*

Se construye una tabla multidimensional (donde cada dimensión corresponde a un atributo de entrada). La dimensión de la tabla viene dada por la matriz que involucra el número de funciones membresía iniciales para cada atributo ( $R_n^1 \times R_n^2$ ). Así, por ejemplo, si se determinan tres funciones R para LR y trece funciones para FASE, tendremos una matriz 3x13. De acuerdo a los datos o ejercicios que se utilicen se asignan los valores en las celdas de acuerdo con la función membresía de salida correspondiente.

### PASO 4. *Simplificar la tabla de decisiones inicial.*

Además, se debe mediante la combinación de celdas eliminar celdas repetidas, redundantes o innecesarias. Se debe ser cuidadoso y tomar en cuenta que para cada combinación de filas o columnas se deben de ajustar las funciones membresía iniciales, promediando los valores intermedios de los datos (A, B, C) y conservando los extremos (valor más alto y más bajo).

#### 2.2.4. *Operaciones difusas*

A los subconjuntos se les puede aplicar determinados operadores o bien se puede realizar operaciones entre ellos. Al aplicar un operador sobre un solo conjunto se obtendrá otro conjunto, lo mismo sucede cuando se realiza una operación entre conjuntos.

Las operaciones lógicas se utilizan en controladores y modelos difusos, son necesarias en la evaluación del antecedente de reglas. Se definen a continuación 3 operaciones básicas a realizar sobre conjuntos en la

Figura 8, estas operaciones son complemento, unión e intersección. Sean las etiquetas A y B las que identifican a dos conjuntos difusos asociados a una variable lingüística  $x$ .

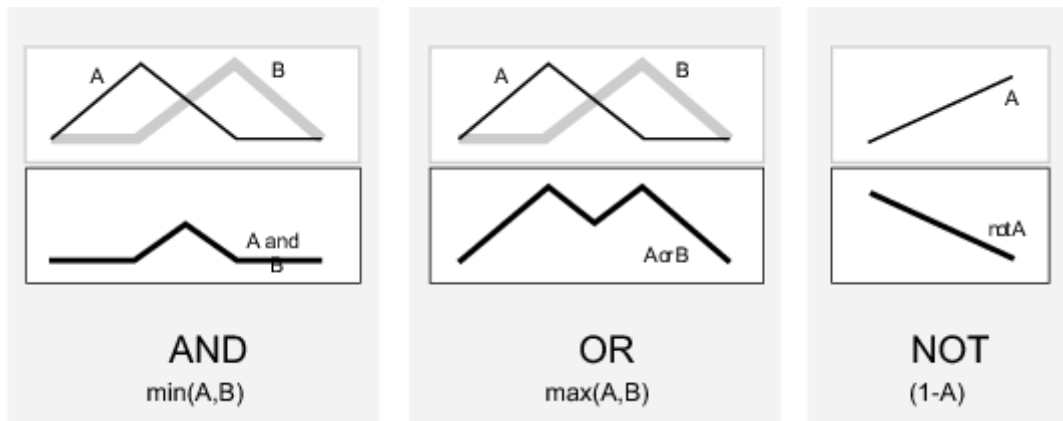


Figura 8. Representación gráfica de los operadores lógicos AND ( $\min(A,B)$ ), OR ( $\max(A,B)$ ) y NOT ( $1-A$ ). Adaptado de (Ross, 2010)

### 2.2.5. Reglas borrosas o difusas

Los controladores difusos usan reglas que combinan uno o más conjuntos difusos de entrada llamados antecedentes o premisas y le asocian un conjunto difuso de salida llamado consecuente o consecuencia. A estas reglas se les llama reglas difusas y son afirmaciones del tipo SI - ENTONCES (IF - THEN). Los conjuntos difusos del antecedente se asocian mediante operaciones lógicas borrosas (AND, OR, NOT) y las afirmaciones contenidas en las reglas difusas (Ver

Figura 8). Las reglas difusas son proposiciones que permiten expresar el conocimiento sobre la relación que se tiene entre antecedentes y consecuentes y su definición determina cuál será el comportamiento de la variable de salida, como respuesta ante los antecedentes o premisas. Existe una gran variedad de tipos de reglas pero dos grandes grupos son los que en general se emplean, las reglas difusas de Mamdani y las reglas difusas de Takagi-Sugeno (Sivanandam, Sumathi, & Deepa, 2007). La estructura de las reglas es la misma tanto para controladores como para modelos, simplemente cambiarán las variables implementadas. Las reglas difusas de Mamdani son ampliamente utilizadas por su sencillez y flexibilidad a la hora de llevar a cabo un modelo y estas poseen la forma:

“si  $x_1$  es A Y  $x_2$  es B Y  $x_3$  es C ENTONCES  $u_1$  es D Y  $u_2$  es E”

Donde  $x_1$ ,  $x_2$  y  $x_3$  son las variables de entrada (por ejemplo: lixiviado recirculado, LR); A, B y C son funciones de membresía de entrada (por ejemplo: Recirculación Baja,

RB);  $u_1$  y  $u_2$  son las acciones de control o respuestas de salida (por ejemplo: DQO). En sentido genérico son todavía variables lingüísticas (todavía no toman valores numéricos), D y E son las funciones de membresía de la salida (por ejemplo: DQO3) y AND es un operador lógico difuso (podría ser otro como OR). La primera parte de la sentencia “*SI  $x_1$  es A Y  $x_2$  es B Y  $x_3$  es C*” es el antecedente y la restante “*ENTONCES  $u_1$  es D Y  $u_2$  es E*” es el consecuente. Algunas de las ventajas que permite el uso del modelo Mandani son:

- Es intuitivo.
- Tiene una amplia aceptación.
- Está bien adaptado a la incorporación de conocimiento y experiencia.

### 2.2.6. Fusificación, Defusificación e Inferencia Difusa

Las reglas difusas representan el conocimiento y la estrategia de control, pero cuando se asigna información específica a las variables de entrada en el antecedente, la inferencia difusa es necesaria para calcular el resultado de las variables de salida del consecuente, este resultado es en términos difusos; es decir que se obtiene un conjunto difuso de salida de cada regla, que posteriormente junto con las demás salidas de reglas se obtendrá la salida del sistema. Aunque existen una gran cantidad de métodos de inferencia difusa el método de inferencia de Mandani por mínimos ha presentado los mejores resultados (Sivanandam et al., 2007) (Ver Figura 9).

Método de inferencia	Definición
Mamdani minimum inference, $R_M$	$\min(\mu, \mu_w(z)), \forall z$
Larsen product inference, $R_L$	$\mu \times \mu_w(z), \forall z$
Drastic product inference, $R_{DP}$	$\begin{cases} \mu & \text{para } \mu_w(z) = 1 \\ \mu_w(z) & \text{para } \mu = 1 \\ 0 & \text{para } \mu < 1 \text{ y } \mu_w(z) < 1 \end{cases}$
Bounded product inference, $R_{BP}$	$\max(\mu + \mu_w(z) - 1, 0)$

Figura 9. Definición matemática de los cuatro métodos de inferencia más populares, donde  $\mu_w$  es la función de pertenencia del conjunto de salida  $w$ . Adaptado de (Ross, 2010)

La defusificación es un proceso matemático usado para convertir un conjunto difuso en un número real. El sistema de inferencia difusa (Figura 10) obtiene una conclusión a partir de la información de la entrada en términos difusos. El método de



defusificación más común y ampliamente utilizado es el método del centroide, con el método de defusificación del centroide se transforma la salida difusa en un número real el cual es la coordenada equis (x) del centro de gravedad de tal conjunto difuso de salida.

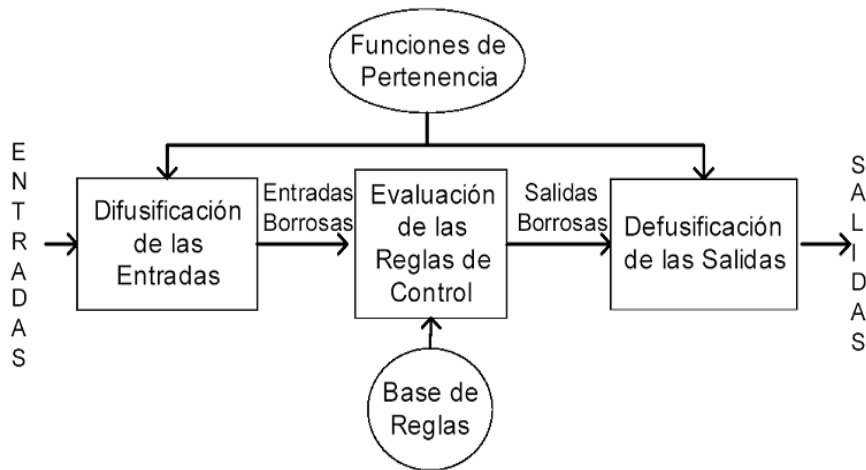


Figura 10. Esquema del sistema de inferencia borrosa o difusa. Adaptado de Ross, 2010.

### 2.2.7. MATLAB® y Simulink

MATLAB® es el nombre abreviado para “Matrix Laboratory” (Laboratorio de Matrices). MATLAB® es un programa para realizar cálculos numéricos con vectores y matrices. Como caso particular puede también trabajar con números escalares tanto reales como complejos, con cadenas de caracteres y con otras estructuras de información más complejas (Ross, 2009).

Una de las capacidades más atractivas es la de realizar una amplia variedad de gráficas en dos y tres dimensiones. MATLAB® tiene también un lenguaje de programación propio. En cualquier caso, el lenguaje de programación de MATLAB® siempre es una buena herramienta de alto nivel para desarrollar aplicaciones técnicas, fácil de utilizar y que aumenta significativamente la productividad de los programadores respecto a otros entornos de desarrollo (Sivanandam et al., 2007). MATLAB® dispone de un código básico y de varias librerías especializadas (toolboxes), dentro de las que podemos encontrar una especializada en inferencia borrosa o difusa. Esta herramienta permite realizar cualquier procedimiento que involucre la teoría de conjuntos difusos e inferencia mediante el FuzzyLogic Toolbox® (Figura 11), que tan solo requiere la definición de las funciones membresía tanto de entrada como de salida, así como el

desarrollo de las reglas difusas que describen la interrelación entre las variables del sistema en estudio.

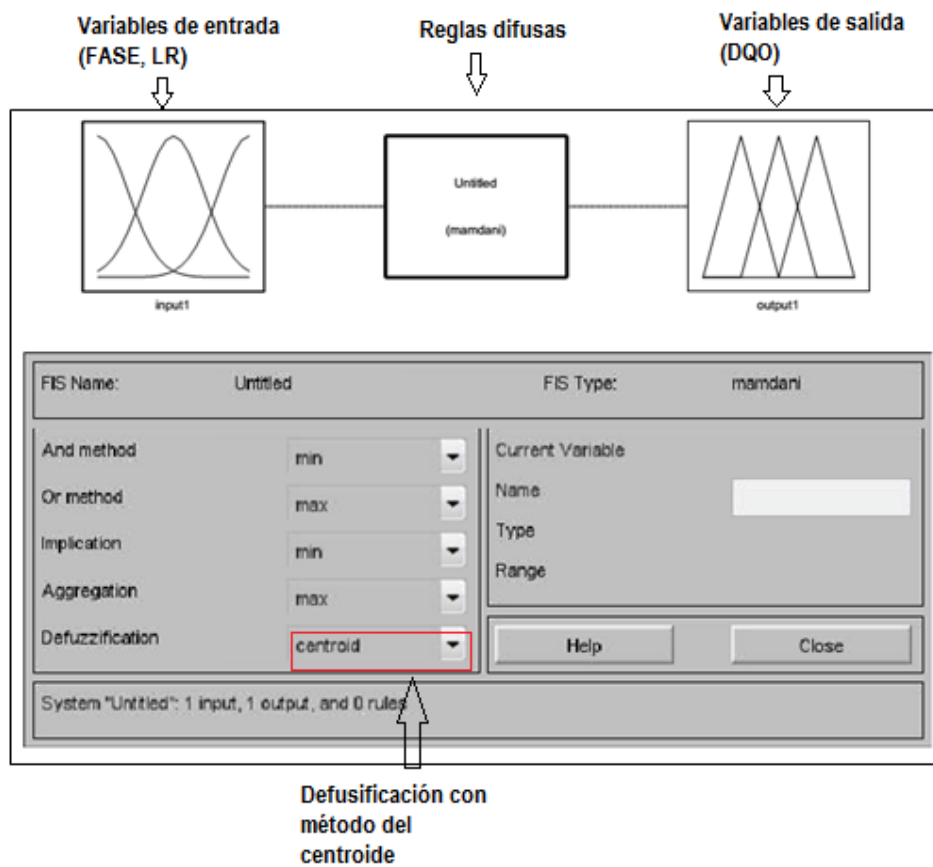


Figura 11. Vista de la interface de la herramienta Fuzzy Logic Toolbx de MATLAB®.

## Capítulo III. MATERIALES Y METODOLOGÍA

### 3.1. Biodegradación de residuos orgánicos en bioreactores piloto

Fueron construidos e instalados un total de 20 bioreactores piloto al costado sur del Laboratorio de Residuos del Centro de Investigación en Protección Ambiental (CIPA) ubicado en el Instituto Tecnológico de Costa Rica (ITCR), sede Central. El sector se encuentra a 1395 m.s.n.m. entre las coordenadas geográficas 9°51'13.43" N y 83°54'31.35" O. El experimento se llevó a cabo de noviembre del año 2012 hasta abril de 2013, durante 182 días aproximadamente.



Figura 12. Bioreactores piloto y sistema de recolección de lixiviados

#### 3.1.1. Construcción y llenado de los bioreactores

La construcción de los reactores piloto duró aproximadamente 3 meses. Se utilizaron bioreactores contruidos a partir de tuberías de PVC de 4 pulgadas de diámetro (Figura 12). Se construyeron con un alto de 30 cm para una capacidad volumétrica de 1,65 L (0,00165 m<sup>3</sup>). Se eligió este material debido a su forma cilíndrica y resistencia tanto al lixiviado como a condiciones ambientales, la superficie de los tubos es bastante lisa, por lo cual impide por completo que se produzcan obstrucciones o atascamientos, además el PVC no se ve afectado en periodos cortos de tiempo por la agresividad de las condiciones ambientales predominantes; este tiene bajo costo de instalación y prácticamente costo nulo de mantenimiento en su vida útil. En cuanto a los accesorios las

tuberías de PVC poseen una amplia gama de estos que permiten unir y realizar diversos diseños sin que se produzcan fugas de líquido.

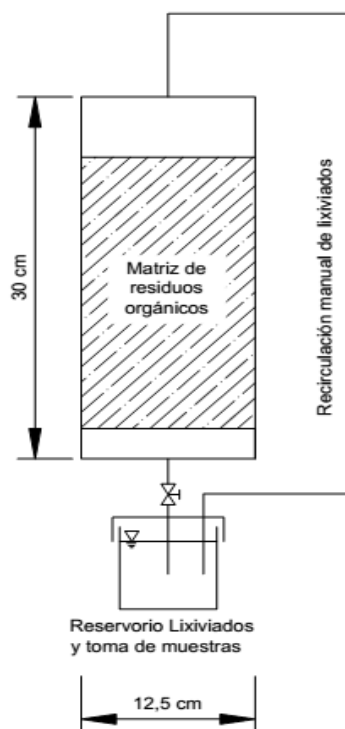


Figura 13. Configuración de las unidades experimentales o biorreactores

Se recuperaron y homogenizaron (trituration manual con palas) alrededor de 25 kilogramos de residuos sólidos orgánicos del comedor institucional del Instituto Tecnológico de Costa Rica, sede Central. A cada biorreactor se le agregó 1 kilogramo de residuos con una densidad aproximada de  $606,06 \text{ kg/m}^3$ . La recirculación de los lixiviados se realizó manualmente, llevándolos del reservorio a los residuos mediante un contenedor (Figura 13). Además se adicionó un 30% de lodo por semana (tomado de la planta de tratamiento de aguas residuales del Instituto Tecnológico de Costa Rica, Sede Cartago) de la totalidad del volumen de lixiviado diario, como inóculo.

### 3.1.2. Configuración del experimento

Se trabajó con un diseño de bloques completamente aleatorizado que contempla dos factores, el primero consistió en 3 tratamientos (ver Figura 14) con 6 repeticiones ó biorreactores réplica para cada tratamiento y 4 como controles; para un total de 22 unidades experimentales. Para determinar esta conformación se consideró una desviación estándar de 80, tres niveles de tratamiento, y una potencia del 95 %, la curva de la potencia ANOVA arrojó un total de seis muestras para este escenario.

La variable de respuesta se definió como la Demanda Química de Oxígeno (DQO), las covariables experimentales fueron temperatura, compactación y cantidad de lixiviado recirculado. El segundo factor fue el tiempo de medición, 56, 98, 133 y 186 días. Se aleatorizó el experimento para evitar que factores no controlados afectaran las observaciones y prevenir sesgos. La repetición de seis muestras por tratamiento permitió disminuir las diferencias entre las medias de poblaciones y la varianza de la media muestral disminuyendo el error.

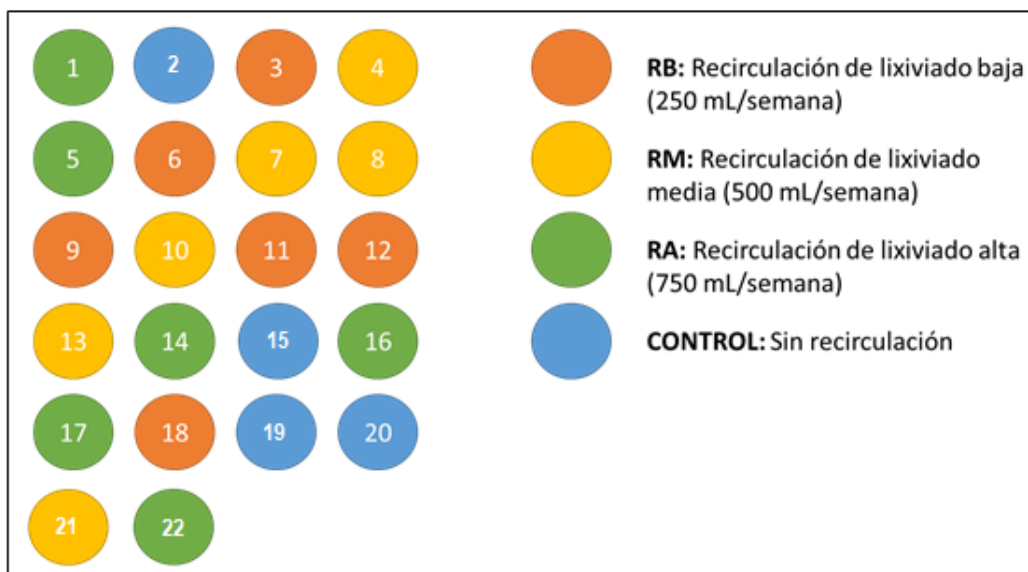


Figura 14. Ubicación de los tratamientos

El diseño factorial utilizado implicó el uso de un modelo en bloques aleatorizados, el modelo es:

$$\text{Valor de DQO} = \text{medias} + \text{Cantidad Lixiviado Recirculado} + \text{error experimental.}$$

Como parte del proceso de experimentación se utilizó un tratamiento con 4 réplicas como control, sin recirculación de lixiviados. Los tratamientos se operaron con un volumen de lixiviado recirculado bajo (*Recirculación Baja, RB*), lixiviado recirculado medio (*Recirculación Media, RM*) y lixiviado recirculado alto (*Recirculación Alta*).

Cuadro 1. Detalle de los tratamientos

Nombre del tratamiento	Lixiviado Recirculado (LR)	Abreviación
Control	Sin recirculación	<b>CONTROL</b>
Recirculación Baja	250 mL/día	<b>RB</b>
Recirculación Media	500 mL/día	<b>RM</b>
Recirculación Alta	750 mL/día	<b>RA</b>

### 3.1.3. Muestreo y análisis físico-químicos

Se consideró como indicador de la biodegradación de los residuos la Demanda Química de Oxígeno (DQO), partiendo de esta como una respuesta a la cantidad de lixiviado que sea recirculado en el sistema (White et al., 2004).

Las muestras líquidas de lixiviado fueron tomadas los días 56, 98, 133 y 186 a partir del día de inicio de operaciones siendo estas consideradas según las fases teóricas para la degradación de residuos sólidos (ver Figura 3, sección 2.1.2). Las muestras del lixiviado fueron conservadas de manera individual según fuera el método y análisis a realizarse de acuerdo con la metodología sugerida por *Standard Methods for the Examination of Water & Wastewater* (2005) para la determinación de DQO (sección 5220 D.).

Para DQO mayores a 900 mg/L, como los esperados, se realizó una dilución de 10 mL de muestra por cada 100 mL de dilución para un factor de corrección final de 0,2. Además se llevaron a cabo mediciones de temperatura y pH del lixiviado *in situ*.

### 3.1.4. Recolección y tabulación de datos

Los resultados obtenidos se almacenaron y procesaron a través de la plataforma Microsoft Office Excel 2013®. El análisis estadístico de los resultados se realizó con el programa estadístico Minitab® 2012.

Se llevaron a cabo análisis de la varianza en una sola variable (ANOVA) a cada una de las variables, comparando entre tratamientos y tiempos de operación. Además se utilizó la prueba de comparación de medias de Fischer para conjuntos de medias con diferencias significativas ( $P < 0,05$ ) y distribuciones normales.

## 3.2. Inferencia difusa o borrosa del proceso de estabilización y producción de gases en un relleno bioreactor

Para simular los resultados experimentales obtenidos y desarrollar un modelo que permita predecir el comportamiento futuro del sistema, bajo condiciones de operación conocidas, se utilizó la aproximación de la LD; el procedimiento llevado a cabo es descrito a continuación:

3.2.1. *Ajuste de los datos de DQO dentro del conjunto de variables difusas: Construcción de funciones membresía.*

Se escogieron como variables de entrada al sistema la cantidad de lixiviado a recircular por unidad experimental o bioreactor (*Lixiviado Recirculado, LR*) y la fase o tiempo de operación (*FASE*); mientras tanto como variable de salida o respuesta la Demanda Química de Oxígeno (DQO). Los resultados obtenidos mediante la experimentación con los bioreactores piloto se procesaron mediante la metodología propuesta por Hong & Lee (1995), descrita en la sección 2.2.3:

Se acomodaron los valores promedio de la DQO para cada tratamiento en orden ascendente, manteniendo sus correspondientes atributos de tiempo de operación y cantidad de lixiviado recirculado como se muestra en el Cuadro 2.

*Cuadro 2 Reordenamiento de los valores promedio de DQO obtenidos mediante la experimentación con bioreactores piloto, para el uso del método propuesto por (Hong & Lee, 1996)*

<b>Día</b>	<b>LR</b>	<b>DQO (mg/L)</b>		<b>Día</b>	<b>LR</b>	<b>DQOasc (mg/L)</b>
56	RB	24308,33		56	RA	14621,67
98	RB	25915,00		98	RM	15876,67
133	RB	42485,00		133	RM	17150,00
182	RB	22351,67		182	RB	22351,67
56	RM	15876,67	→	56	RB	24308,33
98	RM	44658,33		98	RB	25915,00
133	RM	27975,00		133	RA	26673,33
182	RM	17150,00		182	RA	26958,33
56	RA	26958,33		56	RM	27975,00
98	RA	45476,67		98	RB	42485,00
133	RA	26673,33		133	RM	44658,33
182	RA	14621,67		182	RA	45476,67

Posteriormente se obtuvo los valores de similitud ( $s_i$ ) (Cuadro 3), entre valores adyacentes de DQO ( $Dif_i$ ) mediante la Ecuación 1. Cálculo del valor de similitud ( $s_i$ ), con un valor de C igual a 4.

*Cuadro 3. Cálculo del coeficiente similitud ( $S_i$ ) entre datos de DQO ordenados en forma ascendente.*

DQOasc (mg/L)	Dif <sub>i</sub>	S <sub>i</sub>
14621,67	1255,00	0,92
15876,67	1273,33	0,92
17150,00	5201,67	0,67
22351,67	1956,67	0,88
24308,33	1606,67	0,90
25915,00	758,33	0,95
26673,33	285,00	0,98
26958,33	1016,67	0,94
27975,00	14510,00	0,07
42485,00	2173,33	0,86
44658,33	818,33	0,95
45476,67		

Para definir las instancias o funciones membresías (DQO<sub>n</sub>) se utilizaron los valores de similitud obtenidos en el paso anterior y un valor de  $\alpha$  de 0,75. Si el valor de S<sub>i</sub> es menor que el valor de  $\alpha$  se define una nueva función DQO<sub>n</sub> (Cuadro 4)

Cuadro 4. Definición de las funciones membresía para la variable de salida DQO.

S <sub>i</sub>	Función Membresía (DQO <sub>n</sub> )
0,92	DQO1
0,918	DQO1
<b>0,667</b>	DQO1
0,875	DQO2
0,897	DQO2
0,951	DQO2
0,982	DQO2
0,935	DQO2
<b>0,071</b>	DQO2
0,861	DQO3
0,948	DQO3
	DQO3

Se calcularon los puntos A, B, C de las funciones membresía triangulares (DQO<sub>n</sub>) para la variable de salida DQO mediante las Ecuación 2. Cálculo del punto B, para funciones membresía de salida triangulares (A, B, C) presentadas en la sección 2.2.3, además del valor de  $\mu_j(y_k)$  calculado para cada función membresía con la Ecuación 3. Cálculo de  $\mu_j(y_i)$  para determinar la membresía del valor inicial y final de cada grupo (Cuadro 5).

Cuadro 5. Valores calculados de las funciones membresía triangulares (ABC), para la DQO.



<b>Función Membresía (Ri)</b>	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b><math>\mu_j(yk)</math></b>
<b>DQO1</b>	418,8	15882,23	31433,837	0,918
<b>DQO2</b>	-1420,65	25756	43470,099	0,875
<b>DQO3</b>	31536,92	44254,5	53038,326	0,861

Se definieron los límites de las funciones membresía iniciales para las variables de entrada (Cuadro 6): Tiempo de operación (FASE) y Lixiviado Recirculado (LR). Para ello se utilizó el menor valor entre datos de entrada como la diferencia que debe existir entre los valores de A para las funciones membresía. Por ejemplo para la variable de entrada LR se utilizaron volúmenes de 250, 500 y 750 mL, por lo que la distancia entre los valores de A para las tres funciones membresía que se deben definir será de 250.

*Cuadro 6. Valores iniciales para las funciones membresía de la variable de entrada Lixiviado Recirculado (LR)*

<b>Función Membresía</b>	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>
<b>RB</b>	0	250	500
<b>RM</b>	250	500	750
<b>RA</b>	500	750	1000


De igual manera se asignaron los valores iniciales (variarán de acuerdo con el ajuste que se detalla en el punto siguiente) para las funciones membresía de entrada para la variable FASE, donde se utilizó 15 días como la distancia mínima entre puntos A de las funciones (entre más baja sea la unidad de tiempo mínima utilizada, mayor la precisión del modelo; es por esto que se escoge 2 semanas como periodo de tiempo adecuado para encontrar variaciones de DQO a lo largo del periodo de observaciones), hasta cubrir la totalidad del periodo de tiempo en estudio.

*Cuadro 7. Valores iniciales para las funciones membresía de la variable de entrada FASE*

<b>Función Membresía</b>	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>
F1	0	15	30
F2	15	30	45
F3	30	45	60
F4	45	60	75
F5	60	75	90
F6	75	90	105
F7	90	105	120
F8	105	120	135
F9	120	135	150
F10	135	150	165
F11	150	165	180
F12	165	180	195
F13	180	195	210

Se obtuvieron, de la asignación anterior, un total de trece funciones membresía iniciales para la variable o atributo FASE y tres para RL. Con esta información se construyó una tabla matriz de decisiones inicial. La tabla de decisiones inicial requiere ser simplificada con el propósito de eliminar celdas redundantes e innecesarias tal como se muestra en la Figura 15.

DIA	FUNCION	Correspondiente función DQO		
182	F13	DQO2	DQO1	DQO1
168	F12			
154	F11			
140	F10	DQO3	DQO2	DQO2
126	F9			
112	F8			
98	F7	DQO2	DQO3	DQO3
84	F6			
70	F5			
56	F4	DQO2	DQO1	DQO2
42	F3			
28	F2			
14	F1			
		RB	RM	RA
		250 mL/día	500 mL/día	750 mL/día



DIA	NUEVA FUNCION	Correspondiente función DQO		
182	F4	DQO2	DQO1	DQO1
168				
154	F3	DQO3	DQO2	DQO2
140				
126	F2	DQO2	DQO3	DQO3
112				
98	F1	DQO2	DQO1	DQO2
84				
70	F1	DQO2	DQO1	DQO2
56				
42	F1	DQO2	DQO1	DQO2
28				
14	F1	DQO2	DQO1	DQO2
		RB	RM	RA
		250 mL/día	500 mL/día	750 mL/día

Figura 15. Tablas de decisiones inicial (izquierda) y corregida (derecha) para la creación de las reglas difusas.

A su vez se redefinieron las funciones membresía iniciales para las variables de entrada. Para cada combinación de filas o columnas se deben de ajustar las funciones membresía iniciales, promediando los valores intermedios de los datos (A, B, C) y conservando los extremos (valor más alto y más bajo). Para el caso de la variable de

entrada FASE se obtuvieron 4 funciones membresía finales que abarcan la totalidad del tiempo de experimentación, tal y como se observa en el Cuadro 8.

*Cuadro 8. Valores finales para las funciones membresía de la variables de entrada FASE*

<b>Función Membresía</b>	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>
F1	0	31,5	98
F2	42	98	112
F3	98	119	182
F4	126	182	196

### 3.2.2. Proceso de defusificación, regresando de valores difusos a valores reales

El método de la defusificación fue el último paso del diseño del proceso de simulación, para este se utilizó el método del centroide, donde el valor de salida final puede ser calculado como  $W = \frac{\sum_{i=1}^r \mu_{ci} ci}{\sum_{i=1}^r ci}$ , donde r es el número de reglas difusas,  $c_i$  es el valor asociado con la curva de salida del sistema y  $\mu_{ci}$  es el grado de membresía del conjunto de salida difuso. Este cálculo es automáticamente realizado por la extensión FuzzyLogic ToolBox del software MATLAB®.

### 3.2.3. Simulación del proceso de biodegradación de los residuos sólidos orgánicos con MATLAB®.

El objetivo del estudio es el de desarrollar un modelo capaz de describir la calidad del lixiviado requerida en el proceso para la estabilización de los residuos en función del tiempo y las condiciones de operación. Para esto se hace uso del software computacional MATLAB® para construir un sistema de inferencia borrosa con la herramienta FuzzyLogic Toolbox en el que se ingresaron las funciones membresía y las reglas difusas obtenidas mediante el procedimiento mostrado en el punto 3.2.1. Además este fue diseñado de manera que pueda trabajar de manera conjunta con Simulink®, una herramienta que permite llevar a cabo la simulación y documentar los resultados. En la Figura 16 se observa un diagrama del modelo propuesto en Simulink para el proceso de simulación.

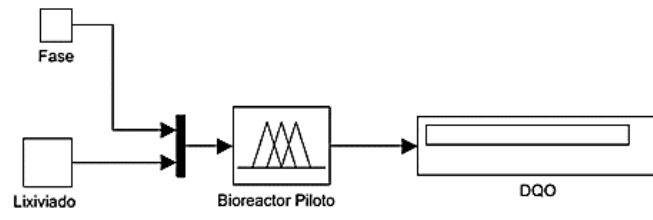


Figura 16. Diagrama de flujo del modelo de simulación.

## Capítulo IV. RESULTADOS Y DISCUSION

### 4.1. Experimentación con bioreactores piloto

En la Figura 17 se muestra la reducción en la altura del residuo en los bioreactores. Los reactores de los tratamientos control, RB, RM y RA mostraron una reducción de volumen de 39, 38, 41 y 50% respectivamente.

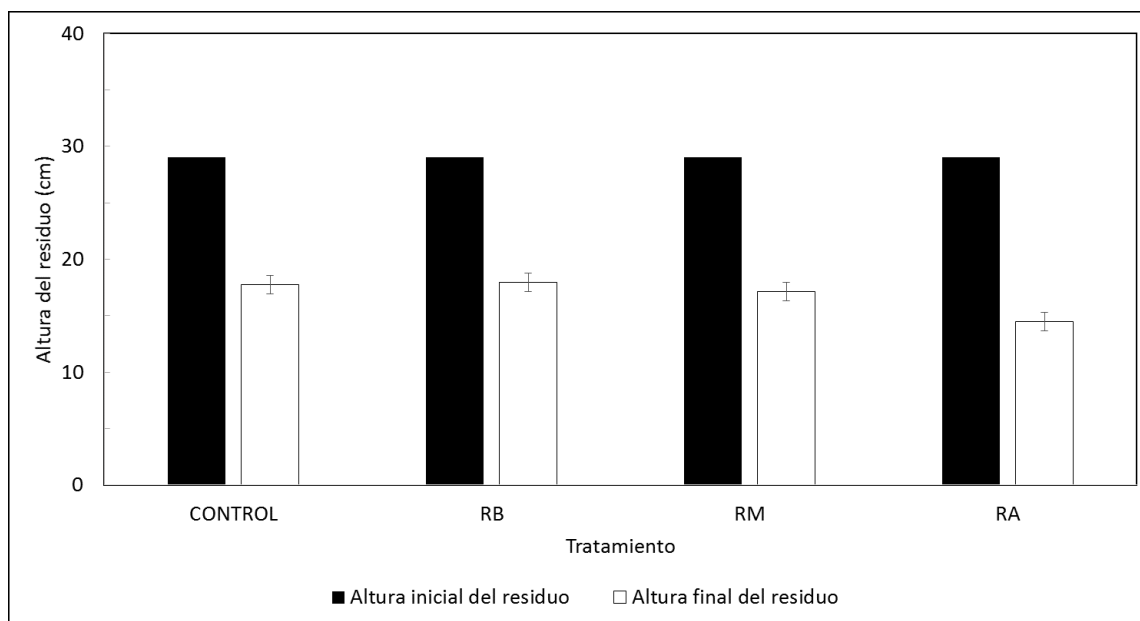
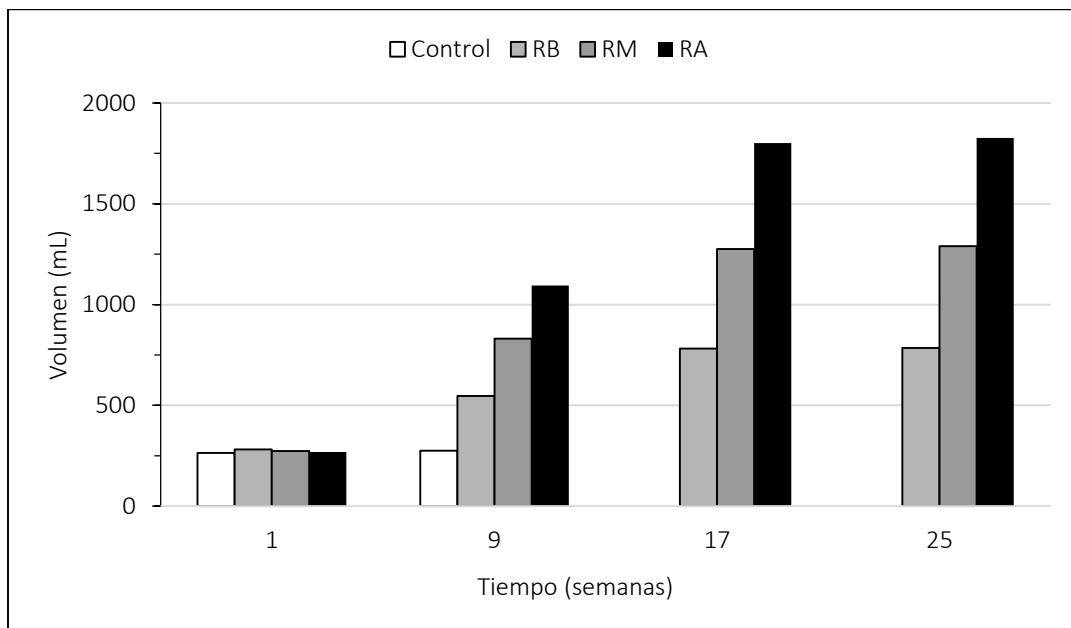


Figura 17. Reducción en la altura del residuo en los bioreactores

Las mayores reducciones de volumen corresponden a los tratamientos con las tasas de recirculación más altas de 500 y 750 mL/día (RM y RA), en concordancia con Laurent Aguilar J. R. (2011) y Leckie & Pacey (1979) quienes encontraron reducciones del 54 y 20% en el volumen de los residuos en tratamientos con recirculación de lixiviados 35 y 8% en tratamientos sin recirculación respectivamente. Reinhart & Townsend (1998) sugieren que este patrón podría deberse a los cambios de volumen provocados por las reacciones bioquímicas, la reducción de espacios vacíos dentro de los residuos, la movilización de partículas más pequeñas a estos y la dilución de materia orgánica por la recirculación de los lixiviados.

La producción acumulada de lixiviado para cada tratamiento se midió cada 8 semanas de manera que se pudiera observar la evolución de esta a lo largo de las 26 semanas de experimentación y solo durante la primera medición de volumen (realizada en la primer semana) el lixiviado no estaba siendo recirculado. La evolución en la producción de lixiviado se observa en el Figura 18.



RB: Recirculación baja; RM: Recirculación media; RA: Recirculación alta

Figura 18. Producción acumulada de lixiviado para los tratamientos

El análisis de varianza (ANOVA, prueba de medias LSD Fisher) no demostró variaciones significativas en las lecturas de temperatura y pH ni entre tratamientos, ni para un mismo tratamiento a lo largo del tiempo. Los resultados de esta prueba estadística se muestran en las Figura 19 y Figura 20. Algunas variaciones en estos parámetros encontradas por Laurent (2011) podrían deberse a factores externos como los niveles de radiación y temperatura ambiental o bien precipitación para el caso del pH; pero no es posible relacionarlos directamente con la actividad y dinámica microbiana en el sistema (aceleración o desaceleración del proceso de degradación), ya que estos fueron controlados durante el periodo de experimentación de este estudio.

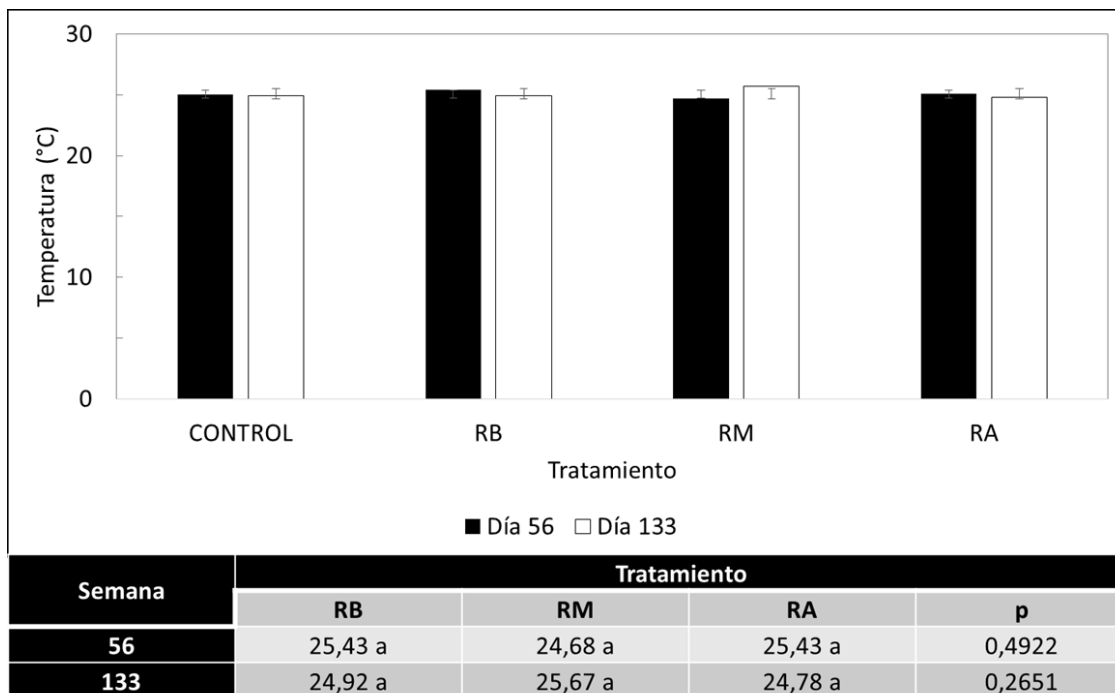
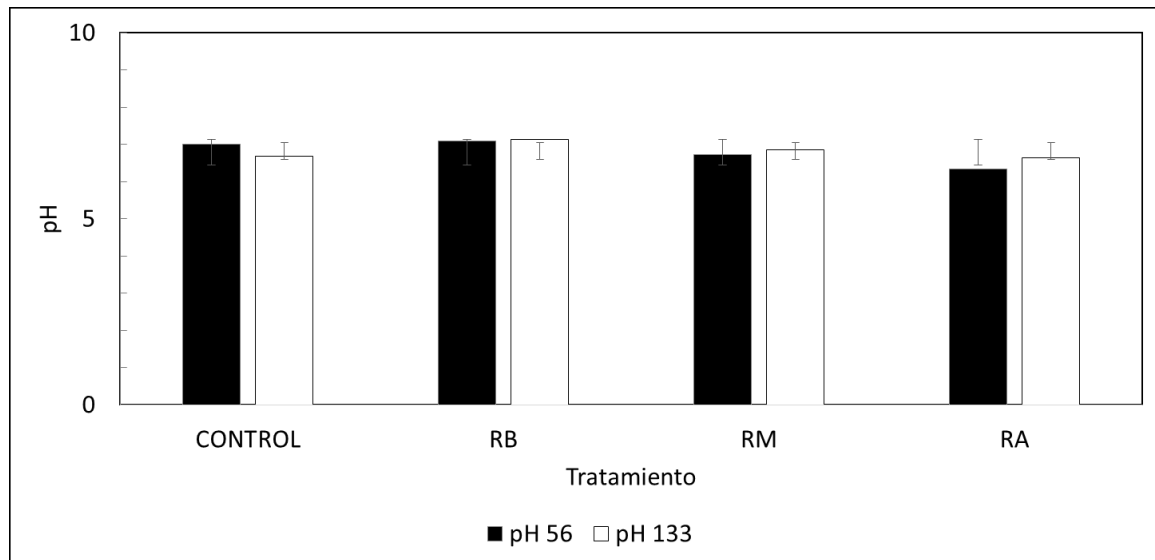


Figura 19. Diferencias significativas de temperatura en el lixiviado entre tratamientos (°C)

Medias de temperatura con una letra común no son significativamente diferentes entre tratamientos, por la prueba LSD Fisher. RB: Recirculación Alta, RM: Recirculación Media, RA: Recirculación Alta

Las temperaturas promedio, entre 24 y 26 °C, obtenidas en las unidades experimentales resultan ideales según los resultados obtenidos por Francois, Feuillade, Matejka, Lagier, & Skhiri (2007), quienes recomiendan temperaturas mayores a los 25 °C para promover una mayor actividad microbiana producto de la recirculación de los lixiviados. Según Reinhart & Townsend (1998) gracias a que la degradación de residuos orgánicos envuelve reacciones bioquímicas la tasa tiende a incrementar con la temperatura; además la temperatura del residuo y el lixiviado está determinada por el balance entre la producción de calor durante la degradación biológica de la fracción orgánica de los residuos y la pérdida de calor de el suelo y la atmósfera circundante.



Semana	Tratamiento			
	RB	RM	RA	p
56	7,10 a	6,72 a	6,34 a	0,2304
133	7,14 a	6,86 ab	6,63 b	0,0605

Medias de pH con una letra común no son significativamente diferentes entre tratamientos, por la prueba LSD Fisher. RB: Recirculación Alta, RM: Recirculación Media, RA: Recirculación Alta

Figura 20. Diferencias significativas de pH en el lixiviado entre tratamientos

El aumento de pH detectado para todos los tratamientos a lo largo del tiempo se vio influenciado por el proceso de amonificación, ya que este proceso incrementa el pH del medio (Laurent, 2011). Según Kiss & Aguilar (2006) cuando se den condiciones anaerobias, el pH del lixiviado disminuirá como consecuencia de la producción de ácidos orgánicos por parte de microorganismos anaerobios y es por esto que se obtienen lecturas más bajas de pH para los tratamientos con tasas de recirculación más altas; ya que la alta relación líquido-sustrato dentro de los reactores aumenta la compactación de los residuos y disminuye la presencia del aire dentro de los poros favoreciendo las condiciones anaerobias.

Al analizar los resultados en la Demanda Química de Oxígeno (DQO) para los tratamientos se aprecia la elevada carga orgánica de los lixiviados manifiesta a lo largo del periodo de experimentación (oscilan entre los 15 000 y 70 000 mg/L). Esto concordando con lo reportado por Sponza & Ağdağ (2004) y Reinhart & Harper (1998) donde los valores más altos de DQO encontrados en los lixiviados se dieron durante la etapa de formación de ácidos alcanzaron valores de hasta 71 000 mg/L y 104 000 mg/L respectivamente; siendo los lixiviados producidos por la degradación de residuos orgánicos hasta 100 veces más contaminante que las aguas residuales domésticas.



Para el tratamiento control se alcanzaron valores de DQO entre los 15 000 mg/L y 25 000 mg/L durante las primeras semanas en el lixiviado; sin embargo esta fue la única lectura posible de llevar a cabo, ya que las unidades experimentales para este tratamiento dejaron de producir cantidades mesurables de lixiviado a partir de la semana 10 aproximadamente. Esto podría explicarse dada la cantidad de residuo utilizado en los bioreactores, la pérdida de líquido por evaporación y la carencia de precipitación en el sitio como parte de la configuración del experimento.

Las variaciones en la Demanda Química de Oxígeno (DQO) de las muestras de lixiviado recolectadas a la salida de los bioreactores piloto se muestran la Figura 21.

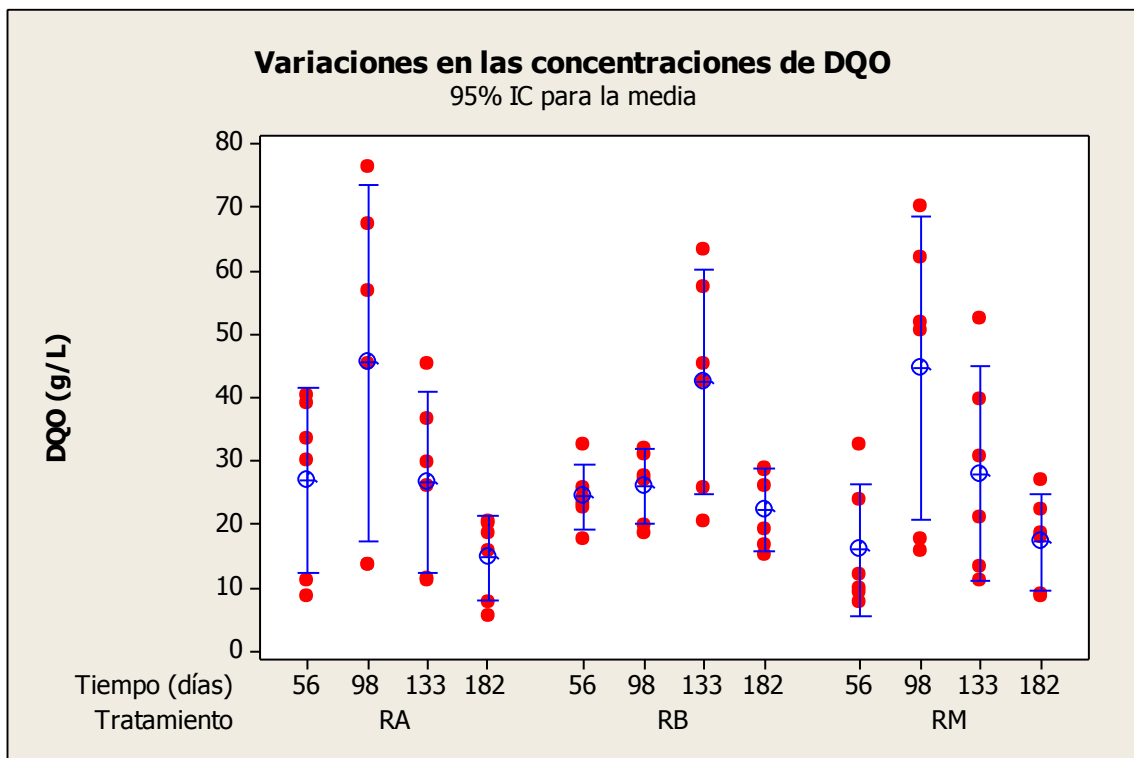


Figura 21. Variaciones en las concentraciones de DQO para los tres tratamientos a lo largo del tiempo.

Durante las primeras semanas de experimentación los valores de DQO para todos los tratamientos alcanzaron valores de entre 5 000 y 40 000 mg/L, en un periodo de 60 días aproximadamente. Para los tratamientos con recirculación media y alta (RM y RA) el mayor valor de DQO se registra durante los primeros 100 días de puesta en marcha de los bioreactores llegando a alcanzar valores entre 70 000 y 75 000 mg/L, mientras que para el tratamiento con recirculación baja (RB) se registran valores máximos de DQO no

mayores a 30 000 mg/L. Sin embargo, luego de los 130 días de experimentación ocurre el caso contrario a lo anterior, donde en tratamiento RB alcanza sus valores máximos (de alrededor de 60 000 mg/L), mientras que los tratamientos RM y RA presentan una disminución en la carga orgánica de sus lixiviados (valores máximos de 28 000 mg/L). Lo anterior podría sugerir que el residuo contenido en los bioreactores RB no tuvo la cantidad de líquido necesaria para llevar a cabo la activación del proceso de hidrólisis y formación de ácidos durante los primeros 100 días, no así los tratamientos RM y RA en los que esta etapa (caracterizada por presentar los valores máximos de DQO durante la biodegradación de los residuos) se llevó a cabo durante los primeros 100 días y tardando periodos de tiempo más cortos. Las concentraciones promedio de DQO fueron 22 000, 17 000 y 14 000 mg/L, respectivamente; en los tratamientos RB, RM y RA al final del periodo de observación de 182 días. Esto concuerda con lo observado en otros estudios (Abdallah & Kennedy, 2013a; Francois et al., 2007; Reinhart & Harper, 1998; White et al., 2004) que reportaron que la recirculación de los lixiviados promueve la actividad microbiana necesaria para activar el proceso de formación de ácidos y acelerar y acortar los periodos de acidogénesis y metanogénesis; sin embargo una recirculación muy baja o antagónicamente muy alta, podría impedir o desacelerar el desarrollo de una comunidad microbiana viable en los reactores.

El ANOVA a lo largo del tiempo para la DQO, aplicando la prueba de LSD Fisher (ver cuadro 11), presentó diferencias significativas entre el tratamiento RB versus los tratamientos RM y RA para las mediciones de los días 98 y 133. Los tratamientos RM y RA presentan diferencias significativas en las lecturas día 56 y el día 98; lo que podría ser un indicador de que estos tratamientos han iniciado la etapa de hidrólisis y formación de ácidos antes que el tratamiento RB, presentado un mejor desempeño en el objetivo de reducir la carga orgánica (expresada en términos de la DQO), de forma similar Sponza & Ağdağ (2004) detectaron un mejor desempeño en remoción de carga orgánica del lixiviado en unidades experimentales en las que recircularon 350 y 700 mililitros de lixiviados por kilogramo de residuo.

*Cuadro 9. Medias para la DQO ( $\times 10^3$  mg/L), para los tres tratamientos.*

Día	Tratamiento		
	RB	RM	RA
56	25,91 b	15,88 b	26,96 ab
98	26,22 b	44,66 a	45,48 a
133	42,48 a	27,98 ab	26,67 ab
182	22,3,5 b	17,15 b	14,62 b
Valor p	0,348	0,878	0,385

*RB: Recirculación baja; RM: Recirculación media; RA: Recirculación alta*

Normalmente los valores de DQO para sistemas de degradación de residuos convencionales sin recirculación de lixiviados alcanzan valores máximos de hasta 70000 mg/L (Pohland & Harper, 1985; T. Tolaymat et al., 2004; White et al., 2004), tardando en ocasiones décadas para estabilizar la materia orgánica presente. En la Figura 22 se realiza una comparación del comportamiento en la DQO para los tratamientos y la curva de DQO en rellenos sanitarios tradicionales sin recirculación de lixiviados. Es posible observar como los residuos sometidos a recirculación de lixiviados alcanzan valores más bajos (menores a los 25 000 mg/L), que los lixiviados en un sistema sin recirculación, cuyos valores normalmente superan los 35 000 mg/L luego de los 180 días de operación. Según Pohland & Harper (1985) la DQO como indicador de la biodegradabilidad tendrá variaciones a través de cada una de las fases de estabilización y la duración e intensidad de cada una de estas etapas serán menores cuando se lleva a cabo recirculación de lixiviados; presentándose una contracción en los intervalos de tiempo requeridos para estabilizar los residuos.

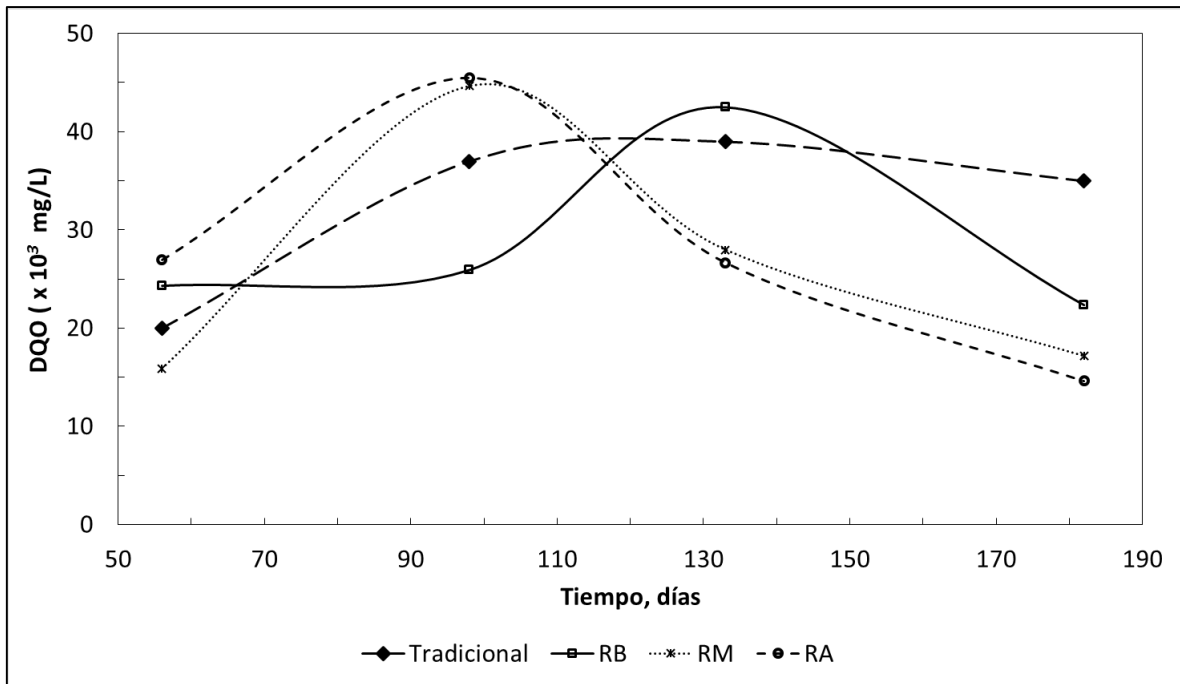


Figura 22. Curva de DQO para sistemas tradicionales versus los tratamientos con recirculación de lixiviados

## 4.2. Sistema de predicción de la DQO mediante el enfoque de la LD.

### 4.2.1. Construcción de funciones membresía y desarrollo de reglas difusas

Los resultados en las lecturas de DQO obtenidos mediante la experimentación con bioreactores piloto fueron procesados mediante la metodología propuesta por Hong & Lee (1995). Las gráficas de las funciones membresía para LR, FASE y DQO obtenidos en los cuadros 5, 6 y 8 se muestran a continuación:

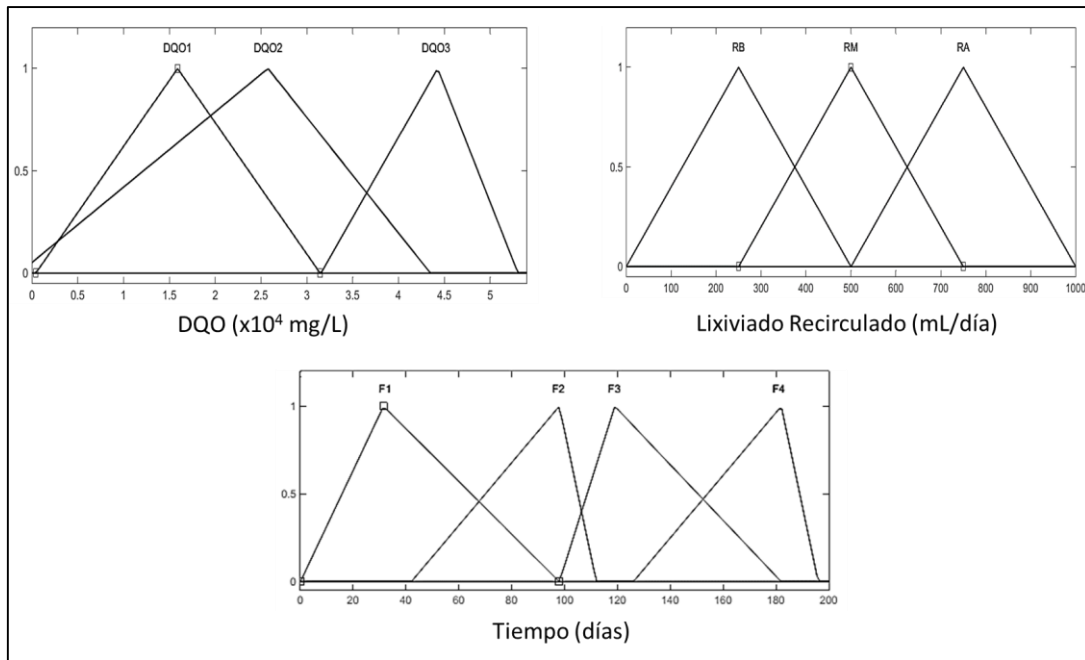


Figura 23. Funciones membresa para las variables de entrada tiempo (FASE) y cantidad de lixiviado (LR); y la variable de salida DQO.

A partir de la tabla de decisiones se construyó la base de reglas difusas para el sistema de inferencia (se obtienen 12 reglas en total). En la Figura 24 se muestra como se obtienen dichas reglas:

F4	DQO2	DQO1	DQO1
F3	DQO3	DQO2	DQO2
F2	DQO2	DQO3	DQO3
F1	DQO2	DQO1	DQO2
	RB	RM	RA

**Regla 1: SI FASE es F1 Y LR es RB ENTONCES DQO es DQO2**

Figura 24. Construcción de reglas difusas a partir de tabla de decisiones

Las reglas difusas generadas nos confirman algunas tendencias obtenidas con la experimentación en los bioreactores. Es posible notar que cuando la recirculación de

lixiviado es baja (RB) la concentración de DQO es baja/media (DQO2) durante las primeras etapas de operación; es decir la cantidad de líquido añadido no es el suficiente para la activación microbiana deseada y no es hasta el tiempo F3 donde se comienzan a ver niveles más altos en los valores de DQO que pueden indicar el comienzo de la etapa de formación de ácidos que a su vez dará paso a la producción de biogás y la estabilización de los residuos. Caso contrario sucede para los tratamientos con volúmenes medios y altos (RM y RA) de recirculación donde las concentraciones de DQO aumentan durante las primeras fases de operación para luego caer a valores más bajos (DQO1) en un periodo menor de tiempo (F4) que RB.

#### *4.2.2. Proceso de inferencia difusa*

Tanto el desarrollo como la aplicabilidad del modelo de predicción de la DQO se llevaron a cabo mediante la comparación de los resultados del modelo con los datos obtenidos experimentalmente. En esta sección se examina la capacidad de modelado mediante LD en términos de adecuación apropiada a la concentración de DQO en el lixiviado. La comparación entre las simulaciones del modelo y los datos experimentales se realizó para examinar la capacidad predictiva del modelo desarrollado.

En el Fuzzy Toolbox® de MATLAB® una vez ingresados los valores de las funciones membresía tanto para los términos de entrada como de salida y las reglas difusas que condicionan el sistema, se generó un sistema de inferencia que utiliza el método del centroide para traducir la señal de la salida en términos cuantitativos. En la Figura 25 se aprecia la superficie que representa relación existente entre las variables en estudio; es decir la forma en que el tiempo de operación y el lixiviado recirculado afectan las concentraciones de DQO para los lixiviados del sistema.

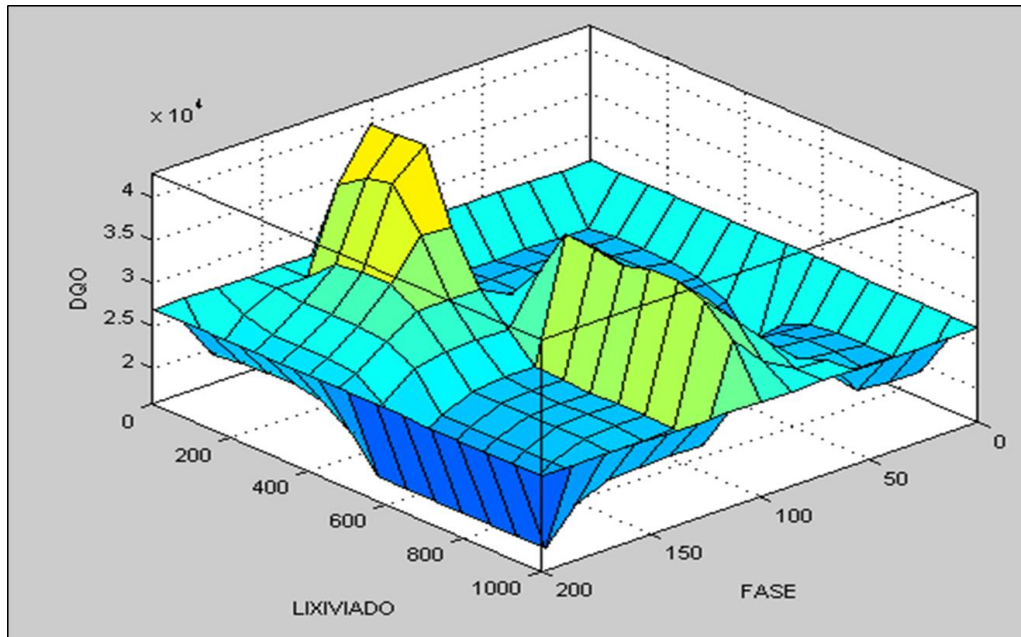


Figura 25. Superficie generada en el motor de inferencia difusa.

En la Figura 26 es posible observar el conjunto de reglas difusas de forma gráfica; estas han sido configuradas en MatLab® donde variaciones en los parámetros de entrada dan origen a la estimación de la DQO por parte del modelo.

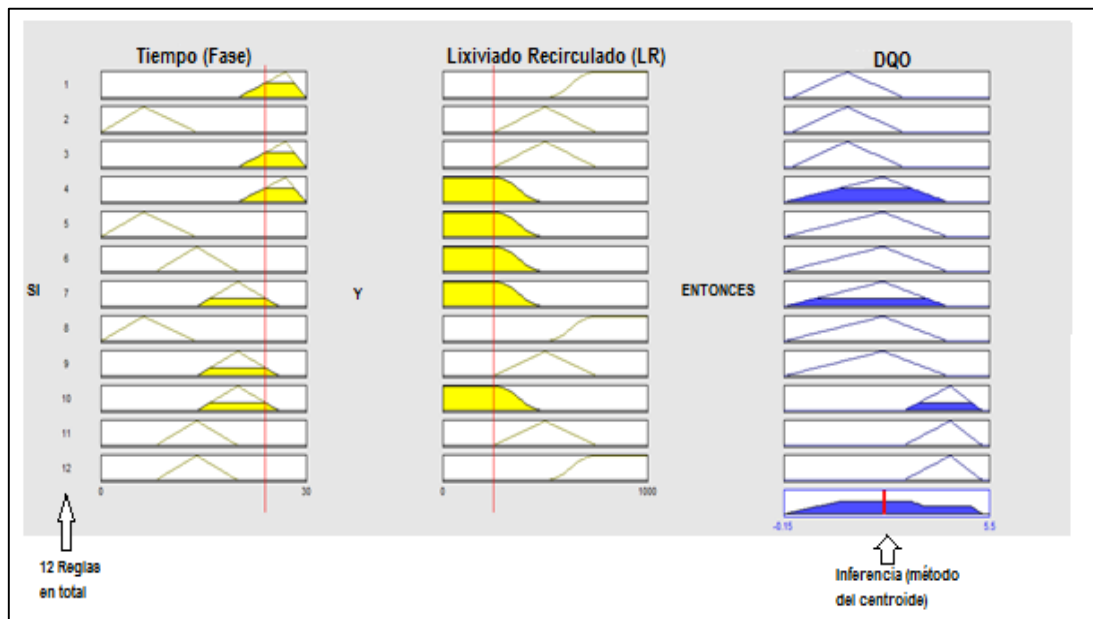


Figura 26. Representación gráfica de las reglas difusas en FuzzyLogic Toolbox de Matlab®.

El modelo desarrollado se configuró para operar con los mismos parámetros utilizados en el experimento con bioreactores, de manera que se pudieran comparar los resultados obtenidos mediante el modelo, con los experimentales. Para facilitar la obtención de los datos se vincula el modelo del FuzzyLogic Toolbox® a Simulink® (ver

Figura 17). Los resultados del proceso de simulación de acuerdo a la configuración utilizada en la experimentación con bioreactores piloto se muestran en el cuadro 12.

*Cuadro 10. Resultados del proceso de simulación de la DQO (mg/L), mediante el sistema de inferencia difusa.*

<b>Recirculación</b>	<b>Tiempo (días)</b>			
	<b>56</b>	<b>98</b>	<b>133</b>	<b>182</b>
<b>RB</b>	22471,46	22602,69	28587,86	22546,36
<b>RM</b>	15913,05	42944,12	24327,24	15911,7
<b>RA</b>	22471,46	42944,12	26750	15912,56

En la Figura 27, Figura 28 y Figura 29 se pueden observar las comparaciones entre los resultados experimentales y los simulados. Se llevó a cabo una regresión lineal entre datos experimentales y datos simulados para analizar si existe alguna relación estadística entre los resultados. La prueba de regresión lineal arroja un coeficiente de correlación  $r^2$  de 96.5%, 98.8% y 96.4% en la comparación de RB, RM y RA respectivamente con los datos simulados, lo que podría significar un indicador positivo de la precisión del modelo para predecir el comportamiento del sistema. Se puede afirmar que existe una relación lineal con los valores de  $p$  todos por debajo de 0,05 lo que quiere decir que no existen diferencias significativas prácticas entre datos simulados y experimentales

A partir del análisis gráfico se puede decir que el modelo logra reproducir con un nivel de satisfacción aceptable los promedios de los valores para cada tratamiento; además el modelo logra reproducir no solo las afectaciones que tiene el sistema por las diferentes tasas de recirculación sino que también tiene la capacidad de razonar acerca del comportamiento esperado para distintas etapas de operación.



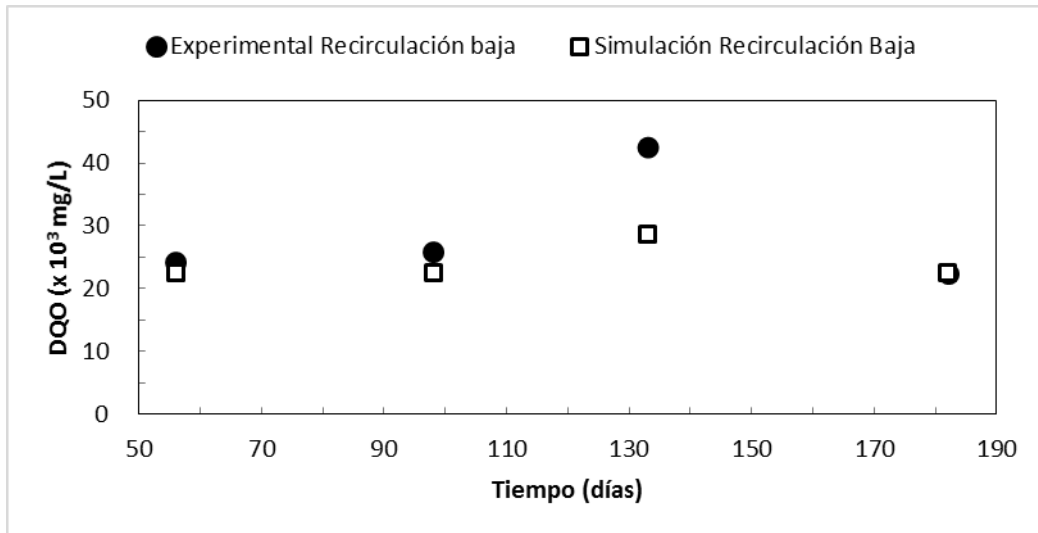


Figura 27. Datos experimentales y simulados para una configuración con recirculación baja de 250 mL/día.

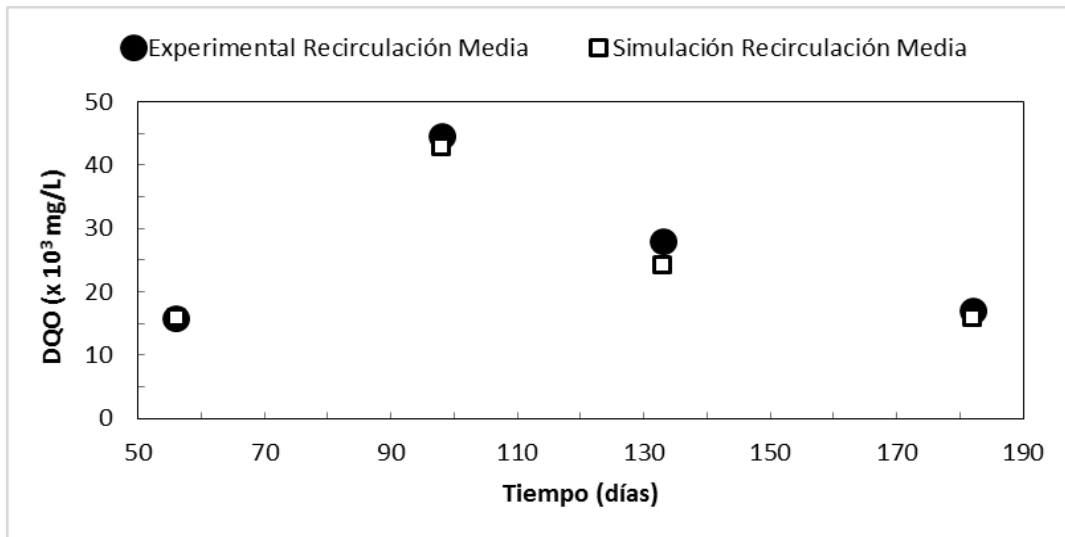


Figura 28. Datos experimentales vs simulados para una configuración con recirculación media de 500 mL/día.

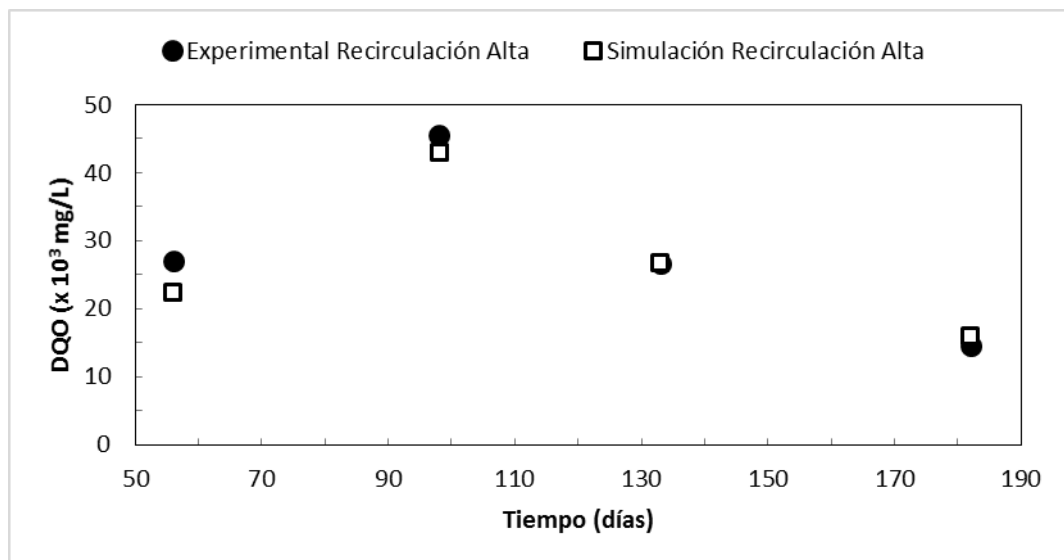


Figura 29. Datos experimentales vs simulados para una configuración con recirculación alta de 750 mL/día.

### 4.3. Sensibilidad del análisis

Para decidir la cantidad de lixiviado ideal a recircular para una estabilización acelerada de los residuos y mejorar la calidad de estos *in situ*, el modelo nos permite ver el comportamiento futuro que tendrán las concentraciones de DQO; permitiendo así optar por la cantidad de líquido que mejores resultados genere. Es importante destacar que si bien es cierto hemos visto que 500 y 750 mL de lixiviados por kilogramo de residuo presentan los mejores resultados en términos de calidad de lixiviado y estabilización del residuo (en términos de carga orgánica), no siempre es posible hacer uso de una misma tasa de recirculación durante todo el proceso, principalmente si la generación de lixiviados en el sistema no es la requerida.

Para evaluar la influencia relativa de distintas cantidades de lixiviado recirculado en los bioreactores, se llevó a cabo un análisis de sensibilidad del modelo (Abdallah & Fernandes, 2013). En este caso se seleccionó un parámetro  $\alpha$  para la cantidad de lixiviado recirculado. Se utilizó la fórmula  $LR = \alpha * LR_{max}$ , donde LR es el lixiviado recirculado predicho y LRmax es la tasa máxima de lixiviado recirculado durante el experimento, en este caso 750 mL/día por bioreactor. La *Figura 30* ilustra la sensibilidad del modelo variando la cantidad del lixiviado, esta fue evaluada utilizando las concentraciones de DQO como repuestas del sistema.

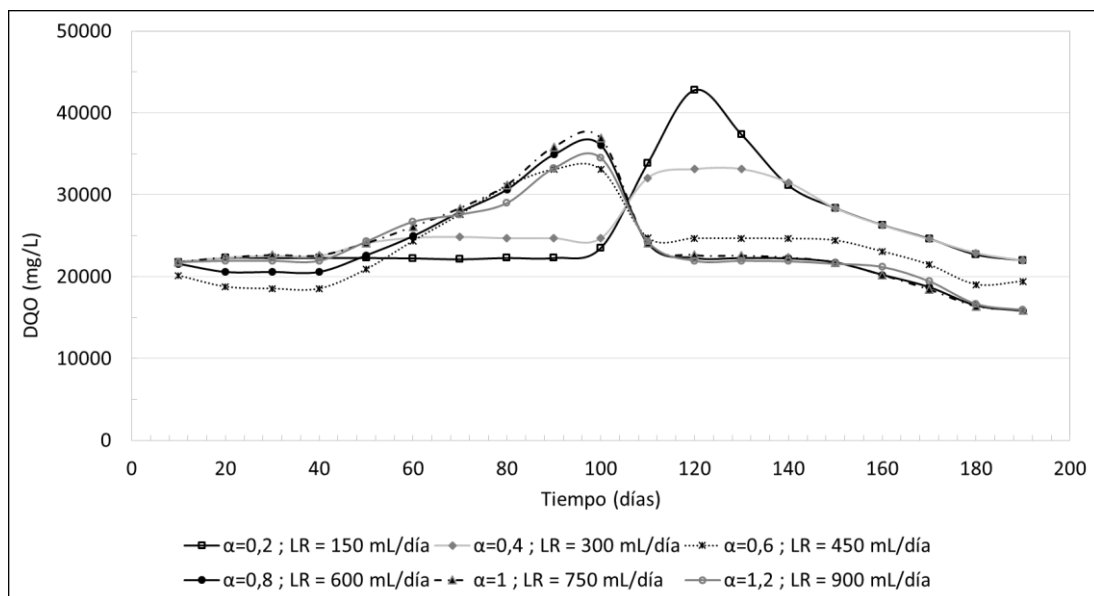


Figura 30. Análisis de sensibilidad de la simulación del modelo

Se puede observar que la DQO máxima alcanzada fue de 42 000 mg/L, cuando de utilizó una tasa de 150 mL/día en el día 120 aproximadamente. En congruencia con el experimento se observa un mejor desempeño, en términos de remoción de DQO, en los tratamientos o configuraciones con una cantidad mayor a los 500 mL/día de lixiviado recirculado. El modelo indica además que es posible hacer uso de distintas tasas de recirculación que oscilen entre los 600 y 900 mL/día de acuerdo a la disponibilidad de lixiviado en el sitio, ya que con estas cantidades se alcanzaron valores cercanos a los 15 000 mg/día durante los primeros 190 días de operación.

De manera que haciendo uso del modelo es posible hacer un recorrido a lo largo del tiempo llevando a cabo las variaciones en la cantidad de lixiviado de manera que las concentraciones de DQO se mantengan en los niveles deseados y además se tomen en cuenta factores externos que podrían complicar la operación del sistema (como exceso o falta de lixiviados, precipitación, variantes significativas en la composición del residuo y otros).

## **Capítulo V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

---

Se desarrolla un modelo de inferencia o predicción de la DQO para biodegradación de residuos sólidos orgánicos, basado en el enfoque de la Lógica Difusa, alcanzando niveles satisfactorios para modelar el comportamiento de la carga orgánica en los lixiviados con errores cercanos al 5%. La simulación del proceso de descomposición de residuos orgánicos en bioreactores piloto mediante la aproximación de la Lógica Difusa sugirió tasas de recirculación de lixiviados entre los 600 y 900 mL/día, siendo estos valores los recomendados para acelerar el proceso de biodegradación.

La recirculación de lixiviados, para el modelo de la biodegradación de residuos sólidos orgánicos estudiado, no demostró ser un factor vinculante respecto a factores como la temperatura y el pH del lixiviados de los residuos orgánicos.

El modelo de la biodegradación de residuos sólidos orgánicos demostró un comportamiento en el cual a mayor cantidad de líquido añadido, mayor reducción del volumen o asentamiento de los residuos.

La calidad de los lixiviados de los residuos con recirculación de lixiviados presentan una mejor evolución en el tiempo en cuanto a su carga orgánica, reduciendo hasta en 10 000 mg/L más este parámetro que procesos de biodegradación de residuos orgánicos sin recirculación de lixiviados, luego de 180 días.

Al finalizar un periodo de 182 días de observación los tratamientos con tasas de recirculación de 500 y 750 mL (RM y RA) de lixiviado por día por kilogramo de residuo presentaron una mayor eficiencia, tanto experimental como teórica, en la remoción de la DQO (17 150 mg/L y 14 621 mg/L respectivamente) mientras que el tratamiento con 250 mL (RB) de lixiviado por día por kilogramo presentó la lectura más alta de DQO (22 351 mg/L).

En vista de las facilidades y la efectividad que ofrece el modelo desarrollado se recomienda el uso de éste para inferir en el comportamiento que puede tener el sistema en cuanto a la producción de gases; de manera que se trabaje con las condiciones idóneas

tanto para una estabilización acelerada de los residuos, así como para un aprovechamiento máximo de los gases producidos.

La elevada carga orgánica es además un indicador de la factibilidad y necesidad de aprovechar este residual (lixiviados) en la producción de biogás. Es necesario llevar a cabo estudios y modelos que permitan conocer la relación entre factores como la cantidad de lixiviados recirculados y las tasas de generación de gas metano en el tiempo.

Debido a las variaciones altas entre lecturas de los parámetros en estudio para unidades experimentales de un mismo tratamiento, se recomienda hacer uso de muestras más grandes de residuos; además para obtener una visión más completa del proceso de biodegradación de los residuos orgánicos se recomienda evaluar los tratamientos por períodos más extensos de tiempo.

## Capítulo VI. BIBLIOGRAFÍA

- Abdallah, M. (2011). *A Novel Computational Approach for the Management of Bioreactor Landfills* Mohamed Abdallah. University of Ottawa.
- Abdallah, M., & Fernandes, L. (2013). A fuzzy logic model for biogas generation in bioreactor landfills. *Journal of ...*, 36, 701–708. doi:10.1139/L09-015
- Abdallah, M., & Kennedy, K. (2013a). Advanced Monitoring and Control of Anaerobic Digestion in Bioreactor Landfills. Retrieved from <http://www.intechopen.com/books/biodegradation-engineering-and-technology/advanced-monitoring-and-control-of-anaerobic-digestion-in-bioreactor-landfills>
- Abdallah, M., & Kennedy, K. (2013b). Advanced Monitoring and Control of Anaerobic Digestion in Bioreactor Landfills. *Biodegradation: Engineering and Technology*, 29. Retrieved from <http://www.intechopen.com/books/biodegradation-engineering-and-technology/advanced-monitoring-and-control-of-anaerobic-digestion-in-bioreactor-landfills>
- Almeida, A., & Orduña, P. (2013). An approach to automatic generation of fuzzy membership functions using popularity metrics. *Information Systems, E- ...*, 6. Retrieved from [http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-35879-1\\_66](http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-35879-1_66)
- Benito, T., & Durán, M. I. (2005). *Lógica borrosa*. Madrid, España.: Universidad Carlos III.
- Bonilla, R. M. (2011). *Gestión de sostenibilidad utilizando lógica borrosa*. Retrieved from <http://eprints.ucm.es/13054/>
- Chen, J. (1998). Derivation of membership functions for fuzzy variables using genetic algorithms, (August), 57. Retrieved from [http://www.researchgate.net/publication/2423934\\_Derivation\\_Of\\_Membership\\_Functions\\_For\\_Fuzzy\\_Variables\\_Using\\_Genetic\\_Algorithms/file/d912f50b75a55f37f1.pdf](http://www.researchgate.net/publication/2423934_Derivation_Of_Membership_Functions_For_Fuzzy_Variables_Using_Genetic_Algorithms/file/d912f50b75a55f37f1.pdf)
- Chen, S., & Tsai, F. (2005). A new method to construct membership functions and generate fuzzy rules from training instances. ... *Journal of Information and Management Sciences*, 16(2), 47–72. Retrieved from <http://cat.inist.fr/?aModele=afficheN&cpsidt=16906566>
- Cordón, O., Herrera, F., & Villar, P. (2001). Generating the knowledge base of a fuzzy rule-based system by the genetic learning of the data base. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 9(4), 667–674. Retrieved from [http://sci2s.ugr.es/publications/ficheros/IEEE-TFS-9\(4\)-667-674.pdf](http://sci2s.ugr.es/publications/ficheros/IEEE-TFS-9(4)-667-674.pdf)
- Francois, V., Feuillade, G., Matejka, G., Lagier, T., & Skhiri, N. (2007). Leachate recirculation effects on waste degradation: study on columns. *Waste Management (New York, N.Y.)*, 27(9), 1259–72. doi:10.1016/j.wasman.2006.07.028

- Frantti, T. (2001). Timing of fuzzy membership functions from data, 2001. Retrieved from <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:TIMING+OF+FUZZY+MEMBERSHIP+FUNCTIONS+FROM+DATA#0>
- Guzmán, D., & Castaño, V. (2009). La lógica difusa en ingeniería: principios, aplicaciones y futuro. *Revista de Ciencia Y Tecnología*, 24(2), 87–107. Retrieved from <http://www.revistas.ucr.ac.cr/index.php/cienciaytecnologia/article/view/2640>
- Homaifar, A., & McCormick, E. (1995). Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms. *Fuzzy Systems, IEEE Transactions ...*, 3(2), 129–139. Retrieved from [http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=388168](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=388168)
- Hong, T., & Lee, C. (1996). Induction of fuzzy rules and membership functions from training examples. *Fuzzy Sets and Systems*, 84(95). Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0165011495003053>
- ITRC (Interstate Technology & Regulatory Council). (2006). *Characterization , Design , Construction , and Monitoring of Bioreactor Landfills*. Washington, DC.
- Karthikeyan, O., & Joseph, K. (2006). Bioreactor Landfills For Sustainable Solid Waste Management, (4), 112–123. Retrieved from <http://www.swlf.ait.ac.th/UpdData/National/BIOREACTOR LANDFILLS FOR SUSTAINABLE SOLID WASTE MANAGEMENT.pdf>
- Kiss, G., & Aguilar, G. (2006). Los productos y los impactos de la descomposición de residuos sólidos urbanos en los sitios de disposición final. *Gaceta Ecológica*, (79), 39–51. Retrieved from <http://estudiosterritoriales.org/resumen.oa?id=53907903>
- Kotti, I., Sylaios, G., & Tsihrintzis, V. (2013). Fuzzy logic models for BOD removal prediction in free-water surface constructed wetlands. *Ecological Engineering*, 51, 66–74. doi:10.1016/j.ecoleng.2012.12.035
- Kumarasamy, M., & Ratnakumar, A. (2012). An implementation of machine learning systems using fuzzy distributed artificial intelligent systems. *Int. J. Eng. and Technol*, 2(8), 1422–1425. Retrieved from [http://iet-journals.org/archive/2012/august\\_vol\\_2\\_no\\_8/87158134274444\\_abstract.php](http://iet-journals.org/archive/2012/august_vol_2_no_8/87158134274444_abstract.php)
- Laurent, J. R. (2011). *Desempeño de biorreactores para el control de la calidad de lixiviados provenientes de la descomposición de residuos sólidos orgánicos*. Instituto Tecnológico de Costa Rica.
- Magadaleno, F., & Martínez, R. (2005). La lógica difusa en la modelización y manejo de ecosistemas acuáticos. *Ingeniería Civil*, 59–69. Retrieved from <http://ambiental.cedex.es/docs/Ingenieria-Civil-138-2005-Fuzzy-logic.pdf>
- Medasani, S., Kim, J., & Krishnapuram, R. (1998). An overview of membership function generation techniques for pattern recognition. *International Journal of*

*Approximate ...*, 19, 391–417. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X98100178>

Miñano, H. A., & Villalobos, V. V. (2012). Scientia Agropecuaria Control difuso del oxígeno disuelto , pH y temperatura de un biorreactor columna de burbujas en la producción de biomasa de *Candida utilis* Fuzzy control of dissolved oxygen , pH and temperature of bubble column bioreactor for *Candida*, 2, 139–148.

Molina, M. R. (2009). Lógica difusa como herramienta para interpretar datos de producción limpia en el sector agrícola. *Idesia (Arica)*, 27(3), 101–105. Retrieved from [http://www.scielo.cl/scielo.php?pid=S0718-34292009000300012&script=sci\\_arttext](http://www.scielo.cl/scielo.php?pid=S0718-34292009000300012&script=sci_arttext)

Perera, N., & Eng, P. (2005). Bioreactor Landfills—an innovative technology for biostabilization of municipal solid waste. *Proceeding of ...* Retrieved from <http://www.esaa-events.com/remtech/2005/pdf/Paper05.pdf>

Pohland, F., & Harper, S. (1985). *Critical review and summary of leachate and gas production from landfills* (p. 165). United States Environmental Protection Agency. Retrieved from <http://nepis.epa.gov/Adobe/PDF/2000TL7S.PDF>

Reinhart, D., & Harper, S. (1998). *Landfill Bioreactor Design and Operation*. Florida USA: Lewis Publisher.

Rendra, S., Fernandes, L., & Warith, M. (2008). LOGIC MODELING OF BIODEGRADATION OF MUNICIPAL SOLID WASTE UNDER AEROBIC AND ANAEROBIC SIMULATED BIOREACTORS LANDFILL. ... *of Solid Waste Technology & Management*, 740–755. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&profile=ehost&scope=site&authType=crawler&jrnl=10881697&AN=34697380&h=Q1bI%2F%2Bm0I9OVwW60iVZrcudS1JgBOZLOKDK20p0eyGkYxd7%2FCTgAaj77DhgVfj6rIKSOIbTOVScIp07W4mEbOw%3D%3D&crl=c>

Ross, T. (2009). *Fuzzy logic with engineering applications*. Retrieved from [http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=nhz1f9j6\\_SMC&oi=fnd&pg=PR7&dq=FUZZY+LOGIC+WITH+ENGINEERING+APPLICATIONS&ots=vfp\\_3wJrB-&sig=eepmwUiTjDBf6UzSxQgxQHMXhNI](http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=nhz1f9j6_SMC&oi=fnd&pg=PR7&dq=FUZZY+LOGIC+WITH+ENGINEERING+APPLICATIONS&ots=vfp_3wJrB-&sig=eepmwUiTjDBf6UzSxQgxQHMXhNI)

Salski, A., & Kiel, D.-. (n.d.). Fuzzy logic approach to data analysis and ecological modelling.

Sarabia, M., & Mirquez, L. (2012). Control del flujo de metano en el tratamiento de aguas residuales industriales usando lógica fuzzy. *El Hombre Y La Máquina*, 22, 22–28. Retrieved from <http://ingenieria.uao.edu.co/hombreymaquina/revistas/382012-1/38Articulo02.pdf>

Sivanandam, S., Sumathi, S., & Deepa, S. (2007). *Introduction to fuzzy logic using MATLAB*. Tamil Nadu, India: Springer. Retrieved from <http://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-540-35781-0.pdf>



- Sloot, H. Van der, & Zomeren, A. Van. (2003). Prediction of long term leachate quality and chemical speciation for a predominantly inorganic waste landfill. ... *Management and Landfill ...*, (June). Retrieved from <http://www.ecn.nl/publicaties/PdfFetch.aspx?nr=ECN-RX--03-034>
- Soto, S. (2012). *Implementación de la Ley GIR*. San José, Costa Rica.
- Sponza, D., & Ađđađ, O. (2004). Impact of leachate recirculation and recirculation volume on stabilization of municipal solid wastes in simulated anaerobic bioreactors. *Process Biochemistry*, 39, 2157–2165. doi:10.1016/j.procbio.2003.11.012
- Standard Methods for the Examination of Water & Wastewater*. (2005) (p. 55). American Public Health Association. Retrieved from [http://books.google.co.in/books/about/Standard\\_Methods\\_for\\_the\\_Examination\\_of.html?id=buTn1rmfSI4C&pgis=1](http://books.google.co.in/books/about/Standard_Methods_for_the_Examination_of.html?id=buTn1rmfSI4C&pgis=1)
- Tchobanoglous, G., Theisen, H., & Vigil, S. (1993). *Integrated solid waste management: engineering principles and management issues*. New York: McGraw-Hill. Retrieved from <http://www.cabdirect.org/abstracts/19931378795.html>
- Tolaymat, T., Kremer, F., Carson, D., & Davis-Hoover, W. (2004). *Monitoring approaches for landfill bioreactors*. (U. E. P. Agency, Ed.). Retrieved from [http://www.scsengineering.com/Pubs-News/bioreactor\\_Monitoring.pdf](http://www.scsengineering.com/Pubs-News/bioreactor_Monitoring.pdf)
- Tolaymat, T. M., Green, R. B., Hater, G. R., Barlaz, M. A., Black, P., & Bronson, D. (2010). Evaluation of Landfill Gas Decay Constant for Municipal Solid Waste Landfills Operated as Bioreactors, 60(January), 91–97. doi:10.3155/1047-3289.60.1.91
- White, J., Robinson, J., & Ren, Q. (2004). Modelling the biochemical degradation of solid waste in landfills. *Waste Management (New York, N.Y.)*, 24(3), 227–40. doi:10.1016/j.wasman.2003.11.009
- Yang, C., & Bose, N. (2006). Generating fuzzy membership function with self-organizing feature map. *Pattern Recognition Letters*, 27, 356–365. doi:10.1016/j.patrec.2005.08.026
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001999586590241X>

## Capítulo VII. APÉNDICES

**Apéndice A.** Temperatura del lixiviado para cada bioreactor durante los días 56 y 133 del periodo de operación.

Bioreactor	Tiempo (días)			
	56	98	133	182
1	24,70	-	24,30	-
2	-	-	-	-
3	24,30	-	23,40	-
4	23,80	-	27,00	-
5	25,10	-	25,30	-
6	25,00	-	25,80	-
7	24,00	-	25,00	-
8	25,70	-	26,40	-
9	27,10	-	23,90	-
10	23,30	-	24,30	-
11	25,80	-	26,20	-
12	26,40	-	26,00	-
13	25,70	-	25,50	-
14	26,20	-	24,20	-
15	-	-	-	-
16	23,90	-	24,90	-
17	25,90	-	25,70	-
18	24,00	-	24,20	-
19	-	-	-	-
20	-	-	-	-
21	25,60	-	25,80	-
22	24,70	-	24,30	-
<b>Promedio</b>	25,07	<b>Promedio</b>	25,12	
<b>Desviación Estándar</b>	1,05	<b>Desviación Estándar</b>	0,99	

**Apéndice B.** Mediciones de pH del lixiviado para cada bioreactor durante los días 56 y 133 del periodo de operación.

<b>Bioreactor</b>	<b>Tiempo (días)</b>			
	<b>56</b>	<b>98</b>	<b>133</b>	<b>182</b>
<b>1</b>	5,85	-	6,71	-
<b>2</b>	-	-	-	-
<b>3</b>	8,00	-	7,00	-
<b>4</b>	7,20	-	6,30	-
<b>5</b>	6,90	-	6,60	-
<b>6</b>	6,30	-	7,00	-
<b>7</b>	7,00	-	6,90	-
<b>8</b>	6,44	-	7,20	-
<b>9</b>	6,63	-	7,40	-
<b>10</b>	7,10	-	6,80	-
<b>11</b>	8,78	-	6,90	-
<b>12</b>	6,17	-	7,12	-
<b>13</b>	6,59	-	7,13	-
<b>14</b>	6,50	-	6,10	-
<b>15</b>	-	-	-	-
<b>16</b>	7,00	-	7,00	-
<b>17</b>	5,76	-	6,17	-
<b>18</b>	6,70	-	7,40	-
<b>19</b>	-	-	-	-
<b>20</b>	-	-	-	-
<b>21</b>	6,00	-	6,80	-
<b>22</b>	6,00	-	7,20	-
<b>Promedio</b>	6,72	<b>Promedio</b>	6,87	
<b>Desviación Estándar</b>	0,76	<b>Desviación Estándar</b>	0,38	

**Apéndice C.** Evolución de la Demanda Química de Oxígeno (DQO) ( $\times 10^2$  mg/L) en el lixiviado para los 18 bioreactores durante el período de operación.

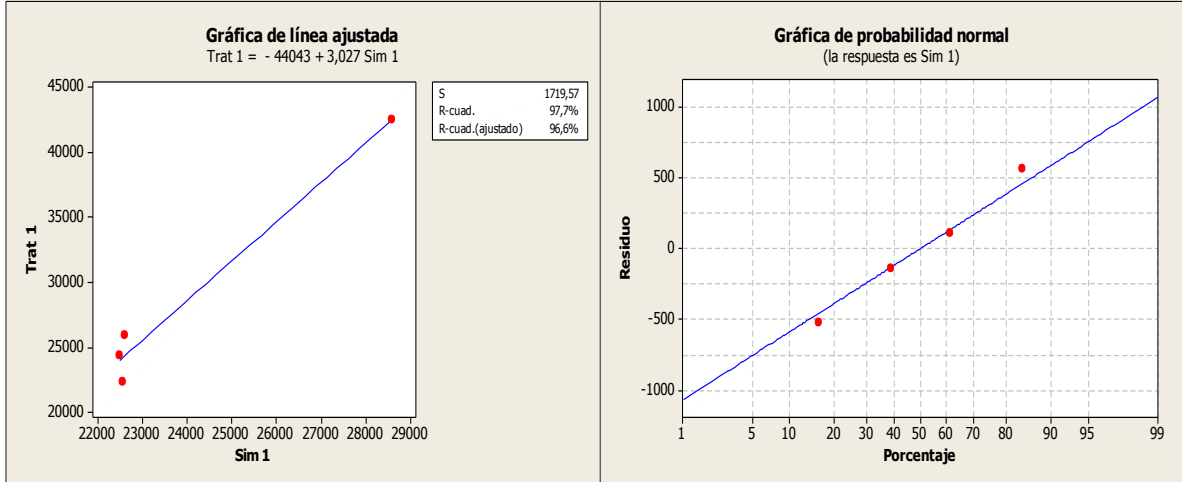
<b>Bioreactor</b>	<b>Tiempo (días)</b>			
	<b>56</b>	<b>98</b>	<b>133</b>	<b>182</b>
<b>1</b>	29,89	56,7	36,53	20,36
<b>2</b>	25,43	-	-	-
<b>3</b>	22,52	26,92	42,52	28,52
<b>4</b>	12,12	51,72	39,72	22,12
<b>5</b>	8,52	13,41	10,92	7,69
<b>6</b>	24,12	18,43	20,52	16,52
<b>7</b>	23,72	62,2	20,92	18,52
<b>8</b>	7,71	15,72	10,97	9
<b>9</b>	23,32	30,92	63,32	26,12
<b>10</b>	9,89	50,72	30,54	18,03
<b>11</b>	25,56	27,42	57,53	28,9
<b>12</b>	17,72	19,8	25,82	15,02
<b>13</b>	32,5	70,16	52,38	26,8
<b>14</b>	33,32	67,32	26,12	18,52
<b>15</b>	21,58	-	-	-
<b>16</b>	40,2	45,43	29,83	15,6
<b>17</b>	10,9	13,48	11,32	5,44
<b>18</b>	32,61	32,00	45,20	19,03
<b>19</b>	-	-	-	-
<b>20</b>	32,06	-	-	-
<b>21</b>	9,32	17,43	13,32	8,43
<b>22</b>	38,92	76,52	45,32	20,12

**Apéndice D.** Demanda Química de Oxígeno (mg/L) obtenida mediante el modelo difuso para el análisis de sensibilidad del experimento.

Tiempo (días)	Lixiviado Recirculado					
	$\alpha=0,2$ 150 mL/día	$\alpha=0,4$ 300 mL/día	$\alpha=0,6$ 450 mL/día	$\alpha=0,8$ 600 mL/día	$\alpha=1$ 750 mL/día	$\alpha=1,2$ 900 mL/día
10	21775,9	21759,7	20119,2	21567,6	21775,9	21775,9
20	22271,5	22312,5	18754,5	20575,2	22322,7	21930,6
30	22271,5	22513,7	18517,0	20575,2	22620,4	21930,6
40	22271,5	22513,7	18517,0	20575,2	22582,1	21930,6
50	22271,5	24065,7	20900,1	22599,7	24075,5	24272,1
60	22226,8	24748,1	24365,9	24955,3	26084,4	26701,1
70	22110,1	24842,8	27625,0	27907,3	28361,0	27590,4
80	22271,5	24685,2	31070,0	30636,3	31182,4	28985,3
90	22271,5	24683,5	33138,0	34909,6	35826,4	33235,7
100	23489,4	24683,5	33138,0	36061,2	36903,8	34504,0
110	33843,5	32065,7	24759,1	24077,2	24077,2	24272,1
120	42792,1	33138,0	24683,5	22271,5	22626,6	21930,6
130	37351,6	33138,0	24683,5	22271,5	22545,9	21930,6
140	31125,6	31486,1	24651,1	22222,5	22320,4	21867,5
150	28371,2	28358,6	24438,5	21739,9	21739,9	21562,2
160	26299,5	26274,8	23082,7	20224,0	20202,4	21173,6
170	24626,0	24575,8	21460,1	18718,6	18428,3	19428,6
180	22685,6	22873,1	19030,5	16483,3	16392,3	16656,9
190	21982,2	21969,2	19415,0	15817,1	15916,0	15917,8

**Apéndice E.** Resultados del análisis de regresión lineal realizado en Minitab® 2012, para la comparación de datos experimentales con datos simulados para los tres tratamientos.

**Tratamiento RB vs Simulación RB**

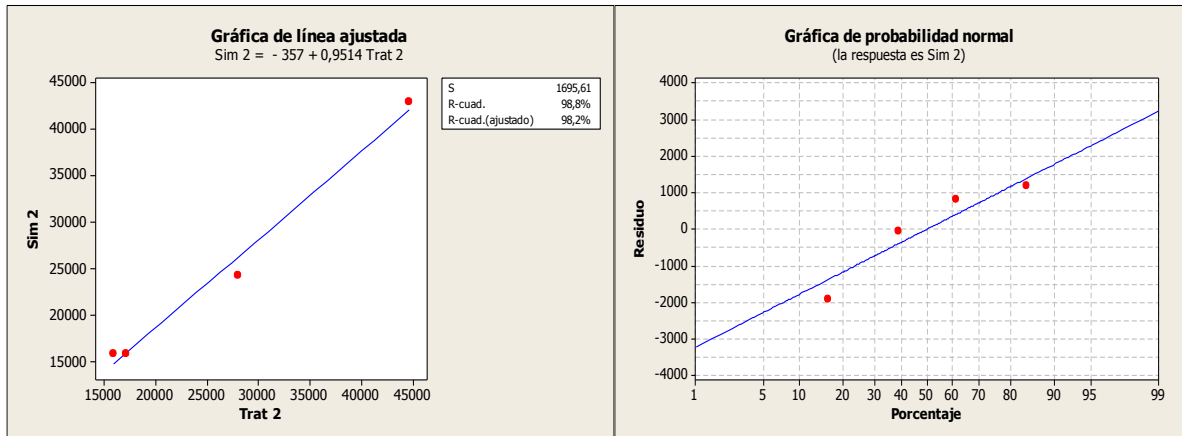


**La ecuación de regresión es:**

Trat 1 = - 44043 + 3,027 Sim 1

**S = 1719,57 R-cuad. = 97,7% R-cuad. (ajustado) = 96,6%**

**Tratamiento RM vs Simulación RM**

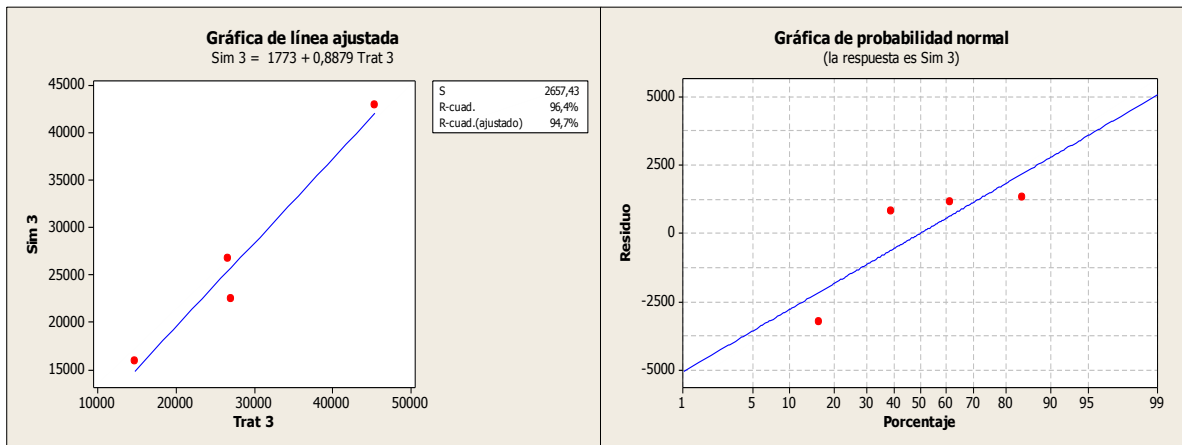


**La ecuación de regresión es**

Sim 2 = - 357 + 0,9514 Trat 2

**S = 1695,61 R-cuad. = 98,8% R-cuad.(ajustado) = 98,2%**

## Tratamiento RA vs Simulación RA



La ecuación de regresión es

$$\text{Sim 3} = 1773 + 0,8879 \text{ Trat 3}$$

**S = 2657,43 R-cuad. = 96,4% R-cuad.(ajustado) = 94,7%**

**Apéndice D.** Bioreactores piloto construidos e instalados para el proceso de experimentación

