



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE POSGRADO EN CIENCIAS DE LA TIERRA**

ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN PARA DISTRIBUCIÓN DE ESTUFAS EFICIENTES DE LEÑA

TESIS

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE
MAESTRA EN CIENCIAS DE LA TIERRA

PRESENTA:

VANIA NAHARAI LÓPEZ GARCÍA

COMITÉ TUTOR

DR. ADRIÁN GHILARDI

Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, UNAM

DR. OMAR RAUL MASERA CERRUTI

Instituto de Investigaciones en Ecosistemas y Sustentabilidad, UNAM

DR. MANUEL EDUARDO MENDOZA CANTÚ

Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, UNAM

JURADO EXAMINADOR

DR. ADRIÁN GHILARDI

Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, UNAM

DR. OMAR RAUL MASERA CERRUTI

Instituto de Investigaciones en Ecosistemas y Sustentabilidad, UNAM

DRA. ILSE RUIZ MERCADO

Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Mérida, UNAM

DR. ULISES OLIVARES PINTO

Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Morelia, UNAM

DRA. MONTSERRAT SERRANO MEDRANO

Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, UNAM

Morelia, Michoacán, Abril de 2019



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Resumen	1
1.2. Objetivo general	2
1.3. Objetivos específicos	2
1.4. Preguntas de investigación	2
2. Uso de Biomasa	3
2.1. Uso de biomasa en México	4
2.2. Efectos de la utilización de la biomasa	6
2.2.1. En el bosque	6
2.2.2. En el ambiente	7
2.2.3. En la salud	8
2.3. Estufas eficientes de leña	8
2.3.1. Proyectos de disseminación de estufas en México	10
2.4. MoFuSS	11
2.4.1. Limitaciones de MoFuSS	12

3. El problema de optimización	14
3.1. Estructura General de Algoritmos de Optimización	16
3.2. Restricciones	19
3.3. La región factible	20
3.4. Tipos de algoritmos	21
3.5. Algoritmos exactos y heurísticos	22
3.5.1. Simulated Annealing	24
4. Metodología	28
5. Resultados	32
5.1. Ejemplo I, Haití	32
5.2. Ejemplo II, México	48
5.3. Discusión de Resultados	59
6. Conclusiones	61
A. Anexo I	64

Agradecimientos

Se agradece el apoyo del Fondo de Sustentabilidad Energética, a través del proyecto SENER CONACYT 2014 246911 Clúster de Biocombustibles Sólidos para la Generación Térmica y Eléctrica, por el apoyo económico dado para la culminación de este proyecto.

Capítulo 1

Introducción

1.1. Resumen

A nivel mundial, cerca de 2700 millones de personas dependen casi exclusivamente de leña para satisfacer sus necesidades energéticas, cantidad que se calcula seguirá en aumento [3]. La tecnología más utilizada para fines energéticos residenciales en zonas rurales es el fogón abierto. Esto genera grandes problemas a la salud de las personas, y dado que se lleva a cabo una combustión incompleta, se emite además de dióxido de carbono, carbono negro, metano, entre otros forzadores de vida corta; dañando la calidad del aire y ayudando así negativamente al cambio climático.

Para ayudar a revertir los aspectos negativos del uso de leña, se han implementado proyectos para la disseminación de estufas eficientes de leña; pues en éstas se necesita menos leña y se lleva a cabo una combustión más eficiente y limpia. Para generar un impacto positivo al ambiente, es necesario analizar cuál es la mejor manera de distribuir las estufas bajo ciertos criterios de logística. En este trabajo desarrollaremos un modelo para optimizar la distribución espacial de estufas eficientes.

1.2. Objetivo general

El objetivo de este proyecto es encontrar la forma óptima para la diseminación de estufas eficientes de leña, con el fin de reducir la degradación forestal y la biomasa no renovable, lo que nos llevaría también a reducir las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI).

1.3. Objetivos específicos

Los objetivos específicos o pasos son:

Desarrollar algoritmos de optimización que maximicen los beneficios ambientales del objetivo anterior, según un patrón de distribución óptimo de estufas eficientes.

Calcular el ahorro de leña a partir de la introducción paulatina de estufas eficientes en el espacio y el tiempo.

Calcular los impactos en la renovabilidad del recurso biomásico (es decir, extracción de leña contra el crecimiento de los bosques) de diferentes patrones espacio-temporales de distribución de estufas eficientes de leña.

1.4. Preguntas de investigación

Las preguntas que se responderán en este trabajo son, ¿cuál es la forma óptima para la diseminación de estufas eficientes de leña, según criterios ambientales? Si es mucho este ahorro, ¿es suficiente como para revertir la degradación y ayudar a la recuperación de los bosques?

Capítulo 2

Uso de Biomasa

Alrededor del 60 % del total de la madera extraída en el mundo se utiliza con fines energéticos, proporción que llega al 80 % si se considera únicamente al conjunto de países en desarrollo [2]. La leña es uno de los principales productos de la extracción de madera, en algunos casos, es el mayor. Cerca de 2500 millones de personas en países en vías de desarrollo dependen casi exclusivamente de la leña y el carbón vegetal para abastecer sus necesidades energéticas. Se estima que para el año 2030, este número aumentará a 2700 millones de personas [3].

La energía obtenida a partir de biomasa satisface el 7 % del consumo de energía primaria a nivel mundial y el 15 % en los países en vías de desarrollo [2]. La leña juega un papel muy importante como fuente de energía. La dinámica de demanda y oferta de esta última y su relación con impactos sociales, económicos y ambientales, todavía es tema de investigación.

La energía obtenida de la biomasa puede representar una buena fuente de energía renovable a nivel global. Con dos condiciones básicas: que se use tecnología de conversión eficiente y que la biomasa sea cosechada de manera renovable, es decir, en la que se corte menos leña de la que crece. De esta forma puede tener un impacto significativo de manera positiva en el cambio

climático, en comparación de las emisiones que se dan por el combustible fósil [12].

Por otro lado, si se cosecha más leña de la que crece, la llamada *biomasa no renovable*, (NRB por sus siglas en inglés) puede traer consecuencias negativas para el ambiente y malos impactos socio-económicos. La reducción de la biomasa disponible afecta directamente a las personas, especialmente a las de bajos recursos, pues por esta reducción necesitan invertir más tiempo en la recolección de la leña, además de que sube el precio de ésta, afectando su economía.

Otro efecto negativo es la degradación del bosque. Aunque la extracción de leña para fines energéticos residenciales no está directamente relacionada con la deforestación, hay una relación indirecta de la tala de árboles con los asentamientos humanos. Más aún, la cosecha de leña a una tasa pequeña pero constante, puede afectar gravemente la estructura del bosque [4]. Además, la cosecha de leña no renovable y su quema en el sector residencial contribuye con cerca de un 4 % de la emisión neta de dióxido de carbono [5], aunado a las emisiones de forzadores climáticos de vida corta (SLCF por sus siglas en inglés) como el metano y el carbono negro, producidas por la combustión incompleta en los dispositivos ineficientes.

2.1. Uso de biomasa en México

Aproximadamente 27 millones de personas en el área rural de México, aún usan la biomasa para cocinar [6], en donde la energía obtenida de la leña representa el 80 % de la energía total residencial, y el 50 % de la energía total en las comunidades rurales [7]. Esta cantidad considera todos los orígenes de la leña, es decir, la que es recolectada de la que está caída como madera muerta, de las ramas y troncos, así como de la que se obtiene talando árboles.

El uso de otro tipo de biomasa, como estiércol y residuos agrícolas, se ha estado implementando, pero aún no tienen un aporte significativo en el país (a diferencia de países en África y Asia).

En México, los estados con mayor concentración de usuarios de leña son Chiapas, Guanajuato, Guerrero, Michoacán, Hidalgo, Puebla, Oaxaca, Quintana Roo, Tabasco, Yucatán y Veracruz [7].

En estos lugares, el uso más común para la leña, con fines energéticos, aún sigue siendo para cocción utilizando fogones abiertos. Por esta razón, las personas en estas comunidades están expuestas a emisiones originadas por la combustión ineficiente que están asociadas a problemas graves de salud. Por ejemplo, un daño asociado al humo procedente de estos fogones, son las infecciones respiratorias, que causan 1.2 millones de muertes prematuras anualmente en niños menores de 5 años [8].

Aproximadamente 18.7 millones de personas, en el área rural, dependen exclusivamente de la leña para satisfacer las necesidades energéticas residenciales y 8.5 millones utilizan la combinación de leña con gas licuado de petróleo (GLP).

En los últimos años la utilización de GLP ha ido creciendo, especialmente en las zonas semi urbanas en donde no hay tanto acceso a la extracción de la leña. En las zonas rurales, sin embargo, se utilizan ambas, la leña y el GLP, siendo ésta la fuente principal de energía y el GLP para fines energéticos secundarios [13].

En las localidades rurales, el GLP ha sido una fuente de energía complementaria y no sustituta, debido probablemente a una distribución inadecuada, altos costos para estas comunidades y malas adecuaciones de las estufas de GLP para satisfacer las prácticas de cocinado local. Con el incremento del desarrollo económico, se esperaría que la utilización del GLP creciera. No obstante, el desarrollo económico no está directamente relacionado con el incremento del uso de GLP y la disminución del uso de leña, pues los fines energéticos de la cocina en la zona residencial son de menor prioridad para la economía de los hogares [9].

2.2. Efectos de la utilización de la biomasa

El uso de la biomasa puede afectar la salud de las personas, causar deforestación o degradación forestal y contribuir en el cambio climático. A continuación explicaremos brevemente algunos efectos de su utilización en estas áreas.

2.2.1. En el bosque

Comprender el efecto que tiene la cosecha de la leña sobre el ambiente y su sustentabilidad, ha sido tema de extensa investigación, pues hay algunos autores que sostienen que esta cosecha es una causa principal para la deforestación y degradación de los bosques ([14], [15]), mientras que otros niegan la existencia de dicha relación ([16], [17]).

Sin embargo, evidencias de las últimas décadas, concluyen que la cosecha de la leña rara vez conlleva a procesos directos de deforestación, aunque en conjunto con otros procesos, sí es un factor de impacto. Por ejemplo, la expansión agrícola es la causa principal de este proceso, y es muy común que se utilice esta madera cortada para fines energéticos. En estos casos, los esfuerzos en la reducción en el consumo de leña, no llevará a nada significativo.

Por otro lado, el consumo de madera para energía sí afecta al bosque, pues conlleva a la degradación de éste cuando se corta madera a una tasa más rápida que la que puede crecer si se le compara a la que tenía al cortarla; esto sucede especialmente cuando se tienen tipos de madera preferidas para cortar. En estos casos, los esfuerzos para la reducción de este biocombustible tendrán gran impacto al reducir o, inclusive, parar la degradación del bosque, lo que conllevaría a su recuperación junto con la mejora de los servicios ambientales que provee.

En México se ha observado que la deforestación es causada principalmente por el cambio de uso de suelo, en su mayoría de forestal a agrícola y pastoril;

la explotación irracional para la obtención de madera con fines industriales, proceso que generalmente no incluye la reforestación; los incendios forestales incontrolados; así como la obtención de madera para pequeñas industrias. Ello implica que la extracción de leña es causa de degradación y no deforestación, pues proviene primordialmente de árboles, ramas y arbustos muertos [22].

Por mucho tiempo se ha considerado a la recolección de leña como un factor principal para el cambio de uso de suelo. Sin embargo, los estudios iniciales no consideraban el rebrote de los árboles, ni la respuesta de la sociedad a la escasez o falta de leña y al uso de los árboles fuera de los bosques. Sin embargo, se han llevado a cabo pocos estudios sistemáticos de la sustentabilidad de la leña y gases de efecto invernadero. El Panel Intergubernamental de Cambio Climático, en su cuarta evaluación, dijo que el 10 % de la cosecha de leña es de manera insostenible, mientras que en la quinta, se dijo que las emisiones netas debido a la biomasa, permanecían desconocidas.

Para comprender mejor la relación entre la degradación forestal y el consumo de leña, se ha desarrollado MoFuSS (Modeling Fuelwood Saving Scenarios) [11]. Éste es un modelo dinámico que simula el efecto espacio-temporal de la cosecha de los combustibles a partir de la madera en la biomasa aérea. También considera los cambios de uso de suelo debido a otros factores (como desmontar la tierra para el ganado o agricultura).

MoFuSS hace las comparaciones entre dos tipos de escenarios: a) en donde la leña se recolecta *como siempre*, es decir, sin ningún tipo de ahorro de biomasa; y b) en donde se cosecha menos leña debido a que no necesitan tanta para satisfacer sus fines energéticos (por ejemplo, si tienen alguna estufa eficiente), calculando el ahorro de biomasa no renovable, entre otros datos de interés.

2.2.2. En el ambiente

El impacto climático viene de dos fuente principales: dióxido de carbono (CO_2), que es emitido debido a la cosecha de leña de manera insostenible; y

forzadores de vida corta, como el metano (CH_4), carbón negro, entre otros, ya que éstos son emitidos debido a la combustión incompleta que se lleva a cabo. Por lo que los combustibles de madera afectan de dos formas: con la combustión incompleta que libera contaminantes que dañan la salud y calientan la atmósfera, y la cosecha insostenible que conlleva a la degradación forestal y al cambio climático.

2.2.3. En la salud

Como se mencionó anteriormente, la combustión incompleta también daña severamente la salud de las personas en los lugares que se utiliza. Existen evidencias de que la contaminación dentro de las casas que usan leña en fogones abiertos, incrementa el riesgo de padecer infecciones respiratorias (especialmente en infantes, pues causan 1.2 millones de muertes prematuras anualmente en niños menores de 5 años), enfermedades pulmonares obstructivas crónicas y cáncer de pulmón [8].

Existen también estudios que asocian la exposición de contaminantes con infecciones de vías respiratorias superiores, otitis media, cáncer de tracto nasofaríngeo y de la laringe, asma, insuficiencia ponderal del recién nacido, mortandad de lactantes, tuberculosis pulmonar, cataratas e infecciones oculares.

2.3. Estufas eficientes de leña

El uso más común para la leña, con fines energéticos residenciales, es la cocción de alimentos a fuego abierto. La principal tecnología para la cocción de alimentos es el fogón abierto tradicional de tres piedras, tipo U o doble U.

En estos dispositivos, la combustión de la biomasa se da de manera incompleta e incontrolada, lo que genera una gran cantidad de partículas y gases contaminantes.

Con la intención de reducir la leña utilizada, por varias décadas se ha promocionado el uso de estufas eficientes de leña. Con éstas se ahorra el combustible requerido (leña), además de que están diseñadas de tal forma que se lleva en ellas una combustión completa, evitando la inhalación de gases tóxicos y mejorando así la calidad de vida de las personas que las utilizan.

A partir de los Acuerdos de París del 2015, existe un interés renovado para reducir significativamente la demanda de leña y carbón vegetal en los países en desarrollo, en pos de los beneficios ambientales y para la salud esperados. Dos de las principales estrategias para esta reducción es la difusión masiva de estufas eficientes de leña y también de GLP.

El proceso de ubicar territorios donde hay situaciones de consumo de leña no sustentable es bastante complejo, pues depende de variables específicas de cada territorio. En cada lugar los suministros de leña, el uso de suelo, restricciones de accesibilidad, patrones del consumo de leña, entre otros, son diferentes [10].

Recientemente se han desarrollado modelos de simulación espacio-temporal que estiman los impactos de la extracción de madera para energía sobre la biomasa aérea de la vegetación circundante, como así también las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI).

Estos modelos permiten comparar los impactos ambientales en términos de degradación de la vegetación y las emisiones de GEI entre escenarios tendenciales y de reducción de la demanda de madera para energía [11]. Sin embargo, no existe por el momento ningún sistema de soporte de decisiones espacial, cuantitativo y con capacidad de proyección temporal, que permita diseñar estrategias de difusión de estufas eficientes optimizadas que maximicen los beneficios ambientales, al tiempo de considerar los costos monetarios y de recursos asociados al programa de difusión de dispositivos eficientes.

2.3.1. Proyectos de diseminación de estufas en México

En México, se han hecho muchos esfuerzos para diseminar las estufas eficientes de leña, ya que éstas son más eficientes en la conversión de biomasa a energía que las tradicionales.

En las áreas rurales, se han estado distribuyendo las estufas Patsari (un tipo de estufa eficiente de leña), mediante un proyecto llevado a cabo por el Grupo Interdisciplinario de Tecnología Rural Apropiada (GIRA) y la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). Éste empezó en la zona purépecha del estado de Michoacán. GIRA ya ha estado trabajando en esta zona desde 1985 y mediante este proyecto ha instalado cerca de 3000 estufas Patsari [20].

GIRA también ha estado llevando el proyecto de estufas Patsari a más de 20 estados de México, dando como resultado la diseminación de más de 150,000 estufas. Esto con el fin de mejorar la calidad de vida de las familias rurales, promover el desarrollo de las comunidades y tratar de reducir los riesgos a los que están expuestas estas personas al inhalar el humo proveniente de la mala combustión de las estufas [20].

Dado que ya existen los esfuerzos para la diseminación de varios tipos de estufas eficientes de leña, es necesario tener un mecanismo de soporte de decisiones, que puede ser efectuado mediante algoritmos de optimización.

El desarrollo de modelos optimizados de difusión de estufas eficientes de leña, puede ser de gran utilidad para llevar adelante los programas nacionales e internacionales para la reducción de demanda de leña de manera costo-efectiva.

Con la distribución optimizada de estas estufas, se espera que el consumo de leña se reduzca en un 50 % con respecto al uso actual, lo cual ayudará a reducir la presión a la que están sometidos los bosques locales, contribuyendo a la reducción de la erosión del suelo y a la conservación de los bosques.

Al hacer que el combustible dure más tiempo, las estufas también ayudan a mejorar la seguridad alimentaria y proporcionan un mejor amortiguador contra la escasez de combustible inducida por eventos relacionados con el cambio climático como sequías, inundaciones o huracanes.

Así pues, se planea que este trabajo aporte, a partir del modelo de simulación existente MoFuSS, un método de optimización de distribución de estufas que minimice la extracción no sostenible de biomasa y las emisiones de GEI. Es decir, en contraste con una línea de base de la quema de leña en fogones abiertos, y su consecuente impacto sobre la cubierta vegetal y las emisiones de GEI, se busca encontrar una solución óptima para la disseminación de estufas a fin de reducir al máximo dicha degradación y emisiones.

2.4. MoFuSS

En esta sección haremos una breve descripción del modelo dinámico *MoFuSS* (Modeling Fuelwood Saving Scenarios). Para mayor descripción, véase [11].

MoFuSS es un modelo dinámico espacial que simula el efecto de la cosecha de leña en la vegetación local. Se creó a partir de la necesidad de saber o poder cuantificar las reducciones en la biomasa no renovable en respuesta a las intervenciones externas para reducir el consumo de leña (como los proyectos de estufas eficientes).

Este modelo proyecta los sitios donde se cosecha leña en el tiempo, basándose en la accesibilidad para adquirirla. La vegetación responde a la cosecha en cada iteración en función de la cantidad de leña extraída y la manera en que rebrotan los árboles dentro y fuera de los bosques.

También toma en cuenta las tendencias esperadas y observadas en la pérdida y ganancia de los bosques que no están relacionadas con la cosecha de leña, lo que permite satisfacer la demanda de leña por medio de los

subproductos generados cuando se limpian los bosques, por ejemplo por la expansión agrícola, y ajusta el suministro de leña en cada paso de tiempo.

Otra función principal de MoFuSS es proyectar la presión de la cosecha de leña en las fuentes de biomasa leñosa existentes.

Como se ha explicado previamente, la biomasa no renovable (NRB) es la cantidad de leña cosechada que excede el rebrote natural en un periodo de tiempo dado, usualmente considerado como un año. Otro concepto importante es la *fracción de biomasa no renovable*, (fNRB, por sus siglas en inglés), que es la fracción de NRB del total de biomasa usada, la que describe la porción de biomasa cosechada de manera insostenible.

Algunos de los resultados que se pueden obtener de MoFuSS son el cálculo de la biomasa no renovable, la fracción de ésta y el uso de leña, que está directamente relacionado con la deforestación o degradación forestal. Se encontró que el promedio de consumo anual de NRB, sin considerar la implementación de las estufas eficientes, es 3.5 veces mayor al que sí considera el uso de éstas, por lo que dichas implementaciones ahorran entre 50,000-215,000 tDM, además de que el valor obtenido en la fracción de NRB decrece entre 10-50 %.

2.4.1. Limitaciones de MoFuSS

Se deben tomar en cuenta las limitaciones que tiene el modelo, como por ejemplo que se desarrolló para ser aplicado en zonas donde la biomasa es la mayor fuente de energía del sector residencial, en las que se lleva a cabo la recolección de madera para uso propio y mercados localizados, y no en cambio, para paisajes dominados por carbón vegetal, ya que en éstos los patrones de cosecha y los mercados comerciales difieren significativamente.

Otra gran limitación de MoFuSS es que la forma en la que distribuye las estufas es de manera equitativa en tiempo y espacio. Esta limitante representa un problema, pues es como si se distribuyeran estufas en lugares donde no

existen problemas (de biomasa no renovable), por lo que hace una reducción agregada al consumo de leña, lo cual genera un error en los resultados y no apoya el trabajo de tratar de disminuir la biomasa no renovable.

Debido a lo anterior, se ha visto la necesidad de desarrollar algún algoritmo que simule una mejor manera para diseminar las estufas eficientes, con el fin de tener menor biomasa no renovable, ayudando así a mejorar los resultados obtenidos por MoFuSS.

Capítulo 3

El problema de optimización

El proceso de optimización es el método para encontrar el *mejor* resultado. En la práctica uno desea lo “mejor” o el “máximo” (por ejemplo salario) o el “menor” o “mínimo” (por ejemplo en gastos). Por tanto, la palabra “óptimo” se refiere al máximo o mínimo dependiendo de la situación analizada. La teoría de optimización, es una rama de las matemáticas, que abarca el estudio cuantitativo de óptimos y métodos para encontrarlos. La práctica de optimización por otro lado, es la colección de técnicas, métodos, procedimientos y algoritmos que pueden ser utilizados para encontrar el resultado óptimo [21].

Uno de los fines relevantes del estudio del proceso de optimización es dar apoyo para la toma óptima de decisiones. Para llegar a una solución, generalmente se presenta el problema como un modelo matemático, que es analizado y evaluado previamente.

Problemas de optimización ocurren en muchas áreas de las ciencias, como en todo tipo de ingeniería, física, economía, administración, comercio, ciencias sociales, etc. Típicos problemas de optimización son modelos, caracterización y diseño de dispositivos, circuitos y sistemas; diseño de herramientas, instrumentos y equipos; teoría de la aproximación, ajuste de curvas, solución de sistemas de ecuaciones, pronósticos, etc.

Muchos de los problemas de la “vida real” tienen varias soluciones y ocasionalmente, un número indefinido de soluciones son viables. Tomando esto en cuenta, se puede alcanzar la solución óptima encontrando la mejor solución en términos de ciertos criterios de desempeño. En cambio, si el problema sólo admite una solución, no se puede hacer optimización.

Existen varios tipos de métodos de optimización clásicos: programación lineal, no lineal, dinámica, estocástica, multiobjetivo, entre otros.

Antes de ver cómo optimizar, el problema debe formularse correctamente. Se debe tener una función F en términos de n parámetros x_1, x_2, \dots, x_n como

$$F = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3.1)$$

en donde F es una cantidad escalar que puede tener muchas formas. Por ejemplo, puede ser el costo de un producto o la diferencia entre la cantidad deseada y la actual de algún desempeño. Las variables x_1, x_2, \dots, x_n son los parámetros que influyen el costo del producto o el desempeño (usando los ejemplos anteriores). Pueden ser parámetros independientes, como el tiempo, o dependientes entre sí.

El problema básico de optimización es ajustar las variables x_1, x_2, \dots, x_n , de tal forma que minimicen el valor de F , es decir,

$$\textit{minimizar } F = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Usualmente se le llama a F como *función objetivo o costo*. Ésta puede depender de un gran número de variables, es decir, n puede ser demasiado grande. Para simplificar la escritura, generalmente se utiliza la notación matricial. Si x es una columna vector, con elementos x_1, x_2, \dots, x_n , la transpuesta de x , x^T , puede expresarse como un vector columna

$$x^T = [x_1, x_2, \dots, x_n]$$

Tomando esto en cuenta, el problema básico de optimización puede expresarse como

$$\text{minimizar } F = f(x), \quad x \in E^n \quad (3.2)$$

donde E^n es el espacio Euclidiano de dimensión n .

En muchas ocasiones, el problema de optimización consiste en encontrar el máximo de la función objetivo. Dado que

$$\max[f(x)] = -\min[-f(x)]$$

el máximo puede ser fácilmente encontrado, obteniendo el mínimo del negativo de F y luego cambiando su signo. Así vemos que sin pérdida de generalidad, al hablar de optimizar, podemos referirnos solamente a encontrar el mínimo.

3.1. Estructura General de Algoritmos de Optimización

La mayoría de los algoritmos de optimización, siguen una serie de pasos que se repiten secuencialmente. Típicamente, como sigue

Paso 1:

- (a) $k=0$, inicializar x_0
- (b) Calcular $F_0 = f(x_0)$

Paso 2:

(a) $k=k+1$

(b) Calcular los cambios que se dan a una columna vector Δx_k , donde

$$\Delta x_k^T = [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n]$$

procediendo adecuadamente.

(c) $x_k = x_{k-1} + \Delta x_k$

(d) Calcular $F_k = f(x_k)$ y $\Delta F_k = F_{k-1} - F_k$

Paso 3:

Ver si la convergencia ha sido alcanzada, utilizando algún criterio apropiado, por ejemplo con ΔF_k y/o Δx_k . En este caso, continuar al paso 4, si no es así repetir paso 2.

Paso 4:

(a) Output $x^* = x_k$ y $F^* = f(x)$

(b) Parar

En el paso 1, el vector x_0 se inicializa, estimando alguna posible solución de conocimiento previo acerca del problema en específico, o bien, si no hay alguna solución que se puede estimar, se utiliza una arbitraria, por ejemplo $x_0 = 0$. Los pasos 2 y 3 se ejecutan hasta alcanzar la convergencia. Cada vez que se corren los pasos 2 y 3, se le llama una *iteración*, k es el número de iteraciones.

Cuando se logra alcanzar la convergencia, se ejecuta el paso 4. Aquí, el vector columna

$$x^* = [x^*_1, x^*_2, \dots, x^*_n]^T = x_k$$

junto con su correspondiente valor F

$$F^* = f(x^*)$$

son las salidas (output en inglés).

Se dice que el vector columna x^* es el punto o solución óptima o mínima, mientras que F^* es el valor óptimo o mínimo de la función objetivo. Constituyendo así, el par x^* y F^* , la solución al problema de optimización.

La convergencia se puede verificar de múltiples formas, dependiendo del problema específico a minimizar y la técnica utilizada. Un ejemplo, puede ser parar cuando la reducción de F_k sea insignificante, es decir, cuando

$$|\Delta F_k| = |F_{k-1} - F_k| < \epsilon \quad (3.3)$$

donde ϵ es una tolerancia para la función objetivo. Alternativamente, se puede comparar con una tolerancia en las variables x_1, x_2, \dots, x_n o poniendo ambas tolerancias.

De este sencillo algoritmo, se pueden crear muchos para minimizar la función objetivo. Sin embargo, los más interesantes, para muchos, incluyéndonos, son los algoritmos que utilizan la ley del mínimo esfuerzo, es decir, algoritmos que son fáciles de aplicar, de confianza y que su tiempo de cómputo sea pequeño.

3.2. Restricciones

En muchos problemas de optimización, las variables están interrelacionadas por leyes físicas o simplemente se debe de satisfacer ciertas *restricciones* propias de cada problema. Ecuaciones de la forma

$$a_i(x) = 0, \quad x \in E^n$$

donde $i = 1, 2, \dots, p$, éstas se deben de satisfacer adecuadamente antes de considerar un problema resuelto.

Un problema de optimización puede tener una o varias ecuaciones o inecuaciones a manera de restricciones. En este caso, se dice que se tiene un *problema de optimización restringido*. El caso más general de este tipo de problemas se expresa como

$$\text{minimizar } f(x), \quad x \in E^n \tag{3.4}$$

$$\text{sujeto a : } a_i(x) = 0, \quad i \in (1, p) \tag{3.5}$$

$$c_j(x) \geq 0, \quad j \in (1, q) \tag{3.6}$$

El caso contrario, en el que no exista restricción alguna, se llama *problema de optimización sin restricciones*. Siendo éste mucho más sencillo de resolver que los restringidos, como no es difícil de suponer. De ahí que recientemente se sigue la estrategia de reformular cada problema de optimización restringido, de alguna forma en la que quede como problema de optimización sin restricciones. Una manera de lograrse, es reformular la función objetivo, de tal forma que contenga las restricciones y así, al satisfacer la función objetivo, también se satisfacen las restricciones dadas.

3.3. La región factible

La región factible o *the feasible region* en inglés, es aquella región en la que un punto x satisface al mismo tiempo todas las ecuaciones o inecuaciones de restricción. El conjunto de todos los puntos que están en la región factible se llama *dominio de la región factible* de $f(x)$. Este conjunto es un subconjunto de E^n , por lo que la región factible puede definirse como

$$R = \{x : a_i(x) = 0, i \in (1, p), c_j \geq 0, j \in (1, q)\}$$

donde $R \subset E^n$.

Evidentemente el punto óptimo x^* debe estar en la región factible, por lo que el problema de optimización restringido puede escribirse como

$$\text{minimizar } f(x), \quad x \in R \tag{3.7}$$

Cualquier punto x que no esté en R , se llama *punto no factible*. Si todas las restricciones son inecuaciones, éstas dividen todas las x en E^n en tres tipos de puntos: los puntos interiores, los de frontera y los exteriores.

Un punto interior es aquel que $c_j > 0$, para todo j . Un punto en la frontera, es aquel en el que $c_j = 0$ y un punto exterior es aquel en el que $c_j < 0$. Los puntos interiores son puntos factibles, los de la frontera pueden o no serlo, mientras que los exteriores no lo son.

Si una restricción $c_m(x)$ es cero durante alguna iteración, se dice que la restricción está activa, y si $c_m(x^*)$ es cero cuando se termina el programa, es decir, cuando se ha alcanzado la convergencia, el punto óptimo debe estar en la frontera. En este caso, se dice que el punto óptimo está restringido. Si todas las restricciones son inecuaciones, los puntos factibles deben de estar localizados en la intersección de todas las superficies correspondientes a $a_i = 0$, para $i \in (1, p)$.

3.4. Tipos de algoritmos

Pueden existir muchas formas de clasificar a los algoritmos. Tomando en cuenta la precisión, se pueden dividir en exactos, aproximados y heurísticos.

Los algoritmos exactos, son aquellos que siempre devuelven una solución óptima; los aproximados, devuelven soluciones que están dentro de un cierto porcentaje cercano al óptimo; mientras que los heurísticos son los que producen soluciones sin ninguna garantía de alcanzar el óptimo, y a su vez, tienen un tiempo de ejecución mucho menor.

Los algoritmos exactos pueden ser demasiado lentos, los aproximados un poco menos lentos y los heurísticos son los más rápidos. La metodología para cada uno es diferente.

Dentro de los heurísticos existen los llamados *algoritmos metaheurísticos*, que imitan fenómenos simples de la naturaleza y que parecen estar asociados con la inteligencia artificial. Éstos tratan de basarse en la naturaleza para resolver los problemas de optimización.

En general los métodos tradicionales garantizan calcular un óptimo, sin embargo éste puede ser local; los metaheurísticos tienen mecanismos específicos para alcanzar un óptimo global, sin embargo no garantizan la convergencia. La Fig (3.1) ejemplifica la diferencia entre un mínimo (o máximo) local y global.

Los algoritmos metaheurísticos más destacados son los evolutivos (genéticos), basados en modelos genéticos que simulan el proceso de evolución; los basados en el comportamiento de las comunidades de las hormigas, abejas, etc; el simulated annealing (o simulado recocido, en español), que se basa en la forma en la que se enfrían los metales; la búsqueda heurística, así como el sistema multiagente.

Los algoritmos que proporcionan una solución próxima a la óptima o una solución para algún caso concreto de algún problema, se les llama algoritmos

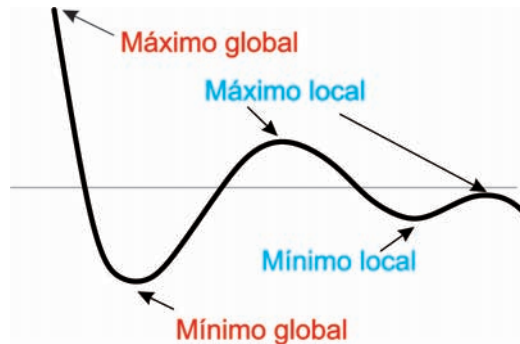


Figura 3.1: Un mínimo local es sólo mínimo en cierta parte del dominio. Se le llama mínimo global a aquel que es mínimo en todo el dominio.

heurísticos. Este grupo incluye una amplia abundancia de métodos basados en técnicas tradicionales, así como específicas.

Existen muchas técnicas para proceder a solucionar el problema de optimización, los de búsqueda más comunes son: los de búsqueda exhaustiva, que prueban todas las soluciones posibles y eligen la mejor; el de búsqueda local, que es semejante a la exhaustiva, pero sólo prueba un número limitado de posibles soluciones.

Existen también los algoritmos con la técnica *divide y vencerás*, que como su nombre lo indica, tratan de resolver el problema, dividiéndolo en problemas más pequeños y fáciles. La solución del problema original será una combinación de las soluciones de cada problema pequeño. Esta técnica es eficaz, pero cabe señalar que no es aplicable a todos los métodos, ya que no todos se pueden dividir en problemas más pequeños.

3.5. Algoritmos exactos y heurísticos

Los algoritmos exactos o de búsqueda exhaustiva, como ya hemos explicado, tienen la garantía de devolver la solución óptima, pero pueden ser demasiado lentos, sin embargo si se quiere dar respuestas a preguntas como

¿cuántos caminos hay...?, ¿cuáles son las posibles soluciones para...?, generalmente estos algoritmos son los usados. Por ejemplo, si se desean encontrar todos los números primos hasta cierto número n , no hay manera de saberlo, si no es probando cada número intermedio.

En general, el tiempo de cómputo no es práctico para una búsqueda exhaustiva de más de 100 elementos. De modo que, aunque esta técnica sea útil y garantice la convergencia, es limitada y debe de considerar solamente una estructura dentro de la cual se aproxima a la solución.

Para muchos problemas de interés no existe un algoritmo exacto y su tiempo de cómputo es inaceptable, por lo cual, se necesita utilizar algoritmos aproximados o heurísticos que permitan encontrar una solución viable en un tiempo razonable.

El principal problema de los métodos heurísticos es su incapacidad para escapar de los mínimos locales. Si se da una solución x_0 , al buscar a su vecino se verá que es menor, por lo que se quedará atrapado en el mínimo local sin poder salir de ahí.

Los algoritmos heurísticos no tienen ninguna opción implementada para escapar de los mínimos locales. Para resolver este problema, se introdujeron los métodos metaheurísticos, que son más inteligentes ya que evitan, en la medida de lo posible, quedar atrapados en mínimos locales.

Actualmente, se han desarrollado varios métodos metaheurísticos, todos con el fin en común de ayudar a los heurísticos a no quedar atrapados en mínimos locales.

Debido a la forma en la que se crean, para muchos métodos metaheurísticos, no existe un marco teórico que lo sustente, sino que su justificación es a través de buenos resultados experimentales.

Se ha demostrado que un método metaheurístico puede ser muy eficiente para un problema, pero totalmente ineficiente para otro, lo cual establece

que, en promedio, ningún método metaheurístico es mejor que la búsqueda completamente aleatoria. Otra inconveniencia de estos métodos es que existen pocas pruebas sobre su convergencia a un óptimo global. Además, son demasiado dependientes del problema específico, por lo que se pierde generalidad.

A pesar de estos problemas, la realidad es que los métodos metaheurísticos han tenido un comportamiento experimental muy productivo y se han convertido en la única manera de resolver muchos problemas de optimización, he ahí que han tenido tanto avance durante los últimos años.

Existen varios métodos de resolución metaheurísticos: búsqueda exhaustiva, búsqueda local, búsqueda tabú, simulated annealing, algoritmos genéticos, colonias de hormigas, entre otros.

Para fines de este trabajo, sólo describiremos simulated annealing.

3.5.1. Simulated Annealing

El algoritmo de recocido simulado o simulated annealing, SA en inglés, se basa en principios de la termodinámica y proceso de recocido del acero. Es un método bueno (no perfecto) para encontrar solución al problema de optimización.

A grandes rasgos, los algoritmos de optimización buscan el mejor resultado, empezando desde una solución (a veces se escoge al azar) y se explora el área vecina. Si los *vecinos* generan una mejor solución, tomaremos éstos como nueva solución, sino se ignoran. Lo anterior es bastante lógico, sin embargo, sólo siguiendo esa idea es más factible caer en un mínimo local, por lo que a veces depende mucho de la condición inicial dada.

El SA usa una cierta cantidad de aleatoriedad para escapar de los mínimos locales, lo cual ayuda a obtener un mínimo global sin importar la condición inicial.

Este método se basa en que a temperaturas muy elevadas las partículas se configuran de forma aleatoria. El estado sólido es característico de alcanzar el estado con la mínima energía (mínimo global). Para alcanzar esta configuración es necesario enfriar lentamente (un enfriamiento brusco paraliza el proceso y se llega a una configuración diferente a la deseada). Por ello se basa en el comportamiento de un conjunto de átomos a una cierta temperatura. En cada iteración, cada átomo es sometido a un desplazamiento aleatorio que provoca un cambio global en la energía del sistema (δ). Si $\delta < 0$ se acepta el cambio, si no, se acepta con probabilidad $\exp(\frac{-\delta}{K_B T})$, donde K_B es la constante de Boltzmann y T la temperatura absoluta. Para un número grande de iteraciones, el sistema alcanza el equilibrio en cada temperatura y la distribución de probabilidad sigue la distribución de Boltzmann

$$Prob\{X_{T=i}\} = \frac{1}{Z(T)} \exp\left(\frac{-E_i}{K_B T}\right) \quad (3.8)$$

donde E_i es la energía del estado i y $Z(T)$ la constante de normalización. La función $\exp(\frac{-E_i}{K_B T})$ se llama *función de aceptación* y asegura que el sistema converja a la distribución de Boltzmann

El algoritmo básico para SA es

Paso 1: Generar una solución aleatoria.

Paso 2: Calcular su función costo u objetivo

Paso 3: Generar una solución vecina al azar

Paso 4: Calcular la función costo del vecino

Paso 5: Comparar ambas soluciones: si la solución vecina es menor a la antigua, cambiar a esta solución; si es mayor, *tal vez* cambiar a esta solución.

Paso 6: Repetir pasos 3-5 hasta alcanzar una solución aceptable o hasta que alcance un número máximo de iteraciones.

El paso 1 significa que no importa la condición inicial, es decir, puede ser escogido al azar. El paso 2 es dependiente de cada problema, generalmente, tener una buena función objetivo es la parte más compleja del algoritmo. En el paso 3, un vecino es aquel que se mueve sólo un poco de la solución anterior, la selección del vecino necesita ser aleatoria. Se calcula la función objetivo para este vecino en el paso 4. Paso 5, si la nueva solución es menor a la anterior, quiere decir que es una mejor, por lo cual se escoge esta nueva, guardándola para la siguiente iteración. Si es mayor, a veces la escoge, y aunque podría interpretarse como una peor solución, ayuda a escapar de los mínimos locales. Para decidir cuándo se acepta la peor solución, se calcula con la función de aceptación y luego se compara con un número aleatorio.

Como se mencionó previamente, un detalle importante de este método es la temperatura T , ésta empieza con un valor grande (dependiendo del problema) y al final de cada iteración disminuye multiplicándose por una constante α , cuyo valor está entre 0 y 1, pero depende de cada problema su selección. Este método es mejor si para cada temperatura se compara la solución con muchos vecinos.

El algoritmo básico de SA toma la forma siguiente:

Sea $x \in S$ la configuración inicial.

Sea $T > 0$ la temperatura inicial.

Sea $N(T)$ el número máximo de iteraciones

Repetir mientras no se alcance criterio de parada{

Repetir mientras $n < N(T)$ {

Generar vecino y

Calcular su función costo

Evaluar $\delta = C(y) - C(x)$

si $\delta < 0 \rightarrow x = y$

si $\delta \geq 0 y u < \exp(\delta/T) \rightarrow x = y$

$n = n + 1$

}

disminuir $T: T = \alpha T$

}

Capítulo 4

Metodología

Como hemos explicado previamente, queremos encontrar cuál es la forma óptima de actuar para afectar lo menos posible un bosque en cuanto a la cosecha de leña y en dado caso no afectarlo más. Se ha visto que una buena forma de hacerlo es diseminando estufas eficientes de leña. Sin embargo cabe la pregunta ¿afecta la forma en la que se distribuyan las estufas?, si es así ¿cuál es la mejor forma de hacerlo? Para ello utilizamos SA.

En este trabajo buscaremos una solución al problema de optimización dado por:

$$\begin{array}{ll} \text{minimizar} & \sum_{j \in J} b_j(t) \\ \text{sujeto a:} & \text{minimizar } b_j(t) \quad \forall j \in J \end{array}$$

donde b es la biomasa no renovable (que es la función objetivo), J es el conjunto de todas las localidades j dentro de la zona de estudio y t es el tiempo.

Es decir, se buscará un mínimo a la suma del NRB anual, para todo un área seleccionada, restringido a que el NRB anual sea lo más pequeño posible, esto con el fin de dar solución a los problemas explicados en el capítulo 2 lo más pronto posible y tener cambios a corto y largo plazo.

Para reducir nuestro problema de optimización restringido a uno no restringido, utilizamos la ideología de la técnica *divide y vencerás*, por lo cual para cada año se reformula el problema

$$\text{minimizar } \sum_{j \in J} b_j(t) \quad \text{para } t \in (1, n)$$

Con ello, dividimos el problema general en n problemas más pequeños, siendo n el número de años en los que se dará estufas, es decir, se optimizará la forma de diseminarlas por año; primero obtendremos cuál es la mejor forma para el año uno de distribución, sin importarnos lo que pase después. Dejando ésta fija, se calculará cuál es la mejor forma de hacerlo para el año dos y así sucesivamente hasta acabar con todas las localidades o bien hasta llegar a los n años.

Tomando esto en cuenta, nuestro algoritmo de optimización SA en general queda como se expresa en la figura (4.1).

```

Distribuir estufas
Correr MoFuSS
old_NRB=MoFuSS.NRB(year)
cont=1
T=40
Tmin=0.00001
alpha=0.2
N=numero de iteraciones para cada T
While T > Tmin
  for i in (1,n)
    Vecino (cambiar pocas estufas a otra localidad)
    Correr MoFuSS
    new_NRB=MoFuSS.NRB(year)
    delta = new_NRB - old_NRB
    u=random(0,1)
    funcion de aceptacion = fa = exp(-delta/T)
    if delta < 0
      old_NRB = new_NRB
    if u < fa
      old_NRB=new_NRB
    cont = cont+ 1
  T = alpha*T

```

Figura 4.1: Algoritmo SA.

Por otra parte, por cuestiones de logística, expertos en el tema señalaron la implementación de dos restricciones, a saber: una, debe de haber un máximo de estufas a entregar por año, esto puede ser siguiendo una tendencia lineal, logística, entre otras, y dos, las localidades alteradas en su consumo,

es decir, a las que se les distribuya estufas eficientes, deben de estar cercanas entre sí, es decir, si se le entrega estufas a una localidad y aún hay más estufas que entregar, éstas se tendrán que dar a localidades que estén cerca. Que una localidad se encuentre cerca” de otra es un término relativo y dependerá de cada caso.

Para resolver la primer restricción, se determinó que el total de las estufas necesarias se repartiría de una manera logística, es decir, siguiendo una función logística durante n años (siendo n el número de años en los que se darán estufas, como se explicó previamente).

$$y(t) = \frac{L}{1 + k \exp(-t)} \quad (4.1)$$

en donde L es el máximo de la curva, en este caso el total de estufas necesarias en todo el área, k la inclinación de la curva y t la variable dependiente.

Se debe además mencionar que MoFuSS toma un periodo “ajuste” y uno de “predicción” para el valor de NRB. La Fig (4.2) ejemplifica estos periodos; en ella, el eje horizontal muestra el tiempo en años, los quince primeros años (zona roja) se toman como el periodo de “ajuste” para poder predecir los últimos años (en este ejemplo, los últimos diez años, zona verde). El valor del NRB en estos últimos años, zona verde, es el que se optimiza, es decir, es el que se cambia buscando el mínimo valor posible (esto en respuesta a la distribución de las estufas eficientes). La zona amarilla va sustituyendo a la verde conforme se distribuyan estufas eficientes temporalmente.

Por otro lado, como mencionamos anteriormente, una parte fundamental del SA es la definición de vecinos, para este caso lo definiremos como la reubicación de entre 1 y 200 estufas a las localidades cercanas.

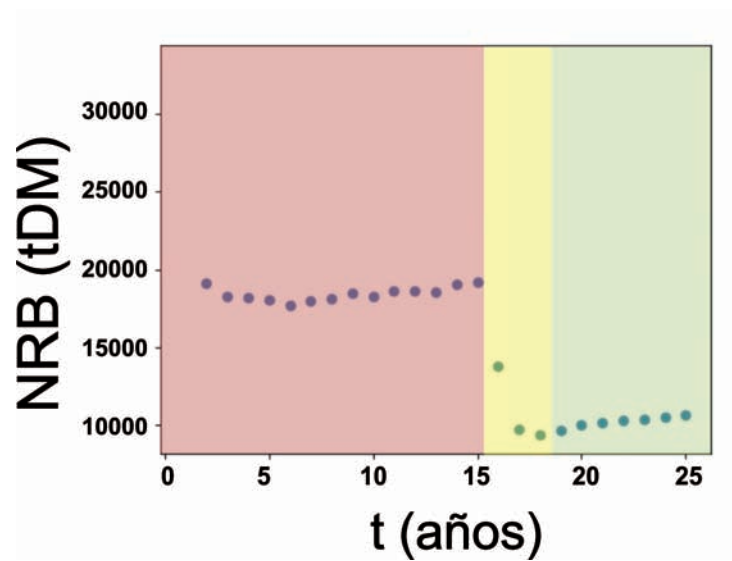


Figura 4.2: Ejemplo del valor del NRB con distribución de estufas durante tres años. El eje vertical es el NRB anual y el horizontal el tiempo. La zona roja es la zona de “ajuste”, la zona amarilla es el NRB resultante de la distribución de estufas para los tres primeros años y la verde son los años en los que se tiene que seguir distribuyendo estufas (el valor de NRB de esta sección es bajo, ya que se han distribuido previamente estufas y esta acción afecta al año en el que se distribuyen y tiene consecuencias.^{en} años posteriores, es decir, el NRB ya está abajo por años anteriores pero empieza a subir, ya que aún no se distribuyen estufas).

Capítulo 5

Resultados

Para probar nuestro algoritmo, se escogieron dos zonas que han sido señaladas como focos rojos en el valor de NRB. Una es el departamento ocho de Haití, ya que este país es considerado un foco rojo a escala mundial [18]. Además se probará en la zona purépecha del estado de Michoacán, México. Si bien México no es un foco rojo a nivel mundial, estudios a escalas regionales han señalado esta zona como tal [19].

5.1. Ejemplo I, Haití

Se escogió como ejemplo un área dentro del departamento 8 de Haití, ya que ésta está cerca de Puerto Príncipe y se ha visto que tiene una gran demanda de leña, como se muestra en la Fig (5.1)

Esta área está conformada por un total de 19 localidades, las cuales están ubicadas como se muestra en la Fig (5.2). Cada localidad lleva un código identificador. Se utilizará este código en vez del nombre de la localidad.

Para este ejemplo, MoFuSS toma como periodo de ajuste del 2000 al 2017 y de predicción del 2018 al 2027, por lo cual se tienen diez años para distribuir las estufas eficientes de leña.

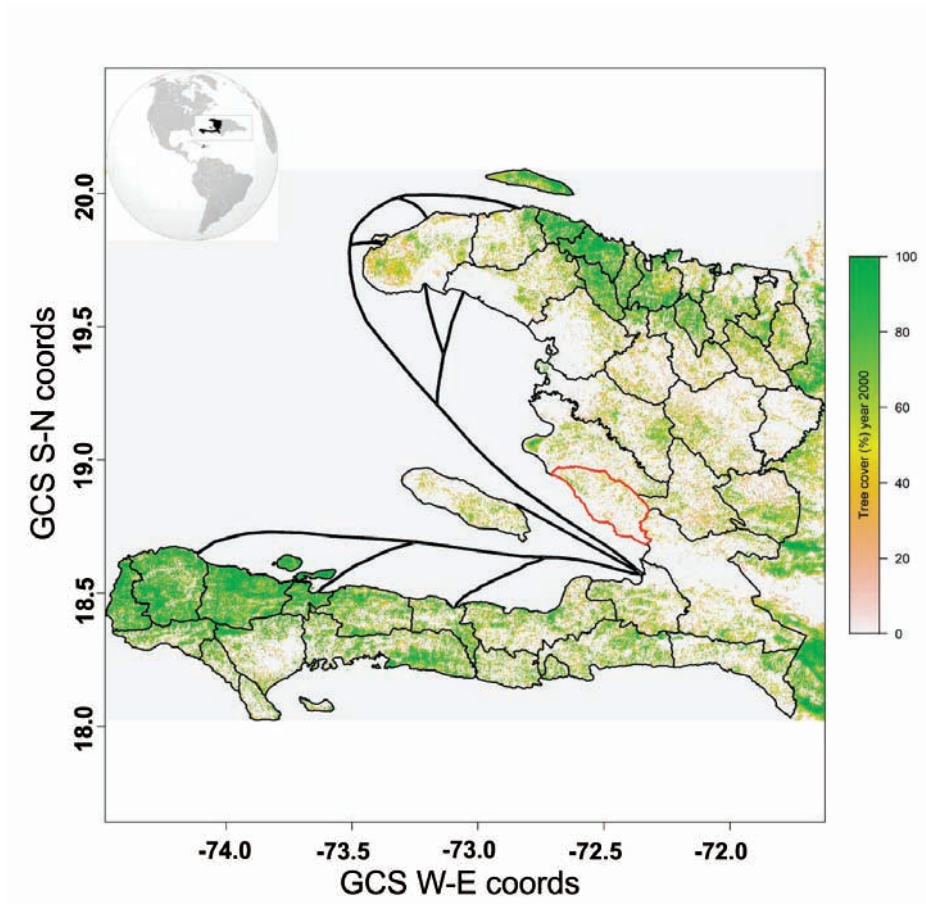


Figura 5.1: El área marcada de rojo, es la que se usó como ejemplo.

La suma de estufas necesarias para toda nuestra área son 52,356, por lo cual en la ec (4.1), L toma un valor de 52356 y k lo hacemos 1. Lo que significa que cada año se entregarán estufas que sumen la cantidad dada por nuestra función logística, como se ve en la Fig (5.3). El número de estufas a entregar por año se puede ver en la última columna de la Tabla (5.1)

Al aplicar el método Simulated Annealing (SA) para nuestra área de interés del 2018 al 2027, se obtiene que la forma óptima de distribuir la totalidad de estufas necesarias, siguiendo una función logística y tomando en cuenta la ubicación de las localidades, es como se muestra en la Tabla 5.1.

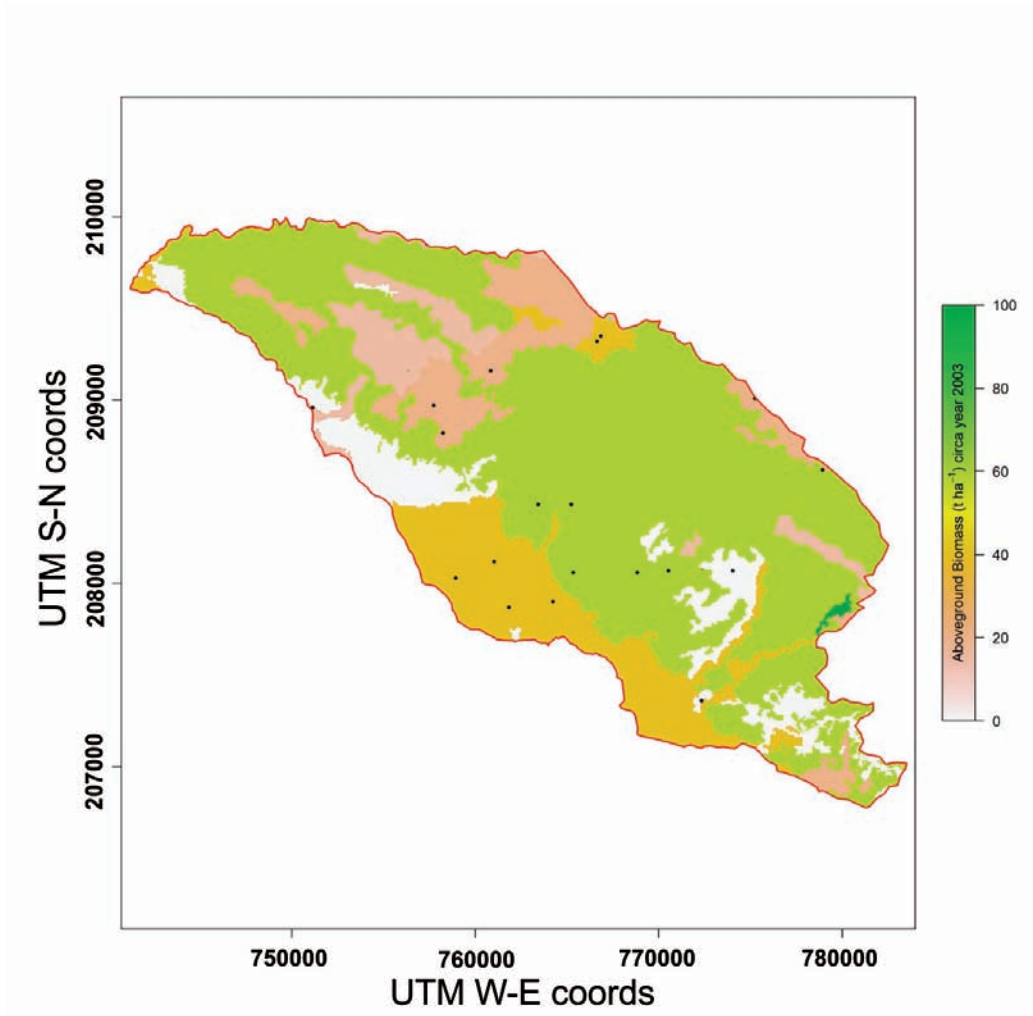


Figura 5.2: Localidades dentro del área seleccionada.

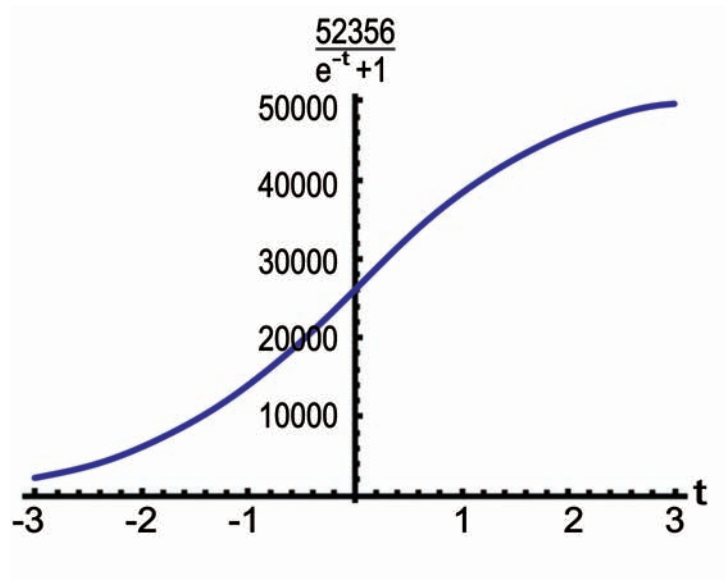


Figura 5.3: Función logística con $L = 52356$ y $k = 1$.

Id Localidad	Estufas necesarias	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027
42	15242	2483	3758	7783	1218						
50	30394			57	10879	12097	7361				
58	616						479	133	4		
70	356									171	185
77	362							362			
78	237							237			
85	214							214			
105	35										35
118	371							371			
119	350							350			
142	320							320			
143	183							183			
146	320							320			
147	320							226	94		
149	157							157			
155	316							316			
156	207							207			
162	3362							362			
185	1994								1565	429	
Total	52356	2483	3758	7840	12097	12097	7840	3758	1663	600	220

Tabla 5.1: Forma óptima de distribuir todas las estufas que se necesitan dentro de nuestra área de interés. La última columna nos da el total de estufas que se distribuyen en todo el área por año, basándonos en la función logística dada por ec. (5.3).

Así, la Fig (5.4) muestra las localidades prioritarias para la distribución de estufas eficientes de leña, es decir, el orden en el que se tienen que distribuir éstas a fin de minimizar el NRB.

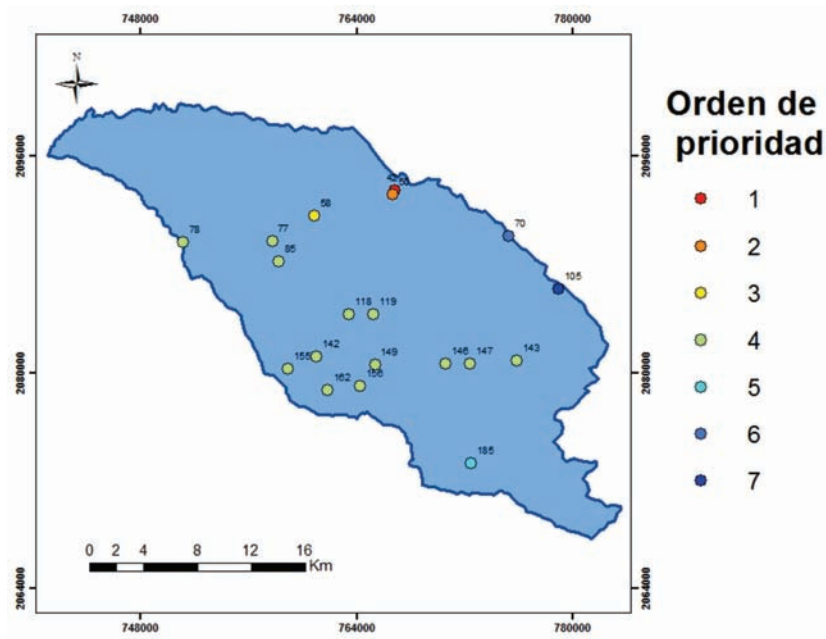
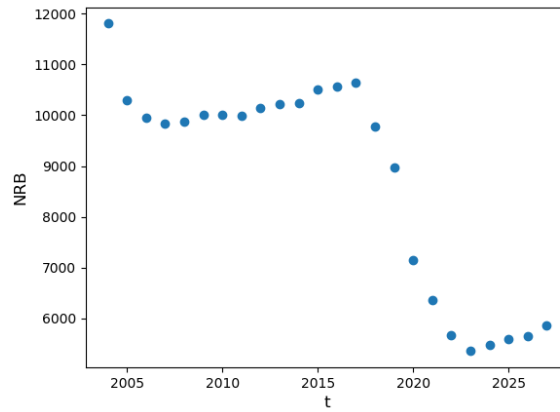


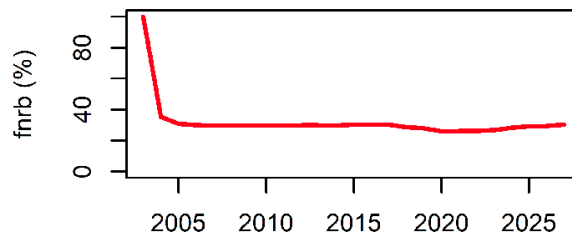
Figura 5.4: Prioridad en el orden de distribuir estufas eficientes a fin de minimizar el NRB.

Siguiendo esta óptima forma de diseminar las estufas, se tiene que el valor del NRB anual es como se muestra en la Fig (5.5a), en donde también se muestra la fracción de la biomasa no renovable para este caso, Fig (5.5b).

Para tener una mejor idea de qué tan buenos o no son estos resultados, a partir de aquí compararemos el caso óptimo con otras 3 formas de distribuir estufas. Siempre se distribuirá la misma cantidad de estufas por año, pero será diferente el lugar de colocación, dado al azar; estos casos los llamaremos Caso I, II y III. El caso “Business as usual” (BaU, por sus siglas en inglés),



(a) NRB Anual



(b) fNRB

Figura 5.5: NRB y fNRB para el caso óptimo.

que significa el caso normal en donde no hay ahorro de leña, se muestra como caso IV.

En la Fig (5.6) se muestra el NRB anual para los casos óptimo, I, II, III y el BaU a partir del año 2016 (el algoritmo empieza a distribuir estufas a partir del 2018, por lo cual no es necesario mostrar el periodo de “ajuste” ya que es lo mismo para todos los casos, pues en ese periodo no hay reducción en la demanda de leña). Se puede ver que las distintas formas de distribuir las estufas sí afecta el valor del NRB anual de una forma diferente. Se puede ver que la forma óptima de distribuir estufas difiere, de las no óptimas, exclusivamente en los primeros años de distribución. Al final del periodo de distribución, todas las formas llegan a un valor de NRB semejante. Recordemos en que en los casos óptimos y no óptimos (casos I, II y III), siempre se distribuye la misma cantidad de estufas, únicamente varía el lugar de en dónde se colocan. En otras palabras, buscar la manera óptima de distribuir estufas eficientes tiene relevancia solamente para los primeros años de distribución; en los últimos años no es relevante la forma de distribuirlas ya que

da el mismo valor para el NRB, para nuestro ejemplo.

La Tabla (5.2) muestra el NRB final, es decir, las toneladas de biomasa no renovable acumulada en todo el área hasta el 2027. Si bien, como muestra la Fig (5.6), la diferencia significativa es solamente en los primeros años (beneficio a corto plazo), el NRB final de la forma óptima también es menor, lo cual nos lleva un beneficio a largo plazo, aunque se debe señalar que este es en menor medida.

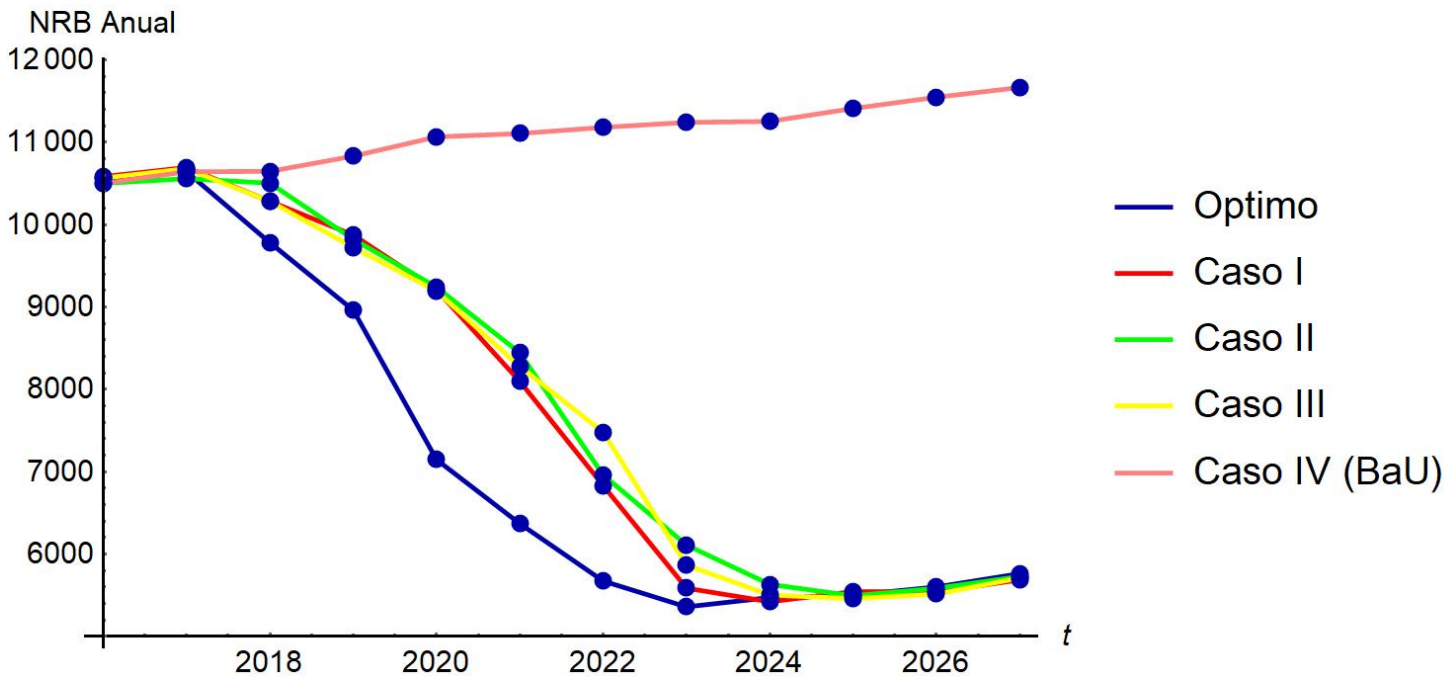


Figura 5.6: Comparación del valor NRB para distintos casos. El caso óptimo, en línea azul; los tres casos alternativos, en donde siempre se distribuye la misma cantidad de estufas al año pero de una diferente forma; y el caso IV (caso BaU, Business as Usual).

Caso	óptimo	I	II	III	IV
NRB Final	31652.84	32479.86	32416.25	32416.25	56145.31972

Tabla 5.2: Toneladas de biomasa no renovable acumulada hasta 2027.

Cabe señalar que en la Fig(5.6), en todas las situaciones se tiene que después del año 2024 el valor anual del NRB empieza a crecer a pesar de que se le estén dando estufas. Esta situación debe analizarse más a fondo, ya que teóricamente cada vez que se repartan estufas debería de disminuir el NRB. Sin embargo, podría deberse a que hay algunas localidades que tienen un consumo total de la localidad a la alza, es decir, siempre el consumo de la localidad crecerá y éste, aunque ya esté reducido, afecta más al NRB que el ahorro, debido a las localidades con consumo pequeño.

Otra razón de este crecimiento puede deberse a que no se está tomando en cuenta en el algoritmo el crecimiento de la población, es decir, la cantidad de estufas necesarias (que están en la Tabla (5.1)), no debería de ser fijo sino dinámico, ya que la situación de la población cambia anualmente y por ende también las estufas necesarias.

Adicionalmente, se muestran los mapas del NRB en la Fig (5.7), en donde se ve claramente la disminución de este valor con el caso BaU; pero no entre los casos óptimos y no óptimos, esto se debe a que estos mapas consideran todo el periodo de análisis y como ya hemos visto previamente, las diferencias significativas para el NRB se dejan ver sólo en los primeros años de distribución.

La Fig (5.8) nos muestra el valor fNRB para todos los casos. Este valor también se ve afectado en comparación con el caso BaU, sin embargo, para los casos de diseminación de estufas no cambia, al menos no a gran escala. En la Fig(5.9) se muestra el mapa del fNRB para los mismos casos, también se ve el cambio entre los casos con estufas y el BaU, pero no entre los primeros.

En la Fig(5.10) se muestra que el uso de la leña baja alrededor de 15000tDM, lo que se refleja en un ahorro de cerca del 50%. En esta figura podemos ver

que cualquier forma de diseminación lleva al mismo ahorro de leña, pues siempre se están distribuyendo las mismas estufas.

La Fig(5.11) muestra el mapa la leña cosechada en todo el periodo, es decir del 2003 al 2027; también es evidente el cambio entre distribuir estufas y el caso BaU, pero no entre los casos óptimo y no óptimos.

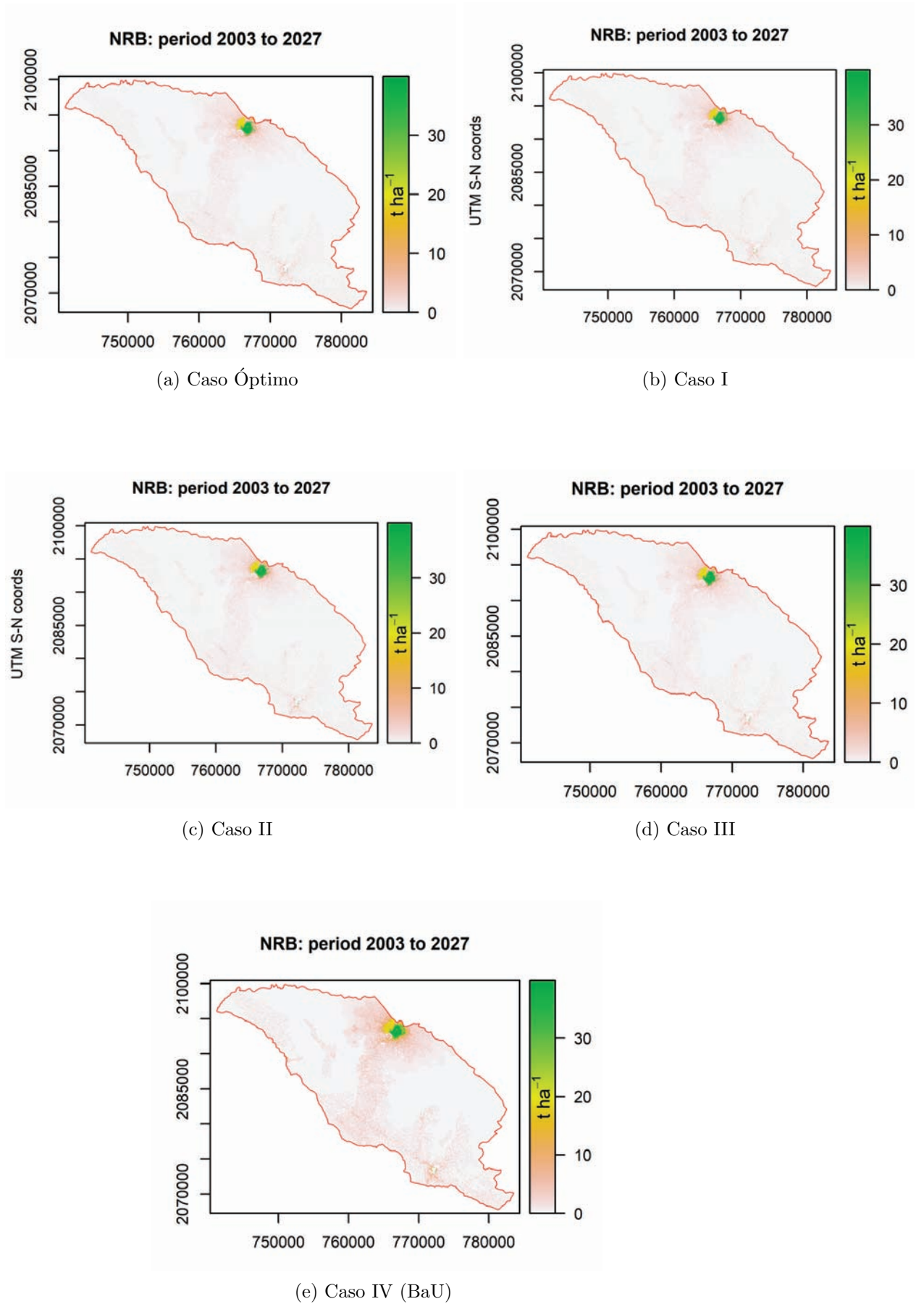
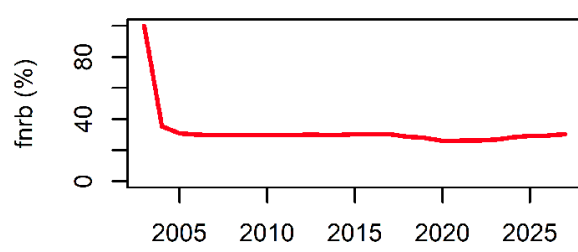
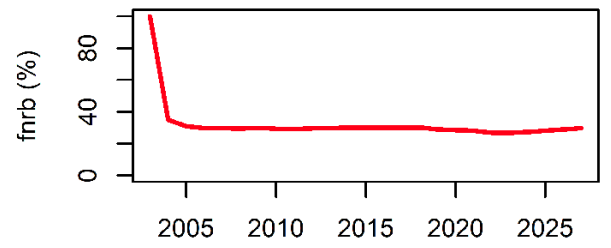


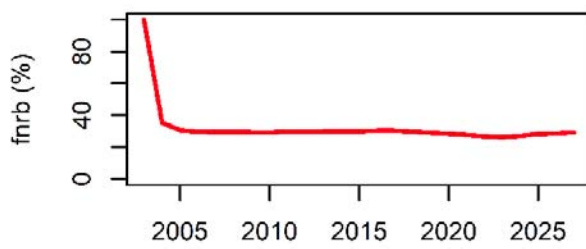
Figura 5.7: Comparación del NRB para los distintos casos.



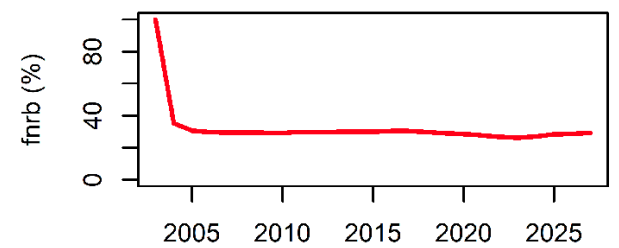
(a) Caso óptimo



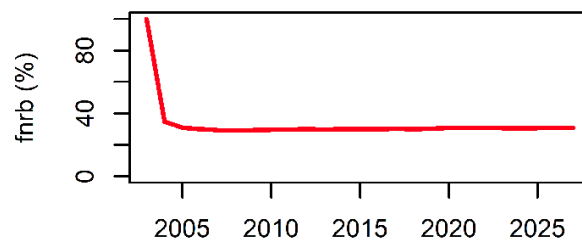
(b) Caso I



(c) Caso II



(d) Caso III



(e) Caso IV

Figura 5.8: Comparación del fnrb.

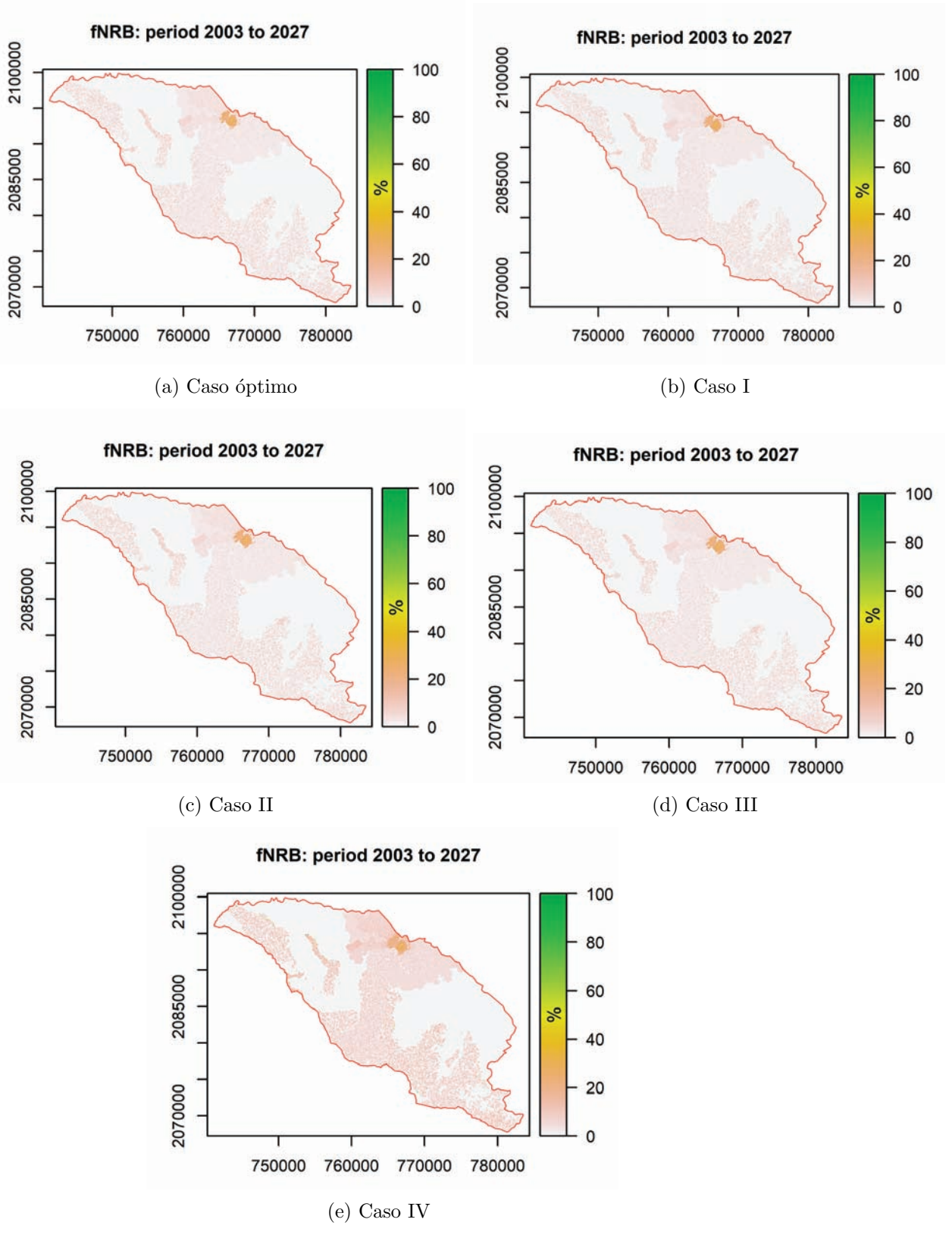
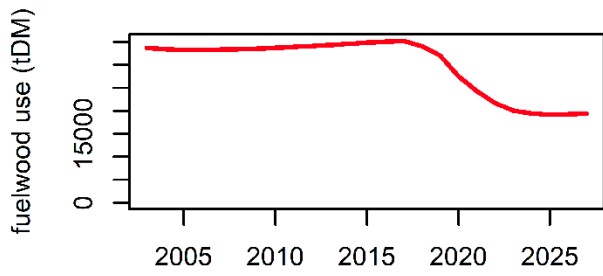
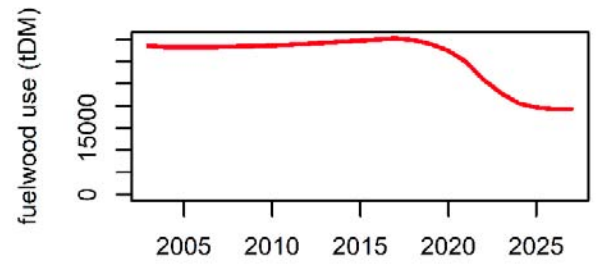


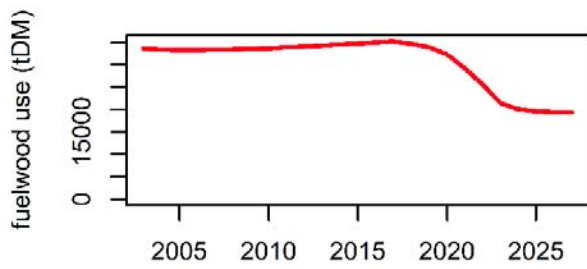
Figura 5.9: Comparación del frnb.



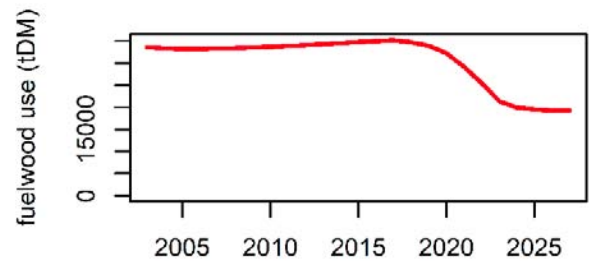
(a) Caso óptimo



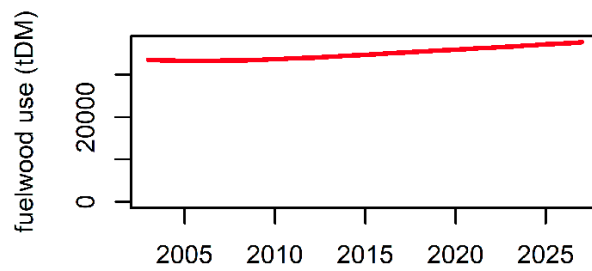
(b) Caso I



(c) Caso II

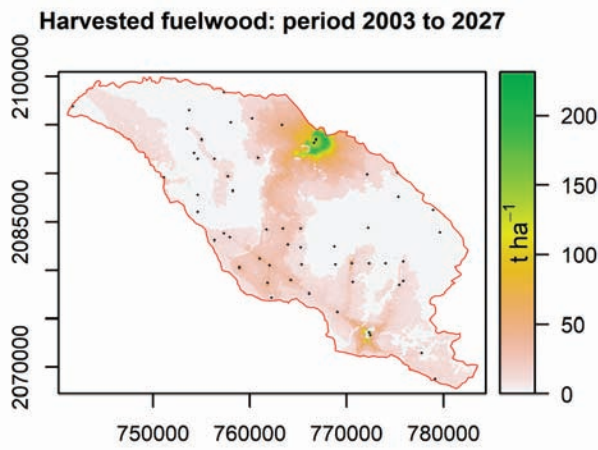


(d) Caso III

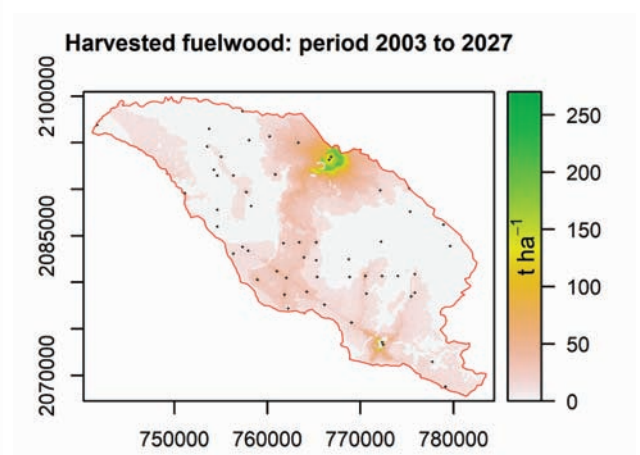


(e) Caso IV

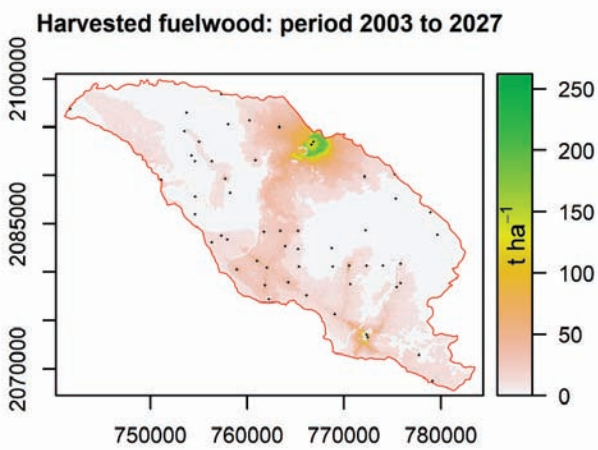
Figura 5.10: Comparación del uso de leña.



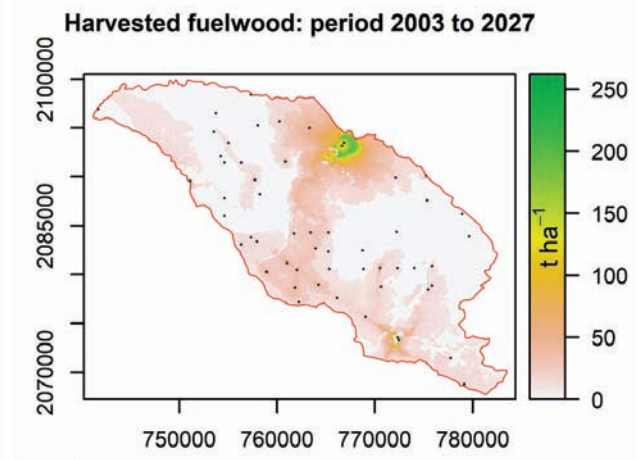
(a) Caso óptimo



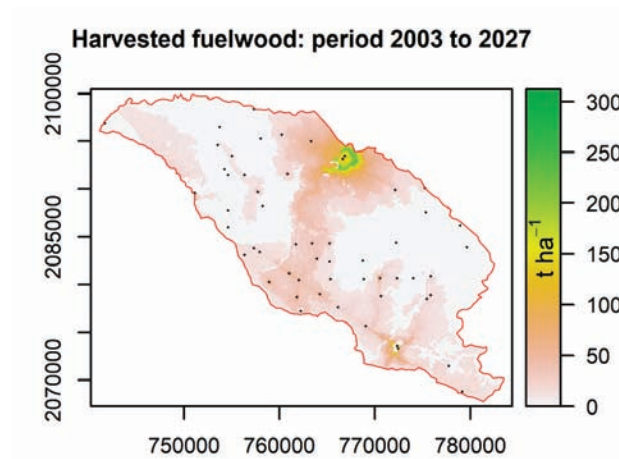
(b) Caso I



(c) Caso II



(d) Caso III



(e) Caso IV (BaU)

Figura 5.11: Leña cosechada en el periodo del 2003 al 2027.

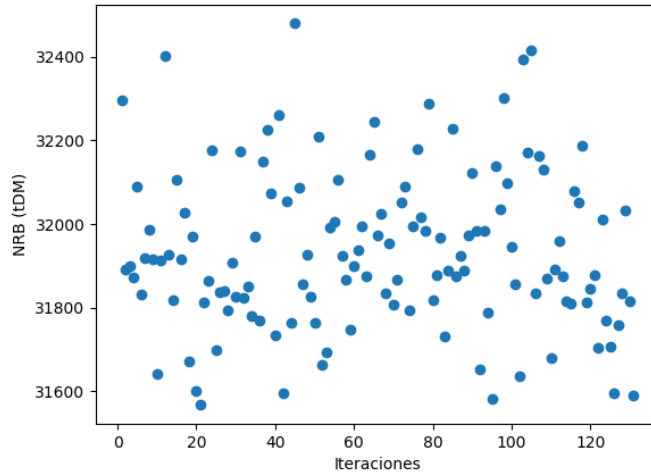


Figura 5.12: 130 formas de distribuir estufas, dan diferentes valores para el NRB final de toda el área.

De manera adicional, para saber qué tanto varía el NRB final de toda el área, la Fig (5.12) muestra 130 formas diferentes de distribuir estufas, siempre cumpliendo con las mismas restricciones, únicamente cambiando la distribución geográfica de las estufas, en donde se ve que en forma general varía de 31600 a 32400 tDM, lo cual nos lleva a una diferencia máxima del 2,5%, que no representa diferencia significativa. Parece indicar que no es relevante la forma de distribuir estufas, es decir, es da el mismo resultado cualquier forma de distribuirlas, al menos para este ejemplo.

5.2. Ejemplo II, México

Como segundo ejemplo para la prueba del algoritmo, se utilizó parte de la zona purépecha del estado de Michoacán, México, la cual se muestra en la Fig (5.13). Esta área consta de 83 localidades, como se muestra en la Fig (5.14), en las que se pone a prueba el algoritmo a fin de obtener la manera óptima de distribuir estufas eficientes de leña, minimizando la biomasa no renovable.

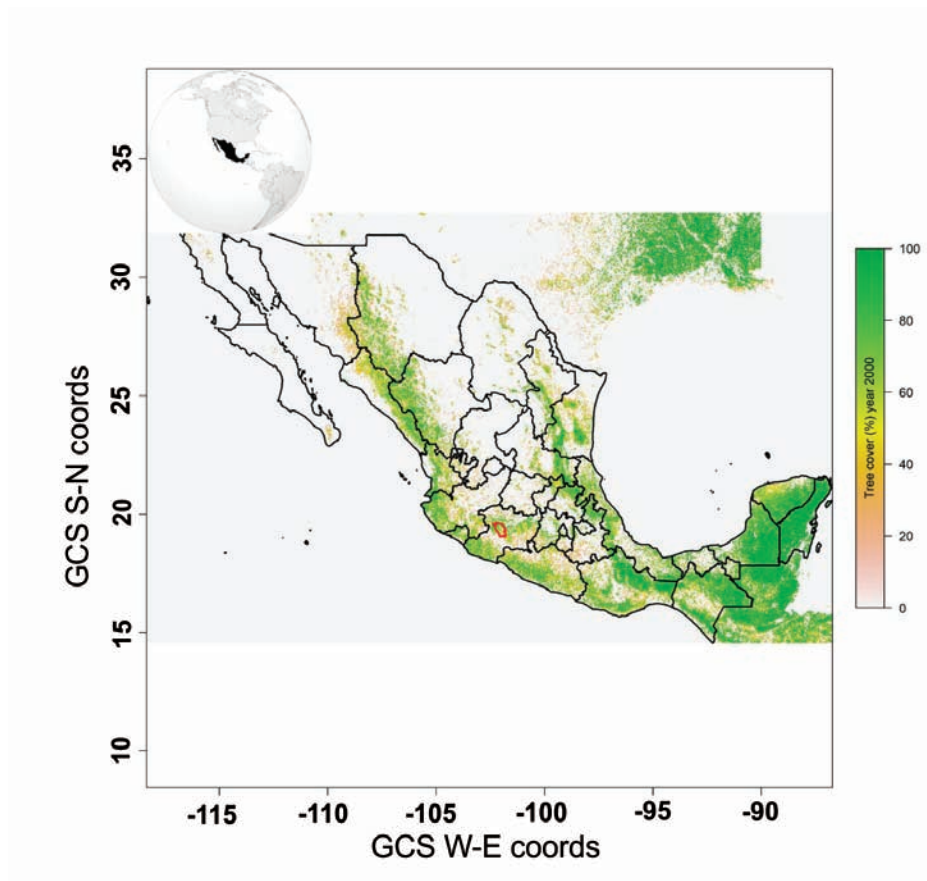


Figura 5.13: Área de interés para probar el algoritmo.

Se utilizó de igual manera el modelo dinámico temporal MoFuSS para México, para calcular la biomasa no renovable en un periodo de ajuste del 2000 al 2018 y de predicción del 2019 al 2030.

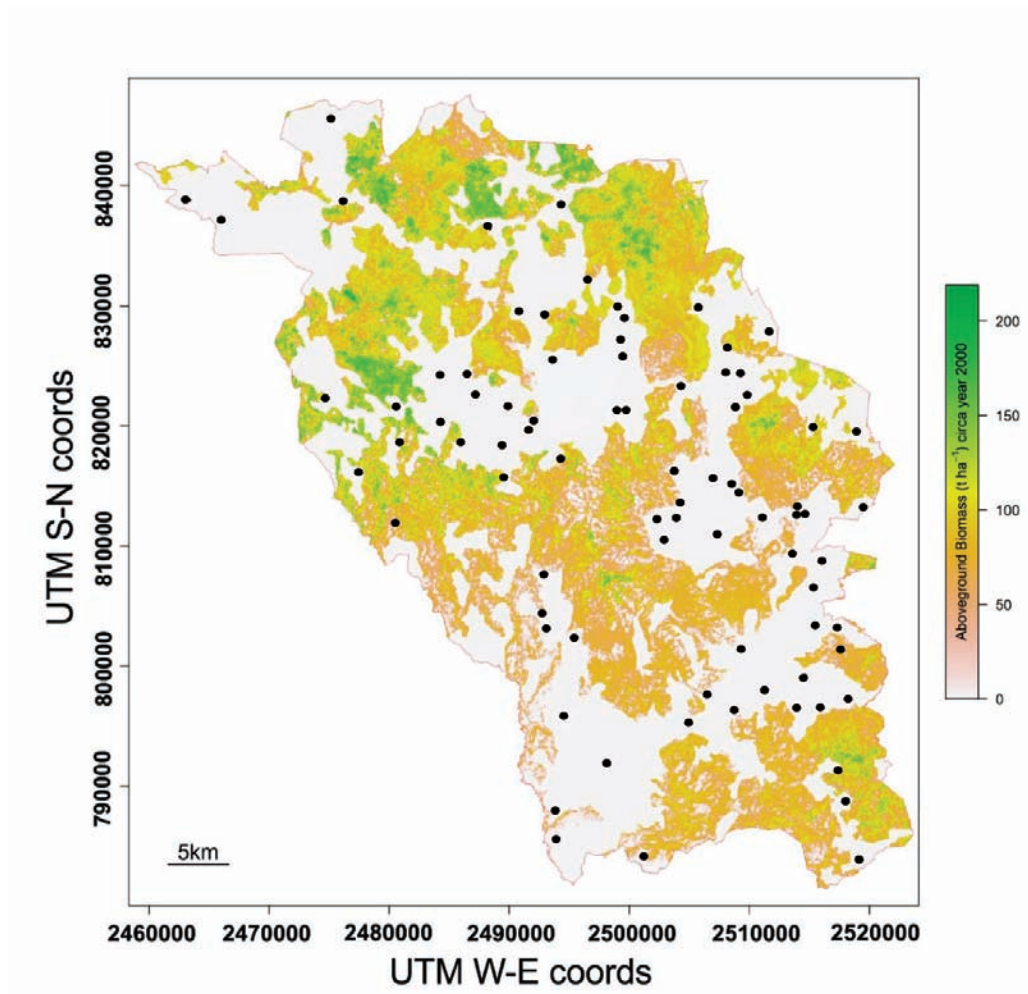


Figura 5.14: Localidades dentro del área de interés para probar el algoritmo.

Esta zona tiene 12580 estufas a distribuir entre todas sus localidades¹; también se siguió la función logística para distribuir las estufas. La cantidad de estufas a dar por año, se muestra en la última columna de el cuadro 5.3.

Dado que en el ejemplo de Haití no se dieron diferencias significativas entre la manera óptima y las que no lo son, para México se quitó la restricción de que las localidades estuvieran cercanas entre sí, es decir, se le permitió al algoritmo ver la forma en la que se impactaba la NRB distribuyendo siempre la misma cantidad de estufas anualmente, pero sin tomar en consideración si

¹De acuerdo al censo hecho por INEGI en el 2000

las localidades escogidas estaban dentro de un perímetro de cercanía o no.

En la Tabla (A.1) se muestra la manera óptima de distribuir estufas, a fin de minimizar el valor de NRB.

La Fig (5.15) se basa en la Tabla (A.1) para mostrar el nivel de prioridad de las localidades, es decir, deja ver en cuáles de ellas se debe de iniciar la distribución de estufas.

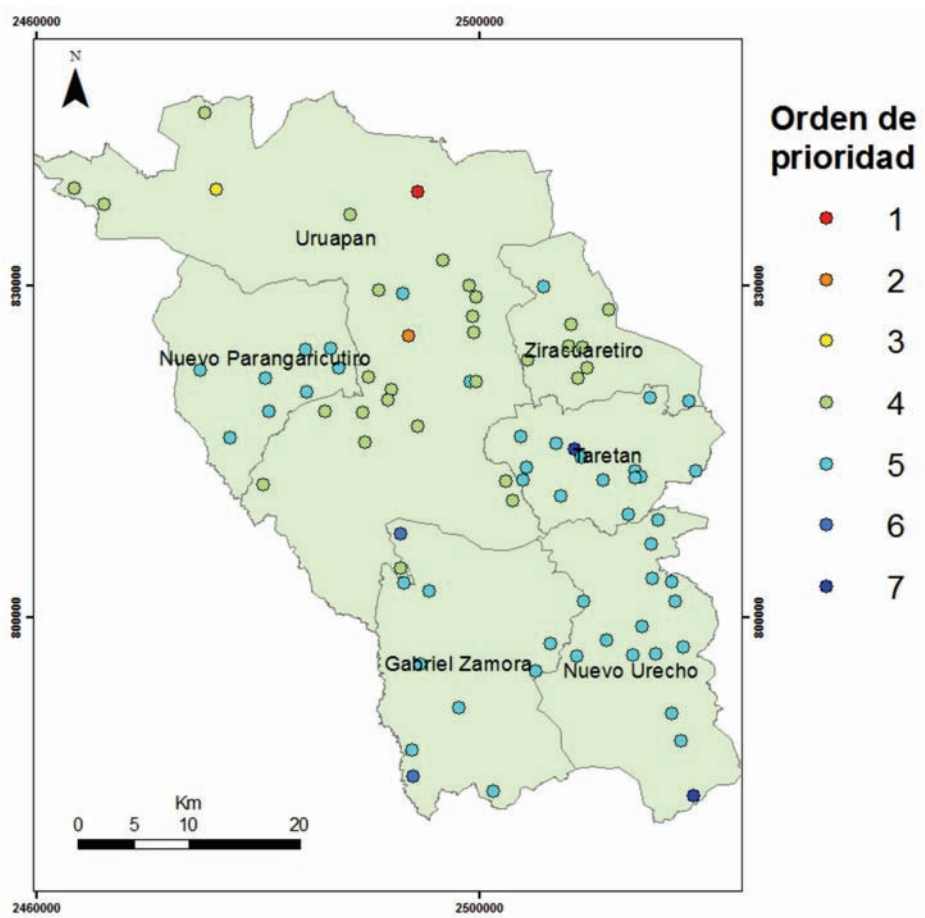


Figura 5.15: Nivel de prioridad para distribuir estufas de manera óptima a nivel localidada.

Para tener una mejor idea de qué tan buenos o no son estos resultados, procederemos como en el ejemplo de Haití. A partir de aquí compararemos

el caso óptimo con otras 3 formas de distribuir estufas, en éstas siempre se diseminará la misma cantidad de estufas por año, pero será diferente el lugar en donde se colocan; estos casos los llamaremos Caso I, II y III. El caso “Business as usual” (BaU, por sus siglas en inglés), que significa el caso normal en donde no hay ahorro de leña, se muestra como caso IV.

Para poder conocer si el caso óptimo, el que lleva al mínimo el valor del NRB, tiene diferencia significativa en relación a distribuir estufas de manera no óptima, pero siempre distribuyendo la misma cantidad de éstas, se muestra la Fig (5.16), en donde se vuelve a ver que la diferencia significativa entre distribuir estufas eficientes de manera óptima o no óptima es solamente en los primeros años de distribución. En los últimos años, en este caso a partir del 2027, el NRB es semejante y no hay diferencia entre la forma óptima y las que no lo son.

La Fig (5.17) muestra la fracción de NRB para estos mismos casos, siendo ésta semejante en todos los casos.

Además, en las Fig (5.19), (5.17) y (5.18) se muestran los mapas de RNB, fNRB y cosecha de leña para los distintos casos descritos; en ninguno de los casos se puede ver claramente una diferencia entre los casos óptimo y no óptimo, ya que toman en cuenta todo el periodo de distribución.

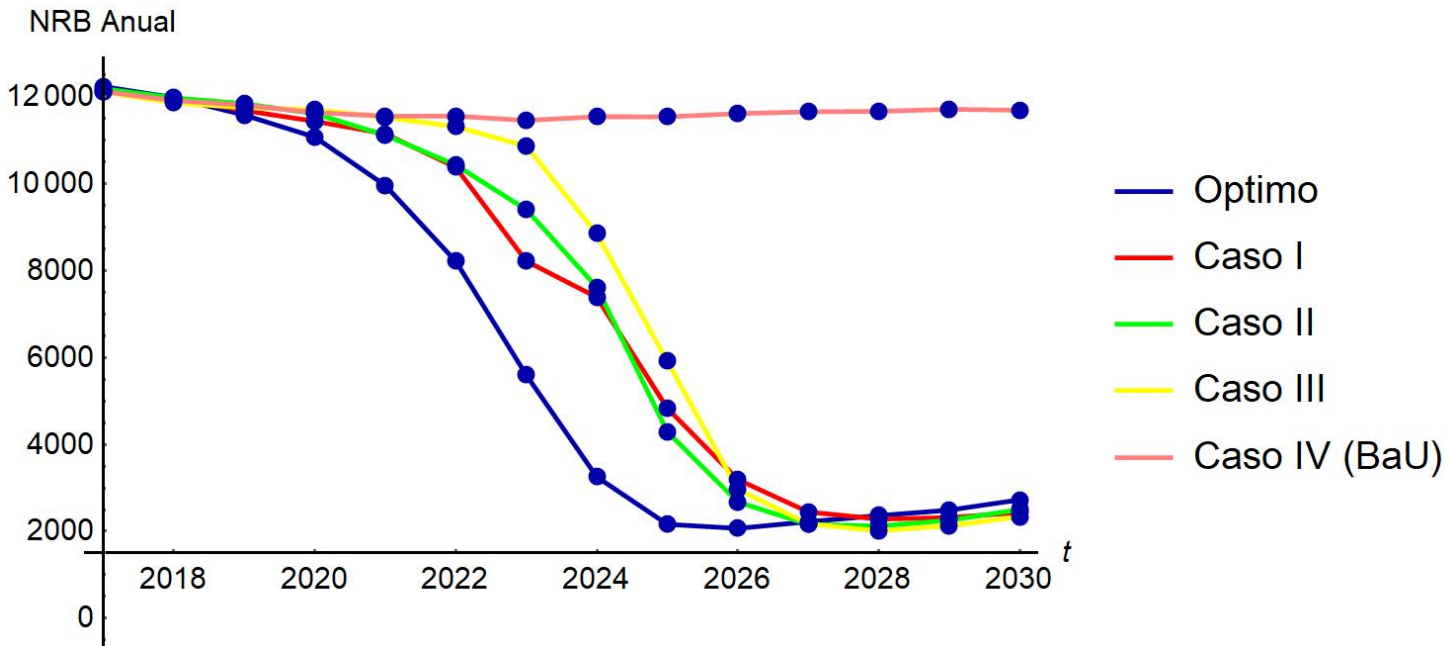


Figura 5.16: Comparación del valor NRB para distintos casos. El caso óptimo, en línea azul; los tres casos alternativos, en donde siempre se distribuye la misma cantidad de estufas al año pero en lugares diferentes; y el caso IV (caso BaU, Business as Usual).

Como se puede ver de la Fig (5.16) a (5.21), no hay una diferencia significativa entre la forma óptima de distribuir estufas y las no óptimas. Para ejemplificar más, la Fig (5.22) muestra el NRB final para toda el área, con 100 maneras difentes de distribuir estufas, siempre distribuyendo la misma cantidad por año, únicamente cambiando la localidad en donde se colocan. La diferencia entre el mayor valor de NRB y el menor es de menos del 0,5 %, que nos deja ver que no existe diferencia relevante entre hacerlo de la manera óptima y no óptima, al menos en este ejemplo.

Caso	óptimo	I	II	III	IV
NRB Final	865902.95	871527.17	871227.54	873114.29	905254.49

Tabla 5.3: Valor final para toda el área del NRB.

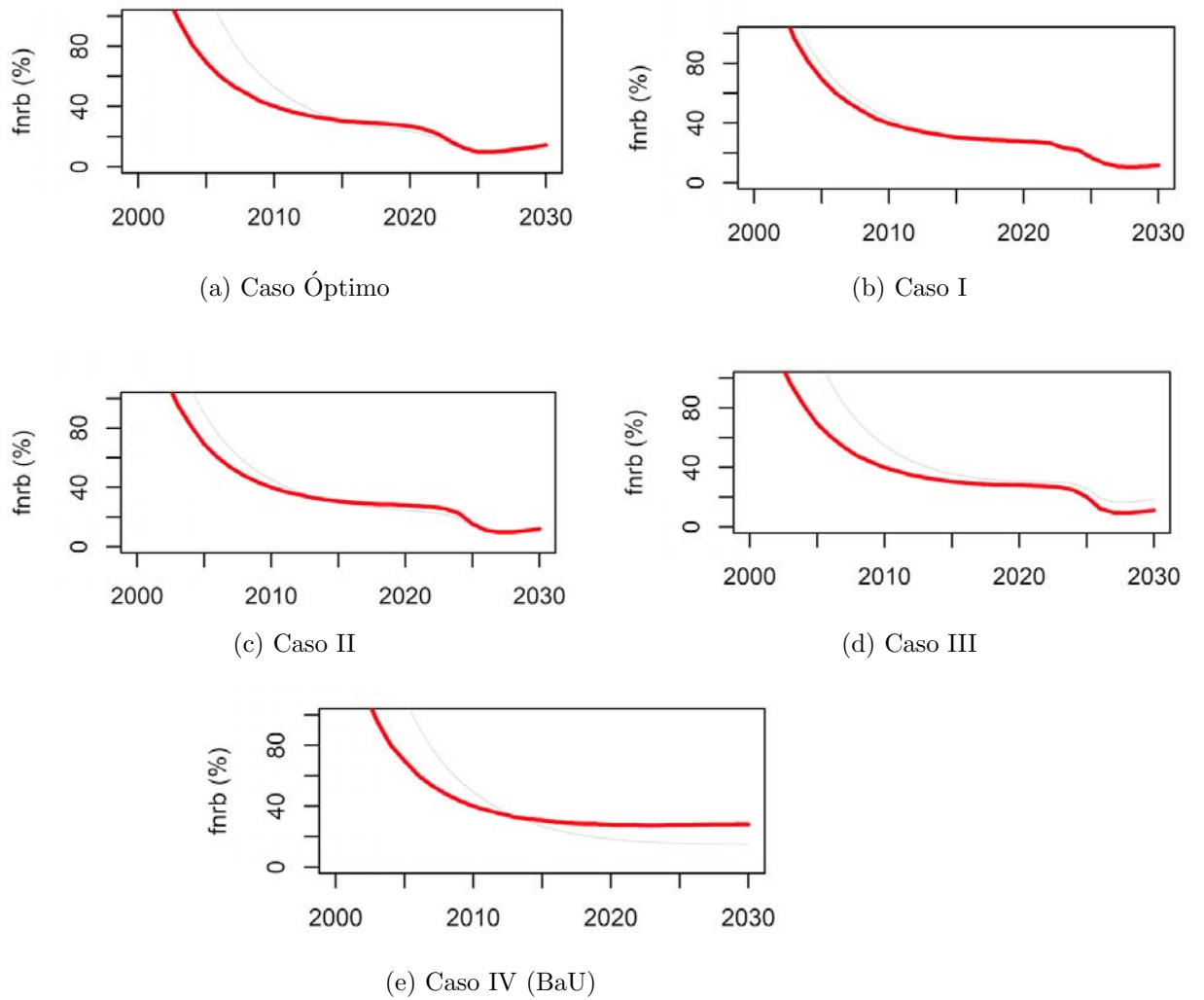


Figura 5.17: Comparación del valor fNRB para distintos casos; (a) para el caso en el que se diseminan las estufas siguiendo la forma óptima de hacerlo; (b)-(d), distribuyendo siempre la misma cantidad de estufas al año pero de una diferente forma, (e) caso BaU (Business as Usual).

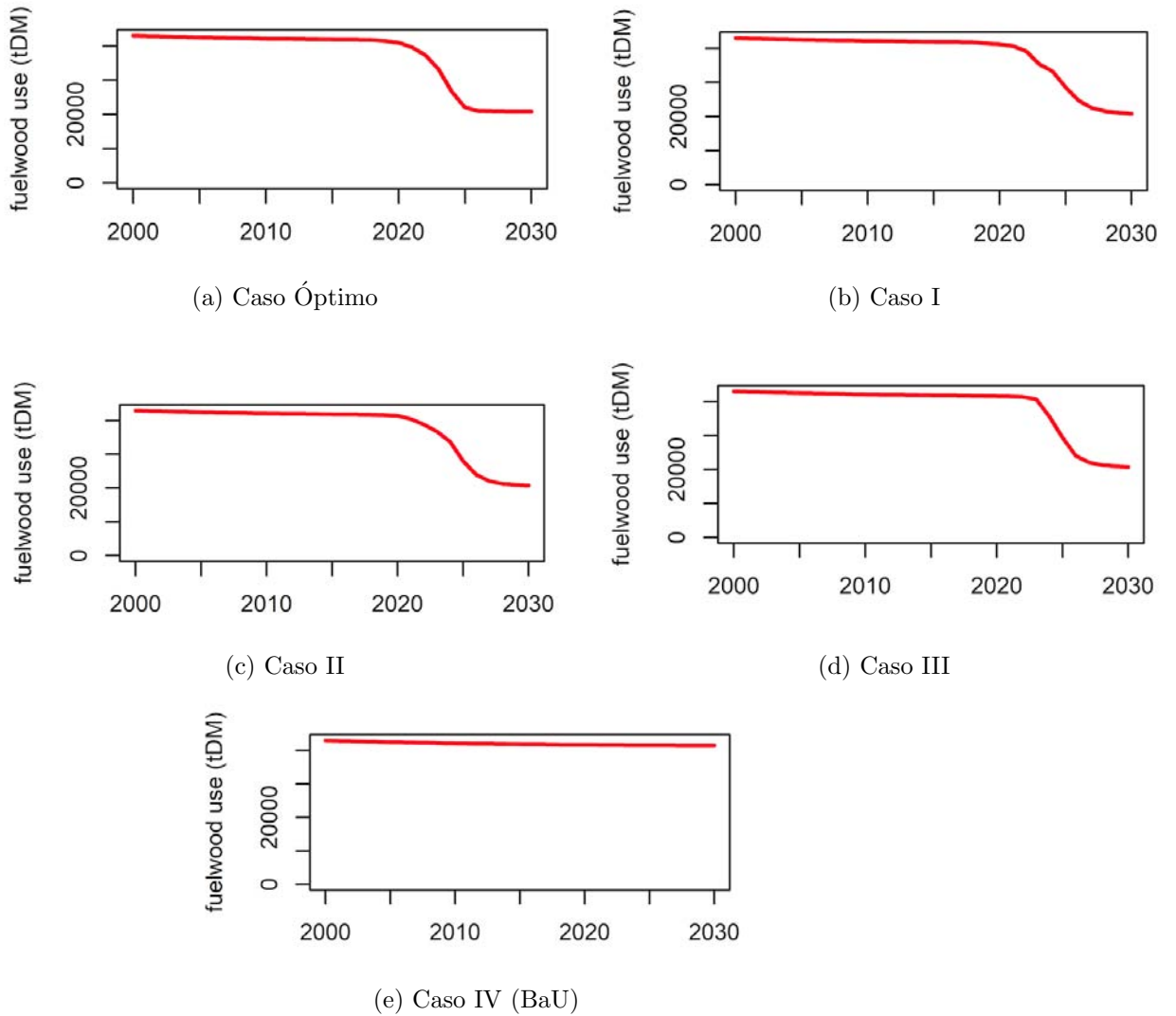


Figura 5.18: Comparación del uso de leña para distintos casos; (a) para el caso en el que se diseminan las estufas siguiendo la forma óptima de hacerlo; (b)-(d), distribuyendo siempre la misma cantidad de estufas al año pero de una diferente forma, (e) caso BaU (Business as Usual).

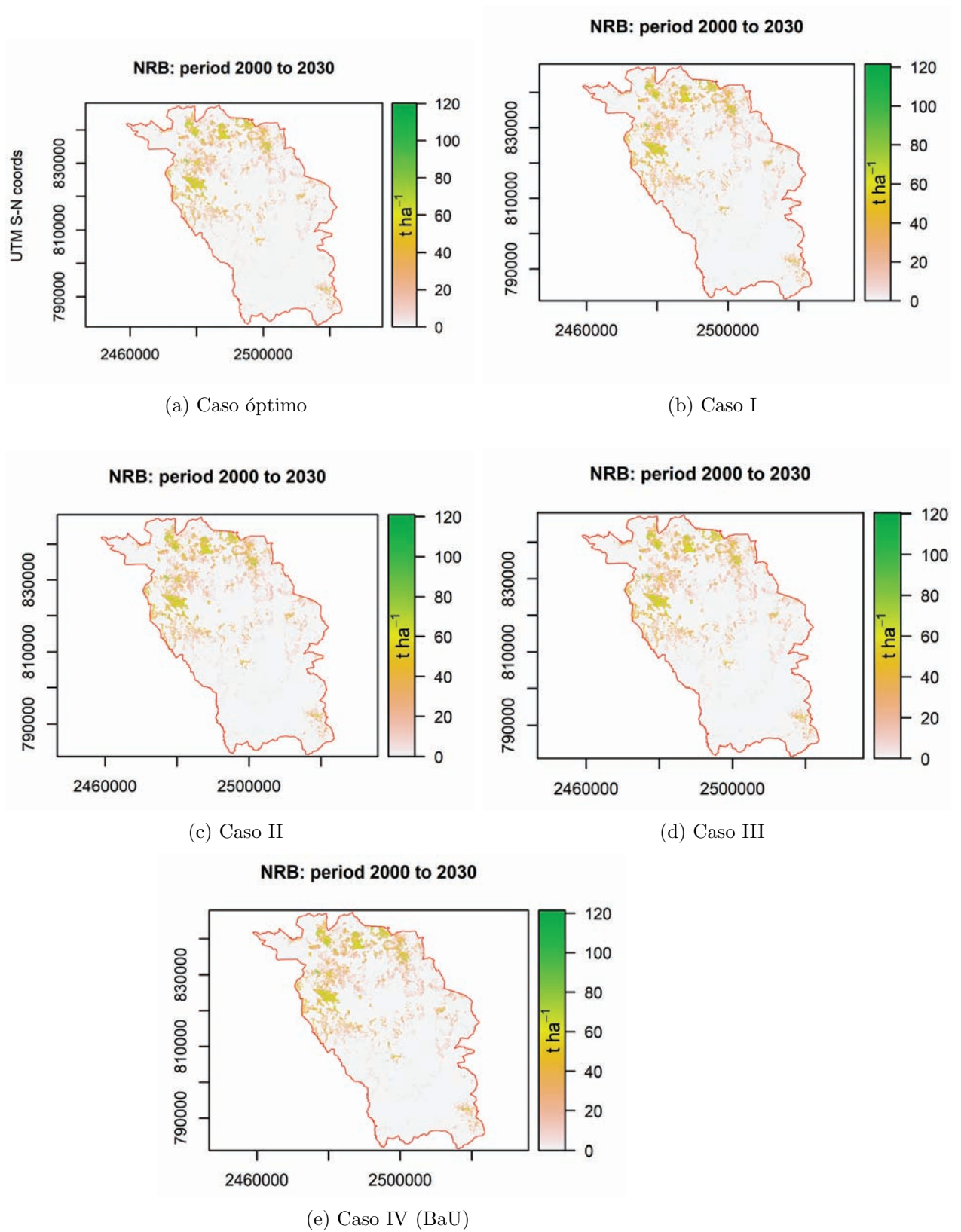


Figura 5.19: Mapa del NRB en el periodo del 2000 al 2030.

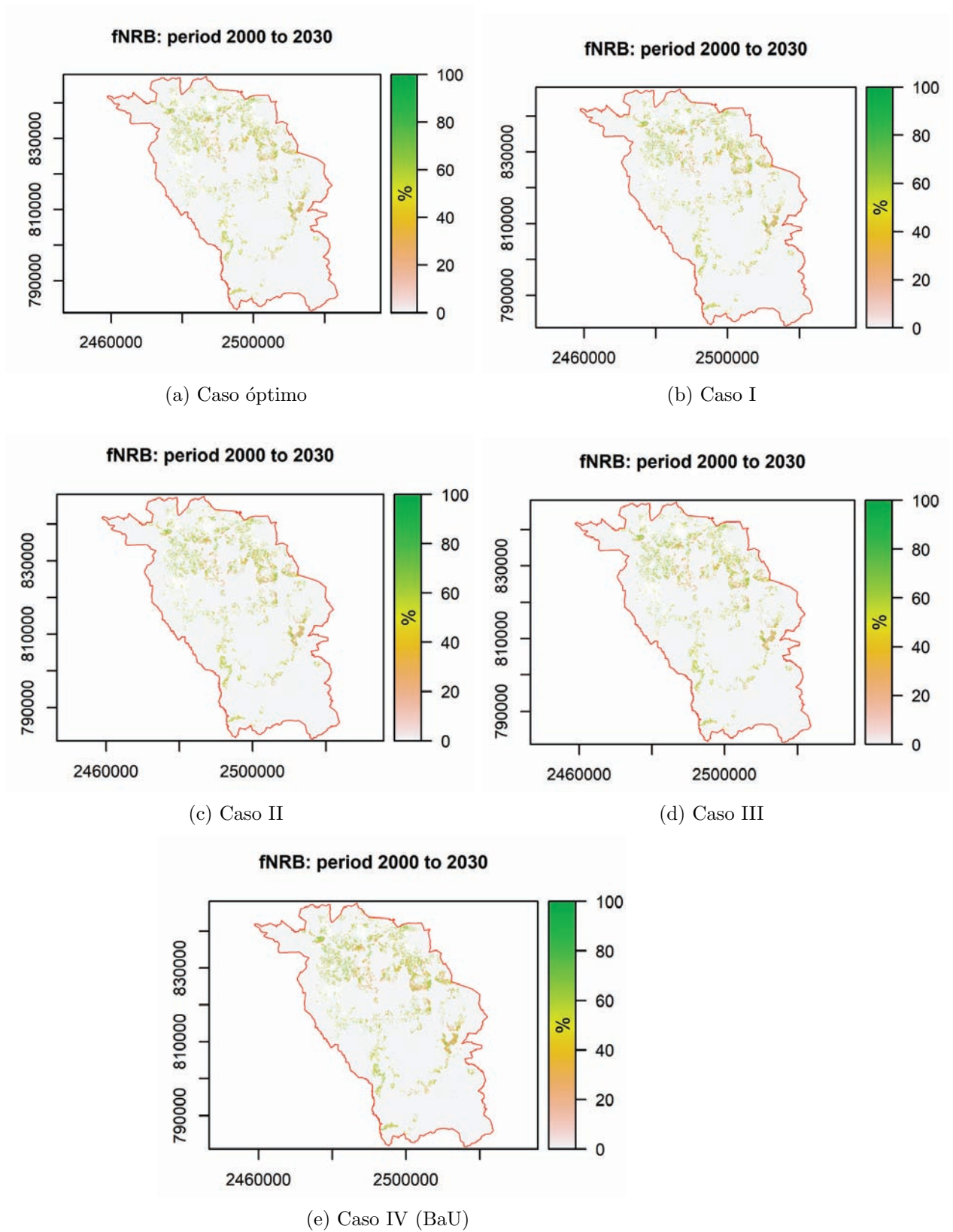


Figura 5.20: Mapa para la fracción de NRB del 2000 al 2030.

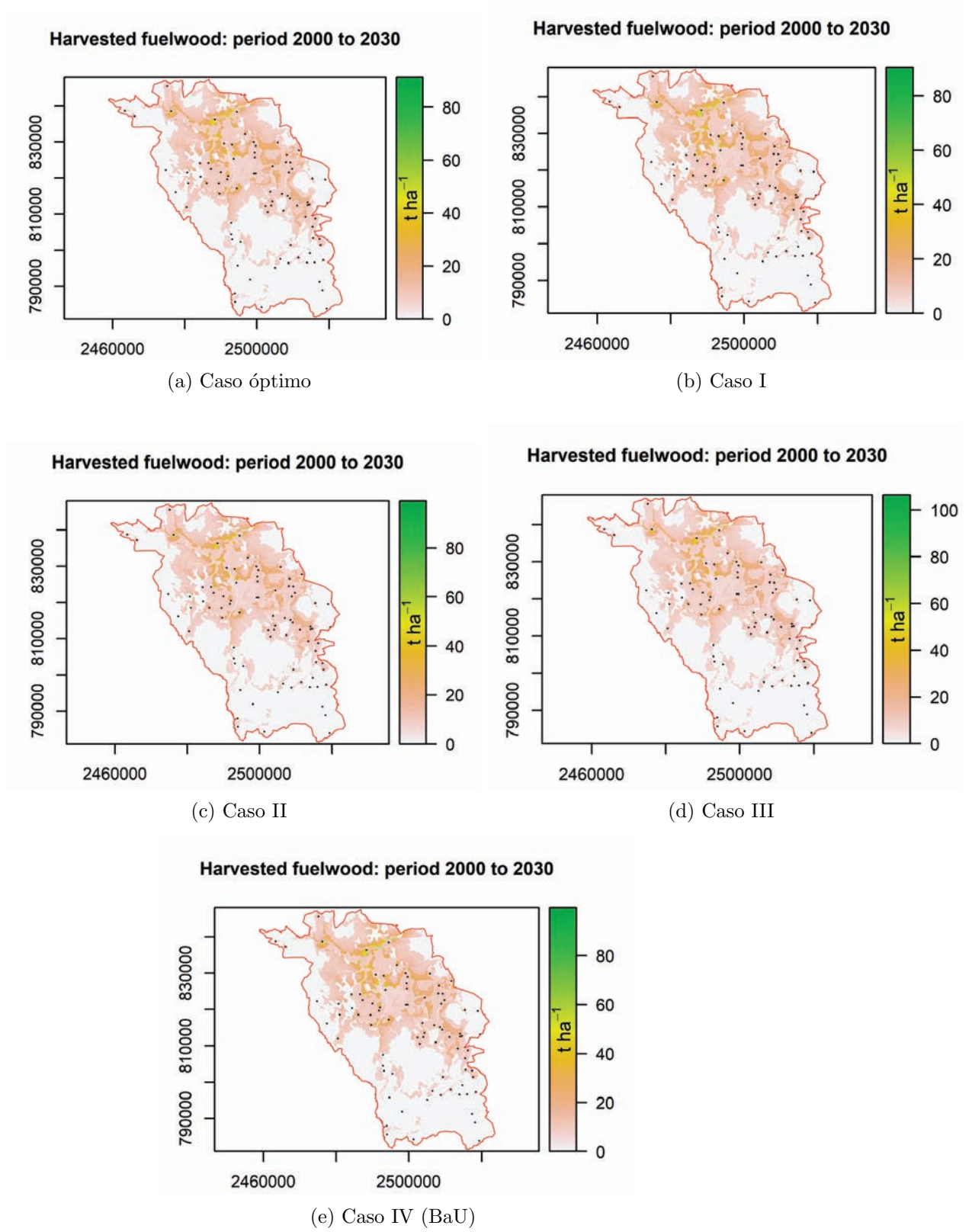


Figura 5.21: Leña cosechada en el periodo del 2000 al 2030.

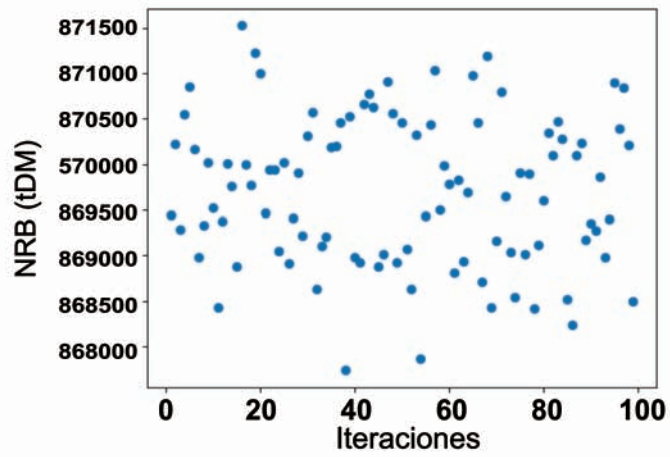


Figura 5.22: NRB final para 100 formas distintas de distribuir estufas eficientes de leña. En estas diferentes maneras, siempre se distribuye la misma cantidad de estufas, sólo cambia la distribución espacial de ellas.

5.3. Discusión de Resultados

Como se puede ver en los ejemplos de Haití y de México, la diferencia significativa entre la forma óptima de distribuir estufas y las que no lo son, se evidencia solamente en los primeros años de distribución. En los últimos años no hay diferencia y pareciera ser que lo único que importa es la cantidad de estufas dadas por año, no la distribución geográfica. Así mismo el NRB final para todo el área, dado en las Tablas (5.2) y (5.3) nos llevan a la misma conclusión.

Sin embargo, se ha mostrado que en el caso de México, tomando como zona de estudio todo el país, sí hay una diferencia significativa en la forma de distribuir las a nivel municipio [1]. A pesar que en la Tabla (5.3) no se aprecia una discrepancia reveladora, el orden para la distribución que se obtuvo con nuestro algoritmo, coincide con el orden dado en [1]. La Fig (5.23) muestra el orden de prioridad a nivel municipio, esto a consecuencia del orden de prioridad a nivel localidad que se muestra en la Fig (5.15).

Los municipios que se mostraron en ese trabajo como prioritarios para empezar la distribución de estufas, son los mismos que en este trabajo también obtuvimos como prioritarios. De la misma forma que los municipios que se deben dejar para el final, nuestro algoritmo también calculó ese resultado, restringido solamente al área que consideramos para nuestro ejemplo. Mas aún, con este algoritmo no sólo se sabe el municipio prioritario, sino que podemos llegar a saber exactamente cuál es o cuáles son la o las localidades prioritarias, que hacen que el municipio se considere como tal.

En la Fig (5.23), se ve que el municipio de Uruapan es prioritario, sin embargo, con nuestro algoritmo podemos saber aún más y es que la localidad con índice 16790 es la prioritaria, es decir, no sólo basta con saber que Uruapan es prioritario, sino que dentro de este municipio, podemos abundar más y saber en qué orden hacer la distribución.

Se debe recordar que ambas áreas que se tomaron como ejemplos (México y Haití), son meramente con el objetivo de probar el algoritmo desarrollado. Únicamente se encontró diferencia significativa entre las formas óptima

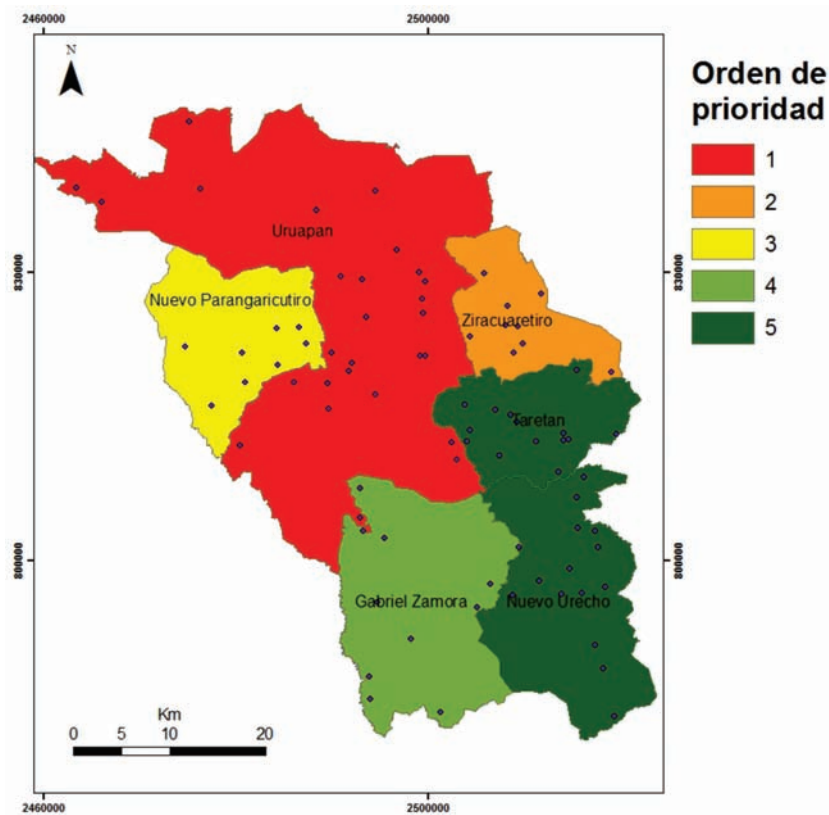


Figura 5.23: Nivel de prioridad para distribuir estufas de manera óptima a nivel localidad.

y no óptima, en los primeros años de distribución; en los últimos años, encontramos que no hay diferencia, más aún, pareciera que el NRB se estanca (en México) o incrementa (en Haití). El último lapso de años es tema de investigación profunda futura, ya que se puede deber a varias circunstancias, como se explicó previamente o simplemente porque es un área muy pequeña. Sin embargo, podemos ver que el algoritmo funciona correctamente y arroja resultados que ya han sido descritos como la forma óptima de hacerlo y más aún, ayuda a saber el orden de prioridad, incluso a nivel localidad.

Capítulo 6

Conclusiones

Como se puede ver en las Figs (5.6) y (5.16) cualquier forma de diseminar las estufas lleva a un cambio positivo a largo plazo, sin embargo, si se quieren ver cambios a corto plazo es importante saber cuál es la mejor forma de hacerlo, es decir, cuál es la solución óptima. Con la técnica de optimización Simmulated Annealing, pudimos encontrar esta solución óptima.

Se debe señalar también que los cambios entre formas de diseminación, sólo son significativos en el valor NRB para los primeros años de distribución, como se muestra en las Figs(5.6) y (5.16). Sin embargo en índices, como fNRB, y NRB total, no hay un cambio significativo.

La diseminación de estufas, siguiendo cualquier patrón, es un proceso que ayuda a reducir todos los efectos explicados en los Capítulos I y II. Sin embargo, si se está interesado en actuar para ayudar al ambiente de manera rápida (lo cual es lo idóneo) es necesario saber cuál es la mejor manera de hacerlo, es decir, la manera óptima, para poder ver los resultados lo más pronto posible en ahorro de biomasa no renovable y por ende de gases de efecto invernadero.

Para ambos ejemplos, la diferencia en el valor de NRB entre las formas no óptimas y la óptima, no son relativamente grandes, lo que podría deberse

a que el área seleccionada de ejemplo es muy pequeña o que el valor anual del NRB dado por MoFuSS es para toda el área de interés, y no genera un valor para partes más pequeñas dentro de esta área, lo cual ayudaría al modelo a saber específicamente qué sub-área es la que está cambiando al repartir estufas de alguna forma. Sin embargo, aún con estas variables a resolver, el algoritmo funciona y es congruente con trabajos previos, y va más allá pues nos dice exactamente cuáles son las localidades prioritarias.

Trabajo futuro

Hay mucho por hacer en esta área; este trabajo es una exploración, ya que sólo hay uno previo que toma en cuenta que podría haber mejores resultados dependiendo de la colocación de las estufas; sin embargo, no se había puesto énfasis en desarrollar un algoritmo que muestre de manera automática cuál es la forma óptima de hacerlo, tomando en cuenta factores ambientales, por lo cual debe de seguir mejorándose este algoritmo.

En especial, ayudaría mucho a la toma de decisiones si el algoritmo considerara más variables de las que maneja MoFuSS, ya que en este trabajo sólo se tomó en cuenta el NRB. Además, como mencionamos en los resultados, se tomó como una variable fija la cantidad de estufas necesarias, sin embargo, esta variable debería hacerse temporal.

Como se mencionó previamente, es recomendable desarrollar una nueva versión de MoFuSS, que permita calcular el valor NRB por sub-áreas, para así poder conocer el NRB por localidad o por sub área, con el objeto de tener más información específica en el NRB anual, no sólo el valor general.

Apéndice A

Anexo I

Tabla de la forma óptima para la distribución de estufas en el área de ejemplo en México.

Id Localidad	Estufas necesarias	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
15504	346							340	6				
15505	122							122					
15506	69							69					
15507	37								37				
15508	68								68				
15509	41							34	7				
15510	146							99	47				
15511	22							22					
15512	22							10	12				
15513	51							47	4				
15514	26							15	11				
16012	1917							242	1383	292			
16013	2							2					
16014	48							48					
16015	10							9	1				
16016	32							22	10				
16017	10							10					
16018	1							1					
16019	31							2	29				
16020	210							41	169				

Continúa en la página siguiente.

Id Localidad	Estufas necesarias	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
16021	37							37					
16022	78							78					
16023	217							187	30				
16024	8							3	5				
16025	27							27					
16026	1										1		
16027	87							28	59				
16028	37							32	5				
16029	52							52					
16030	2							2					
16031	6							6					
16032	6							6					
16033	1							1					
16528	1207									611	370	142	84
16529	26							26					
16530	194							194					
16531	51							51					
16532	27							27					
16533	33							33					
16534	24							24					

Continúa en la página siguiente.

Id Localidad	Estufas necesarias	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
16535	24							24					
16536	31							31					
16537	16							16					
16538	26							26					
16539	12							12					
16540	150							150					
16541	12							12					
16786	1915				678	1237							
16787	837					646	191						
16788	63							63					
16789	201						201						
16790	822	84	142	371	225								
16791	290						290						
16792	101						99	2					
16793	29						29						
16794	38						4	34					
16795	35						23	12					
16796	88						88						
16797	77						54	23					
16798	131						131						

Continúa en la página siguiente.

Id Localidad	Estufas necesarias	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
16799	87						70	17					
16800	695						398	297					
16801	60						60						
16802	27						27						
16803	35						23	12					
16804	32						32						
16805	50						50						
16806	90						90						
16807	157						157						
16808	104						104						
16809	23						23						
16810	27						27						
16811	23							23					
16812	24						21	3					
16910	52						52						
16911	52						44	8					
16912	33							33					
16913	22						22						
16914	64						62	2					
16915	124							124					

Continúa en la página siguiente.

Id Localidad	Estufas necesarias	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
16916	424						424						
16917	103						103						
16918	42						8	34					
Total	12580	84	142	371	903	1883	2907	2907	1883	903	371	142	84

Tabla A.1: Forma óptima de distribuir todas las estufas que se necesitan dentro de nuestra área de interés. La última columna nos da el total de estufas a entregar por año, basándonos en la función logística dada por ec. (5.3).

Bibliografía

- [1] Montserrat Serrano-Medrano et al 2018 Environ. Res. Lett. in press
<https://doi.org/10.1088/1748-9326/aad5b8>
- [2] Trossera MÁ (2002): Wood energy: the way ahead. Unasyuva
- [3] IEA. (2012). World Energy Outlook 2012. BP Statistical Review.
<https://doi.org/10.1787/20725302>.
- [4] Rüdger N (2006): Dynamics and sustainable use of species-rich moist forests. A process-based modeling approach. Thesis. Center for Environmental research-UFZ, Helmholtz.
- [5] Bond T, Venkataraman C, Masera O (2004): Global atmospheric impacts of residential fuels. Energy of Sustainable Development; VIII (3); pp 20-32.
- [6] Horta L, Trossero M (1998): Introducing WEIS: the FAO wood energy information system. Biomass energy: data, analysis and trends.
- [7] Diaz R (2000): Consumo de leña en el sector residencial de México. Evolución histórica y emisiones de CO_2 . Tesis de Maestría en Ingeniería. México, D.F. División de estudios de Posgrado. Facultad de Ingeniería, UNAM.
- [8] Smith K R (2003): Indoor air pollution and acute respiratory infections. Indian Pediatr 2003; 40(9):815-9.

- [9] Saatkamp B, Masera O, Kammen D (1999): Energy and health transitions in development: fuel use, stove technology, and morbidity in Jarácuaro, México. *Energy Sustain Dev* 1999; 4(2); 7-16.
- [10] Arnold M, Köhlin G, Persson R, Shepherd G (2006): Woodfuels, livelihoods, and policy interventions: changing perspectives. *World Development* 2006;34:596-611.
- [11] Ghilardi A, Bailis R (2016): Spatiotemporal modeling of fuelwood environmental impacts: Towards improved accounting for non-renewable biomass. *Environmental Modeling & software* 82. pp 241-254.
- [12] Masera O, Ghilardi A, Drigo R, Trossero M (2006): WISDOM: A GIS-based supply demand mapping tool for woodfuel management. *Biomass and Bioenergy* 30 pp 618-637.
- [13] Berrueta M, Edwards R, Masera o (2008): Energy performance of wood-burning cookstoves in Michoacán, México. *Renewable Energy* 33 pp 859-870.
- [14] Geist H, Lambin E (2002): Proximate causes and underlying driving forces of tropical deforestation. *Bioscience*; 52(2)pp 143-150.
- [15] Detrinidad M (1993): Algunas consideraciones para normar, regular y controlar el manejo de bosques tropicales secos utilizando en la producción de leña de Nicaragua. Managua: Instituto Nicaragüense de Recursos Naturales y del Ambiente (IRENA) y Servicio Forestal Nacional de Nicaragua (SFN).
- [16] ESMAP (2001): Sustainable woodfuel supplies from dry tropical woodlands. Energy Sector Management Assistance Programme and United Nations Development Programme. Washington DC: The World Bank.
- [17] Arias C (2003): Forest resources for energy: environmental and social dimensions in four countries of Latin America. In: Proceedings of the first international seminar on bioenergy and sustainable rural development. Morelia, México.

- [18] Bailis R, Drigo R, Ghilardi A, Masera O (2015): The carbon footprint of traditional woodfuels. *Nature Climate Change*, Vol 5, February 2015.
- [19] Ghilardi A, Guerrero G, Masera O (2009): A GIS-based methodology for highlighting fuelwood supply/demand imbalances at the local level: A case study for central Mexico. *Biomass and bioenergy* 33 (2009) pp 957-972.
- [20] Berrueta V, Serrano M, Garcia C, Astier M, Masera O (2015): Promoting sustainable local development of rural communities and mitigating climate change: the case of Mexico's Patsari improved cookstoves project.
- [21] Andreas A, Wu-Sheng L. Practical optimization. Algorithms and engineering applications. Department of electrical and computer engineering. University of Victoria, Canada.
- [22] Masera, O. Socioeconomic and Environmental Implication of Fuelwood use Dynamics and Fuel Switching in Rural Mexico. Tesis de doctorado, Energy and Resources Group, U. C. Berkeley.