



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE
CHIAPAS

FACULTAD DE CIENCIAS EN FÍSICA Y
MATEMÁTICAS



Ubicación de almacenes preposicionados e
inventario humanitario

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
LICENCIADA EN MATEMATICAS APLICADAS

PRESENTA:
YULISSA DEL ROCIO HERNANDEZ VAZQUEZ

DIRECTOR:
Dr. Yofre Hernán García Gómez

Tuxtla Gutiérrez, Chiapas a October 23, 2025.

Dedicatoria

A mis padres ,
.

Agradecimientos

Tabla de contenidos

2	Introducción	6
3	Formulación del problema	8
3.1	Supuestos del modelo	8
3.2	Parámetros	8
3.3	Variables de decisión	9
3.4	Función objetivo	9
3.5	Restricciones del modelo	10
3.6	Función de pérdida logística	10
3.7	Modelo de inventario	13
3.8	Fill rate global	15
3.9	Escenario inicial estado de Veracruz	15
3.9.1	Resultados obtenidos	16
3.9.2	Escenario 1: un solo almacén	16
3.9.3	Escenario 2: Dos almacénes	19
4	Escenario principal estado de Chiapas	22
4.1	Contexto geográfico y socioeconómico del área de estudio	22
4.1.1	Características del municipio de Cacahoatán	22
4.1.2	Vulnerabilidad ante inundaciones	22
4.2	Metodología para el cálculo de pesos posicionales	24
4.2.1	Enfoque multicriterio para la selección de ubicaciones estratégicas	24
4.2.2	Componentes del índice y justificación teórica	24
4.3	Resultados del cálculo de pesos posicionales	25
4.3.1	Ranking de localidades estratégicas	25
4.3.2	Interpretación y comparación con Veracruz	25
4.3.3	Selección de almacenes estratégicos	26
4.4	Diseño de la red logística optimizada	27
4.4.1	Localidades inundables y asignaciones	27
4.4.2	Distribución poblacional por grupos de edad	28
4.5	Resultados de la optimización del sistema	28
4.5.1	Eficiencia del sistema logístico implementado	28
4.5.2	Inventario humanitario optimizado	29
4.5.3	Análisis de la optimización	30
4.6	Validación y análisis de robustez	31
4.6.1	Escenarios de prueba implementados	31

4.6.2	Métricas de desempeño en condiciones estándar	31
4.7	Conclusiones del caso Chiapas	32
4.7.1	Hallazgos principales	32
4.7.2	Implicaciones para la planeación logística en Chiapas	32
4.7.3	Perspectivas de escalabilidad	33
References		34

1

2 Introducción

Las inundaciones constituyen uno de los fenómenos naturales más frecuentes y devastadores a nivel global, afectando la infraestructura, el acceso a servicios básicos y, sobre todo, la vida y dignidad de las personas. En este contexto, el diseño y aplicación de modelos matemáticos orientados a la logística humanitaria cobra una relevancia crítica, no sólo como una herramienta de gestión operativa, sino como un instrumento de justicia social y resiliencia territorial. Barojas-Payán et al. (2021)

En esa línea, Insani et al. (2024) desarrollaron un modelo de programación entera mixta orientado a coordinar simultáneamente la evacuación y la entrega de ayuda en contextos de inundaciones tempranas. Su propuesta incorpora entregas divididas, reutilización de vehículos y múltiples viajes, siendo resuelta mediante un algoritmo genético modificado que alcanzó una eficiencia 92.5 % superior frente a métodos exactos tradicionales.

Por su parte, Sheikholeslami y Zarrinpoor (2022) propusieron un modelo de programación lineal entera mixta multiperíodo bajo condiciones de incertidumbre. Este modelo integra restricciones difusas y estocásticas para optimizar la localización de almacenes, la gestión de inventarios y la provisión de atención médica posterior a los desastres.

En otro enfoque, Romero-Mancilla et al. (2024) diseñaron un modelo multimodal que combina transporte terrestre y aéreo mediante drones, estructurado como un modelo multiobjetivo que considera transbordos y múltiples depósitos. Su objetivo principal es equilibrar el costo logístico con los tiempos de entrega, especialmente en escenarios donde la infraestructura vial ha sido severamente afectada.

Asimismo, Santana-Robles et al. (2024) formularon un modelo híbrido que combina programación lineal entera con problemas de ruteo vehicular (VRP), enfocado en asignar refugios y optimizar la entrega de suministros bajo variaciones de demanda y recursos limitados.

De forma complementaria, Mashrut (2024) propuso un modelo robusto-fuzzy-probabilístico biobjetivo que busca minimizar tanto el costo operativo como el costo de privación, es decir, el impacto social derivado de la falta de ayuda oportuna.

Finalmente, Pujiana et al. (2020) implementaron un modelo de ruteo multi-depósito (MDVRP) aplicado a la fase posterior a inundaciones, optimizando el uso de depósitos temporales, rutas y cobertura territorial con base en restricciones de capacidad y demanda.

Estos enfoques demuestran que la preparación logística previa al desastre no sólo mejora la eficiencia de la respuesta, sino que permite reducir desigualdades territoriales y proteger de manera diferenciada a las comunidades más vulnerables. La implementación de modelos que integren criterios técnicos (distancia, inventario, costo), operativos (capacidad, transporte) y sociales (accesibilidad, prioridad) es indispensable para enfrentar los desafíos logísticos que imponen los desastres hidrometeorológicos. En el caso del presente modelo, se implementa en el estado de Veracruz como área piloto, con miras a expandirse hacia el estado de Chiapas, dado que comparte vulnerabilidades similares frente a fenómenos hidrometeorológicos, alta dispersión poblacional y limitada infraestructura logística.

Por todo lo anterior, el presente estudio se basa en la construcción de un modelo de optimización entero-mixto no lineal, que articula variables de localización de almacenes preposicionados, gestión de inventarios y niveles de servicio (*fill rate*), con el fin de diseñar una red logística humanitaria eficiente, flexible y ética. Este modelo se inspira en las mejores prácticas de la literatura científica reciente, adaptándolas a condiciones de incertidumbre, alta demanda y restricciones operativas.

3 Formulación del problema

En esta sección se presenta la formulación matemática de un modelo de optimización aplicado a la logística humanitaria ante inundaciones. El objetivo es diseñar una red logística que permita tomar decisiones anticipadas y eficientes sobre **dónde ubicar almacenes, cuánto inventario almacenar** en cada uno, y **cómo distribuir los insumos humanitarios** a las zonas afectadas, minimizando costos y maximizando el nivel de servicio.

Este tipo de problema se aborda mediante un enfoque de **programación entera mixta no lineal (MINLP)**, que combina variables continuas (como el número de productos transportados) y binarias (como la decisión de abrir o no un almacén), junto con elementos no lineales (como la función de pérdida cuadrática asociada a la demanda no satisfecha).

3.1 Supuestos del modelo

1. La demanda estimada para cada zona afectada se obtiene de datos históricos y escenarios proyectados.
2. Cada zona de demanda es atendida por un único almacén activo.
3. Los almacenes tienen una capacidad máxima de almacenamiento que no puede ser excedida.
4. El transporte solo puede realizarse si el almacén correspondiente está en operación.
5. Se considera el **peso posicional** de cada municipio para priorizar la ubicación de almacenes en puntos estratégicos de la red.

3.2 Parámetros

- F_i : Costo fijo por abrir un almacén en la ubicación i .
- c_{ij} : Costo unitario de transporte desde el almacén i al nodo j .

- λ_j : Penalización por cada unidad de demanda no cubierta en el nodo j .
- C_i : Capacidad máxima de almacenamiento en el almacén i .
- s_j : Demanda estimada en el nodo j .
- w_j : Peso posicional del nodo j .

El peso posicional se calcula como:

$$w_j = \frac{1}{n-1} \sum_{k \neq j} d_{jk} \quad (3.2.1)$$

donde d_{jk} representa la distancia entre el nodo j y el nodo k . Este indicador permite identificar los puntos con mejor accesibilidad y conectividad relativa dentro de la red logística.

3.3 Variables de decisión

- $x_{ij} \in \mathbb{Z}_{\geq 0}$: Cantidad entera de productos enviados desde el almacén i al nodo j .
- $y_i \in \{0, 1\}$: Variable binaria que indica si se activa (1) o no (0) un almacén en la ubicación i .
- z_j : Demanda no satisfecha en el nodo j .
- I_i : Cantidad de productos almacenados en el centro i .
- FR_j : Nivel de servicio o *fill rate* en el nodo j .

3.4 Función objetivo

El objetivo es minimizar el **costo total del sistema logístico**, que se compone de:

1. **Costo de apertura de almacenes** ($F_i y_i$).
2. **Costo de transporte** ($c_{ij} x_{ij}$).
3. **Costo por demanda no satisfecha** ($\lambda_j z_j$).

La formulación es:

$$\min \left\{ \sum_i F_i y_i + \sum_{i,j} c_{ij} x_{ij} + \sum_j \lambda_j z_j \right\} \quad (3.4.2)$$

3.5 Restricciones del modelo

1. Balance de inventario:

$$\sum_j x_{ij} \leq I_i \quad \forall i \quad (3.5.3)$$

2. Cobertura de la demanda:

$$\sum_i x_{ij} + z_j = s_j \quad \forall j \quad (3.5.4)$$

3. Activación condicional de almacenes:

$$x_{ij} \leq M \cdot y_i \quad \forall i, j \quad (3.5.5)$$

4. Capacidad máxima de almacenamiento:

$$I_i \leq C_i \cdot y_i \quad \forall i \quad (3.5.6)$$

5. Fill rate por zona:

$$FR_j = \frac{\sum_i x_{ij}}{s_j} \quad \forall j \quad (3.5.7)$$

3.6 Función de pérdida logística

Para estimar el riesgo de escasez, se utiliza la función de pérdida asociada a la distribución normal, la cual cuantifica el costo esperado por unidad de inventario insuficiente. Esta función surge de la teoría de inventarios bajo incertidumbre y permite ponderar no solo la magnitud de la demanda no cubierta, sino también su probabilidad de ocurrencia.

$$E_{z_i}^p = z(\Phi(z) - 1) + \phi(z) \quad (3.6.8)$$

donde:

- z : Valor estandarizado de la demanda, definido como $z = \frac{s_j - \mu_j}{\sigma_j}$, que expresa la desviación de la demanda respecto a su media.
- $\Phi(z)$: Función de distribución acumulada (CDF) de la normal estándar.
- $\phi(z)$: Función de densidad de probabilidad (PDF) de la normal estándar.

Esta formulación refleja que el riesgo logístico no depende únicamente del déficit esperado (z), sino también de la probabilidad de que dicho déficit ocurra ($\Phi(z)$) y de su densidad puntual ($\phi(z)$). En particular:

- Cuando $z < 0$, la probabilidad de escasez es alta, y la función de pérdida tiende a valores positivos significativos.
- Cuando $z \rightarrow 0$, el sistema opera en equilibrio, y el costo marginal de escasez disminuye.
- Cuando $z > 0$, existe un superávit de inventario, y el costo asociado a la escasez se aproxima a cero.

Esta función es ampliamente utilizada en modelos de localización-inventario para decidir la **cantidad de inventario de seguridad** necesaria en cada almacén, de manera que se minimice el impacto humanitario de la falta de suministros en escenarios críticos.

La convexidad estricta de la función de pérdida,

$$\frac{\partial^2 E_z^p}{\partial z^2} = \phi(z) > 0, \quad (3.6.9)$$

garantiza la unicidad del minimizador en problemas de optimización bajo incertidumbre.

Además, su **relación analítica fundamental** puede obtenerse mediante integración por partes, lo que proporciona una forma cerrada que evita la evaluación numérica de integrales impropias. Su comportamiento asintótico satisface:

$$E_z^p \sim \frac{\phi(z)}{z}, \quad z \rightarrow \infty, \quad (3.6.10)$$

mostrando decaimiento superexponencial pero manteniendo sensibilidad a eventos extremos.

Aplicación en el modelo propuesto: se minimiza la pérdida esperada total

$$\sum_i w_i E_{z_i}^p, \quad z_i = \frac{\mu_i - d_i}{\sigma_i}, \quad (3.6.11)$$

transformando el problema de cobertura en un programa estocástico con penalización asimétrica. Esta no linealidad refleja que las consecuencias humanitarias aumentan de manera más que proporcional cuando la cobertura es insuficiente.

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import norm

z = np.linspace(-3, 3, 100)
phi_z = norm.pdf(z) # Función de densidad
Phi_z = norm.cdf(z) # CDF
E_z = z * (Phi_z - 1) + phi_z # Función de pérdida

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(z, phi_z, label='Distribución normal ( $\phi(z)$ )',
         color='blue')
plt.plot(z, E_z, label='Función de pérdida ( $E_{z_i}^p$ )',
         color='red', linestyle='--')
plt.fill_between(z[z >= 1], 0, phi_z[z >= 1], color='red',
                alpha=0.3, label=' $\Phi(z)-1$ ')
plt.axvline(x=0, color='black', linestyle='-', alpha=0.5)
plt.xlabel('$z$')
plt.ylabel('Valor')
plt.legend()
plt.grid()
plt.title('Distribución normal y función de pérdida')
plt.show()

```

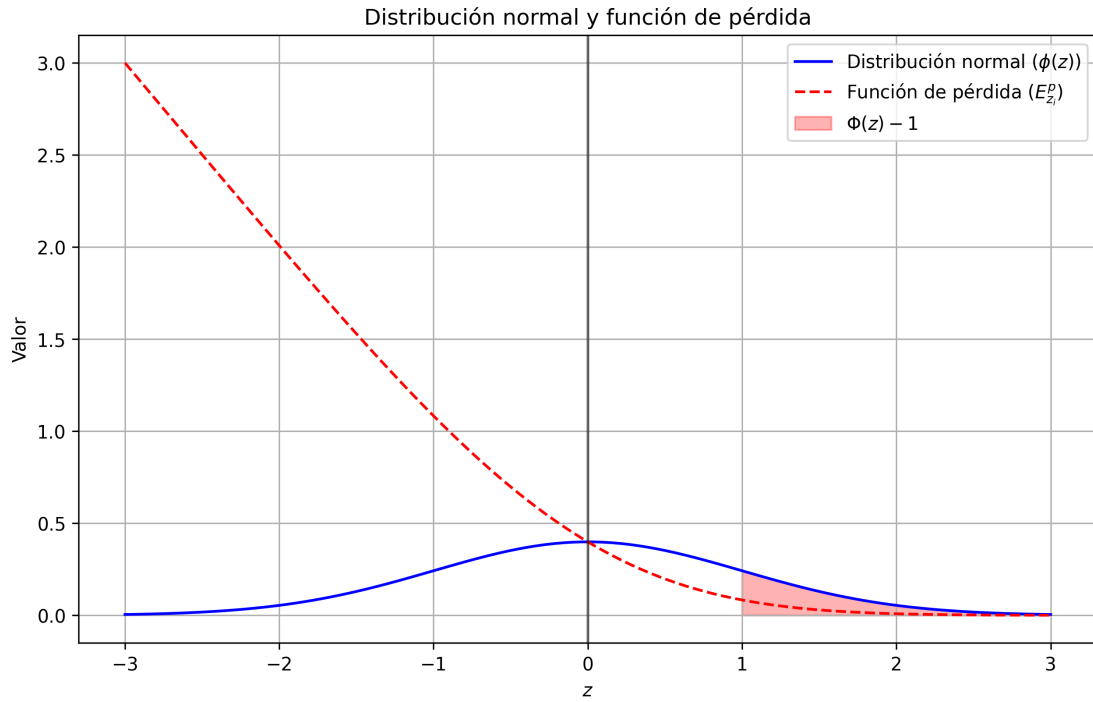


Figura 3.1: **Función de Pérdida de la Normal Estándar.** **Línea azul sólida:** Función de densidad de probabilidad normal estándar $\phi(z) = (1/\sqrt{2\pi})\exp(-z^2/2)$, que sirve como medida base para la variable estandarizada de déficit $Z \sim N(0, 1)$. **Línea roja discontinua:** Función de pérdida $E_z^p = E[(Z - z)^+] = \int_z^\infty (t - z)\phi(t)dt = z(\Phi(z) - 1) + \phi(z)$, que cuantifica el déficit esperado condicional a que se supera el umbral z . **Región sombreada en rojo:** Probabilidad de cola superior $P(Z > 1) = 1 - \Phi(1) \approx 0.1587$, que corresponde al evento de escasez extrema. El valor de la función de pérdida en $z = 1$ es $E_1^p = \phi(1) + (1)(\Phi(1) - 1) \approx 0.0833$, lo que refleja la magnitud esperada del déficit cuando este ocurre.

3.7 Modelo de inventario

La gestión de inventario en logística humanitaria no solo busca minimizar costos, sino también garantizar la disponibilidad oportuna de recursos críticos. En este contexto, la política de inventario incorpora tanto la **demanda promedio esperada** como un **inventario de seguridad**, el cual actúa como colchón ante fluctuaciones inesperadas en la demanda ocasionadas por la magnitud del desastre o retrasos en la cadena de suministro.

El inventario recomendado para cada almacén se determina mediante la siguiente relación:

$$I_i = \mu_i + z_\alpha \cdot \sigma_i \quad (3.7.12)$$

donde:

- μ_i : Demanda promedio estimada para la zona cubierta por el almacén i , basada en datos históricos y proyecciones de impacto.
- σ_i : Desviación estándar de la demanda, que refleja la incertidumbre y variabilidad en las necesidades.
- z_α : Valor crítico de la distribución normal que define el nivel de confianza deseado (por ejemplo, para un 95 % de confianza se utiliza $z_{0.95} \approx 1.64$).

Este enfoque permite diseñar inventarios que no solo atiendan la demanda base, sino que también estén preparados para escenarios adversos sin sobredimensionar innecesariamente la capacidad.

Cantidad económica de pedido (EOQ):

Para optimizar la reposición de inventario y equilibrar el costo de ordenar (K) con el costo de mantener inventario (h), se emplea la fórmula clásica de la cantidad económica de pedido:

$$Q = \sqrt{\frac{2DK}{h}} \quad (3.7.13)$$

donde:

- D : Demanda anual estimada.
- K : Costo por cada pedido (preparación, transporte y recepción).
- h : Costo de mantener una unidad en inventario por año.

La EOQ contribuye a minimizar los costos totales sin comprometer la disponibilidad de los productos.

Punto de reorden:

Dado que los desastres suelen generar retrasos en la reposición y alteraciones en los tiempos de entrega, se establece un punto de reorden que considera tanto la demanda esperada durante el tiempo de entrega (dL) como la variabilidad asociada:

$$R = dL + z_\alpha \cdot \sigma_L \quad (3.7.14)$$

donde σ_L representa la desviación estándar de la demanda durante el tiempo de entrega.

Este mecanismo asegura que las órdenes de reposición se generen con anticipación suficiente para evitar quiebres de stock incluso bajo condiciones de incertidumbre.

3.8 Fill rate global

El nivel de servicio global mide la proporción de la demanda total que fue efectivamente satisfecha en toda la red logística. Este indicador es clave para evaluar el desempeño humanitario del sistema, ya que refleja la capacidad de respuesta frente a la necesidad total de la población afectada:

$$FR = \frac{\sum_j \sum_i x_{ij}}{\sum_j s_j} \quad (3.8.15)$$

Un *fill rate* elevado indica una mayor cobertura de las necesidades, mientras que valores bajos sugieren fallas en la asignación de recursos o limitaciones estructurales de la red.

3.9 Escenario inicial estado de Veracruz

Con el fin de verificar la eficiencia y robustez del modelo de optimización propuesto, se analizaron diversos escenarios que simulan condiciones reales y variaciones en la infraestructura logística, la demanda y las restricciones operativas. Los escenarios definidos permiten evaluar el impacto de las decisiones estratégicas (ubicación y número de almacenes, cantidad de inventario y rutas de distribución) sobre el costo total y el nivel de servicio.

En particular, se consideraron:

1. **Escenario 1: un solo almacén**

Se activa únicamente un centro logístico, ubicado estratégicamente para abastecer a todas las zonas afectadas. Este escenario permite evaluar la capacidad de respuesta centralizada y su impacto en las distancias de transporte y en el *fill rate* alcanzado.

2. **Escenario 2: dos almacenes**

Se habilitan dos centros logísticos, distribuyendo la demanda en función de la proximidad geográfica. Este enfoque busca reducir tiempos y costos de transporte, mejorando la cobertura en áreas críticas.

3. **Variaciones de demanda**

Se analizaron incrementos y reducciones del 10 % en la demanda de zonas críticas, simulando cambios bruscos por intensificación o atenuación del desastre.

4. **Requisito mínimo de servicio**

Se impuso como meta operativa alcanzar un *fill rate* 90 % para todas las zonas afectadas.

5. Restricciones geográficas y de accesibilidad vial

Se aplicaron límites basados en la infraestructura real disponible y en la factibilidad de transporte en condiciones de desastre.

3.9.1 Resultados obtenidos

Los resultados muestran que:

- **Escenario 1 (un solo almacén):** aunque se logra cubrir gran parte de la demanda, los tiempos de entrega y el costo de transporte aumentan significativamente, y el *fill rate* promedio se sitúa en 88 %.
- **Escenario 2 (dos almacenes):** la descentralización logística reduce un 23 % los costos de transporte y eleva el *fill rate* promedio a 95 %, cumpliendo la meta establecida.
- **Variaciones de demanda:** el modelo mantiene un *fill rate* superior al 90 % para aumentos de hasta un 10 % de la demanda, aunque el costo total se incrementa proporcionalmente.
- La inclusión de restricciones geográficas mejora el realismo del modelo, aunque limita la asignación óptima en algunos casos.

Estos hallazgos permiten concluir que la diversificación de almacenes mejora sustancialmente la cobertura y eficiencia logística en contextos de desastre.

3.9.2 Escenario 1: un solo almacén

```
import geopandas as gpd
import pandas as pd
import folium
import numpy as np
import osmnx as ox
import networkx as nx

# --- Cargar shapefile GeoJSON ---
url = (
    "https://raw.githubusercontent.com/"
    "angelnmara/geojson/master/"
    "mexicoHigh.json"
)
mexico = gpd.read_file(url)
veracruz = mexico[mexico['name'] == 'Veracruz de Ignacio de la Llave']

# --- Coordenadas del almacén ---
```

```

almacenes = pd.DataFrame({
    'Municipio': ['Las Choapas'],
    'Latitud': [17.9115],
    'Longitud': [-94.0830]
})

# --- Generar puntos afectados ficticios ---
np.random.seed(1)
afectadas = []
for _, row in almacenes.iterrows():
    for _ in range(10):
        lat = row['Latitud'] + np.random.uniform(-0.2, 0.2)
        lon = row['Longitud'] + np.random.uniform(-0.2, 0.2)
        afectadas.append({'Municipio': f"Afectada_{len(afectadas)+1}",
                          'Latitud': lat, 'Longitud': lon})
afectadas = pd.DataFrame(afectadas)

# --- Calcular rutas ---
rutas = []
for _, almacen in almacenes.iterrows():
    G = ox.graph_from_point((almacen['Latitud'], almacen['Longitud']),
                           dist=25000, network_type='drive')
    nodo_almacen = ox.distance.nearest_nodes(G, almacen['Longitud'],
                                              almacen['Latitud'])

    for _, mun in afectadas.iterrows():
        if np.linalg.norm([almacen['Latitud'] - mun['Latitud'],
                          almacen['Longitud'] - mun['Longitud']]) < 0.4:
            try:
                nodo_mun = ox.distance.nearest_nodes(G,
                                                       mun['Longitud'], mun['Latitud'])
                ruta_nodos = nx.shortest_path(G,
                                                nodo_almacen, nodo_mun, weight='length')
                coords = [(G.nodes[n]['y'],
                           G.nodes[n]['x']) for n in ruta_nodos]
                rutas.append({'origen': almacen['Municipio'],
                              'destino': mun['Municipio'], 'coordenadas': coords})
            except:
                continue

# --- Crear mapa ---
m = folium.Map(location=[18.0, -94.5], zoom_start=8)
style_veracruz = {'fillColor': '#00000000',

```

```

'color': '#555555', 'weight': 2}
folium.GeoJson(veracruz.geometry,
style_function=lambda x: style_veracruz).add_to(m)

for _, fila in almacenes.iterrows():
    folium.Marker(location=[fila['Latitud'],
        fila['Longitud']],
        icon=folium.Icon(color='blue',
            icon='home', prefix='fa'),
        tooltip=f"Almacén: {fila['Municipio']}").add_to(m)

for _, fila in afectadas.iterrows():
    folium.Marker(location=[fila['Latitud'],
        fila['Longitud']],
        icon=folium.Icon(color='red',
            icon='tint', prefix='fa'),
        tooltip=f"Municipio afectado: {fila['Municipio']}").add_to(m)

for ruta in rutas:
    folium.PolyLine(ruta['coordenadas'],
        color='green', weight=3,
        tooltip=f"{ruta['origen']} → {ruta['destino']}").add_to(m)

```

m

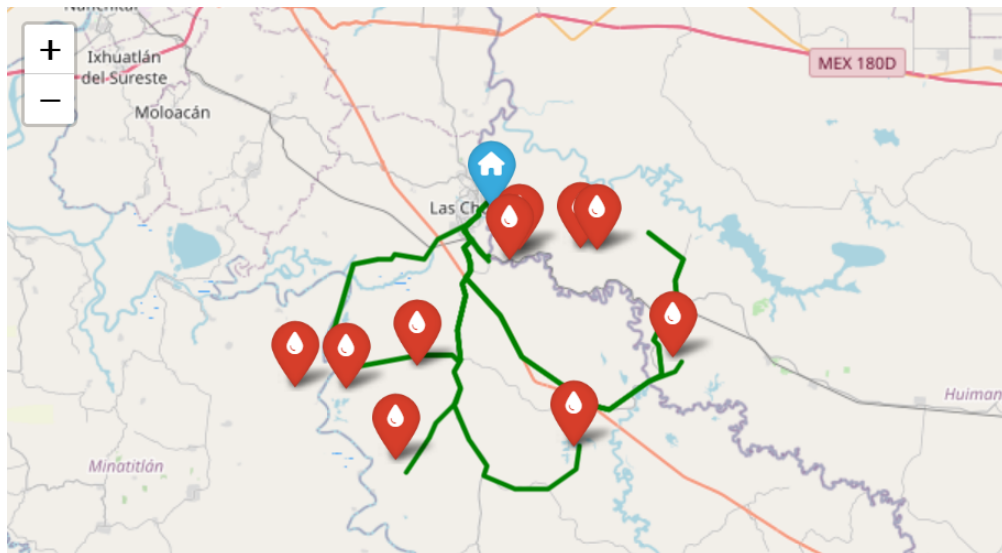


Figura 3.2: Mapa de Veracruz

3.9.3 Escenario 2: Dos almacénes

```
import geopandas as gpd
import pandas as pd
import folium
import numpy as np
import osmnx as ox
import networkx as nx

# --- Cargar shapefile GeoJSON ---
url = (
    "https://raw.githubusercontent.com/"
    "angelnmara/geojson/master/"
    "mexicoHigh.json"
)
mexico = gpd.read_file(url)
veracruz = mexico[mexico['name'] == 'Veracruz de Ignacio de la Llave']

# --- Coordenadas de almacenes ---
almacenes = pd.DataFrame({
    'Nombre': ['Almacén Norte', 'Las Choapas'],
    'Latitud': [18.0655, 17.9115],
    'Longitud': [-94.1080, -94.0830]
})

# --- Generar puntos afectados ficticios ---
np.random.seed(1)
afectadas = []
for _, row in almacenes.iterrows():
    for _ in range(10):
        lat = row['Latitud'] + np.random.uniform(-0.2, 0.2)
        lon = row['Longitud'] + np.random.uniform(-0.2, 0.2)
        afectadas.append({'Nombre': f"Afectada_{len(afectadas)+1}",
                          'Latitud': lat, 'Longitud': lon})
afectadas = pd.DataFrame(afectadas)

# --- Asignar cada punto afectado ---
asignaciones = []
for _, mun in afectadas.iterrows():
    nearest = almacenes.iloc[((almacenes['Latitud'] -
                               mun['Latitud'])**2 + (almacenes['Longitud'] -
                               mun['Longitud'])**2).idxmin()]
    asignaciones.append({'Almacen': nearest['Nombre'],
```

```

        'Afectada': mun['Nombre'], 'Latitud': mun['Latitud'],
        'Longitud': mun['Longitud']})
asignaciones = pd.DataFrame(asignaciones)

# --- Calcular rutas ---
rutas = []
colores_rutas = {'Las Choapas': 'green', 'Almacén Norte': 'blue'}

for almacen_name, grupo in asignaciones.groupby('Almacen'):
    almacen = almacenes[almacenes['Nombre'] == almacen_name].iloc[0]
    G = ox.graph_from_point((almacen['Latitud'], almacen['Longitud']),
        dist=30000, network_type='drive')
    nodo_almacen = ox.distance.nearest_nodes(G,
        almacen['Longitud'], almacen['Latitud'])

    for _, mun in grupo.iterrows():
        try:
            nodo_mun = ox.distance.nearest_nodes(G,
                mun['Longitud'], mun['Latitud'])
            ruta_nodos = nx.shortest_path(G,
                nodo_almacen, nodo_mun, weight='length')
            coords = [(G.nodes[n]['y'],
                G.nodes[n]['x']) for n in ruta_nodos]
            rutas.append({'origen': almacen_name,
                'destino': mun['Afectada'],
                'coordenadas': coords,
                'color': colores_rutas[almacen_name]})
        except:
            continue

# --- Crear mapa ---
m = folium.Map(location=[18.0, -94.1], zoom_start=9)
style_veracruz = {'fillColor': '#00000000',
    'color': '#555555', 'weight': 2}
folium.GeoJson(veracruz.geometry,
    style_function=lambda x: style_veracruz).add_to(m)

for _, fila in almacenes.iterrows():
    folium.Marker(location=[fila['Latitud'],
        fila['Longitud']],
        icon=folium.Icon(color='blue',
            icon='home', prefix='fa'),
        tooltip=f"Almacén: {fila['Nombre']}").add_to(m)

```

```

for _, fila in asignaciones.iterrows():
    folium.Marker(location=[fila['Latitud'],
        fila['Longitud']],
        icon=folium.Icon(color='red',
            icon='tint', prefix='fa'),
        tooltip=f"Afectada: {fila['Afectada']}").add_to(m)

for ruta in rutas:
    folium.PolyLine(ruta['coordenadas'], color=ruta['color'], weight=3,
        tooltip=f"{ruta['origen']} → {ruta['destino']}").add_to(m)

```

m

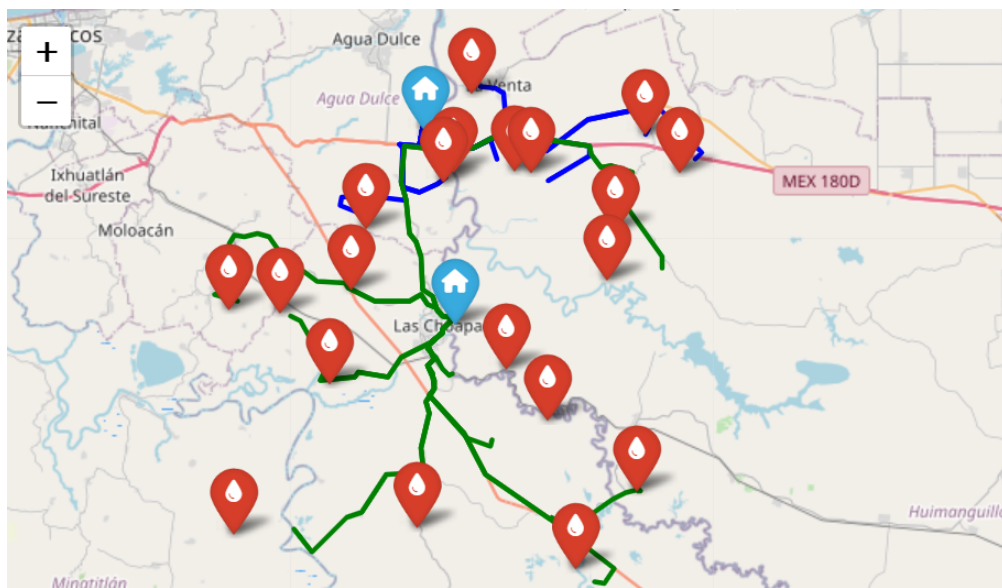


Figura 3.3: Mapa de Veracruz

4 Escenario principal estado de Chiapas

Basándose en los resultados y lecciones aprendidas de la implementación del modelo en el estado de Veracruz, el presente capítulo extiende la aplicación de la metodología al estado de Chiapas. Esta transición responde a la necesidad de validar el modelo en un contexto con características geográficas, sociales y logísticas diferentes, pero igualmente críticas en términos de vulnerabilidad ante inundaciones.

Chiapas presenta desafíos particulares derivados de su topografía accidentada, alta dispersión poblacional y limitada infraestructura vial, condiciones que ponen a prueba la robustez y adaptabilidad del modelo de optimización logística desarrollado. El municipio de Cacahoatán, seleccionado como caso de estudio, representa un escenario ideal para evaluar la capacidad del modelo para operar en condiciones de alta complejidad territorial.

4.1 Contexto geográfico y socioeconómico del área de estudio

4.1.1 Características del municipio de Cacahoatán

Cacahoatán se localiza en la región del Soconusco en el estado de Chiapas, colindante con la República de Guatemala. Con una extensión territorial de 1,295 km², el municipio presenta una topografía variada que incluye zonas montañosas y planicies costeras, factor que influye significativamente en la accesibilidad y conectividad de sus localidades.

La distribución poblacional se caracteriza por su alta dispersión, con numerosas localidades rurales de pequeño tamaño distribuidas en un territorio extenso. Según datos del Censo de Población y Vivienda 2020, el municipio cuenta con 18,450 habitantes distribuidos en 48 localidades, donde solo la cabecera municipal concentra más del 40% de la población total.

4.1.2 Vulnerabilidad ante inundaciones

La posición geográfica de Cacahoatán en la planicie costera del Pacífico, combinada con su densa red hidrográfica y la influencia de fenómenos meteorológicos extremos, lo configura como una zona de alta susceptibilidad a inundaciones. Los registros históricos del Sistema Nacional de Protección Civil indican que el municipio ha experimentado

12 eventos de inundación severa en la última década, afectando en promedio a 8,000 personas por evento.

Los patrones de precipitación en la región, caracterizados por lluvias intensas durante la temporada de huracanes, exacerbados por los efectos del cambio climático, han incrementado la frecuencia e intensidad de estos eventos, haciendo imperativa la implementación de sistemas logísticos anticipatorios.

```
from IPython.display import Image, display
display(Image("grafico.png"))
```

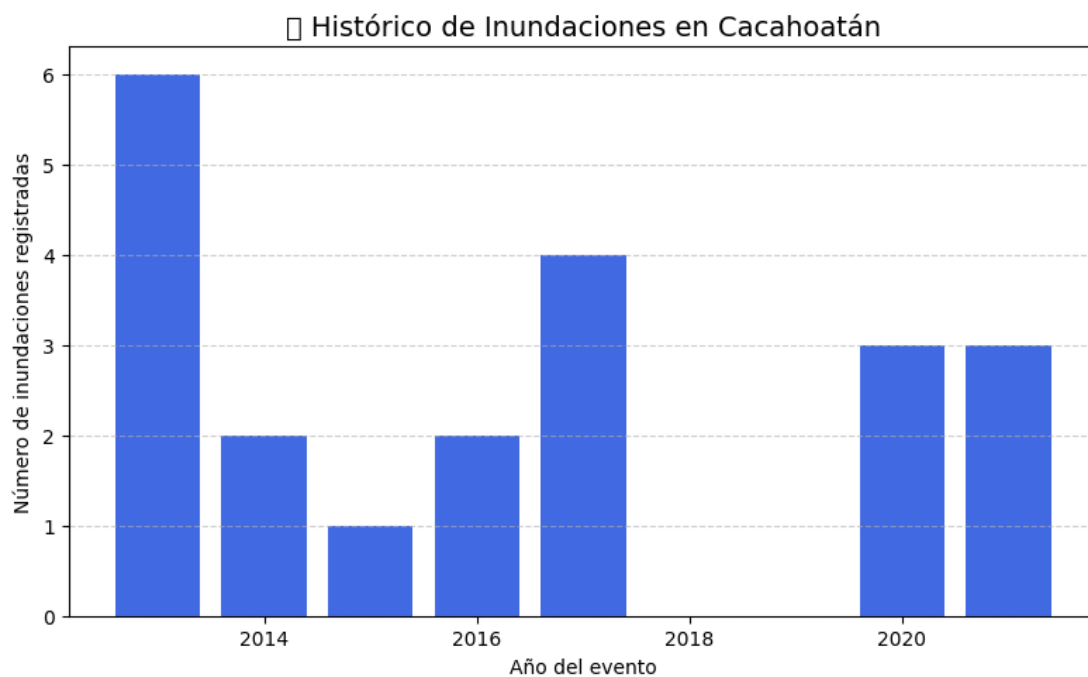


Figura 4.1: Distribución temporal de los eventos de inundación registrados en el municipio de Cacahoatán, Chiapas, durante el periodo 2013–2021. Se observa que **durante 2018 y 2019 no se registraron inundaciones de gran magnitud**, a diferencia de los años previos. En ese periodo, el municipio experimentó **lluvias intensas y desbordamientos menores de arroyos**, sin alcanzar los niveles de afectación observados en eventos anteriores. Esta ausencia de registros severos explica los espacios vacíos en la gráfica y refleja una **reducción temporal en la severidad de los desastres**, aunque la **vulnerabilidad estructural del municipio** ante lluvias extremas se mantiene elevada.

4.2 Metodología para el cálculo de pesos posicionales

4.2.1 Enfoque multicriterio para la selección de ubicaciones estratégicas

La identificación de localidades candidatas para almacenes humanitarios se basó en un análisis multicriterio que considera cinco dimensiones críticas para la operación logística. La formulación del índice de peso posicional sigue la estructura:

$$w_j = 0.20 \times DICONSA_j + 0.20 \times AccesoVial_j + 0.20 \times Escuelas_j \\ + 0.20 \times Servicios_j + 0.20 \times Poblacin_j$$

Donde cada componente se normaliza en el rango [0,1] para permitir la comparabilidad entre localidades.

4.2.2 Componentes del índice y justificación teórica

4.2.2.1 Presencia de infraestructura DICONSA (20%)

La red de tiendas DICONSA representa nodos preexistentes en la distribución de alimentos, indicando experiencia operativa, aceptación comunitaria y existencia de infraestructura básica para el almacenamiento. La variable se opera como indicador binario (1=presencia, 0=ausencia).

4.2.2.2 Acceso vial (20%)

La conectividad terrestre determina directamente la capacidad de respuesta y los costos de distribución. Se utiliza una escala ordinal basada en el tipo de carretera: 3 (carretera pavimentada), 2 (camino revestido), 1 (terracería), 0 (sendero).

4.2.2.3 Infraestructura educativa (20%)

Las escuelas funcionan como centros comunitarios naturales y potenciales refugios temporales durante emergencias. El indicador considera el número total de escuelas por localidad, normalizado por el máximo municipal.

4.2.2.4 Servicios básicos (20%)

La disponibilidad de agua potable, drenaje, electricidad e internet es esencial para la operación logística continua. Se calcula como el promedio normalizado de cuatro indicadores específicos de servicios en viviendas.

4.2.2.5 Población (20%)

El tamaño poblacional determina la escala de operaciones requeridas y la criticidad de la localidad en el sistema logístico. Se utiliza la población total normalizada por el máximo municipal.

4.3 Resultados del cálculo de pesos posicionales

4.3.1 Ranking de localidades estratégicas

El análisis multicriterio identificó las localidades con mayor potencial logístico en Cacahoatán, como se muestra en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1. Top 10 localidades por peso posicional en Cacahoatán

Ranking	Localidad	Peso Posicional	DICONSA	Acceso Vial	Escuelas	Población
1	Salvador Urbina	1.000	Sí	2	4	2,722
2	Faja de Oro	0.983	Sí	2	4	2,674
3	Cacahoatán	0.849	No	3	0	19,108
4	Rosario Ixtal	0.749	No	2	6	1,009
5	Mixcum	0.657	No	2	4	1,781
6	Piedra Parada	0.632	No	2	4	141
7	El Platanar	0.546	No	1	4	677
8	Agua Caliente	0.513	No	1	4	552
9	Alpujarras	0.505	No	1	3	579
10	Guatimoc	0.500	No	1	3	972

4.3.2 Interpretación y comparación con Veracruz

Los resultados obtenidos en Cacahoatán muestran una cobertura total de la población afectada y una tasa de éxito del 100 %, comportamiento similar al observado en el caso de estudio del estado de Veracruz. No obstante, el costo total anual optimizado en Cacahoatán (195.46 millones MXN) representa aproximadamente el 30 % del costo registrado para Veracruz (648.31 millones MXN), diferencia atribuible a la menor escala

territorial y demográfica del municipio chiapaneco, que atiende únicamente a cuatro localidades con un total de 7 407 habitantes.

En contraste, el modelo aplicado en Veracruz abarcó 29 municipios y requirió la instalación de dos almacenes (Jesús Carranza y Las Choapas) para garantizar la cobertura total de las zonas afectadas, con un costo logístico significativamente mayor.

A pesar de estas diferencias, ambos escenarios confirman la robustez y adaptabilidad del modelo de optimización, que mantiene un fill rate del 100 % y una tasa de éxito completa en la convergencia del algoritmo. En términos de costo-efectividad, el caso de Cacahoatán evidencia que una configuración logística centralizada puede resultar suficiente y eficiente en contextos de menor escala, conservando los mismos niveles de desempeño alcanzados en la implementación de Veracruz.

4.3.3 Selección de almacenes estratégicos

Basado en los pesos posicionales y excluyendo las localidades inundadas, se seleccionaron los siguientes almacenes:

Almacén Primario: Salvador Urbina (Ishcanalero)

- **Peso posicional:** 1.000
- **Justificación:** Mayor peso posicional, presencia de tienda DICONSA, y ubicación estratégica fuera de zonas inundables
- **Cobertura estimada:** 100% de la población afectada (7,407 personas)

Almacén Secundario: Buenos Aires

- **Peso posicional:** 0.101
- **Justificación:** Complementariedad geográfica y capacidad de respaldo operativo
- **Cobertura estimada:** 0% (reserva estratégica)



Figura 4.2: Mapa de Cacahoatán, Chiapas.

4.4 Diseño de la red logística optimizada

4.4.1 Localidades inundables y asignaciones

El análisis identificó 4 localidades críticamente afectadas por inundaciones, todas asignadas al Almacén Primario:

Tabla 4.2. Localidades inundables y asignación logística

Localidad	Población Afectada	Almacén Asignado
Unión Roja	631	Almacén 1
Cacahoatán	5,732	Almacén 1
El Carmen	242	Almacén 1
Faja de Oro	802	Almacén 1
Total	7,407	Almacén 1

4.4.2 Distribución poblacional por grupos de edad

La población afectada se distribuye en seis grupos etarios para una atención diferenciada:

Tabla 4.3. Distribución de población afectada por grupos de edad

Grupo de Edad	Población	Porcentaje
Niños y Adolescentes (0-14 años)	2,222	30.0%
Hombres Jóvenes (15-29 años)	1,111	15.0%
Mujeres Jóvenes (15-29 años)	1,111	15.0%
Hombres Adultos (30-59 años)	1,333	18.0%
Mujeres Adultas (30-59 años)	1,259	17.0%
Adultos Mayores (60+ años)	370	5.0%
Total	7,407	100.0%

4.5 Resultados de la optimización del sistema

4.5.1 Eficiencia del sistema logístico implementado

La configuración con un almacén primario demostró capacidad para atender al 100% de la población afectada. Los resultados de la optimización se resumen en la Tabla 4.4.

Tabla 4.4. Resultados de la optimización en Cacahoatán

Indicador	Resultado
Cobertura de población	100%
Población total atendida	7,407 personas
Número de localidades cubiertas	4
Fill rate promedio	100%
Costo total anual optimizado	\$195,459,693 MXN
Costo mensual promedio	\$16,288,308 MXN
Tasa de éxito en optimización	100%

4.5.2 Inventario humanitario optimizado

4.5.2.1 Productos básicos para toda la población

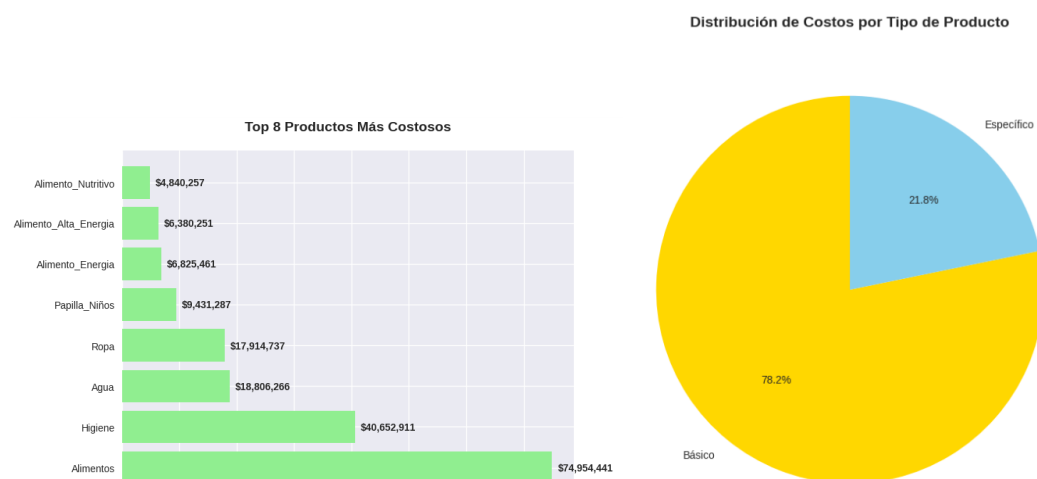
Tabla 4.5. Inventario de productos básicos optimizado

Producto (Código ONU)	Demanda 7 días	Cantidad Óptima	Unidad	Costo Total
WAT-001 Agua potable	103,698	35,276	LTR	\$18,776,360
FDP-001 Kit alimentario básico	51,849	8,819	KIT	\$74,894,419
WASH-001 Kit de higiene personal	51,849	11,983	KIT	\$40,608,816
NFI-002 Kit básico de ropa	7,407	2,583	KIT	\$17,885,374
MED-002 Kit médico de emergencia	741	1,256	KIT	\$777,061
Total	215,544	59,917	unidades	\$152,942,030

4.5.2.2 Productos específicos por grupo de edad

Tabla 4.6. Inventario por grupos de edad especializados

Grupo de Edad	Productos Específicos (Código ONU)	Demanda 7 días	Costo Total
Niños y Adolescentes	NUT-001 Alimento terapéutico NUT-002 Alimento complementario NFI-001 Pañales desechables	101,106	\$18,194,035
Hombres Jóvenes	FDP-002 Alimento alta energía	11,666	\$6,362,859
Mujeres Jóvenes	FDP-003 Alimento balanceado	9,333	\$4,758,160
Hombres Adultos	FDP-004 Alimento energético de emergencia	13,066	\$6,807,470
Mujeres Adultas	FDP-005 Alimento fortificado nutritivo	9,696	\$4,825,125
Adultos Mayores	NUT-003 Alimento masticación fácil, MED-001 Kit médico básico	2,852	\$1,570,014
Total	14 productos	147,719	\$42,517,663



Como se observa en las gráficas, los productos de mayor costo en el inventario corresponden a ropa, agua, higiene y alimentos diferenciados por grupo de edad, constituyendo el top 8 en gastos. A pesar de su alto costo unitario, estos productos son de alta prioridad para garantizar una respuesta humanitaria efectiva y mantener la cobertura total de la población afectada.

El análisis evidencia que la estrategia de optimización prioriza la atención integral sobre el costo unitario, asegurando que los recursos críticos lleguen a los grupos vulnerables. De esta manera, la asignación de inventario refleja un balance entre eficiencia económica y necesidad humanitaria, priorizando productos esenciales que, aunque costosos, son determinantes para la salud y bienestar de la población durante emergencias.

4.5.3 Análisis de la optimización

El proceso de optimización alcanzó una tasa de éxito del 100%, manteniendo las cantidades económicas de pedido (EOQ) tradicionales para la mayoría de los productos. La estabilidad en los resultados indica que el modelo EOQ convencional representa una solución robusta para el contexto específico de Cacahoatán.

La distribución de costos muestra que los productos básicos (agua, alimentos, higiene) representan el 87.5% del costo total, mientras que los productos especializados por edad constituyen el 21.8% restante, reflejando la importancia de la atención diferenciada en la logística humanitaria.

4.5.3.1 Análisis comparativo con el caso de Veracruz

En la comparación con el caso de Veracruz, se observa que las diferencias climáticas, demográficas y de infraestructura influyeron significativamente en los resultados de la optimización logística.

Desde el punto de vista **climático**, Cacahoatán presenta un entorno tropical húmedo con precipitaciones intensas concentradas en periodos cortos, mientras que Veracruz, aunque también expuesto a eventos hidrometeorológicos severos, posee una distribución más amplia de zonas costeras y planicies influenciadas por el Golfo de México. Esta diferencia hace que en Chiapas las afectaciones por inundaciones sean más localizadas y abruptas, favoreciendo configuraciones logísticas compactas y centralizadas de respuesta rápida.

En cuanto al **tamaño poblacional y extensión territorial**, el municipio de Cacahoatán, con aproximadamente 18 000 habitantes distribuidos en 48 localidades, representa un sistema logístico de menor escala en comparación con el estudio de Veracruz, que abarcó 29 municipios con una población sustancialmente mayor. Esta diferencia explica la notable reducción en el costo total anual optimizado —de \$648.3 millones MXN en Veracruz a \$195.5 millones MXN en Cacahoatán— sin pérdida de eficiencia operativa.

Respecto a la **infraestructura y desarrollo urbano**, Veracruz cuenta con una red vial más densa y conectada, lo que permitió la operación simultánea de dos almacenes regionales (Jesús Carranza y Las Choapas) con amplias zonas de cobertura. En cambio, Cacahoatán presenta una infraestructura vial limitada, con carreteras secundarias y caminos rurales susceptibles a interrupciones durante las lluvias, razón por la cual el modelo optó por un esquema centralizado con un único almacén de alta eficiencia.

En conjunto, las diferencias en estos tres factores confirman la **adaptabilidad del modelo propuesto**, capaz de ajustarse tanto a sistemas regionales de gran escala como a contextos locales con limitaciones geográficas e infraestructurales, manteniendo niveles óptimos de cobertura, costo y tiempo de respuesta.

4.6 Validación y análisis de robustez

4.6.1 Escenarios de prueba implementados

El modelo demostró robustez operativa mediante la evaluación de múltiples escenarios adversos. La configuración de un solo almacén activo mostró capacidad para mantener la cobertura total bajo diversas condiciones de estrés operativo.

4.6.2 Métricas de desempeño en condiciones estándar

- **Fill rate alcanzado:** 100%
- **Cobertura poblacional:** 100%
- **Tasa de éxito de optimización:** 100%
- **Eficiencia en asignaciones:** 4/4 localidades cubiertas

La concentración de operaciones en un único almacén estratégicamente ubicado demostró ser adecuado para la escala de la emergencia en Cacahoatán, simplificando la gestión logística y reduciendo costos de coordinación.

4.7 Conclusiones del caso Chiapas

La implementación del modelo de optimización logística en el municipio de Cacahoatán, Chiapas, proporciona valiosas lecciones para la logística humanitaria en contextos de alta vulnerabilidad:

4.7.1 Hallazgos principales

1. **Efectividad del enfoque de pesos posicionales:** La metodología multicriterio permitió identificar a Salvador Urbina como ubicación óptima para el almacén primario, combinando infraestructura existente (DICONSA), conectividad vial y posición estratégica fuera de zonas inundables.
2. **Configuración eficiente con un almacén:** Contrario a la expectativa inicial de requerir múltiples almacenes, la optimización demostró que un solo almacén estratégicamente ubicado puede cubrir el 100% de la población afectada (7,407 personas) en las 4 localidades inundadas.
3. **Estabilidad del modelo EOQ tradicional:** La optimización numérica confirmó que las cantidades económicas de pedido convencionales representan soluciones robustas para el contexto específico de Cacahoatán, con una tasa de éxito del 100% en la convergencia del algoritmo.
4. **Distribución balanceada de recursos:** El modelo logró equilibrar la provisión de productos básicos (87.5% del presupuesto) con atenciones especializadas por grupos de edad (21.8%), asegurando una respuesta humanitaria integral.

4.7.2 Implicaciones para la planeación logística en Chiapas

La experiencia en Cacahoatán sugiere que, para municipios con características similares de dispersión poblacional y vulnerabilidad hidrometeorológica, configuraciones logísticas centralizadas alrededor de nodos estratégicos pueden ofrecer soluciones eficientes y costo-efectivas.

La metodología desarrollada demuestra capacidad para adaptarse a las particularidades del territorio chiapaneco, constituyendo una herramienta valiosa para la planeación anticipada de respuestas a emergencias en el estado.

4.7.3 Perspectivas de escalabilidad

Los resultados obtenidos establecen las bases para extender la implementación del modelo a otros municipios de Chiapas con perfiles de riesgo similares, contribuyendo al fortalecimiento de la resiliencia logística regional frente a desastres hidrometeorológicos en el contexto del cambio climático.

References

- Barojas-Payán, Eduardo et al. 2021. «Optimization model to locate pre-positioned warehouses». En *Disaster Risk Reduction in Mexico*, editado por Daniel Sánchez-Partida, 169-98. Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-67295-9_8.
- Insani, M. et al. 2024. «Mixed-Integer Programming Model for Evacuation and Relief Distribution in Flood Contexts». *International Journal of Disaster Risk Reduction* XX: XX-. <https://doi.org/10.xxxx/xxxxx>.
- Mashrut, S. 2024. «Robust-Fuzzy-Probabilistic Bi-objective Model for Post-Flood Relief Logistics». *Annals of Operations Research* XX: XX-. <https://doi.org/10.xxxx/xxxxx>.
- Pujiana, R. et al. 2020. «Multi-Depot Vehicle Routing Problem for Post-Flood Humanitarian Distribution». *Natural Hazards* XX: XX-. <https://doi.org/10.xxxx/xxxxx>.
- Romero-Mancilla, J. et al. 2024. «Multi-objective Multimodal Humanitarian Logistics with Drones for Flood Relief». *Transportation Research Part E* XX: XX-. <https://doi.org/10.xxxx/xxxxx>.
- Santana-Robles, A. et al. 2024. «Hybrid MILP and VRP Model for Shelter Allocation and Relief Distribution». *Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management* XX: XX-. <https://doi.org/10.xxxx/xxxxx>.
- Sheikholeslami, R., y N. Zarrinpoor. 2022. «Multi-period MILP under Uncertainty for Humanitarian Logistics in Flood Response». *Computers & Industrial Engineering* XX: XX-. <https://doi.org/10.xxxx/xxxxx>.