



Construcción de un sistema que integra los exploradores de energía solar
y de biomasa residual agrícola desarrollados para Colombia y Chile

Informe 1 - Producto A: Base de datos de las comunidades y territorios de estudio

Proyecto Cooperación Triangular

Entregado a:
Agencia GIZ Colombia

Bogotá D.C., Octubre 2022

Índice general

1	Introducción	2
2	Antecedentes	3
2.1	El Atlas Solar Colombiano	3
2.2	Proyecto de Desarrollo con Enfoque Territorial - PDET	4
2.3	Análisis multi-criterio y lógica difusa	4
3	Fuentes de datos	5
3.1	Cobertura de acueducto	5
3.2	Índice de Cobertura de Energía Eléctrica - ICEE	5
3.3	Rendimiento promedio de cultivos	5
3.4	Tasa de deserción intra-anual del sector oficial	5
3.5	Índice de Informalidad	5
3.6	Casos positivos COVID-19	6
3.7	Casos de muertes COVID-19	6
3.8	Biomasa sobre el suelo	6
3.9	Índice de vegetación NDVI	6
3.10	Porcentaje de nubosidad	7
3.11	Irradiación solar	7
4	Metodología	8
5	Resultados y conclusiones	10
6	Anexos	14

1. Introducción

Una breve Introducción.

2. Antecedentes

2.1. El Atlas Solar Colombiano

Colombia recibe abundante radiación solar con una media de 4.5 kWh/m², por encima de la media mundial de 3.9 kWh/m². Esta radiación solar media se mantiene casi constante durante todo el año, lo que convierte a Colombia en un lugar ideal para implementar proyectos solares fotovoltaicos [1]. Desde el año 2014, el gobierno colombiano ha puesto en marcha una ley¹ para estimular la implantación de sistemas fotovoltaicos a pequeña y gran escala mediante la concesión de incentivos fiscales por intermedio del Ministerio de Minas y Energía y la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) . Sin embargo, a pesar de los esfuerzos del gobierno por promover las instalaciones fotovoltaicas, la falta de una base de datos de información meteorológica sólida y de fácil acceso dificulta la realización de análisis de viabilidad de las instalaciones fotovoltaicas y la evaluación de su capacidad energética.

En Colombia, el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) proporciona mediciones in situ de datos meteorológicos. Sin embargo, hay pocas estaciones meteorológicas en el territorio colombiano y la calidad de los datos se ve afectada por la falta de mantenimiento y calibración de los sensores. Aunque algunos sitios web intentan proporcionar estimaciones de la producción fotovoltaica, no existe una herramienta especializada que tenga en cuenta las necesidades del país, los requisitos del usuario y el idioma nativo de éste. Por lo tanto, una herramienta que tenga en cuenta estos requisitos podría impulsar los proyectos de energía solar fotovoltaica en el país.

Para resolver este problema, se creó una herramienta web interactiva que permite visualizar datos meteorológicos y evaluar el potencial actual y futuro de generación fotovoltaica en todo el territorio colombiano. Esta herramienta, llamada Atlas Solar Colombiano², se basa en dos bases de datos meteorológicos: una con datos históricos extraídos de la información de imágenes satelitales y otra con datos de modelos de proyección del cambio climático. Además, el Atlas cuenta con dos modelos de generación fotovoltaica, uno básico y uno avanzado, que permite estimar la generación de una instalación solar fotovoltaica, de acuerdo con las necesidades del usuario. El Atlas proporciona un mapa interactivo que muestra:

- Datos históricos para el periodo comprendido entre 1998 y 2019 obtenidos del National Renewable Energy Laboratory: radiación global horizontal, radiación normal directa, radiación difusa horizontal, ángulo cenital solar, velocidad del viento y temperatura ambiente. Esta base de datos fue validada con mediciones in situ proporcionadas por el IDEAM.
- Datos de escenarios de cambio climático a escala regional para el periodo 2070-2099 obtenidos del Coordinated Regional Downscaling Experiment: radiación global horizontal, velocidad del viento y temperatura ambiente bajo dos escenarios de cambio climático.
- Una calculadora de generación fotovoltaica que permite a los usuarios estimar la posible potencia fotovoltaica generada por un sistema fotovoltaico personalizado en una ubicación específica. Un modelo básico proporciona parámetros por defecto para el sistema fotovoltaico, y todos los parámetros fotovoltaicos pueden personalizarse a través del modelo avanzado.

Esta herramienta interactiva permitirá a los inversores evaluar el potencial actual y futuro de generación fotovoltaica en cualquier lugar de Colombia. Se trata de la primera herramienta interactiva en línea que permite a los usuarios estudiar el potencial de energía fotovoltaica en Colombia a partir de una sólida base de datos y teniendo en cuenta las proyecciones del cambio climático.

¹Ley 1715. Por medio de la cual se regula la integración de las energías renovables no convencionales al sistema energético nacional. Bogotá, Colombia: Congreso de la República de Colombia. Disponible en <http://www.upme.gov.co/>

²Disponible en <http://162.240.212.193:3000>

2.2. Proyecto de Desarrollo con Enfoque Territorial - PDET

Como apoyo al fortalecimiento del Programa Colombia Sostenible con los Proyectos de Desarrollo con Enfoque Territorial -PDET el investigador Iván Carroll, de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de los Andes, realizó 1260 mapas utilizando imágenes Sentinel 2 del Programa Copernicus de la Agencia Espacial Europea por medio de la aplicación de índices de cobertura con los cuales se creó una línea base del año 2020 que posteriormente en el año 2025 se comparará para determinar los efectos de la implementación de los proyectos de desarrollo en subregiones del país donde se ubican los PDET. Este proyecto fue realizado en conjunto con la Facultad de Economía de la Universidad de los Andes y la Universidad de Antioquia.

Adicionalmente, atendiendo el Objetivo de Desarrollo Sostenible – ODS 11 sobre ciudades y comunidades sostenibles, Carroll aplicó un índice de funcionalidad ecológica del suelo mediante inteligencia artificial en imágenes Sentinel 2 para alertar a tomadores de decisiones, principalmente alcaldes, de 50 ciudades de América Latina y el Caribe sobre la baja calidad de vida, el crecimiento acelerado y la reducción en el acceso a zonas verdes de algunas urbes. Esta investigación está en curso de ser publicada y presentada.

2.3. Análisis multi-criterio y lógica difusa

El uso de información georreferenciada y técnicas de análisis espacial se ha convertido en una opción viable, rápida y económica para la evaluación del potencial de diversos recursos que demandan una visión holística y, en muchas ocasiones, interdisciplinaria. Por ejemplo, numerosos estudios han demostrado la utilidad de información georreferenciada a la hora de determinar potenciales ubicaciones para la implementación y despliegue de proyectos de energías renovables como granjas solares y eólicas y plantas procesadoras de biomasa [5, 2, 9]. Igualmente, estas técnicas se han utilizado para estudiar fenómenos tan diversos como las variaciones espaciales en la economía ambiental y de recursos y la identificación de hábitats naturales y conservación ecológica [3, 7].

Una de las grandes contribuciones del análisis basado en geodatos es la oportunidad de procesar información proveniente de múltiples fuentes como soporte a la toma de decisiones [11, 8]. Por lo general, la evaluación de las ubicaciones más idóneas para la puesta en marcha de una solución en particular demanda la combinación de múltiples factores y la participación interdisciplinaria de todos los involucrados. Es ahí donde las técnicas espaciales como el solapamiento ponderado de capas y la lógica difusa juegan un papel determinante. Estas técnicas permiten la asignación de pesos a cada aspecto del análisis, representado en la forma de mapas, y la combinación de dichos pesos para la generación de un mapa que resume el potencial de fenómeno estudiado. Este tipo de análisis multi-criterio permite a los participantes asignar la importancia que consideren pertinente a cada aspecto del estudio y ponderar las alternativas disponibles para la identificación de aquellas regiones con mayor potencial de éxito [10].

Dichas técnicas han demostrado muy buenos resultados en diferentes ámbitos. Por ejemplo, [6] muestra la puesta en práctica de técnicas de lógica difusa para la identificación y mitigación de áreas con alto riesgo de deslizamiento de tierras. Un estudio similar provee una evaluación del potencial de contaminación por arsénico usando una aproximación espacial anisotrópica y solapamiento ponderado en las regiones circundantes a minas de hierro [14]. Igualmente, [4] integra la aplicación de lógica difusa, métodos de optimización y el uso de sistemas de información geográfica en la evaluación del impacto ecológico durante la construcción de autopistas en comunidades rurales y ecosistemas naturales. Dicha implementación permitió la interacción permanente entre expertos e interesados y una fluida alternativa de resolución de conflictos.

3. Fuentes de datos

3.1. Cobertura de acueducto

La cobertura del servicio de acueducto corresponde al porcentaje de predios residenciales con acceso al servicio de acueducto; entendiéndose como predios residenciales aquellos con estratos 1, 2, 3, 4, 5, 6 y los predios aún no estratificados pero reconocidos por la alcaldía como residenciales. Esta cobertura se obtiene a través de la información consignada por los alcaldes en el “Reporte de Estratificación y Coberturas”, dispuesto en el Sistema Único de Información del módulo alcaldes. La información fue recopilada desde el portal de Terridata¹, una aplicación proveída por el Departamento Nacional de Planeación de Colombia para la consulta estadística por parte de entes territoriales de indicadores sobre diversos sectores y temáticas.

3.2. Índice de Cobertura de Energía Eléctrica - ICEE

Este índice es calculado por la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) que mide la tasa de viviendas en sector residencial que tienen infraestructura eléctrica disponible y es proveído por el Sistema Interconectado Nacional o mediante soluciones aisladas dentro de las zonas nacionales de interconexión (ZNI). El índice fue calculado con vigencia al 2018. El conjunto de datos fue recopilado desde la página web de la entidad².

3.3. Rendimiento promedio de cultivos

El rendimiento de cultivos es un indicador de la cantidad de toneladas producidas por hectárea para un cultivo particular. Esta información se obtiene a partir de las Evaluaciones agropecuarias municipales³, que consisten en la recolección de información a través de formularios diseñados e implementados con un aplicativo web, con módulos para los cultivos transitorios, anuales o permanentes.

Esta operación fue desarrollada durante los meses de octubre a diciembre de 2020, recolectando información de 1099 municipios y 197 cultivos. En cuanto al procesamiento de datos, se obtuvo el rendimiento promedio para todos los tipos de cultivos presentes en cada municipio, priorizando el valor más reciente para cultivos transitorios y utilizando el valor anual para cultivos permanentes. Con respecto a los valores nulos, se utilizó el valor de -1 para aquellos municipios en los que no se tuviera información disponible. Los datos puedes ser descargados desde la aplicación web⁴ proveída por la entidad.

3.4. Tasa de deserción intra-anual del sector oficial

La tasa de deserción intra-anual del sector oficial corresponde al porcentaje de estudiantes de educación básica y media (transición a once) que abandonan el sistema educativo antes de finalizar el año lectivo con respecto a la cantidad total de estudiantes matriculados a inicio del año. Esta información es recopilada por el Ministerio de Educación y disponible en Terridata, una herramienta para fortalecer la gestión pública a partir de datos a nivel municipal, presentando indicadores estandarizados. Con respecto a los valores nulos, se utilizó el valor de -1 para aquellos municipios en los que no se tuviera información disponible.

3.5. Índice de Informalidad

El índice se calcula como el porcentaje de personas desocupadas informalmente con respecto a la población total. Este indicador también se encuentra disponible en Terridata y representa el porcentaje de personas que no cuentan

¹<https://terridata.dnp.gov.co/>

²<https://tinyurl.com/5hduxcnw>

³<https://www.upra.gov.co/web/guest/eva-2020>

⁴<https://tinyurl.com/yp4jmv9n>

con un trabajo formal en cada una de las entidades territoriales con respecto a la población total de cada municipio mismo. Esta tasa calculada con información de la FILCO (Ministerio del Trabajo) y resulta como el complemento del indicador “Porcentaje de personas ocupadas formalmente con respecto a la población total” (P. Formal) y se define de tal manera según la entidad citada:

$$P.Informal = 1 - P.Formal$$

3.6. Casos positivos COVID-19

Los casos positivos de COVID corresponden a la relación entre población municipal en la cual dio positivo a una prueba de COVID-19 y la totalidad de la población en cada municipio para los años 2019-2022. Se entiende como caso positivo como aquel individuo al que se le realiza una prueba para el COVID-19 y esta genere un resultado positivo.

3.7. Casos de muertes COVID-19

Las muertes causadas por COVID corresponden a la relación entre población municipal en la cual la causa de muerte fue por COVID-19 y la totalidad de la población en cada municipio para los años 2019-2022. Se entiende como muerte por COVID-19 como aquel individuo al que luego de su muerte se estudia su causa y se descubre que es debido al virus. Las capas referentes a casos positivos y muertes por COVID-19 se obtuvieron a través del portal de datos abiertos del gobierno Colombiano⁵.

3.8. Biomasa sobre el suelo

El proyecto GlobBiomass [12, 13] de la Agencia Espacial Europea ha recopilado datos y provee conjuntos de libre descarga con información referente al volumen de biomasa en bosques y la métrica de biomasa por encima del suelo, conocida como AGB, para el año 2018. El AGB se refiere a la masa expresada como peso seco de las partes arbóreas de toda especie vegetal viva a excepción de sus raíces. Sus unidades se miden en toneladas por hectárea (Mg/ha) y la resolución espacial de este conjunto es de 1 Km².

Se descargaron dos conjuntos de datos que cubrían el área de Colombia. Usando los polígonos correspondientes para el país se recortaron las áreas necesarias de cada conjunto y se unieron posteriormente para conformar un referente de AGB para todo el territorio nacional.

3.9. Índice de vegetación NDVI

El índice de diferencia normalizada de la vegetación (NDVI) es un indicador de la vitalidad de la flora presente en un área determinada. Este se calcula a partir de las bandas infrarrojas y el espectro correspondiente al rojo que suministran diversos sensores de satélite. El rango de valores oscila entre 0 y 1 donde los valores más altos indican vegetación más saludable. El programa Copérnico de la Unión Europea, a través del portal Copernicus Global Land Service⁶, provee imágenes globales de NDVI para todos los meses del año después de promediar diferentes muestras tomadas por el satélite PROBA-V durante el periodo de 2015 al 2019. La resolución espacial de los conjuntos de datos es de 1 Km².

Para este estudio se tomaron una imagen para cada mes del producto Short Term Statistics Versión 3. Las imágenes se recortaron de acuerdo a la zona de estudio y se promediaron las 12 imágenes resultantes para obtener un promedio anual representativo del índice NDVI para el territorio Colombiano. El portal para la descarga de imágenes y conjuntos de datos se puede acceder a través de su sitio web⁷.

⁵<https://tinyurl.com/mpz437su>

⁶<https://land.copernicus.eu/global/products/ndvi>

⁷<https://tinyurl.com/ekzekr4d>

3.10. Porcentaje de nubosidad

El proyecto EarthEnv [15] es un esfuerzo colaborativo entre diversos expertos para desarrollar un conjunto de datos de escala global con capas de resolución de 1 Km² para monitorear y modelar los ecosistemas, biodiversidad y clima. El trabajo fue soportado por NCEAS, NASA, NSF y la Universidad de Yale.

Para el caso del porcentaje de nubosidad se promediaron las frecuencias mensuales dentro de un periodo de 15 años (2001-16) de dos muestras diarias de los satélites MODIS. Del conjunto global se extrajo el área correspondiente a Colombia con valores entre 4000 y 10000 unidades. Estos valores deben ser divididos por 100 para indicar el valor porcentual del número de días con nubosidad al año. El conjunto de datos global puede ser descargado desde la página web del proyecto⁸.

3.11. Irradiación solar

El Banco Mundial a través de su catálogo de datos⁹ distribuye diferentes capas alusivas a variables de energía solar, entre ellas el índice de irradiación global horizontal (GHI). Este recurso fue desarrollado por SolarGIS (solargis.com) y se provee por medio del Atlas Solar Global¹⁰. Los valores de GHI se miden en kWh/m² con una resolución espacial nominal de 250m. A través del portal web del atlas global se permite descargar conjuntos específicos para cada país por lo que solo fue necesario ajustar los límites y tamaño de píxel de este conjunto para coincidir con aquellos de los demás indicadores.

⁸<http://www.earthenv.org/cloud.html>

⁹<https://datacatalog.worldbank.org/search/dataset/0038645>

¹⁰<https://globalsolaratlas.info/download/colombia>

4. Metodología

Para la selección de un conjunto de ubicaciones idóneas para la implementación de las soluciones propuestas se decidió seguir un enfoque de selección multi-criterio soportado en operaciones de lógica difusa. El diagrama 4.1 ilustra esquemáticamente los pasos de la metodología propuesta. Esta metodología puede dividirse en tres partes para su explicación. Primero, un conjunto de capas son preparadas a partir de una serie de indicadores socio-económicos y físicos. Luego, dichas capas son transformadas para estandarizar su magnitud y dimensiones. Finalmente, se asigna un peso a cada capa de acuerdo a su importancia y se aplica una operación de agregación sobre todas las capas para consolidar un único resultado. A continuación se explica en más detalle los pasos seguidos en cada parte de la metodología.

En la sección 3 se establecieron las fuentes de datos de los indicadores tenidos en cuenta dentro de esta metodología. En la primera parte, se hizo necesario hacer cierto tratamiento en cada una de ellas. En particular, todas las capas referentes a indicadores socio-económicos se obtuvieron en un esquema tabular, esto es una tabla donde aparece el valor de cada indicador, junto con otras variables relacionadas al fenómeno, a nivel de los municipios de Colombia. Se tuvo en cuenta el código DANE de cada municipio junto con el valor relacionado a la variable en cuestión. Posteriormente, se ejecutó un cruce de datos entre la información extraída y el mapa oficial DANE para georreferenciar los datos y generar una vista de la distribución geográfica del indicador. De esta manera se obtienen una serie de mapas que ilustran la composición del indicador para cada municipio.

Para las variables físicas también se hizo necesario aplicar ciertas operaciones espaciales para ajustar los conjuntos de datos iniciales a las condiciones del área de estudio. Por lo general, para estos casos, los estudios son de carácter global, por lo que se requería extraer los datos solo para el territorio Colombiano. Según el caso, fue necesario aplicar operaciones de agregación espacial (si los datos para Colombia se presentaban en más de una fuente) o temporales (si se proveían datos a nivel mensual y lo requerido eran promedios anuales). Visualizaciones de los mapas obtenidos en esta etapa están disponibles como anexos digitales a este informe dentro de la carpeta *mapas*.

Para la segunda parte de la metodología, se requiere que todas las capas se encuentren en una versión raster de idénticas dimensiones, esto es una imagen con igual número filas y columnas donde el valor de cada píxel sea el valor del indicador que representa. En esta etapa, se aplicaron operaciones espaciales a las capas de indicadores socio-económicos para convertir su versión vectorial (polígonos representando cada municipio) a capas raster. Como dimensiones específicas se seleccionó un área de 1666 columnas por 1972 filas que cubre la extensión del mapa oficial DANE usando un sistemas de coordenadas EPSG:3857 (Pseudo-Mercator). La resolución espacial obtenida fue de aproximadamente 1 Km². Se reproyectaron y se ajustaron todas las capas (incluyendo las variables físicas) a dichas dimensiones y al sistema de coordenadas mencionado para permitir su análisis en unidades de metros.

Para permitir la aplicación de una función de agregación todas las capas deben ser tratadas para transformar sus valores y rango de datos a un estándar común. La lógica difusa provee una serie de funciones de membresía que permiten escalar los datos de 0 a 1 donde el usuario puede especificar valores a priorizar y diversas clases de curvas para transformar los datos. La membresía lineal es la más sencilla de las funciones y se corresponde a una normalización típica. Dadas las características de las capas de entrada se decidió utilizar esta membresía ya que no era necesario la aplicación de funciones más elaboradas. Los valores para cada variable se escalan asignando un valor de 0 al valor con menor prioridad y un valor de 1 al más alto, los valores intermedios se obtienen a través de una interpolación directa.

En la última parte de la metodología, contamos con una serie de capas raster ponderadas y unificadas. Cada píxel en las imágenes se corresponde uno a uno por lo que cualquier operación de agregación es válida. La operación de agregación tomará cada píxel de las capas en la misma ubicación y los agregará de acuerdo a su función, el resultado será el valor del píxel en dicha ubicación para el mapa final. De nuevo, la lógica difusa provee diferentes funciones de agregación pero dadas las características del estudio se decidió utilizar una sumatoria simple. Cabe aclarar que previo a la operación de agregación se asignaron pesos distintivos a cada capa. Esto es, un valor por el cual se multiplica el valor de cada píxel antes de operarlo con los demás. Generalmente, la asignación de pesos a cada capa se hace de manera coordinada entre los interesados y expertos y puede ser fácilmente editada en el modelo final para su posterior ejecución.

En la actual implementación, se decidió asignar un puntaje de 3 puntos a 3 capas específicas: la cobertura del servicio de energía eléctrica, con el fin de priorizar aquellas zonas con déficit de dicho servicio; el rendimiento

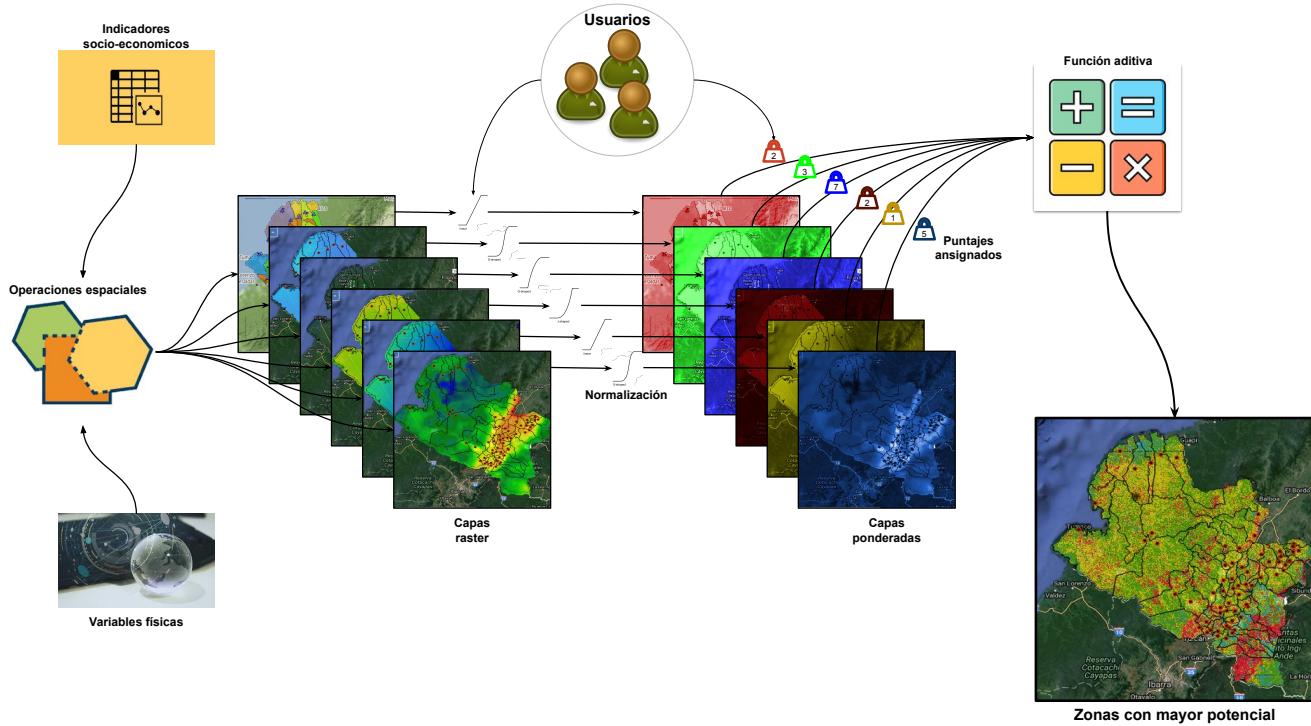


Figura 4.1: Diagrama esquemático de la metodología propuesta.

agrícola, para priorizar áreas con alta producción de residuos agrícolas que puedan ser aprovechados como biomasa; y los casos positivos de COVID-19, con el objeto de beneficiar los municipios más afectados por la pandemia. Al resto de indicadores socio-económicos se le asignó un puntaje de 2 puntos y a todas las variables físicas se les dio un peso de 1 punto. Se priorizaron las variables socio-económicas sobre las físicas por el contexto de la investigación donde se busca resaltar más los beneficios a poblaciones vulnerables sobre aspectos de eficiencia o retorno de la inversión.

El mapa obtenido en esta etapa es finalmente escalado, entre 0 y el máximo valor posible de acuerdo a los pesos asignados, obteniendo una capa raster con valores entre 0 y 1 para cada ubicación en el mapa a manera de un índice. Para obtener un indicador a nivel de municipio, se utiliza una capa adicional para agregar por zonas y calcular el promedio de todos los píxeles contenidos en un respectivo municipio. Esto entrega una capa vectorial, con cada municipio relacionado con su valor promedio de acuerdo al puntaje obtenido en el índice anterior. Esta lista de municipios y su valor promedio se utiliza como una clasificación para la selección de los municipios con mayor potencial para la implementación de las soluciones propuestas en las posteriores etapas de la investigación.

5. Resultados y conclusiones

Como primer resultado de esta investigación se ha consolidado una base de datos georreferenciada de indicadores socio-económicos y variables físicas relacionadas a la identificación de zonas de interés para la implementación de soluciones de energía alternativa usando recursos de biomasa y solar. Las capas procesadas se recogieron en un único archivo con formato geopackage, formato soportado por el Open Geospatial Consortium (OGC¹) como estándar interoperable, que contiene el total de los indicadores mencionados en la sección 3. El archivo se distribuye con este informe como un anexo digital dentro de la carpeta *indicadores*.

Con las capas de entrada disponibles se trabajó la metodología propuesta a través de la implementación de un modelo que permite automatizar los pasos generales descritos en la sección 4. El modelo toma como entrada las capas de indicadores mencionadas anteriormente y permite la generación de los índices necesarios para la selección de las zonas de implementación. Este modelo se construyó usando la herramienta Graphical Modeler de la aplicación de software libre QGIS 3.22. Dicho software es de libre descarga y de acceso público desde su sitio web². El modelo también se distribuye como anexo digital a este informe en formato model3, que puede ser abierto y ejecutado usando QGIS 3.22, y como código Python, que igualmente puede ser ejecutado desde la consola de dicha herramienta. Los archivos mencionados se encuentran dentro de la carpeta *modelo*. La figura 6.4 muestra una captura del modelo construido y los pasos ejecutados para la generación de los índices de potencialidad.

Por último, se presentan los índices creados por la metodología propuesta y que soportaran la selección de zonas de trabajo para la puesta en marcha de las siguientes fases de la investigación. El primer índice se denomina índice de potencialidad y es una capa raster que agrega las capas transformadas y ponderadas de los indicadores iniciales y presenta un mapa de Colombia con valores entre 0 y 1 para cada píxel de la imagen. Los valores más altos representan aquellos lugares con mayor potencial para la implementación de las soluciones de biomasa y solar teniendo en cuenta indicadores socio-económicos. La figura 6.1 ilustra el índice de potencialidad en una rampa de colores tipo semáforo donde el color verde más intenso significa los lugares más idóneos. Las zonas en rojo corresponden a las áreas ambientalmente protegidas del territorio Colombiano y que han sido descartadas por tal motivo.

A partir del índice de potencialidad se realizó una agregación a nivel de municipios. En esta operación se promediaron los valores de todos los píxeles dentro de cada uno de los municipios y se le asignó dicho promedio a cada uno de ellos. Esto permite generar un orden de los municipios de mayor a menor de acuerdo al valor promedio del índice obtenido. Posteriormente, se filtraron los municipios PDET del resultado anterior con el objetivo de seleccionar los puntajes más altos dentro de esta categoría. Las figuras 6.2 y 6.3 ilustran la agregación por municipios y el filtrado por municipios PDET respectivamente. Igualmente, los índices de potencialidad se adjuntan a este informe como anexos digitales bajo la carpeta *índices*.

Esta primera fase del proyecto tuvo como objetivo priorizar y ubicar geográficamente a las comunidades que serán áreas de estudio, en ellas se generarán los desarrollos tecnológicos y pruebas de concepto que se detallan en la segunda línea de acción del plan de trabajo. La selección será realizada a partir de la tabla 5 que muestra los municipios con mejor índice global, con base en los indicadores socio-económicos y físicos definidos. En las siguientes fases del proyecto, se identificarán las oportunidades de generación de energía renovable a partir de la cuantificación de los recursos disponibles, tanto solar como de biomasa.

Es importante resaltar que la metodología propuesta para la generación de los índices de potencialidad es parametrizable, en el sentido de que pueden ajustarse los pesos asociados a cada una de las capas de los indicadores. Esto se traduce en una herramienta flexible que puede ser adaptada a los cambios que se consideren pertinentes. Además, otros parámetros, más relacionados con el modelo en sí, también son susceptibles de ajustes. Igualmente, es posible incluir otros indicadores, tanto socio-económicos como físicos, en estudios posteriores.

Por último, hay que destacar que la iniciativa de las instituciones gubernamentales de mantener bases de datos abiertas sobre diferentes aspectos del acontecer ciudadano, demografía, salud, educación y producción agrícola, entre otros, permitió ubicar rápidamente y de manera confiable la información requerida para la caracterización socio-económica de los territorios.

¹<https://www.ogc.org/>

²<https://www.qgis.org/>

Departamento	Municipio	Puntaje	Area (Km ²)
Putumayo	San Miguel	0.43	378.84
Putumayo	Puerto Guzmán	0.43	4571.92
Putumayo	Valle del Guamez	0.42	813.19
Putumayo	Puerto Caicedo	0.42	924.82
Putumayo	Pueto Asís	0.42	2814.73
Cesar	Pueblo Bello	0.41	743.75
Bolivar	Santa Rosa del Sur	0.41	2382.74
Guaviare	San José del Guaviare	0.40	16729.73
Putumayo	Orito	0.40	1934.50
Cesar	Becerril	0.40	1225.14

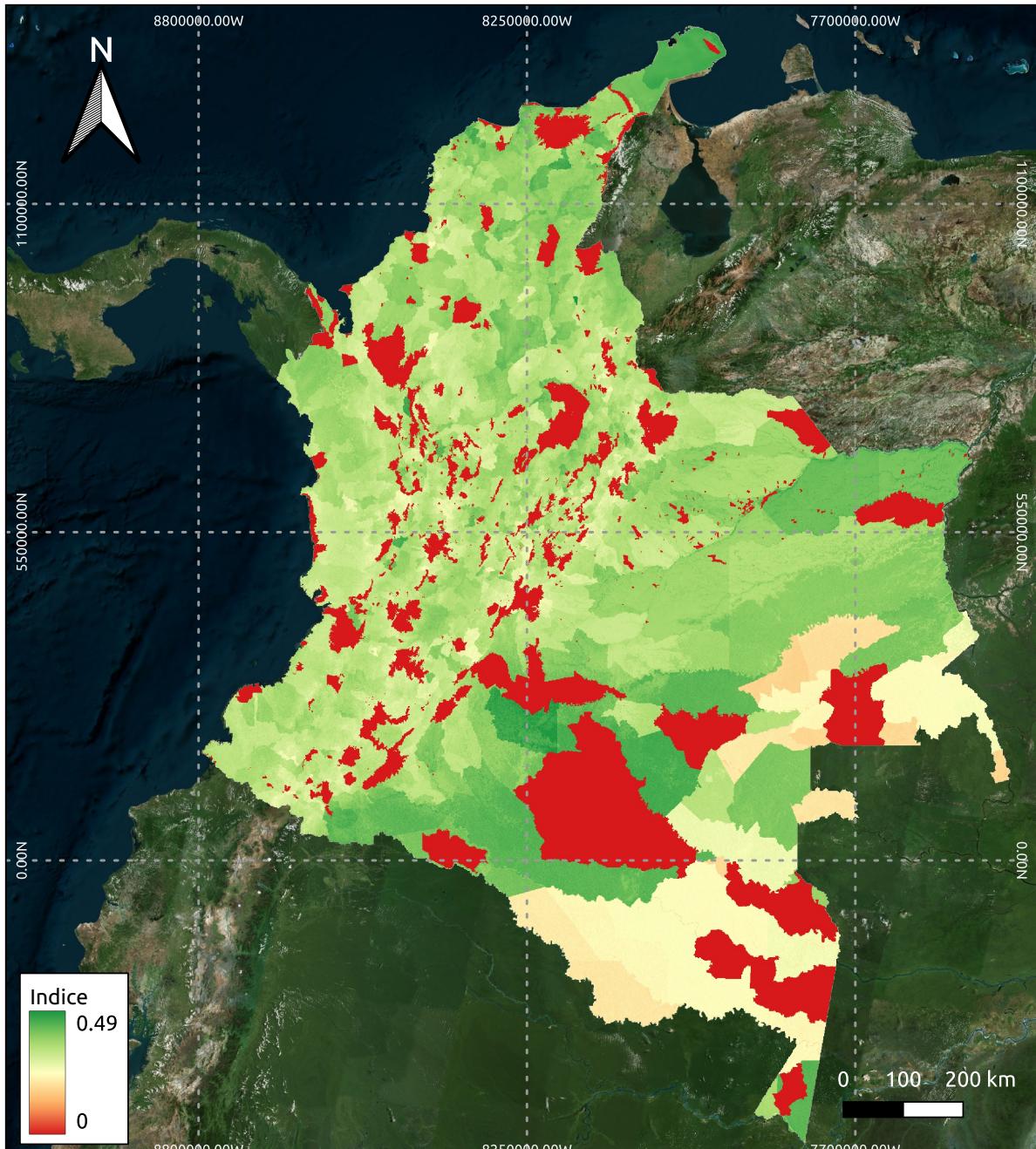
Cuadro 5.1: Selección de los 10 municipios PDET con mejor puntuación en el índice.

Bibliografía

- [1] Sofia Orjuela Abril, Jhon A. Pabón León, and José O. García Mendoza. Study of the Benefit of Solar Energy through the Management of Photovoltaic Systems in Colombia. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 11(2):96–103, February 2021. Number: 2.
- [2] Nazli Yonca Aydin, Elcin Kentel, and Sebnem Duzgun. GIS-based environmental assessment of wind energy systems for spatial planning: A case study from Western Turkey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(1):364–373, January 2010.
- [3] I.J. Bateman, A.P. Jones, A.A. Lovett, I.R. Lake, and B.H. Day. Applying Geographical Information Systems (GIS) to Environmental and Resource Economics. *Environmental and Resource Economics*, 22(1):219–269, June 2002.
- [4] LUIS A. BOJÓRQUEZ-TAPIA, LOURDES JUÁREZ, and GUSTAVO CRUZ-BELLO. Integrating Fuzzy Logic, Optimization, and GIS for Ecological Impact Assessments. *Environmental Management*, 30(3):418–433, September 2002.
- [5] Omar Cabrera, Bayron Champutiz, Andrés Calderón, and Andrés Pantoja. Landsat and MODIS satellite image processing for solar irradiance estimation in the department of Narino-Colombia. In *2016 XXI Symposium on Signal Processing, Images and Artificial Vision (STSIVA)*, pages 1–6, August 2016. ISSN: 2329-6259.
- [6] Bakhtiar Feizizadeh, Majid Shadman Roodposhti, Piotr Jankowski, and Thomas Blaschke. A GIS-based extended fuzzy multi-criteria evaluation for landslide susceptibility mapping. *Computers & Geosciences*, 73:208–221, December 2014.
- [7] Mary C. Gough and Stephen P. Rushton. The application of GIS-modelling to mustelid landscape ecology. *Mammal Review*, 30(3-4):197–216, 2000. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1046/j.1365-2907.2000.00067.x>.
- [8] Henning Sten Hansen. GIS-based Multi-Criteria Analysis of Wind Farm Development. *ScanGis 2005*, pages 75–87, 2005. Publisher: Department of Planning and Environment.
- [9] Patrícia Lourenço. *Biomass Estimation Using Satellite-Based Data*. IntechOpen, February 2021. Publication Title: Forest Biomass - From Trees to Energy.
- [10] Jacek Malczewski. GIS-based multicriteria decision analysis: a survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science*, 20(7):703–726, August 2006. Publisher: Taylor & Francis eprint: <https://doi.org/10.1080/13658810600661508>.
- [11] Aleksandar Rikalovic, Ilija Cosic, and Djordje Lazarevic. GIS Based Multi-criteria Analysis for Industrial Site Selection. *Procedia Engineering*, 69:1054–1063, January 2014.
- [12] Maurizio Santoro. GlobBiomass - global datasets of forest biomass. September 2018. Publisher: PANGAEA Type: dataset.
- [13] Maurizio Santoro, Oliver Cartus, Stephane Mermoz, Alexandre Bouvet, Thuy Le Toan, Nuno Carvalhais, Danae Rozendaal, Martin Herold, Valerio Avitabile, Shaun Quegan, Joao Carreiras, Yrjö Rauste, Heiko Balzter, Christiane Schmullius, and Frank Martin Seifert. A detailed portrait of the forest aboveground biomass pool for the year 2010 obtained from multiple remote sensing observations. page 18932, April 2018. Conference Name: EGU General Assembly Conference Abstracts ADS Bibcode: 2018EGUGA..2018932S.
- [14] Thanes Weerasiri, Wanpen Wirojanagud, and Thares Srisatit. Assessment of Potential Location of High Arsenic Contamination Using Fuzzy Overlay and Spatial Anisotropy Approach in Iron Mine Surrounding Area. *The Scientific World Journal*, 2014:e905362, July 2014. Publisher: Hindawi.

- [15] Adam M. Wilson and Walter Jetz. Remotely Sensed High-Resolution Global Cloud Dynamics for Predicting Ecosystem and Biodiversity Distributions. *PLOS Biology*, 14(3):e1002415, March 2016. Publisher: Public Library of Science.

6. Anexos



Índice de Potencialidad
basado en variables socio-económicas, biomasa y solar.

Escala: 1:8000000
CRS: WGS 84 / Pseudo-Mercator (EPSG:3857)
Fuente: Esta investigación
Elaboro: Proyecto Cooperación Triangular



Figura 6.1: Índice de potencialidad propuesto.

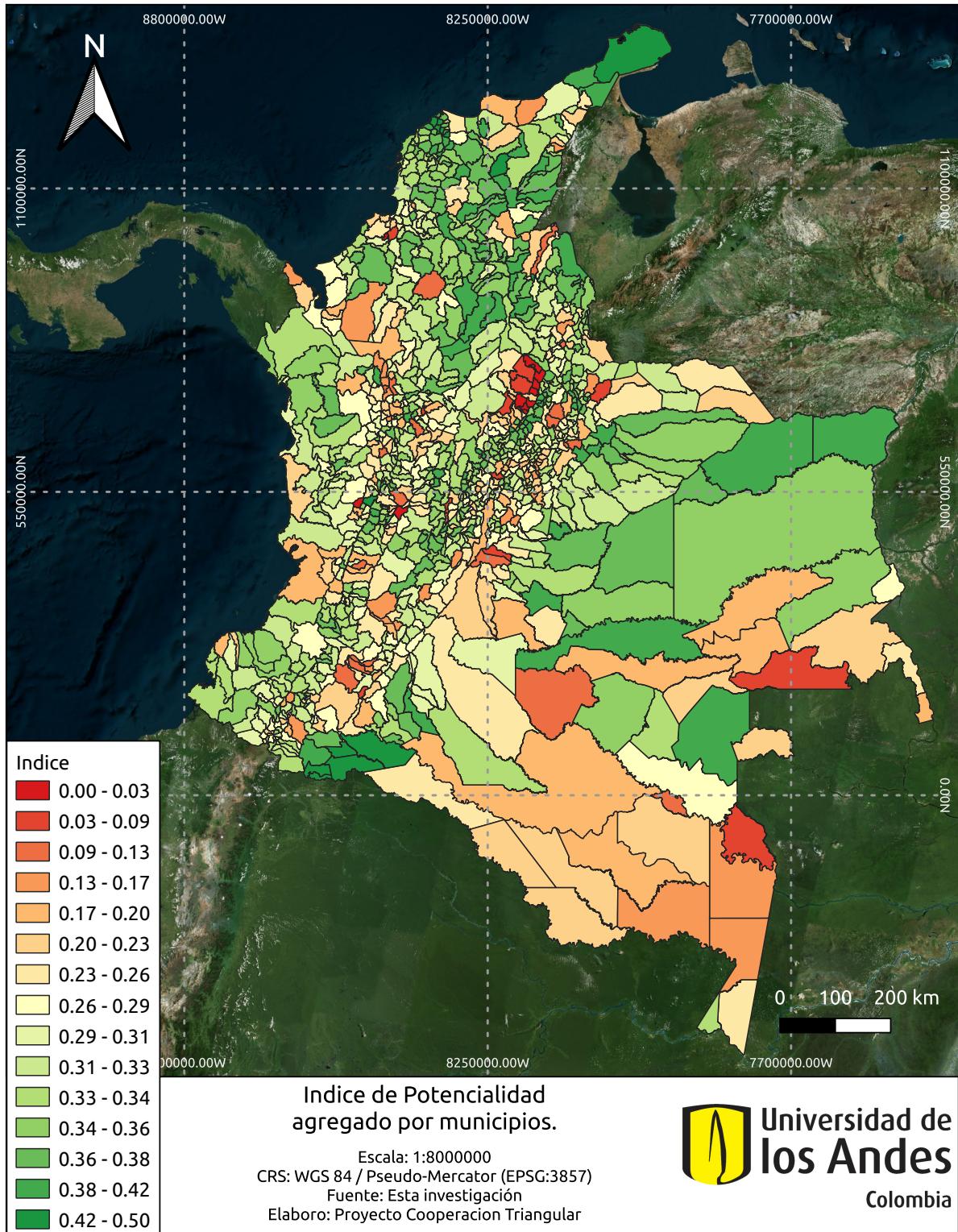


Figura 6.2: Índice de potencialidad agregado por municipios.

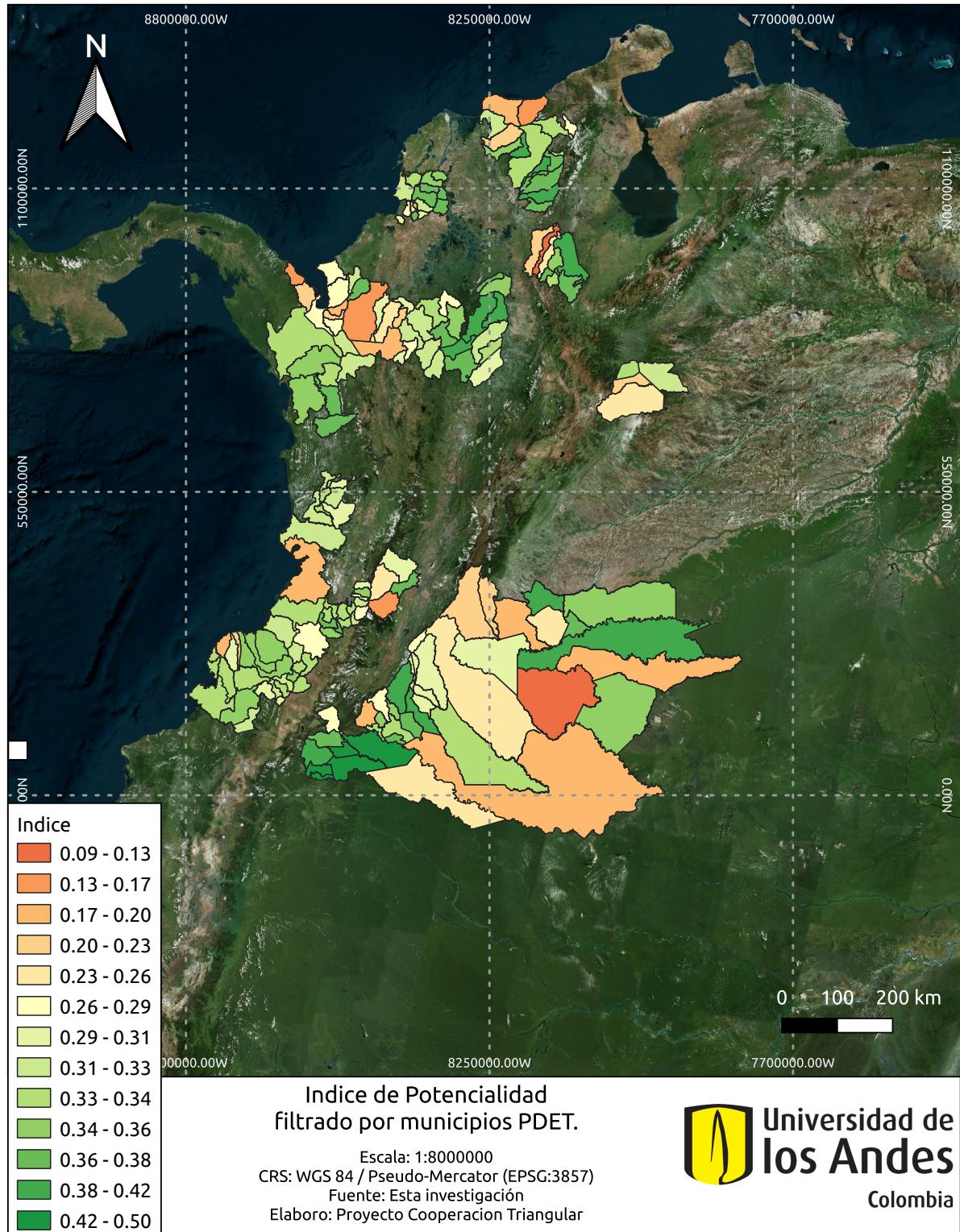


Figura 6.3: Índice de potencialidad filtrado por municipio PDET.

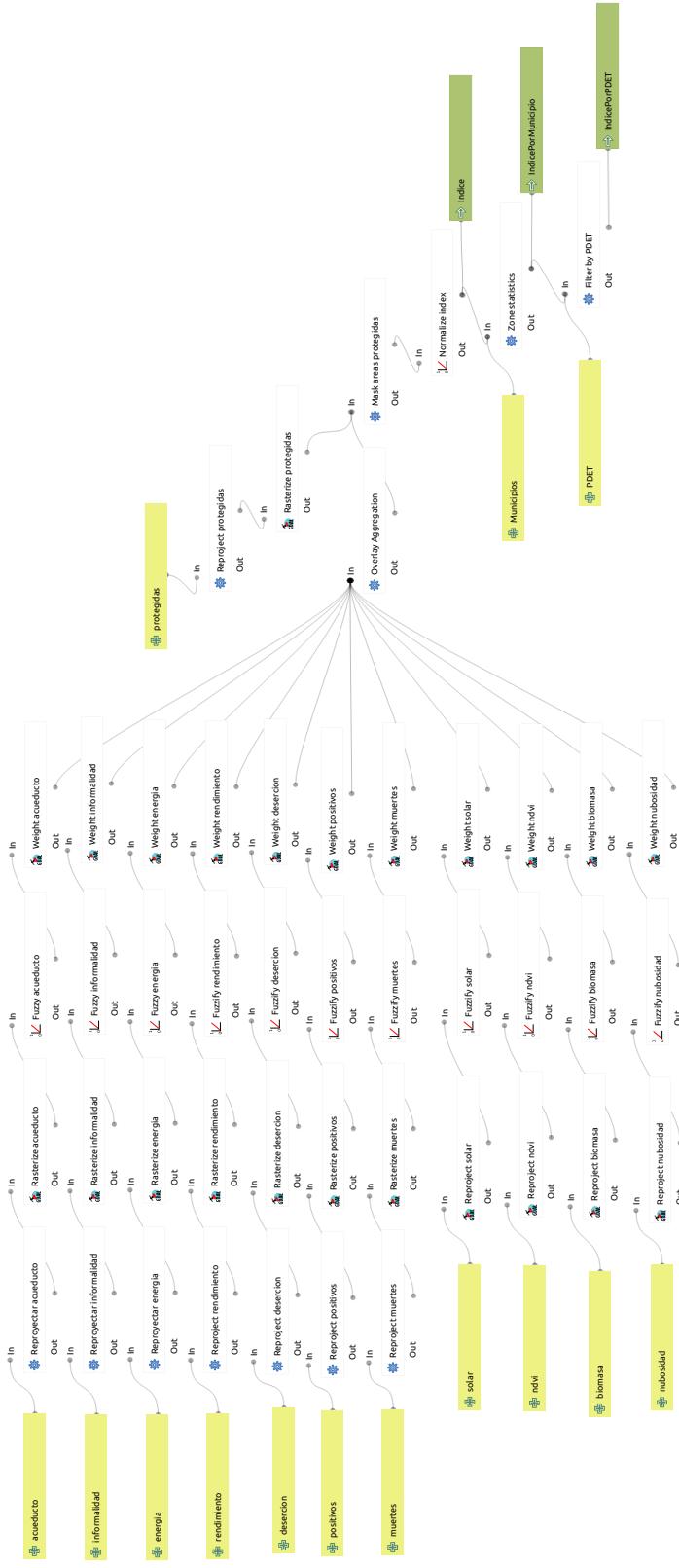


Figura 6.4: Modelo QGIS con la implementación de la metodología.