

ANÁLISIS DEL EFECTO DE DIVERSAS CAMPAÑAS AGRÍCOLAS EN LA LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE BIOPLANTAS BASADAS EN RESIDUOS AGRÍCOLAS

Rocío E. Guido¹, Oscar A. Oviedo¹

¹ Instituto de Investigaciones en Fisicoquímica de Córdoba (INFIQC) - Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET).

Email: o.a.oviedo@unc.edu.ar, rocioeguido@unc.edu.ar

Recibido 08/2024; Aceptado 11/2024

RESUMEN.- Este artículo presenta un estudio sobre el impacto de las campañas agrícolas en la identificación de los sitios óptimos para la instalación de bioplantitas. El modelo utiliza mapas de cultivos que geolocalizan las áreas sembradas, combinados con datos de rendimiento y fracción cosechada, correspondientes a cuatro campañas agrícolas consecutivas. Para ilustrar un caso real de planificación bioenergética, se evalúa la instalación de 20 bioplantitas, cada una con una capacidad de procesamiento anual de 50.000 toneladas de pellets, provenientes de residuos agrícolas de maíz y soja, en la provincia de Córdoba. Las eficiencias de los procesos se obtienen de la bioplantita "MM BIOENERGÍA", ubicada en Cerro Azul, Misiones, Argentina. Se analizan dos efectos principales: el impacto sobre la ubicación óptima campaña por campaña y la variación en el radio de recolección de una bioplantita en función de la distribución de la biomasa disponible campaña a campaña. Los resultados muestran cambios significativos en la ubicación de los sitios óptimos según la campaña, así como un incremento de hasta cuatro veces en el área recolectada. La discusión se centra en cómo estas variaciones pueden afectar la viabilidad técnico-económica de los proyectos bioenergéticos.

Palabras clave: bioenergía, campañas agrícolas, Sistemas de Información Geográfica, biomasa residual.

ANALYSIS OF THE EFFECT OF VARIOUS AGRICULTURAL CAMPAIGNS ON THE OPTIMAL LOCATION OF BIOPLANTS BASED ON AGRICULTURAL WASTE

ABSTRACT.- This article presents a study on the impact of agricultural campaigns on identifying optimal sites for the installation of bioenergy plants. The model utilizes crop maps that geolocate areas, combined with performance data and harvested fractions, corresponding to four consecutive agricultural campaigns, modifying a custom-developed computational software for bioenergy planning. To illustrate a real case of bioenergy planning, the installation of 20 biopplants is evaluated, each with an annual processing capacity of 50,000 tn corn and soybean pellets from agricultural residues, in the province of Córdoba-Argentina. The process efficiencies are derived from the "MM BIOENERGÍA" biopplant, located in Cerro Azul, Misiones, Argentina. Two main effects are analysed: the impact on the optimal location campaign by campaign, and the variation in the collection radius of a biopplant based on the distribution of available biomass from campaign to campaign. The results reveal significant changes in the optimal sites depending on the campaign, and an increase in the harvested area, which may increase by up to four times. The discussion focuses on how these variations may affect the technical-economic viability of bioenergy projects.

Keywords: bioenergy, agricultural campaigns, Geographic Information Systems, residual biomass.

1. INTRODUCCIÓN

Ante la hoja de ruta delineada por los Objetivos de Desarrollo Sostenible - ODS (2015) de las Naciones Unidas para combatir el cambio climático, a través de estrategias de adaptación y mitigación, surge una necesidad crítica de explorar caminos alternativos para el desarrollo de fuentes de energías renovables. Al mismo tiempo, se torna fundamental desarrollar modelos de planificación energética precisos y localizados. Dentro del creciente abanico de fuentes de energías renovables, la biomasa, particularmente los Residuos Agrícolas de Cosecha (RAC), ofrecen un gran potencial (Guido et al., 2024). Su implementación requiere la identificación de sitios óptimos para el establecimiento de bioplantitas.

Existen numerosos estudios que evalúan el potencial bioenergético de regiones y la ubicación óptima de bioplantitas (Bedoić et al. 2019; Costa et al., 2020; Haase et al. 2016; Höhn et al., 2014; Lovrak et al. 2020; Morato et al. 2019; Perpiñá et al., 2009; Sahoo et al. 2018; Sultana and Kumar 2012; Voivontas et al. 2001). Estos trabajos combinan datos estadísticos con información georeferenciada local (Sistema de Información Geográfica - SIG), detectando sitios de instalación con alta precisión. La aplicación de los SIG se ha convertido en la metodología por excelencia para abordar problemáticas relacionadas a la bioenergía (Sultana y Kumar, 2012; Perpiñá et al., 2009; Haesse et al; 2016), debido a la alta dispersión geográfica de la biomasa. Estos SIG tienen un gran menú de herramientas y motores de cálculo para cuantificar

y geolocalizar la distribución espacial del recurso (Sultana y Kumar, 2012; Sahoo et al., 2018; Lovrak et al., 2020; Guido et al., 2020, 2021a, 2021b).

Es conocido que el rendimiento de los cultivos, el área sembrada (y cosechada) tienen una fuerte dependencia espacial y temporal. Incrementar la precisión para geolocalizar bioplantitas requieren considerar un mayor detalle de los parámetros espaciales como fue discutido en Guido et al., 2024. La precisión espacial con la que se construyen los modelos muestra fuertes sesgos en la biomasa acumulada, en la distancia media recorrida y en la ubicación de las bioplantitas. Estas discrepancias son lo suficientemente grandes como para influir en la viabilidad y rentabilidad de los proyectos que utilizan bioenergía. Por otro lado, la influencia de las condiciones climáticas y/o uso del suelo de una temporada agrícola a otra, es un área que no ha sido discutida en la bibliografía especializada.

El objetivo del presente trabajo es analizar el efecto de la campaña agrícola en la ubicación óptima de una bioplantita basada en RAC. Para esto se analizaron datos de rendimiento de cultivos de soja y maíz junto a las áreas sembradas y cosechadas para 4 temporadas diferentes. Se empleará la metodología desarrollada previamente en el grupo de trabajo (Guido et al., 2020, 2021a, 2021b, 2024).

2. METODOLOGÍA Y MODELADO

2.1. Fuentes de datos

Información georreferenciada

Se partió de mapas rásters de Argentina, extraídos del Geportal del INTA: GEOINTA (De Abelleira et al., 2019, 2020, 2021, 2022) correspondientes a 4 campañas agrícolas: 2018/2019, 2019/2020, 2020/2021, y 2021/2022. A los cuales se les aplicó los siguientes procesos: a) clasificación, discriminando el tipo de cultivo y el departamento al cual pertenece cada pixel y b) vectorización, para unificar pixeles contiguos transformando los pixeles en polígonos; mayor detalle de estos procesos en (Guido et al., 2021a, 2021b, 2024). Como resultado se obtienen 8 mapas mostrados en la Figura 1 para maíz y soja, los principales cultivos provinciales. En la Figura 1 se muestran los mapas de cultivos anuales de maíz (a-d, naranja) y soja (e-h, verde).

2.2. Datos estadísticos

Para transformar los pixeles de la Figura 1, en disponibilidad de biomasa, es necesario considerar el rendimiento R , y el área cosechada y sembrada, por unidad administrativa provincial (departamento) por tipo de cultivo, para las 4 campañas mencionadas.

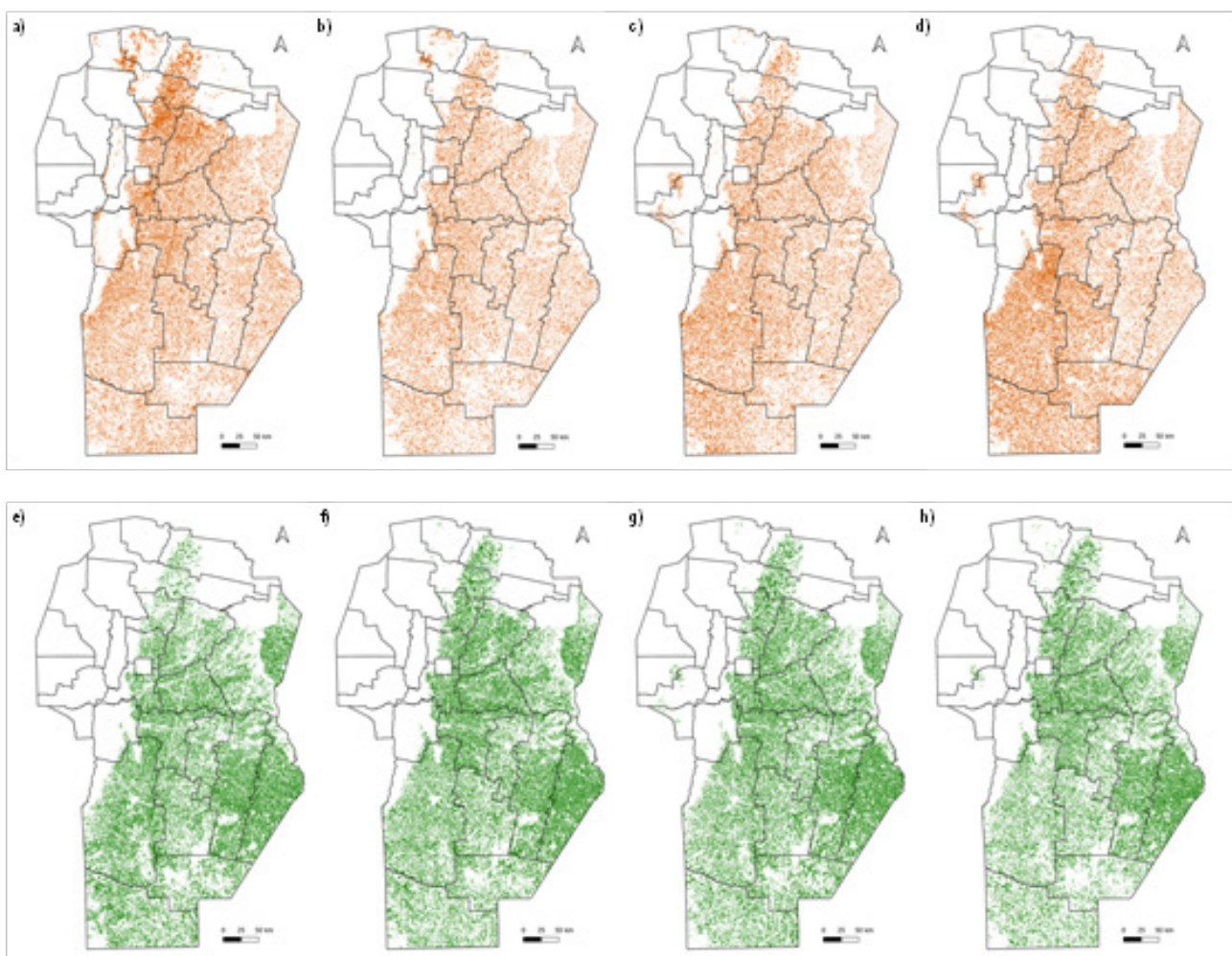


Fig. 1: Mapas de cultivos anuales para la provincia de Córdoba, de maíz (naranja) y soja (verde) para las campañas: a) y e): 2018/2019, b) y f): 2019/2020, c) y g): 2020/2021, d) y h): 2021/2022. Base de datos GEOINTA

Estos datos estadísticos fueron extraídos de la Bolsa de Cereales de Córdoba - BCCBA (2022). Los valores son mostrados en las Tablas 1 y 2.

2.3. Disponibilidad de Biomasa de RACS

Siguiendo el modelo detallado previamente en Guido et al. (2021a, 2021b, 2024), para estimar la biomasa de Residuos Agrícolas de Cosecha Sostenibles (RACS) por cultivo y departamento, se emplearon las siguientes expresiones:

$$M_T^{RACS} = \sum_{k=1}^2 \sum_{j=1}^{26} m_{kj}^{RACS} \quad (1a)$$

$$m_{kj}^{RACS} = [\kappa(1 - \delta)][R_{kj}\eta_{kj}]\{FR_k[1 - (h_k + p_k)]\} \left[a \sum_{i=1}^{N_j} (\sigma_{ki})_j \right] \quad (1b)$$

donde M_T^{RACS} es la masa total provincial sostenible de RAC, m_{kj}^{RACS} es la masa de RACS por cultivo k y departamento j , κ es la fracción de biomasa que puede ser aprovechada y que no interfiere con la sostenibilidad del suelo a mediano y largo plazo (factor de sostenibilidad), δ es la fracción reservada para uso animal, R_{kj} y η_{kj} son

el rendimiento y relación de área cosechada/sembrada del cultivo k en departamento j (datos en la Tabla 1 y 2), respectivamente.

FR_k , h_k y p_k son el factor de residuo, la fracción de humedad y el porcentaje de pérdida en la logística, del cultivo k , respectivamente. a es el área de cada píxel, mientras que σ_{ki} representa las coordenadas de cada centroide de un polígono. Note que R_{kj} , η_{kj} y σ_{ki} tienen una dependencia explícita con el tiempo (campaña), por lo tanto, desde el punto de vista formal se debería incluir un nuevo subíndice, sin embargo, será omitido por simplicidad. Note, además, que esta dependencia temporal también incluye a la disponibilidad de biomasa m_{kj}^{RACS} . Por el otro lado, consideramos que los parámetros κ , δ , FR_k , h_k , p_k y a se mantienen invariantes entre campañas. Los valores empleados son mostrados en la Tabla 3.

2.4. Geoprocetos

Cada zona cultivada se describe mediante las coordenadas de su centro geométrico, el área de su polígono y un código que identifica el tipo de cultivo y el departamento al que pertenece. En el modelo, esta descripción se denomina Centro de Acopio Primario (CAP). La información se almacenó en archivos shapefile y luego se exportó en formato de tablas.

Tabla 1: Valores de rendimiento, correspondientes a las campañas 2018/2019 a 2021/2022, por cultivo y departamento. Fuente: BCCBA, 2022

	Rendimiento [tn/km ²]								
Campañas	2018/2019		2019/2020		2020/2021		2021/2022		
Departamentos/cultivos	Maíz	Soja	Maíz	Soja	Maíz	Soja	Maíz	Soja	Código
Calamuchita	881	356	732	272	879	334	658	230	CA
Capital	953	385	913	295	888	335	797	259	CP
Colón	914	389	865	340	874	338	792	278	CO
Cruz del Eje	-	-	-	-	-	-	-	-	CR
Gral. Roca	819	370	740	305	825	314	724	323	GR
Gral. San Martín	979	388	821	331	930	355	683	223	GS
Ischilín	802	342	762	323	840	330	654	272	IS
Juárez Celman	897	360	794	321	913	365	771	318	JC
Marcos Juárez	1.136	411	1.042	409	1.026	388	1.046	414	MJ
Minas	-	-	-	-	-	-	-	-	MI
Pocho	950	377	558	260	870	326	498	247	PO
Pte. Roque Sáenz Peña	868	350	481	339	908	340	889	372	PR
Punilla	-	-	-	-	-	-	-	-	PU
Río Cuarto	826	340	719	272	849	345	667	315	RC
Río Primero	893	379	813	320	864	326	646	267	RP
Río Seco	840	390	794	339	798	323	450	271	RS
Río Segundo	933	385	772	282	895	338	740	256	RE
San Alberto	645	230	607	271	911	328	544	256	SA
San Javier	912	348	699	370	913	349	533	414	SJ
San Justo	922	394	861	347	852	340	653	285	SU
Santa María	968	385	848	266	889	332	748	245	SM
Sobremonte	-	-	-	-	-	-	-	-	SO
Tercero Arriba	929	370	767	297	901	345	715	230	TA
Totoral	879	369	840	335	868	335	667	272	TO
Tulumba	843	370	795	331	821	322	477	248	TU
Unión	1.010	395	949	370	981	374	854	338	UN

Tabla 2: Valores del cociente cosecha/sembradura, correspondientes a las campañas 2018/2019 a 2021/2022, por cultivo y departamento.
Fuente: BCCBA, 2022

	Relación de área cosechada/sembrada [adimensional]							
Campañas	2018/2019		2019/2020		2020/2021		2021/2022	
Código/cultivos	Maíz	Soja	Maíz	Soja	Maíz	Soja	Maíz	Soja
CA	0,91	1	1	1	0,96	0,93	0,93	1
CP	0,99	0,99	1	1	0,95	0,98	0,92	0,91
CO	0,97	0,99	0,99	1	0,93	0,97	0,93	0,96
CR	-	-	-	-	-	-	-	-
GR	0,92	0,99	0,89	0,99	0,89	0,95	0,9	0,97
GS	0,81	0,99	0,92	0,99	0,86	0,99	0,71	0,9
IS	0,8	1	1	1	0,93	0,96	0,93	1
JC	0,93	0,99	0,94	0,99	0,86	0,98	0,79	0,99
MJ	0,95	0,98	0,93	0,97	0,91	0,94	0,86	0,95
MI	-	-	-	-	-	-	-	-
PO	0,58	1	0,69	0,95	0,98	0,96	0,87	0,94
PR	0,91	0,94	0,89	0,99	0,83	0,94	0,87	0,94
PU	-	-	-	-	-	-	-	-
RC	0,93	0,97	0,92	0,98	0,87	0,94	0,84	0,96
RP	0,91	0,98	0,97	0,97	0,89	0,92	0,8	0,93
RS	0,85	0,99	1	0,98	0,93	0,96	0,91	1
RE	0,89	0,96	0,98	0,99	0,84	0,98	0,82	0,92
SA	0,66	1	0,88	0,96	0,98	1	0,91	0,94
SJ	0,94	1	1	1	0,98	1	0,96	1
SU	0,78	0,98	0,98	0,99	0,69	0,98	0,71	0,93
SM	0,97	1	1	1	0,95	0,96	0,96	0,93
SO	-	-	-	-	-	-	-	-
TA	0,89	0,97	0,93	0,99	0,92	0,98	0,85	0,97
TO	0,97	0,99	0,98	0,98	0,93	0,96	0,91	0,96
TU	0,92	0,98	0,93	0,94	0,95	0,94	0,86	0,94
UN	0,96	0,96	0,95	0,98	0,87	0,97	0,84	0,93

Tabla 3: Parámetros empleados para el cálculo de la oferta de masa de RACS, para la ec. 1

Cultivos	Parámetros					
	FR_k	h_k	P_k	a [km ²]	κ	δ
Maíz	1	0,14	0,15	$7,59 \times 10^{-4}$	0,15	0,1
Soja	0,666	0,14	0,15	$7,59 \times 10^{-4}$	0,15	0,1

2.5. Optimización en la construcción de los CAPs

En la versión previa de la metodología (Guido et al., 2021a, 2021b, 2024) no hubo restricciones de tamaño para los CAPs, mientras que en el presente trabajo se generan umbrales para limitar el área que abarcan. Esta restricción surge de la necesidad de disponer de una mejor discretización de algunos CAPs que, por su tamaño, podrían generar sesgos para la determinación de la ubicación de una bioplanta y por lo tanto en el esquema de transporte. Debido a la existencia de polígonos relativamente grandes, ocurrían situaciones en las que los CAPs correspondientes a los mismos quedaban fuera del radio de recolección determinado, debido a que justamente el CAP se ubicaba por fuera del mismo, por lo que esa área de recolección, y por lo tanto la biomasa de RACS

quedaban fuera del análisis, subestimando la masa de RAC aportante. Para evitar esto, se discretizaron los polígonos con un área mayor a 100 tn de RACS/año, límite superior para un CAP. Como la disponibilidad de biomasa, en cantidad y disposición, depende de la campaña agrícola, del tipo de cultivo y el rendimiento de cada departamento, fue necesario realizar este procedimiento campaña por campaña.

Los procedimientos fueron ejecutados en el software QGIS, versión 3.16. (2020). Se crearon grillas cuadradas (formato shape) abarcando toda la provincia de Córdoba, con un tamaño de celda de 1,2 km a 1,5 km para el caso del maíz, y desde 2,1 km a 2,4 km para el cultivo de soja empleando la herramienta “Crear cuadrícula”, de “Herramientas de Investigación” del QGIS. El tamaño

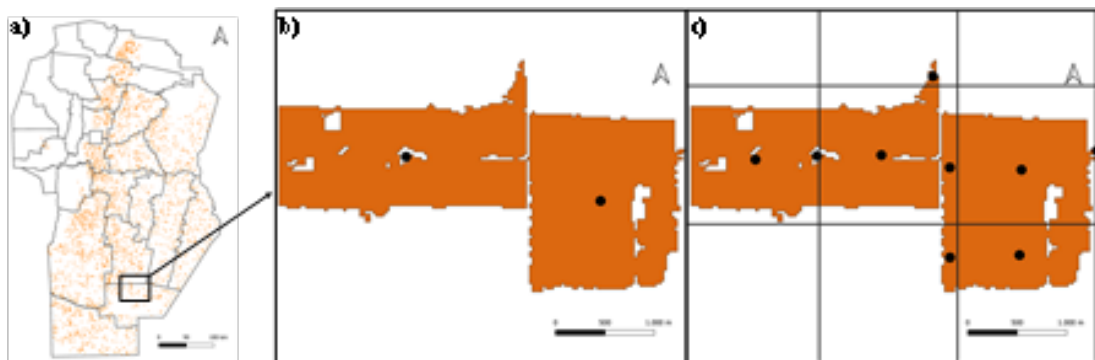


Fig. 2: Procedimiento de la obtención de CAPs generando un umbral de tamaño de los polígonos

de la celda fue estimado teniendo en cuenta el área sembrada por los distintos tipos de cultivos, necesaria para completar 100 tn de RACS/año. Luego se realizó una intersección de cada grilla con las capas de polígonos conteniendo la información del tipo de biomasa tratado (luego del vectorizado), mediante la herramienta “intersección”, respectivamente para cada departamento, con el fin de que el área conteniendo la biomasa, esté subdividida en los cuadrados de la grilla. Luego se calculó el centro geométrico o centroide de cada polígono subdividido por la grilla, utilizando la herramienta “Centroides” del QGIS. En la Figura 2 se esquematiza el procedimiento.

En la Figura 2a se observa el mapa de Córdoba conteniendo solo los polígonos que acumulan cantidades de masa mayores a 100 tn de RACS/año, ejemplificado para el caso del maíz de la campaña 2018/2019. La Figura 2b muestra un zoom a la región marcada en Figura 2a, en la cual se pueden observar dos centroides como puntos negros. Finalmente, en la Figura 2c se muestran los polígonos discretizados y sus correspondientes 9 centroides.

Finalmente, se consideró un esquema para transportar la biomasa desde los CAPs hacia las bioplantas empleando camiones con una capacidad de 20 tn de RACS/viaje, considerando un factor de tortuosidad de 1,3 para calcular la distancia recorrida (Sultana y Kumar, 2014).

2.6. Optimización de la localización de bioplantas

Una vez obtenidos los CAPs, se procedió a detectar las mejores localizaciones de bioplantas para el aprovechamiento de los RACS. El esquema fue descrito en detalle en la Referencia Guido et al. (2024). En resumen, el esquema comienza por seleccionar como parámetros la capacidad de procesamiento máximo de una bioplanta la cual es sometida a un mapeo que cubre toda la superficie provincial, calculando el radio mínimo para el cual se logra acumular dicha biomasa. Se selecciona dicho punto como propuesta, para un posterior análisis de exclusión y de preferencia, que tiene en cuenta factores socio-ambientales, como por ejemplo minimizar la distancia a una red vial y a una red eléctrica. Si cumple con los requisitos, la ubicación propuesta es confirmada, quedando toda la biomasa dentro del radio de recolección comprometida a la bioplanta. La disponibilidad de la biomasa es

actualizada, y el procedimiento continúa recursivamente hasta completar el número de bioplantas preestablecidas. Se tomó como caso de referencia la bioplanta CT MM BIOENERGÍA, ubicada en Cerro Azul – Misiones (Ex - Ministerio de Energía y Minería de la Nación, 2024), que genera electricidad a partir de chips de madera, con una capacidad de procesamiento de hasta 50.000 tn/año. Se analizó la instalación de 20 bioplantas de este tipo para cada campaña.

2.7. Cálculo del potencial bioenergético teórico y eléctrico

El potencial bioenergético fue calculado en función del Poder Calorífico Inferior (PCI_k) de cada cultivo, mostrado en la Tabla 4.

La revalorización energética fue estimada considerando la conversión de RAC a pellets y posterior combustión en una central térmica, con el fin de generar electricidad. Se consideró una eficiencia del 95% (en masa) en el proceso de densificación a pellets (Sultana y Harfield, 2010), y una eficiencia en la generación de electricidad de 21% (Comunicación personal Ing. Mariana Rotta, CT MM Bioenergía). El esquema planteado permite generar escenarios reales para aprovechar la biomasa residual disponible, analizando el efecto en la ubicación óptima en diferentes campañas.

3. RESULTADOS

3.1. Disponibilidad de biomasa residual

En la Tabla 5 se resumen la oferta provincial de RAC (M_k^{RAC}), la fracción RACS disponible (M_k^{RACS}) y la fracción de esta última que puede ser efectivamente transportable RACST (M_k^{RACST}) desagregadas por cultivo y campaña. Las ofertas de RAC disponibles totalizan 43.839.043 tn/año, 30.332.154 tn/año, 32.653.249 tn/año y 30.153.778 tn/año, para las diferentes campañas. Bajo estas consideraciones, la fracción de RACS es del 13,5% (respecto de los RAC), de los cuales el 78,3% pueden ser efectivamente transportables (RACST). En otras palabras, la presente valorización involucra solo el 10,6% de los RAC, valores que están por debajo del límite inferior recomendado por especialistas (Menéndez y Hilbert, 2013, Álvarez R. y De Paepe, 2019).

Tabla 4: Poder Calorífico Inferior (PCI) de rastrojos y pellets de rastrojos de los cultivos empleados

Cultivo	PCI RACS [MJ/kg]	PCI pellets [MJ/kg]	Fuente
Maíz	17,2 / 16,8-18,1	14,50 -15,68	Miranda et al., 2018
Soja	18,5	16,7	Zhang et al., 2020

Tabla 5: Oferta de RAC (M_k^{RAC}), RACS (M_k^{RACS}) y RACST (M_k^{RACST}), por cultivo y campaña

Campañas	Cultivos	Biomasa [tn/año]		
		M_k^{RAC}	M_k^{RACS}	M_k^{RACST}
2018/2019	Maíz	29.737.493	4.014.562	3.225.447
	Soja	14.101.549	1.903.709	1.555.469
	Total	43.839.043	5.918.271	4.780.916
2019/2020	Maíz	17.812.672	2.404.711	1.873.842
	Soja	12.519.482	1.690.130	1.349.487
	Total	30.332.154	4.094.841	3.223.330
2020/2021	Maíz	21.309.739	2.876.815	2.204.416
	Soja	11.343.510	1.531.374	1.182.308
	Total	32.653.249	4.408.189	3.386.724
2021/2022	Maíz	21.376.493	2.885.827	2.283.788
	Soja	8.777.285	1.184.933	861.192
	Total	30.153.778	4.070.760	3.144.980

La masa transportable varió entre el 76,8% y el 80,8%, de la masa de RACS disponible, mientras que el potencial de revalorización oscila entre el 10,4% y el 10,9% respecto del RAC. Se debe mencionar que este último valor es fuertemente dependiente del esquema de transporte seleccionado; en principio, otros esquemas de mayor complejidad permitirían aprovechar parte de los residuos restantes, es decir $M_k^{RACST} \rightarrow M_k^{RACS}$. Estos esquemas, aunque probables de ocurrir, no fueron considerados en el presente estudio, dejando dicho análisis para investigaciones futuras.

En cuanto al tipo de cultivo, considerando el total provincial, el maíz es el de mayor participación para las cuatro campañas, variando desde un 58,1%, al 72,6%.

La Figura 3 muestra la disponibilidad de M_k^{RACS} desagregada por departamento, cultivo y campaña. Por departamento, Río Cuarto (RC) es el mayor contribuyente para todas las campañas, con valores que van desde 450 tn x 103/año, hasta 757 tn x 103/año. Luego el ranking se distribuye entre Marcos Juárez (MJ), Unión (UN) y General Roca (GR).

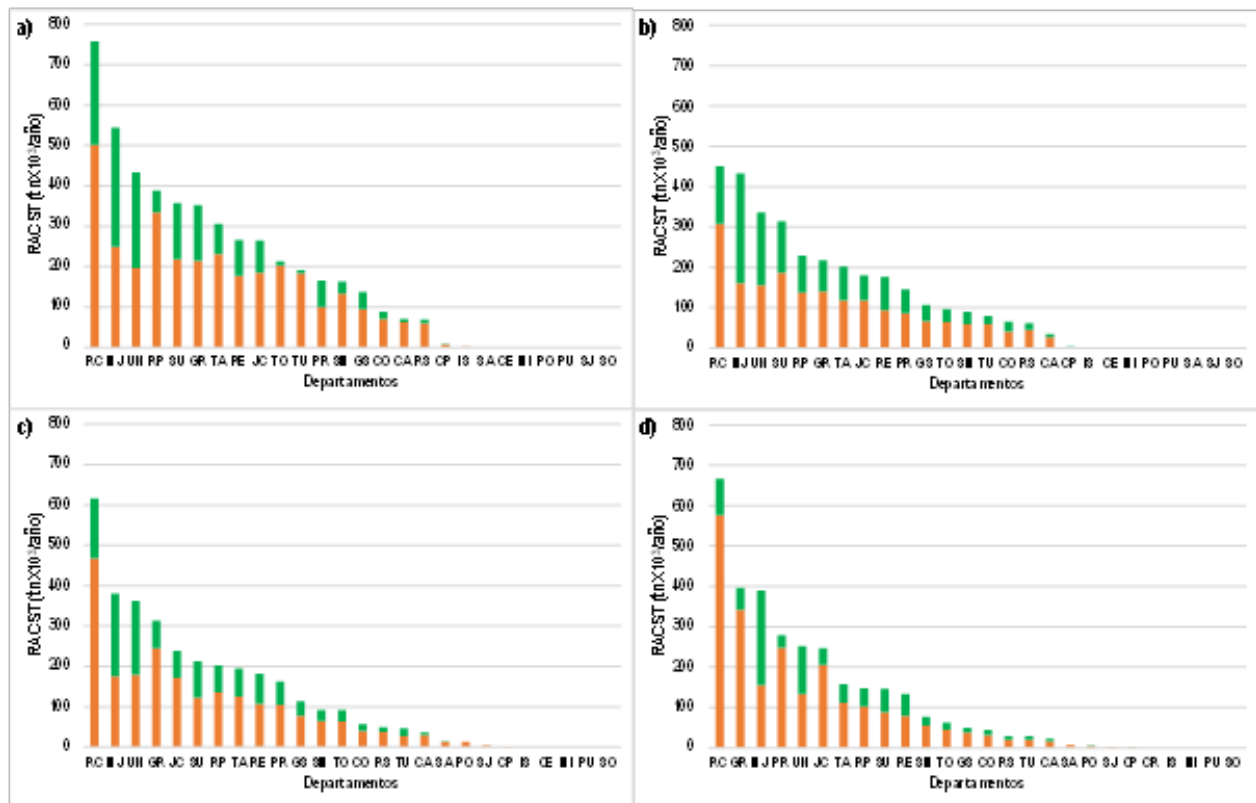


Fig. 3: Disponibilidad de biomasa transportable, M_k^{RACST} , desagregado por cultivo (maíz: naranja, soja: verde), departamento (Código Tabla 1), y campañas agrícolas a) 2018/2019, b) 2019/2020, c) 2020/2021 y 2021/2022, ordenada de forma decreciente en el total de RACST.

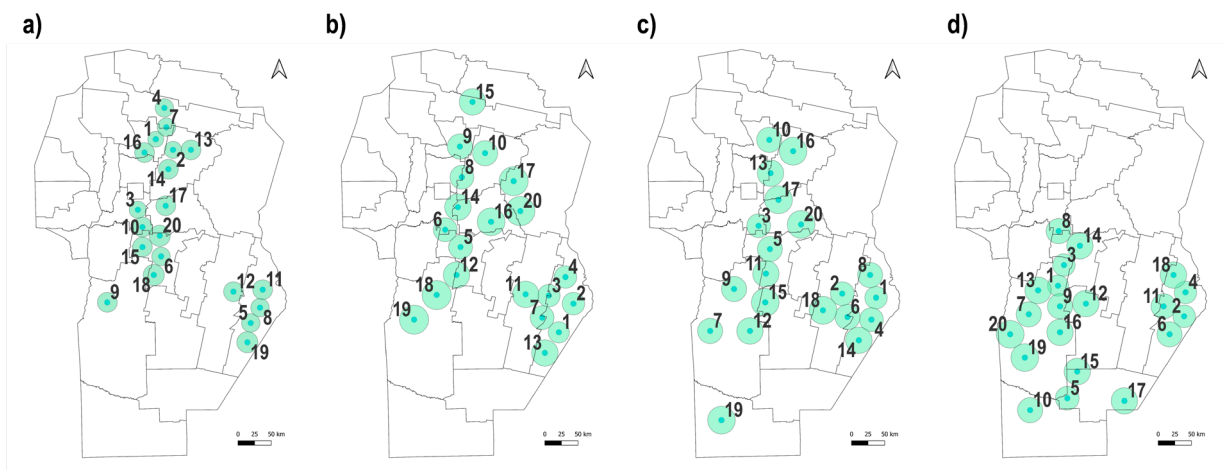


Fig. 4: Localizaciones optimizadas para 20 bioplantas con una capacidad de 50.000 tn/año para las campañas: a) 2018/2019, b) 2019/2020, c) 2020/2021 y d) 2021/2022. El punto más oscuro indica la ubicación de la bioplanta, mientras que el círculo de color claro representa el radio de recolección necesario para que la bioplanta opere a máxima capacidad

Las menores disponibilidades se ubican en las regiones occidental, noroccidental y norte de la provincia, coincidiendo con la región serrana. Los departamentos de Cruz del Eje, Minas y Sobremonte no presentaron zonas sembradas con estos cultivos en las temporadas consideradas.

Las campañas 2019/2020 y 2020/2021 (Figura 3b y 3c), presentan una menor oferta de biomasa transportable, comparada con la 2018/2019 y 2021/2022 (Figura 3a y 3d), con una variación comprendida entre el 29% y el 24%, respectivamente. Estos cambios significativos en la disponibilidad podrían afectar directamente la rentabilidad de una bioplanta, dado que la logística- transporte (principal costo de operación y mantenimiento - O&M) es dependiente de la disponibilidad territorial de la biomasa.

3.2. Localización de bioplantas

La localización de una bioplanta es de fundamental importancia, ya que esta influye en los costos de transporte, la logística, el tamaño de la bioplanta, personal, su funcionamiento y la posible evacuación de energía generada, entre otras. La ubicación final es un compromiso entre diferentes factores, como la proximidad a la materia prima, la accesibilidad a infraestructuras de transporte, la disponibilidad de terrenos adecuados, la proximidad a centros de consumo de energía, y las normativas ambientales locales, entre otras. Mientras los últimos factores, en general tienen una poca o nula influencia de campaña a campaña, la proximidad a la biomasa sí la tiene. Como fue discutido en la introducción, este es un tópico que no ha sido abordado en la bibliografía especializada.

En la Figura 4 se muestra la ubicación optimizada de 20 bioplantas (capacidad de procesamiento 50.000 tn/año cada una) considerando la distribución de RACS de cada campaña, junto a su radio de recolección (circunferencia verde claro). Mientras que es posible definir cuencas o regiones de alta capacidad para la instalación, el detalle fino muestra que existe una importante variabilidad entre las localizaciones de cada bioplanta entre campaña. Por ejemplo, se puede observar la mejor ubicación de la bioplanta, marcada con la circunferencia "1" en las Figuras 4a-d, para las cuatro campañas. Note además que el radio de recolección, principal costo de O&M, varía significativamente.

Si se comparan las 2 primeras campañas (Figura 4a y 4b), la variación del ranking de la mejor bioplanta es de 324 km, con una variación media de 179 km considerando las 20 bioplantas. Un análisis similar para todos los pares de campañas restantes muestra una variación de 148 km y 198 km. Las magnitudes de las variaciones son significativas.

Para realizar un análisis más preciso del efecto de la distribución de la biomasa, se consideró un escenario fijando la ubicación de una bioplanta (de la campaña 2018/2019) y se optimiza el radio de recolección en función de la disponibilidad de la biomasa de campañas posteriores, asegurando una operación a capacidad máxima de 50.000 tn/año. En la Figura 5 se muestran las bioplantas B1, B8 y B15 junto a los radios de recolección obtenidos después de la optimización, considerando las cuatro campañas.

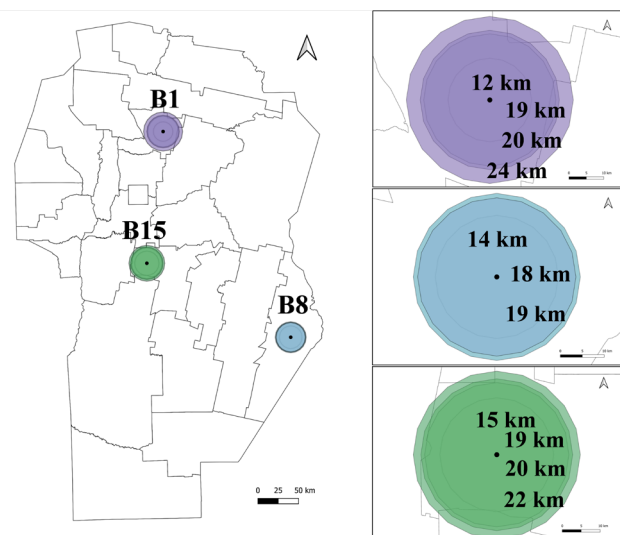


Fig. 5: Radio de recolección para 3 bioplantitas, ubicadas en diferentes cuencas de disponibilidad de biomasa, necesario para que la bioplanta opere a máxima capacidad de 50.000 tn/año, para las cuatro campañas diferentes, los colores muestran la correspondencia de las bioplantitas

La Tabla 6 resume las diferentes magnitudes emergentes de las optimizaciones.

En el caso particular de la bioplanta B1, para operar a máxima capacidad (50.000 tn/año), es necesario acumular biomasa en una región circular con los siguientes radios: 12 km, 19 km, 20 km y 24 km, correspondientes a las campañas 2018-2019, 2019-2020, 2020-2021 y 2021-2022, respectivamente.

Esta variabilidad del área a recolectar puede afectar significativamente la viabilidad técnica y económica de la bioplanta. Si el radio de recolección es más pequeño, la biomasa debe ser transportada desde distancias más cortas hasta la planta, lo que resulta en menores costos. Una menor acumulación de biomasa, tendrá por ejemplo una menor producción eléctrica. En este sentido, una biomasa con mayor participación de soja, al tener una menor PCI que el maíz, producirá una menor cantidad de electricidad, disminuyendo los ingresos a futuro por inyección a la red.

Por otro lado, extender el área de recolección de una bioplanta puede implicar mayor competencia, ya sea con otra bioplanta o con industrias que compiten por la misma biomasa disponible. Esta competencia podría resultar en aumentos en los precios o dificultades para asegurar un suministro constante en el tiempo.

Finalmente, un radio de recolección más grande incrementa las

emisiones de gases de efecto invernadero (si el combustible de transporte es fósil) y otros impactos ambientales asociados con el transporte. Si el proyecto de instalación de la bioplanta, tiene compensación de emisiones, estas podrían verse reducidas atendiendo con la rentabilidad de la misma

3.3. Potencial bioeléctrico

La Tabla 7 muestra los potenciales bioenergéticos $PE_k^{teórico}$, estimados a partir de los PCI, suministrados en la Tabla 4, considerando los diferentes aportes de maíz y soja. $PE_k^{teórico}$ total de RACST anual de la provincia es de 84.253.867 GJ/año, 57.195.602 GJ/año, 59.788.657 GJ/año, 55.213.201 GJ/año, para las cuatro campañas consideradas, respectivamente.

El potencial teórico puede revalorizarse a través de su conversión a pellets para posterior combustión en una central térmica para generar bioelectricidad. Este potencial fue estimado considerando los parámetros descritos en la Tabla 4 y resumidos en la Tabla 8.

La demanda eléctrica de Córdoba a lo largo de 2019, 2020, 2021, 2022 fue de 9.669 GWh/año, 9.512 GWh/año, 9.923 GWh/año y 10.611 GWh/año respectivamente (Compañía Administradora del Mercado Mayorista Eléctrico Sociedad Anónima - CAMESA, 2023), por lo que la revalorización de la biomasa en las 20 bioplasmas tendría un potencial para abastecer entre el 8,5% al 9,5% de la demanda eléctrica anual.

Tabla 6: Características de 3 bioplasmas (B1, B8 y B15, de la Figura 5) para las diferentes campañas

B1	2018/19	2019/20	2020/21	2021/22
Maíz [tn/año]	50.706	33.406	37.711	37.129
Soja [tn/año]	1450	17.441	16.488	13.620
Radio [km]	12	19	20	24
área recolectada [km ²]	452	1.134	1.257	1.810
Distancia [km/camión]	11	16	17	20
B8	2018/19	2019/20	2020/21	2021/22
Maíz [tn/año]	18.592	17.051	24.900	15.409
Soja [tn/año]	31.579	37.853	31.065	37.577
Radio [km]	14	18	19	18
área recolectada [km ²]	616	1.018	1.134	1.018
Distancia [km/camión]	12	15	16	16
B15	2018/19	2019/20	2020/21	2021/22
Maíz [tn/año]	41.328	32.000	35.024	39.966
Soja [tn/año]	10.209	18.220	17.988	13.802
Radio [km]	15	19	20	22
área recolectada [km ²]	707	1.134	1.257	1.521
Distancia [km/camión]	12	17	18	20

Tabla 7: Potencial bioenergético teórico, $PE_k^{teórico}$, derivados del aprovechamiento de los RACST

Cultivo	Maíz	Soja	Total
Campaña	$PE_{maíz}^{teórico}$ [GJ/año]	$PE_{soja}^{teórico}$ [GJ/año]	$PE_{total}^{teórico}$ [GJ/año]
2018/2019	31.059.895	14.978.606	46.038.501
2019/2020	18.044.424	12.995.078	31.039.503
2020/2021	21.227.736	11.385.199	32.612.935
2021/2022	21.992.053	8.292.970	30.285.023

Tabla 8: Potenciales bioeléctrico técnico devenido de la revalorización de los RACST en GWh/año. La columna participación, se refiere a la participación de bioelectricidad de las 20 bioplantas, respecto de la demanda eléctrica anual provincial

Cultivo	Maíz	Soja	Total		
Campaña	$PE_{\text{técnico}}^{\text{maíz}}$	$PE_{\text{técnico}}^{\text{soja}}$	$PE_{\text{técnico}}^{\text{total}}$	$PE_{\text{técnico}}^{\text{20 bioplantas}}$	Participación [%]
2018/2019	2.803	1.352	4.154	919	9,5
2019/202	1.628	1.173	2.801	905	9,5
2020/2021	1.915	1.027	2.943	908	9,2
2021/2022	1.984	748	2.733	901	8,5

4. CONCLUSIONES

Aprovechando el desarrollo previo de un modelo de planificación bioenergética basado en mapas de cultivos generados a partir de imágenes satelitales, se aplicó la metodología a diferentes campañas agrícolas. Para llevar esto a cabo, fue necesario realizar nuevas optimizaciones para identificar y unificar criterios entre las mismas. A partir de esto, se consideró el efecto real de diferentes distribuciones espaciales de biomasa, devenidas de distintas campañas agrícolas, en la ubicación óptima de bioplantas. Este análisis se puede realizar dado que se dispone de datos georreferenciados y estadísticos de cultivos para estas campañas, los cuales están disponibles en el INTA y la Bolsa de Cereales de Córdoba.

Las optimizaciones muestran que las variaciones en los rendimientos, áreas sembradas (tanto en el espacio como en el tiempo), tipo de cultivo sembrado y su distribución en diferentes campañas, hacen necesario optimizar las ubicaciones teniendo en cuenta períodos de tiempo más largos que un simple año. Por ejemplo, utilizando como modelo una bioplanta real que funciona a partir de chips de madera, con un potencial de procesamiento de hasta 50.000 tn/año, la mejor ubicación difiere en más de 100 km entre campañas. O visto de otra forma, una bioplanta ubicada en una región debe incrementar 4 veces su radio de recolección para funcionar en condiciones máxima de operación. Esto influye en la rentabilidad de la bioplanta, dado que puede incrementar los costos operativos de transporte, genera mayor competencia por la biomasa, al tiempo que produce una mayor emisión de GEI y puede disminuir su compensación de emisiones.

Las presentes optimizaciones muestran la necesidad de avanzar en algoritmos que permitan considerar la variabilidad temporal entre campañas. Esto permitirá una estimación más efectiva de la ubicación o instalación de una bioplanta, que permita maximizar su rentabilidad. Para esto, es necesario considerar criterios de optimización transversales entre campañas, que permitan contemplar una viabilidad de varias campañas. Nuestras investigaciones a futuro estarán vinculadas con la elaboración de estos criterios.

AGRADECIMIENTOS

REG agradece al CONICET por su beca doctoral. El trabajo fue apoyado por la SECyT-UNC [33620190100039CB, 2020] y por CONICET [PIP 11220200100725CO, 2021]. Se agradece las frutíferas discusiones con la Ing. Marianela Rotta de la CT Bioenergía, quien desinteresadamente aportó varios elementos para las estimaciones de generación eléctrica.

REFERENCIAS

- Alvarez R. y De Paepe J.L. (2019). Modelling the effects of stover harvest on soil organic carbon in the Pampas of Argentina. *Soil Research*, 57, 257–265. CSIRO Publishing. <https://doi.org/10.1071/SR18262>
- Bedoić R, Ćosić B, Duić N (2019) Technical potential and geographic distribution of agricultural residues, co-products and by-products in the European Union. *Sci Total Environ* 686:568–579. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.05.219>
- Bolsa de Cereales de Córdoba – BCCBA. (2022). *Estimaciones agrícolas*. Disponible en: <https://www.bccba.org.ar/home/dptos-informacion/estadisticas-cultivos/>
- Compañía Administradora del Mercado Mayorista Eléctrico Sociedad Anónima - CAMESSA. (2023). Bases_Demanda_INFORME_MENSUAL Abril.
- Costa FR, Ribeiro CA, Marcatti GE, Lorenzon AS, Teixeira TR, Domingues GF, Martins de Castro NL, Rosa dos Santos A, Soares VP, da Costa M, de Menezes SJ, Santos Mota PH, Telles LA, Romário de Carvalho J. (2020) GIS applied to location of bioenergy plants in tropical agricultural areas. *Renew Energy* 153:911–918. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.01.050>
- De Abelleira, D., Banchemo, S., Verón, S. R., Mosciaro, M. J., Volante, J. N., Boasso, M. A., et al. (2019). Mapa Nacional de Cultivos campaña 2018/2019. Editorial INTA.
- De Abelleira, D., Verón, S., Banchemo, S., Mosciaro, J., Franzoni, A., Boasso, M., et al. (2020). Mapa Nacional de Cultivos campaña 2019/2020. Editorial INTA.
- De Abelleira, D., Verón, S., Banchemo, S., Iturralde Elortegui, M. R., Valiente, S., Puig, O., et al. (2021). Mapa Nacional de Cultivos campaña 2020/2021. Editorial INTA.
- De Abelleira, D., Verón, S., Banchemo, S., Iturralde Elortegui, M. R., Zelaya, K., Murray, F., et al. (2022). Mapa Nacional de Cultivos campaña 2021/2022. Editorial INTA.
- Ex - Ministerio de Energía y Minería de la Nación. (2024). Proyectos adjudicados del Programa RenovAr. Rondas 1, 1.5 y 2. Disponible en: <http://www.minem.gob.ar/www/833/25897/proyectos-adjudicados-del-programa-renovar>
- GEOINTA. Geoportal del Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. Disponible en: <https://geo-backend.inta.gob.ar/#/>

- Guido, R. E., Javi, V. M., Rodríguez, C. R., Oviedo, O. A. (2020). Mapeo del Potencial Bioenergético utilizando un Sistema de Información Geográfica en la Provincia de Córdoba. *Energías Renovables y Medio Ambiente*. Vol 46 (2020), pp 25-32, 2020. ISSN electrónico 2684-0073. ISSN impreso 0328-932X.
- Guido, R. E., Javi, V. M., Rodríguez, C. R., Oviedo, O. A. (2021a). Mapeo de la Potencialidad Bioenergética de Residuos Agrícolas de Cosecha en la Provincia de Córdoba-Argentina. *Revista Energías Renovables y Medio Ambiente*. (2021). Vol 48, 27-35. ISSN electrónico 2684-0073. ISSN impreso 0328-932X.
- Guido, R. E., Javi, V. M., Rodríguez, C. R., Oviedo, O. A. (2021b). Modelo para la Localización de Bio-Refinerías a Base de Residuos Agrícolas de Cosecha en la Provincia de Córdoba-Argentina. *Revista Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*. (2021). Vol. 25, 187-197. ISSN: 2314-1433.
- Guido, R. E., Javi, V. M., Rodríguez, C. R., Oviedo, O. A. A. (2024). Multicriteria Gis-Based Approach for Mapping Biomass Agricultural Residues Availability for Biopower Plants. *Clean technologies and environmental policies*. Springer. ISSN 1618-954X. Vol 26, pgs 1989–2006 <https://doi.org/10.1007/s10098-023-02732-8>
- Haase M, Rösch C, Ketzer D (2016) GIS-based assessment of sustainable crop residue potentials in European regions. *Biomass Bioenergy* 86:156–171. <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2016.01.020>
- Höhn J, Lehtonen E, Rasi S, Rintala J (2014) A Geographical information system (GIS) based methodology for determination of potential biomasses and sites for biogas plants in southern Finland. *Appl Energy* 113:1–10. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.07.005>
- Lovrak A, Pukšec T, Duić N (2020) A Geographical Information System (GIS) based approach for assessing the spatial distribution and seasonal variation of biogas production potential from agricultural residues and municipal biowaste. *Appl Energy* 267:115010. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115010>
- Menéndez, J.E. & Hilbert, J. A. (2013). Cuantificación y uso de Biomasa de residuos de cultivos en Argentina para bioenergía. *Informes técnicos Bioenergía* 2013. Año 2 N°4. ISSN 2250-8481. Ediciones Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria – INTA. [Informe especial]. <https://inta.gov.ar/documentos/cuantificacion-y-uso-de-biomasa-de-residuos-de-cultivos-en-argentina-para-bioenergia>
- Miranda M.T., Sepúlveda, F.J., Arranz, J.I., Montero, I. y Rojas C.V. (2018). Analysis of pelletizing from corn cob waste. *Journal of Environmental Management* 228 (2018) 303–311.
- Morato T, Vaezia M, Kumar A (2019) Developing a framework to optimally locate biomass collection points to improve the biomass-based energy facilities locating procedure – A case study for Bolivia. *Renew Sust Energ Rev* 107:183–199. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.03.004>
- Organización De las Naciones Unidas – ONU. (2015). Transformar nuestro mundo: la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible. Disponible en: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/development-agenda/>
- Perpiñá C, Alfonso D, Pérez-Navarro A, Peñalvo E, Vargas C, Cárdenas R (2009) Methodology based on geographic information systems for biomass logistics and transport optimization. *Renew Energy* 34:555–565. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2008.05.047>
- QGIS (2020). Disponible en: <https://www.qgis.org/>
- Sahoo K, Mani S, Das L, Bettinger P (2018) GIS-based assessment of sustainable crop residues for optimal siting of biogas plants. *Biomass Bioenergy* 110:63–74. <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2018.01.006>
- Sultana A., Kumar A. y Harfield D. (2010) Development of agri-pellet production cost and optimum size. *Bioresour Technol* 101:5609–5621. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2010.02.011>
- Sultana A, Kumar A (2012) Optimal siting and size of bioenergy facilities using geographic information system. *Appl Energy* 94:192–201. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.01.052>
- Sultana A, Kumar A (2014) Development of tortuosity factor for assessment of lignocellulosic biomass delivery cost to a biorefinery. *Appl Energy* 119:288–295. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.12.036>
- Voivontas D, Assimacopoulos D, Koukios EG (2001) Assessment of biomass potential for power production: a GIS based method. *Biomass Bioenergy* 20:101–112. [https://doi.org/10.1016/S0961-9534\(00\)00070-2](https://doi.org/10.1016/S0961-9534(00)00070-2)
- Zhang Y., Chen F., Chen D., Kehui C., Zhang J., Cao X. (2020). Upgrading of biomass pellets by torrefaction and its influence on the hydrophobicity, mechanical property, and fuel quality. *Biomass Conversion and Biorefinery*. Vol 12, 2061–2070 <https://doi.org/10.1007/s13399-020-00666-5>