INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE MONTERREY



ESCUELA DE GOBIERNO Y TRANSFORMACIÓN PÚBLICA

SOSTENIBILIDAD ENERGÉTICA POR BIOGÁS A CORTO PLAZO. UN CASO DE ESTUDIO DE LAS PLANTAS DE TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES "DULCES NOMBRES" Y "NORTE" EN MONTERREY, N.L.

TESIS

PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO ACADEMICO DE:

MAESTRO EN PROSPECTIVA ESTRATÉGICA

POR:

JAVIER RIVERA BERUMEN

MONTERREY, N.L.

DICIEMBRE DE 2020

DEDICATORIA

A Dios, que me acompaña y siempre me da fuerza para levantarme de mi continuo tropiezo.

A mi madre, por tu amor y apoyo incondicional, porque sin ello no hubiera alcanzado esta meta. Tu bendición a diario a lo largo de mi vida me ha protegido y me ha llevado por el camino del bien. Por eso te doy mi trabajo como agradecimiento por tu paciencia y amor, te amo.

A mi padre, que a pesar de que la vida nos separó, me forjó como la persona que soy en la actualidad. Tu hambre de superación y deseo por nunca dejar de aprender me ha hecho llegar hasta donde me encuentro.

A mis hermanos, por brindarme su tiempo y un hombro para descansar, además de permitirme aprender más de la vida a su lado.

Esto es posible gracias a ustedes.

AGRADECIMIENTOS

Al comité de tesis por todo su apoyo brindado en esta disertación: Dra. Guillermina Benavides Rincón, Dr. Alejandro Díaz Domínguez y Mtro. José Luis Bustos Villegas. Alejandro, gracias por el asesoramiento para llevar a cabo este proyecto de investigación, sin todo el apoyo brindado este objetivo hubiera sido más difícil de alcanzar. Guillermina, gracias por la retroalimentación brindada para el desarrollo de esta tesis, así como el apoyo brindado como directora del programa académico. José Luis, de igual manera, agradezco sus comentarios y observaciones los cuales fueron enriquecedores para lograr una mejor versión de este trabajo. Sólo basta decir que fue un honor haber realizado esta disertación bajo la tutela de grandes apasionados en la materia.

Agradezco a la Secretaría de Energía (SENER) por la beca académica otorgada a través del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) y darme la oportunidad de estudiar la Maestría en Prospectiva Estratégica.

Así mismo, agradezco a la M.C. Karla Jovanka Aguilar Limón y a las autoridades del Servicio de Agua y Drenaje de Monterrey (SADM), por la información facilitada para lograr llevar a cabo este proyecto de investigación, así como al personal involucrado directa o indirectamente.

Por otro lado, agradezco a la Escuela de Gobierno y Transformación Pública del Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey (ITESM) y a sus colaboradores por brindarme todos los recursos necesarios para lograr esta meta. A mis profesores que por estos más de dos años y medio compartieron conmigo sus experiencias, sus conocimientos y herramientas necesarias para desarrollar con éxito esta tesis.

A mi familia y amistades por tenerme paciencia durante esta etapa académica y que además me brindaron su total apoyo y me motivaron para obtener este grado académico.

Por último y no menos importante a mis compañeros de generación por permitirme conocerlos tanto en lo personal como en lo profesional, por esos días de estudio, pero también por esos días de júbilo, porque gracias a ellos fue más sencilla esta etapa de formación académica.

	ıe la demanda de agua į			
cambio climático, desa	en cada vez más estreso provechar las oportunio les es impensable en el Informe de la ONU sob	lades que surgen de contexto de una eco	una mejor gestión de nomía circular."	e las aguas
	illionne de la ONO sob	re ei desarrollo dei a	agua en el mundo (w	WAP 2017)

RESUMEN

El cambio climático y la escasez del agua son dos de los mayores problemas que amenazan a la población a nivel mundial. Según la Organización Mundial de la Salud aproximadamente el 27% de la población mundial se abastece de una fuente de "agua potable" que está contaminada, la cual puede transmitir enfermedades que ponen en riesgo la salud de las personas; estimando que el agua contaminada provoca alrededor de 502 000 muertes por diarrea al año. Así mismo, se estima que para el año 2025 la mitad de la población mundial vivirá en zonas con escases de agua (OMS, 2019). De igual manera, la Organización Mundial de la Salud establece que en los últimos 50 años el consumo de combustibles fósiles ha contribuido a la liberación de una gran cantidad de gases de efecto invernadero que ha generado una alteración al clima mundial, estimando que entre el año 2030 y 2050 el cambio climático pudiera estar causando aproximadamente 250 000 defunciones anuales debido a problemas relacionados con el cambio climático (OMS, 2018). Es por esto que esta investigación aborda estos dos problemas para comenzar a generar cambios en los hábitos de consumo de los recursos naturales con el fin de se comiencen a mitigar estos problemas. En general, México cuenta con una amplia variedad de opciones para la generación de energías limpias, siendo el biogás uno de los combustibles ideales para la generar energía eléctrica ya que además de obtener energía limpia ayuda a evitar que este gas, que es un gas de efecto invernadero altamente nocivo, sea liberado al medio ambiente y perjudique al medio ambiente. Además de que es de suma importancia el tratar las aguas residuales antes de ser vertidas a cuerpos de aguas naturales y así evitar problemas a la salud.

Para realizar esta investigación se tomó como caso de estudio las Plantas de Tratamiento de Aguas Residuales "Dulces Nombres" y "Norte", las cuales son las dos más importantes del estado de Nuevo León. Este proyecto de investigación está analizado a través de modelos de series de tiempo con pronósticos univariados, bivariados y multivariados, llegando a la conclusión, para este caso de estudio, que el mejor método de pronóstico es el de redes neuronales, obteniendo como resultado que las plantas de tratamiento pueden ser autosuficientes energéticamente y que pudieran estar generando una economía circular para Servicios de Agua y Drenaje de Monterrey.

Palabras clave: arima, autorregresión vectorial en R, biogás, energía eléctrica, energía limpia, ets, forecasting, redes neuronales, tratamiento de agua

CONTENIDO

DEDICATORIA	3
AGRADECIMIENTOS	4
RESUMEN	6
LISTA DE FIGURAS	9
LISTA DE TABLAS	11
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	12
JUSTIFICACIÓN	14
OBJETIVO Y PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN	15
Objetivo general	15
Objetivos específicos	15
PALNTEAMIENTO DEL PROBLEMA	16
HIPÓTESIS	16
APORTACIÓN	17
CAPÍTULO II: MARCO CONTEXTUAL	18
ENERGÍAS LIMPIAS	20
IMPORTANCIA DEL TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES	20
SITUACIÓN DEL BIOGÁS	23
INTERNACIONAL	23
NACIONAL	25
USOS Y BENEFICIOS	26
USOS	28
BENEFICIOS	29
MARCO REGULATORIO EN ENERGÍAS RENOVABLES	31
BARRERAS PARA EL DESARROLLO DE LOS BIOCOMBUSTIBLES	35
ESTIMACIÓN DE AHORRO EN ENERGÍA ELÉCTRICA	36
CAPÍTULO III: MARCO METOLOGÓGICO	38
SERIES DE TIEMPO Y ESTUDIOS DE FUTURO	38
METODOLOGÍA	39
VARIABLES	40
POBLACIÓN	41
TEMPERATURA ATMOSFÉRICA	42

GASTO DE AGUAS RESIDUALES	42
ENERGÍA ELÉCTRICA	42
BIOGÁS	43
CAPÍTULO IV: APLICACIÓN METODOLÓGICA Y PROCESAMIENTO DE DATOS	44
DESCOMPOSICIÓN X11	44
MODELO ETS (ERROR, TENDENCIA, ESTACIONAL)	44
MMODELO ARIMA	45
MÉTODO DE AUTORREGRESIÓN VECTORIAL EN R	45
MÉTODO DE REDES NEURONALES	46
AUTORREGRESIÓN DE LA RED NEURONAL.	47
CAPÍTULO V: ANÁLISIS Y RESULTADOS	48
DESCOMPOSICIÓN X11	49
MÉTODO ETS (ERROR, TENDENCIA, ESTACIONAL)	51
MÉTODO AUTO.ARIMA	53
AUTORREGRESIÓN DE LAS REDES NEURONALES	55
MODELOS DINÁMICOS	57
MÉTODO DE AUTORREGRESIÓN VECTORIAL EN R	60
PLANTA "DULCES NOMBRES"	60
PLANTA "NORTE"	62
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES	68
SÍNTESIS Y RESPUESTA A LAS PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN	68
APRENDIZAJES Y HALLAZGOS EN EL PROCESO DE INVESTIGACIÓN	70
LIMITACIONES Y SUGERENCIAS PARA FUTURAS INVESTIGACIONES	71
BIBLIOGRAFÍA	72
ANEXOS	77

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1. SEIS TENDENCIAS MUNDIALES RELEVANTES PARA AMÉRICA LATINA	20
FIGURA 2. OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE	22
FIGURA 3. COSTO NIVELADO DE ENERGÍA PARA PRODUCIR ENERGÍA ELÉCTRICA POR BIOMASA D LAS PRINCIPALES TECNOLOGÍAS COMERCIALES	
FIGURA 4. METAS PARA GENERACIÓN DE ELECTRICIDAD A TRAVÉS DE ENERGÍAS LIMPIAS	25
FIGURA 5. FUENTES POTENCIALES PARA LA PRODUCCIÓN DE BIOGÁS PROVENIENTES DE PLANTA DE TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES	
FIGURA 6. USOS DEL BIOGÁS	29
FIGURA 7. FLUJOS POTENCIALES DE INGRESOS Y AHORROS DE LAS PLANTAS DE TRATAMIENTO PARA LA RECUPERACIÓN DE LOS RECURSOS	30
FIGURA 8. ARTÍCULOS DE LA CONSTITUCIÓN POLÍTICA DE LOS ESTADOS UNIDOS MEXICANOS PA LA IMPLEMENTACIÓN DE PROYECTOS DE ENERGÍAS RENOVABLES	
FIGURA 9. PRINCIPALES LEYES PARA LA PLANEACIÓN ENERGÉTICA Y SU REGULACIÓN	32
FIGURA 10. OBJETIVOS DE LAS LEYES QUE PROMUEVEN UN MAYOR USO DE ENERGÍAS RENOVAE	
FIGURA 11. PRINCIPALES BARRERAS PARA EL DESARROLLO DE PROYECTOS DE VALORIZACIÓN ENERGÉTICA EN MÉXICO	
FIGURA 12. RELACIÓN DEL FORECASTING Y LA PROSPECTIVA CON LA INFORMACIÓN Y LA INCERTIDUMBRE	39
FIGURA 13. CRECIMIENTO POBLACIONAL EN LA ZONA METROPOLITANA DE MONTERREY	42
FIGURA 14. RED NEURONAL LINEAL	46
FIGURA 15. RED NEURONAL NO LINEAL	47
FIGURA 16. SERIES DE CADA VARIABLE DE ESTUDIO PARA LA PLANTA "DULCES NOMBRES"	48
FIGURA 17. SERIES DE CADA VARIABLE DE ESTUDIO PARA LA PLANTA "NORTE"	49
FIGURA 18. DESCOMPOSICIÓN X11 DE LOS DATOS DE LA PLANTA "DULCES NOMBRES"	50
FIGURA 19. DESCOMPOSICIÓN X11 DE LOS DATOS DE LA PLANTA "NORTE"	50
FIGURA 20. MÉTODO DE PRONÓSTICO ETS PARA PLANTA "DULCES NOMBRES"	52
FIGURA 21. MÉTODO DE PRONÓSTICO ETS PARA PLANTA "NORTE"	53
FIGURA 22. MÉTODO DE PRONÓSTICO ARIMA PARA PLANTA "DULCES NOMBRES"	54
FIGURA 23. MÉTODO DE PRONÓSTICO ARIMA PARA PLANTA "NORTE"	55
FIGURA 24. MÉTODO DE PRONÓSTICO AUTORREGRESIÓN DE LA RED NEURONAL PARA PLANTA "DULCES NOMBRES"	56

FIGURA 25. MÉTODO DE PRONÓSTICO AUTORREGRESIÓN DE LA RED NEURONAL PARA PLANTA "NORTE"	
FIGURA 26. MODELOS DINÁMICOS PARA PLANTA "DULCES NOMBRES"	
FIGURA 27. MODELOS DINÁMICOS PARA PLANTA "NORTE"	60
FIGURA 28. FORECAST VAR PARA BIOGÁS	62
FIGURA 29. FORECAST VAR PARA BIOGÁS	63
FIGURA 30. CANTIDAD DE ENERGÍA ELECTRICA GENERADA VS PRONÓSTICO PARA PLANTA "DUL NOMBRES"	
FIGURA 31. CANTIDAD DE ENERGÍA ELECTRICA DEMANDADA VS PRONÓSTICO PARA PLANTA "NORTE"	

LISTA DE TABLAS

TABLA 1 GENERACIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA POR BIOMASA Y PARTICIPACIÓN DEL BIOGÁS	. 30
TABLA 2. PTAR EN MÉXICO CON CAPACIDAD POTENCIAL DE GENERACIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	١.
	. 37
TABLA 3. REDUCCIÓN DE EMISIONES DE LAS PTARS POR NO UTILIZAR LA RED CONVENCIONAL DE ENERGÍA ELÉCTRICA. IMTA (2016)	
TABLA 4. VENTAJAS DE LOS MÉTODOS CUANTITATIVOS	39
TABLA 5. INFORMACIÓN DE VARIABLES DE ESTUDIO	43
TABLA 6. MEDIDAS DE PRESICIÓN CALCULADAS PARA LA PLANTA "DULCES NOMBRES"	64
TABLA 7. MEDIDAS DE PRESICIÓN CALCULADAS PARA LA PLANTA "NORTE"	65
TABLA 8. VALORES PRONÓSTICO PARA VARIABLES DE ESTUDIO	65
TABLA 9. REDUCCIÓN DE TONELADAS DE DIÓXIDO DE CARBONO EQUIVALENTE	67

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

El tema sobre el que se desarrollará la investigación es la sostenibilidad energética mediante el aprovechamiento del biogás generado en las dos plantas de tratamiento de agua más importantes con las que cuenta el Estado de Nuevo León operadas por la empresa Agua y Drenaje de Monterrey, para la generación de energía eléctrica y su autoconsumo en los procesos propios de cada una de las plantas.

La sostenibilidad energética está relacionada con la generación y uso eficiente de las energías renovables, tema que actualmente tiene una importancia alta ya que se busca dejar de utilizar combustibles fósiles y reemplazarlos por energías alternativas que sean más sustentables y no perjudiquen el medio ambiente; ya que como menciona Makisha (2018), el aumento en la demanda de la energía eléctrica y la limitación de las emisiones de dióxido de carbono son los dos problemas globales que requieren una solución urgente.

El crecimiento de la población en la Zona Metropolitana de Monterrey ha incrementado de una manera imprevista. Según datos del Instituto Nacional de Estadística, Censos y Costeos de Población y Vivienda en el año 2015 la población total de México era de 119 millones 938 mil 473 personas, de los cuales 5 millones 119 mil 504 personas residían en el estado de Nuevo León; además, la Zona Metropolitana de Monterrey (considerando los municipios de García, General Escobedo, Guadalupe, Monterrey, San Nicolás de los Garza, San Pedro Garza García y Santa Catarina) reunía 3 millones 314 mil 822 habitantes, el 64.75% de la población del estado (INEGI, 2015). Sin embargo, el Consejo Nacional de Población estima que el crecimiento poblacional del estado de Nuevo León para el año 2050 será aproximadamente entre 32.3% y 40.2% superior al crecimiento que tuvo en el 2018 (CONAPO, 2018).

Hoy en día existen reportes de investigación en los cuales se estudia la cantidad de recursos fósiles no renovables que se utilizan a nivel mundial para la generación de energía eléctrica. Por ejemplo, se han encontrado datos sobre la comparación del uso de esta energía versus la obtenida por fuentes renovables, así como la obtención de biogás como consecuencia del tratamiento de aguas residuales de diferentes procedencias (industria cervecera, industria láctea, industria de productos químicos, mercados de venta de alimentos, cafeterías universitarias, entre otras). Estos estudios llegan a conclusiones similares sobre las ventajas que trae el aprovechamiento de estos subproductos del agua residual. Así mismo, muestran un panorama global del aprovechamiento del biogás para la producción de energía eléctrica; dichos estudios contextualizan información desde

que surgieron las principales aplicaciones de estas tecnologías hasta las aplicaciones que se tienen en la actualidad en todo el mundo. También se mencionan algunas políticas que existen tanto en México como en otros países que favorecen el uso de energías renovables, y la literatura existente hace mención de los diferentes usos en los que el biogás pudiera ser materia prima.

A nivel mundial, las principales fuentes de energía que se utilizan son los hidrocarburos; sin embargo, éstos han mostrado que son recursos no renovables que con el uso desmedido y en el transcurso de los años presentarán una finitud. Además, su uso intensivo tiene un impacto al medio ambiente de dimensiones globales y catastróficas; es por esto que, México se ha comprometido a garantizar el desarrollo sostenible en el país mediante una visión de largo plazo en el aprovechamiento de las energías renovables y haciendo uso de la energía de una manera más eficiente.

Actualmente, en México se ha explotado muy poco el uso del biogás generado en las plantas de tratamiento de agua como una fuente renovable de energía, hecho por el cual no se han realizado estudios de investigación suficientes para conocer los beneficios que este tipo de soluciones pudieran traer para México y su compromiso con el desarrollo sostenible. Como se mencionó con anterioridad, existen investigaciones de otras partes del mundo en las que se ha aprovechado el biogás como fuente principal para la generación de energía eléctrica; sin embargo, son casos de estudio muy particulares, es decir, se analiza el tratamiento de agua residual de una muestra específica (la industria cervecera, la industria láctea, la industria de productos químicos, mercados de venta de alimentos, cafeterías universitarias) y no de una muestra mayor en las que se pueda utilizar esa agua residual como objeto de estudio (como por ejemplo una ciudad, una zona metropolitana). Así mismo, hacen falta investigaciones sobre el costo de la infraestructura necesaria para la generación de energía eléctrica a través del biogás, así como de la relación costo/beneficio de operar este tipo de tecnologías.

La intención de esta investigación es estudiar el biogás como un subproducto generado en las plantas de tratamiento de agua en el estado de Nuevo León y su uso como fuente de combustible para la generación de energía eléctrica y su aprovechamiento a futuro en las diferentes plantas de tratamiento de aguas residuales de la Zona Metropolitana de Monterrey. Para esto, inicialmente se recopilarán los datos cuantitativos para su análisis y detectar tendencias de consumo en el sector energético para después explicar a fondo los resultados cuantitativos. Además, se busca evaluar si las condiciones de las plantas de tratamiento de agua están preparadas para el procesamiento de

una mayor cantidad de aguas residuales ante un incremento poblacional en la Zona Metropolitana de Monterrey, ya que si la planta actualmente está cerca o en su capacidad total de operación instalada no servirá como objeto de estudio prospectivo.

JUSTIFICACIÓN

El Consejo Nacional de Inteligencia (National Intelligence Council, 2012) en su publicación "Global Trends 2030: Alternative Worlds" establece como una megatendencia el crecimiento de alimentos, agua y energía ("Growing food, water, and energy nexus") en el que se asegura que la demanda energética tendrá un aumento drástico de aproximadamente el 50 por ciento, durante los próximos 15 a 20 años como respuesta al rápido crecimiento económico en el desarrollo mundial.

En la Visión México 2030 (Gobierno de los Estados Unidos Mexicanos, 2007) se percibe un país que "utiliza con eficiencia las energías tradicionales y hace un uso cada vez más amplio de tecnologías limpias y energías renovables", además se establece la meta de que "los mexicanos debemos refrendar el compromiso con la sustentabilidad ambiental y el uso responsable de recursos naturales, y alcanzar un 100% de tratamiento de aguas residuales para el año 2030", ya que en la actualidad solamente el 35% de las aguas residuales en México son tratadas. Así mismo, en el marco de la Reforma Energética que tuvo México en el año 2013 se establece que el país podrá aprovechar sus recursos energéticos en una manera racional y sustentable en el que se impulsa el cuidado al medio ambiente fomentando la generación de energía eléctrica a partir de fuentes renovables y tecnologías limpias (Gobierno de los Estados Unidos Mexicanos, 2013).

Esta investigación pudiera tener relevancia como fuente de estudio para el país ya con base en el cumplimiento de la Reforma Energética y en seguimiento de la Visión México 2030 y Las Tendencias Globales contribuirá en tomar las mejores decisiones en los temas energético y medio ambiental con el fin de poder optimizar y aprovechar de una manera sostenible los recursos e implementar el uso de fuentes de energía renovables. Así mismo, también pudiera presentar relevancia para los empresarios nacionales e internacionales que pudieran estar interesados en realizar inversiones en sus empresas con presencia en México, para la generación de energía eléctrica utilizando recursos renovables que actualmente no están siendo aprovechados en sus industrias, que en la actualidad representan un riesgo ambiental y pudiera representar un beneficio económico para ellos.

Por último, este proyecto ayudaría a analizar las políticas con las que se cuentan hoy en día en temas de sustentabilidad energética como el uso de fuentes renovables de energía. Además, permitirá

determinar si en realidad existen políticas que fomenten en desarrollo sostenible, si hace falta mejorar las políticas actuales para hacerlas más eficientes, o bien, la generación de una política que logre impulsar el uso de energías verdes.

OBJETIVO Y PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

OBJETIVO GENERAL

Determinar si las plantas de tratamiento de aguas residuales "Dulces Nombres" y "Norte" pueden ser autosuficientes energéticamente al implementar el uso de biogás como fuente de energía para su operación, así como el impacto que pudiera tener que dicha implementación durante los próximos 24 meses.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Estimar el volumen de aguas residuales a tratar ante el incremento poblacional que va a tener la Zona Metropolitana de Monterrey para determinar la capacidad necesaria de las plantas.
- Estimar la posible demanda de energía para la operación de las dos plantas de tratamiento de aguas residuales más importes con las que cuenta el Estado de Nuevo León, "Dulces Nombres" y "Norte", objeto de este estudio.
- Analizar la certidumbre del suministro eléctrico de autoconsumo para la operación de las plantas de tratamiento de agua residuales objeto de esta investigación.
- Examinar si existen las políticas energéticas que consideren una economía baja en combustibles fósiles y especificar cómo impactan/impactarían estas políticas en el consumo energético que incentiven a utilizar el biogás como una energía limpia.
- Determinar cómo pudiera ayudar las políticas públicas en acelerar el crecimiento de las energías renovables.
- Indicar de qué manera se puede aprovechar el biogás como fuente de combustible durante los siguientes 24 meses.

PALNTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Esta investigación busca determinar la eficacia de la implementación del uso de biogás como fuente de energía para el autoconsumo en dos de las plantas de tratamiento de aguas residuales con las que cuenta la Zona Metropolitana de Monterrey y cuál sería el impacto a nivel ambiental y económico que tendrá dicha implementación durante los siguientes 24 meses.

Para lograr lo anterior se buscará responder las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Cuál será el volumen de aguas residuales que se necesitará tratar ante el inminente incremento poblacional que va a tener la Zona Metropolitana de Monterrey para los próximos 24 meses?
- ¿Cuál será la posible demanda de energía para la operación de las dos plantas de tratamiento de aguas residuales más importantes con las que cuenta el Estado de Nuevo León, "Dulces Nombres" y "Norte" para los próximos 24 meses?
- Al usar el biogás generado en las plantas de tratamiento de aguas residuales "Dulce Nombres" y "Norte" como fuente de combustible, ¿Existirá la certidumbre del suministro eléctrico para el autoconsumo?
- ¿Existen políticas energéticas que consideren una economía baja en combustibles fósiles? De ser así, ¿Cómo impactan/impactarían estas políticas en el consumo energético que incentiven a utilizar el biogás como una energía limpia?
- ¿Cómo pudiera ayudar las políticas públicas en acelerar el crecimiento de las energías renovables?
- ¿De qué manera se puede aprovechar el biogás como fuente de combustible durante los siguientes 24 meses?

HIPÓTESIS

Con los pronósticos de series de tiempo será posible obtener una aproximación de la energía eléctrica que será generada aprovechando el biogás producido en las plantas de tratamiento de aguas residuales "Dulces Nombres" y "Norte". Demostrando así la autosuficiencia energética de dichas plantas y el aprovechamiento de la energía residual para beneficio de la empresa Servicios de Agua y Drenaje de Monterrey.

APORTACIÓN

Este proyecto de investigación servirá como precedente para establecer los requisitos mínimos que deba tener una planta de tratamiento de agua para que sea autosustentable energéticamente. Exista una búsqueda en la optimización en el funcionamiento y operación de futuras plantas de tratamiento de agua que estén por desarrollarse en México y la determinación de la eficacia al implementar del uso de biogás como fuente de energía para el transporte y alumbrado público.

CAPÍTULO II: MARCO CONTEXTUAL

En el año 2013 las fuentes primarias de energía a nivel mundial eran los hidrocarburos, correspondiendo al 81.2% de toda la energía primaria producida y consumida. En México, para el año 2011 el 91.2% de la producción de energía primaria era por medio de combustibles fósiles como materia prima, de los cuales el petróleo representaba el 64.1%, el gas el 24% y el carbón el 3.1%, teniendo un crecimiento en la demanda energética anual del 2.47%. De este consumo de energía el 19% correspondía al sector residencial, comercial y público, el 46% al sector transporte, el 27% al industrial y el 3% al sector agropecuario (Estrada Gasca, 2013). En los países desarrollados los biorresiduos de origen municipal pueden llegar a ser hasta del 40%, en cambio, en los países en vías de desarrollo oscila entre el 50 y el 60% (Parra Orobio et. al., 2016).

Según Estrada Gasca (2013) los factores que han permitido el desarrollo de los mercados de las fuentes de energía son: el alza de los precios de los hidrocarburos, el mercado de las emisiones de CO2 y el progreso acelerado que han tenido las tecnologías de energías renovables. Por otro lado, los factores que impiden el uso de estas fuentes renovables de energía se encuentran: el alto costo que representan las tecnologías para el aprovechamiento del biogás obtenido de las plantas de tratamiento de agua y a la ausencia de políticas de estado que las promueva y las incentive.

En el sector energético, los dos temas que han tomado mayor importancia y que han estado en debate a nivel mundial en los últimos años son los efectos negativos a la salud humana y al medio ambiente, debido a la contaminación, acidificación de bosques, suelos, ríos y lagos; además de las emisiones de gases de efecto invernadero (entre los que se encuentran en mayores concentraciones el dióxido de carbono, óxido nitroso y metano) que son emitidos a la atmósfera y que cada vez se siguen incrementando como resultado de las actividades humanas, que contribuyen al cambio climático debido a la quema y uso desmedido de combustibles fósiles y provocan el calentamiento global.

Según Islas Samperio et. al. (2013) se prevé un riesgo en las economías del mundo debido a que el cenit del petróleo representaría el fin del petróleo barato lo que implicaría como consecuencia el encarecimiento de bienes y servicios, inflación, desempleo, recesión, entre otros y a un eventual desabasto de petróleo. En relación con México, al ritmo de producción actual, las reservas probadas de petróleo alcanzarían para 10.63 años y para gas natural 8.9 años.

El sector eléctrico es el sector al cual se le responsabiliza de generar el 37% de las emisiones de gases de efecto invernadero a nivel mundial; así mismo, las energías fósiles (carbón, petróleo y gas) representan el 67% de la generación eléctrica. En México las emisiones del sector eléctrico representan poco más del 31% y las energías fósiles representaron el 80% de la generación eléctrica. Es por ello que los países han reconocido cambiar los sistemas energéticos no sustentables y se ha fomentado el desarrollo de nuevas fuentes de energía, en particular las que provengan de fuentes renovables. En la actualidad existen diversas fuentes renovables de energía que se utilizan para la producción de energía eléctrica, entre las que se encuentran la energía eólica, la energía solar (fotovoltaica y térmica), la geotérmica, la biomasa (biomasa sólida, biomasa liquida y biogás), la hidroelectricidad (micro, mini, pequeña y gran escala) y la oceánica (olas, corrientes, mareas, gradientes térmicos y de salinidad). A nivel mundial esas fuentes representan el 18% de la producción de electricidad, mientras que en México estas tecnologías representan solamente el 16% (Islas Samperio et. al., 2013).

Bitar (2015) define en la Tabla 1 las seis tendencias mundiales que considera relevantes para América Latina; entre ellas podemos identificar que cuatro de ellas pueden ser de interés para nuestro tema, como lo son la escasez de recursos naturales, transformaciones demográficas, urbanización y expansión de ciudades y cambio climático. Como se ha comentado a lo largo de este proyecto de investigación, el crecimiento de la Zona Metropolitana de Monterrey está en continuo crecimiento dado que es una de las zonas más importantes económicamente hablando, por lo que la migración hacia esta zona va incrementando constantemente, de tal manera que para satisfacer las necesidades de esta población cada vez se hace uso de una mayor cantidad de recursos naturales, en especial del agua, que si bien es un recurso esencial, también es finito y que cada vez es más escaso, por lo que se tiene que comenzar a trabajar en un cambio de comportamiento sobre este recurso y comenzar a utilizar las aguas tratadas para consumo en actividades que lo permitan, así como la generación y utilización de energías limpias.

FIGURA 1. SEIS TENDENCIAS MUNDIALES RELEVANTES PARA AMÉRICA LATINA

Tecnologías Disruptivas	 Aquellas en gestación y cuya difusión transformaría sustancialmente la producción, el empleo, el bienestar, la gobernabilidad y las relaciones humanas. 	
Escasez de Recursos Naturales	 Agua, alimentos, energía y minerales; cambios en la demanda e innovaciones tecnológicas. 	
Transformaciones demográficas	 Desplazamiento del poder, nuevos mercados, clases medias en ascenso, migraciones. 	
Urbanización y expanción de ciudades	•Concentración de la población, demanda de infraestructura y servicios básicos, calidad de vida, competitividad de las ciudades.	
Cambio Climático	 Efectos en la agricultura, oportunidades de crecimiento verde, conciencia ciudadana y cambios de comportamiento. 	
	Ciudadanos globales interconectados, impacto de nuevas	

Fuente: Bitar, 2015

ENERGÍAS LIMPIAS

La Ley de la Industria Eléctrica, define a las energías limpias como "aquellas fuentes de energía y procesos de generación de electricidad cuyas emisiones o residuos, cuando los haya, no rebasen los umbrales establecidos en las disposiciones reglamentarias que para tal efecto se expidan; ...". (EY México, 2018).

IMPORTANCIA DEL TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES

El cambio climático y la escasez del agua son dos de los mayores problemas que amenazan a la población a nivel mundial. Según la Organización Mundial de la Salud aproximadamente el 27% de la población mundial se abastece de una fuente de "agua potable" que está contaminada, la cual puede transmitir enfermedades que ponen en riesgo la salud de las personas; estimando que el agua contaminada provoca alrededor de 502 000 muertes por diarrea al año (OMS, 2019).

Además, se estima que para el año 2025, la mitad de la población mundial vivirá en zonas con escases de agua. De igual manera, la Organización Mundial de la Salud establece que en los últimos 50 años el consumo de combustibles fósiles ha contribuido a la liberación de una gran cantidad de gases de efecto invernadero que ha generado una alteración al clima mundial, estimando que entre

el año 2030 y 2050 el cambio climático pudiera estar causando aproximadamente 250 000 defunciones anuales debido a problemas relacionados con el cambio climático (OMS, 2018).

La Estrategia Ambiental Nacional vigente de La Habana, Cuba, identifica el deficiente manejo de las aguas residuales generadas por la población, las actividades productivas y de servicios (dado por la baja cobertura de tratamiento de las aguas residuales), el estado técnico de los sistemas de tratamiento existentes, la carencia de programas de minimización de residuos en la fuente de origen y los bajos niveles de reuso de los efluentes, entre otros como los principales factores que contribuye de manera más significativa al fenómeno de la contaminación ambiental (López et. al., 2010).

En la mayoría de los casos, los lodos generados producidos en las plantas de tratamiento de agua son descargados directamente al drenaje o son desechados, sin que se les realice algún tipo de tratamiento previo, en presas, terrenos y, en menor medida, son dispuestos en lagunas y rellenos sanitarios. La causa de esta situación es la falta de recursos para llevar a cabo el tratamiento de los lodos, aunado a que no existen suficientes normativas que controlen su reutilización de forma favorable (Amador Díaz et. al., 2015).

Diariamente se generan grandes volúmenes de estos lodos en las plantas de tratamiento de aguas residuales, los cuales cuentan con una carga de microorganismos patógenos que constituyen un riesgo para la salud. Debido a las exigencias en depuración de las aguas residuales, para garantizar el cumplimiento de las regulaciones y normativas nacionales e internacionales, estas son sometidas a tratamientos más rigurosos, con el objetivo de remover sus contaminantes; por lo tanto, la contaminación de los lodos tiende a un incremento (Amador Díaz et. al., 2015).

En el caso de las aguas residuales, cada vez existe un mayor interés por mejorar las plantas de tratamiento de aguas residuales, además de la implementación de sistemas de reuso y reciclaje. Así mismo, se busca utilizar los subproductos, tales como los lodos y el biogás (Hernández et. al., 2014) que son generados durante los procesos mecánicos, biológicos y químicos de purificación de las aguas servidas en las plantas de tratamiento de aguas residuales, las cuales contienen una gran cantidad de materia orgánica, microorganismos, macro y micronutrientes, así como metales pesados y agua (Amador Díaz et. al., 2015).

En la actualidad el tema del tratamiento de agua residual tiene un enfoque lineal, es decir, consiste en obtener el agua de una fuente principal, tratarla para su consumo, una vez utilizada es descargada, tratada y vertida a las fuentes naturales de agua.

En el informe Aguas Residuales: De residuo a recurso, se menciona que "El desarrollo urbano futuro necesita enfoques que minimicen el consumo de los recursos y que se centren en la recuperación del recurso, siguiendo los principios de la llamada economía circular. En este contexto, las aguas residuales son y deben considerarse un recurso valioso a partir del cual pueden extraerse energía y nutrientes, así como ser una fuente adicional de agua" (Rodríguez et. al., 2020).

Al hacer uso de los principios de economía circular en la gestión de las aguas residuales pueden ayudar a que los procesos de las Plantas de Tratamiento de Agua pasen de ser servicios costos a servicios autosostenibles. Una de las principales ventajas de adoptar los principios de economía circular en la gestión de aguas residuales es que la recuperación y el nuevo uso del recurso podrían transformar el saneamiento de ser un servicio costoso a uno que es autosostenible y añade valor a la economía.

El tratar el agua residual como un recurso, permite que se logren diferentes Objetivos de Desarrollo Sostenible que tiene el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, "los cuales son un llamado para poner fin a la pobreza, proteger el planeta y garantizar que todas las personas gocen de paz y prosperidad para 2030" (Naciones Unidas, 2015). En la Figura 2, se muestran los 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible.

FIGURA 2. OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE





































Fuente: Programa de las Nacionales Unidad Para el Desarrollo, 2015

Los Objetivos de Desarrollo Sostenible que se logran, ya sea de manera directa o indirecta, se mencionan a continuación:

- ODS #6, "Agua Limpia y Saneamiento" cuyo objetivo es garantizar la disponibilidad de agua y su gestión sostenible y el saneamiento para todos.
- ODS #7, "Energía Asequible y no Contaminante" cuyo objetivo es garantizar el acceso a una energía asequible, segura, sostenible y moderna para todos.
- ODS #9, "Industria, Innovación e Infraestructura" cuyo objetivo es construir infraestructuras resilientes, promover la industrialización inclusiva y sostenible y fomentar la innovación.
- ODS #11, "Ciudades y Comunidades Sostenibles" cuyo objetivo es lograr que las ciudades y los asentamientos humanos sean inclusivos, seguros, resilientes y sostenibles.
- ODS #12, "Producción y Consumo Responsables" cuyo objetivo es garantizar modalidades de consumo y producción sostenible.
- ODS #13, "Acción por el Clima" cuyo objetivo es adoptar medidas urgentes para combatir el cambio climático y sus efectos.

SITUACIÓN DEL BIOGÁS

INTERNACIONAL

A nivel mundial la producción de biogás ha aumentado aproximadamente entre 4.5% y 5%, siendo Alemania el país mayor productor de este combustible en Europa. Dinamarca es uno de los países que han llegado a sus tasas máximas de valorización de biogás a partir de los lodos que se obtienen del tratamiento de las aguas residuales considerando como base las capacidades de la población; por otro lado, Italia, España y Francia son los países que tienen la menor producción de biogás en las plantas de tratamiento de agua en base a sus capacidades de la población. Los países de la Unión Europea como República Checa, Hungría, Polonia, Eslovenia y Eslovaquia han mejorado notablemente la gestión del biogás (Bodík et. al., 2010).

Según Makisha (2016), cada vez son más los sistemas de tratamiento anaeróbico de aguas residuales que se están implementando de forma intensiva en las plantas de tratamiento de agua en todo el mundo. En la última década, se han puesto en servicio más de 300 estaciones de biogás en todo el continente europeo, siendo estas estaciones las que pueden producir más de 30 mil millones de kWh de energía eléctrica y 40 mil millones de kWh de energía térmica.

En cuanto a la eficiencia térmica que se produce del gas en los reactores de digestión anaeróbica, es de aproximadamente 6.5 kWh/m3 en comparación con la eficiencia de 10 kWh/m3 que tiene el gas natural (Makisha, et. al. 2018). En 2005 fue inaugurada en Suecia un "Modelo ecológico", el cual también es llamado como tecnología Biomar, la cual es la primera Estación de Depuración de Aguas Residuales en Europa que funciona bajo esta ecología, tecnología segura y eficiente en el campo de energía.

El biogás que se obtiene, además se utiliza además como un recurso energético para suministrar electricidad a otras industrias. Así, esta tecnología toma en consideración cuestiones ecológicas (al realizar un tratamiento de las aguas residuales) y económicas (al producir y comercializar la energía) (Makisha, 2016); además, en la actualidad se utiliza o se están en desarrollo alrededor de 60 diferentes tipos de tecnologías de biogás. Sin embargo, estas tecnologías aún no son perfectas, pero sí tienen ventajas significativas para el futuro (Makisha, et. al. 2018).

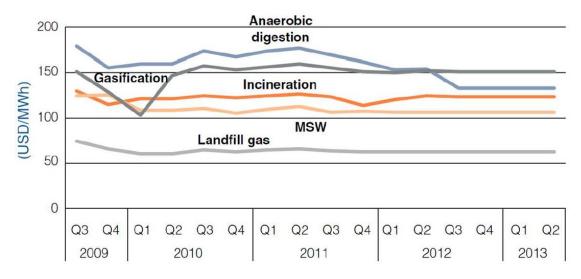
El Reporte de Inteligencia Tecnológica (IMP, 2020), identifica los puntos relevantes del biogás a nivel internacional, entre los que se encuentran:

- A nivel mundial, hubo un incremento en el interés del aprovechamiento del biogás como fuente de energía durante los últimos 15 años, por lo que hay países que tienen un mayor trabajo de investigación y desarrollo sobre el tema, políticas y apoyos gubernamentales que promueven su uso.
- Las regiones y países, donde la producción de biogás se ha ido incrementando son Europa (Alemania, Italia, Francia, Reino Unido, Dinamarca, ...), Asia (China e India) y "Norte" américa (Estados Unidos)
- Entre los usos que le dan al biogás en las diferentes regiones prevalecen:
 - Generación de electricidad como suministro para el transporte a través de una planta de biometano (Europa)
 - o Generación de electricidad para consumo (Estados Unidos)
 - Como medio para medio de calentamiento para cocinar (Asia)

En la Figura 3 se representa el costo nivelado de energía para producir energía eléctrica por biomasa (Anaerobic digestion) de las principales tecnologías comerciales, donde se puede observar que entre el segundo semestre de 2009 y el primer semestre de 2013 tuvo un descenso de aproximadamente

el 25% en el costo por MWh generado, lo cual hace que sea una opción competitiva contra otra fuente de combustible.

FIGURA 3. COSTO NIVELADO DE ENERGÍA PARA PRODUCIR ENERGÍA ELÉCTRICA POR BIOMASA DE LAS PRINCIPALES TECNOLOGÍAS COMERCIALES



Fuente: World Energy Council, 2013

NACIONAL

El Reporte de Inteligencia Tecnológica (IMP, 2020) menciona que a nivel nacional, no existe una meta en específico sobre el tema de aprovechamiento del biogás, pero se ha establecido como objetivo nacional en la Ley de Transición Energética para las fuentes de energía limpia que "la Secretaría de Energía fijará como meta una participación mínima de energías limpias en la generación de energía eléctrica del 25 por ciento para el año 2018, del 30 por ciento para el año 2021 y del 35 por ciento para el año 2024". Por otro lado, EY México (2018), establece que las metas que tiene México para la generación de electricidad mediante energías limpias se muestran en la Figura 4.

FIGURA 4. METAS PARA GENERACIÓN DE ELECTRICIDAD A TRAVÉS DE ENERGÍAS LIMPIAS



Fuente: Ministerio Federal de Economía y energía de Alemania y SENER.

En la Figura 5, podemos observar la distribución de fuentes potenciales para la producción de biogás provenientes de plantas de tratamiento de aguas residuales, siendo Nuevo León uno de los estados con ese potencial.

FIGURA 5. FUENTES POTENCIALES PARA LA PRODUCCIÓN DE BIOGÁS PROVENIENTES DE PLANTAS DE TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES.



Fuente: REMBIO, 2012

USOS Y BENEFICIOS

Existen cuatro tipos principales de aplicaciones en las que el biogás puede ser utilizado: la primera es para la producción de calor y vapor; la segunda es para la generación y/o co-generación de electricidad; la tercera, se puede usar como combustible vehicular; y la cuarta para la producción de productos químicos (Bodík et. al., 2010).

Según Rössel et. al. (2013) el uso del biogás en la generación de energía alterna a la de los combustibles fósiles, tiene un cúmulo de ventajas, entre las que se encuentran la prevención de la descarga de metano hacia la atmósfera, la mejora de la situación ambiental actual y, además, es una fuente adicional para la producción de electricidad, calor y gasolina; sin embargo, invariablemente su uso es acompañado del problema de recaudación de una cantidad de biomasa suficiente para obtener energía de una manera constante.

Por otra parte, Makisha (2016) señala que entre las ventajas de la digestión anaeróbica del agua residual se encuentra la eficiencia ecológica, las concentraciones de contaminantes en la descarga que ya cumplen con los requerimientos normativos; por lo tanto, no hay multas por superar los

límites, producción de energía, disminución en las emisiones del biogás al aire, además de una eficiencia económica: Sin embargo, el biogás es un combustible que minimiza las emisiones nocivas al medio ambiente mas no las elimina por completo.

El biogás puede ser utilizado en la producción de energía para consumo doméstico, instalaciones de tratamiento de agua y/o energía en la red eléctrica (Mikisha, et. al., 2018), como combustible en equipos comerciales diseñados para su funcionamiento con gas natural o propano (como son los calentadores, lámparas, estufas, refrigeradores, etc.). No obstante, no cabe duda de que el uso más interesante que puede tener el biogás en estos momentos es en la generación de electricidad y de calor, ya sea de manera individual o conjunta. El biogás con un grado medio de pureza puede llegar a ser utilizado en motores de combustión interna y turbinas de gas, esto a través de celdas de combustible o de hidrógeno y representan una tecnología prometedora para la producción de energía eléctrica. Es importante notar que esta tecnología fue desarrollada inicialmente para utilizar gas natural y que, puede utilizar biogás debido a su menor impacto ambiental, su menor consumo y a la obtención de un rendimiento aceptable, siempre y cuando éste se encuentre libre de impurezas y con un alto contenido de hidrógeno (Rössel et. al., 2013).

Una de las primeras aplicaciones registradas del uso del biogás en el sector energético data de finales del siglo XIX en Exeter Inglaterra; el gas producido por una planta tratadora de aguas municipales era empleado en el alumbrado público. Durante los primeros años y hasta mediados del siglo XX el tema de la producción de biogás fue abordado ampliamente, pero a su vez abandonado debido a que representaba un alto costo y una poca factibilidad (Hernández et. al., 2014). En cambio, los digestores de lodos más antiguos en Francia han estado en funcionamiento desde finales de la década de 1940; sin embargo, el 17% de los digestores que actualmente se encuentran en funcionamiento datan de 1970. Hasta esta fecha, el biogás que era producido en estos digestores no era explotado económicamente, debido a que es un gas con un olor demasiado desagradable, tóxico y difícil de reutilizar (Bodík et. al., 2010).

Según Gu, Y. et. al., (2017) las plantas de tratamiento de agua son clasificadas frecuentemente como las principales empresas de consumo de energía eléctrica por municipio; representan un gasto total entre el 25% y el 40% los costos del consumo de energía y que se prevé que este porcentaje aumente en un 20% en los próximo 15 años; razón por la que en los últimos años se han comenzado a construir plantas de tratamiento de aguas residuales autosuficientes energéticamente y a analizar la reducción de costos de operación y consumo de energía. Sin embargo, la demanda de energía

que genera una planta de tratamiento de agua se ve afectada por la ubicación de la planta, el tamaño de carga hidráulica, tipo de proceso de tratamiento que se utiliza, requisitos de calidad del agua una vez tratada, antigüedad de la planta, experiencia del personal, entre otras.

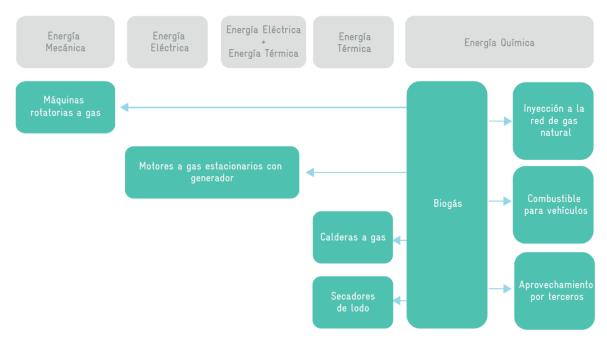
En la actualidad, el biogás que se genera en las instalaciones de tratamiento de aguas residuales en Moscú está siendo utilizada para la generación de vapor en las calderas de la planta, donde el 75% de este vapor se consume para calentar los digestores y el 25% restante para calentar las habitaciones y calderas de agua caliente (Makisha, et. al. 2018). Por otro lado, Gu, Y., et. al., (2017) mencionan que, a nivel mundial, 12 plantas de tratamiento de agua residual han alcanzado una autosuficiencia energética del 90%, ubicándose la mayoría de ellas en los Estados Unidos de América. Entre ellas destaca la planta de tratamiento ubicada en Oakland, California que recibe un caudal de 70 millones de galones por día y comenzó produciendo en un inicio el 70% de biogás; sin embargo, en 2012 aumentó su capacidad de producción de energía eléctrica y actualmente satisface en un 126% de su demanda de energía eléctrica, por lo que el excedente de electricidad generada es suministrado a la red de electricidad. Otro ejemplo de una planta autosuficiente de energía al 100% es la planta de tratamiento de aguas residuales de Sheboygan (Gu, Y., et. al., 2017).

Para poder hacer uso de energía eléctrica producida mediante biogás obtenida de las plantas de tratamiento de agua, Estrada Gasca (2013) menciona que deberá ser considerado "que exista una seguridad en el suministro eléctrico, tener conocimiento de las reservas energéticas con las que se cuenta, los precios y costos, la minimización del impacto ambiental de los sistemas eléctricos" (p. 78).

USOS

La Secretaría de Energía (SENER, 2017), en su Mapa de Ruta Tecnológica Biogás establece que el biogás puede ser utilizado para la generación de electricidad, la generación de calor o vapor y como combustible para vehículos. El Programa Aprovechamiento Energético de Residuos Urbanos en México (ENRES, 2017) coincide en que la conversión de la energía química en energía eléctrica y/o térmica, permitiría que éstas fueran provechadas por las Plantas de Tratamiento de Aguas para su operación. Además de tener otros usos, los cuales podemos observar en la Figura 6.

FIGURA 6. USOS DEL BIOGÁS



Fuente: Programa Aprovechamiento Energético de Residuos Urbanos en México (ENRES, 2017).

BENEFICIOS

Dentro de los beneficios que la Secretaría de Energía (SENER, 2017) identifica que:

- El biogás da seguridad energética, ya que permite dejar de depender de combustibles fósiles, así como cumplir con los compromisos pactados sobre el desarrollo de energías sostenibles.
- El biogás ayuda al cuidado del medio ambiente, ya que la combustión del metano, principal componente del biogás no genera contaminantes como hollín ni cenizas. Además de que reduce los costos generados por el mantenimiento a las plantas de tratamiento de agua.
- El biogás ayuda a reducir el impacto de gases de efecto invernadero, ya que para el año 2017 se estimaba que se generaban 30 millones de toneladas anuales de metano, sin embargo, gracias al aprovechamiento del biogás se pudieran estar evitando la emisión de 13 toneladas anuales de metano.
- El usar el biogás como fuente para la generación de energía eléctrica para autoconsumo,
 trae consigo beneficios económicos, ya que se reduciría el costo de adquisición de energía,
 además de tener la posibilidad de vender la energía sobrante.

En la Tabla 1 se muestran los beneficios que el Reporte de Inteligencia Tecnológica (IMP, 2020) asocia con el aprovechamiento del biogás.

TABLA 1 GENERACIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA POR BIOMASA Y PARTICIPACIÓN DEL BIOGÁS.

Tipo	Beneficios			
Enorgático	Producción de energía eléctrica			
Energético	Uso directo (es decir, cocción de alimentos)			
	Ahorros en generación eléctrica y usos térmicos			
Económico	Posible negociación de Certificados de Energía Limpia (Bonos de Carbono)			
	Reducción de los derechos de descarga de aguas residuales.			
	Aplicación de biofertilizantes en el campo.			
	Reducción de las emisiones de GEI			
Ambiental	Complemento en dependencia en el uso de energía y combustibles			
	Reducción de la cantidad de contaminantes en aguas residuales.			
	Eliminación de olores / vectores que transmiten enfermedades.			
	Disminución de insectos y roedores.			

Fuente: Reporte de Inteligencia Tecnológica (IMP, 2020)

En el informe Aguas Residuales: De residuo a recurso (Rodríguez et. al., 2020), se mencionan los flujos de ingresos adicionales o ahorros en costos que se pudieran tener al aprovechar el biogás como recurso, los cuales se muestran en la Figura 7.

FIGURA 7. FLUJOS POTENCIALES DE INGRESOS Y AHORROS DE LAS PLANTAS DE TRATAMIENTO PARA LA RECUPERACIÓN DE LOS RECURSOS.



FUENTE: Aguas Residuales: De residuo a recurso (Rodríguez et. al., 2020)

MARCO REGULATORIO EN ENERGÍAS RENOVABLES

Por un lado, Madlener et. al., (2005) plantean que al interrelacionarse los sistemas socioeconómicos y ambientales es necesario que los impactos de las actividades humanas en el ambiente deban minimizarse, así como mantener el bienestar de los seres humanos; mencionan además que la medida para reducir estos impactos es la utilización de instrumentos de política. Por esta razón Fuchs en Islas Samperio et. al. (2013) incluyen en esta perspectiva de apoyo a las fuentes renovables tanto a la oferta como a la demanda de energía; también afirman que "la intervención de política es necesaria para ayudar a productores y consumidores se muevan hacia trayectorias tecnológicas renovables y dar soporte a la difusión de estas tecnologías en el mercado" (p. 3).

Menanteau, et al. (2003) y Finon et. al., (2007) coinciden en que está justificada la utilización de instrumentos de soporte a las fuentes renovables de energía debido a que éstas contribuyen a la preservación de bienes públicos, tales como aire limpio y estabilidad climática; sin embargo, Menanteau (2003) indica que "los actores privados no están preparados para invertir en algo por lo cual cada quien puede actuar libre de cargo".

De acuerdo con Islas Samperio et. al. (2013) los subsidios anuales totales para los combustibles fósiles como el carbón, petróleo y gas en 27 países de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico fueron de 57 billones de dólares americanos, mientras que en 22 países que no pertenecen a la misma organización fueron de 94 billones de dólares americanos; por otro lado, las energías renovables y eficiencia energética recibieron 9 billones de dólares americanos en los países pertenecientes a la Organización.

La Secretaría de Energía (SENER, 2018) establece que en la Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos se encuentran los Artículos para le implementación de proyectos de energías renovables, mismos que se muestran en el Figura 8.

FIGURA 8. ARTÍCULOS DE LA CONSTITUCIÓN POLÍTICA DE LOS ESTADOS UNIDOS MEXICANOS PARA LA IMPLEMENTACIÓN DE PROYECTOS DE ENERGÍAS RENOVABLES.

Artículo 4^{to}

•"... Toda persona tiene derecho a un medio ambiente sano para su desarrollo y bienestar. El estado garantizará el respeto a este derecho. El daño y deterioro ambiental generará responsabilidad para quien lo provoque en términos de los dispuesto por la ley. ..."

Artículo 25^{to}

•"Corresponde al Estado la rectoría del desarrollo nacional para garantizar que éste sea integral y sustentable, que fortalezca la Soberanía de la Nación y su régimen democrático y que, mediante el fomento del crecimiento económico y el empleo y una más justa distribución del ingreso y la riqueza, permita el pleno ejercicio de la libertad y la dignidad de los individuos, grupos y clases sociales, cuya seguridad protege esta Constitución".

Artículo 26^{to}

• "El Estado organizará un sistema de planeación democrática del desarrollo nacional que imprima solidez, dinamismo, permanencia y equidad al crecimiento de la economía para la independencia y la democratización política, social y cultural de la Nación".

Artículo 27^{mo}

•"... Corresponde exclusivamente a la Nación la planeación y el control del sistema eléctrico nacional, así como el servicio público de transmisión y distribución de energía eléctrica; en estas actividades, no se otorgarán concesiones, sin perjuicio de que el Estado pueda celebrar contratos con particulares en los términos que establezcan las leyes, mismas que determinarán la forma en que los particulares podrán participar en las demás actividades de la industria eléctrica..."

Fuente: SENER (2018)

Así mismo, en la Figura 9 observamos las principales leyes para la planeación energética y su regulación que establece la Secretaría de Energía (SENER, 2018),

FIGURA 9. PRINCIPALES LEYES PARA LA PLANEACIÓN ENERGÉTICA Y SU REGULACIÓN.

Ley de Planeación

Establece normas y principios para orientar la Planeación Nacional del Desarrollo, así como las bases para el funcionamiento del Sistema Nacional de Planeación Democrática. Asimismom y de acuerdo al Artículo 4^{to} de la Ley corresponde al Ejecutivo Federal conducir la planeación del desarrollo nacional.

Ley Orgánica de la Administración Pública Federal

Señala que corresponde a la SENER establecer, conducir y coordinar la política energética del país. Para ello, la SENER deberá dar prioridad a la seguridad y diversificación energética, así como al ahorro de energía y protección del medio ambiente.

Ley de los Órganos Reguladores Coordinados en Materia Energética

Sienta las bases para la organización y funcionmaiento de los Órganos Reguladores Coordinados, que son la Comisión Nacional de Hidrocarburos (CNH) y la CRE

Fuente: SENER (2018)

En la Figura 10, se identifican los objetivos de las leyes que promueven un mayor uso de energías renovables que establece la Secretaría de Energía (SENER, 2018).

FIGURA 10. OBJETIVOS DE LAS LEYES QUE PROMUEVEN UN MAYOR USO DE ENERGÍAS RENOVABLES

Ley General de Cambio Climático

"Tiene como objetivo garantizar el derecho a un medio ambiente sano, a desarrollo sustentable, así como a la preservación y restauración del equilibrio ecológico. Una de las principales características de la LGCC es el establecimiento de un conjunto de metas con el fin de orientar el desempeño de México hacia una economía baja en carbono".

Ley Orgánica de Transición energética

"Tiene como objetivo regular el aprovechamiento sustentable de la energía, así como las obligaciones en materia de energías limpias y de reducción de emisiones contaminantes de la industria eléctrica, manteniendo la competitividad de los sectores productivos."

Ley de la Industria Eléctrica.

"Tiene como objetivo regular la planeación y el control del SEN. el Servicio Público de Transmisión y Distribución de Energía Eléctrica y las demás actividades de la industria eléctrica, además de promover el desarrollo sustentable de la industria eléctrica y garantizar su operación continua, eficiente y segura en beneficio de los usuarios, así como el cumplimiento de las obligaciones de servicio público y universal, de energías limpias y la reducción de emisiones contaminantes."

Fuente: SENER (2018)

Del Río en Islas Samperio et. al. (2013) analiza algunos de los impactos del desarrollo de energías renovables en varios aspectos tales como:

- La creación de empleos: Las energías renovables tienen dos tipos de efectos, "el efecto de expansión" debido a la producción y a las inversiones de estas energías, y el otro, "el efecto de contracción" debido al incremento en los precios de electricidad como resultado de costos más altos de las energías renovables y que pudieran hacer caer la demanda de energía y como consecuencia aumentar el desempleo.
- Impactos socioeconómicos: Se puede tener como impacto una diversificación productiva en regiones menos desarrolladas y aumentar su nivel de competitividad (p. 4).

Islas Samperio et. al. (2013) señalan que "los instrumentos utilizados por el Estado para el fomento del desarrollo económico parte de políticas o áreas de política dado que "los Estados se valen de las políticas como un medio para influir en el comportamiento de las empresas y así dar forma al desarrollo industrial" sectorial" (p. 4); mientras que Pfaffenberger, et al., (2006) mencionan que los

instrumentos de promoción de las fuentes renovables de energía se pueden distinguir en las siguientes 4 categorías: instrumentos institucionales, regulación de precios, regulación de cantidades (cuotas) y medidas voluntarias.

En el tema de ingreso público, la medida fiscal que es más utilizada para las fuentes renovables de energía, está relacionado con los impuestos ecológicos que se dividen en impuestos a la energía y al dióxido de carbono, siendo estos últimos los que utilizan los países cuando requieren de reducir las emisiones de dióxido de carbono u otro tipo de gases de efecto invernadero como lo son el óxido nitroso y el metano; mientras que el tema de egreso público hace referencia al soporte a nivel gubernamental que se da de dos formas: inversiones públicas o subsidios.

Es así que los ingresos por impuestos ecológicos pueden utilizarse para incrementar los ingresos del Estado, financiar esquemas de promoción para las fuentes renovables de energía, o en su caso, reducir las cargas fiscales en otros campos. Algunas desventajas que traen consigo este tipo de impuestos son:

- Creación de problemas financieros para personas de bajos ingresos.
- Deterioro de las condiciones en la competencia internacional de las industrias con alto consumo de energía.
- El efecto que las fuentes renovables de energía pueden ser bajo debido a que otras opciones pueden ser más efectivas económicamente hablando.

Sin embargo, las medidas voluntarias son los esfuerzos por parte de consumidores finales o industrias para la aplicación de las fuentes renovables de energía o ahorro de energía de manera voluntaria y que se basan en información y educación.

De Lovinfosse en Islas Samperio et. al. (2013) señala que una forma de caracterizar a los instrumentos de fomento para el uso de fuentes renovables de energía en el sector eléctrico está conformada por tres elementos:

Los actores a los cuales va enfocado el instrumento de política que son el grupo objetivo: Los instrumentos de política apuntan a influenciar el comportamiento de un grupo específico de actores o grupo objetivo. Los grupos objetivos son los actores cuyo comportamiento necesita ser modificado para alcanzar metas de política determinadas.

Los incentivos utilizados para alcanzar el objetivo de política: debido a que los instrumentos de política apuntan a alcanzar los objetivos de la política por el uso de incentivos específicos diseñados para inducir una modificación en el comportamiento de los actores.

Los recursos financieros movilizados por el instrumento: Diferentes criterios pueden aplicar acerca de cómo caracterizar los recursos: la naturaleza del recurso (información, organización, autoridad, legitimidad, dinero), el efecto de los recursos (redistribución entre los actores), y el origen de los recursos (público versus privado) (p. 7).

Estrada Gasca (2013) plantea un escenario para el año 2030 en el que dice que habrá nuevas políticas energéticas que consideren una economía baja en carbón, así como una tendencia de disminución del petróleo y del carbón, mientras que el gas tendrá una tendencia en aumentar, así como una tasa mayor de energías renovables que irán creciendo y penetrando mercados mundiales. Así mismo, plantea un escenario para el año 2040 en la que la demanda mundial del petróleo (p. 78).

En la actualidad las energías renovables pueden cubrir hasta un 50% de la demanda energética mundial mediante el uso de fuentes renovables de energía; por lo tanto, México requiere un cambio de paradigma energético que permita entrar a la transición energética y de esta manera sean las energías renovables una solución importante para la resolución del problema energético que se tiene en la actualidad en el país con respecto a su desarrollo sustentable. Sin embargo, para lograr estos objetivos, es necesario realizar un esfuerzo en conjunto de apoyo a la investigación, el desarrollo y la educación, ya que las energías renovables son una gran oportunidad para la innovación, el desarrollo científico, tecnológico, económico y social de México.

BARRERAS PARA EL DESARROLLO DE LOS BIOCOMBUSTIBLES.

La Secretaría de Economía (SENER, 2017) identifica cinco tipos de barreras para la industria del biogás, entre las que están:

 Barreras en el ámbito regulatorio: a México le hacen falta normas a nivel nacional que se encarguen de regular la producción y el manejo del biogás, por lo que propone la creación de normas nacionales que eliminen esta barrera, o bien, adecuar las normas ya existentes que sean aplicables al metano.

- Barreras en el ámbito económico: no cuenta con difusión de esquemas de los financiamientos que se encuentran disponibles para proyectos relacionados a la producción del biogás, además de que le hace falta desarrollar el mercado de biometano.
- Barreras en el ámbito social: no se cuenta con la sensibilización de la sociedad hacia el problema al medio ambiente que estamos generando al no disponer los residuos adecuadamente, además de que existe un desconocimiento de los beneficios que pudiera tener el aprovechamiento del biogás.

FIGURA 11. PRINCIPALES BARRERAS PARA EL DESARROLLO DE PROYECTOS DE VALORIZACIÓN ENERGÉTICA EN MÉXICO

La tasa que los municipios cobran a la población por manejo de RSU nopermite cubrir los costos reales de la gestión de residuos.

La energía generada a partir de RSU y lodos no es competitiva en precios frente a la energía de combustibles fósiles y otras energías limpias.

Los ingresos generados por manejo de RSU, CEL, venta de energía y CER no compensan los costos de la actividad.

Fuente: Programa Aprovechamiento Energético de Residuos Urbanos en México (ENRES, 2017)

ESTIMACIÓN DE AHORRO EN ENERGÍA ELÉCTRICA

Según el Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, se identificó que muchas de las Plantas de Tratamiento de Aguas Residuales presentan problemas debido a diferentes factores entre los que se encuentran; problemas de operación, gastos de operación inferior al caudal de diseño, calidad del agua a tratar con concentración de materia orgánica diferente a la caracterización de diseño, y dilución del influente durante la temporada de lluvias o por filtración a la red de alcantarillado (IMTA, 2016).

Así mismo, el Instituto Mexicano de Tecnología del Agua establece que la producción del biogás es directamente dependiente de tres aspectos; el caudal de agua a tratar, a la materia orgánica en el influente y a la modalidad del proceso. Por lo tanto, a mayor cantidad del caudal y a la materia orgánica del influente, será mayor la cantidad de biogás generado (IMTA, 2016).

El Programa Aprovechamiento Energético de Residuos Urbanos en México publica otros datos sobre el potencial de generación de energía eléctrica para cada una de las plantas de tratamiento de agua, los cuales se muestran en la Tabla 2 (ENRES, 2017).

TABLA 2. PTAR EN MÉXICO CON CAPACIDAD POTENCIAL DE GENERACIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA.

Nombre PTAR	Estado	Flujo de diseño L/s	Producción de biogás M³/d	Producción de energía eléctrica kWh/d	Capacidad de generador kW
"Norte"	Nuevo León	3,000	15,505	32,250	1,613
"Dulces Nombres"	Nuevo León	5,000	41,680	86,695	4,335

Fuente: Instituto Mexicano de Tecnología del Agua (IMTA, 2016)

En la Tabla 3 el Instituto Mexicano de Tecnología del Agua presenta una estimación de la reducción en la cantidad de emisiones para cada una de las plantas de tratamiento de agua que estamos abordando en esta investigación, considerando la cantidad de biogás que cada una puede producir bajo las condiciones de operación de las plantas (IMTA, 2016).

TABLA 3. REDUCCIÓN DE EMISIONES DE LAS PTARS POR NO UTILIZAR LA RED CONVENCIONAL DE ENERGÍA ELÉCTRICA. IMTA (2016)

Nombre	Estado	Energía kWh	Energía MWh año ⁻¹	Reducción de Emisiones t CO₂e año⁻¹
"Norte"	Nuevo León	2,691.58	23,578.24	10,798.83
"Dulces Nombres"	Nuevo León	6,152.10	53,892.40	24,682.72

Fuente: Instituto Mexicano de Tecnología del Agua (IMTA, 2016)

CAPÍTULO III: MARCO METOLOGÓGICO

SERIES DE TIEMPO Y ESTUDIOS DE FUTURO

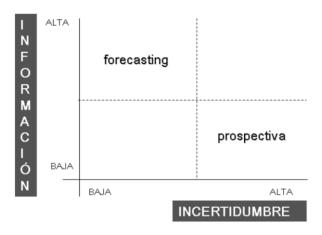
Hernández et. al. (2008) establece que el estudio de las series de tiempo tiene como objetivo principal el desarrollo de modelos estadísticos que permitan explicar el comportamiento de una variable aleatoria que varía con el tiempo, además que sean capaces de estimar pronósticos futuros de dicha variable aleatoria; por lo que es de suma importancia el manejo de las series de tiempo para conocer predicciones de los valores futuros, así como un aporte en los criterios que ayudan a reducir el riesgo en la toma de decisiones o bien, a lograr una implementación exitosa de políticas futuras. Es por esto que son de suma importancia las series de tiempo para el estudio del futuro, ya que, con base a un objetivo en un periodo de tiempo establecido, se puede tomar como referencia datos históricos que nos permitan hacer aproximaciones en el horizonte planeado, anticipándonos y generando las condiciones necesarias para lograr el objetivo, o bien, preparase para afrontar las adversidades que se pudieran identificar.

Policy Horizons Canada (2018) establece que la prospectiva (foresight) no se encarga de predecir el futuro, sino que busca explorar la gama de futuros plausibles que pudieran surgir, siendo una herramienta para respaldar la formulación de políticas; por otro lado, establece que la predicción (forecasting) es el proceso mediante el cual se pueden realizar pronósticos sobre el futuro, basados en datos históricos y el análisis de tendencias, siendo una herramienta para "predecir" el comportamiento de una variable.

Mojica (2006) establece que, si asociamos al forecasting y a la prospectiva con la situación de incertidumbre que ocasiona el análisis del futuro, podemos constatar una relación inversa entre incertidumbre e información, por lo tanto, a menor información mayor incertidumbre y viceversa, tal como se muestra en la Figura 12.

Tomando en cuenta que este trabajo de investigación se basa en series de tiempo se busca realizar un forecasting a 24 meses ya que la cantidad de datos de las variables que se analizarán corresponden a 165 meses, por lo que el nivel de certidumbre se basará en el horizonte establecido, es decir, entre más parecido sea el número de meses del horizonte propuesto al número de meses que tenemos registro, mayor será la incertidumbre de los resultados.

FIGURA 12. RELACIÓN DEL FORECASTING Y LA PROSPECTIVA CON LA INFORMACIÓN Y LA INCERTIDUMBRE



Fuente: Mojica, 2008

METODOLOGÍA

La aproximación metodológica con la que se abordará este proyecto de investigación es un método cuantitativo, ya que utiliza valores numéricos para estudiar un fenómeno. En la Tabla 4, encontramos algunas de las ventajas de realizar una investigación a través de un método cuantitativo que Cadena Iñiguez, et. al. (2017) identifican.

TABLA 4. VENTAJAS DE LOS MÉTODOS CUANTITATIVOS

	-
	Basada en la inducción probabilística del positivismo lógico.
	Medición penetrante y controlada
	Objetiva
	Inferencia más allá de los datos
	Confirmatoria, inferencial, deductiva
Na Va	Orientada al resultado
tati	Datos "sólidos y repetibles"
Investigación cuantitativa	Generalizable
, ra	Particularista
E C	Realidad estática
ıció	Se limita a responder
iig	Sus hallazgos son generalizables
est	Siempre plantea hipótesis
<u>2</u>	Predicción más fuerte
	La medición es muy precisa
	La interacción del investigador y el sujeto de estudio es baja
	La planeación es precisa
	Ocupan poco tiempo para su ejecución
	Interpretación de resultados con mucha objetividad

Fuente: Cadena Iñiguez, et. al. (2017)

Una de las herramientas para el proceso constructivo de un método cuantitativo es el análisis de series de tiempo (misma que será utilizada en este proyecto de investigación), que, así como nos sirven como información general sobre lo que se esté estudiando también nos ayuda a generar un análisis estratégico de la información para el futuro.

Cuando se habla de una serie de tiempo, se trata de un conjunto de datos o valores de una variable que se observan y recopilan en intervalos de tiempo regulares (ya sea diario, semanal, mensual, semestral, anual, etc.).

Para este proyecto de investigación, se emplearán cuatro diferentes métodos de series de tiempo que nos permitirán tener una aproximación más certera de los valores en el horizonte planeado. Las series de tiempo serán analizadas a través de los modelos ARIMA y ETS, así como del método de Autorregresión de Redes Neuronales, los cuales son modelos univariados. Sin embargo, son herramientas de pronóstico que nos permiten tener aproximaciones en el plazo deseado. De igual forma, se empleará un método de Autorregresión Vectorial en R (Vector Autoregression o VAR), ya que es una herramienta de pronóstico multivariante que permite una alternativa simple y flexible al tradicional sistema estructural de ecuaciones, la cual puede ayudar a entender mejor la relación entre series, a diferencia de los modelos de pronóstico univariados estándar (Eloriaga, J., 2020).

VARIABLES

La digestión anaerobia es un proceso biológico que se da en las plantas de tratamiento de aguas residuales, en el que la materia orgánica en ausencia de oxígeno y presencia de bacterias específicas se descompone en biogás; el cual puede ser utilizado como combustible para la generación de energía eléctrica. La temperatura atmosférica impacta en el consumo de agua, ya que entre más cálidas sean las temperaturas, mayor es el consumo; además de que entre la temperatura es un factor importante en el proceso de tratamiento de aguas residuales. Las plantas de tratamiento que se están analizando en este trabajo dependen en su totalidad de la energía eléctrica suministrada por un tercero, por lo que es importante poder predecir la demanda energética que éstas pudieran tener para establecer si con la electricidad que se genere usando el biogás como combustible pudieran ser autosostenibles energéticamente.

La colección de datos cuantitativos que nos ayudaran a conocer el comportamiento de estas variables a lo largo de los años y así poder prospectar cómo influirán en el futuro, generando así situaciones hipotéticas que puedan ayudar a tomar decisiones en el presente. Para la recolección

de datos cuantitativos se realizó a través de consultas en las páginas oficiales de las instituciones seleccionadas, o en su caso, se buscó la opción de obtener la información directamente con instituciones públicas y/o privadas que agreguen valor al proyecto de investigación; con el fin de generar un reporte histórico y con base a tendencias de consumos y crecimiento, hacer una proyección aproximada sobre estas variables en el horizonte de estudio establecido.

En el caso de las variables que estén relacionadas a las plantas de tratamiento de agua residuales se buscó en la dependencia Servicios de Agua y Drenaje de Monterrey; para las variables relacionadas con la población se hizo la búsqueda en el Instituto Nacional de Estadística y Geografía; y para las variables que están relacionadas con el medio ambiente se hizo la búsqueda en la Comisión Nacional del Agua. Todos los datos provienen de consulta a fuentes oficiales.

Una vez que son obtenidas las variables se analizarán los datos a un periodo de 24 meses para determinar hasta qué punto las plantas pueden seguir brindando servicio a las aguas tratadas proyectadas, de acuerdo con el crecimiento de la demanda, así como saber que tan autosuficientes resultan en energía.

POBLACIÓN

El crecimiento poblacional o también conocido como crecimiento demográfico es el cambio en la población en un periodo de tiempo. Este crecimiento población trae consigo cambios en las necesidades vitales, entre los que se encuentra una mayor demanda de energía eléctrica, servicio de agua y manejo de residuos. Para fines propios de este proyecto de investigación, se analizará el crecimiento poblacional de la Zona Metropolitana de Monterrey. En la Figura 15 se observa el crecimiento poblacional que ha tenido la Zona Metropolitana de Monterrey según los datos reportados en cada uno de los Censos de Población realizados por el INEGI. Así mismo se observa como la tendencia del crecimiento de la población es al alza, lo cual representar un aumento en la demanda de servicios, entre ellos el agua.

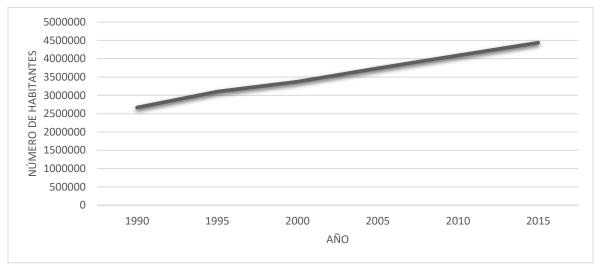


FIGURA 13. CRECIMIENTO POBLACIONAL EN LA ZONA METROPOLITANA DE MONTERREY.

Fuente: Generada con información obtenida de la Secretaría de Economía y Trabajo de Nuevo León, 2020 (http://datos.nl.gob.mx/n-l-poblacion-total-y-por-municipio/)

TEMPERATURA ATMOSFÉRICA

La variable de la temperatura atmosférica es el grado de calor específico del aire en un lugar y momento determinado. Para el modelo VAR que se propone para este proyecto de investigación se usará el valor de la temperatura media promedio se trata de los promedios estadísticos obtenidos entre las temperaturas máximas y mínimas que se registraron de manera diaria en el mes analizado.

GASTO DE AGUAS RESIDUALES

Es la cantidad o volumen de aguas residuales que llegan a una Planta de Tratamiento de Aguas Residuales a través de un conducto y el tiempo que tarda en fluir. Para este proyecto de investigación, será utilizada la cantidad de metros cúbicos de agua que se tratan por mes que es procesada en cada una de las plantas que se analizan.

ENERGÍA ELÉCTRICA

La energía es la capacidad que tienen los cuerpos para realizar un trabajo y producir cambios en ellos mismos o en otros, en otras palabras, la energía es la capacidad de hacer funcionar las cosas. La operación de las plantas de tratamiento de aguas residuales basa su funcionamiento en el uso de la energía eléctrica siendo su unidad de medida el kWh. Para esta variable se considerarán los valores de la energía total que se emplea para cada Planta de Tratamiento de manera mensual.

BIOGÁS

El biogás es un subproducto generado en las plantas de tratamiento y que, al ser metano aproximadamente entre 50% y 70% de su composición, puede ser utilizado como fuente de combustible para la generación de energía eléctrica. Para nuestro proyecto en particular, se calculará la cantidad aproximada de biogás que cada una de las plantas puede estar produciendo de manera mensual.

En la Tabla 5 se muestra la información relevante de las 4 variables que se utilizarán en este proyecto de investigación: biogás, energía eléctrica, agua tratada y temperatura; así como sus unidades de medición, el organismo encargado de recopilar esta información, así como la periodicidad con la que lo hace y el tiempo que tarda en hacer públicos los datos.

Para conocer los datos de cada una de las variables utilizadas para realizar este proyecto de investigación, consultar el apartado de "Anexos".

TABLA 5. INFORMACIÓN DE VARIABLES DE ESTUDIO

	Biogás	Energía Eléctrica	Agua Tratada	Temperatura
Fuente	Servicios de Agua y Drenaje de Monterrey (SADM)	Servicios de Agua y Drenaje de Monterrey (SADM)	Servicios de Agua y Drenaje de Monterrey (SADM)	Comisión Nacional del Agua (CONAGUA)
Periodicidad de medición	Mensual	Mensual	Mensual	Mensual
Tiempo entre la medición y su publicación	Entre 1 y 2 meses	Entre 1 y 2 meses	Entre 1 y 2 meses	Entre 1 y 2 meses
Unidad de medición de cada variable	Metros cúbicos por mes (m3/mes)	Kilovatio-hora por mes (kWh/mes)	Metros cúbicos por mes (m3/mes)	Grados Celsius (°C)

CAPÍTULO IV: APLICACIÓN METODOLÓGICA Y PROCESAMIENTO DE DATOS

Para la realización de este proyecto de investigación se analizarán primero se analizarán las series de tiempo de las variables que se están estudiando, con el fin de poder identificar patrones, observaciones inusuales, relación entre variables, entre otras, esto se realizará a través del método de descomposición X11

DESCOMPOSICIÓN X11

Los datos de series de tiempo pueden exhibir una variedad de patrones, por lo que este método se utiliza para descomponer los datos mensuales en sus componentes: estacional, tendencia y residuales. A diferencia de la descomposición clásica, en el método x11 las estimaciones del ciclo de tendencia están disponibles para todas las observaciones, incluidos los puntos finales, y el componente estacional puede variar lentamente con el tiempo, en comparación de la descomposición clásica, en el que el componente estacional se mantiene constante, limitando la eficacia de tal descomposición. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018)

Los datos desestacionalizados buscan eliminar al máximo la fluctuación que pudiera afectar al ciclo de tendencia de la serie con el fin de que se puedan realizar comparaciones entre meses consecutivos y no consecutivos. El ciclo de tendencia muestra el movimiento general de la serie, ignorando la estacionalidad y cualquier pequeña fluctuación aleatoria.

Una vez analizadas nuestras variables, se analizarán los pronósticos para estas series de tiempo a través 3 métodos diferentes, con el fin de determinar cuál de ellos es el más adecuado para nuestro caso de estudio.

MODELO ETS (ERROR, TENDENCIA, ESTACIONAL)

El modelo ETS es un método de aproximación para pronosticar series de tiempo univariadas, centrándose en los componentes de error, tendencia y estacionales. La flexibilidad del modelo ETS radica en su capacidad de tendencia y componentes estacionales de diferentes rasgos.

Los componentes son los siguientes: La primera letra indica el tipo de error ("A", "M" o "Z"); la segunda letra indica el tipo de tendencia ("N", "A", "M" o "Z"); y la tercera letra indica el tipo de estacionalidad ("N", "A", "M" o "Z"). En todos los casos, "N" = ninguno, "A" = aditivo, "M" = multiplicativo y "Z" = seleccionado automáticamente.

MMODELO ARIMA

Los modelos ARIMA son un proceso univariado que proporcionan otro enfoque para el pronóstico de series de tiempo, describiendo las autocorrelaciones en los datos. Estos modelos no se ajustan a los datos constantes ni a los datos que pudieran transformarse en ellos. Los términos autorregresivos (AR) se refieren a los rezagos de las series diferenciadas, I es el número de diferencia utilizado para hacer estacionaria la serie de tiempo y los términos de media móvil (MA) se refieren a los rezagos de los errores.

La función auto.arima de la librería forecast de R, proporciona una opción rápida para construir pronósticos con series temporales, debido a que evalúa entre todos los posibles modelos, al mejor modelo considerando diversos criterios: estacionariedad, estacionalidad, diferencias, entre otras. Se puede observar que la función auto.arima devuelve el posible mejor modelo de entre todos los modelos y realiza transformaciones de la variable de ser el caso que no sea estacionaria; adicionalmente, evalúa presencia de estacionalidad en la serie y si existe este componente, construye modelos SARIMA.

MÉTODO DE AUTORREGRESIÓN VECTORIAL EN R

Según Eloriaga (2020) el VAR es un modelo lineal multivariante de series de tiempo donde las variables endógenas en el sistema son funciones de los valores rezagados de todas las variables endógenas; dicho de otra manera, el VAR es esencialmente una generalización del modelo autorregresivo univariado. La estimación de un VAR es una ecuación por la ecuación OLS. Lo que se encuentra es que las estimaciones son consistentes ya que solo los valores rezagados de las variables endógenas están en el lado derecho de la ecuación. Además, las estimaciones también son eficientes porque todas las ecuaciones tienen regresores idénticos, lo que minimiza la variación en cada una.

Trujillo (2010) establece los vectores autorregresivos han sido de utilidad para hacer pronósticos en sistemas de variables de series de tiempo interrelacionadas, donde las variables se ayudan entre sí para pronosticar a las demás. Así mismo también menciona que la evaluación de políticas está directamente relacionada con la predicción asumiendo que la elección de políticas es cuantitativa, explícita e inequívoca. De hecho, la predicción y la evaluación de políticas están interrelacionadas dentro de un sistema de retroalimentación, de tal manera que la evaluación de políticas debe estar fundamentada con base en predicciones de los efectos de las distintas políticas alternativas.

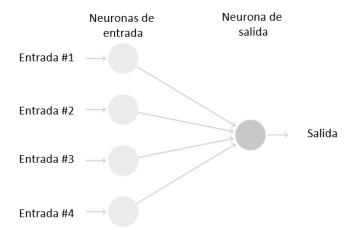
MÉTODO DE REDES NEURONALES

Las redes neuronales artificiales son un método de pronóstico que se basan en modelos matemáticos simples del cerebro en los que se permiten realizar relaciones complejas no lineales entre la variable de respuesta y sus predictores. Estas redes neuronales están organizadas en capas entre las que se encuentran: las neuronas predictoras o de entrada que conforman la capa inferior; las neuronas de pronósticos o de salida que conforman la capa superior; y pueden contener neuronas ocultas que conforman las capas intermedias.

Cuando las redes neuronales no contienen capas ocultas, significa que son equivalentes a regresiones lineales, por lo que al contenerlas la red se estaría convirtiendo en no lineal.

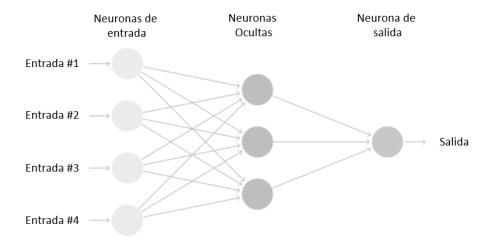
En la Figura 14 se muestra una red neuronal lineal donde se observan cuatro neuronas de entrada, las cuales tienen una ponderación sobre la neurona de salida que se calcula mediante un algoritmo de aprendizaje.

FIGURA 14. RED NEURONAL LINEAL



En la Figura 15 se muestra una red neuronal no lineal, también conocida como red de alimentación directa multicapa, esta red también se calcula mediante un algoritmo de aprendizaje, en donde cada una de las neuronas ocultas reciben entradas de las capas anteriores (pueden existir más de una capa intermedia), por lo que la salida de una capa es la entrada para la(s) capa(s) sucesivas.

FIGURA 15. RED NEURONAL NO LINEAL



AUTORREGRESIÓN DE LA RED NEURONAL.

Con los datos de las series de tiempo, los valores rezagados de la serie de tiempo se pueden usar como entradas a una red neuronal, tal como se realiza en un modelo de autorregresión lienal, teniendo así un modelo de autorregresión de red neuronal o modelo NNAR. El objetivo es entonces determinar cuántos rezagos incluir en la capa de entrada y cuántas neuronas incluir en la capa oculta para producir un pronóstico que minimice el RMSE.

CAPÍTULO V: ANÁLISIS Y RESULTADOS

Para comenzar con el análisis de las series de tiempo de las variables con las que se va a estar trabajando, éstas fueron graficadas con el objetivo de visualizar características de los datos, entre los que se encuentran patrones, observaciones inusuales, cambios a lo largo del tiempo, relaciones entre las variables.

En la Figura 16 y la Figura 17 se observa como las mediciones de las variables de biogás producido, energía eléctrica utilizada, y cantidad de agua tratada, han ido creciendo, siendo la planta "Dulces Nombres" la que ha experimentado un mayor incremento. También se pueden identificar observaciones inusuales en la planta "Norte" en el año 2010 las mediciones de las variables de biogás producido, energía eléctrica utilizada, y cantidad de agua tratada tuvieron un decremento significativo en una de sus mediciones. Para la variable de la temperatura, en ambas plantas las mediciones de la temperatura son las mismas ya que las dos se encuentran en el estado de Nuevo León, sin embargo, podemos identificar que esta serie es estacionaria, ya que se observa un mismo comportamiento a lo lardo de los años, pudiendo identificarse como las crestas corresponden a los meses más calurosos y los valles a los meses más fríos.

FIGURA 16. SERIES DE CADA VARIABLE DE ESTUDIO PARA LA PLANTA "DULCES NOMBRES"

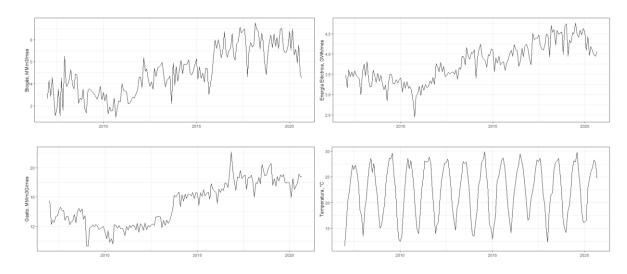
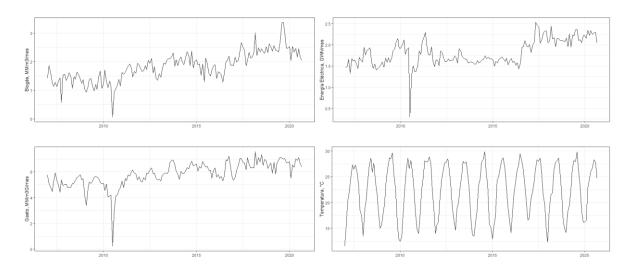


FIGURA 17. SERIES DE CADA VARIABLE DE ESTUDIO PARA LA PLANTA "NORTE"



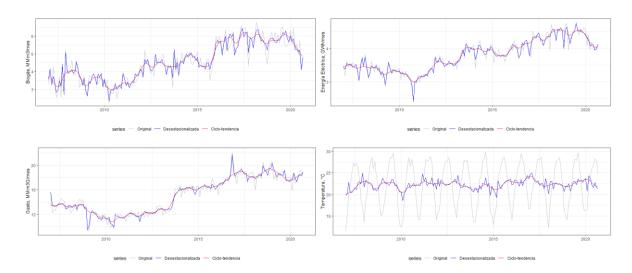
DESCOMPOSICIÓN X11

La estacionalidad son los patrones de comportamiento que muestran las variables en momentos específicos del año, por lo que las convierte en variables predecibles y a su vez facilita su estudio temporal, por lo que es importante desestacionalizar las series de datos con el fin de ajustar y remover de éstas los efectos del componente estacional con el objetivo de analizar la tendencia de variables.

Al aplicar el método de descomposición x11 a nuestras series de tiempo, podemos observar en la Figura 18 y Figura 19 las series de tiempo correspondientes a las plantas "Dulces Nombres" y "Norte", siendo las líneas en color gris los datos originales de las variables, las líneas azules los datos desestacionalizados y las líneas rojas los ciclos de tendencia.

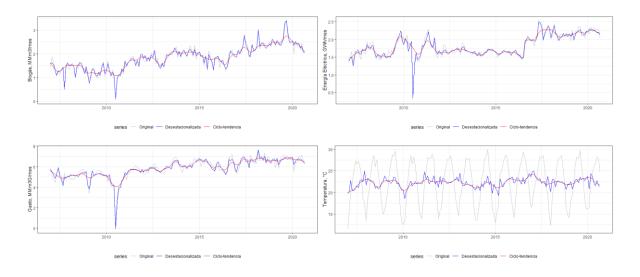
En la Figura 18 se muestran las series de tiempo correspondientes a la planta "Dulces Nombres", donde para las variables del biogás, energía eléctrica y cantidad de agua tratada se observa como la serie desestacionalizada es muy parecida a la serie original ya que no cuentan con una estacionalidad climática, así como la tendencia de valores es de crecimiento; por otro lado, para la temperatura se puede ver como si existe una diferencia entre la serie original y la desestacionalizada, ya que la temperatura si está relacionada con la estacionalidad climática, además de que la tendencia indica que los valores presentan poco incremento a lo largo del tiempo.

FIGURA 18. DESCOMPOSICIÓN X11 DE LOS DATOS DE LA PLANTA "DULCES NOMBRES".



En la Figura 19 se muestran las series de tiempo correspondientes a la planta "Norte", las cuales son muy parecidas al caso de la planta "Dulces Nombres", ya que la serie original y la desestacionalizada de las variables del biogás, energía eléctrica y cantidad de agua tratada son muy similares por no contar con la estacionalidad climática, así como un ciclo de tendencia de crecimiento en los valores de estas variables. valores es de crecimiento.

FIGURA 19. DESCOMPOSICIÓN X11 DE LOS DATOS DE LA PLANTA "NORTE".



Una vez realizado este análisis de las variables de estudio de las dos plantas de tratamiento de agua, vemos que el crecimiento en el consumo de energía eléctrica de las plantas de tratamiento se está viendo afectado por el incremento en la cantidad de agua residual que tiene que ser procesada en cada una de las plantas, esto como resultado del incremento del crecimiento poblacional que la

Zona Metropolitana de Monterrey ha experimentado en los últimos años y que trae consigo una mayor demanda de agua.

MÉTODO ETS (ERROR, TENDENCIA, ESTACIONAL)

El modelo ETS es un método de aproximación para pronosticar series de tiempo univariadas, centrándose en los componentes de error (aditivo o multiplicativo), tendencia (aditiva o multiplicativa) y estacionalidad (aditiva o multiplicativa).

En la Figura 20 y Figura 21 podemos ver el resultado del método de pronóstico ETS para cada una de las variables que se están analizando de las plantas "Dulces Nombres" y "Norte". La línea gris corresponde a los datos originales, la línea roja corresponde a los datos pronosticados por método de estimación y la línea azul corresponde al pronóstico de los siguientes 24 meses, el cual es el horizonte al que se está desarrollando este proyecto. La zona sombreada de azul oscuro corresponde a un intervalo de confianza del 80% y la zona sombreada de azul claro corresponde a uno de 95%.

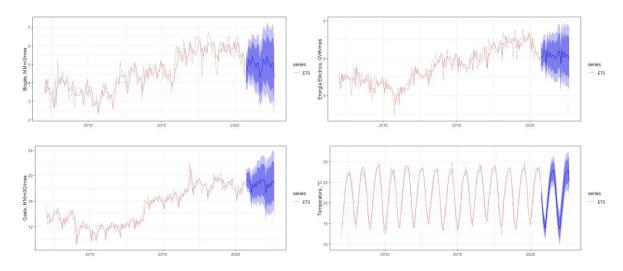
En la Figura 20 se puede observar que el pronóstico de la cantidad de biogás producido y la cantidad de energía eléctrica para la planta "Dulces Nombres", mantiene un pronóstico con tendencia de decrecimiento respecto a los valores de la serie original, sin embargo, se observa cómo que la cantidad de agua tratada si tiene fluctuaciones, pero el pronóstico indica que la tendencia se mantiene similar a los datos anteriores. Para la variable de la temperatura el pronóstico sigue el mismo ciclo de tendencia que se observa a lo largo de la serie de tiempo. Esto pudiera indicar que la cantidad de agua a tratar seguirá siendo la misma, con una disminución en la cantidad de biogás producido, pero a la vez también se presentaría un menor consumo de energía eléctrica para la operación de la planta (Ver resultados complementarios en "Anexo 11. Resultados Método ETS").

Para esta planta el modelo arroja para cada una de las variables los siguientes residuales de ETS:

- Biogás: ETS (A,N,A) (Modelo con errores aditivos, sin tendencia y estacionalidad aditiva)
- Energía Eléctrica: ETS (A,N,A) (Modelo con errores aditivos, sin tendencia y estacionalidad aditiva)
- Cantidad de agua tratada: ETS (A,N,A) (Modelo con errores aditivos, sin tendencia y estacionalidad aditiva)

 Temperatura: ETS (A,N,A) (Modelo con errores aditivos, sin tendencia y estacionalidad aditiva)





En la Figura 21 se puede observar que el pronóstico de la cantidad de biogás producido, la cantidad de energía eléctrica para la planta "Norte", mantiene un pronóstico con tendencia horizontal, es decir, sin aumento ni decremento, sin embargo, se observa cómo que la cantidad de agua tratada si tiene fluctuaciones, pero, el pronóstico indica que la tendencia se mantiene similar a los datos anteriores. Para la variable de la temperatura el pronóstico sigue el mismo ciclo de tendencia que se observa a lo largo de la serie de tiempo. Esto pudiera indicar que la planta va a estar funcionando de una manera similar a la actualidad por los próximos 24 meses (Ver resultados complementarios en "Anexo 11. Resultados Método ETS").

Para esta planta el modelo arroja para cada una de las variables los siguientes residuales de ETS:

- Biogás: ETS (A,N,N) (Modelo con errores aditivos, sin tendencia ni estacionalidad)
- Energía Eléctrica: ETS (M,N,N) (Modelo con errores multiplicativos, sin tendencia ni estacionalidad)
- Cantidad de agua tratada: ETS (A,N,A) (Modelo con errores aditivos, sin tendencia y estacionalidad aditiva)
- Temperatura: ARIMA ETS (A,N,A) (Modelo con errores aditivos, sin tendencia y estacionalidad aditiva)

FIGURA 21. MÉTODO DE PRONÓSTICO ETS PARA PLANTA "NORTE"

Según la prueba Ljung-Box podemos ver como los valores son menores a 0.05, por lo cual no se rechaza la hipótesis nula y nos indica que la serie si tiene autocorrelación, lo cual pudiera hacer que valores pronóstico no tuvieran gran asertividad. Por lo tanto, se descarta este método.

MÉTODO AUTO.ARIMA

En la Figura 22 y Figura 23 podemos ver el resultado del método de pronóstico AUTO.ARIMA para cada una de las variables que se están analizando de las plantas "Dulces Nombres" y "Norte". La línea gris corresponde a los datos originales, la línea roja corresponde a los datos pronosticados por método de estimación y la línea azul corresponde al pronóstico de los siguientes 24 meses, el cual es el horizonte al que se está desarrollando este proyecto. La zona sombreada de azul oscuro corresponde a un intervalo de confianza del 80% y la zona sombreada de azul claro corresponde a uno de 95%.

En la Figura 22 se puede observar que el pronóstico de la cantidad de biogás producido, la cantidad de agua tratada para la planta "Dulces Nombres", mantiene un pronóstico similar a los últimos datos, mientras que la cantidad de energía eléctrica mantiene un pronóstico de decrecimiento. Se observa que para la variable de la temperatura el pronóstico sigue el mismo ciclo de tendencia que se observa ha observado en los métodos anteriores. Esto pudiera indicar que la cantidad de agua a tratar seguirá siendo la misma, con una ligera disminución en la cantidad de biogás producido, pero a la vez también se presentaría un decremento constante en el consumo de energía eléctrica para

la operación de la planta (Ver resultados complementarios en "Anexo 12. Resultados Método ARIMA").

Para esta planta el mejor modelo de arima arrojado por el programa para cada una de las variables fue:

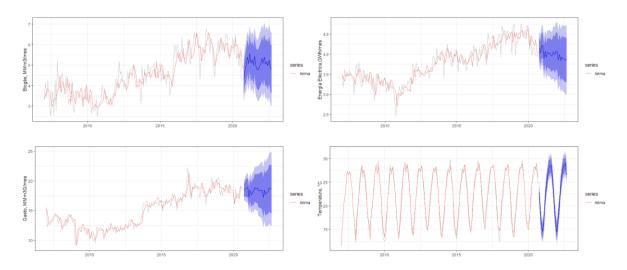
o Biogás: ARIMA (2,1,2) (2,0,0)

Energía Eléctrica: ARIMA (1,1,1) (2,0,0)

Cantidad de agua tratada: ARIMA (3,1,0) (2,0,0)

Temperatura: ARIMA (1,0,1) (2,1,2)

FIGURA 22. MÉTODO DE PRONÓSTICO ARIMA PARA PLANTA "DULCES NOMBRES"



En la Figura 23 se puede observar que el pronóstico de la cantidad de biogás producido y la cantidad de agua tratada para la planta "Norte", tiene un pronóstico horizontal, mientras que la cantidad de energía eléctrica tiene un pequeño crecimiento. Estos pronósticos pudieran presentar esa tendencia debido a que las series de tiempo no han tenido un crecimiento tan acelerado como en el caso de la Planta "Dulces Nombres". Se observa que para la variable de la temperatura el pronóstico sigue el mismo ciclo de tendencia que se observa ha observado en los métodos anteriores. Esto pudiera indicar que la planta va a estar funcionando de una manera similiar a la actualidad por los próximos 24 meses (Ver resultados complementarios en "Anexo 12. Resultados Método ARIMA").

Para esta planta el mejor modelo de arima arrojado por el programa para cada una de las variables fue:

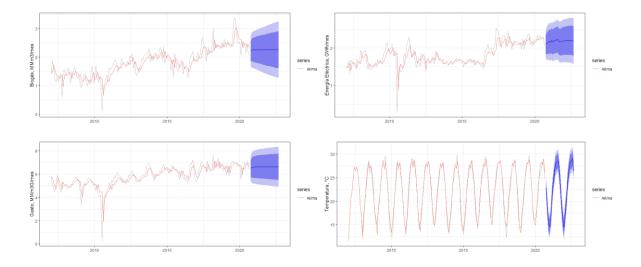
o Biogás: ARIMA (1,1,1) (1,0,0)

Energía Eléctrica: ARIMA (1,1,1) (0,0,2)

Cantidad de agua tratada: ARIMA (1,1,1)

Temperatura: ARIMA (1,0,1) (2,1,2)

FIGURA 23. MÉTODO DE PRONÓSTICO ARIMA PARA PLANTA "NORTE"



AUTORREGRESIÓN DE LAS REDES NEURONALES

En la Figura 24 y Figura 25 podemos ver el resultado del método de pronóstico mediante la autorregresión de la red neuronal para cada una de las variables que se están analizando de las plantas "Dulces Nombres" y "Norte". La línea gris corresponde a los datos originales, la línea roja corresponde a los datos pronosticados por método de estimación y la línea azul corresponde al pronóstico de los siguientes 24 meses, el cual es el horizonte al que se está desarrollando este proyecto. La zona sombreada de azul oscuro corresponde a un intervalo de confianza del 80% y la zona sombreada de azul claro corresponde a uno de 95%.

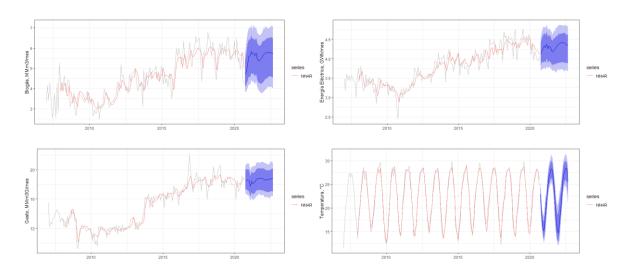
En la Figura 24 se puede observar que el pronóstico de la cantidad de biogás producido, la energía eléctrica consumida y la cantidad de agua tratada par la planta "Dulces Nombres", tiene un pronóstico de crecimiento haciendo la comparación con los datos originales. Respecto a los valores del método de autorregresión de la red neuronal, se puede visualizar que la tendencia del pronóstico es parecida a los últimos años reportados. Se observa que para la variable de la temperatura el pronóstico sigue el mismo ciclo de tendencia que se observa ha observado en los métodos anteriores. Esto pudiera indicar que la cantidad de agua a tratar seguirá siendo la misma, con una ligera disminución en la cantidad de biogás producido, pero a la vez también se presentaría

un decremento constante en el consumo de energía eléctrica para la operación de la planta. (Ver resultados complementarios en "Anexo 13. Resultados Modelo Autorregresión De Las Redes Neuronales")

Para esta planta el método NNAR determinó los siguientes parámetros:

- o Biogás: 4 últimas observaciones y 3 neuronas en la capa oculta.
- o Energía Eléctrica: 3 últimas observaciones y 2 neuronas en la capa oculta.
- o Cantidad de agua tratada: 3 últimas observaciones y 2 neuronas en la capa oculta.
- o Temperatura: 5 últimas observaciones y 4 neuronas en la capa oculta.

FIGURA 24. MÉTODO DE PRONÓSTICO AUTORREGRESIÓN DE LA RED NEURONAL PARA PLANTA "DULCES NOMBRES"

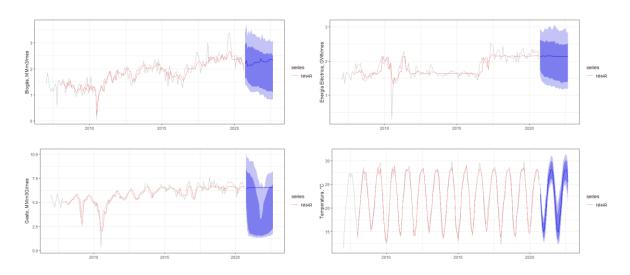


En la Figura 25 se puede observar que el pronóstico de la cantidad de biogás producido en la planta "Norte", tiene un pequeño pronóstico de crecimiento haciendo la comparación con los datos originales; para las variables de la energía eléctrica consumida y la cantidad de agua tratada, se observa que el pronóstico se mantiene con una tendencia prácticamente horizontal, no existe ni un crecimiento ni disminución de estas variables. Respecto a los valores del método de red neuronal, se puede visualizar que la tendencia del pronóstico también tiene un comportamiento similar a los últimos años reportados. Esto pudiera indicar que la planta va a estar funcionando de una manera similar a la actualidad por los próximos 24 meses (Ver resultados complementarios en "Anexo 13. Resultados Modelo Autorregresión De Las Redes Neuronales").

Para esta planta el método NNAR determinó los siguientes parámetros:

- o Biogás: 4 últimas observaciones y 3 neuronas en la capa oculta.
- o Energía Eléctrica: 3 últimas observaciones y 2 neuronas en la capa oculta.
- o Cantidad de agua tratada: 3 últimas observaciones y 2 neuronas en la capa oculta.
- Temperatura: 5 últimas observaciones y 4 neuronas en la capa oculta.

FIGURA 25. MÉTODO DE PRONÓSTICO AUTORREGRESIÓN DE LA RED NEURONAL PARA PLANTA "NORTE"



MODELOS DINÁMICOS

Los modelos dinámicos son modelos bivariados que nos permiten identificar si existe cierta relación entre 2 variables de estudio. Este modelo está basado en la regresión con errores ARIMA, el cual es calculado mediante la función AUTO.ARIMA ajustando el modelo con el argumento xreg, el cual será la variable contra la que queremos relacionarla.

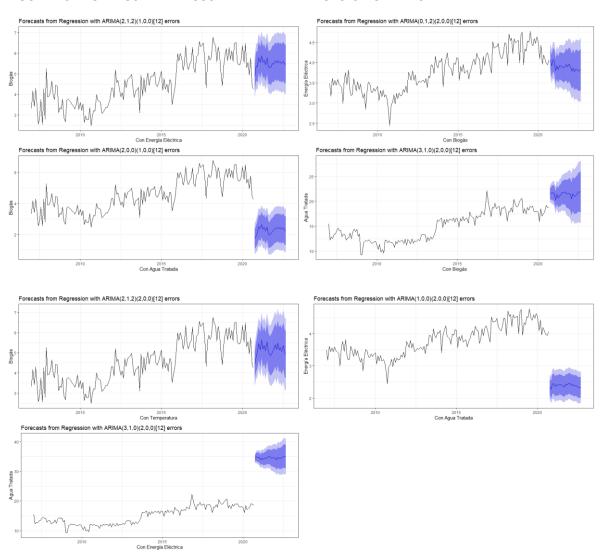
PLANTA "DULCES NOMBRES"

En la Figura 26 se muestran los pronósticos para cada uno de los modelos propuestos para la planta "Dulces Nombres"; entre lo que se puede observar:

 La generación de biogás si tiene relación con la energía eléctrica consumida ya que el pronóstico es ascendente, en cambio esta última no tiene relación con el biogás ya que el pronóstico es descendente.

- La generación de biogás no tiene relación con el agua tratada ya que el pronóstico es descendente, en cambio esta última si tiene relación con la generación de biogás ya que el pronóstico es ascendente.
- La energía eléctrica consumida no tiene relación con el agua tratada ya que el pronóstico es descendente, en cambio esta última si tiene relación con la energía consumida ya que el pronóstico es ascendente
- La generación de biogás si tiene relación con la temperatura ya que el pronóstico es ascendente.

FIGURA 26. MODELOS DINÁMICOS PARA PLANTA "DULCES NOMBRES"



Los resultados obtenidos de la regresión con errores ARIMA son:

- o Biogás con Energía Eléctrica: Regressión with ARIMA (2,1,2)(1,0,0)[12] errors
- o Energía Eléctrica con Biogás: Regressión with ARIMA (0,1,2)(2,0,0)[12] errors
- o Biogás con Agua Tratada: Regressión with ARIMA (2,0,0)(1,0,0)[12] errors
- o Agua Tratada con Biogás: Regressión with ARIMA (3,1,0)(2,0,0)[12] errors
- o Biogás con Temperatura: Regressión with ARIMA (2,1,2)(2,0,0) [12] errors
- o Energía Eléctrica con Agua Tratada: Regressión with ARIMA (1,0,0)(2,0,0) [12] errors
- o Agua tratada con Energía eléctrica: Regressión with ARIMA (3,1,0)(2,0,0) [12] errors

Ver resultados complementarios en "Anexo 14. Resultados Modelos Dinamicos".

PLANTA "NORTE"

En la Figura 27 se muestran los pronósticos para cada uno de los modelos propuestos para la planta "Norte"; entre lo que se puede observar:

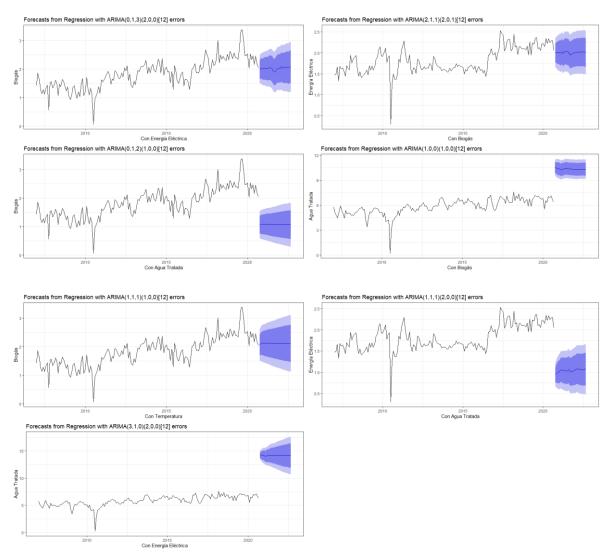
- La generación de biogás si tiene relación con la energía eléctrica consumida ya que el pronóstico es horizontal, sin tendencia ascendente ni descendente, al igual que la energía consumida tiene relación con la generación del biogás
- La generación de biogás no tiene relación con el agua tratada ya que el pronóstico es descendente, en cambio esta última si tiene relación con la generación de biogás ya que el pronóstico es ascendente.
- La energía eléctrica consumida no tiene relación con el agua tratada ya que el pronóstico es descendente, en cambio esta última si tiene relación con la energía consumida ya que el pronóstico es ascendente
- La generación de biogás si tiene relación con la temperatura ya que el pronóstico se mantiene horizontal

Los resultados obtenidos de la regresión con errores ARIMA son:

- o Biogás con Energía Eléctrica: Regressión with ARIMA (2,1,2)(1,0,0)[12] errors
- o Energía Eléctrica con Biogás: Regressión with ARIMA (0,1,2)(2,0,0)[12] errors
- o Biogás con Agua Tratada: Regressión with ARIMA (2,0,0)(1,0,0)[12] errors
- o Agua Tratada con Biogás: Regressión with ARIMA (3,1,0)(2,0,0)[12] errors
- o Biogás con Temperatura: Regressión with ARIMA (2,1,2)(2,0,0) [12] errors

- Energía Eléctrica con Agua Tratada: Regressión with ARIMA (1,0,0)(2,0,0) [12] errors
- o Agua tratada con Energía eléctrica: Regressión with ARIMA (3,1,0)(2,0,0) [12] errors





Ver resultados complementarios en "Anexo 14. Resultados Modelos Dinamicos".

MÉTODO DE AUTORREGRESIÓN VECTORIAL EN R

PLANTA "DULCES NOMBRES"

Para poder llevar a cabo el método de autorregresión vectorial, es necesario que las series sean estacionarias, sin embargo, al realizar la prueba Dickey-Fuller se determinó que las series no eran estacionarias, por lo que se aplicó una diferenciación y se ejecutó de nuevo la prueba teniendo como resultado la estacionariedad de las series. Para determinar qué efectos tenían ciertas variables en

otras, se ejecutó la simulación "Impulse Response Functions" (IRF) obteniendo que el biogás se afecta tanto a sí mismo como al consumo de la energía eléctrica, la energía eléctrica afecta a la producción de biogás, el agua tratada afecta a la producción de biogás y la temperatura afecta a la producción de biogás.

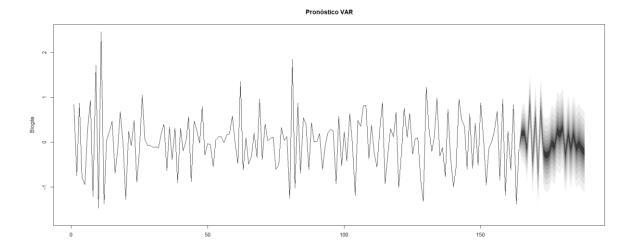
Con el fin de visualizar en qué medida las variables afectan a las demás se empleó la simulación "Forecast Error Variance Decomposition" la cual nos permitió identificar impactos como:

- Donde para el mes 1 el 100% es biogás vs biogás.
- Para el mes 6 el 96.4% es biogás, el 2.1% es energía eléctrica, el 1% es agua tratada y el
 .5% es temperatura
- Para el mes 12 el 82% es biogás, el 8% es energía eléctrica, el 3% es agua tratada y el 7% es temperatura
- Para el mes 18 el 79% es biogás, el 9% es energía eléctrica, el 4% es agua tratada y el 8% es temperatura
- Para el mes 24 el 77% es biogás, el 9% es energía eléctrica, el 4% es agua tratada y el 10% es temperatura

La importancia del método de autorregresión vectorial permite la evaluación de política fundamentadas con base en predicciones de los efectos de las distintas políticas alternativas, por lo que el forecast error variance decomposition es de suma importancia ya que, según Trujillo (2010) con éste se pueden calcular las contribuciones de las innovaciones sobre el error de predicción del siguiente periodo. Es por esto que en un principio el biogás solamente se afecta a sí mismo, y con el transcurso de los periodos, las demás variables van incrementado su impacto en la generación de biogás.

Para finalizar se realiza un pronóstico del biogás mediante el modelo de autorregresión vectorial y se obtuvo que que el comportamiento del biogás se va a mantener constante a los valores proyectados en los periodos pasados, esto en el horizonte de 24 meses con una certidumbre del 95%, lo cual se puede observar en la Figura 28. (Ver resultados complementarios en "Anexo 15. Resultados De Modelo De Autorregresión Vectorial")

FIGURA 28. FORECAST VAR PARA BIOGÁS



PLANTA "NORTE"

Para poder llevar a cabo el método de autorregresión vectorial, es necesario que las series sean estacionarias, sin embargo, al realizar la prueba Dickey-Fuller se determinó que las series no eran estacionarias, por lo que se aplicó una diferenciación y se ejecutó de nuevo la prueba teniendo como resultado la estacionariedad de las series. Para determinar qué efectos tenían ciertas variables en otras, se ejecutó la simulación "Impulse Response Functions" (IRF) obteniendo que el biogás se afecta tanto a sí mismo como al consumo de la energía eléctrica, la energía eléctrica afecta a la producción de biogás, el agua tratada afecta a la producción de biogás.

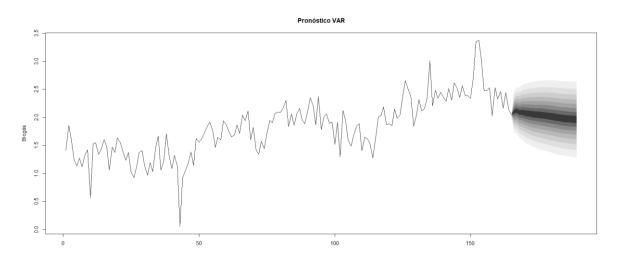
Con el fin de visualizar en qué medida las variables afectan a las demás se empleó la simulación "Forecast Error Variance Decomposition" la cual nos permitió identificar impactos como:

- Donde para el mes 1 el 100% es biogás vs biogás.
- Para el mes 6 el 96% es biogás, el 1.8% es energía eléctrica, el 2% es agua tratada y el .2% es temperatura
- Para el mes 12 el 94.6% es biogás, el 3.6% es energía eléctrica, el 1.6% es agua tratada y el
 0.2% es temperatura
- Para el mes 18 el 93.2% es biogás, el 5.2% es energía eléctrica, el 1.5% es agua tratada y el
 0.1% es temperatura

Para el mes 24 el 92.4% es biogás, el 6% es energía eléctrica, el 1.4% es agua tratada y el
 0.2% es temperatura

Para finalizar se realiza un pronóstico del biogás mediante el modelo de autorregresión vectorial y se obtuvo que que el comportamiento del biogás se va a mantener constante a los valores proyectados en los periodos pasados, esto en el horizonte de 24 meses con una certidumbre del 95%, lo cual se puede observar en la Figura 29. (Ver resultados complementarios en "Anexo 15. Resultados De Modelo De Autorregresión Vectorial")

FIGURA 29. FORECAST VAR PARA BIOGÁS



De los 3 métodos restantes (ETS, AUTO.ARIMA y NNAR) podemos observar como el comportamiento de las variables son muy similares para cada una de las plantas, por lo que para seleccionar el método que mejor nos ayude a pronosticar usaremos la función accuracy, la cual nos arroja las medidas de precisión calculadas sobre los datos de entrenamiento. Estas medidas son:

- ME: Mean Error (error medio)
- RMSE: Root Mean Squared Error (error cuadrático medio de la raíz)
- MAE: Mean Absolute Error (error absoluto medio)
- MPE: Mean Percentage Error (error de porcentaje medio)
- MAPE: Mean Absolute Percentage Error (error de porcentaje absoluto medio)
- MASE: Mean Absolute Scaled Error (error escalado absoluto medio)
- ACF1: Autocorrelation of errors at lag 1 (autocorrelación de errores en lag 1)

El conjunto de pruebas que usaremos para definir la precisión son la RMSE ya que mide el error que hay entre dos conjuntos de datos, es decir, compara un valor predicho y un valor observado o conocido; MAPE ya que mide la exactitud de un método para la construcción ajustada de valores; y MASE ya que permite comparar la precisión del pronóstico entre series con diferentes unidades.

En la Tablas 6 y Tabla 7 se muestran las medidas de precisión calculadas por cada uno de los métodos y modelos para cada una de las plantas, identificando los valores mínimos para seleccionar el modelo o método idóneo, por lo que para el caso de la planta "Dulces Nombres" se usará el pronóstico del método NNAR para las variables de producción de biogás y temperatura, y del método ETS para las variables de cantidad de energía eléctrica consumida y de agua tratada. En cambio, para la planta "Norte" se usará el pronóstico del método NNAR para todas las variables de estudio.

TABLA 6. MEDIDAS DE PRESICIÓN CALCULADAS PARA LA PLANTA "DULCES NOMBRES"

			BI	OGÁS			
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ETS	0.01942107	0.4755674	0.369698	-0.4957351	8.673838	0.5959963	-0.04778403
AUTO.ARIMA	0.02640549	0.5090094	0.4030507	-0.5615247	9.450306	0.6497647	-0.001181889
NNAR	0.02632826	0.4689801	0.36893	-0.5692765	8.287099	0.5947581	0.04205551
			ENERGÍA	A ELÉCTRICA			
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ETS	0.008782062	0.1748544	0.1349576	0.05809498	3.636589	0.5327814	0.1859897
AUTO.ARIMA	0.001821378	0.1974306	0.1518339	-0.1581238	4.112523	0.5994054	0.001665128
NNAR	0.005882467	0.1965052	0.1560919	-0.1443904	4.170698	0.616215	0.04399546
		·	CANTIDAD DE	AGUA TRATADA	L		
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ETS	0.04685443	0.738121	0.5202107	0.1223887	3.566862	0.4676825	0.105856
AUTO.ARIMA	0.01293326	0.8236723	0.5692794	-0.09457179	3.913202	0.5117965	-0.03061874
NNAR	0.02576372	0.7597663	0.5507877	-0.1291561	3.749256	0.495172	0.1250279
	•	L	TEMP	ERATURA		'	
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ETS	-0.003813509	1.097191	0.8905101	-0.3600569	4.429608	0.7066807	-0.01617708
AUTO.ARIMA	0.02068561	1.053721	0.8222521	-0.1065574	4.149073	0.6525133	-0.05498905
NNAR	0.03246104	0.8938892	0.6973227	-0.09569565	3.437972	0.5533733	0.07636855

TABLA 7. MEDIDAS DE PRESICIÓN CALCULADAS PARA LA PLANTA "NORTE"

			BIO	GÁS			
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ETS	0.009319728	0.2773827	0.2123494	-12.79123	24.36389	0.6391073	0.06927494
AUTO.ARIMA	0.01551521	0.2739224	0.2098267	-12.43199	24.06094	0.6315147	-0.01828561
NNAR	0.03101815	0.2307029	0.1763648	-1.680561	11.55043	0.5308045	0.1403092
	<u> </u>		ENERGÍA	ELÉCTRICA			<u>'</u>
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ETS	0.008835165	0.1961832	0.1209775	-2.696827	9.360144	0.5135753	0.08858739
AUTO.ARIMA	0.01739908	0.1897754	0.1180281	-2.221123	9.126269	0.5010544	-0.08029034
NNAR	0.01599644	0.1557933	0.1105964	-1.175195	7.332616	0.4695052	0.2462826
	•		CANTIDAD DE	AGUA TRATADA			
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ETS	0.01269267	0.5143154	0.3348814	-10.01885	16.23437	0.5493015	0.09467412
AUTO.ARIMA	0.04044723	0.5549009	0.3718662	-10.93909	17.87248	0.6099671	-0.06589168
NNAR	0.05953379	0.4633672	0.3517141	-1.904951	8.699272	0.5769119	0.1429817
	TEMPERATURA						
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ETS	-0.003813509	1.097191	0.8905101	-0.3600569	4.429608	0.7066807	-0.01617708
AUTO.ARIMA	0.02068561	1.053721	0.8222521	-0.1065574	4.149073	0.6525133	-0.05498905
NNAR	0.03175333	0.8874544	0.6942014	-0.09860791	3.425033	0.5508964	0.04354532

Una vez que se seleccionan los modelos para cada una de las variables, se obtienen de cada uno sus respectivos valores de los pronósticos, obteniendo la información que se muestra en la Tabla 9.

En la Tabla 8 se muestran los valores pronóstico para las variables de cada una de las plantas.

TABLA 8. VALORES PRONÓSTICO PARA VARIABLES DE ESTUDIO

		PLANTA "DULCES NOMBRES"				
		BIOGAS MMm3/mes	ENERGIA GWh/mes	GASTO MMm3/mes	TEMP °C	
Oct	2020	4.665114	4.093405	18.61735	22.9615	
Nov	2020	4.848291	4.187733	18.64184	17.81861	
Dec	2020	5.133095	4.227296	18.62432	15.56716	
Jan	2021	5.549147	4.307371	18.60496	15.00241	
Feb	2021	5.576451	4.289291	17.74738	18.50639	
Mar	2021	5.817503	4.378871	18.50522	20.14546	
Apr	2021	5.670556	4.253479	18.19875	24.21612	
May	2021	5.704352	4.317922	18.33424	26.46147	
Jun	2021	5.58502	4.302462	18.43154	27.35891	
Jul	2021	5.711401	4.231678	18.77168	27.96698	

PLANTA "NORTE"					
BIOGAS MMm3/mes	ENERGIA GWh/mes	GASTO MMm3/mes	TEMP °C		
2.18211	2.146896	6.320663	22.79247		
2.191339	2.146191	6.310232	17.65547		
2.161052	2.145742	6.317228	15.46319		
2.176087	2.147161	6.328571	14.91873		
2.20441	2.146392	6.236029	18.50424		
2.196879	2.148796	6.285305	20.78639		
2.205614	2.147326	6.29237	24.44438		
2.211289	2.148687	6.332117	26.71949		
2.218439	2.147663	6.340426	27.60316		
2.219534	2.148134	6.355848	28.2001		

Aug	2021	5.461124	4.187903	18.81580	28.14233
Sep	2021	5.316173	4.236314	18.89876	25.40132
Oct	2021	5.302393	4.265777	18.86289	22.75621
Nov	2021	5.334219	4.310507	18.87995	18.06207
Dec	2021	5.430664	4.343122	18.87253	15.28635
Jan	2022	5.563531	4.38052	18.87592	14.69454
Feb	2022	5.623744	4.393703	18.62378	17.29138
Mar	2022	5.73104	4.423561	18.77639	19.82652
Apr	2022	5.714734	4.401843	18.72961	23.77715
May	2022	5.729995	4.416885	18.78371	26.46643
Jun	2022	5.712519	4.417114	18.79163	27.56962
Jul	2022	5.730479	4.392974	18.87690	28.00497
Aug	2022	5.69195	4.368281	18.90416	28.34167
Sep	2022	5.658813	4.379818	18.93800	25.84309

2.225233	2.148222	6.3373	28.04964
2.253904	2.14477	6.322195	25.05068
2.239894	2.146228	6.311487	22.24297
2.240492	2.146225	6.307268	17.29785
2.24178	2.146178	6.306252	15.01393
2.243879	2.146218	6.306772	14.61208
2.242837	2.146207	6.304013	17.67676
2.243133	2.146241	6.304726	19.94165
2.243248	2.146221	6.305032	24.19998
2.243295	2.146241	6.306801	26.74512
2.243201	2.146226	6.307775	27.84005
2.243196	2.146233	6.308805	28.16641
2.243129	2.146234	6.308495	28.33072
2.242835	2.146183	6.307833	25.28181

En la Figura 30 y Figura 31 podemos ver los gráficos donde se puede observar la energía eléctrica calculada que cada una de las plantas pudiera estar generando mediante el aprovechamiento del biogás como combustible para la generación de electricidad vs la energía pronóstico que cada una de las plantas pudiera estar demandando para la operación de esta.

La planta "Dulces Nombres" pudiera estar generando adicional a la energía requerida desde un 137% hasta un 180% de energía adicional, mientras que para la planta "Norte" desde un 109% hasta un 118% extra de energía eléctrica.

FIGURA 30. CANTIDAD DE ENERGÍA ELECTRICA GENERADA VS PRONÓSTICO PARA PLANTA "DULCES NOMBRES"

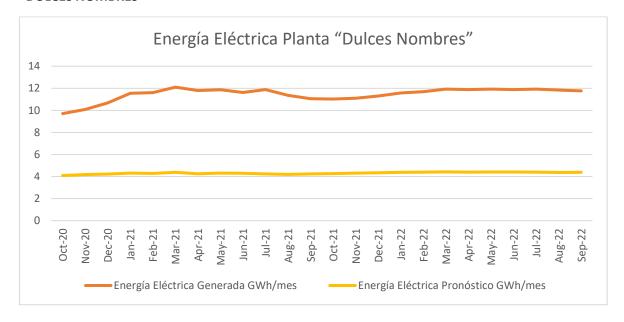
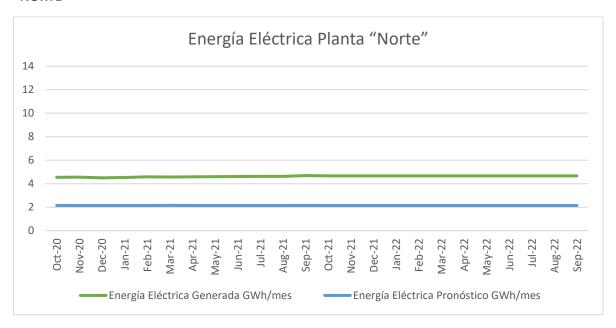


FIGURA 31. CANTIDAD DE ENERGÍA ELECTRICA DEMANDADA VS PRONÓSTICO PARA PLANTA "NORTE"



Por último, en la Tabla 9 se muestra la cantidad de toneladas de dióxido de carbono equivalente que se estarían reduciendo al emplear el biogás como combustible para la generación de energía eléctrica.

TABLA 9. REDUCCIÓN DE TONELADAS DE DIÓXIDO DE CARBONO EQUIVALENTE

	"Dulces Nombres"	"Norte"
Oct-20	8923.62290	4680.23328
Nov-20	9129.25794	4678.69638
Dic-20	9215.50528	4677.71756
Ene-21	9390.06878	4680.81098
Feb-21	9350.65438	4679.13456
Mar-21	9545.93878	4684.37528
Abr-21	9272.58422	4681.17068
May-21	9413.06996	4684.13766
Jun-21	9379.36716	4681.90534
Jul-21	9225.05804	4682.93212
Ago-21	9129.62854	4683.12396
Sep-21	9235.16452	4675.59860
Oct-21	9299.39386	4678.77704
Nov-21	9396.90526	4678.77050
Dic-21	9468.00596	4678.66804
Ene-22	9549.53360	4678.75524
Feb-22	9578.27254	4678.73126
Mar-22	9643.36298	4678.80538
Abr-22	9596.01774	4678.76178
May-22	9628.80930	4678.80538
Jun-22	9629.30852	4678.77268
Jul-22	9576.68332	4678.78794
Ago-22	9522.85258	4678.79012
Sep-22	9548.00324	4678.67894

CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES

SÍNTESIS Y RESPUESTA A LAS PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN.

Gracias al presente trabajo de investigación se determinó la posible cantidad de metano (principal componente del biogás), para los próximos 24 meses, producido en las plantas de tratamiento de agua de aguas residuales "Dulces Nombres" y "Norte", en las cuales se procesa el aproximadamente el 80% del total de las aguas residuales de la Zona Metropolitana de Monterrey, además de que se obtuvo la posible cantidad de energía eléctrica que se pudiera estar produciendo mediante a la utilización del biogás como combustible para la generación de la energía eléctrica.

Mediante los métodos ETS, ARIMA, Redes Neuronales, Modelos Dinámicos y de Autorregresión Vectorial se desarrollaron los pronósticos a 24 meses, seleccionando el método de Redes Neuronales como el idóneo para pronosticar la cantidad de agua residual que va a ser tratada de forma mensual en las plantas de tratamiento de agua objeto de este estudio, la cantidad de energía eléctrica que éstas van a demandar para la operación de las mismas, la cantidad de biogás que pudiera ser generado en las plantas así como la demanda de energía eléctrica que pudieran ser capaces de satisfacer al usar el biogás como combustible para la generación de energía.

Analizando la serie de tiempo de la cantidad de agua residual que se ha tratado en las plantas desde enero de 2007 hasta septiembre de 2020, se observó cómo se ha incrementado la demanda de agua conforme ha pasado el tiempo, lo cual se esperaba que pasara ya que la concentración de población ha ido aumentando considerablemente según los últimos reportes del INEGI. Al realizar el pronóstico al horizonte de tiempo establecido, se pudo observar que las capacidades actuales con las que cuenta cada una de las plantas, pueden operar sin problema en los próximos años, por lo que no es necesario hacer obras adiciones que ayuden a incrementar los flujos de operación.

Analizando la serie de tiempo de la cantidad de metano (principal componente del biogás) generado por el agua residual que se ha tratado en las plantas desde enero de 2007 hasta septiembre de 2020, se llegó a la conclusión de que la producción de este gas está relacionado directamente con la cantidad de agua procesada, por lo que con ello se puedo realizar un cálculo de la posible cantidad de energía eléctrica que se pudiera estar generando de manera mensual si se aprovechara este gas como combustible para la generación de energía eléctrica para los próximos 24 meses.

De igual manera, se realizó el análisis de la serie de tiempo de la energía eléctrica que requieren las plantas de tratamiento para su operación así como su proyección en el horizonte de tiempo

establecido, lo cual sirvió para compararlo contra la posible cantidad de energía eléctrica que se pudiera estar generando, llegando a la conclusión de que en los próximos 24 meses las plantas de tratamiento de agua "Dulces Nombres" y "Norte" pueden ser autosuficientes energéticamente, lo cual pudiera traer beneficios económicos para Servicios de Agua y Drenaje de Monterrey ya que eliminaría el gasto por concepto de adquisición de energía eléctrica, además de que para la planta "Dulces Nombres" existe un remanente desde el 137% hasta el 180% de la energía eléctrica generada y para la planta "Norte" desde el 109% hasta el 118%, la cual pudiera ser aprovechada para su venta a particulares, o bien, como complemento en el suministro de energía para los servicios públicos de la Zona Metropolitana de Monterrey, además de hacer un cambio de paradigma en el uso de agua tratada para ciertas actividades que lo permitan como la agricultura y procesos industriales, con el fin de preservar el agua potable para las actividades esenciales ya que es un recurso limitado que cada vez se presenta con mayor escasez.

De esta manera se estaría logrando lo que menciona el Grupo Banco Nacional de hacer de los residuos un recurso, así como cumplir con los principios de la economía circular, ya que al realizar este proyecto se estaría reduciendo la contaminación ya que el metano es un gas de efecto invernadero altamente peligroso, evitando la emisión en promedio de 9,283.49 y 4,679.99 toneladas de dióxido de carbono equivalentes para las plantas "Dulces Nombres" y "Norte" respectivamente; así como se procuraría mantener el recurso del agua potable para su uso, además de que al estar generando energía renovable se estaría ayudando reducir el impacto ambiental ayudando a regenerar los sistemas naturales.

También se pudo constatar que a nivel internacional existen políticas que incentivan a la generación de energías sustentables y comenzar a reducir el consumo de combustibles fósiles, a un adecuado uso del agua como recurso, así como una exigencia para su tratado antes de ser vertido al ecosistema de nueva cuenta, además de que estimulan el tratamiento y la utilización del biogás con el fin de evitar ser emitido al medio ambiente y que sea perjudicial debido a que es un gas de efecto invernadero bastante nocivo. Por otro lado, a nivel nacional existen iniciativas para la utilización de energías limpias, sin embargo, no existen políticas que obliguen a reducir el consumo de energía generada por medio de combustibles fósiles e incrementen el uso de energías sustentables.

APRENDIZAJES Y HALLAZGOS EN EL PROCESO DE INVESTIGACIÓN

Gracias a este proyecto de investigación se detectó que solamente por el uso del biogás para la generación de energía eléctrica se logran cumplir con seis de los objetivos para el desarrollo sustentable establecidos por el Programa de las Nacionales Unidad Para el Desarrollo entre los que se encuentran:

- "Agua Limpia y Saneamiento": El 100% de las aguas residuales que se generan en la Zona Metropolitana de Monterrey son tratadas y se viertes a los cuerpos de agua naturales libres de contaminantes.
- "Energía Asequible y no Contaminante": Se estaría generando energía limpia para autoconsumo de las plantas de tratamiento de agua haciéndolas autosostenibles energéticamente.
- "Industria, Innovación e Infraestructura". Se estarían generando obras de infraestructura para poder llevar a cabo los procesos de generación de energía, así como la infraestructura necesaria para el aprovechamiento de la energía generada, además de buscar nuevas tecnologías que pudieran eficientizar los procesos de saneamiento.
- "Ciudades y Comunidades Sostenibles". Al generar energía limpia demás, ésta pudiera ser aprovechada para servicios públicos de la Zona Metropolitana de Monterrey; como por ejemplo aumentar el número de luminarias de alumbrado público funcionales para generar mayor seguridad en la sociedad.
- "Producción y Consumo Responsables": Al implementar los cambios de consumo de agua potable, y se utilicen las aguas tratadas para actividades que así lo permitan, se estaría haciendo uso responsable del recurso
- "Acción por el Clima". Al aprovechas el biogás que es un gas de efecto invernadero altamente contaminante, se estaría reduciendo el impacto ambiental al dejar de emitir este GEI ayudando a combatir la lucha contra el cambio climático.

Uno de los hallazgos es que a México le hace falta generar políticas públicas que obliguen una transición más rápida y eficaz para el uso de energías limpias, ya que actualmente la apuesta mayor es hacia las energías generadas a través de combustibles fósiles, además de que el impacto ambiental que se genera por estas actividades es cada vez más preocupante ya que es un tema de suma importancia a nivel mundial del que en México no se ven acciones para mitigar este impacto y evitar problemas futuros.

Unos de los aprendizajes más relevantes al realizar este proyecto es el cómo hacer de los residuos nuevos recursos, lo cual se complementa con el tema de la economía circular, ya que al aprovechar al máximo un recurso en todas y cada una de sus fases puede ser benéfico para el desarrollo.

LIMITACIONES Y SUGERENCIAS PARA FUTURAS INVESTIGACIONES.

Este proyecto de investigación representa un esfuerzo inicial para estudiar con mayor profundidad el impacto que pudiera tener el uso del biogás que se produce en las plantas de tratamiento de agua residuales para la producción de energía eléctrica, ya que en la actualidad a nivel mundial es un tema poco estudiado y en México existen algunos proyectos que llevan a cabo esta acción, sin embargo, no existen estudios en forma de los cuales se pueda obtener información.

Una de las limitaciones más relevantes que se tuvo al realizar este proyecto es que no se contaban con los datos del biogás producido en las plantas de tratamiento de agua objeto de este estudio, por lo que se procedió a realizar un cálculo para obtener esta variable que al ser comparadas contra los datos que se tenía presentaban algunas variaciones, por lo que se tendría que revisar qué factores están influyendo para que las plantas de tratamiento indicaran una producción menor en los registros al teórico.

Otra de las limitaciones son la cantidad de datos con los que se cuenta de las plantas, ya que, al querer hacer pronósticos a mediano y largo plazo, el grado de incertidumbre de los valores son demasiados altos.

Por último, esta investigación pretende demostrar la importancia de impulsar el desarrollo de energías limpias que estén alineados a cumplir con la mayor cantidad de objetivos para el desarrollo sustentable, así como hacer de los residuos recursos y generar una economía circular en base a estos recursos, ya que esto traerá mayor desarrollo y mejorará la calidad de vida de las sociedades.

BIBLIOGRAFÍA

- Amador Díaz, A. & Veliz Lorenzo, E. & Bataller Venta, M. (2015). Tratamiento de lodos, generalidades y aplicaciones. Revista CENIC. Ciencias Químicas, 46, 1-10
- Bitar, S. (2015). América Latina Debe Pensar en el Futuro. Planeación Prospectiva Estratégica.

 Teorías, Metodologías y Buenas Prácticas en América Latina. 53-68.
- Bodík, I. & Sedláèek, S. & Kubaská, M & Hutòan, M. (2010). Biogas Production in Municipal
 Wastewater Treatment Plants Current Status in EU with a Focus on the Slovak Republic.
 Chemical and Biochemical Engineering Quarterly 25, 335-340
- Cadena Iñiguez, P., & Rendón Medel, R., & Aguilar Ávila, J., & Salinas Cruz, E., & De la Cruz Morales, F., & Sangerman Jarquín, D. (2017). Métodos cuantitativos, métodos cualitativos o su combinación en la investigación: un acercamiento en las ciencias sociales. Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas, 8 (7), 1603-1617.
- CONAPO (Consejo Nacional de Población). (2018). Proyecciones de la Población de México y de las Entidades Federativas, 2016-2050. Disponible en: https://datos.gob.mx/busca/dataset/proyecciones-de-la-poblacion-de-mexico-y-de-las-entidades-federativas-2016-2050
- De Lovinfosse, I. (2008). How and Why Do Policies Change? A Comparision of Renewable Electricity

 Policies in Belgium, Denmark, Germany, the Netherlands and the UK. PIE Peter Lang, Bélgica,
 p. 317
- Eloriaga, J. (2020). A Deep Dive on Autoregresssion in R. Towards Data Science. Disponible en: https://towardsdatascience.com/a-deep-dive-on-vector-autoregression-in-r-58767ebb3f06
- ENRES (Programa Aprovechamiento Energético de Residuos Urbanos en México). (2017). Análisis de instrumentos de política pública para estimular la valorización energética de residuos urbanos en México y propuestas para mejorarlos y ampliarlos. Disponible en: https://www.gob.mx/sener/ documentos/analisis-de-instrumentos-de-politica-publica-para-estimular-valorizacion-energetica-de-residuos-urbanos-en-mexico-y-propuestas-de-mejora
- ENRES (Programa Aprovechamiento Energético de Residuos Urbanos en México). (2017). Guía técnica para el manejo y aprovechamiento de biogás en plantas de tratamiento de aguas

- residuales. Disponible en: https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/265430/ Guia_lodos_2017.pdf
- Estrada Gasca, C. (2013). Transición energética, energías renovables y energía solar de potencia. Revista Mexicana de Física, 59 (2), 75-84.
- EY México. (2018). Nueva Era de la Energía en México. Disponible en:

 https://www.energypartnership.mx/fileadmin/user_upload/mexico/media_elements/rep

 orts/NuevaEraEnergiaMexico_ESP.pdf
- Finon, D. & Pérez, Y. (2007). The social efficiency of instruments of promotion of renewable energies: A transaction-cost perspective, Ecological Economics 62, 77-92.
- Gobierno de los Estados Unidos Mexicanos, Presidencia de la República. (2007). Visión 2030: El México Que Queremos. Disponible en: https://archivo.cepal.org/pdfs/GuiaProspectiva/VisionMexico2030.pdf
- Gobierno de los Estados Unidos Mexicanos. (2013). Reforma Energética. Disponible en: https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/164370/Resumen_de_la_explicacion_de_la_Reforma_Energetica11_1_.pdf
- Gu, Y., & Li, Y., & Li, X., & Luo, P., & Wang, H., & Wang, X., & Wu, J., & Li, F. (2017). Energy self-sufficient wastewater treatment plants: feasibilities and challenges. Energy Procedia 105, 3741 3751
- Hernández, C. & Pedraza, L. & Escobar, A. (2008). Aplicaciones de las series de tiempo en modelos de tráfico para una red de datos. Scientia et Technica (18), 31-36
- Hernández, S. & Sánchez, E. & François, J. & Díaz, L. (2014). Análisis de un Proceso de Tratamiento de Efluentes para Producción de Metano. Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial 11, 236-246.
- Hyndman, R. & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: Principles and Practice. US: Texts Online.

 Disponible: https://otexts.org/fpp2/
- IMP (Instituto Mexicano del Petróleo). (2020). Reporte de Inteligencia Tecnológica. Biocombustibles

 Gaseosos. Disponible en: https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/329908

 /Reporte Inteligencia Tecnologica BIOGAS Final.pdf

- IMTA (Instituto Mexicano de Tecnología del Agua). (2016). Revisión y actualización del potencial de biomasa para generación de energía eléctrica a partir de plantas de tratamiento de aguas residuales presentado en el Inventario Nacional de Energías Renovables (INERE). Disponible en: http://repositorio.imta.mx/handle/20.500.12013/1775
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). (2015). Censo y Conteo de Población y Vivienda. Disponible en: https://www.inegi.org.mx/datos/?ps=Programas
- Islas Samperio, J., & Grande Acosta, G. (2013). Políticas públicas para impulsar las energías renovables en México. Revista Mexicana de Física, 59 (2), 1-14.
- López Torres, M., & Veliz, E., & Fernández García, L., & Espinosa Lloréns, M. (2010). Tratamiento de lodos. Una etapa necesaria dentro del proceso tecnológico. Revista CENIC. Ciencias Químicas, 41, 1-6.
- Madlener, R & Stagl, S. (2005). Sustainability-guided promotion of renewable electricity generation. Ecological Economics 53, 147-167.
- Makisha, N. (2016). Wastewater and biogas ecology and economy. Procedia Engineering, 165, 1092-1097
- Makisha, N. & Semenova, D. (2018) Production of biogas at wastewater treatment plants and its further application. MATEC Web of conferences 144, 04016
- Menanteau, P.& Finon, D. & Lamy, M. (2003). Prices versus quantities: choosing policies for promoting the development of renewable energy, Energy Policy 31, 799-812.
- Mojica, F. (2006). Concepto y Aplicación de la Prospectiva Estratégica. Revista Med, 4 (1), 122-131.
- Mojica, F. (2008). Forecasting y Prospectiva: dos alternativas complementarias para adelantarnos al futuro.
- Naciones Unidas. (2015). Objetivos de Desarrollo Sostenible. Disponible en: https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/objetivos-de-desarrollo-sostenible/
- National Intelligence Council (U.S.). (2012). Global trends 2030: Alternative worlds: a publication of the National Intelligence Council. December 2012.

- OMS (Organización Mundial de la Salud). (2018). Cambio climático y salud. Disponible en: https://www.who.int/es/ news-room /fact-sheets/detail/climate-change-and-health#:~: text=Datos%20y%20cifras&text=Seg%C3%BAn%20se%20prev%C3%A9%2C%20entre%202 030,diarrea%20y%20el%20estr%C3%A9s%20cal%C3%B3rico.
- OMS (Organización Mundial de la Salud). (2019). Agua. Disponible en: https://www.who.int /es/news-room/fact-sheets/detail/drinking-water#:%7E:text=De%20aqu%C3%AD%20a% 202025%2C%20la,servicios%20de%20gesti%C3%B3n%20de%20desechos.
- Parra Orobio, B., & Torres Lozada, P., & Marmolejo Rebellón, L., & Torres López, W., & Fuentes López, L., & Ossa Arias, M., & Barba Ho, L. (2016). Evaluación de lodos de PTAR municipales como inóculos en la digestión anaerobia de biorresiduos. Revista ION, 29 (1), 37-46.
- Pfaffenberger, W. & Jahn, K. & Djourdjin, M. (2006). Renewable energies environmental benefits, economic growth and job creation. IMV Environmental Assessment Institute/Bremer Energy Institute, Dinamarca.
- Policy Horizons Canada. (2018). Foresight vs Forecast. Canada Beyond 150 Disponible en: http://canadabeyond150.ca/blog/2018/03/foresightvsforecast/#:~:text=Foresight%20doe s%20not%20predict%20the,and%20the%20analysis%20of%20trends. Diciembre 2,2020
- REMBIO. (2012). Cuaderno Temático sobre BIOENERGÍA Producción de biogás en México.

 Disponible en:
- Rodríguez, D. & Serrano, H. & Delgado, A. & Nolasco, D. y Saltiel, G. (2020). De residuo a recurso:

 Cambiando paradigmas para intervenciones más inteligentes para la gestión de aguas residuales en América Latina y el Caribe" Banco Mundial, Washington, DC.
- Rössel Kipping, D., & Ortiz Laurel, H. (2013). Combustible Biogás en Celdas de Hidrógeno. Conciencia Tecnológica, (45), 37-40.
- Secretaría de Economía y Trabajo de Nuevo León. (2020). N. L. Población Total y por municipio.

 Disponible en: http://datos.nl.gob.mx/n-l-poblacion-total-y-por-municipio/
- SENER (Secretaría de Energía). (2017). Mapa de Ruta Tecnológica Biogás. Disponible en: https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/329895/Mapa_Ruta_Tecnologica_BIO GAS_Final-Red.pdf

- SENER (Secretaría de Energía). (2018). Prospectivas de Energías Renovables 2018-2032. Disponible en: https://base.energia.gob.mx/Prospectivas18-32/PER_18_32_F.pdf
- Trujillo Herminio, T. (2010). La Metodología del Vector Autorregresivo: Presentación y Algunas Aplicaciones. UCV Scientia, 2 (2)
- WWAP (Programa Mundial de Evaluación de los Recursos Hídricos de las Naciones Unidas). (2017).

 Informe Mundial de las Naciones Unidas sobre el Desarrollo de los Recursos Hídricos 2017.

 Aguas residuales: El recurso desaprovechado. París, UNESCO. Disponible en:

 http://www.unesco.org/new/es/natural-sciences/environment/water/wwap/wwdr/2017wastewater-the-untapped-resource/
- World Energy Council. (2013). World Energy Perspective Cost of Energy Technologies. Disponible en: https://www.worldenergy.org/assets/downloads/WEC_J1143_CostofTECHNOLOGIES_ 021013_WEB_Final.pdf

ANEXOS

ANEXO 1. CENSO POBLACIÓN MUNICIPIOS DE LA ZONA METROPOLITANA DE MONTERREY, N. L.

MUNICIPIO	AÑO	POBLACIÓN	MUNICIPIO	AÑO	POBLACIÓN
	1990	115,913		1990	1,069,238
	1995	219,153		1995	1,088,143
Anadasa	2000	283,497	Montorroy	2000	1,110,997
Apodaca	2005	418,784	Monterrey	2005	1,133,814
	2010	523,370		2010	1,135,550
	2015	597,207		2015	1,109,171
	1990	53,582		1990	436,603
	1995	62,440		1995	487,924
Cadarauta da limánas	2000	75,059	San Nicolás de los Garza	2000	496,878
Cadereyta de Jiménez	2005	73,746	Sali Nicolas de los Garza	2005	476,761
	2010	86,445		2010	443,273
	2015	95,534		2015	430,143
	1990	13,164		1990	113,040
	1995	23,981		1995	120,913
Canala	2000	28,974	San Dadua Carra Carris	2000	125,978
García	2005	51,658	San Pedro Garza García	2005	122,009
	2010	143,668		2010	122,659
	2015	247,370		2015	123,156
	1990	98,147		1990	163,848
	1995	176,869		1995	202,156
General Escobedo	2000	233,457	Santa Catarina	2000	227,026
General Escopedo	2005	299,364	Santa Catarina	2005	259,896
	2010	357,937		2010	268,955
	2015	425,148		2015	296,954
	1990	535,560		1990	9,518
	1995	618,933		1995	15,925
Guadalupe	2000	670,162	Salinas Victoria	2000	19,024
Guadalupe	2005	691,931	Salinas victoria	2005	27,848
	2010	678,006		2010	32,660
	2015	682,880		2015	54,192
	1990	28,014		1990	30,182
	1995	50,009		1995	34,187
Juárez	2000	66,497	Cantiago	2000	36,812
Juarez	2005	144,380	Santiago	2005	37,886
	2010	256,970		2010	40,469
	2015	333,481		2015	42,407

Fuente: Secretaría de Economía y Trabajo de Nuevo León, 2020 (http://datos.nl.gob.mx/n-l-poblacion-total-y-por-municipio/)

ANEXO 2. CENSO POBLACIÓN DE LA ZONA METROPOLITANA DE MONTERREY, N. L.

AÑO	POBLACIÓN
1990	2,666,809
1995	3,100,633
2000	3,374,361
2005	3,738,077
2010	4,089,962
2015	4,437,643

Fuente: Secretaría de Economía y Trabajo de Nuevo León, 2020 (http://datos.nl.gob.mx/n-l-poblacion-total-y-por-municipio/)

ANEXO 3. TEMPERATURAS PROMEDIO EN N. L.

	Temp.	Temp.	Temp.	VIEDIO EI	Temp.	Temp.	Temp.		Temp.	Temp.	Temp.
Fecha	Máx.	Media	Mín.	Fecha	Máx.	Media	Mín.	Fecha	Máx.	Media	Mín.
2007-01	17.0	11.5	5.9	2011-08	36.7	28.9	21.2	2016-03	29.6	21.6	13.5
2007-02	23.3	15.7	8.2	2011-09	35.2	27.4	19.7	2016-04	31.2	23.9	16.6
2007-03	27.5	20.1	12.8	2011-10	29.8	22.5	25.2	2016-05	32.6	26.0	19.4
2007-04	29.0	22.0	14.9	2011-11	26.5	18.7	10.8	2016-06	33.8	27.1	20.5
2007-05	31.0	24.9	18.7	2011-12	20.4	14.0	7.4	2016-07	37.1	29.5	22.0
2007-06	33.9	27.3	20.7	2012-01	23.9	15.8	7.8	2016-08	35.0	28.1	21.3
2007-07	32.3	26.5	20.8	2012-02	21.5	16.2	10.5	2016-09	33.3	26.8	20.4
2007-08	33.5	27.3	21.3	2012-03	28.6	20.9	13.6	2016-10	30.5	23.9	17.4
2007-09	31.7	25.9	20.0	2012-04	31.7	24.4	16.9	2016-11	26.1	20.4	14.6
2007-10	30.7	23.4	16.3	2012-05	33.7	26.3	18.9	2016-12	23.4	16.6	9.9
2007-11	25.4	18.5	11.7	2012-06	35.0	27.7	20.5	2017-01	24.8	16.8	8.9
2007-12	25.3	17.5	9.9	2012-07	34.6	27.8	20.8	2017-02	29.5	20.4	11.4
2008-01	20.9	13.5	5.9	2012-08	36.0	28.5	21.1	2017-03	29.1	22.0	14.8
2008-02	28.2	18.7	9.3	2012-09	33.0	26.1	19.4	2017-04	31.8	23.8	15.7
2008-03 2008-04	29.6 32.3	20.2	10.9 16.2	2012-10 2012-11	30.7 24.5	23.6 19.0	16.5 13.3	2017-05 2017-06	33.4 35.9	26.2 28.3	18.9 20.7
2008-04	34.7	27.2	19.7	2012-11	24.5	16.6	9.2	2017-06	35.9	28.0	21.0
2008-05	35.8	28.6	21.4	2012-12	21.3	14.6	8.0	2017-07	35.8	28.6	21.4
2008-00	31.7	25.9	20.1	2013-01	26.7	18.8	10.9	2017-08	32.8	26.2	19.6
2008-07	33.7	27.6	21.4	2013-02	28.4	20.0	11.5	2017-03	28.5	21.6	14.7
2008-09	29.8	24.0	18.4	2013-04	31.2	23.0	14.8	2017-10	27.2	19.6	12.1
2008-10	28.3	21.6	14.9	2013-05	32.1	25.3	18.5	2017-12	21.4	14.6	7.8
2008-11	25.2	18.2	11.1	2013-06	35.1	28.0	20.8	2018-01	19.9	12.3	4.7
2008-12	23.0	15.0	7.2	2013-07	34.1	27.6	21.0	2018-02	25.6	18.6	11.7
2009-01	23.4	15.7	7.9	2013-08	35.1	27.9	20.8	2018-03	29.4	21.5	13.6
2009-02	26.7	18.1	9.6	2013-09	30.7	25.1	19.5	2018-04	29.3	21.9	14.5
2009-03	27.7	19.8	11.8	2013-10	29.1	22.7	16.3	2018-05	33.0	26.1	19.2
2009-04	32.9	24.3	15.7	2013-11	23.0	17.0	11.0	2018-06	34.6	27.8	20.9
2009-05	34.1	26.7	19.4	2013-12	19.8	13.7	7.6	2018-07	35.9	28.1	20.3
2009-06	36.3	28.7	21.1	2014-01	21.7	13.5	5.2	2018-08	36.3	28.6	20.9
2009-07	36.5	28.5	20.4	2014-02	24.0	15.8	7.5	2018-09	31.3	25.9	20.5
2009-08	37.5	29.6	21.7	2014-03	25.6	18.2	10.8	2018-10	27.5	22.1	16.7
2009-09	30.8	25.3	19.7	2014-04	30.7	23.3	15.9	2018-11	23.0	16.3	9.6
2009-10	28.3	22.6	17.0	2014-05	31.8	24.6	17.5	2018-12	22.4	14.8	7.2
2009-11	25.2	17.5	9.8	2014-06	34.4	27.8	21.2	2019-01	21.5	14.2	6.9
2009-12	19.0	13.1	7.2	2014-07	35.3	28.3	21.3	2019-02	26.0	18.2	10.3
2010-01	19.1	12.5	5.9	2014-08	36.1	29.9	21.6	2019-03	26.1	19.4	12.7
2010-02	19.9	13.3	6.6	2014-09	30.9	25.4	20.0	2019-04	31.3	22.7	14.0
2010-03	26.3	17.6	8.9	2014-10	29.9	23.5	17.0	2019-05	33.2	26.5	19.8
2010-04	28.9	22.4	15.8	2014-11	22.9	15.9	8.9	2019-06	35.1	28.2	21.2
2010-05	33.3	26.4	19.4	2014-12	21.3	15.1	9.0	2019-07	35.3	27.9	20.5
2010-06 2010-07	35.4	28.6	21.7 21.5	2015-01 2015-02	19.6	12.9	6.2	2019-08	37.6 32.5	29.8 26.4	21.9
2010-07	31.8	26.6			22.6	15.3	8.0	2019-09			
2010-08	34.8 31.4	28.2 25.9	21.6 20.4	2015-03 2015-04	23.2 29.8	17.3 24.2	11.4 18.7	2019-10 2019-11	30.2 25.5	23.4 18.3	16.5 11.1
2010-03	29.9	22.4	15.0	2015-05	30.7	25.1	19.5	2019-12	23.9	16.2	8.4
2010-10	26.7	18.3	10.0	2015-06	32.3	26.5	20.7	2020-01	23.5	16.2	8.9
2010-11	24.0	14.8	5.6	2015-00	35.3	28.2	21.1	2020-01	24.6	16.5	8.3
2011-01	21.5	14.0	6.6	2015-08	36.3	28.7	21.1	2020-03	30.4	22.9	15.3
2011-02	25.9	17.0	8.1	2015-09	33.3	26.7	20.1	2020-04	31.6	24.6	17.6
2011-03	30.7	22.3	13.9	2015-10	30.3	23.9	17.4	2020-05	33.1	26.0	18.9
2011-04	33.0	24.7	16.5	2015-11	25.6	19.5	13.4	2020-06	33.3	26.7	20.2
2011-05	35.7	28.1	20.5	2015-12	24.3	16.7	9.2	2020-07	35.1	28.3	21.4
2011-06	35.0	27.9	20.8	2016-01	22.5	14.1	5.6	2020-08	34.7	27.8	20.8
2011-07	34.3	27.9	21.6	2016-02	26.5	17.5	8.5	2020-09	30.9	24.7	18.6

Fuente: Comisión Nacional del Agua, 2020

ANEXO 4. CANTIDAD DE AGUA TRATADA EN LA PLANTA "Dulces Nombres" EN N. L.

Fecha	L/s	m3/mes	Fecha	L/s	m3/mes	Fecha	L/s	m3/mes
2007-01-01	5782.38	15487518	2011-08-01	4511.80	12084400	2016-03-01	6374.03	17072200
2007-02-01	5061.67	12245197	2011-09-01	4440.24	11509100	2016-04-01	6424.61	16652600
2007-03-01	4794.50	12841595	2011-10-01	4638.81	12424600	2016-05-01	6386.39	17105320
2007-04-01	4841.21	12548410	2011-11-01	4311.43	11175214	2016-06-01	6517.98	16894600
2007-05-01	4989.53	13363949	2011-12-01	4608.57	12343600	2016-07-01	6707.36	17965000
2007-06-01	5196.30	13468810	2012-01-01	4505.75	12068200	2016-08-01	6640.80	17786729
2007-07-01	5264.07	14099289	2012-02-01	4573.12	11458400	2016-09-01	6667.13	17281200
2007-08-01	5455.44	14611840	2012-03-01	4664.02	12492100	2016-10-01	7235.27	19378960
2007-09-01	5474.16	14189010	2012-04-01	4458.66	11556840	2016-11-01	8560.36	22188460
2007-10-01	5279.50	14140609	2012-05-01	4522.69	12113560	2016-12-01	7306.56	19569880
2007-11-01	4956.73	12847840	2012-06-01	4595.60	11911800	2017-01-01	6830.58	18295020
2007-12-01	4990.61	13366837	2012-07-01	4548.09	12181600	2017-02-01	6995.68	16923940
2008-01-01	4974.26	13323066	2012-08-01	4607.65	12341139	2017-03-01	7009.14	18773280
2008-02-01	4880.32	12228120	2012-09-01	4672.69	12111600	2017-04-01	7188.44	18632434
2008-03-01	4702.87	12596180	2012-10-01	4951.31	13261600	2017-05-01	7337.00	19651420
2008-04-01	4909.79	12726180	2012-11-01	5143.52	13332000	2017-06-01	7156.09	18548580
2008-05-01	5086.81	13624500	2012-12-01	4993.65	13375000	2017-07-01	7046.32	18872860
2008-06-01	4811.15	12470500	2013-01-01	4949.30	13256200	2017-08-01	7091.23	18993160
2008-07-01	5198.56	13923821	2013-02-01	4886.08	11820400	2017-09-01	6578.36	17051120
2008-08-01	5397.72	14457250	2013-03-01	4781.96	12808006	2017-10-01	6979.51	18693920
2008-09-01	5370.74	13920951	2013-04-01	4669.96	12104540	2017-11-01	7181.90	18615480
2008-10-01	5372.87	14390704	2013-05-01	4805.14	12870100	2017-12-01	7086.04	18979260
2008-11-01	5001.71	12964433	2013-06-01	4793.52	12424800	2018-01-01	6833.65	18303260
2008-12-01	5024.46	13457513	2013-07-01	4779.94	12802600	2018-02-01	6601.02	15969192
2009-01-01	3478.21	9316036	2013-08-01	5039.35	13497400	2018-03-01	6695.36	17932860
2009-02-01	3830.49	9266730	2013-09-01	5581.02	14466000	2018-04-01	6898.44	17880760
2009-03-01	4386.85	11749728	2013-10-01	6057.50	16224400	2018-05-01	6982.14	18700951
2009-04-01	4603.83	11933135	2013-11-01	6176.85	16010400	2018-06-01	6868.58	17803370
2009-05-01	4561.87	12218525	2013-12-01	6110.59	16366600	2018-07-01	7630.62	20437840
2009-06-01	4610.81	11951230	2014-01-01	6225.51	16674400	2018-08-01	7285.34	19513050
2009-07-01	4576.11	12256657	2014-02-01	6062.42	14666200	2018-09-01	7284.16	18880530
2009-08-01	4486.87	12017638	2014-03-01	6084.62	16297040	2018-10-01	7101.12	19019640
2009-09-01	4466.81	11577973	2014-04-01	5949.77	15421800	2018-11-01	7645.91	19818210
2009-10-01	4373.57	11714160	2014-05-01	6130.75	16420600	2018-12-01	7595.14	20342810
2009-11-01	4586.38	11887897	2014-06-01	6097.69	15805200	2019-01-01	7683.95	20580690
2009-12-01	4465.53	11960464	2014-07-01	6132.77	16426000	2019-02-01	7277.02	17604564
2010-01-01	4159.65	11141215	2014-08-01	6116.64	16382800	2019-03-01	6906.94	18499560
2010-02-01	4265.71	10319615	2014-09-01	6226.85	16140000	2019-04-01	6736.13	17460050
2010-03-01	4254.32	11394766	2014-10-01	6205.42	16620600	2019-05-01	7016.22	18792250
2010-04-01	3789.22	9821664	2014-11-01	6090.12	15785600	2019-06-01	7010.68	
2010-05-01	3849.23	10309770	2014-12-01	6204.54	16618240	2019-07-01	7110.48	19044720
2010-06-01	3704.63	9602402	2015-01-01	6162.20	16504840	2019-08-01	7013.84	18785860
2010-07-01	4554.14	12197800	2015-02-01	6128.94	14827120	2019-09-01	7360.37	19078068
2010-08-01	4545.42	12174460	2015-03-01	6196.85	16597630	2019-10-01	6726.88	18017284
2010-09-01	4525.25	11729450	2015-04-01	6206.74	16087880	2019-11-01	6918.59	17932980
2010-10-01	4524.50	12118420	2015-05-01	6336.39	16971400	2019-12-01	6726.50	18016270
2010-11-01	4526.85	11733600	2015-06-01	6223.49	16131280	2020-01-01	6667.70	17858760
2010-12-01	4384.78	11744200	2015-07-01	6158.98	16496200	2020-02-01	6358.88	15932800
2011-01-01	4279.90	11463273	2015-08-01	6223.49	16669000	2020-03-01	6924.78	18547320
2011-02-01	4428.49	10713400	2015-09-01	6054.34	15692840	2020-04-01	6568.85	17026460
2011-03-01	4475.51	11987200	2015-10-01	6665.43	17852680	2020-05-01	6525.88	17478920
2011-04-01	4437.27	11501400	2015-11-01	6602.52	17113740	2020-06-01	6904.58	17896680
2011-05-01	4542.04	12165400	2015-12-01	6281.82	16825240	2020-07-01	7161.66	19181800
2011-06-01	4552.89	11801100	2016-01-01	6214.50	16644910	2020-08-01	6981.88	18700280
2011-07-01	4548.09	12181600	2016-02-01	6047.59	15152840	2020-09-01	7284.72	18882002

ANEXO 5. CANTIDAD DE AGUA TRATADA EN LA PLANTA "Norte" EN N. L.

Fecha	L/s	m3/mes	Fecha	L/s	m3/mes	Fecha	L/s	m3/mes
2007-01-01	2152.26	5764617	2011-08-01	2297.54	6153736	2016-03-01	2158.35	5780919
2007-02-01	2102.09	5085376	2011-09-01	2284.46	5921333	2016-04-01	2123.73	5504707
2007-03-01	1789.71	4793566	2011-10-01	2182.34	5845174	2016-05-01	2108.26	5646767
2007-04-01	1724.38	4469589	2011-11-01	2077.73	5385468	2016-06-01	2046.06	5303388
2007-05-01	1955.94	5238780	2011-12-01	2106.07	5640889	2016-07-01	2143.41	5740899
2007-06-01	2289.37	5934058	2012-01-01	1983.55	5312733	2016-08-01	2589.44	6935550
2007-07-01	1999.59	5355709	2012-02-01	2081.45	5215285	2016-09-01	2651.88	6873680
2007-08-01	1857.81	4975954	2012-03-01	2076.06	5560519	2016-10-01	2694.90	7218030
2007-09-01	1704.31	4417563	2012-04-01	2077.21	5384140	2016-11-01	2459.80	6375790
2007-10-01	2009.80	5383061	2012-05-01	2211.20	5922491	2016-12-01	2077.05	5563160
2007-11-01	1909.74	4950040	2012-06-01	2266.68	5875227	2017-01-01	1995.86	5345720
2007-12-01	1875.77	5024070	2012-07-01	2299.44	6158818	2017-02-01	2296.99	5556870
2008-01-01	1883.08	5043649	2012-08-01	2358.32	6316527	2017-03-01	2297.71	6154196
2008-02-01	1911.20	4788696	2012-09-01	2272.84	5891191	2017-04-01	2516.11	6521762
2008-03-01	1799.65	4820186	2012-10-01	2205.98	5908506	2017-05-01	2636.63	7061949
2008-03-01	1850.00	4795209	2012-10-01	2125.99	5510565	2017-05-01	2706.70	7015763
2008-04-01	1908.01	5110403	2012-11-01	1995.76	5345440	2017-00-01	2520.90	6751971
	1982.40						2501.38	
2008-06-01		5138391	2013-01-01	2037.91	5458334	2017-08-01	-	6699703
2008-07-01	1992.42	5336503	2013-02-01	2188.64	5294763	2017-09-01	2382.26	6174809
2008-08-01	2070.78	5546383	2013-03-01	2143.50	5741158	2017-10-01	2660.20	7125073
2008-09-01	2182.36	5656665	2013-04-01	2247.90	5826548	2017-11-01	2538.78	6580506
2008-10-01	2163.11	5793677	2013-05-01	2217.26	5938722	2017-12-01	2360.34	6321927
2008-11-01	2080.71	5393188	2013-06-01	2265.98	5873420	2018-01-01	2368.32	6343300
2008-12-01	2050.03	5490805	2013-07-01	2241.24	6002924	2018-02-01	2615.04	6326295
2009-01-01	1558.05	4173073	2013-08-01	2517.44	6742718	2018-03-01	2832.06	7585385
2009-02-01	1399.98	3386842	2013-09-01	2660.40	6895756	2018-04-01	2523.61	6541189
2009-03-01	1744.37	4672120	2013-10-01	2582.85	6917898	2018-05-01	2663.47	7133845
2009-04-01	2013.27	5218396	2013-11-01	2530.44	6558893	2018-06-01	2612.51	6771630
2009-05-01	1902.54	5095773	2013-12-01	2263.97	6063830	2018-07-01	2745.51	7353579
2009-06-01	2035.47	5275938	2014-01-01	2180.19	5839410	2018-08-01	2428.95	6505688
2009-07-01	2086.91	5589584	2014-02-01	2243.87	5428376	2018-09-01	2687.51	6966031
2009-08-01	2116.12	5667807	2014-03-01	2251.68	6030897	2018-10-01	2564.88	6869788
2009-09-01	2161.53	5602686	2014-04-01	2264.01	5868320	2018-11-01	2416.59	6263796
2009-10-01	2057.86	5511769	2014-05-01	2194.45	5877626	2018-12-01	2414.84	6467896
2009-11-01	1986.67	5149441	2014-06-01	2342.92	6072850	2019-01-01	2498.91	6693092
2009-12-01	1901.71	5093538	2014-07-01	2364.91	6334188	2019-02-01	2432.25	5884096
2010-01-01	1908.99	5113051	2014-08-01	2325.20	6227822	2019-03-01	2529.05	6773809
2010-02-01	1879.59	4547103	2014-09-01	2531.67	6562086	2019-04-01	2254.06	5842532
2010-03-01	1884.29	5046876	2014-10-01	2558.14	6851726	2019-05-01	2505.72	6711309
2010-04-01	1563.40	4052330	2014-11-01	2493.15	6462235	2019-06-01	2660.40	6895770
2010-05-01	1544.79	4137577	2014-12-01	2449.63	6561079	2019-07-01	2671.55	7155480
2010-06-01	1622.52	4205570	2015-01-01	2474.59	6627935	2019-08-01	2638.98	7068236
2010-07-01	82.43	220781	2015-02-01	2506.75	6064333	2019-09-01	2695.05	6985581
2010-08-01	1129.93	3026400	2015-03-01	2397.35	6421053	2019-10-01	2634.33	7055783
2010-09-01	1601.40	4150834	2015-04-01	2427.61	6292357	2019-11-01	2605.42	6753253
2010-10-01	1578.54	4227970	2015-05-01	2547.84	6824133	2019-12-01	2507.82	6716956
2010-11-01	1766.66	4579171	2015-06-01	2528.99	6555135	2020-01-01	2539.43	6801618
2010-12-01	1779.94	4767404	2015-07-01	2388.25	6396702	2020-02-01	2198.29	5508044
2011-01-01	1983.72	5313202	2015-08-01	2405.73	6443518	2020-03-01	2441.59	6539547
2011-02-01	1969.07	4763578	2015-09-01	2369.36	6141385	2020-04-01	2454.62	6362368
2011-03-01	2046.16	5480430	2015-10-01	2296.23	6150231	2020-05-01	2623.29	7026228
2011-04-01	2056.56	5330598	2015-11-01	2126.52	5511938	2020-06-01	2659.82	6894255
2011-05-01	2160.87	5787685	2015-12-01	2269.66	6079062	2020-07-01	2663.58	7134125
				2358.46	6316895	2020-08-01	2465.74	6604233
2011-06-01	2195.75	5691385	2016-01-01	2556.40	0210023	2020-08-01	2403.74	0004233

ANEXO 6. CANTIDAD DE ENERGÍA ELECTRICA USADA EN LA PLANTA "Dulces Nombres" EN N. L.

Fecha	kWh/m3	kwh/mes	Fecha	kWh/m3	kwh/mes	Fecha	kWh/m3	kwh/mes
2007-01-01	0.225018	3484970	2011-08-01	0.275904	3334134	2016-03-01	0.248041	4234600
2007-02-01	0.259093	3172649	2011-09-01	0.284675	3276357	2016-04-01	0.246279	4101188
2007-03-01	0.281356	3613066	2011-10-01	0.275978	3428916	2016-05-01	0.239004	4088248
2007-04-01	0.273953	3437671	2011-11-01	0.290715	3248807	2016-06-01	0.218976	3699512
2007-05-01	0.26661	3562962	2011-12-01	0.304657	3760563	2016-07-01	0.213195	3830040
2007-06-01	0.255244	3437833	2012-01-01	0.30521	3683330	2016-08-01	0.233336	4150288
2007-00-01	0.254283	3585207	2012-01-01	0.311034	3563954	2016-08-01	0.233330	3932672
2007-07-01	0.237345	3468040	2012-02-01	0.311034	3790680	2016-09-01	0.216561	4196721
2007-08-01	0.237343	3428940	2012-03-01	0.308065	3560255	2016-10-01	0.210301	4241484
2007-09-01	0.239473	3386299	2012-04-01	0.30505	3695245	2016-11-01	0.191137	4103846
								3889600
2007-11-01	0.233118	2995066	2012-06-01	0.28865	3438339	2017-01-01	0.212604	
2007-12-01	0.266785	3566069	2012-07-01	0.285813	3481654	2017-02-01	0.220879	3738136
2008-01-01	0.281996	3757053	2012-08-01	0.287025	3542219	2017-03-01	0.240467	4514352
2008-02-01	0.282233	3451175	2012-09-01	0.290193	3514699	2017-04-01	0.233588	4352312
2008-03-01	0.302914	3815562	2012-10-01	0.267568	3548382	2017-05-01	0.223233	4386840
2008-04-01	0.26282	3344691	2012-11-01	0.267307	3563731	2017-06-01	0.236646	4389456
2008-05-01	0.233735	3184522	2012-12-01	0.262258	3507703	2017-07-01	0.237102	4474800
2008-06-01	0.257131	3206550	2013-01-01	0.272434	3611444	2017-08-01	0.22232	4222552
2008-07-01	0.258882	3604628	2013-02-01	0.285934	3379856	2017-09-01	0.241547	4118640
2008-08-01	0.239043	3455909	2013-03-01	0.286463	3669019	2017-10-01	0.218939	4092832
2008-09-01	0.23668	3294804	2013-04-01	0.299315	3623073	2017-11-01	0.227382	4232832
2008-10-01	0.245175	3528247	2013-05-01	0.306467	3944265	2017-12-01	0.23644	4487462
2008-11-01	0.256704	3328023	2013-06-01	0.316222	3928990	2018-01-01	0.243963	4465322
2008-12-01	0.257803	3469391	2013-07-01	0.291149	3727464	2018-02-01	0.245916	3927072
2009-01-01	0.351164	3271459	2013-08-01	0.308019	4157456	2018-03-01	0.262251	4702912
2009-02-01	0.336502	3118277	2013-09-01	0.272212	3937817	2018-04-01	0.253857	4539152
2009-03-01	0.275484	3236857	2013-10-01	0.238584	3870889	2018-05-01	0.245884	4598256
2009-04-01	0.238006	2840152	2013-11-01	0.252382	4040744	2018-06-01	0.236799	4215824
2009-05-01	0.267619	3269909	2013-12-01	0.245285	4014480	2018-07-01	0.22439	4586040
2009-06-01	0.293713	3510237	2014-01-01	0.246306	4107003	2018-08-01	0.230165	4491216
2009-07-01	0.283927	3480000	2014-02-01	0.232105	3404102	2018-09-01	0.239248	4517120
2009-08-01	0.272181	3270973	2014-03-01	0.24085	3925134	2018-10-01	0.238898	4543760
2009-09-01	0.282137	3266575	2014-04-01	0.265567	4095520	2018-11-01	0.201483	3993024
2009-10-01	0.287936	3372925	2014-05-01	0.258341	4242108	2018-12-01	0.230465	4688304
2009-11-01	0.27645	3286404	2014-06-01	0.248779	3931998	2019-01-01	0.230644	4746816
2009-12-01	0.280921	3359940	2014-07-01	0.236219	3880132	2019-02-01	0.224309	3948864
2010-01-01	0.305989	3409089	2014-08-01	0.234238	3837476	2019-03-01	0.234208	4332736
2010-02-01	0.29645	3059250	2014-09-01	0.227407	3670356	2019-04-01	0.245247	4282032
2010-03-01	0.29104	3316336	2014-10-01	0.239516	3980896	2019-05-01	0.240814	4525432
2010-04-01	0.32102	3152955	2014-11-01	0.250458	3953624	2019-06-01	0.248038	4507272
2010-05-01	0.322257	3322396	2014-12-01	0.247983	4121048	2019-07-01	0.250487	4770448
2010-06-01	0.328265	3152136	2015-01-01	0.248777	4106029	2019-08-01	0.23843	4479104
2010-07-01	0.262289	3199343	2015-02-01	0.240135	3560509	2019-09-01	0.231498	4416528
2010-08-01	0.254901	3103286	2015-03-01	0.235365	3906498	2019-10-01	0.254781	4590464
2010-09-01	0.241745	2835541	2015-04-01	0.234688	3775630	2019-11-01	0.249605	4476160
2010-03-01	0.201294	2439371	2015-05-01	0.233068	3955484	2019-12-01	0.257058	4631232
2010-11-01	0.253393	2973209	2015-06-01	0.231718	3737910	2020-01-01	0.253772	4532048
2010-11-01	0.256592	3013467	2015-00-01	0.228979	3777282	2020-01-01	0.256483	4086496
2010-12-01	0.230392	3208072	2015-07-01	0.228622	3810906	2020-02-01	0.238782	4428768
2011-01-01	0.279837	2976584	2015-08-01	0.228838	3591112	2020-03-01	0.232548	3959472
2011-02-01	0.277837	3244008	2015-09-01	0.228838	3762812	2020-04-01		
2011-03-01	0.270023	3106000		0.21077	3854960	2020-05-01	0.23963 0.22848	4188480 4089025
			2015-11-01		4005484	2020-06-01		
2011-05-01	0.26681	3245855	2015-12-01	0.238064			0.207362	3977568
2011-06-01	0.269563	3181135	2016-01-01	0.245727	4090105	2020-08-01	0.210798	3941984
2011-07-01	0.262491	3197561	2016-02-01	0.260302	3944312	2020-09-01	0.21483	4056416

ANEXO 7. CANTIDAD DE ENERGÍA ELECTRICA USADA EN LA PLANTA "Norte" EN N. L.

Fecha	kWh/m3	kwh/mes	Fecha	kWh/m3	kwh/mes	Fecha	kWh/m3	kwh/mes
2007-01-01	0.255825	1474734	2011-08-01	0.286944	1765776	2016-03-01	0.277985	1607008
2007-02-01	0.292668	1488329	2011-09-01	0.329903	1953464	2016-04-01	0.276244	1520640
2007-03-01	0.347364	1665112	2011-10-01	0.276678	1617232	2016-05-01	0.280322	1582912
2007-04-01	0.297328	1328932	2011-11-01	0.275944	1486088	2016-06-01	0.270988	1437152
2007-05-01	0.320164	1677267	2011-12-01	0.291812	1646080	2016-07-01	0.274204	1574176
2007-06-01	0.272575	1617478	2012-01-01	0.30591	1625216	2016-08-01	0.281092	1949530
2007-07-01	0.305879	1638201	2012-02-01	0.290288	1513935	2016-09-01	0.283945	1951744
2007-08-01	0.31301	1557521	2012-03-01	0.333672	1855392	2016-10-01	0.291381	2103200
2007-09-01	0.326055	1440370	2012-04-01	0.337552	1817425	2016-11-01	0.309124	1970912
2007-10-01	0.31623	1702284	2012-05-01	0.284645	1685807	2016-12-01	0.35136	1954672
2007-11-01	0.331291	1639905	2012-06-01	0.272183	1599136	2017-01-01	0.37543	2006944
2007-12-01	0.31731	1594186	2012-07-01	0.260964	1607232	2017-02-01	0.327652	1820720
2008-01-01	0.385493	1944293	2012-08-01	0.264709	1672042	2017-03-01	0.32527	2001776
2008-02-01	0.368226	1763322	2012-09-01	0.27465	1618016	2017-04-01	0.316384	2063384
2008-03-01	0.388373	1872028	2012-10-01	0.277734	1640992	2017-05-01	0.358695	2533084
2008-04-01	0.396215	1899935	2012-11-01	0.297453	1639136	2017-06-01	0.350469	2458808
2008-05-01	0.378696	1935287	2012-12-01	0.325771	1741392	2017-07-01	0.35892	2423416
2008-06-01	0.311961	1602976	2013-01-01	0.313502	1711200	2017-08-01	0.305011	2043486
2008-07-01	0.269856	1440085	2013-02-01	0.297187	1573536	2017-09-01	0.342823	2116864
2008-08-01	0.279812	1551945	2013-03-01	0.332975	1911664	2017-10-01	0.320706	2285056
2008-09-01	0.249926	1413747	2013-04-01	0.320238	1865884	2017-11-01	0.354815	2334864
2008-10-01	0.249088	1443136	2013-05-01	0.291055	1728496	2017-12-01	0.367103	2320800
2008-11-01	0.274933	1482768	2013-06-01	0.286694	1683872	2018-01-01	0.322633	2046555
2008-12-01	0.27973	1535945	2013-07-01	0.276614	1660492	2018-02-01	0.330323	2089721
2009-01-01	0.381477	1591933	2013-08-01	0.245595	1655977	2018-03-01	0.322451	2445912
2009-02-01	0.434664	1472138	2013-09-01	0.227888	1571460	2018-04-01	0.327334	2141152
2009-03-01	0.361616	1689512	2013-10-01	0.230475	1594404	2018-05-01	0.304159	2169824
2009-04-01	0.304529	1589151	2013-11-01	0.243736	1598640	2018-06-01	0.28881	1955712
2009-05-01	0.331853	1691048	2013-12-01	0.261773	1587344	2018-07-01	0.29175	2145408
2009-06-01	0.300701	1586480	2014-01-01	0.265597	1550928	2018-08-01	0.329548	2143936
2009-07-01	0.301515	1685344	2014-02-01	0.284773	1545856	2018-09-01	0.301325	2099040
2009-08-01	0.328995	1864680	2014-03-01	0.271058	1634720	2018-10-01	0.305328	2097536
2009-09-01	0.339648	1902939	2014-04-01	0.267462	1569552	2018-11-01	0.334904	2097770
2009-10-01	0.377215	2079120	2014-05-01	0.27254	1601888	2018-12-01	0.320497	2072942
2009-11-01	0.41738	2149276	2014-06-01	0.271709	1650051	2019-01-01	0.323476	2165056
2009-12-01	0.377609	1923368	2014-07-01	0.260964	1652992	2019-02-01	0.331762	1952122
2010-01-01	0.376386	1924480	2014-08-01	0.27963	1741488	2019-03-01	0.333985	2262354
2010-02-01	0.439499	1998448	2014-09-01	0.254948	1672992	2019-04-01	0.333457	1948233
2010-03-01	0.419022	2114750	2014-10-01	0.249929	1712448	2019-05-01	0.332399	2230832
2010-04-01	0.438675	1777656	2014-11-01	0.25907	1674168	2019-06-01	0.319908	2206013
2010-05-01	0.457804	1894200	2014-12-01	0.255168	1674180	2019-07-01	0.328612	2351375
2010-06-01	0.459695	1933280	2015-01-01	0.249398	1652992	2019-08-01	0.334683	2365618
2010-07-01	1.340002	295847	2015-02-01	0.246411	1494320	2019-09-01	0.300594	2099822
2010-08-01	0.415972	1258899	2015-03-01	0.250601	1609120	2019-10-01	0.301029	2123997
2010-09-01	0.361459	1500356	2015-04-01	0.249623	1570720	2019-11-01	0.303863	2052065
2010-10-01	0.325296	1375341	2015-05-01	0.243436	1661239	2019-12-01	0.329471	2213042
2010-11-01	0.299995	1373728	2015-06-01	0.254848	1670560	2020-01-01	0.325541	2214204
2010-12-01	0.314365	1498704	2015-07-01	0.268533	1717728	2020-02-01	0.391842	2158282
2011-01-01	0.349341	1856120	2015-08-01	0.258656	1666656	2020-03-01	0.359215	2349102
2011-02-01	0.372896	1776320	2015-09-01	0.2622	1610272	2020-04-01	0.349432	2223212
2011-03-01	0.37687	2065408	2015-10-01	0.274619	1688968	2020-05-01	0.332614	2337024
2011-04-01	0.407234	2170800	2015-11-01	0.276955	1526560	2020-06-01	0.326005	2247560
2011-05-01	0.395621	2289728	2015-12-01	0.267873	1628416	2020-07-01	0.320706	2287960
2011-06-01	0.349693	1990240	2016-01-01	0.265381	1676384	2020-08-01	0.347323	2293804
2011-07-01	0.295434	1774304	2016-02-01	0.282729	1585904	2020-09-01	0.320882	2051296

ANEXO 8. CÁLCULO DE BIOGÁS GENERADO EN PTAR "DULCES NOMBRES"

Planta DN	m3/mes	Planta DN	m3/mes	Planta DN	m3/mes
2007-01-01	3319363	2011-08-01	3378367	2016-03-01	5997928
2007-02-01	4162925	2011-09-01	3364731	2016-04-01	5731668
2007-03-01	3416618	2011-10-01	3530780	2016-05-01	5177186
2007-04-01	4286167	2011-11-01	3717377	2016-06-01	5480715
2007-05-01	3504064	2011-12-01	4304308	2016-07-01	6366332
2007-06-01	2557784	2012-01-01	4310067	2016-08-01	5436119
2007-07-01	2822490	2012-02-01	3836867	2016-09-01	5200305
2007-08-01	3756142	2012-03-01	5191837	2016-10-01	5502057
2007-09-01	2544095	2012-04-01	4570419	2016-11-01	5620187
2007-10-01	4262045	2012-05-01	4678032	2016-12-01	6284943
2007-11-01	2794898	2012-06-01	4191840	2017-01-01	5268279
2007-12-01	5252937	2012-07-01	3882661	2017-02-01	5066348
2008-01-01	3883349	2012-08-01	4089794	2017-03-01	5825404
2008-02-01	3930403	2012-09-01	3744957	2017-04-01	5928865
2008-03-01	4179845	2012-10-01	4708419	2017-05-01	6577312
2008-04-01	4647040	2012-11-01	4320928	2017-06-01	6315475
2008-05-01	3955450	2012-12-01	4731429	2017-07-01	6392766
2008-06-01	3763475	2013-01-01	4773999	2017-08-01	6491572
2008-07-01	4442929	2013-02-01	4854876	2017-09-01	5639982
2008-08-01	4391137	2013-03-01	4964734	2017-10-01	4322629
2008-09-01	3112772	2013-04-01	4359792	2017-11-01	5545493
2008-10-01	3355699	2013-05-01	3851750	2017-12-01	5877475
2008-11-01	3277252	2013-06-01	4179401	2018-01-01	5668132
2008-12-01	3768004	2013-07-01	4215400	2018-02-01	5787675
2009-01-01	2875084	2013-08-01	4344084	2018-03-01	6770955
2009-02-01	2664401	2013-09-01	3098489	2018-04-01	6466418
2009-03-01	3716930	2013-10-01	4941374	2018-05-01	6348403
2009-04-01	3774949	2013-11-01	3918761	2018-06-01	5577244
2009-05-01	3701994	2013-12-01	4794920	2018-07-01	6311612
2009-06-01	3630958	2014-01-01	4102529	2018-08-01	5959941
2009-07-01	3520621	2014-02-01	4646239	2018-09-01	4968222
2009-08-01	3418975	2014-03-01	5052442	2018-10-01	4410336
2009-09-01	3293892	2014-04-01	4438422	2018-11-01	5366013
2009-10-01	3495957	2014-05-01	4874896	2018-12-01	5875298
2009-11-01	3896647	2014-06-01	4882523	2019-01-01	6227533
2009-12-01	3267697	2014-07-01	4902930	2019-02-01	5634707
2010-01-01	3609805	2014-08-01	5090954	2019-03-01	6269368
2010-02-01	3214803	2014-09-01	4485645	2019-04-01	5688930
2010-03-01	3530548	2014-10-01	4393298	2019-05-01	6119975
2010-04-01	2630234	2014-11-01	4591850	2019-06-01	5600621
2010-05-01	2945989	2014-12-01	4877745	2019-07-01	6475828
2010-06-01	2756310	2015-01-01	5129252	2019-08-01	6520708
2010-07-01	2787078	2015-02-01	4202592	2019-09-01	5571418
2010-08-01	3355277	2015-03-01	4783050	2019-10-01	5432720
2010-09-01	2474512	2015-04-01	4255042	2019-11-01	5447389
2010-10-01	2945642	2015-05-01	4489485	2019-12-01	5688768
2010-11-01	3212657	2015-06-01	4063876	2020-01-01	6378564
2010-12-01	3193534	2015-07-01	4702105	2020-02-01	5528743
2011-01-01	3994569	2015-08-01	4694502	2020-03-01	6486446
2011-02-01	3709767	2015-09-01	3508227	2020-04-01	5305834
2011-03-01	3673664	2015-10-01	3996608	2020-05-01	5551858
2011-04-01	3626163	2015-11-01	4350892	2020-06-01	4934807
2011-05-01	3079746	2015-12-01	5159961	2020-07-01	5769631
2011-06-01	3133465	2016-01-01	5982007	2020-08-01	4392971
2011-07-01	3261897	2016-02-01	5609512	2020-09-01	4264803

ANEXO 9. CÁLCULO DE BIOGÁS GENERADO EN PTAR "NORTE"

Planta N	m3/mes	Planta N	m3/mes	Planta N	m3/mes
2007-01-01	1415178	2011-08-01	1465281	2016-03-01	1647491
2007-02-01	1857936	2011-09-01	1648675	2016-04-01	1622271
2007-03-01	1608075	2011-10-01	1602548	2016-05-01	1536846
2007-04-01	1258111	2011-11-01	1940515	2016-06-01	1274027
2007-05-01	1134585	2011-12-01	1877097	2016-07-01	1605887
2007-06-01	1275631	2012-01-01	1751509	2016-08-01	2009541
2007-07-01	1122049	2012-02-01	1654026	2016-09-01	2034211
2007-08-01	1330291	2012-03-01	1684453	2016-10-01	2187323
2007-09-01	1423740	2012-04-01	1863140	2016-11-01	1873455
2007-10-01	563889.5	2012-05-01	1718020	2016-12-01	1886736
2007-11-01	1530139	2012-06-01	2044417	2017-01-01	1856463
2007-12-01	1549794	2012-07-01	1938349	2017-02-01	2149829
2008-01-01	1341745	2012-08-01	2112452	2017-03-01	1985419
2008-02-01	1433333	2012-09-01	1603054	2017-04-01	2045894
2008-03-01	1606163	2012-10-01	1826281	2017-05-01	2374450
2008-04-01	1479351	2012-11-01	1415588	2017-06-01	2659964
2008-05-01	1060803	2012-12-01	1345376	2017-07-01	2504430
2008-06-01	1475261	2013-01-01	1579193	2017-08-01	2384303
2008-07-01	1376954	2013-02-01	1444755	2017-09-01	1841885
2008-08-01	1632497	2013-03-01	1709951	2017-10-01	2026188
2008-09-01	1552264	2013-04-01	1948556	2017-11-01	2321186
2008-10-01	1390663	2013-05-01	1908712	2017-12-01	2116894
2008-11-01	1236479	2013-06-01	2068658	2018-01-01	2154298
2008-12-01	1372659	2013-07-01	2098920	2018-02-01	2331632
2009-01-01	1026341	2013-08-01	2092118	2018-03-01	3011732
2009-02-01	930591.3	2013-09-01	2169260	2018-04-01	2205660
2009-03-01	1107943	2013-10-01	2303615	2018-05-01	2482910
2009-04-01	1374985	2013-11-01	1837958	2018-06-01	2337611
2009-05-01	1411447	2013-12-01	2064244	2018-07-01	2449603
2009-06-01	1139886	2014-01-01	1860916	2018-08-01	2356687
2009-07-01	971681.4	2014-02-01	2059364	2018-09-01	2285006
2009-08-01	1196541	2014-03-01	2162846	2018-10-01	2519486
2009-09-01	1033909	2014-04-01	1952275	2018-11-01	2312074
2009-10-01	1465746	2014-05-01	1889511	2018-12-01	2616213
2009-11-01	1669877	2014-06-01	2116749	2019-01-01	2521082
2009-12-01	1062867	2014-07-01	2349884	2019-02-01	2358929
2010-01-01	1219077	2014-08-01	2206671	2019-03-01	2564950
2010-02-01	1708963	2014-09-01	1864142	2019-04-01	2390978
2010-03-01	1304771	2014-10-01	2373372	2019-05-01	2388102
2010-04-01	1088032	2014-11-01	1784083	2019-06-01	2337111
2010-05-01	1324469	2014-12-01	2009515	2019-07-01	2715576
2010-06-01	1129750	2015-01-01	2059617	2019-08-01	3353710
2010-07-01	59308.78	2015-02-01	1892655	2019-09-01	3373343
2010-08-01	924651	2015-03-01	1916094	2019-10-01	3008069
2010-09-01	1054195	2015-04-01	1519461	2019-11-01	2476334
2010-10-01	1174702	2015-05-01	1915939	2019-12-01	2477233
2010-11-01	1386216	2015-06-01	1296372	2020-01-01	2532708
2010-12-01	1145454	2015-07-01	2123555	2020-02-01	2026516
2011-01-01	1620740	2015-08-01	1943699	2020-03-01	2533419
2011-02-01	1557077	2015-09-01	1587923	2020-04-01	2327754
2011-03-01	1616647	2015-10-01	1492817	2020-05-01	2460911
2011-04-01	1723856	2015-11-01	1686120	2020-06-01	2159650
2011-05-01	1839854	2015-12-01	1851140	2020-07-01	2445976
2011-06-01	1919110	2016-01-01	1889733	2020-08-01	2146114
2011-07-01	1768599	2016-02-01	1401977	2020-09-01	2045752

ANEXO 10. PRODUCCIÓN DE GAS REAL EN PLANTAS DE TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES, NUEVO LEÓN.

	"Dulces Nombres	"	"Norte"			
Fecha	Cantidad de Biogás m³/hora	Poder Calorífico Kcal/m3	Fecha	Cantidad de Biogás m³/hora	Poder Calorífico Kcal/m3	
2009-12	2,275	5,435.70	2009-12	834.5	5533.60	
2012-10	1,994	5,706.92	2012-10	756.76	6,046.13	
2014-12	1,191	5,676.00				

ANEXO 11. RESULTADOS MÉTODO ETS

SCRIPT

```
### ETS BIOGAS
fit.ets.biogas<-ets(biogas)</pre>
autoplot(biogas, col="gray", series="Biogás") + autolayer(fit.ets.biogas$fitted,
series="ETS") + autolayer(forecast(fit.ets.biogas, h=24)) + theme_bw()+xlab("")+ylab("Biogás, MMm3/mes") accuracy(fit.ets.biogas)
checkresiduals(fit.ets.biogas)
### ETS ENERGÍA ELÉCTRICA
fit.ets.ee<-ets(ee)</pre>
autoplot(ee, series="Energía Eléctrica", col="gray") +
autolayer(fit.ets.ee$fitted, series="ETS") + autolayer(forecast(fit.ets.ee,h=24))
+ theme_bw()+xlab("")+ylab("Energía Eléctrica, Gwh/mes")
accuracy(fit.ets.ee)
checkresiduals(fit.ets.ee)
### ETS GASTO
fit.ets.gasto<-ets(gasto)</pre>
autoplot(gasto, series="Gasto", col="gray") + autolayer(fit.ets.gasto$fitted,
series="ETS") + autolayer(forecast(fit.ets.gasto,h=24)) +
theme_bw()+xlab("")+ylab("Gasto, MMm3G/mes")
accuracy(fit.ets.gasto)
checkresiduals(fit.ets.gasto)
### ETS TEMPERATURA
fit.ets.temp<-ets(temp)</pre>
autoplot(temp, series="Temperatura", col="gray") + autolayer(fit.ets.temp$fitted.
series="ETS") + autolayer(forecast(fit.ets.temp,h=24)) +
theme_bw()+xlab("")+ylab("Temperatura, °C")
accuracy(fit.ets.temp)
checkresiduals(fit.ets.temp)
```

PLANTA "DULCES NOMBRES"

```
BIOGÁS
ETS(A,N,A)
Call: ets(y = biogas)
                           alpha = 0.4038
Smoothing parameters:
                           gamma = 1e-04
                    1 = 3.6742
Initial states:
                    s = 0.3235 - 0.2598 - 0.3513 - 0.6568 0.0979 0.0983 - 0.1319
                    0.0464 0.2051 0.4518 0.0192 0.1577
sigma: 0.4971
AIC=627.2096
                    AICc=630.4311
                                         BTC=673.7988
ENERGÍA ELÉCTRICA
ETS(A,N,A)
Call: ets(y = ee)
Smoothing parameters:
                           alpha = 0.4459
                           gamma = 1e-04
                    1 = 3.4211
Initial states:
                    s = 0.1243 - 0.0512 - 0.0375 - 0.0868 0.0066 0.0212
                    -0.0554 0.0937 -0.0591 0.1558 -0.2356 0.124
sigma: 0.1828
AIC=297.0265
                    AICc=300.2480
                                         BIC=343.6157
```

GASTO ETS(A,N,A)

Call: ets(y = qasto)

Smoothing parameters: alpha = 0.6387gamma = 1e-04

Initial states: 1 = 13.7877

 $s = 0.6241 \ 0.521 \ 0.7359 \ -0.0436 \ 0.4082 \ 0.4362$ -0.4759 0.0241 -0.7011 -0.0807 -1.5025 0.0543

sigma: 0.7716

AIC=772.2773 BIC=818.8665 AICc=775.4988

TEMPERATURA ETS(A,N,A)

Call: ets(y = temp)

smoothing parameters: alpha = 0.3782gamma = 3e-04

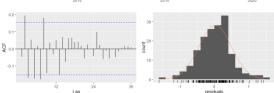
Initial states: 1 = 22.0652

 $s = -6.9101 - 3.9891 \ 0.5493 \ 3.4337 \ 6.1877 \ 5.5364$

5.3995 3.8287 1.1901 -1.9726 -5.1621 -8.0916

sigma: 1.1469 AIC=903.0897 AICc=906.3111 BIC=949.6788

BIOGAS

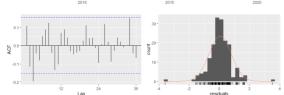


Ljung-Box test Residuals from ETS(A,N,A) data: $Q^* = 42.545$, df = 10, p-value =

5.997e-06

Model df: 14. Total lags used: 24 **GASTO**

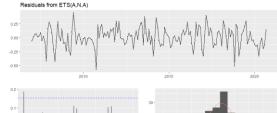


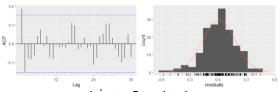


Ljung-Box test Residuals from ETS(A,N,A) $Q^* = 30.582$, df = 10, p-value = 0.0006875

Model df: 14. Total lags used: 24

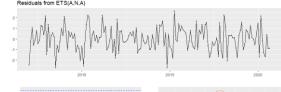
ENERGÍA ELÉCTRICA

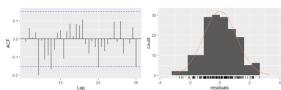




Ljung-Box test data: Residuals from ETS(A,N,A) $Q^* = 23.452$, df = 10, p-value = 0.009196

Model df: 14. Total lags used: 24 **TEMPERATURA**





Ljung-Box test data: Residuals from ETS(A,N,A) $Q^* = 33.189$, df = 10, p-value = 0.0002532

Model df: 14. Total lags used: 24

PLANTA "NORTE"

BIOGÁS

ETS(A,N,N)

Call: ets(y = biogas)

smoothing parameters: alpha = 0.4295

Initial states: 1 = 1.5145

sigma: 0.2791

AIC=425.3031 AICc=425.4522 BIC=434.6209

ENERGÍA ELÉCTRICA

ETS(M,N,N)

Call: ets(y = ee)

Smoothing parameters: alpha = 0.4678

Initial states: 1 = 1.4937

sigma: 0.108

AIC=303.6929 AICc=303.8420 BIC=313.0108

GASTO

ETS(A,N,A)

Call: ets(y = qasto)

alpha = 0.6277Smoothing parameters: gamma = 1e-04

Initial states: 1 = 5.0916

 $s = -0.0554 - 0.0519 \ 0.3689 \ 0.1354 \ 0.157 - 0.042$

0.1625 0.1665 -0.2435 0.0253 -0.5573 -0.0654

sigma: 0.5376

AIC=653.0579 AICc=656.2794 BIC=699.6471

TEMPERATURA ETS(A,N,A)

Call: ets(y = temp)

alpha = 0.3782Smoothing parameters:

qamma = 3e-04

Initial states: 1 = 22.0652

s = -6.9101 -3.9891 0.5493 3.4337 6.1877 5.5364

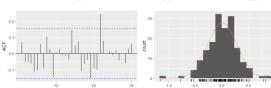
5.3995 3.8287 1.1901 -1.9726 -5.1621 -8.0916

sigma: 1.1469

AIC=903.0897 AICc=906.3111 BIC=949.6788

BIOGAS

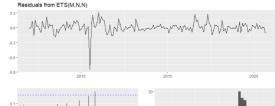
Residuals from ETS(A.N.N)

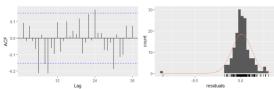


Ljung-Box test

Residuals from ETS(A,N,N) data: Residuals from ETS(A,N,N) $Q^* = 29.764$, df = 22, p-value = 0.1243 Model df: 2. Total lags used: 24

ENERGÍA ELÉCTRICA

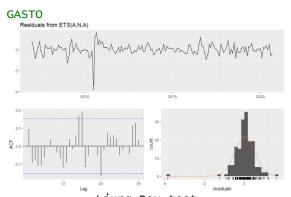




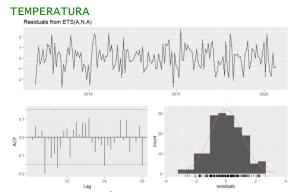
Ljung-Box test data: Residuals from ETS(M,N,N) Q* = 45.74, df = 22, p-value =

0.002135

Model df: 2. Total lags used: 24



Ljung-Box test
data: Residuals from ETS(A,N,A)
Q* = 36.861, df = 10, p-value =
5.981e-05
Model df: 14. Total lags used: 24



Ljung-Box test
data: Residuals from ETS(A,N,A)
Q* = 33.189, df = 10, p-value =
0.0002532
Model df: 14. Total lags used: 24

ANEXO 12. RESULTADOS MÉTODO ARIMA

SCRIPT

```
### Auto Arima BIOGÁS
biogas arima<-auto.arima(biogas)
accuracy(biogas_arima)
checkresiduals(biogas_arima)
autoplot(biogas, series="Biogás", col="gray") + autolayer(biogas_arima$fitted,
series="Arima") + autolayer(forecast(biogas_arima,h=24)) + theme_bw() + xlab("")
+ ylab("Biogás, MMm3/mes")
### Auto Arima ENERGÍA ELÉCTRICA
ee_arima<-auto.arima(ee)</pre>
accuracy(ee_arima)
checkresiduals(ee_arima)
autoplot(ee, series="Energía Eléctrica", col="gray") + autolayer(ee_arima$fitted,
series="Arima") + autolayer(forecast(ee_arima,h=24))+ theme_bw() + xlab("") +
ylab("Energía Eléctrica, GWh/mes")
### Auto Arima GASTO
gasto_arima<-auto.arima(gasto)</pre>
accuracy(gasto_arima)
checkresiduals(gasto_arima)
autoplot(gasto, series="Gasto", col="gray") + autolayer(gasto_arima$fitted.
series="Arima") + autolayer(forecast(gasto_arima, h=24)) + theme_bw() + xlab("") +
ylab("Gasto, MMm3G/mes")
### Auto Arima TEMPERATURA
temp_arima<-auto.arima(temp)</pre>
accuracy(temp_arima)
checkresiduals(temp_arima)
autoplot(temp, series="Temperatura", col="gray") + autolayer(temp_arima$fitted,
series="Arima") + autolayer(forecast(temp_arima,h=24)) + theme bw() + xlab("") +
vlab("Temperatura, °C")
```

PLANTA "DULCES NOMBRES"

```
BIOGÁS
Series: biogas
ARIMA(2,1,2)(2,0,0)[12]
Coefficients:
                ar2
                         ma1
                                  ma2
                                         sar1
        ar1
     0.1878 0.3877
                    -0.7791 -0.1510 0.3572
                                              0.1534
s.e. 0.3622 0.1445
                     0.3889
                              0.3344 0.0872 0.0898
sigma^2 estimated as 0.2706: log likelihood=-124.15
AIC=262.29
                         BIC=283.99
           AICc=263.01
ENERGÍA ELÉCTRICA
Series: ee
ARIMA(1,1,1)(2,0,0)[12]
Coefficients:
        ar1
                 ma1
                        sar1
                                sar2
     0.3665
             -0.8026 0.3366 0.2168
s.e. 0.1342
             0.0859 0.0807 0.0859
sigma^2 estimated as 0.0402: log likelihood=30.85
            AICc=-51.31
                         BIC=-36.19
AIC = -51.69
```

GASTO

Series: gasto ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12]

Coefficients:

ar1 ar2 ar3 sar1 sar2 -0.1633 -0.2475 -0.1987 0.3865 0.2916 0.0820 0.0817 0.0790 0.0763 0.0860 s.e. sigma^2 estimated as 0.704: log likelihood=-204.67

AIC=421.34 AICc=421.88 BIC=439.94

TEMPERATURA

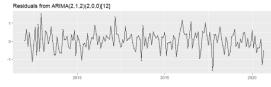
Series: temp

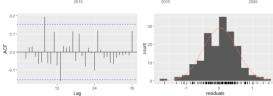
ARIMA(1,0,1)(2,1,2)[12] with drift

Coefficients:

drift ar1 ma1 sar1 sar2 sma1 sma2 0.7408 -0.4368 0.4876 -0.2178 -1.3049 0.3778 0.0045 0.0036 0.1016 0.1229 0.3904 0.1223 0.3732 0.3760 sigma^2 estimated as 1.255: log likelihood=-242.03 AIC=500.07 AICc=501.07 BIC = 524.31

BIOGAS

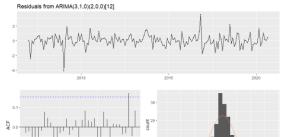




Ljung-Box test data: Residuals from ARIMA(2,1,2)(2,0,0)[12] Q* = 26.588, df = 18, p-value = 0.08705

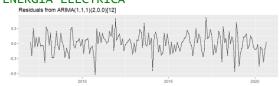
Model df: 6. Total lags used: 24

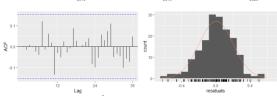
GASTO



Ljung-Box test data: Residuals from ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12] Q* = 16.169, df = 19, p-value = 0.646 Model df: 5. Total lags used: 24

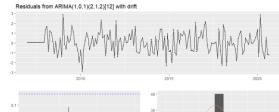
ENERGÍA ELÉCTRICA

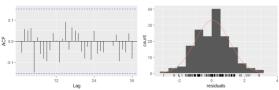




Ljung-Box test data: Residuals from
ARIMA(1,1,1)(2,0,0)[12]
Q* = 13.169, df = 20, p-value = 0.87
Model df: 4. Total lags used: 24

TEMPERATURA





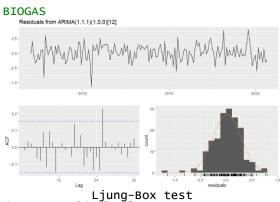
Ljung-Box test Residuals from ARIMA(1,0,1)(2,1,2)[12] with drift Q* = 19.208, df = 17, p-value = 0.3168 Model df: 7. Total lags used: 24

PLANTA "NORTE"

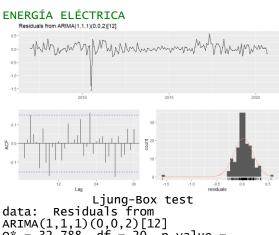
```
BIOGÁS
Series: biogas
ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[12]
Coefficients:
          ar1
                    ma1
                            sar1
       0.2944
               -0.7905 0.0286
               0.0899 0.0841
s.e. 0.1300
sigma^2 estimated as 0.0769: log likelihood=-21.11
AIC=50.23
            AICc=50.48
                           BIC=62.639
ENERGÍA ELÉCTRICA
Series: ee
ARIMA(1,1,1)(0,0,2)[12]
Coefficients:
          ar1
                    ma1
                            sma1
                                     sma2
               -0.9126 0.0962 0.1592
0.0522 0.0830 0.0775
      0.5317
s.e. 0.1019
sigma^2 estimated as 0.03714: log likelihood=38.65
AIC=-67.3 AICc=-66.92
                             BIC=-51.8
GASTO
Series: gasto ARIMA(1,1,1)
Coefficients:
          ar1
                    ma1
      0.5562
               -0.9176
s.e. 0.0856
               0.0404
sigma^2 estimated as 0.3136: log likelihood=-137.01
AIC=280.02
             AICc=280.17 BIC=289.31
TEMPERATURA
Series: temp
ARIMA(1,0,1)(2,1,2)[12] with drift
Coefficients:
                                      sar2
                                                                 drift
          ar1
                    ma1
                            sar1
                                                sma1
                                                          sma2
0.7408 -0.4368 0.4876 -0.2178 -1.3049 0.

s.e. 0.1016 0.1229 0.3904 0.1223 0.3732 0.

sigma^2 estimated as 1.255: log likelihood=-242.03
                                                                0.0045
                                             -1.3049 0.3778
                                             0.3732 0.3760
                                                                0.0036
AIC=500.07
             AICc=501.07
                             BIC=524.31
```

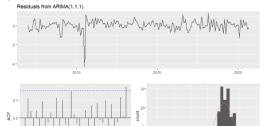


Residuals from data: ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[12] Q* = 24.689, df = 21, p-value = 0.2609 Model df: 3. Total lags used: 24

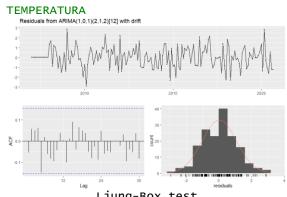


Ljung-Box test
data: Residuals from
ARIMA(1,1,1)(0,0,2)[12]
Q* = 32.788, df = 20, p-value =
0.03559 Model df: 4. Total lags used: 24

GASTO



Ljung-Box test
data: Residuals from ARIMA(1,1,1)
Q* = 31.951, df = 22, p-value =
0.07824
Model df: 2. Total lags



Ljung-Box test
data: Residuals from
ARIMA(1,0,1)(2,1,2)[12] with drift
Q* = 19.208, df = 17, p-value = 0.3168
Model df: 7. Total lags used: 24

ANEXO 13. RESULTADOS MODELO AUTORREGRESIÓN DE LAS REDES NEURONALES

SCRIPT

were - linear output units sigma^2 estimated as 0.003093

```
### Neural networks BIOGÁS
fit.nnar.biogas <- nnetar(biogas, lambda=0)</pre>
autoplot(biogas, series="Biogas", col="gray")+
  autolayer(fit.nnar.biogas$fitted, series="NNAR")+
  autolayer(forecast(fit.nnar.biogas,h=24, PI=TRUE))+
theme_bw()+xlab("")+ylab("Biogas, MMm3/mes")
accuracy(fit.nnar.biogas)
### Neural networks ENERGÍA ELÉCTRICA
fit.nnar.ee <- nnetar(ee, lambda=0)
autoplot(ee, series="Biogás", col="gray")+
  autolayer(fit.nnar.ee$fitted, series="NNAR")+</pre>
  autolayer(forecast(fit.nnar.ee,h=24, PI=TRUE))+
  theme_bw()+xlab("")+ylab("Energía Eléctrica, Gwh/mes")
accuracy(fit.nnar.ee)
####### Neural networks GASTO
fit.nnar.gasto <- nnetar(gasto, lambda=0)</pre>
autoplot(gasto, series="Gasto", col="gray")+
  autolayer(fit.nnar.gasto$fitted, series="NNAR")+
  autolayer(forecast(fit.nnar.gasto,h=24, PI=TRUE))+
  theme_bw()+xlab("")+ylab("Gasto, MMm3G/mes")
accuracy(fit.nnar.gasto)
####### Neural networks TEMPERATURA
fit.nnar.temp <- nnetar(temp, lambda=0)</pre>
autoplot(temp, series="Temperatura", col="gray")+
  autolayer(fit.nnar.temp$fitted, series="NNAR")+
  autolayer(forecast(fit.nnar.temp,h=24, PI=TRUE))+
theme_bw()+xlab("")+ylab("Temperatura, °C")
accuracy(fit.nnar.temp)
PLANTA "DULCES NOMBRES"
BIOGÁS
Series: biogas
Model: NNAR(2,1,2)[12]
         nnetar(y = \overline{biogas}, lambda = 0)
call:
Average of 20 networks, each of which is a 3-2-1 network with 11 weights options
were - linear output units
sigma^2 estimated as 0.01163
ENERGÍA ELÉCTRICA
Series: ee
Model: NNAR(3,1,2)[12]
        nnetar(y = ee, lambda = 0)
call:
Average of 20 networks, each of which is a 4-2-1 network with 13 weights options
were - linear output units
sigma^2 estimated as 0.002916
AGUA TRATADA
Series: gasto
Model:
        NNAR(4,1,3)[12]
         nnetar(y = gasto, lambda = 0)
call:
Average of 20 networks, each of which is a 5-3-1 network with 22 weights options
```

TEMPERATURA

Series: temp

Model: NNAR(5,1,4)[12]

Call: nnetar(y = temp, lambda = 0)

Average of 20 networks, each of which is a 6-4-1 network with 33 weights options

were - linear output units sigma^2 estimated as 0.002602

PLANTA "NORTE"

BIOGÁS

Series: biogas

Model: NNAR(4,1,3)[12]

Call: nnetar(y = biogas, lambda = 0) Average of 20 networks, each of which is a 5-3-1 network with 22 weights

a 5-3-1 network with 22 weights options were - linear output units sigma^2 estimated as 0.04014

ENERGÍA ELÉCTRICA

Series: ee

Model: NNAR(3,1,2)[12]

Call: nnetar(y = ee, lambda = 0) Average of 20 networks, each of which is a 4-2-1 network with 13 weights

options were - linear output units sigma^2 estimated as 0.01805

AGUA TRATADA

Series: gasto

Model: NNAR(3,1,2)[12]

Call: nnetar(y = gasto, lambda = 0) Average of 20 networks, each of which is a 4-2-1 network with 13 weights

a 4-2-1 network with 13 weights options were - linear output units

sigma^2 estimated as 0.04342

TEMPERATURA

Series: temp

Model: NNAR(5,1,4)[12]

Call: nnetar(y = temp, lambda = 0) Average of 20 networks, each of which is

a 6-4-1 network with 33 weights options were - linear output units sigma^2 estimated as 0.002597

ANEXO 14. RESULTADOS MODELOS DINAMICOS

SCRIPT

```
fit_ee <- auto.arima(biogas, xreg=ee)
summary(fit_ee)</pre>
checkresiduals(fit ee)
fcast.ee <- forecast(fit_ee, xreg=rep(mean(biogas),24))</pre>
autoplot(fcast.ee) + xlab("Con Energia Eléctrica") + ylab("Biogás")+theme_bw()
accuracy(fit_ee)
fit_biogas <- auto.arima(ee, xreg=biogas)</pre>
summary(fit_biogas)
checkresiduals(fit_biogas)
fcast.biogas <- forecast(fit_biogas, xreg=rep(mean(ee),24))</pre>
autoplot(fcast.biogas) + xlab("Con Biogás") + ylab("Energía Eléctrica")
+theme_bw()
accuracy(fit_biogas)
fit_gasto <- auto.arima(biogas, xreg=gasto)</pre>
summary(fit_gasto)
checkresiduals(fit_gasto)
fcast.gasto <- forecast(fit_gasto, xreg=rep(mean(biogas),24))</pre>
autoplot(fcast.gasto) + xlab("Con Agua Tratada") + ylab("Biogás")+theme_bw()
accuracy(fit_gasto)
fit_biogas2 <- auto.arima(gasto, xreg=biogas)</pre>
summarv(fit biogas2)
checkresiduals(fit_biogas2)
fcast.biogas2 <- forecast(fit_biogas2, xreg=rep(mean(gasto),24))</pre>
autoplot(fcast.biogas2) + xlab("Con Biogás") + ylab("Gasto")+theme_bw()
accuracy(fit_biogas2)
fit_temp <- auto.arima(biogas, xreg=temp)
summary(fit_temp)</pre>
checkresiduals(fit_temp)
fcast.temp <- forecast(fit_temp, xreg=rep(mean(biogas),24))</pre>
autoplot(fcast.temp) + xlab("Con Temperatura") + ylab("Biogás")+theme_bw()
accuracy(fit_temp)
fit_gasto2 <- auto.arima(ee, xreg=gasto)</pre>
summary(fit_gasto2)
checkresiduals(fit_gasto2)
fcast.gasto2 <- forecast(fit_gasto2, xreg=rep(mean(ee),24))</pre>
autoplot(fcast.gasto2) + xlab("Con Agua Tratada") + ylab("Energía
Eléctrica")+theme_bw()
accuracy(fit_gasto2)
fit_ee2 <- auto.arima(gasto, xreg=ee)</pre>
summary(fit_ee2)
checkresiduals(fit_ee2)
fcast.ee2 <- forecast(fit_ee2, xreg=rep(mean(gasto),24))</pre>
autoplot(fcast.ee2) + xlab("Energía Eléctrica") + ylab("Con Agua
Tratada")+theme_bw()
accuracy(fit_ee2)
```

PLANTA "DULCES NOMBRES"

```
BIOGÁS CON ENERGÍA ELÉCTRICA
Series: biogas
Regression with ARIMA(2,1,2)(1,0,0)[12] errors
Coefficients:
          ar1
                  ar2
                            ma1
                                     ma2
                                            sar1
      -0.3686 0.4372 -0.2186 -0.6559 0.2916 0.8265
      0.2500 0.0918 0.2646 0.2254 0.0945 0.2093
sigma^2 estimated as 0.2546: log likelihood=-118.57
AIC=251.13 AICc=251.85 BIC=272.83
Training set error measures:
                                                MPE
                         RMSF
                                                       MAPF
                                                                 MASE
                                                                             ACF1
                   MF
                                     MAF
Training set 0.0348539 0.493797 0.3929379 -0.3709494 9.192177 0.6334618 -0.03003683
ENERGÍA ELÉCTRICA CON BIOGÁS
Series: ee
Regression with ARIMA(0,1,2)(2,0,0)[12] errors
Coefficients:
                   ma2
                          sar1
      -0.5227
               -0.1766 0.2745 0.1858
                                         0.0960
s.e. 0.0859 0.0822 0.0827 0.0887 0.0308 sigma^2 estimated as 0.03852: log likelihood=35.45
AIC=-58.89 AICc=-58.36
                          BIC = -40.29
Training set error measures:
                            RMSE
                                       MAE
                                                MPE
                                                       MAPE
                                                                 MASE
                     ME
Training set 0.002552629 0.192665 0.1470532 -0.149208 3.98666 0.5805322 0.007813619
BIOGÁS CON AGUA TRATADA
Series: biogas
Regression with ARIMA(2,0,0)(1,0,0)[12] errors
Coefficients:
         ar1
                 ar2
                         sar1 intercept
                                            xrea
      0.3752 0.3527 0.3820
                                         0.1950
                                  1.5320
s.e. 0.0748 0.0762 0.0837
                                  0.6703 0.0425
sigma^2 estimated as 0.2501: log likelihood=-118.57
AIC=249.14 AICc=249.67
                          BIC=267.78
Training set error measures:
                    ME
                            RMSE
                                       MAE
                                                MPE
                                                       MAPE
                                                                 MASE
                                                                            ACF1
Training set 0.01422041 0.4924837 0.3852405 -1.095306 9.09631 0.6210525 0.03794217
AGUA TRATADA CON BIOGÁS
Series: gasto
Regression with ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12] errors
Coefficients:
          ar1
                    ar2
                             ar3
                                    sar1
                                            sar2
      -0.2810
               -0.1209
                        -0.1807 0.3752 0.2557
                                                  0.2845
                        0.0804 0.0784 0.0897 0.1290
       0.0827
               0.0867
sigma^2 estimated as 0.6923: log likelihood=-202.15
AIC=418.31 AICc=419.03 BIC=440.01
Training set error measures:
                    ME
                            RMSE
                                       MAE
                                                  MPE
                                                         MAPE
                                                                   MASE
                                                                               ACF1
Training set 0.01401737 0.8142053 0.5597092 -0.1008779 3.834737 0.5031927 -0.02151119
BIOGÁS CON TEMPERATURA
Series: biogas
Regression with ARIMA(2,1,2)(2,0,0)[12] errors
Coefficients:
         ar1
                 ar2
                          ma1
                                    ma2
                                           sar1
                                                    sar2
                                                             xrea
      0.1924 0.3867
                               -0.1437 0.3552 0.1494
                      -0.7864
                                                          -0.0056
s.e. 0.3633 0.1442 0.3904 0.3355 0.0875 0.09
sigma^2 estimated as 0.2723: log likelihood=-124.1
                               0.3355 0.0875 0.0908
                                                           0.0185
AIC=264.2 AICc=265.13
                          BIC=289
Training set error measures:
                                      MAE
                                                 MPE
                                                        MAPE
                    ME
                           RMSE
                                                                  MASE
Training set 0.02742087 0.508998 0.4021614 -0.5381394 9.416319 0.6483311 -0.0005690252
```

ENERGÍA ELÉCTRICA CON AGUA TRATADA

Series: ee

Regression with ARIMA(1,0,0)(2,0,0)[12] errors

Coefficients:

sar1 sar2 intercept 1.9056 0.1237

0.6524 0.1773 0.1595 s.e. 0.0617 0.0868 0.0918 0.2389 0.0154 sigma^2 estimated as 0.03498: log likelihood=44.18

BIC = -57.72AIC=-76.36 AICc=-75.82

Training set error measures:

RMSE MAE MPE MAPE MASE Training set 0.004641115 0.1841694 0.1443833 -0.1358753 3.906873 0.569992 -0.02194105

AGUA TRATADA CON ENERGÍA ELÉCTRICA

Series: gasto

Regression with ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12] errors

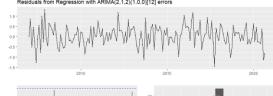
Coefficients:

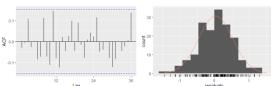
ar1 sar1 sar2 ar3 xreq ar2 -0.1703 -0.1423 -0.1625 0.2713 0.3049 1.4436 0.0811 0.0821 0.0864 0.3428 0.0844 0.0815 s.e. sigma^2 estimated as 0.6449: log likelihood=-195.91 AIC=405.82 AICC=406.54 BIC=427.52

Training set error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE Training set 0.01512231 0.7858637 0.5481669 -0.08501063 3.776114 0.4928158 -0.03009247

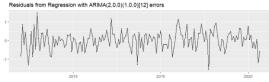
BIOGÁS CON ENERGÍA ELÉCTRICA

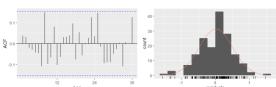




Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(2,1,2)(1,0,0)[12] errors Q* = 23.558, df = 18, p-value = 0.17 Model df: 6. Total lags used: 24

BIOGÁS CON AGUA TRATADA

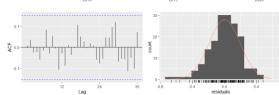




Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(2,0,0)(1,0,0)[12] errors Q* = 21.781, df = 19, p-value = 0.2953 Model df: 5. Total lags used: 24

ENERGÍA ELÉCTRICA CON BIOGÁS

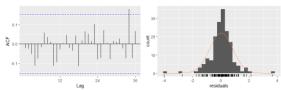




Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(0,1,2)(2,0,0)[12] errors Q* = 11.564, df = 19, p-value = 0.9034 Model df: 5. Total lags used: 24

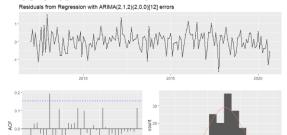
AGUA TRATADA CON BIOGÁS





Ljung-Box test Residuals from Regression with ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12] errors Q* = 17.178, df = 18, p-value = 0.5109 Model df: 6. Total lags used: 24

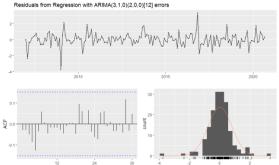
BIOGÁS CON TEMPERATURA



Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(2,1,2)(2,0,0)[12] errors Q* = 26.032, df = 17, p-value = 0.07387

Model df: 7. Total lags used: 24

AGUA TRATADA CON ENERGÍA ELÉCTRICA



Ljung-Box test Residuals from Regression with ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12] errors Q* = 11.417, df = 18, p-value = 0.8758 Model df: 6. Total lags used: 24

PLANTA "NORTE"

BIOGÁS CON ENERGÍA ELÉCTRICA

Series: biogas

Regression with ARIMA(0,1,3)(2,0,0)[12] errors

Coefficients:

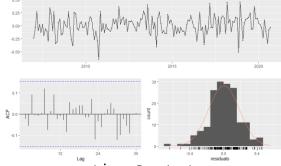
ma3sar2 ma1 ma2 sar1 -0.5637 -0.0689 -0.0673 -0.0055 -0.1383 0.5964 0.0803 0.0943 0.0736 0.0872 0.0947 0.0948 s.e. sigma^2 estimated as 0.06272: log likelihood=-3.1 AIC=20.19 AICc=20.91 BIC=41.89

Training set error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE Training set 0.009002161 0.245064 0.1918581 -3.339305 13.68997 0.5774346 -0.000472642

ENERGÍA ELÉCTRICA CON AGUA TRATADA

Residuals from Regression with ARIMA(1,0,0)(2,0,0)[12] errors



Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(1,0,0)(2,0,0)[12] errors Q* = 14.229, df = 19, p-value = 0.7702 Model df: 5. Total lags used: 24

```
ENERGÍA ELÉCTRICA CON BIOGÁS
Series: ee
Regression with ARIMA(2,1,1)(2,0,1)[12] errors
Coefficients:
         ar1
                  ar2
                            ma1
                                    sar1
                                             sar2
                                                      sma1
                                                              xreq
                                 -0.0217
      0.4827
              0.1966
                       -0.9615
                                          0.1639
                                                   0.1395
                                                            0.2837
                       0.0529
                                 0.5245
s.e. 0.0967 0.0898
                                          0.1036 0.5324 0.0482
sigma^2 estimated as 0.03044:
                                 log likelihood=56.45
AIC=-96.91 AICc=-95.98
                             BIC=-72.11
Training set error measures:
                     ME
                             RMSE
                                        MAE
                                                   MPE
                                                           MAPE
                                                                     MASE
Training set 0.01325615 0.1701908 0.1197467 -1.782011 8.720365 0.5083503 -0.03460469
BIOGÁS CON AGUA TRATADA
Series: biogas
Regression with ARIMA(0,1,2)(1,0,0)[12] errors
Coefficients:
          ma1
                    ma2
                           sar1
                                   xreg
-0.5970 -0.1461 0.0444 0.247
s.e. 0.0767 0.0787 0.0872 0.032
sigma^2 estimated as 0.05736: log likelihood=3.34
AIC=3.33 AICc=3.71 BIC=18.83
Training set error measures:
                                                  MPE
                                                           MAPE
                             RMSF
                     MF
                                        MAE
                                                                     MASE
Training set 0.01083785 0.2358513 0.1800053 -2.154054 11.99526 0.5417613 0.005268171
AGUA TRATADA CON BIOGÁS
Series: gasto
Regression with ARIMA(1,0,0)(1,0,0)[12] errors
Coefficients:
                 sar1 intercept
         ar1
                                     xreg
      0.5682 0.1699
                           3.8175
                                  1.1111
s.e. 0.0729 0.0834
                           0.2746 0.1395
sigma^2 estimated as 0.2334: log likelihood=-112.42
AIC=234.84 AICc=235.22 BIC=250.37
Training set error measures:
                              RMSE
                                                  MPE
                                                          MAPE
                       ME
                                         MAE
Training set -0.0009741634 0.4771885 0.3324938 -9.141884 14.57193 0.5453851 -0.06173677
BIOGÁS CON TEMPERATURA
Series: biogas
Regression with ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[12] errors
Coefficients:
          ar1
                   ma1
                           sar1
                                   xreg
0.3024 -0.7902 0.0222 0.0061
s.e. 0.1331 0.0914 0.0844 0.0056
sigma^2 estimated as 0.0768: log likelihood=-20.49
AIC=50.99 AICC=51.36
                         BIC=66.48
Training set error measures:
                                        MAE
                                                   MPE
                                                           MAPE
Training set 0.01421726 0.2729009 0.2090741 -12.62079 24.17465 0.6292495 -0.01902626
ENERGÍA ELÉCTRICA CON AGUA TRATADA
Series: ee
Regression with ARIMA(1,1,1)(2,0,0)[12] errors
Coefficients:
                           sar1
         ar1
                   ma1
                                   sar2
                                           drift
                                                     xrea
      0.7157
               -0.9242 0.1523
                                 0.1065
                                          0.0022
                                                  0.2461
               0.0680 0.0818 0.0854 0.0040 0.0197
s.e. 0.1119
sigma^2 estimated as 0.01931: log likelihood=93.54
AIC = -173.07
              AICc = -172.35
                               BIC = -151.37
Training set error measures:
                              RMSE
                                        MAE
                                                   MPE
                                                           MAPE
                                                                     MASE
                      ME
Training set 0.001377101 0.1359827 0.101809 -1.191592 6.644759 0.4322008 -0.02700581
```

AGUA TRATADA CON ENERGÍA ELÉCTRICA

Series: gasto

Regression with ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12] errors

Coefficients:

ar1 ar2 ar3 sar1 sar2 xreg -0.0848 -0.0141 -0.1395 0.1550 0.0211 2.0822 s.e. 0.0784 0.0803 0.0795 0.0827 0.0883 0.1516

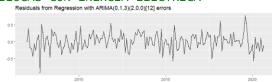
sigma^2 estimated as 0.167: log likelihood=-83.1

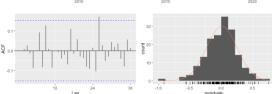
AIC=180.2 AICc=180.92 BIC=201.9

Training set error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -0.004018145 0.3999422 0.3199157 -1.992726 7.526957 0.5247534 -0.01890505

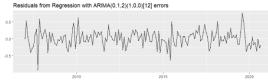
BIOGÁS CON ENERGÍA ELÉCTRICA

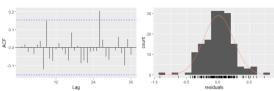




Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(0,1,3)(2,0,0)[12] errors $Q^*=16.01$, df = 18, p-value = 0.5919 Model df: 6. Total lags used: 24

BIOGÁS CON AGUA TRATADA

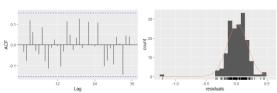




Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(0,1,2)(1,0,0)[12] errors Q* = 15.673, df = 20, p-value = 0.7367 Model df: 4. Total lags used: 24

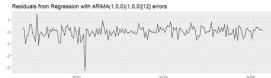
ENERGÍA ELÉCTRICA CON BIOGÁS

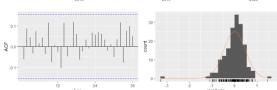




Ljung-Box test
data: Residuals from Regression with
ARIMA(2,1,1)(2,0,1)[12] errors
Q* = 20.23, df = 17, p-value = 0.2627
Model df: 7. Total lags used: 24

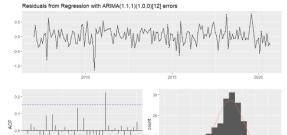
AGUA TRATADA CON BIOGÁS





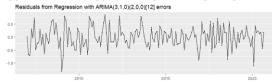
Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(1,0,0)(1,0,0)[12] errors $Q^*=17.869$, df = 20, p-value = 0.596 Model df: 4. Total lags used: 24

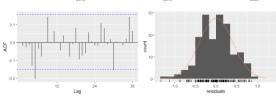
BIOGÁS CON TEMPERATURA



Ljung-Box test
data: Residuals from Regression with
ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[12] errors
Q* = 23.818, df = 20, p-value = 0.2504
Model df: 4. Total lags used: 24

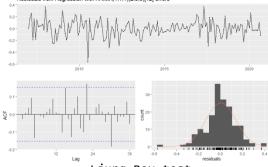
AGUA TRATADA CON ENERGÍA ELÉCTRICA Residuals from Regression with ARIMA(3,1,0)(2,0.0)(12) errors





Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12] errors $Q^*=22.896$, df = 18, p-value = 0.1946 Model df: 6. Total lags used: 24

ENERGÍA ELÉCTRICA CON AGUA TRATADA



Ljung-Box test data: Residuals from Regression with ARIMA(1,1,1)(2,0,0)[12] errors $Q^*=27.075$, df=18, p-value = 0.0776 Model df: 6. Total lags used: 24

ANEXO 15. RESULTADOS DE MODELO DE AUTORREGRESIÓN VECTORIAL

SCRIPT

```
adf.test(ee)
adf.test(gasto)
adf.test(biogas)
adf.test(temp)
biogas<-diff(biogas)</pre>
ee<-diff(ee)
gasto<-diff(gasto)</pre>
temp<-diff(temp)</pre>
adf.test(ee)
adf.test(gasto)
adf.test(biogas)
adf.test(temp)
v1 <- cbind(biogas, ee, gasto, temp)</pre>
colnames(v1) <- cbind("biogas","ee","gasto", "temp")</pre>
lagselect <- VARselect(v1, lag.max = 15, type = "const")</pre>
lagselect$selection
\label{eq:model_var} $$ \mbox{ odel.var} < \mbox{ VAR}(v1, p = 10, type = "const", season = NULL, exog = NULL) $$ serial.test(model.var, lags.pt=10, type="PT.asymptotic") $$
summary(model.var)
####correlation
serial.test(model.var, lags.pt=10, type="PT.asymptotic")
#### arch effects
arch.test(model.var, lags.multi = 15, multivariate.only = TRUE)
#### stability
stable<-stability(model.var, type = "OLS-CUSUM")</pre>
plot(stable)
fit.var<- forecast(model.var)</pre>
forecast(model.var) %>%
  autoplot() + xlab("")+
  ylab("") + theme_bw()
fit.var1 <- predict(model.var, n.ahead = 24, ci = 0.95)</pre>
plot(fit.var1)
##### granger
Granger_biogas<- causality(model.var, cause = "biogas")</pre>
Granger_biogas
Granger_ee<- causality(model.var, cause = "ee")</pre>
Granger_ee
Granger_gasto<- causality(model.var, cause = "gasto")</pre>
Granger_gasto
Granger_temp<- causality(model.var, cause = "temp")</pre>
Granger_temp
```

```
##### efectos en otras
ee_irf2 <- irf(model.var, impulse = "ee"</pre>
response = "biogas", n.ahead = 24, boot = TRUE)
plot(ee_irf2, ylab = "ee", main = "Efectos de Energía Eléctrica en Biogás")
plot(temp_irf2, ylab = "temp", main = "Efectos de Temperatura en Biogás")
##### los impactos
FEVD1 <- fevd(model.var, n.ahead = 24)
FEVD1 ### esto es el impacto
FEVD1$biogas ### impacto en biogás
plot(FEVD1)
#### pronóstico VAR
forecast <- predict(model.var, n.ahead = 24, ci = 0.95)</pre>
forecast
fanchart(forecast, names = "biogas", main = "Pronóstico VAR",
      xlab = ""
             ', ylab = "Biogás")
```

PLANTA "DULCES NOMBRES"

PRUEBA DICKEY-FULLER PARA DETERMINAR ESTACIONARIEDAD

Los valores de p-value para la energía eléctrica, agua tratada y biogás son mayores a 0.05, por lo que se acepta la hipótesis nula y se establece que no son estacionarias.

```
ENERGÍA ELÉCTRICA
                                         AGUA TRATADA
data: ee
                                         data: gasto
Dickey-Fuller = -2.582, Lag order = 5,
                                         Dickey-Fuller = -2.6023, Lag order =
p-value = 0.3335
                                         5, p-value = 0.325
                                         alternative hypothesis: stationary
alternative hypothesis: stationary
BIOGAS
                                         TEMPERATURA
data: biogas
                                         data: temp
Dickey-Fuller = -3.4228, Lag order =
                                         Dickey-Fuller = -9.7274, Lag order =
5, p-value = 0.05312
                                         5, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
                                         alternative hypothesis: stationary
```

PRUEBA DICKEY-FULLER CON DATOS DIFERENCIADOS 1 VEZ

Se realiza una diferenciación a las variables para determinar si ya son estacionarias. Al revisar los valores de p-value se observa que ya son menores a 0.05, por lo que las variables ya son estacionarias. También se diferencia la variable de temperatura con el fin de que todas las variables sean del mismo tamaño

```
ENERGÍA ELÉCTRICA data: ee
Dickey-Fuller = -7.9298, Lag order = 5, p-value = 0.01

AGUA TRATADA data: gasto
Dickey-Fuller = -7.8042, Lag order = 5, p-value = 0.01
```

alternative hypothesis: stationary	alternative hypothesis: stationary
BIOGAS	TEMPERATURA
data: biogas	data: temp
Dickey-Fuller = -7.0027, Lag order =	Dickey-Fuller = -9.617, Lag order = 5,
5, p-value = 0.01	p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary	alternative hypothesis: stationary

ORDEN DE REZAGO

```
AIC(n) HQ(n) SC(n) FPE(n)

12 10 1 12
```

MODELO VAR

temp.15

ee.16

biogas.16

0.048480

-0.331215

-0.191924

0.026801

0.108279

0.278729

A continuación, se muestran los resultados de la estimación del sistema VAR usando un orden de rezago de 10, mostrando los resultados para cada una de las ecuaciones correspondientes a las variables que se están analizando, así como la matriz de covarianza y correlación de los residuales.

```
VAR Estimation Results:
Endogenous variables: biogas, ee, gasto, temp
Deterministic variables: const
Sample size: 154
Log Likelihood: -388.466
Roots of the characteristic polynomial:
0.9976 0.9976 0.9815 0.9815 0.9567 0.9567 0.9564 0.9564 0.9475 0.9475 0.9296
0.916 0.916 0.9035 0.9035 0.895 0.895 0.8781 0.8781 0.8739 0.8739 0.8691 0.8672
0.8672\ 0.8628\ 0.8628\ 0.8554\ 0.8436\ 0.8436\ 0.8238\ 0.8238\ 0.8117\ 0.8117\ 0.7965
0.7965 0.7662 0.7662 0.714 0.714 0.5103
Call: VAR(y = v1, p = 10, type = "const", exogen = NULL)
Estimation results for equation biogas:
biogas = biogas.11 + ee.11 + gasto.11 + temp.11 + biogas.12 + ee.12 + gasto.12 +
temp.12 + biogas.13 + ee.13 + gasto.13 + temp.13 + biogas.14 + ee.14 + gasto.14 +
temp.14 + biogas.15 + ee.15 + gasto.15 + temp.15 + biogas.16 + ee.16 + gasto.16 +
temp.16 + biogas.17 + ee.17 + gasto.17 + temp.17 + biogas.18 + ee.18 + gasto.18 +
temp.18 + biogas.19 + ee.19 + gasto.19 + temp.19 + biogas.110 + ee.110 +
gasto.110 + temp.110 + const
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
biogas.11
                                 -5.979 2.68e-08 ***
           -0.560128
                       0.093681
ee.ll
           -0.179835
                       0.229968
                                  -0.782 0.435851
gasto.11
            0.028814
                       0.056187
                                   0.513 0.609078
                       0.034332
temp.ll
            0.007491
                                  0.218 0.827664
biogas.12
                       0.106364
                                  -1.917 0.057720
           -0.203936
                                   1.057 0.292595
ee.12
            0.262312
                       0.248078
                                  -0.779 0.437838
gasto.12
           -0.046888
                       0.060220
temp.12
            0.045917
                       0.031197
                                   1.472 0.143843
biogas.13
           -0.277816
                       0.112442
                                  -2.471 0.014976 *
                       0.269553
                                   0.413 0.680530
ee.13
            0.111273
                       0.060714
gasto.13
           -0.049767
                                  -0.820 0.414110
temp.13
            0.041686
                       0.026848
                                   1.553 0.123300
biogas.14
           -0.059494
                       0.114526
                                  -0.519 0.604442
ee.14
            0.241809
                       0.277215
                                   0.872 0.384906
gasto.14
           -0.028809
                       0.062937
                                  -0.458 0.648017
                       0.025560
temp.14
            0.042942
                                  1.680 0.095713 .
biogas.15
           -0.161699
                       0.112283
                                  -1.440 0.152604
ee.Ĭ5
                                   0.887 0.377065
            0.248030
                       0.279688
gasto.15
           -0.039860
                                  -0.636 0.526220
                       0.062697
```

1.809 0.073120 . -3.059 0.002774 **

-0.689 0.492505

```
0.026168
                        0.062294
                                    0.420 0.675224
gasto.16
            0.002762
                        0.027320
                                    0.101 0.919665
temp.16
                                   -2.380 0.018998 *
                        0.110546
biogas.17
           -0.263075
ee.17
            0.351607
                        0.289046
                                    1.216 0.226352
gasto.17
            0.080089
                        0.062143
                                    1.289 0.200103
            0.045769
                        0.026678
                                    1.716 0.088968
temp.17
biogas.18
            0.023697
                                    0.210 0.833913
                        0.112749
ee.18
            0.673601
                                    2.333 0.021411 *
                        0.288712
                                    0.570 0.569818
gasto.18
            0.034237
                        0.060066
                                    0.370 0.712424
temp.18
            0.010004
                        0.027072
biogas.19
           -0.164300
                        0.110232
                                   -1.491 0.138879
                                    2.104 0.037594 *
ee.19
            0.557104
                        0.264780
gasto.19
            0.050911
                        0.059883
                                    0.850 0.397027
                                    1.523 0.130503
temp.19
            0.044753
                        0.029381
                                   -2.325 0.021883 *
biogas.110 -0.223951
                        0.096342
                        0.240545
                                    1.882 0.062461
            0.452614
ee.110
                        0.054875
                                    2.069 0.040834 *
gasto.110
            0.113532
                                    3.702 0.000332 ***
temp.110
            0.119681
                        0.032329
            0.010560
                        0.039129
                                    0.270 0.787750
const
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.466 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.5979,
                                  Adjusted R-squared: 0.4555
               4.2 on 40 and 113 DF, p-value: 1.071e-09
F-statistic:
Estimation results for equation ee:
ee = biogas.11 + ee.11 + gasto.11 + temp.11 + biogas.12 + ee.12 + gasto.12 +
temp.12 \stackrel{+}{+} biogas.13 + ee.\stackrel{1}{1}3 + gasto.13 + temp.13 \stackrel{+}{+} biogas.14 + ee.\stackrel{1}{1}4 + gasto.14 +
temp.14 + biogas.15 + ee.15 + gasto.15 + temp.15 + biogas.16 + ee.16 + gasto.16 +
temp.16 + biogas.17 + ee.17 + gasto.17 + temp.17 + biogas.18 + ee.18 + gasto.18 +
temp.18 + biogas.19 + ee.19 + gasto.19 + temp.19 + biogas.110 + ee.110 +
gasto.110 + temp.110 + const
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
biogas.11
            0.027583
                        0.041853
                                    0.659 0.51121
           -0.439608
                                   -4.279 3.95e-05 ***
ee.l1
                        0.102741
qasto.]1
           -0.057634
                        0.025102
                                   -2.296 0.02352 *
temp.l1
            0.014641
                        0.015338
                                    0.955
                                           0.34185
                        0.047519
                                   0.379
            0.018029
                                          0.70510
biogas.12
            -0.479237
                                   -4.324 3.32e-05 ***
ee.12
                        0.110832
gasto.12
            0.009734
                        0.026904
                                   0.362
                                          0.71817
                                           0.04740 *
            0.027940
                        0.013938
                                    2.005
temp.12
biogas.13
            0.042672
                        0.050235
                                   0.849
                                           0.39743
ee.13
            -0.304164
                        0.120425
                                   -2.526
                                           0.01293 *
                                   -1.408
gasto.13
           -0.038186
                        0.027125
                                           0.16194
                                    1.791
temp.13
            0.021478
                        0.011995
                                           0.07603 .
biogas.14
            0.043937
                        0.051166
                                    0.859
                                           0.39232
            -0.208235
                        0.123849
                                   -1.681
                                           0.09545 .
ee.14
gasto.14
           -0.011496
                        0.028118
                                   -0.409
                                           0.68341
temp.14
            0.010330
                        0.011419
                                    0.905
                                           0.36758
                                    1.250
biogas.15
            0.062729
                        0.050164
                                           0.21370
ee.15
            -0.210314
                        0.124954
                                   -1.683
                                           0.09511
gasto.15
            0.030726
                        0.028010
                                    1.097
                                           0.27500
                                           0.00735 **
                        0.011973
temp.15
            0.032688
                                    2.730
biogas.16
ee.16
            0.002504
                        0.048375
                                    0.052
                                           0.95881
            -0.107344
                        0.124525
                                   -0.862
                                           0.39050
gasto.16
           -0.003987
                        0.027830
                                   -0.143
                                           0.88634
temp.16
           -0.004980
                        0.012206
                                   -0.408
                                           0.68402
           -0.018492
                        0.049388
                                   -0.374
biogas.17
                                           0.70879
                                    0.244
ee.17
            0.031460
                        0.129134
                                           0.80797
                                    1.489
            0.041337
                        0.027763
                                           0.13930
gasto.17
                        0.011918
                                           0.00994 **
temp.17
            0.031254
                                    2.622
biogas.18
            0.040551
                        0.050372
                                    0.805
                                           0.42249
                        0.128985
                                    0.798 0.42631
ee.18
            0.102982
gasto.18
            0.025862
                        0.026835
                                    0.964 0.33723
```

```
0.012095
            0.008520
                                   0.704
temp.18
                                          0.48259
biogas.19
           -0.021759
                        0.049247
                                  -0.442
                                          0.65945
                                   1.291
                                          0.19941
ee.19
            0.152692
                        0.118293
gasto.19
            0.014051
                        0.026753
                                   0.525
                                          0.60047
temp.19
            0.015361
                        0.013126
                                   1.170
                                          0.24437
biogas.110
                                          0.54547
            0.026100
                        0.043042
                                   0.606
                        0.107466
                                   0.417
            0.044808
                                          0.67751
ee.110
gasto.110
            0.044527
                        0.024516
                                   1.816
                                          0.07198
                                          0.00608 **
temp.110
            0.040381
                        0.014443
                                   2.796
            0.005780
                        0.017481
                                   0.331 0.74152
const
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.2082 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.54, Adjusted R-squared: 0.3772
F-statistic: 3.317 on 40 and 113 DF, p-value: 3.306e-07
Estimation results for equation gasto:
gasto = biogas.l1 + ee.l1 + gasto.l1 + temp.l1 + biogas.l2 + ee.l2 + gasto.l2 +
temp.12 + biogas.13 + ee.13 + gasto.13 + temp.13 + biogas.14 + ee.14 + gasto.14 +
temp.14 + biogas.15 + ee.15 + gasto.15 + temp.15 + biogas.16 + ee.16 + gasto.16 +
temp.16 + biogas.17 + ee.17 + gasto.17 + temp.17 + biogas.18 + ee.18 + gasto.18 +
temp.18 + biogas.19 + ee.19 + gasto.19 + temp.19 + biogas.110 + ee.110 +
gasto.110 + temp.110 + const
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
biogas.11
           -0.20441
                        0.17195
                                 -1.189
                                          0.2370
           -0.42090
                        0.42211
                                 -0.997
                                          0.3208
ee.ll
gasto.11
           -0.42282
                        0.10313
                                 -4.100 7.82e-05 ***
temp.ll
            0.01085
                        0.06302
                                 0.172
                                          0.8636
                        0.19523
                                 -1.189
biogas.12
           -0.23214
                                          0.2369
ee.12
           -0.17933
                        0.45535
                                 -0.394
                                          0.6945
                                 -0.782
gasto.12
           -0.08648
                        0.11053
                                           0.4356
                        0.05726
temp.12
                                  1.438
                                          0.1531
            0.08235
           -0.06794
                        0.20639
                                 -0.329
biogas.13
                                          0.7426
                        0.49476
ee.13
           -0.20909
                                 -0.423
                                           0.6734
                        0.11144
                                 -2.119
                                          0.0362 *
gasto.13
           -0.23619
temp.13
            0.05667
                        0.04928
                                  1.150
                                          0.2526
biogas.14
            0.27460
                        0.21021
                                  1.306
                                           0.1941
                                  0.596
            0.30340
                        0.50883
                                          0.5522
ee.14
gasto.14
           -0.20579
                        0.11552
                                 -1.781
                                          0.0775 .
temp.14
            0.05074
                        0.04692
                                  1.081
                                          0.2818
biogas.15
                        0.20609
            0.22599
                                  1.097
                                          0.2752
ee.15
            0.04446
                        0.51337
                                  0.087
                                          0.9311
gasto.15
           -0.09688
                        0.11508
                                 -0.842
                                           0.4016
temp.15
                        0.04919
                                  1.091
                                          0.2777
            0.05366
biogas.16
           -0.45429
                        0.19875
                                 -2.286
                                          0.0241 *
ee.16
            0.04728
                        0.51161
                                  0.092
                                          0.9265
gasto.16
           -0.06233
                        0.11434
                                 -0.545
                                           0.5868
                        0.05015
                                          0.3383
temp.16
           -0.04823
                                 -0.962
biogas.17
           -0.34811
                        0.20291
                                 -1.716
                                           0.0890 .
                        0.53054
ee.17
            0.36912
                                  0.696
                                           0.4880
gasto.17
            0.19675
                                          0.0873
                        0.11406
                                  1.725
temp.17
            0.06963
                        0.04897
                                  1.422
                                          0.1578
biogas.18
                        0.20695
            0.07370
                                  0.356
                                           0.7224
                        0.52993
                                  2.338
            1.23902
                                          0.0211 *
ee.18
gasto.18
            0.08259
                                  0.749
                                           0.4554
                        0.11025
temp.18
            0.05555
                        0.04969
                                  1.118
                                           0.2660
                                 -0.455
           -0.09203
biogas.19
                        0.20233
                                          0.6501
                        0.48600
                                  2.597
                                          0.0107 *
ee.19
            1.26221
                        0.10992
gasto.19
           -0.05817
                                 -0.529
                                           0.5977
                                 -0.339
temp.19
           -0.01830
                        0.05393
                                          0.7350
biogas.110 0.01009
                        0.17683
                                  0.057
                                          0.9546
ee.110
            0.60979
                        0.44152
                                  1.381
                                           0.1700
gasto.110
                        0.10072
                                  1.207
            0.12160
                                           0.2298
temp.110
            0.02016
                        0.05934
                                  0.340
                                          0.7347
```

```
0.04798
                       0.07182 0.668
const
                                         0.5054
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.8553 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.5528, Adjusted R-squared: 0.3944
F-statistic: 3.491 on 40 and 113 DF, p-value: 1.037e-07
Estimation results for equation temp:
temp = biogas.l1 + ee.l1 + gasto.l1 + temp.l1 + biogas.l2 + ee.l2 + gasto.l2 +
temp.12 + biogas.13 + ee.13 + gasto.13 + temp.13 + biogas.14 + ee.14 + gasto.14 +
temp.14 + biogas.15 + ee.15 + gasto.15 + temp.15 + biogas.16 + ee.16 + gasto.16 +
temp.16 + biogas.17 + ee.17 + gasto.17 + temp.17 + biogas.18 + ee.18 + gasto.18 +
temp.18 + biogas.19 + ee.19 + gasto.19 + temp.19 + biogas.110 + ee.110 +
gasto.110 + temp.110 + const
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
biogas.11
           0.03911
                       0.23455
                                 0.167 0.867862
           -1.06813
                       0.57576
                                -1.855 0.066180
ee.l1
gasto.11
            0.29447
                       0.14067
                                 2.093 0.038559 *
                                -6.237 7.95e-09 ***
temp.ll
           -0.53611
                       0.08596
biogas.12
            0.81011
                       0.26630
                                 3.042 0.002921 **
ee.12
           -0.26966
                       0.62110
                                -0.434 0.665000
                       0.15077
                                -1.959 0.052619
gasto.12
           -0.29530
                       0.07811
                                -3.952 0.000136 ***
temp.12
           -0.30865
biogas.13
            0.68514
                       0.28151
                                 2.434 0.016509 *
            0.11994
                                 0.178 0.859254
ee.13
                       0.67486
gasto.13
           -0.21666
                       0.15201
                                -1.425 0.156810
           -0.42186
                       0.06722
                                -6.276 6.61e-09 ***
temp.13
biogas.14
           0.46554
                       0.28673
                                1.624 0.107245
           -1.23404
                       0.69405
                                -1.778 0.078088
ee.14
                                 1.477 0.142422
gasto.14
            0.23275
                       0.15757
                                -6.546 1.80e-09 ***
temp.14
           -0.41891
                       0.06399
biogas.15
            0.22102
                       0.28112
                                 0.786 0.433380
ee.15
           -0.54643
                       0.70024
                                -0.780 0.436823
gasto.15
           -0.06132
                       0.15697
                                -0.391 0.696810
                       0.06710
                                -8.770 2.12e-14 ***
temp.15
           -0.58843
biogas.16
            0.31220
                       0.27109
                                 1.152 0.251906
                                -3.676 0.000364 ***
ee.16
           -2.56524
                       0.69784
                                0.206 0.836830
                       0.15596
            0.03219
gasto.16
                                -5.705 9.48e-08 ***
temp.16
           -0.39022
                       0.06840
biogas.17
            0.65828
                       0.27677
                                 2.378 0.019064 *
                                -3.720 0.000312 ***
ee.17
           -2.69183
                       0.72367
gasto.17
            0.15809
                       0.15558
                                 1.016 0.311743
                                -6.204 9.31e-09 ***
temp.17
           -0.41436
                       0.06679
                                 0.941 0.348638
biogas.18
            0.26567
                       0.28228
                                -1.837 0.068802 .
ee.18
           -1.32802
                       0.72283
gasto.18
           -0.14410
                       0.15039
                                -0.958 0.340019
                                -7.875 2.28e-12 ***
temp.18
           -0.53377
                       0.06778
biogas.19
           0.01527
                       0.27598
                                0.055 0.955987
ee.19
           -1.56519
                       0.66292
                                -2.361 0.019935 *
gasto.19
            0.02092
                       0.14993
                                0.140 0.889268
           -0.59606
                       0.07356
                                -8.103 7.00e-13 ***
temp.19
biogas.110 0.35497
                       0.24121
                                 1.472 0.143893
ee.110
           -0.97917
                       0.60224
                                -1.626 0.106762
           0.01978
gasto.110
                       0.13739
                                0.144 0.885768
                                -4.728 6.60e-06 ***
           -0.38266
                       0.08094
temp.110
            0.04321
                       0.09796
                                 0.441 0.660028
const
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 1.167 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.8872, Adjusted R-squared: 0.8473
F-statistic: 22.23 on 40 and 113 DF, p-value: < 2.2e-16
Covariance matrix of residuals:
       biogas
                     ee
                                      temp
                          gasto
```

```
biogas 0.2171 0.028099 0.11000 0.113007
      0.0281 0.043337
                       0.07353 -0.006637
     0.1100 0.073526 0.73150 -0.141378
gasto
      0.1130 -0.006637 -0.14138 1.360982
temp
Correlation matrix of residuals:
      biogas
                        gasto
                   ee
                                  temp
biogas 1.0000
              0.28968
                       0.2760 0.20789
      0.2897
              1.00000
                       0.4130 -0.02733
gasto 0.2760 0.41296 1.0000 -0.14169
      0.2079 -0.02733 -0.1417 1.00000
```

PRUEBA PORTMANTEAU PARA DETERMINAR AUTOCORRELACIÓN

Se realiza prueba Portmanteau con el fin de verificar que los residuales no cuenten con autocorrelación, observándose que el valor de p-value es menor a 0.05, por lo que pudiera existir autocorrelación, sin embargo, pudiera verse afectado dado que los datos de las variables se encuentran muy dispersos.

```
Portmanteau Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object model.var
Chi-squared = 65.63, df = 0, p-value < 2.2e-16
```

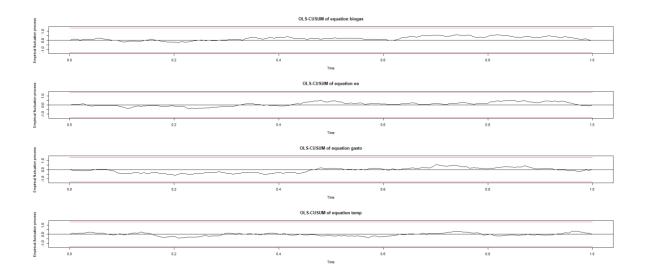
PRUEBA ARCH PARA DETERMINAR PRESENCIA DE HETEROCEDASTICIDAD

Se realiza prueba arch con el fin de verificar que la presencia de heterocedasticidad, observándose que el valor de p-value es mayor a 0.05, lo cual quiere decir que el modelo está bien ya que no sufre de heterocedasticidad

```
ARC TEST
data: Residuals of VAR object model.var
Chi-squared = 1390, df = 1500, p-value = 0.9797
```

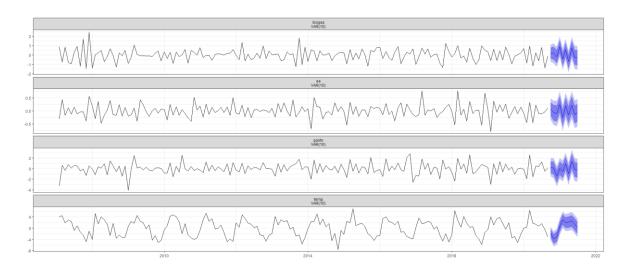
PRUEBA DE ESTABILIDAD

Se realiza la prueba de estabilidad de la cual se puede ver que no existe ninguna ruptura estructural ya que ningún punto sale de los límites superiores e inferiores, los cuales están indicados por las líneas punteadas rojas, por lo que el sistema es estable.



FORECAST MODELO VAR

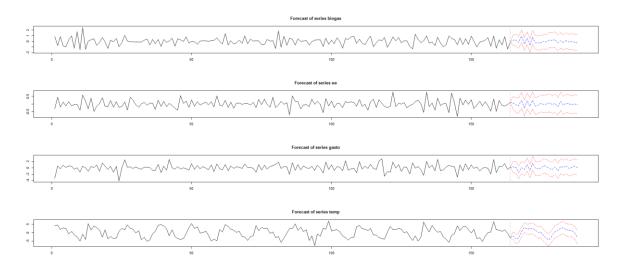
Se realiza un forecast para cada una de las variables que conforman el modelo Var que se está trabajando a un horizonte de 10 meses, en el que se observa un patrón de comportamiento de las variables similiar a las últimas observaciones. La zona sombreada de azul oscuro corresponde a un intervalo de confianza del 80% y la zona sombreada de azul claro corresponde a uno de 95%.



FORECAST A 24 MESES DEL MODELO VAR

Se realiza un forecast para cada una de las variables que conforman el modelo Var que se está trabajando a un horizonte de 24 meses que es el que se ha estado utilizando en este trabajo de

investigación, en el que se observa un patrón de comportamiento de las variables similar a las últimas observaciones en los primeros 10 meses, después se observa como el pronóstico se va haciendo más horizontal en las variables biogás, energía eléctrica y gasto. La línea azul corresponde al pronóstico y las líneas rojas corresponden a los límites de los intervalos de confianza.



SIMULACIÓN GRANGER CAUSALITY

La simulación Granger Causality permite ver si existe una asociación entre las variables, por lo que para la planta "Dulces Nombres" tenemos que:

- La generación de biogás tiene correlación con el consumo de energía eléctrica, cantidad de agua tratada ni temperatura, ya que el valor de p-value es menor a 0.05.
- El consumo de energía eléctrica tiene correlación con la cantidad de agua tratada, temperatura ni la generación de biogás, ya que el valor de p-value es menor a 0.05.
- El agua tratada no tiene correlación con el consumo de energía eléctrica, temperatura y generación de biogás, ya que el valor de p-value es mayor a 0.05.
- La temperatura no tiene correlación con el consumo de energía eléctrica, cantidad de agua tratada y generación de biogás, ya que el valor de p-value es mayor a 0.05

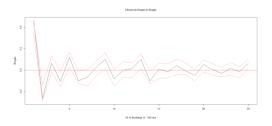
```
BIOGAS
Granger causality HO: biogas do not Granger-cause ee gasto temp data: VAR object model.var
F-Test = 1.5404, df1 = 30, df2 = 452, p-value = 0.03585
$Instant
HO: No instantaneous causality between: biogas and ee gasto temp data: VAR object model.var
Chi-squared = 22.65, df = 3, p-value = 4.776e-05
```

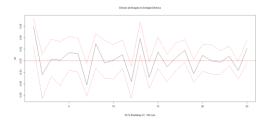
```
Granger causality HO: ee do not Granger-cause biogas gasto temp
      VAR object model.var
data:
F-Test = 2.0235, df1 = 30, df2 = 452, p-value = 0.00132
$Instant
      HO: No instantaneous causality between: ee and biogas gasto temp
      VAR object model.var
Chi-squared = 26.116, df = 3, p-value = 9.017e-06
AGUA TRATADA
      Granger causality HO: gasto do not Granger-cause biogas ee temp
data: VAR object model.var
F-Test = 1.3248, df1 = 30, df2 = 452, p-value = 0.12
$Instant
      HO: No instantaneous causality between: gasto and biogas ee temp
data: VAR object model.var
Chi-squared = 28.463, df = 3, p-value = 2.904e-06
TEMPERATURA
      Granger causality HO: temp do not Granger-cause biogas ee gasto
data: VAR object model.var
F-Test = 1.3129, df1 = 30, df2 = 452, p-value = 0.1275
$Instant
      HO: No instantaneous causality between: temp and biogas ee gasto
data: VAR object model.var
Chi-squared = 12.251, df = 3, p-value = 0.006571
```

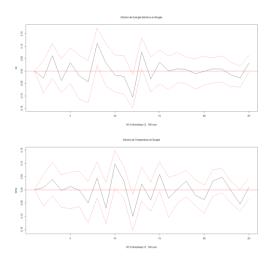
EFECTOS EN OTRAS VARIABLES SIMULACIÓN "IMPULSE RESPONSE FUNCTIONS"

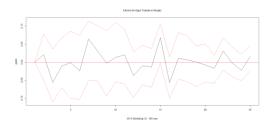
La simulación "Impulse Response Functions", nos permite observar que a lo largo de los 24 meses que corresponde el horizonte de estudio, las variables tienen efectos sobre otras variables, entre las que encontramos:

- El biogás se afecta a sí mismo, como al consumo de la energía eléctrica
- La energía eléctrica afecta a la producción de biogás
- El agua tratada afecta a la producción de biogás
- La temperatura afecta a la producción de biogás









IMPACTO EN EL BIOGÁS

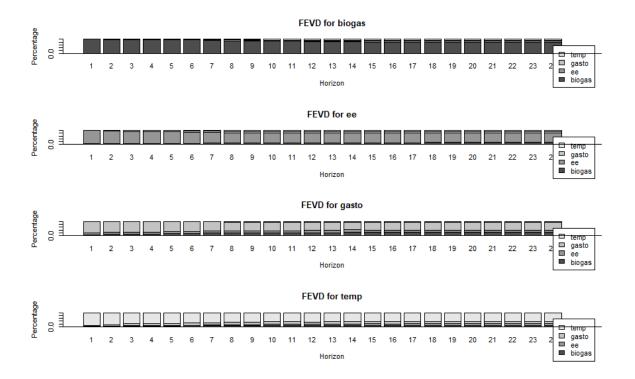
Se realiza el impacto en el biogás obteniendo siguientes resultados, en los cuales, entre mayor sea el número, mayor es la afectación de la variable biogás en la variable que se observa en cada columna:

```
biogas
                                 gasto
                        ee
 0.9955676 0.002736368 0.001453484 0.0002425497
     0.9675896 0.015275722 0.011720795 0.0054139330
     0.9638563 0.019330648 0.011609124 0.0052038830
 [5,]
     0.9616473 0.021874290 0.011049290 0.0054291527
     0.9601811 0.022202416 0.012358516 0.0052579843
     0.9377262 0.026677843 0.023539614 0.0120563417
     0.8989366 0.059007004 0.025139765 0.0169165884
     0.8881166 0.059126031 0.024065473 0.0286919144
[10,]
     0.8680759 0.057253867 0.023486294 0.0511839010
     0.8638135 0.058084183 0.024435570 0.0536667441
[12,] 0.8186988 0.080613640 0.026353343 0.0743342204
[13,] 0.8108890 0.090920725 0.025568848 0.0726213945
[14,] 0.8103404 0.090541738 0.025238404 0.0738794372
[15,] 0.7941540 0.091432304 0.034621109 0.0797925875
     0.7872512 0.090585253 0.040976701 0.0811868007
     0.7877214 0.090377591 0.041049473 0.0808515740
[17,]
[18,] 0.7858002 0.090211536 0.041034249 0.0829539747
[19,] 0.7860633 0.089897227 0.040778271 0.0832611615
[20,] 0.7849497 0.089119678 0.040547849 0.0853827996
[21,] 0.7824585 0.089024115 0.040997868 0.0875195310
[22,]
     0.7776235 0.088383791 0.042625606 0.0913670636
[23,]
     0.7773074 0.088804477 0.042588852 0.0912992403
[24,] 0.7709669 0.089582467 0.043258019 0.0961926152
```

- Donde para el mes 1 el 100% es biogás vs biogás.
- Para el mes 6 el 96.4% es biogás, el 2.1% es energía eléctrica, el 1% es agua tratada y el
 .5% es temperatura

- Para el mes 12 el 82% es biogás, el 8% es energía eléctrica, el 3% es agua tratada y el 7% es temperatura
- Para el mes 18 el 79% es biogás, el 9% es energía eléctrica, el 4% es agua tratada y el 8% es temperatura
- Para el mes 24 el 77% es biogás, el 9% es energía eléctrica, el 4% es agua tratada y el 10% es temperatura

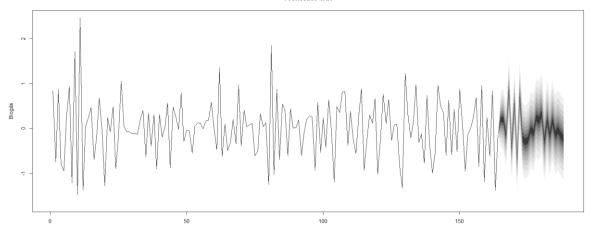
De forma gráfica los impactos que tienen las variables en las demás se observa así:



PRONÓSTICO VAR

Por último se obtiene el pronóstico de nuestro modelo VAR para el biogás, en el cual se puede observar que el comportamiento del biogás se va a mantener constante a los valores proyectados en los periodos pasados, esto en el horizonte de 24 meses con una certidumbre del 95%





PLANTA "NORTE"

PRUEBA DICKEY-FULLER PARA DETERMINAR ESTACIONARIEDAD

Los valores de p-value para la energía eléctrica, agua tratada y biogás son menores a 0.05, por lo que las variables son estacionarias y no requieren ser defenciadas.

ENERGÍA ELÉCTRICA data: ee	AGUA TRATADA data: gasto
Dickey-Fuller = -3.9111, Lag order = 5. p-value = 0.01528	Dickey-Fuller = -4.482, Lag order = 5, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary	alternative hypothesis: stationary
BIOGAS	TEMPERATURA
data: biogas	data: temp
Dickey-Fuller = -3.5784, Lag order =	Dickey-Fuller = -9.7274, Lag order =
5, p-value = 0.03739	5, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary	alternative hypothesis: stationary

ORDEN DE REZAGO

AIC(n) HQ(n) SC(n) FPE(n)
$$15 3 2 7$$

MODELO VAR

A continuación, se muestran los resultados de la estimación del sistema VAR usando un orden de rezago de 3, mostrando los resultados para cada una de las ecuaciones correspondientes a las variables que se están analizando, así como la matriz de covarianza y correlación de los residuales.

```
biogas = biogas.11 + ee.11 + gasto.11 + temp.11 + biogas.12 + ee.12 + gasto.12 +
temp.12 + biogas.13 + ee.13 + gasto.13 + temp.13 + const
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                                  4.422 1.87e-05 ***
biogas.ll
           0.432617
                      0.097826
ee.l1
           0.026050
                      0.171372
                                  0.152
                                          0.8794
                                  0.932
gasto.ll
           0.062646
                      0.067183
                                          0.3526
                                  0.643
temp.ll
           0.007142
                      0.011104
                                          0.5211
biogas.12 0.153695
                      0.105058
                                  1.463
                                          0.1456
                                 -0.160
          -0.033910
                      0.211847
                                          0.8730
ee.12
gasto.12
           0.069448
                      0.077865
                                 0.892
                                          0.3739
temp.12
          -0.017330
                      0.017327
                                 -1.000
                                          0.3188
                      0.096292
                                  2.065
                                          0.0407 *
biogas.13 0.198802
           0.150683
ee.13
                      0.177343
                                 0.850
                                          0.3969
gasto.13
          -0.098780
                      0.061614
                                 -1.603
                                          0.1110
temp.13
           0.010182
                      0.011038
                                 0.922
                                          0.3578
const
          -0.056994
                      0.234662
                                -0.243
                                          0.8084
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.2835 on 149 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.7214,
                                  Adjusted R-squared: 0.699
F-statistic: 32.16 on 12 and 149 DF, p-value: < 2.2e-16
Estimation results for equation ee:
_____
ee = biogas.l1 + ee.l1 + gasto.l1 + temp.l1 + biogas.l2 + ee.l2 + gasto.l2 + temp.l2 + biogas.l3 + ee.l3 + gasto.l3 + temp.l3 + const
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
biogas.11 0.011867
                      0.067569
                                 0.176
                                          0.8608
           0.544573
                      0.118368
                                  4.601 8.94e-06 ***
ee.l1
          -0.015850
gasto.ll
                      0.046404
                                 -0.342
                                          0.7332
temp.ll
           0.003813
                      0.007669
                                  0.497
                                          0.6198
                                 -0.515
                      0.072564
biogas.12 -0.037389
                                          0.6071
ee.12
                      0.146324
                                  0.077
           0.011240
                                          0.9389
gasto.12
           0.083963
                      0.053782
                                  1.561
                                          0.1206
          -0.013776
temp.12
                      0.011967
                                 -1.151
                                          0.2515
biogas.13 0.066814
                      0.066509
                                  1.005
                                          0.3167
ee.13
           0.264064
                      0.122492
                                  2.156
                                          0.0327 *
                                 -1.750
          -0.074458
                      0.042557
gasto.13
                                          0.0822 .
temp.13
           0.006290
                      0.007624
                                  0.825
                                          0.4107
const
           0.376864
                      0.162082
                                  2.325
                                          0.0214 *
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.1958 on 149 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.6233,
                                 Adjusted R-squared: 0.593
F-statistic: 20.55 on 12 and 149 DF, p-value: < 2.2e-16
Estimation results for equation gasto:
gasto = biogas.l1 + ee.l1 + gasto.l1 + temp.l1 + biogas.l2 + ee.l2 + gasto.l2 +
temp.12 + biogas.13 + ee.13 + gasto.13 + temp.13 + const
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                      0.186345
                                        0.13794
biogas.ll 0.277936
                                 1.492
ee.l1
          -0.611303
                      0.326441
                                 -1.873
                                         0.06308
                                  4.503 1.34e-05 ***
gasto.l1
           0.576331
                      0.127975
temp.ll
           0.029585
                      0.021151
                                  1.399 0.16398
biogas.12 0.078294
                      0.200120
                                  0.391 0.69618
ee.12
          -0.341194
                      0.403541
                                 -0.846
                                        0.39919
                      0.148323
                                 1.788
                                        0.07588 .
           0.265139
gasto.12
temp.12
          -0.016269
                      0.033005
                                 -0.493
                                         0.62279
biogas.13 0.189667
                      0.183423
                                  1.034
                                         0.30279
                                  1.691 0.09299
                      0.337815
           0.571126
ee.13
gasto.13 -0.175031
                      0.117366 -1.491 0.13799
```

```
temp. 13 - 0.003778
                      0.021026 -0.180 0.85763
           1.443938
                      0.446999
                                 3.230 0.00152 **
const
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.54 on 149 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.6955,
                                 Adjusted R-squared: 0.671
F-statistic: 28.37 on 12 and 149 DF, p-value: < 2.2e-16
Estimation results for equation temp:
temp = biogas.l1 + ee.l1 + gasto.l1 + temp.l1 + biogas.l2 + ee.l2 + gasto.l2 +
temp.12 + biogas.13 + ee.13 + gasto.13 + temp.13 + const
          Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
biogas.ll -0.85590
                      0.59257
                               -1.444
                                         0.151
ee.ll
          -1.05229
                      1.03808
                               -1.014
                                         0.312
gasto.ll
           0.22180
                      0.40696
                               0.545
                                         0.587
                                       < 2e-16 ***
                      0.06726
                               14.479
temp.ll
           0.97387
                      0.63638
biogas.12 0.11397
                               0.179
                                         0.858
ee.12
          -0.01567
                      1.28325
                               -0.012
                                         0.990
gasto.12
           0.17349
                                0.368
                                         0.714
                      0.47166
temp.12
           0.14279
                      0.10495
                                         0.176
                                1.361
biogas.13
           0.38616
                      0.58328
                                0.662
                                         0.509
           1.81642
                      1.07425
ee.13
                                1.691
                                         0.093
gasto.13
         -0.34457
                      0.37322
                               -0.923
                                         0.357
temp.13
          -0.59093
                      0.06686
                               -8.838 2.53e-15 ***
                                6.747 3.14e-10 ***
           9.58983
const
                      1.42145
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '1
Residual standard error: 1.717 on 149 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.892, Adjusted R-squared: 0.8833
F-statistic: 102.5 on 12 and 149 DF, p-value: < 2.2e-16
Covariance matrix of residuals:
        biogas
                    ee
                         gasto
biogas 0.08035 0.02451 0.08498 0.12566
       0.02451 0.03833 0.07757 0.04213
gasto 0.08498 0.07757 0.29156 0.12962
       0.12566 0.04213 0.12962 2.94832
temp
Correlation matrix of residuals:
       biogas
                  ee gasto temp
biogas 1.0000 0.4416 0.5552 0.2582
       0.4416 1.0000 0.7337 0.1253
gasto 0.5552 0.7337 1.0000 0.1398
       0.2582 0.1253 0.1398 1.0000
```

PRUEBA PORTMANTEAU PARA DETERMINAR AUTOCORRELACIÓN

Se realiza prueba Portmanteau con el fin de verificar que los residuales no cuenten con autocorrelación, observándose que el valor de p-value es menor a 0.05, por lo que pudiera existir autocorrelación, sin embargo, pudiera verse afectado dado que los datos de las variables se encuentran muy dispersos.

```
Portmanteau Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object model.var
Chi-squared = 144.34, df = 112, p-value = 0.0214
```

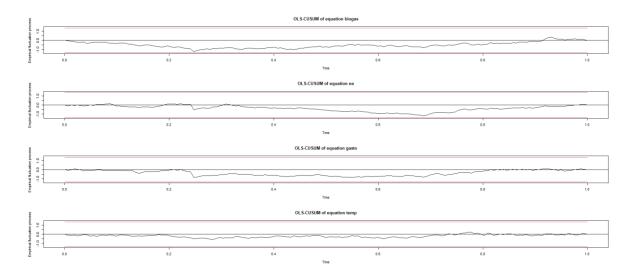
PRUEBA ARCH PARA DETERMINAR PRESENCIA DE HETEROCEDASTICIDAD

Se realiza prueba arch con el fin de verificar que la presencia de heterocedasticidad, observándose que el valor de p-value es mayor a 0.05, lo cual quiere decir que el modelo está bien ya que no sufre de heterocedasticidad

```
ARC TEST
data: Residuals of VAR object model.var
Chi-squared = 1470, df = 1500, p-value = 0.7051
```

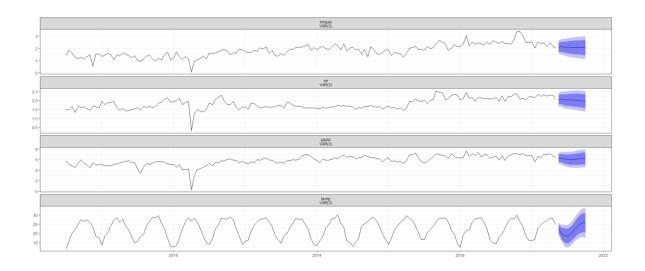
PRUEBA DE ESTABILIDAD

Se realiza la prueba de estabilidad de la cual se puede ver que no existe ninguna ruptura estructural ya que ningún punto sale de los límites superiores e inferiores, los cuales están indicados por las líneas punteadas rojas, por lo que el sistema es estable.



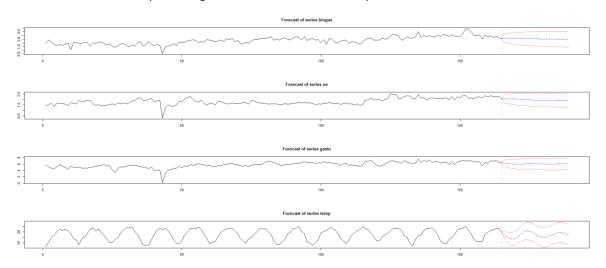
FORECAST MODELO VAR

Se realiza un forecast para cada una de las variables que conforman el modelo Var que se está trabajando a un horizonte de 10 meses, en el que se observa un patrón de comportamiento descendente para las variables generación de biogás y energía eléctrica consumida, mientras que el agua tratada tiene un comportamiento de crecimiento mínimo. La zona sombreada de azul oscuro corresponde a un intervalo de confianza del 80% y la zona sombreada de azul claro corresponde a uno de 95%.



FORECAST A 24 MESES DEL MODELO VAR

Se realiza un forecast para cada una de las variables que conforman el modelo Var que se está trabajando a un horizonte de 24 meses que es el que se ha estado utilizando en este trabajo de investigación, en el que se observa un patrón de comportamiento de las variables similar a las últimas observaciones en los primeros 10 meses, después se observa como el pronóstico tiene comportamiento descendente para las variables generación de biogás y energía eléctrica consumida, mientras que el agua tratada tiene un comportamiento de crecimiento mínimo.



SIMULACIÓN GRANGER CAUSALITY

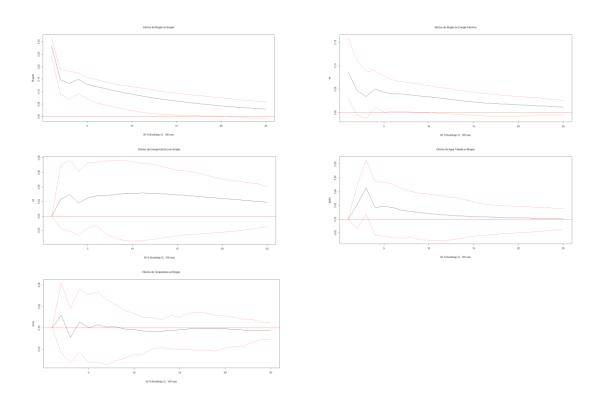
La simulación Granger Causality permite ver si existe una asociación entre las variables, por lo que para la planta "Dulces Nombres" tenemos que:

- La generación de biogás no tiene correlación con el consumo de energía eléctrica, cantidad de agua tratada ni temperatura, ya que el valor de p-value es mayor a 0.05.
- El consumo de energía eléctrica tiene correlación con la cantidad de agua tratada, temperatura ni la generación de biogás, va que el valor de p-value es menor a 0.05.
- El agua tratada no tiene correlación con el consumo de energía eléctrica, temperatura y generación de biogás, ya que el valor de p-value es mayor a 0.05.
- La temperatura tiene correlación con el consumo de energía eléctrica, cantidad de agua tratada y generación de biogás, ya que el valor de p-value es menor a 0.05

```
BIOGAS
      Granger causality HO: biogas do not Granger-cause ee gasto temp
data: VAR object model.var
F-Test = 1.8166, df1 = 9, df2 = 596, p-value = 0.06235
$Instant
      HO: No instantaneous causality between: biogas and ee gasto temp
data: VAR object model.var
Chi-squared = 41.42, df = 3, p-value = 5.328e-09
ENERGÍA ELÉCTRICA
      Granger causality HO: ee do not Granger-cause biogas gasto temp
data: VAR object model.var
F-Test = 2.42, df1 = 9, df2 = 596, p-value = 0.01054
      HO: No instantaneous causality between: ee and biogas gasto temp
data: VAR object model.var
Chi-squared = 56.822, df = 3, p-value = 2.805e-12
AGUA TRATADA
      Granger causality HO: gasto do not Granger-cause biogas ee temp
data: VAR object model.var
F-Test = 0.70576, df1 = 9, df2 = 596, p-value = 0.7039
      HO: No instantaneous causality between: gasto and biogas ee temp
data: VAR object model.var
Chi-squared = 61.057, df = 3, p-value = 3.494e-13
TEMPERATURA
      Granger causality HO: temp do not Granger-cause biogas ee gasto
data: VAR object model.var
F-Test = 2.5888, df1 = 9, df2 = 596, p-value = 0.006221
$Instant
      HO: No instantaneous causality between: temp and biogas ee gasto
data: VAR object model.var
Chi-squared = 10.185, df = 3, p-value = 0.01706
```

EFECTOS EN OTRAS VARIABLES SIMULACIÓN "IMPULSE RESPONSE FUNCTIONS"

La simulación "Impulse Response Functions", nos permite observar que a lo largo de los 24 meses que corresponde el horizonte de estudio, las variables tienen efecto sobre otras variables, entre las que encontramos:



IMPACTO EN EL BIOGÁS

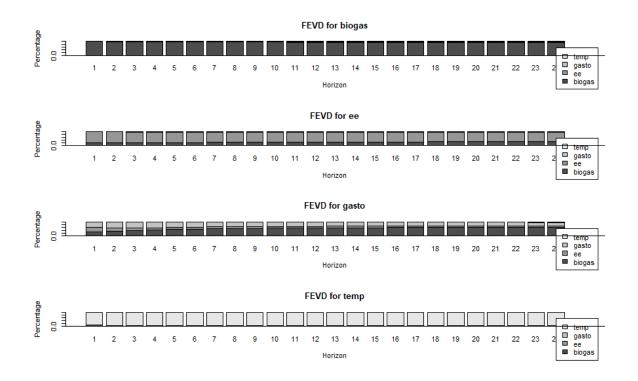
Se realiza el impacto en el biogás obteniendo siguientes resultados, en los cuales, entre mayor sea el número, mayor es la afectación de la variable biogás en la variable que se observa en cada columna:

```
biogas
                       ee
                                gasto
 [2,] 0.9891312 0.005200791 0.004306167 0.001361799
 [3,] 0.9664039 0.011456698 0.020373676 0.001765717
     0.9672830 0.011876489 0.019134536 0.001705956
     0.9648645 0.014408006 0.019203301 0.001524164
     0.9618494 0.017579242 0.019129373 0.001441993
     0.9596218 0.020415149 0.018620111 0.001342984
 [8,] 0.9570429 0.023502669 0.018183402 0.001271031
 [9,] 0.9542585 0.026787489 0.017738636 0.001215364
[10,] 0.9514891 0.030016978 0.017316547 0.001177415
[11,] 0.9486550 0.033238076 0.016934284 0.001172659
[12,] 0.9458849 0.036350289 0.016589228 0.001175630
[13,] 0.9432216 0.039312597 0.016282016 0.001183763
[14,] 0.9407214 0.042085846 0.016011778 0.001181012
```

```
[15,] 0.9383960 0.044658556 0.015774837 0.001170627 [16,] 0.9362521 0.047024587 0.015567993 0.001155286 [17,] 0.9342757 0.049196663 0.015387519 0.001140160 [18,] 0.9324548 0.051188476 0.015229924 0.001126844 [19,] 0.9307743 0.053017640 0.015092044 0.001116013 [20,] 0.9292224 0.054697443 0.014971150 0.001109013 [21,] 0.9277889 0.056237939 0.014864947 0.001108226 [22,] 0.9264693 0.057644558 0.014771591 0.001114558 [23,] 0.9252636 0.058920763 0.014689601 0.001126058 [24,] 0.9241745 0.060069460 0.014617767 0.001138232
```

- Donde para el mes 1 el 100% es biogás vs biogás.
- Para el mes 6 el 96% es biogás, el 1.8% es energía eléctrica, el 2% es agua tratada y el .2% es temperatura
- Para el mes 12 el 94.6% es biogás, el 3.6% es energía eléctrica, el 1.6% es agua tratada y el
 0.2% es temperatura
- Para el mes 18 el 93.2% es biogás, el 5.2% es energía eléctrica, el 1.5% es agua tratada y el
 0.1% es temperatura
- Para el mes 24 el 92.4% es biogás, el 6% es energía eléctrica, el 1.4% es agua tratada y el
 0.2% es temperatura

De forma gráfica los impactos que tienen las variables en las demás se observa así:



PRONÓSTICO VAR

Por último se obtiene el pronóstico de nuestro modelo VAR para el biogás, en el cual se puede observar que el comportamiento del biogás se va a mantener constante, por lo que se puede definir que para esta planta este modelo no es el idóneo.

