

Pontificia Universidad Javeriana

Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Carrera de Administración de Empresas

Taller de Grado II

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS



Director

Ing. Juan Carlos García

Estudiante

Jaime Felipe Reyes Müller

Julio – Noviembre 2015

Pontificia Universidad Javeriana

Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Carrera de Administración de Empresas

Taller de Grado II

RECTOR UNIVERSIDAD:
DECANO DE LA FACULTAD:
DIRECTOR DE CARRERA:
DIRECTOR DEL PROYECTO:

Padre Jorge Humberto Peláez Piedrahita S.J
Dr. Andrés Rosas Wulfers
Dr. Andrés David Londoño Bedoya
Ing. Juan Carlos García

TABLA DE CONTENIDO

INDICE DE ILUSTRACIONES	4
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	5
JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA	8
1. OBJETIVO GENERAL	12
2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	12
3. MARCO TEÓRICO Y/O CONCEPTUAL	13
3.1 Hidrocarburo.....	13
3.2 Productos Derivados.....	13
3.3 Cadena de Hidrocarburos en Colombia.....	13
3.3.1 Upstream.....	14
3.3.2 Downstream.....	14
3.3.3 Clasificación de Hidrocarburos	14
3.4 Variable Aleatoria	14
3.5 Modelos Estocásticos	15
3.5.1 Definición	15
3.5.2 Cadena de Markov.....	15
3.5.3 Modelo Grey-Markov.....	15
3.6 Modelos de regresión multivariable.	16
3.7 Estacionalidad de las series de tiempo	17
3.8 Estado del arte (taxonomía) sobre los modelos de demanda de energía	17
4. DESARROLLO DEL PROYECTO	20
4.1 Demanda de la gasolina en Colombia años 2009-2013.....	20
4.2 Verificación de condiciones para el desarrollo del modelo Grey-Markov	20
4.3 Desarrollo del modelo Grey-Markov	21
4.3.1 Implementación del modelo Grey-Markov para la demanda de los años 2009-2013	21
4.3.1.1 Datos de Entrada del modelo Grey-Markov	21
4.3.1.2 Desarrollo del Modelo Grey-Markov	21
4.3.1.3 Resultados Finales del modelo Grey-Markov	22

4.3.2	Pronóstico de la demanda para el año 2014 – 2015 empleando el modelo Grey-Markov	22
4.4	Verificación de condiciones para el modelo de regresión multivariable.....	23
4.4.1	Correlación entre variables.....	23
4.4.2	Dispersión de las variables económicas con la demanda de la gasolina en Colombia	23
4.4.3	Autocorrelación de las variables.....	25
4.5	Desarrollo del modelo de regresión multivariable.....	26
4.5.1	Información de las variables a implementar en el modelo de regresión multivariable.....	26
4.5.1.1	PIB de Colombia	26
4.5.1.2	Importaciones y Exportaciones de Colombia	26
4.5.1.3	Precio de la Gasolina en Colombia.....	27
4.5.1.4	Precio del petróleo.....	27
4.5.2	Implementación del modelo para la demanda de los años 2009-2013	27
4.6	Pronóstico de la demanda para el año 2014-2015	28
4.7	Comparación de la demanda pronosticada a partir del modelo Grey-Markov y el modelo multivariado.....	29
5.	Análisis financiero y económico de los resultados.....	30
5.1	Análisis de costos por exceso de demanda	30
5.2	Análisis de costos por escasez de demanda.....	32
6.	Generalización del modelo Grey-Markov para el sector de consumo masivo	34
7.	Conclusiones y recomendaciones.....	37
8.	BIBLIOGRAFÍA.....	38
9.	Anexos.....	A
	Anexo 1. Demanda de Gasolina en Colombia – Años 2009 a 2013.....	A
	Anexo 2. Correlación entre variables macroeconómicas	B
	Anexo 3. PIB en Colombia – Años 2009 a 2014.....	C
	Anexo 4. Balanza Comercial en Colombia – Años 2009 a 2014	D
	Anexo 5. Precio de la Gasolina en Colombia.....	E
	Anexo 6. Precio del petróleo WTI.....	F
	Anexo 7. Resumen modelo de regresión multivariable.....	G

INDICE DE ILUSTRACIONES

Figura 1. Cadena de Hidrocarburos.....	13
Figura 2. Matriz Mercado-Producto para productos innovadores.....	34
Gráfica 1. Demanda de derivados de petróleo en Colombia año 2009.....	8
Gráfica 2. Tendencia de la demanda de derivados de petróleo en Colombia año 2009.....	9
Gráfica 3. Precio del Petróleo WTI en los últimos 10 años.....	9
Gráfica 4. Curva de Oferta vs Demanda con caída del precio.....	10
Gráfica 5. Función de Auto Correlación Parcial para la demanda de la gasolina en Colombia.....	20
Gráfica 6. Resultado pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia años 2009 a 2013 empleando el modelo Grey-Markov.....	22
Gráfica 7. Pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia para los años 2014-2015 empleando el modelo Grey-Markov.....	22
Gráfica 8. Dispersión de las variables macroeconómicas con la demanda de la gasolina en Colombia....	24
Gráfica 9. Función de Auto Correlación Parcial para cada una de las variables macroeconómicas.....	25
Gráfica 10. Pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia para los años 2014-2015 empleando el modelo de regresión multivariable.....	28
Gráfica 11. Error promedio de la demanda de la gasolina en Colombia para los años 2014-2015 empleando los modelos de pronóstico.....	29
Gráfica 12. Pronóstico de la demanda de gasolina en Colombia para los años 2014-2015 empleando el modelo Grey-Markov vs la demanda real.....	30
Gráfica 13. Costo de importación de gasolina por exceso de demanda.....	32
Gráfica 14. Costo de inventario de gasolina por escasez de demanda.....	33
Gráfica 15. Comportamiento de la demanda del Iphone.....	35
Gráfica 16. Resultados del pronóstico de la demanda del Iphone empleando el Modelo Grey-Markov....	35
Tabla 1. Clasificación de Hidrocarburos.....	14
Tabla 2. Taxonomía Modelos Estocásticos.....	18
Tabla 3. Taxonomía Modelos de Regresión Multivariable.....	19
Tabla 4. Correlación de las variables macroeconómicas.....	23
Tabla 5. Resumen modelo de regresión multivariable.....	28
Tabla 6. Error promedio de los modelos empleados. Realizada por el autor para este trabajo.....	29

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Hoy en día uno de los principales temas que los administradores y financieros resaltan y analizan es el comportamiento del precio del petróleo y las posibles consecuencias que ha generado la caída en el último año y qué podría seguir generando. En el mundo y en nuestro país, Colombia, es evidente que uno de los principales motores de la economía es el sector minero energético, inyectando capital y desarrollo de modo que se crean economías de escala. En el año 2013, según Carlos Fernando Eraso (Viceministro de Energía), el sector de hidrocarburos en Colombia aportó el 27,5% a los ingresos corrientes de la nación y según María Paula Gómez, editora en jefe de La Nota Económica, afirmó que el petróleo contribuye aproximadamente un 5,6% del PIB, el 54% de las exportaciones nacionales y el 81% del flujo de IED que entra al país (Grupo Bancolombia, DANE y Banco de la República, 2014).

Incluso, aunque durante el siglo XXI han aparecido energías renovables como la energía eólica, solar y nuclear, el petróleo con una participación baja del 19% de la energía generada en el país (Ministerio de Minas y Energía, 2012), sigue siendo uno de los principales factores económicos. En el año 2012, en Colombia los procesos hidráulicos ocuparon el primer lugar en la generación de energía con el 75% de la participación.

A comienzos del año 2014, el sector petrolero se encontraba con un comportamiento estable, sin embargo a mediados del año comenzó a sufrir una crisis mundial con la caída del precio del barril del petróleo (WTI y BRENT) donde el precio se situaba en niveles de los US\$108 y en 6 meses (enero del año 2015) el precio llegaba a la barrera de US\$45; cayendo un poco más del 50%. Esta caída sorprendió a gobiernos y empresas a nivel mundial produciendo un alto impacto en el desempleo y generó una fuerte dinámica alcista en la Tasa Representativa de Mercado (TRM) del país. Según el ministro de trabajo, Luis Eduardo Garzón, afirma que el sector petrolero en Colombia es un sector que emplea a más de 110.000 empleados pero que en el último año ha provocado cortes de presupuesto hasta el 30% y puede llegar a hasta 25.000 trabajadores despedidos.

Considerando los datos suministrados anteriormente, cabe resaltar la gran influencia del sector petrolero en la economía mundial y nacional y, es por esta razón que economistas, financieros, gobernantes, administradores e ingenieros se concentran en cómo minimizar el impacto de esta crisis mundial principalmente desde la planificación de operaciones como exportador o importador de hidrocarburos y su relación a la economía local. Una de las principales preguntas que aparece con la crisis es ¿Qué sucederá con la demanda de este commodity y que pasará con la producción? Para esta pregunta, la OPEP (Organización de países exportadores de petróleo) y según su informe mensual prevé que la demanda pronosticada para el año 2015 subirá 1.17 millones de barriles diarios en el mundo (OPEP, 2015). Sin embargo, ¿Qué métodos existen para pronosticar la demanda y cómo ayuda el pronosticar la demanda con precisión a conseguir beneficios económicos para evitar la crisis que el mundo sufre por la caída del precio del petróleo?

Para contestar la pregunta anterior, se realizó una exhaustiva investigación enfocada e modelos de pronósticos de demanda en el sector petrolero y minero energético, la cual se puede observar en el estado del arte (sección 3.7), donde se encontró que existen diversos tipos de modelos (Suganthi & Samuel, 2012) como:

1. Análisis de series de tiempo los cuales son los modelos más simples y se basan en análisis de tendencias para pronosticar posibles escenarios.
2. Modelos de regresión los cuales pronostican la demanda a partir de variables explicativas que pueden caracterizar el comportamiento.
3. Modelos econométricos, que buscan la correlación de la demanda con variables macroeconómicas encontrando posibles escenarios futuros.
4. Modelos estocásticos: se basan en probabilidades de ocurrencia incluyendo aleatoriedad e incertidumbre. Los más empleados son los modelos:
 - Modelo ARIMA (Box Jenkins): se basa en la integración de promedios móviles y autoregresión.
 - Cadenas de Markov: se basan en la propiedad Markoviana la cual propone que al conocer las probabilidades de transición entre los diferentes estados de la demanda, se puede pronosticar el comportamiento del estado futuro.
 - Modelo Grey-Markov: Se basa en la teoría de las cadenas de Markov eliminando la característica de estacionalidad.

Al investigar estos modelos y analizar los resultados encontrados, se puede obtener que los modelos ARIMA son más complejos y menos precisos que los modelos de regresión (Li, Rose, & Hensher, 2008) y, los análisis de series de tiempo junto con los modelos econométricos son empleados por su simplicidad por entidades gubernamentales (UPME, 2008).

Incluso, se encontró que el modelo Grey-Markov se caracteriza por su innovación, por ser un modelo que se basa en aleatoriedad y no se ha encontrado en la literatura comparación significativa con otros modelos tradicionales. **Es por esta razón que nace el interés en investigar y desarrollar un benchmarking de estos modelos estocásticos Grey-Markov.**

- Perfil de los modelos Grey-Markov

Durante la investigación, también se encontró que los modelos de Grey-Markov nacen de la teoría de las cadenas de Markov, las cuales son implementadas para pronosticar diferentes factores y aplicaciones mundiales. Las cadenas de Markov son un proceso estocástico en el cual el estado futuro depende únicamente del estado actual, ya que el estado actual depende del estado pasado y así sucesivamente (Svoboda & Lukáš, 2010). Esto quiere decir que, al pronosticar la información de una serie de datos, el estado futuro va a depender únicamente de la información del estado actual ya que este contiene la información del pasado y evita el impacto de variables externas que hayan ocurrido en periodos anteriores.

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Planteamiento del problema

Sin embargo, una propiedad de las cadenas de Markov es que poseen la propiedad de ser estacionales por lo tanto a partir de un enésimo estado futuro el resultado será invariante en el tiempo. Es por esto que, el modelo de Grey-Markov fue desarrollado como herramienta para obtener un modelo de pronóstico que anule la propiedad de estacionalidad y así se pueda emplear en modelos o sectores los cuales se caracterizan por ser variantes en el tiempo, como es el caso del sector energético en el mundo el cual depende de miles de variables económicas, socio-políticas y productivas que varían diariamente.

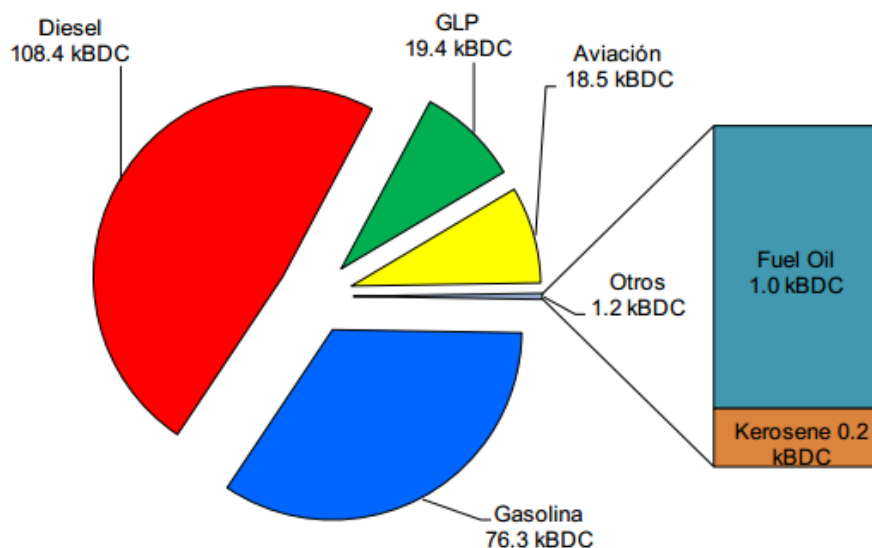
Gracias a la investigación realizada y al tener en cuenta que los modelos de Grey-Markov son empleados para el pronóstico de comportamientos y variables en el sector energético en el mundo, nace la pregunta de investigación de este estudio: **¿Pueden los modelos estocásticos de Grey-Markov estimar la demanda de la gasolina en Colombia con mayor precisión con respecto a los modelos tradicionales de regresión multivariable y durante periodos de gran incertidumbre o cambios exógenos?**

Responder esta pregunta es importante ya que si planteamos la hipótesis de que los modelos estocásticos basados en el modelo Grey-Markov pueden conseguir una mayor precisión en el pronóstico de la demanda y esta hipótesis es comprobada, se puede conseguir disminuir los sobrecostos o las ventas perdidas que pueden generarse por no mantener el equilibrio entre la oferta y la demanda teniendo en cuenta que al disminuir el precio de la gasolina, la demanda incrementará su consumo. Por lo tanto, es necesario plantear requerimientos para la producción de productos derivados buscando procesos eficientes y estrategias para que el sector sea cada vez más sostenible. Adicionalmente, el pronosticar la demanda con mayor precisión es importante para que los gobiernos tomen decisiones más asertivas en cuanto a sus políticas públicas y comerciales y así pueda minimizarse el impacto de la crisis actual.

JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA

Como se describía en la sección anterior, el petróleo es considerado uno de los principales recursos y commodities del mundo, contemplando allí el diésel, la gasolina corriente y la gasolina extra como los principales hidrocarburos y productos derivados que brindan energía al mundo. El ser humano no sólo emplea la gasolina para accionar máquinas, carros, calentar casas y energizar las fábricas sino que es uno de los principales temas económicos y políticos de los gobiernos, las economías y de las políticas militares, tanto en el mundo como en Colombia.

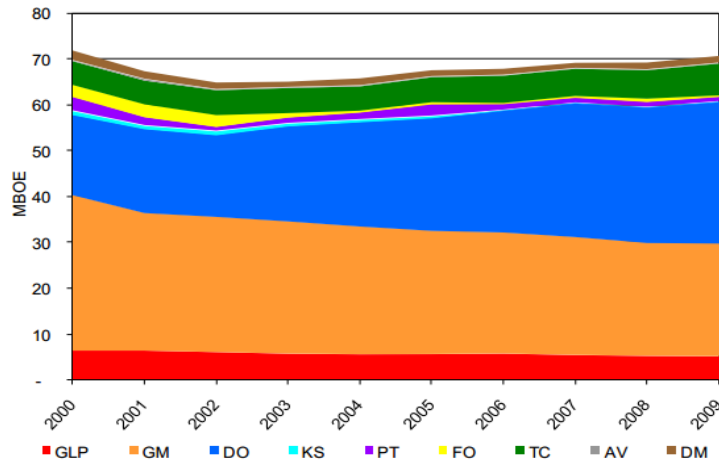
En 2009, aproximadamente el 90,8% de las ventas de combustibles correspondieron a diésel, gasolina (extra y corriente) y combustibles para avión, como se muestra en la gráfica 1 la cual muestra la participación de cada uno de los productos derivados en el país y en la gráfica 2 que expone la tendencia desde el año 2000 al 2009 de cada uno de los productos derivados donde principalmente se realiza un enfoque en: GM (gasolina de motor corriente y extra), DO (Diésel y ACPM) y TC (Turbocombustible o combustible para aviación).



Gráfica 1. Demanda de derivados de petróleo en Colombia año 2009.
Tomada de: Proyección de demanda de energía en Colombia. UPME

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

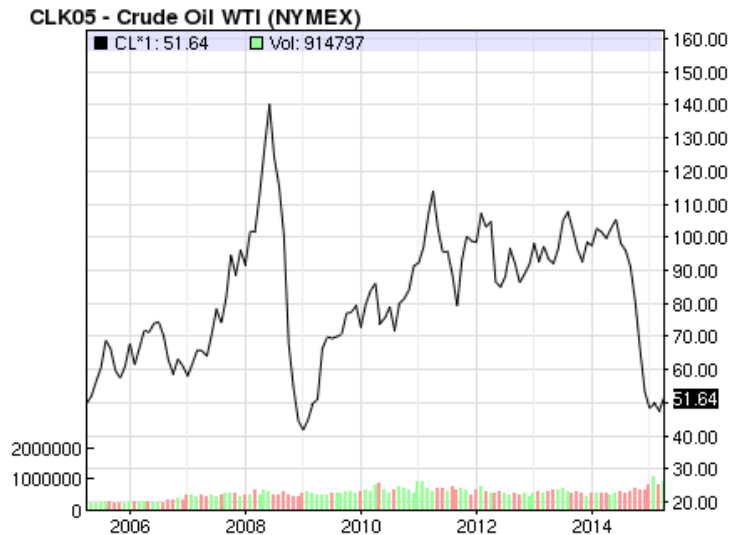
Justificación del problema



Gráfica 2. Tendencia de la demanda de derivados de petróleo en Colombia año 2009.

Tomada de: Proyección de demanda de energía en Colombia. UPME¹

Adicionalmente, con el alto impacto que se expuso sobre la generación de energía y teniendo en cuenta datos generales como el pronóstico del crecimiento nacional del Producto Interno Bruto (PIB) cercano al 4% y una industria que mostró rendimientos positivos del 1,3% en el año 2014 (DANE, 2014); la importancia de conocer y pronosticar la demanda de los hidrocarburos es cada día más latente, incluso cuando el precio del petróleo se ha visto impactado en una disminución del más del 50% cómo lo muestra la gráfica 3:



Gráfica 3. Precio del Petróleo WTI en los últimos 10 años.

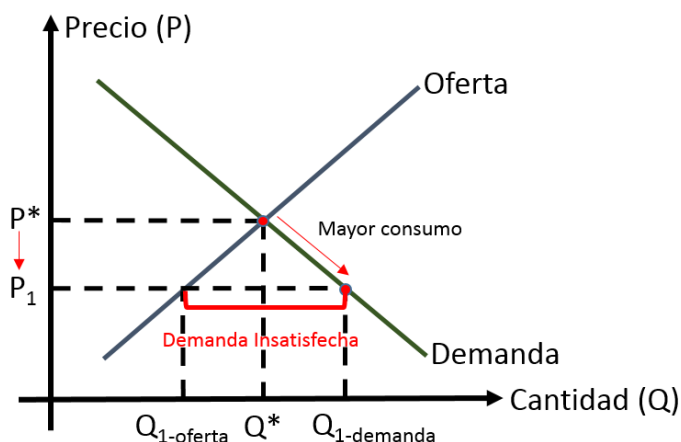
Tomada de: NASDAQ – Crude Oil WTI Price.

¹ Productos derivados: GLP (Gas Licuado del Petróleo), GM (Gasolina corriente y extra), DO (Diesel y ACPM), KS (Kerosene), PT (Petróleo), FO (Fuel Oil), TC (Turbocombustible), AV (Avigas) y DM (Diesel Marino).

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Justificación del problema

Observando la caída del precio del petróleo y aplicando la teoría microeconómica, podemos esperar que los precios en los productos derivados disminuyan como ha ocurrido los últimos meses en Colombia, haciendo que la demanda desee consumir más, generando una demanda insatisfecha como lo vemos en la gráfica 4:



Gráfica 4. Curva de Oferta vs Demanda con caída del precio.
Realizada por el autor para este trabajo.

Con el fin de evitar esta demanda insatisfecha, la administración de la producción de los productos derivados frente a la demanda es crucial ya que ayuda a plantear requerimientos en la producción para buscar procesos más eficientes, disminuir costos, conseguir beneficios económicos futuros, diseñar políticas públicas y buscar una mayor sostenibilidad de la industria (Suganthi & Samuel, 2012). Si profundizamos y nos adentramos en la administración de los productos derivados como es la gasolina, el pronóstico de la demanda de este producto es necesario para poder establecer estratégicamente los recursos necesarios evitando sobrecostos o pérdida en ventas.

Si la predicción de la demanda es fallida, se puede obtener dos posibles situaciones:

1. Pronosticar por encima de la demanda real lo que causará costos elevados en la producción, en el almacenamiento del producto y en baja rotación del inventario, y;
2. Pronosticar por debajo de la demanda real lo que incrementa los niveles de venta pérdida al no satisfacer la demanda y por no tener el producto necesario, los países empiezan a aplicar políticas externas en el mercado como la importación del producto derivado incrementando los costos. Por esta razón, es importante emplear modelos de mayor precisión en el pronóstico de la demanda, pues esto logra incrementar la eficiencia de la industria. No sólo de la industria petrolera, si no puede ser aplicable a cualquier otro sector económico.

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Justificación del problema

- Una mirada profunda a modelos de pronósticos de demanda para mejorar la planeación

Para estimar el comportamiento de la demanda de la energía y los hidrocarburos en el mundo, han sido empleados varios métodos los cuales pueden ser clasificados en tres grupos: modelos estocásticos, intuición humana (Barrientos, Olaya, & González, 2007) y modelos estadísticos (regresión, series de tiempo y modelos econométricos). Un ejemplo de estos últimos, son los modelos que la Unidad de Planeación Minero Energética realiza basándose en variables como: precios de los combustibles, crecimiento de la economía o tecnologías disponibles para movilidad de personas (UPME, 2008). Sin embargo, según (Ross, 2010): “Cualquier modelo real de un fenómeno del mundo debe tener en cuenta la posibilidad de la aleatoriedad”.

En la última década, se han desarrollado diversas técnicas predictivas para conocer las necesidades futuras dentro de las cuales se resaltan: los análisis de series de tiempo que se caracterizan por su simplicidad, los modelos de regresión que se basan en el comportamiento de variables explicativas o modelos mucho más complejos y nuevos como lo son el modelo de autoregresión y promedio móvil (ARIMA) y el modelo Grey-Markov, el cual se ha empleado en múltiples países y sectores energéticos. Según (Li, Rose, & Hensher, 2008), los modelos ARIMA son menos precisos que los modelos de regresión. Sin embargo, durante la revisión de la bibliografía y de antecedentes, el modelo Grey-Markov ha sido empleado múltiples veces pero no se encuentra una comparación con los modelos clásicos de regresión.

Es por esta razón, que el objetivo de este trabajo de investigación es pronosticar la demanda de la gasolina en Colombia empleando el modelo estocástico Grey-Markov con el fin de: incluir factores como la incertidumbre, aleatoriedad y la no estacionalidad y, poder realizar una comparación con los modelos de regresión para identificar qué modelo puede pronosticar con mayor precisión. Al pronosticar la demanda de la gasolina con un modelo más preciso, se busca es analizar la premisa de cómo la oferta puede igualar la demanda evitando sobrecostos, poder minimizar las ventas perdidas, siendo conscientes del impacto del precio del petróleo sobre la economía del país.

Adicionalmente, se quiere analizar la forma de generalizar los modelos estocásticos para implementarlos en otros sectores como por ejemplo: consumo masivo, con el fin de pronosticar la demanda con mayor precisión y poder brindar beneficios económicos superiores en estos sectores.

1. OBJETIVO GENERAL

Aplicar una metodología de estimación para la demanda de gasolina en Colombia, basada en modelos estocásticos, para obtener pronósticos precisos que brinden mayores beneficios económicos a las empresas del sector petrolero.

2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Caracterizar el sector petrolero en Colombia con el fin de determinar los principales factores que influyen en la demanda de hidrocarburos.
- Desarrollar una herramienta para pronosticar la demanda de la gasolina corriente y extra en Colombia empleando y adaptando un modelo de Grey-Markov al contexto nacional.
- Comparar el resultado obtenido del modelo Grey-Markov con un modelo de regresión multivariado y datos reales para determinar el grado de eficiencia de ambos modelos.
- Determinar los beneficios financieros y económicos a partir de los resultados obtenidos del modelo Grey-Markov.

3. MARCO TEÓRICO Y/O CONCEPTUAL

Terminología de la industria:

3.1 Hidrocarburo

“Un Hidrocarburo es aquel recurso natural orgánico no renovable que está compuesto por hidrógeno y carbono” (ANH - Agencia Nacional de Hidrocarburos, s.f.).

3.2 Productos Derivados

De acuerdo a (ANH - Agencia Nacional de Hidrocarburos, s.f.), los productos derivados son todos aquellos productos que se obtienen a partir de un proceso químico o físico que transforma el petróleo o gas natural, como los combustibles (ACPM, diesel, gasolina o gas propano) o los petroquímicos (llantas, plásticos, lubricantes, detergentes, disolventes y demás químicos que contienen petróleo como base).

3.3 Cadena de Hidrocarburos en Colombia

La cadena de hidrocarburos (Agencia Nacional de Hidrocarburos, 2015) está caracterizada por todas las actividades económicas relacionadas con la exploración, producción, transporte, refinación o procesamiento y comercialización de los hidrocarburos.

La cadena, ilustrada en la figura 1, consta de 2 grandes áreas: Upstream y Downstream que serán definidas en los numerales 3.2.1 y 3.2.2



Figura 1. Cadena de Hidrocarburos. Tomada de (ANH - Agencia Nacional de Hidrocarburos, s.f.) para fines académicos

3.3.1 Upstream

Upstream es la primera área en la cadena de hidrocarburos y se conoce también como exploración y producción (E&P). En esta área se realizan las tareas de búsqueda de potenciales yacimientos de hidrocarburos tanto subterráneos y submarinos, a través de tecnología como emisión de ondas que atraviesan las capas geográficas con el fin de obtener un mapa de los diferentes subniveles del suelo. Al encontrar un prospecto de yacimiento se continúa con la perforación de los pozos exploratorios hasta hallar los recursos claves para proseguir a la fase de explotación y producción de los pozos extrayendo el petróleo o gas natural hasta la superficie terrestre.

3.3.2 Downstream

Downstream hace referencia a la segunda área de la cadena de hidrocarburos la cual consiste en el refinamiento, comercialización y distribución de los hidrocarburos naturales y derivados. En la fase de refinamiento, el petróleo es transformado a productos derivados y el gas natural entra en un proceso de purificación.

Luego del proceso de refinamiento, los productos derivados son transportados y comercializados a sitios de almacenamiento o procesamiento como estaciones de servicio, refinerías y centros de distribución (puertos y zonas francas), con el fin de que los usuarios o consumidores finales puedan emplearlos.

3.3.3 Clasificación de Hidrocarburos

En Colombia la producción de hidrocarburos se divide en más de 15 productos refinados. Para este trabajo se emplean principalmente los siguientes 6 productos refinados:

Productos Refinados	Definición
GMR	Gasolina de Motor Regular utilizada para motores de combustión interna de baja compresión.
GPR	Gasolina de Motor Extra utilizada para motores de combustión interna de alta compresión.
JET	Turbo combustible empleado como combustible para aviones con turbinas tipo propulsión o jet.
B2 / ACPM	Diésel Corriente utilizado en motores tipo diésel de automotores de trabajo medio o alto o como generador de energía mecánica o eléctrica.
B2E	Diésel Extra empleado en automotores de transporte urbano que operan bajo condiciones de baja y mediana exigencia y con tecnologías limpias.

Tabla 1. Clasificación de Hidrocarburos. Realizada por el autor para este trabajo. Fuente: ECOPETROL

Terminología y modelos teóricos de pronóstico:

3.4 Variable Aleatoria

Es una variable que toma valores numéricos determinados por el resultado de un experimento aleatorio, la variable aleatoria se caracteriza en que al llevar a cabo un experimento, el resultado no es posible determinarlo (Cabrera, 2012).

3.5 Modelos Estocásticos

3.5.1 Definición

Un modelo estocástico es una recolección de variables aleatorias definida de la siguiente manera: $\{X(t), t \in T\}$, donde $X(t)$ es el estado del proceso en el tiempo t y T es el índice del proceso. Si T representa un intervalo discreto, el proceso es llamado proceso estocástico discreto $\{X_n, n = 0, 1, 2, \dots\}$. Asimismo, si T representa un intervalo lineal real, el proceso es llamado un proceso estocástico continuo $\{X(t), t \geq 0\}$. (Ross, 2010).

3.5.2 Cadena de Markov

Es un proceso estocástico tal que la distribución condicional de cualquier estado futuro X_{n+1} es independiente de los estados pasados y depende exclusivamente del estado presente, dados los estados $X_0, X_1, X_2, \dots, X_{n-1}$. (Ross, 2010).

3.5.3 Modelo Grey-Markov

El modelo de Grey-Markov (Huang & Qian) es empleado principalmente en los campos de la industria, agricultura y economía. Incluso, es utilizado en sistemas complejos para revelar el factor más influyente en la predicción de un proceso. El modelo se basa en una adaptación del método de la cadena de Markov para revelar tendencias en un periodo de largo plazo y alta volatilidad.

El modelo GM (1,1) desarrolla una función exponencial que caracterice la serie de tiempo empleada en las cadenas de Markov, logrando corregir el error en estado estacionario del proceso y empleando coeficientes diferenciales para dinamizar los procesos. La construcción del modelo sigue los siguientes pasos:

1. Asume una serie de datos originales tomados del proceso como $X^{(0)}$

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$$
2. Empleando la operación AGO (Accumulated Generating Operation) se caracteriza la serie de datos a partir de una nueva serie $X^{(1)}$

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

Donde, $X^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i); k = 1, 2, \dots, n$
3. Establecer la ecuación diferencial de Grey: $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b; k = 2, 3, \dots, n$ donde $z^{(1)}(k) = \alpha x^{(1)}(k) + (1 - \alpha)x^{(1)}(k - 1)$
4. Estimar el coeficiente de desarrollo α y las entradas b de la ecuación del paso 2 a través del método de mínimos cuadrados:

$$[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$$

$$\text{Donde, } B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, Y_n = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

5. Identificar la ecuación diferencial de primer orden para predicción:

$$\frac{dx^{(1)}}{dx} + \alpha x^{(1)} = b$$

Con la condición inicial: $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$

6. Resolver la ecuación del paso 5 para obtener la ecuación predictiva de los datos $X^{(1)}$:

$$X^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-\alpha k} + \frac{b}{a}$$

7. Aplicando la ecuación inversa de AGO (IAGO): $X^{(0)}(k) = x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1)$ a la ecuación del paso 6, se podrá obtener la información predictiva de la serie de datos original:

$$x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1) \text{ y;}$$

$$x^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-\alpha}) \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-\alpha k}; k = 0, 1, 2, \dots$$

3.6 Modelos de regresión multivariable.

Los modelos de regresión multivariable buscan modelar diversos fenómenos económicos, productivos, poblacionales o de la vida cotidiana teniendo en cuenta factores o variables explicativas del fenómeno a modelar. Algunos ejemplos según (Uriel, 2013) son:

- Función keynesiana clásica: el consumo depende únicamente de una variable explicativa la cual es la renta. El modelo se caracteriza por la siguiente ecuación: $\text{consumo} = \beta_1 + \beta_2 * \text{renta} + \mu$.
- Comportamiento del consumidor según la riqueza: el consumo también puede caracterizarse por el ingreso y la riqueza del consumidor. El modelo se caracteriza por la siguiente ecuación: $\text{consumo} = \beta_1 + \beta_2 * \text{ingresos} + \beta_3 * \text{riqueza} + \mu$.
- Modelo de Cobb-Douglas: este modelo realiza un análisis de la producción según variables como el trabajo y el capital. El modelo se caracteriza por la siguiente ecuación: $\ln(\text{output}) = \beta_1 + \beta_2 * \ln(\text{trabajo}) + \beta_3 * \ln(\text{capital}) + \mu$
- Teoría microeconómica: se emplea un modelo de regresión donde los costos se expresan en términos de las cantidades producidas. El modelo se caracteriza por la siguiente ecuación: $\text{costo total} = \beta_1 + \beta_2 * \text{cantidad producida} + \mu$
- Modelo econométrico de costos: este modelo expresa la relación entre el costo total en función cúbica de la cantidad producida, su ecuación es: $\text{costo total} = \beta_1 + \beta_2 * \text{cantprod} + \beta_3 * \text{cantprod}^2 + \beta_4 * \text{cantprod}^3 + \mu$

En conclusión, los modelos de regresión multivariable se caracterizan por modelar un sistema según una variable endógena o dependiente en función de k variables independientes y explicativas. Adicionalmente, se incluye una perturbación aleatoria o error y los parámetros β_k son fijos y desconocidos. Los modelos de regresión multivariable están dados por la siguiente ecuación:

$$y = \beta_1 + \beta_2 * x_2 + \beta_3 * x_3 + \dots + \beta_k * x_k + \mu$$

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Marco teórico y/o conceptual

3.7 Estacionalidad de las series de tiempo

Para determinar la estacionalidad de una serie de tiempos se emplea la función de Autocorrelación parcial (Dégérine & Lambert-Lacroix, 2003), la cual a través de emplear raíz cuadrada de la matriz de coeficientes de covarianza se halla la correlación entre múltiples variables encontrando coeficientes de Autocorrelación parcial que identifiquen si los datos actuales depende de los periodos anteriores y de qué orden es la dependencia. Empleando el método PACF (Partial AutoCorrelation Function) se puede determinar si el proceso se adapta a la propiedad Markoviana de las cadenas de Markov.

3.8 Estado del arte (taxonomía) sobre los modelos de demanda de energía

Para el desarrollo del trabajo de investigación se consultaron las siguientes fuentes:

Modelos estocásticos:

Título del artículo	Autor	Metodología	Variables de pronóstico	País	Resultados obtenidos
Forecasting China's energy demand and self-sufficiency rate by Grey forecasting model and Markov model	(Nai-ming, Chao-qing, & Ying-jie, 2014)	Modelo ODGM (Modelo discreto optimizado Grey-Markov) y Modelo RA (Análisis de regresión)	Producción y consumo de energía.	China	Menor error en el pronóstico de los años 2015 y 2020 empleando el modelo ODGM.
Interpreting the crude oil price movements: Evidence from the Markov regime switching model	(Zhang & Zhang, 2015)	Markov Switching model	Precio WTI and Brent	China	Se identificaron 3 regímenes de precios del Brent "fuertemente a la baja", "ligeramente a la baja" y "bruscamente al alza". Para el WTI "fuertemente a la baja", "relativamente estable" y "bruscamente al alza".
Colombia: Términos de intercambio y fluctuaciones de la producción	(Hernández, 2013)	Modelo Box-Jenkins	PIB y términos de intercambio	Colombia	Los términos de intercambio reflejan variaciones de corto plazo en el PIB.
Grey Predictive on Natural Gas Consumption and Production in China	(Ma & Wu, 2010)	Modelo Grey-Markov GM(1,1)	Consumo y producción de gas natural	China	El modelo Grey-Markov tiene una mayor precisión que otros modelos.
Forecast of residential energy consumption market based on Grey-Markov chain	(Zhou, Wang, Niu, & Xie, 2008)	Cadena de Grey-Markov	Consumo de energía residencial	China	Con la teoría de Grey-Markov se puede analizar el pronóstico de otros tipos de energías.
Forecasting electricity demand using Grey-Markov model	(Wang & Meng, 2008)	Modelo Grey-Markov GM(1,1)	Consumo de energía eléctrica 1990-2005	China	Precisión del modelo del 99% en el pronóstico de los años 2005 y 2006.
Demand Forecast of Petroleum Product Consumption in the Chinese Transportation Industry	(Chai, Wang, Wang, & Guo, 2012)	Modelo MCMC (Markov Chain Monte Carlo)	Consumo de productos derivados de transporte, PIB, nivel de urbanización, número de vehículos particulares.	China	El consumo de productos derivados del petróleo para el transporte se ve impactado por factores directos como número de vehículos particulares y transporte de mercancías y pasajeros y, factores indirectos como PIB y nivel de urbanización.

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Marco teórico y/o conceptual

Título del artículo	Autor	Metodología	Variables de pronóstico	País	Resultados obtenidos
Forecasting Automobile Petrol Demand in Australia: An Evaluation of Empirical Models	(Li, Rose, & Hensher, 2008)	Modelo ARIMA y Modelo de promedios móviles	Consumo de gasolina de vehículos terrestres, PIB y precio del petróleo.	Australia	El pronóstico de los modelos tuvo mayor precisión empleando modelos simples en cambio de modelos sofisticados como el modelo ARIMA.
Modelos estocásticos para predecir la demanda de gas licuado de petróleo en Uruguay	(Rodríguez & Silva)	Modelos ARIMA y Modelo Multivariado	Demanda mensual y diaria de GLP. Temperatura.	Uruguay	El modelo multivariado incorporando la temperatura como información adicional mejora la precisión de predicción en la demanda de GLP.
Forecasting the annual electricity consumption of Turkey using an optimized Grey model	(Hamzacebi & Es, 2014)	Modelo GM(1,1) y modelo optimizado GREY-Markov	Consumo de energía eléctrica	Turquía	Se incorporó un algoritmo con coeficientes y factores explicativos al modelo Grey-Markov para obtener mejores resultados.
Analysis and forecasting of nonresidential electricity consumption in Romania	(Bianco, Manca, Nardini, & Minea, Analysis and forecasting of nonresidential electricity consumption in Romania, 2010)	Modelo GM(1,1)	Consumo de energía no residencial, PIB y precio de la energía.	Rumania	Pronóstico con error de 5% en los próximos 12 años.
A Grey Forecasting Model for Coal Production and Consumption	(Ma & Zhang, 2009)	Modelo GM(1,1)	Producción y consumo de carbón	China	El modelo Grey-Markov tiene mayor precisión que la cadena de Markov.
Time series models (Grey-Markov, Grey Model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India	(Kumar & Jain, 2010)	Modelo GM(1,1)	Carbón, Petróleo y Gas Natural	India	Predicción con modelos estocásticos mayor a los modelos de planeación real. Precisión de 92,8% en el modelo empleado con la variable del petróleo.
Application of Grey-Markov Model in Forecasting Fire Accidents	(Zhan-lia & Jin-huab, 2011)	Modelo GM(1,1)	Incendios	China	La precision del modelo de Grey-Markov depende de la información histórica. Entre mayor información, el modelo es más preciso.

Tabla 2. Taxonomía Modelos Estocásticos. Realizada por el autor para este trabajo.

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Marco teórico y/o conceptual

Modelos de regresión multivariable:

Título del artículo	Autor	Metodología	Variables de pronóstico	País	Resultados obtenidos
Electricity consumption forecasting in Italy using linear regression models	(Bianco, Manca, & Nardini, 2010)	4 modelos de regresión lineal con diversas variables.	Consumo de electricidad (doméstica, no doméstica, total), PIB, PIB per cápita y precio	Italia	Los modelos con mayor precisión son los que incluyen variables como: PIB y población.
Modeling and forecasting of Turkey's energy consumption using socio-economic and demographic variables	(Kankal, Akpınar, Kömürcü, & Özsahin, 2010)	Modelo ANN	PIB, población, importaciones, exportaciones, índice de empleados.	Turquía	Empleando las variables PIB, población, importaciones y exportaciones, el modelo tuvo mayor precisión.
Forecasting electricity consumption in New Zealand using economic and demographic variables	(Mohamed & Bodger, 2005)	Análisis de regresión lineal múltiple	PIB, precio de la electricidad y población.	Nueva Zelanda	Los resultados obtenidos en el modelo de pronóstico son muy comparables con la información real de los pronósticos oficiales.
Economic variables and electricity consumption in Northern Cyprus	(Egelioglu, Mohamad, & Guven, 2001)	Regresión lineal múltiple	Consumo de electricidad, demanda, ingreso per capita, población, número de turistas, precio y temperatura,	Turquía	El modelo con mayor precisión se basó en las variables: precio de la electricidad, demanda y número de turistas.
Demand projections of petroleum products and natural gas in India.	(Parikh, Purohit, & Maitra, 2007)	Regresión lineal múltiple	PIB per capita, población y precio de los productos derivados	India	Se obtuvo valores de crecimiento cercanos al 4-8% empleando los modelos con las variables definidas.

Tabla 3. Taxonomía Modelos de Regresión Multivariable. Realizada por el autor para este trabajo.

4. DESARROLLO DEL PROYECTO

4.1 Demanda de la gasolina en Colombia años 2009-2013

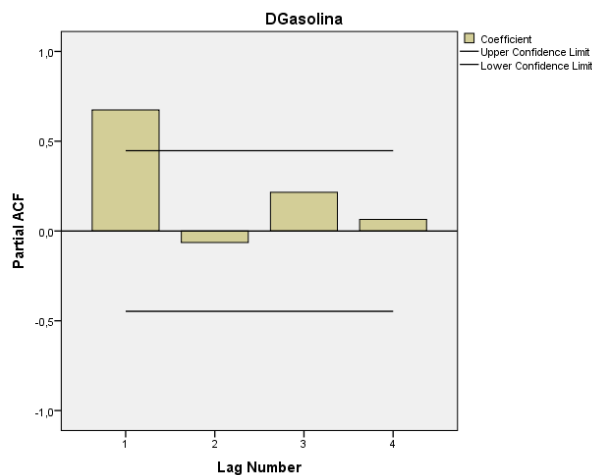
Durante los últimos 5 años, la demanda de la gasolina ha tenido un crecimiento con tendencia al alza. A comienzos del año 2009, la demanda era de 1.7 millones de barriles mensuales llegando a finales del año 2013 a un incremento de 2.2 millones de barriles. La información empleada para el proyecto fue suministrada por una entidad del sector petrolero en Colombia y empleada a partir del año 2009 hasta el año 2013 sobre los principales productos refinados del país: Gasolina (GMR, GPR), ACPM, B2, B2E y JET con una tendencia mensual. La información detallada se encuentra en el anexo 1.

Analizando la información se pueden encontrar estacionalidades en los meses de Diciembre y Enero donde se presentan los mayores picos de consumo de gasolina en el país, seguido de los meses con menor consumo como febrero y abril.

4.2 Verificación de condiciones para el desarrollo del modelo Grey-Markov

Con el ánimo de garantizar el desarrollo del modelo Grey-Markov es necesario verificar que las condiciones de una cadena de Markov se cumplan. Para este fin se realizaron las pruebas de PACF (Partial autocorrelation function) y de estacionalidad.

Según la prueba PACF, la serie de tiempo de la demanda de la gasolina en Colombia cumple con la condición de una cadena de Markov dado que presenta una correlación entre X_t y X_{t-1} lo que se puede apreciar en la siguiente figura donde el “lag number” u orden de correlación muestra que la serie de tiempo tiene una correlación de primer orden:



Gráfica 5. Función de Auto Correlación Parcial para la demanda de la gasolina en Colombia. Realizada por el autor para este trabajo.

Adicionalmente se debe cumplir la variable de estacionalidad, donde en el anexo 1 se puede observar la estacionalidad en meses como Enero, Marzo, Mayo y Diciembre donde se producen los picos año tras año lo cual indica que existe una prueba de estacionalidad. Entre los meses Enero a Mayo se puede observar que existen 3 picos y 2 descensos en la demanda año tras año. Por lo tanto, según la prueba PACF y la prueba de estacionalidad, el modelo se ajusta a una cadena de Markov ya que es de primer orden y existe un componente estacional.

4.3 Desarrollo del modelo Grey-Markov

Para el desarrollo del modelo Grey-Markov se emplearon los datos de la demanda de la gasolina en Colombia a partir del año 2009 hasta el año 2013. Con esta información, se sigue paso por paso el modelo Grey-Markov para pronosticar la demanda de la gasolina para el año 2014 y 2015 con fecha límite de septiembre de 2015. Posteriormente, se analizan los resultados y se calcula el error estimado del modelo.

4.3.1 Implementación del modelo Grey-Markov para la demanda de los años 2009-2013

La implementación del modelo Grey-Markov se realiza con base en la teoría de procesos donde se tienen unos datos de entrada, se realiza el procesamiento de la información para obtener unos datos de salida. Estos pasos se caracterizan a continuación:

4.3.1.1 Datos de Entrada del modelo Grey-Markov

El vector de entrada contempla la información de la demanda de la gasolina en Colombia desde enero de 2009 hasta diciembre de 2013 con los principales productos refinados del país.

4.3.1.2 Desarrollo del Modelo Grey-Markov

Con el fin de pronosticar la demanda de la gasolina desde enero de 2014 hasta septiembre de 2015, se toma el vector de entrada y se realiza la operación de vector acumulado para transformar el vector de entrada en información apta para el modelo. Posteriormente, a través de la ecuación diferencial de primer orden se halla la ecuación predictiva del modelo Grey-Markov como se especifica en el marco teórico inciso 3.5.3. A continuación se hallaron los coeficientes y la ecuación predictiva del modelo Grey-Markov:

Coefficientes de Desarrollo:

$$a = -0,00327$$

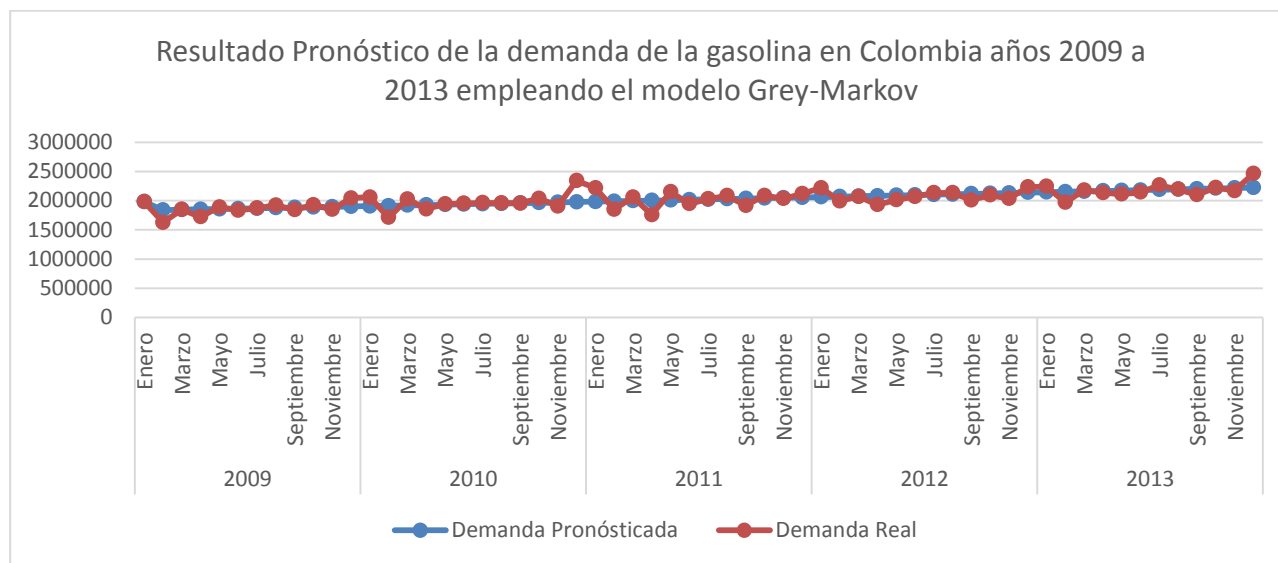
$$b = 1.829.813$$

Ecuación Predictiva:

$$x^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-0,00327}) \left(x^{(0)}(1) - \frac{1829813}{-0,00327} \right) e^{0,00327 * k}; k = 0, 1, 2, \dots$$

4.3.1.3 Resultados Finales del modelo Grey-Markov

Empleando la ecuación predictiva del modelo Grey-Markov se obtiene el siguiente resultado:

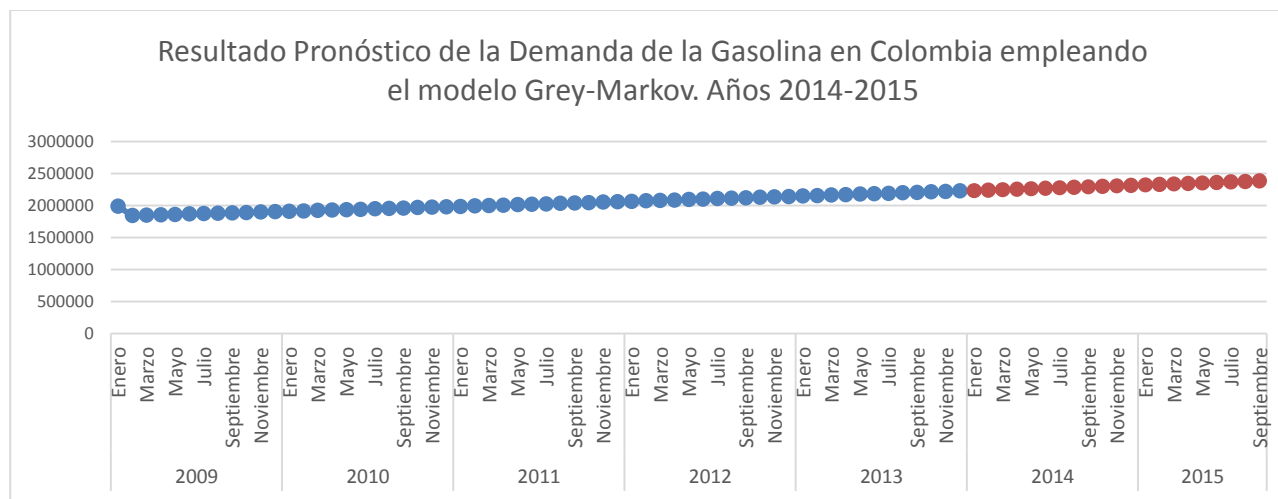


Gráfica 6. Resultado pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia. Años 2009 a 2013. Realizada por el autor para este trabajo

Realizando la comparación con la información suministrada desde el año 2009 al año 2013, el modelo Grey-Markov posee un error estimado promedio de 0,3%, lo cual brinda confiabilidad al modelo.

4.3.2 Pronóstico de la demanda para el año 2014 – 2015 empleando el modelo Grey-Markov

Empleando la ecuación predictiva encontrada con el modelo Grey-Markov, se proyecta la demanda de la gasolina en Colombia para el año 2014 y 2015, donde se obtuvieron los siguientes resultados:



Gráfica 7. Pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia para los años 2014-2015 empleando el modelo Grey-Markov. Realizada por el autor para este trabajo.

4.4 Verificación de condiciones para el modelo de regresión multivariable

Para verificar que el modelo de regresión multivariable sea empleado correctamente, las variables independientes deben cumplir 3 condiciones: correlación entre variables, linealidad y Autocorrelación parcial de primer orden las cuales se detallan en los siguientes encisos.

4.4.1 Correlación entre variables

Para el desarrollo del modelo multivariable, la primera premisa que hay que describir y analizar es la correlación entre todas las variables. Con el fin de describir cada una de las variables se emplea SPSS para analizar el comportamiento y la relación que se tiene. En el anexo 2 se puede encontrar el procedimiento que se empleó en SPSS. A través de SPSS, se pueden encontrar los datos descriptivos de cada una de las variables donde se puede observar el mínimo, máximo, promedio y desviación estándar de cada una de las variables.

Después de realizar la revisión de la correlación entre variables empleando SPSS se obtiene las siguientes correlaciones de Pearson en la cual podemos identificar que todas las variables tienen una alta correlación y su nivel de significancia menor a 0,05:

Correlaciones						
Correlación de Pearson	PIB	IMPOS	EXPOS	WTI	Precio Gasolina	Demanda Gasolina
PIB	1	,983**	,933**	,814**	,841**	,913**
IMPOS	,983**	1	,943**	,810**	,913**	,875**
EXPOS	,933**	,943**	1	,719**	,823**	,774**
WTI	,814**	,810**	,719**	1	,770**	,841**
Precio Gasolina	,841**	,913**	,823**	,770**	1	,716**
Demanda Gasolina	,913**	,875**	,774**	,841**	,716**	1

Tabla 4. Correlación de las variables macroeconómicas. Realizada por el autor para este trabajo.

De la tabla 4. Se puede deducir que la demanda de la gasolina en Colombia tiene una alta correlación con cada una de las variables principalmente con el PIB, seguido de las importaciones, el precio del petróleo, las exportaciones y por último con el precio de la gasolina. Teniendo en cuenta que el nivel de significancia de la cada una de las variables es inferior al nivel de 0,05, se puede concluir que cada una de las variables es independientes.

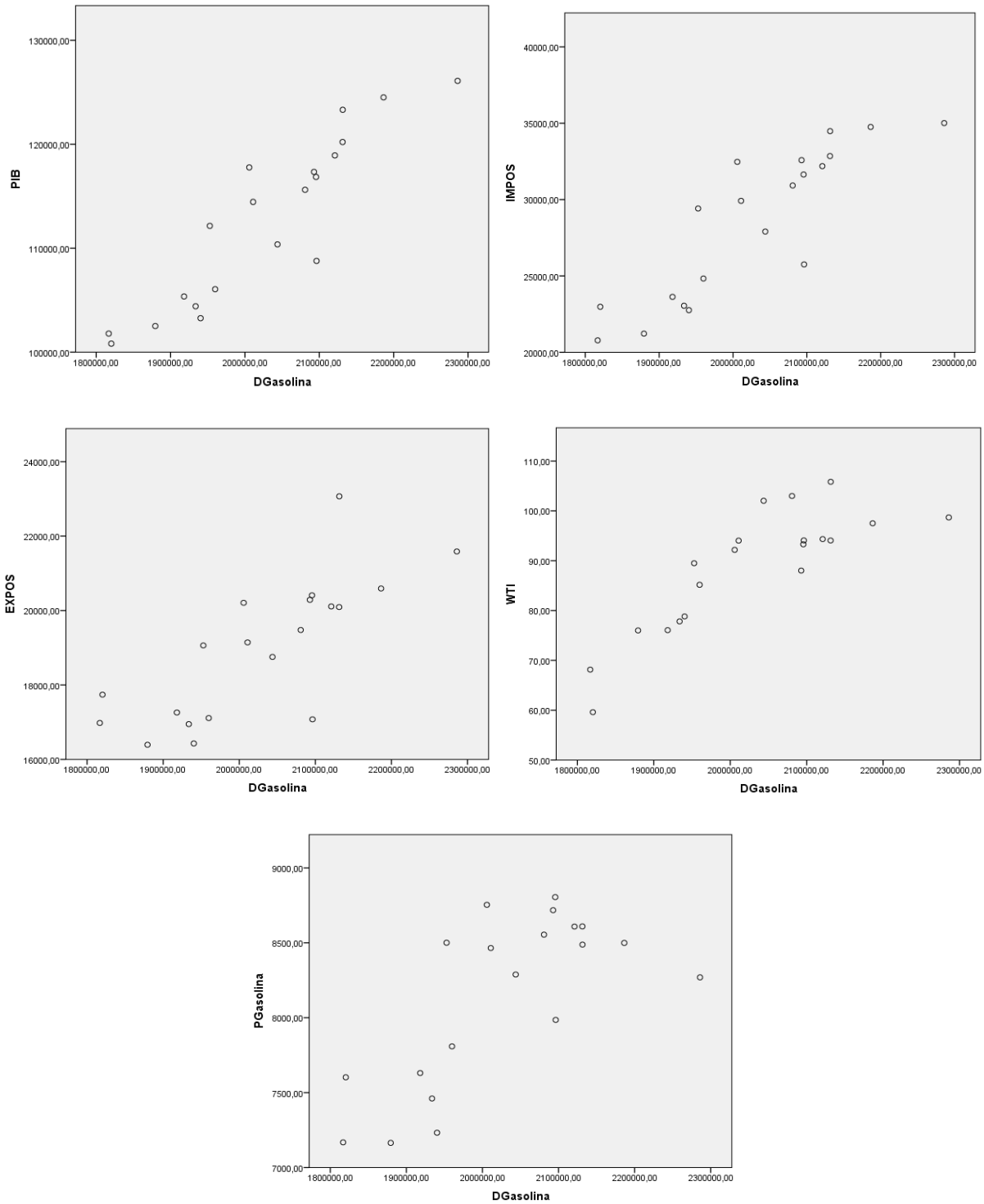
4.4.2 Dispersión de las variables económicas con la demanda de la gasolina en Colombia

Para determinar la relación y confirmar la dependencia y linealidad entre variables como anteriormente se analizó, se emplea la dispersión de cada una de las variables con la demanda de la gasolina para determinar la elasticidad de cada una de estas. Si analizamos la dispersión de cada variable se puede observar que la demanda de la gasolina posee dispersiones lineales con las variables PIB, Importaciones (IMPOS), exportaciones (EXPOS), precio del petróleo (WTI) y Precio de la Gasolina (PGasolina) teniendo en cuenta que esta última variable es la que muestra mayor dispersión.

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Desarrollo del Proyecto

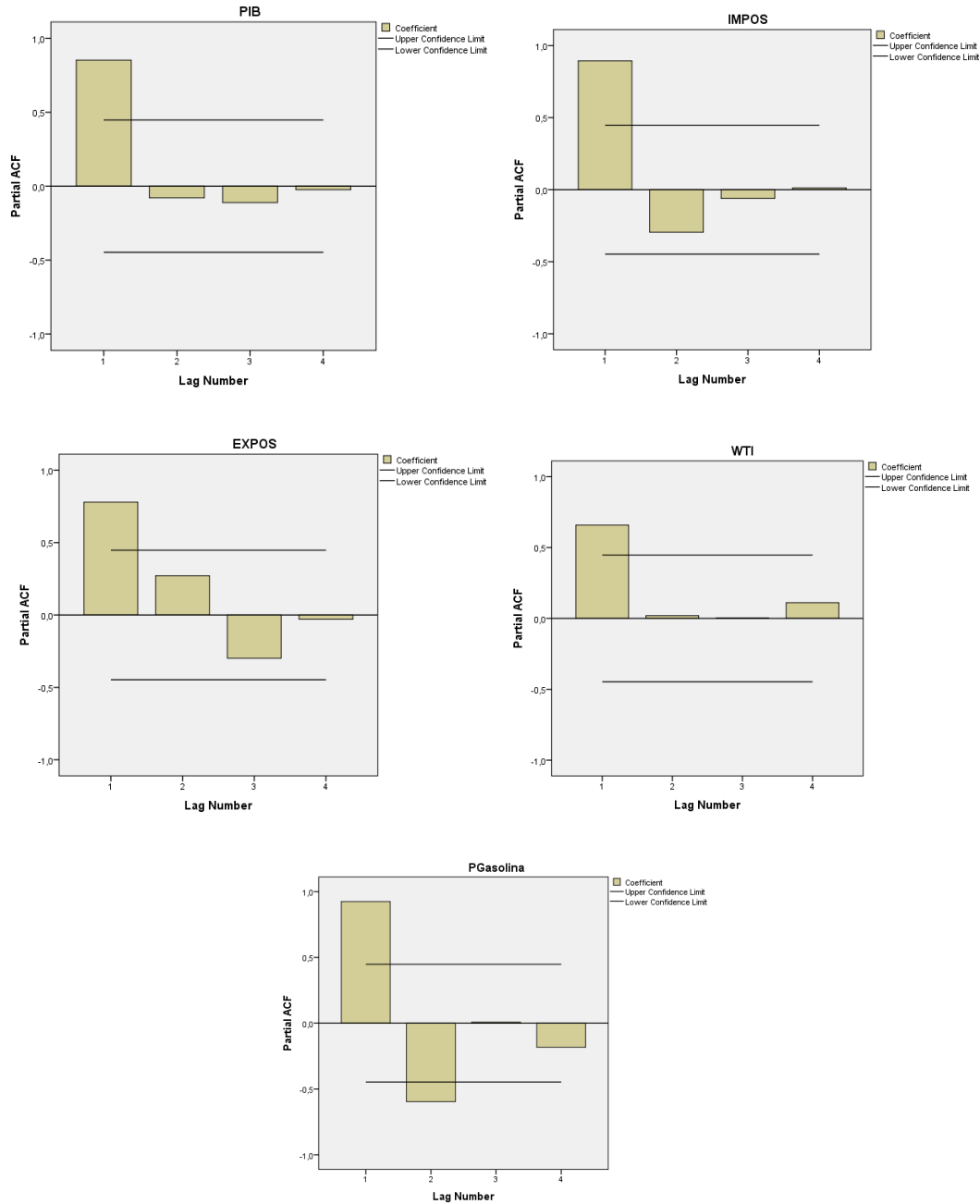
Las dispersiones de cada una de las variables se muestran a continuación en la gráfica 8:



Gráfica 8. Dispersión de las variables macroeconómicas con la demanda de la gasolina en Colombia. Realizadas por el autor empleando SPSS.

4.4.3 Autocorrelación de las variables

Para proceder con la implementación del modelo de regresión multivariable, es necesario comprobar que las variables están auto correlacionadas y así poder identificar el modelo a implementar. En cuanto a la auto correlación de las variables, esta debe ser de primer orden comprobando que se puede emplear un modelo AR(1). Empleando SPSS obtenemos las siguientes gráficas de PACF:



Gráfica 9. Función de Autocorrelación Parcial para cada una de las variables macroeconómicas. Realizadas por el autor empleando SPSS.

De acuerdo a la gráfica 9, se puede observar que cada variable tiene un lag number principal lo cual indica que cada una de las variables posee una relación de primer orden con la variable dependiente en este caso la demanda de la gasolina. Por lo tanto se cumple con la condición de Autocorrelación parcial.

4.5 Desarrollo del modelo de regresión multivariable

Con el ánimo de comparar el modelo Grey-Markov desarrollado anteriormente, se desarrolla un modelo de regresión multivariable para cotejar los dos modelos y conocer cuál es el de mayor precisión y confiabilidad.

4.5.1 Información de las variables a implementar en el modelo de regresión multivariable

Para desarrollar el modelo multivariado se emplean las variables macroeconómicas más importantes las cuales son descritas posteriormente.

4.5.1.1 PIB de Colombia

La información empleada en este proyecto fue suministrada por el Banco de la República de Colombia. Los datos corresponden a los trimestres comprendidos entre el año 2009 y el año 2015. Para realizar la comparación con la demanda de la gasolina de manera mensual, se realizó una extrapolación de los datos en donde para se tomó la ecuación de la línea de tendencia entre cada uno de los trimestres para hallar el valor lineal de cada mes. Los datos fueron tomados en valores de miles de millones de pesos y se encuentran con mayor detalle en el Anexo 3. Esta variable es calculada a nivel nacional cada cuarto del año y puede asemejarse a un comportamiento lineal con crecimiento anual promedio entre el 3% y el 4%. Indicador de crecimiento del país en los últimos años.

4.5.1.2 Importaciones y Exportaciones de Colombia

Colombia al ser un país con gran participación en exportaciones de petróleo y al ser necesario importar petróleo para satisfacer con la demanda, los datos de importaciones y exportaciones del país serán analizados con el modelo multivariado para determinar su impacto sobre el pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia.

Para estas variables macroeconómicas, se empleó la información suministrada por el Banco de la República entre los años 2009 y 2014 los cuales se muestran detalladamente en el anexo 4. Con la información se puede contemplar que Colombia presenta un déficit comercial donde es mayor el número de importaciones que el número de exportaciones por lo cual se demuestra que Colombia no es un país exportador.

4.5.1.3 Precio de la Gasolina en Colombia

Para conocer el comportamiento de la demanda según el precio de la gasolina y qué tan elástica puede llegar a ser esta relación, se tomó la información del precio de la gasolina en Colombia para emplearlo en el análisis del modelo multivariado. El precio de la gasolina fue tomado de la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) de los años 2009 a 2014. La información detallada se encuentra con detalle en el anexo 5.

4.5.1.4 Precio del petróleo

Según la crisis que el mundo ha vivido con la caída del precio del petróleo a partir de mediados del año 2014. Se emplea esta variable para conocer el impacto que puede llegar a ocasionar estas variaciones en la demanda de los hidrocarburos y en este caso, productos refinados como es la gasolina. Para conocer y analizar el impacto del precio del crudo se tomó la información de St. Louis FED (Federal Reserve Bank of St. Louis , s.f.) discriminada por cuartos desde el año 2009 al año 2014. Como referencia en Colombia, el precio del petróleo empleado nacionalmente es el precio del crudo WTI. La información detallada se encuentra con detalle en el anexo 6.

4.5.2 Implementación del modelo para la demanda de los años 2009-2013

Para la implementación del modelo multivariado, se realizó un análisis de regresión, técnica que se caracteriza por ser flexible y adaptable para analizar cualquier relación de dependencia. Para el análisis se debe conocer la relación que tiene cada una de las variables como se detalló en los encisos anteriores y seleccionar tanto la variable dependiente como las variables independientes. Para este caso, la variable dependiente es la demanda de la gasolina en Colombia y las demás variables macroeconómicas son las variables independientes. A través de las pruebas de Pearson que se realizaron para determinar las correlaciones entre variables podemos especificar que las variables PIB, IMPOS, EXPOS, precio del petróleo (WTI) y precio de la gasolina poseen una alta correlación con la variable de entrada.

El segundo paso a seguir en la implementación del modelo de regresión es comprobar las condiciones de linealidad, homogeneidad y normalidad de las variables.

1. Los gráficos de dispersión anteriormente ilustrados no parecen indicar la existencia de relaciones no lineales entre la variable dependiente y las variables independientes. El precio de la gasolina que aunque no muestra una clara relación lineal posee una gran dispersión.
2. Todas las variables cumplen con la hipótesis de normalidad, esto quiere decir que cada una de las variables se caracteriza por tener una distribución normal.

Para proceder el modelo de regresión, se emplea un método paso a paso el cual consiste en:

1. Ingresar los datos de entrada de cada una de las variables.
2. Realizar el modelo de regresión simple el cual consiste en una constante y la variable independiente de mayor correlación con la variable dependiente.

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Desarrollo del Proyecto

3. Examinar los coeficientes de correlación de Pearson para disminuir en la mayor proporción el error del modelo.
4. Se vuelve a calcular el modelo utilizando ahora las 2 variables de mayor correlación.
5. Por último, el modelo automatizado continúa evaluando cada una de las variables independientes incluyendo o excluyendo aquellas variables de mayor correlación.

Al implementar el modelo de regresión automatizada en SPSS, se obtiene que todas las variables son empleadas y ninguna removida por lo que las 5 variables tienen una alta correlación. Por tal motivo, se pueden realizar 5 modelos independientes para analizar cuál de los modelos posee un mayor factor R que brinde mayor precisión al pronóstico. Al realizar los 5 modelos independientemente se obtiene que la variable PIB es la que brinda un R más alto. Por lo tanto, el modelo consiste en utilizar la demanda de la gasolina como la variable dependiente y el PIB como la variable independiente como lo ilustra el siguiente modelo:

Variable Dependiente	Variabes Independientes	Coficiente	R	Significancia
Demanda Gasolina	Constante	463273,962	0,913	0,012
	PIB	13,88		0

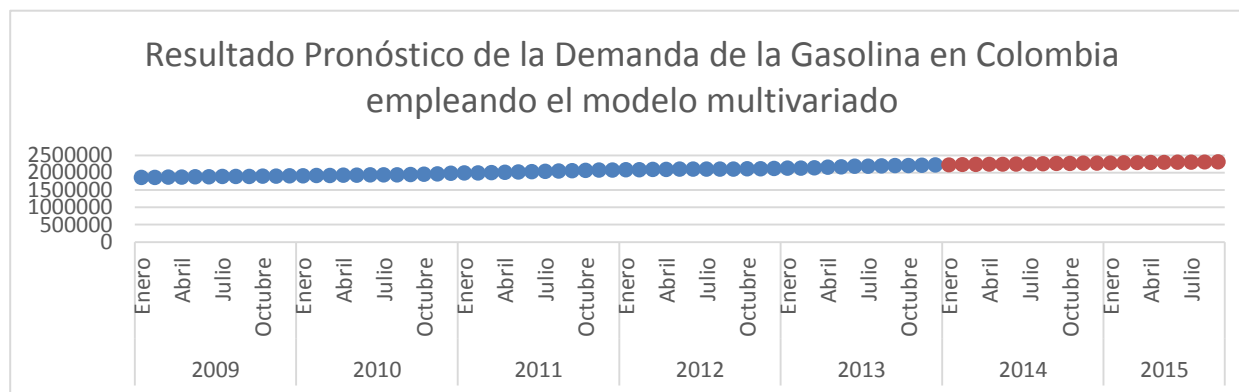
Tabla 5. Resumen modelo de regresión multivariable. Realizada por el autor para este trabajo.

En la tabla 5 se puede encontrar el resumen del modelo donde se caracteriza la demanda de la gasolina como variable dependiente de dos variables independientes: una constante y el PIB cada una con su correspondiente coeficiente. También, el modelo muestra un valor de R de 0,913 lo que da una precisión considerable y valores de significancia menores al 0,05 lo cual ofrece una considerable confiabilidad. Por lo tanto, el modelo multivariado predictivo se caracteriza por la siguiente ecuación:

$$DGasolina = 463273,962 + 13,880 * PIB$$

4.6 Pronóstico de la demanda para el año 2014-2015

Empleando la ecuación predictiva encontrada con el modelo de regresión multivariable, se proyecta la demanda de la gasolina en Colombia para el año 2014 y 2015, donde se obtuvieron los siguientes resultados:



Gráfica 10. Pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia para los años 2014-2015 empleando el modelo de regresión multivariada. Realizada por el autor para este trabajo.

4.7 Comparación de la demanda pronosticada a partir del modelo Grey-Markov y el modelo multivariado

Para realizar la comparación de la demanda pronosticada por ambos modelos, el primer paso es emplear la información de la demanda real que se tuvo en Colombia durante los años 2014 y 2015. Al obtener esta información, se compara el dato mensual de cada uno de los pronósticos con el dato de la demanda real para obtener el error empleando la siguiente fórmula:

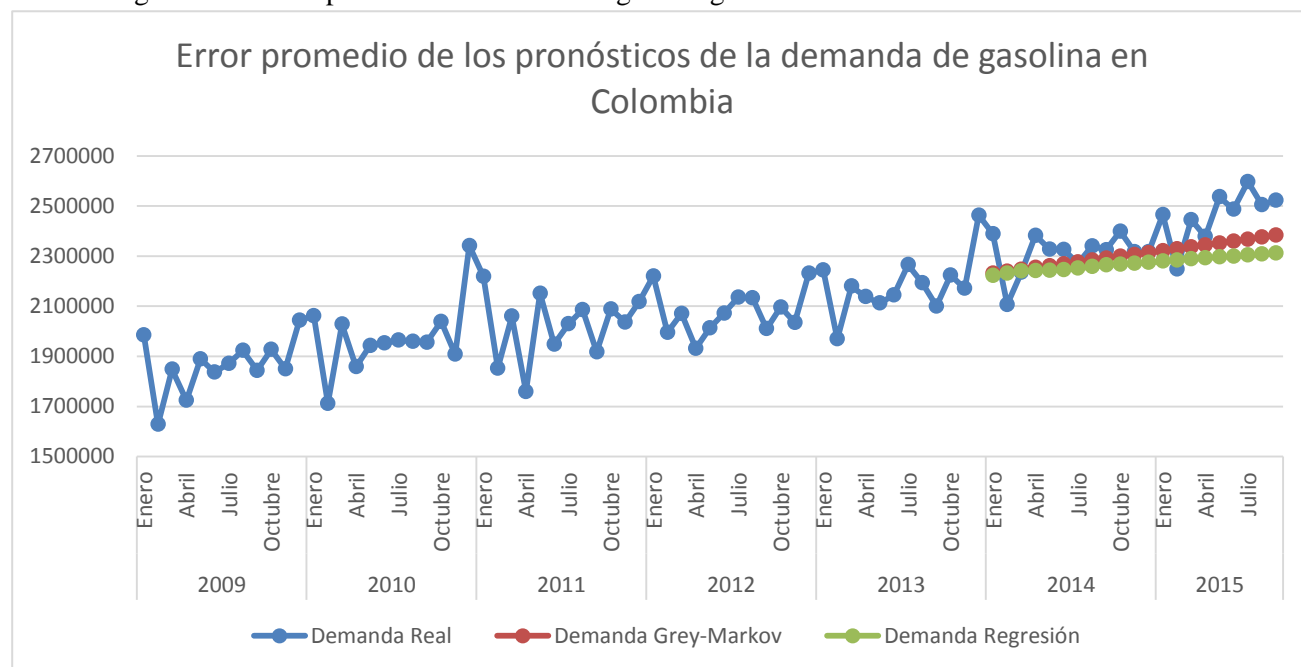
$$Error = \frac{Demanda\ Pronosticada}{Demanda\ Real} - 1$$

Empleando la ecuación anterior, se realiza un promedio del error mensual para obtener el error acumulado con el cual se obtuvo los siguientes resultados:

	Modelo Grey-Markov	Modelo de Regresión Multivariable
Error Promedio	2,8%	4,3%

Tabla 6. Error promedio de los modelos empleados. Realizada por el autor para este trabajo.

Este error gráficamente se puede evidenciar en la siguiente gráfica:



Gráfica 11. Error promedio de la demanda de la gasolina en Colombia para los años 2014-2015 empleando los modelos de pronóstico. Realizada por el autor para este trabajo.

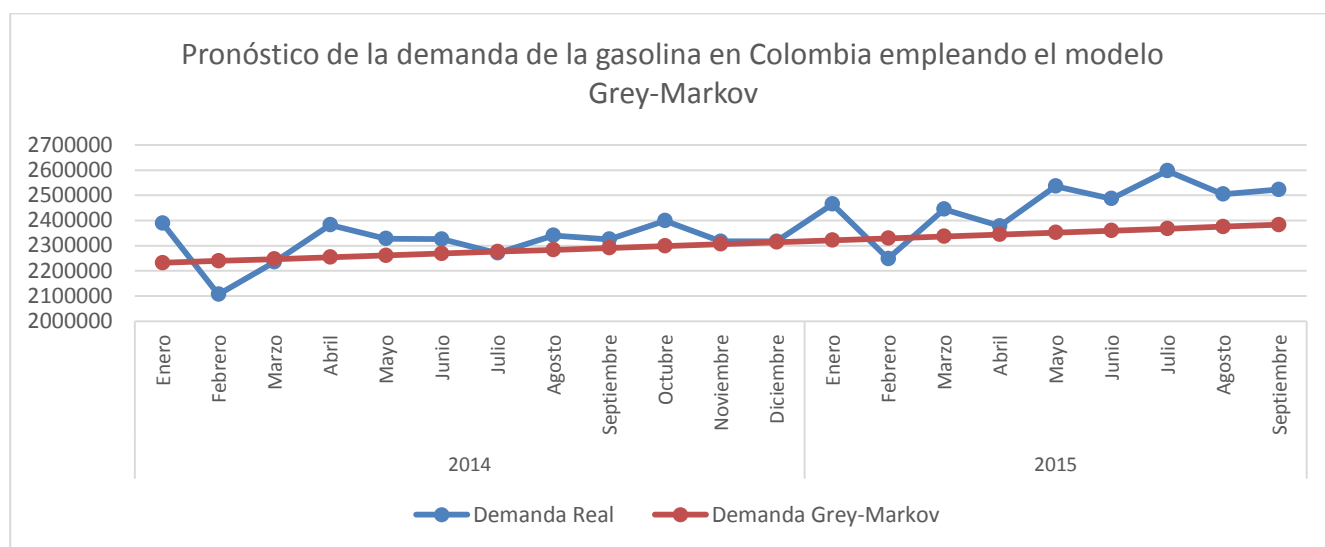
Con los resultados encontrados se puede observar que el modelo que contempla un error más alto y una desviación mayor a la demanda real de gasolina en Colombia es el modelo de regresión lineal empleando la variable del PIB. Este modelo depende del comportamiento que ha tenido la variable independiente la cual contempla una pendiente mayor a la demanda de la gasolina y por esta razón proyecta la variable dependiente con mayor error y por encima de la demanda real en los años 2014-2015.

5. Análisis financiero y económico de los resultados

Al realizar el pronóstico de la demanda y empleando los resultados obtenidos con el modelo de Grey-Markov, durante el pronóstico de la misma se puede dar dos ocasiones:

- Pronóstico por encima de la demanda
- Pronóstico por debajo de la demanda

Esto se puede observar en los resultados obtenidos en la siguiente gráfica:



Gráfica 12. Pronóstico de la demanda de gasolina en Colombia para los años 2014-2015 empleando el modelo Grey-Markov vs la demanda real. Realizada por el autor para este trabajo.

Los dos casos se pueden observar en los siguientes meses:

- En todos los meses del 2014 y 2015 excepto Febrero, Marzo y Junio de 2014 y Febrero de 2015, el pronóstico de la demanda se ubica por debajo de la demanda real.
- En los meses de Febrero, Marzo y Junio de 2014 y Febrero de 2015, el pronóstico de la demanda se ubica por encima de la demanda real en Colombia.

Al pronosticar la demanda por encima o por debajo de la demanda real, la industria debe tomar decisiones para alinear sus procesos y no incurrir en costos perjudicando el flujo de caja y la estructura financiera de las empresas, estos costos son explicados en los siguientes encisos.

5.1 Análisis de costos por exceso de demanda

En una economía cuando la demanda excede la oferta, se presenta el caso de la gráfica 4 donde los consumidores se ven insatisfechos al no encontrar el producto. En este caso, para la industria petrolera, sobre todo si se habla de la gasolina en Colombia, el impacto de no tener producto para los consumidores es muy alto, ya que es una de las principales materias primas para la industria y el transporte y ningún sector es susceptible a un desabastecimiento de gasolina, pues se detendrían sus operaciones.

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.
Análisis financiero y económico de los resultados

Por lo tanto, cuando la demanda excede a la oferta, las empresas petroleras deben incurrir en costos para exportación de gasolina que ayude a igualar la oferta con la demanda y soporte la falta de producto fabricado en el territorio nacional.

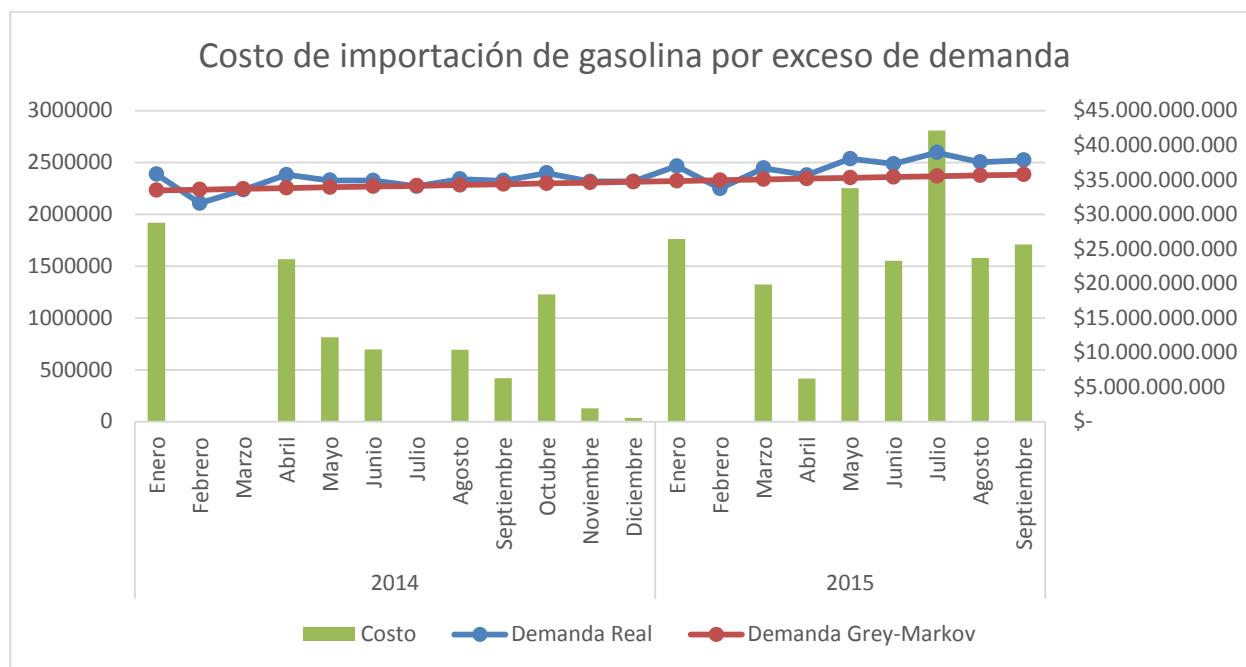
Por otro lado, limitaciones en la oferta de hidrocarburos o hallazgos reducidos de pozos petroleros generan también una escasez en la oferta de la gasolina generando los efectos mencionados anteriormente. Adicionalmente, se debe tener en cuenta que a diferencia de una economía perfecta, en el caso de la gasolina el precio no varía fácilmente ni se ajusta al mercado. En esta industria el precio del combustible es permanente o con variaciones leves ya que el cambio en el precio depende de políticas y decisiones limitadas del gobierno para incrementar o disminuir su valor y asegurar una estabilización de la demanda a partir de la oferta. Asimismo, las empresas del sector petrolero deben enfrentarse a incurrir costos elevados en tecnología, nuevas exploraciones en áreas donde los costos pueden ser elevados como por ejemplo aguas profundas y mayores costos operativos para garantizar una mayor cantidad de producto para igualar a la demanda. (Leyva, Herrera, & Cadena, 2014)

Incluso, cuando la economía pasa a través de este escenario donde la demanda es superior a la oferta, en el entorno nacional el gobierno disminuye su “government take” que hace referencia a los impuestos de renta del gobierno con el ánimo de incrementar la competitividad interna del país y no generar un mayor déficit en la balanza comercial (Banco de la República, 2012). Con esta decisión, las empresas del sector petrolero incrementan su utilidad neta pagando una porción menor al gobierno a través de impuestos lo que les da la posibilidad de invertir y adecuar su operación a la demanda generada.

Para poder mantener la oferta cuando se presenta un exceso de demanda se toman dos acciones principales: realizar importaciones de combustible o se emplean reservas de crudo para incrementar la producción de hidrocarburos. Los efectos principales respectivamente de estas acciones son: incremento del déficit en la balanza comercial y disminución de las reservas en mediano o largo plazo del país disminuyendo la atraktividad en la inversión extranjera.

Si consideramos que un barril de petróleo equivale a 42 galones y que cada galón equivale a un precio de importación de COP\$4.366,34 el cual se define como ingreso al productor (Ministerio de Minas y Energía, 2015) y adicionalmente que a través del modelo Grey-Markov se deben importar 1.710.110 barriles de petróleo por pronosticar por debajo de la demanda. Esto obliga a que el país importe una cifra de COP\$313.610,65 millones de pesos como lo muestra la siguiente gráfica:

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.
Análisis financiero y económico de los resultados



Gráfica 13. Costo de importación de gasolina por exceso de demanda. Realizada por el autor para este trabajo.

5.2 Análisis de costos por escasez de demanda

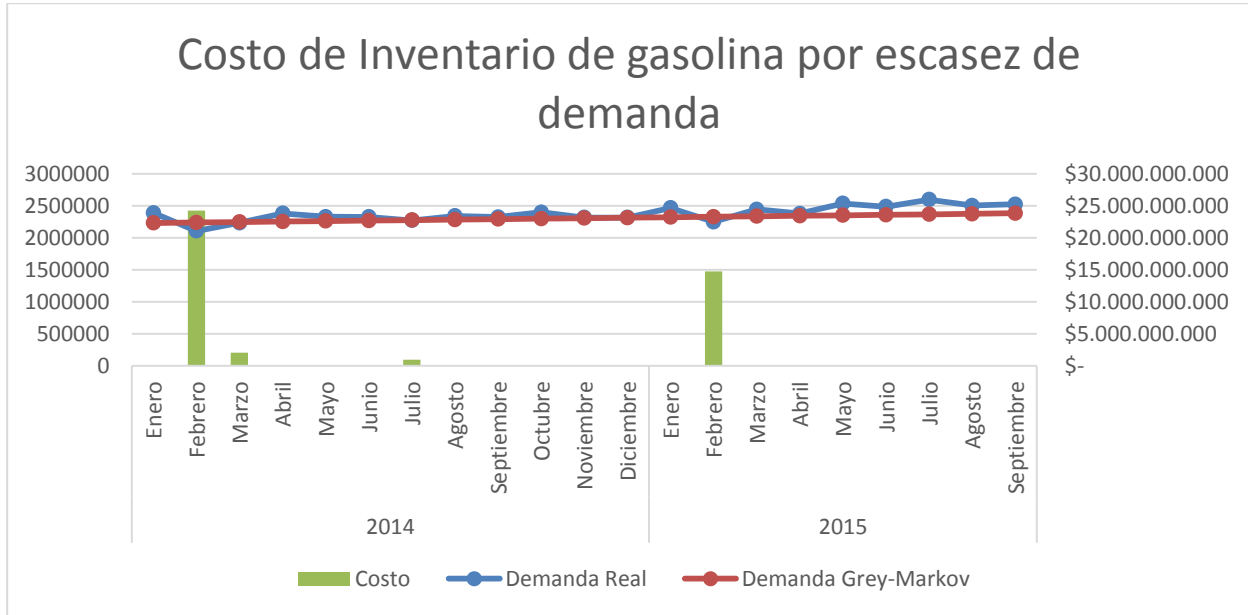
El segundo escenario que se debe analizar es el caso opuesto al estudiado anteriormente donde la demanda es inferior a la oferta. En este caso, las empresas del sector tienen la posibilidad de tomar tres decisiones frente al exceso de oferta que se genera. La primera decisión es reducir la producción de hidrocarburos con el fin de disminuir la oferta y alinear sus procesos frente a la demanda real evitando sobrecostos en producción innecesaria. La segunda es incrementar las reservas con el ánimo de obtener una reserva mayor en épocas donde la demanda exceda a la oferta incurriendo en costos de almacenamiento y mayores costos en producción excesiva causando baja rotación del inventario (Leyva, Herrera, & Cadena, 2014). Por último y como decisión óptima es exportar gasolina a otros países incurriendo en costos de transporte y financieros como impuestos pero buscando obtener un retorno de inversión mayor y fortaleciendo la balanza comercial del país.

Este escenario puede ser una medida de protección a mediano y largo plazo, incrementando las reservas de crudo, incrementando la estabilidad económica del sector, aportando a reducir el déficit comercial del país o puede ser clave para definir las políticas del gobierno sobre la reducción del precio del combustible para incrementar la demanda del mercado y llegar al punto de equilibrio entre la oferta y la demanda.

Si se considera que la producción se realizó con base en el pronóstico del modelo Grey-Markov el costo del inventario incrementaría en COP\$42.057.790 pesos. Lo que equivale a tener 229.340 barriles sin venta a un precio de ingreso del productor de COP\$4.366 como lo indica la siguiente gráfica:

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
 EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Análisis financiero y económico de los resultados



Gráfica 14. Costo de inventario de gasolina por escasez de demanda. Realizada por el autor para este trabajo.

6. Generalización del modelo Grey-Markov para el sector de consumo masivo

Para generalizar el modelo Grey-Markov en el sector de consumo masivo hay que analizar una primera premisa la cual es: el modelo Grey-Markov se puede emplear en el pronóstico de un producto de consumo masivo. Esto quiere decir, en algún producto comercializado bajo economías de escala como por ejemplo productos que pertenezcan a las categorías de alimentos, bebidas, cuidado personal o cuidado del hogar.

Al ser el modelo Grey-Markov un análisis estadístico sobre una serie de datos de la demanda, se puede afirmar que la premisa expuesta en el párrafo anterior es correcta. Sin embargo, en el momento de implementar el pronóstico de la demanda se deben tener severas consideraciones donde la exactitud del modelo predictivo puede verse afectada. Algunas de estas consideraciones están relacionadas con dos factores claves: el comportamiento del consumidor en el sector y las altas barreras de entrada por el gran número de competidores que posee la industria. Por ejemplo: el ingreso de un nuevo desodorante puede pronosticarse empleando el modelo Grey-Markov pero factores como la fidelización de los consumidores, la lealtad a las marcas y el gran número de productos competidores pueden impactar considerablemente el pronóstico. Por lo tanto, la planeación de nuevos productos puede darse bajo productos innovadores clasificados de la siguiente manera (Centro Latinoamericano de Innovación en Logística, 2013):

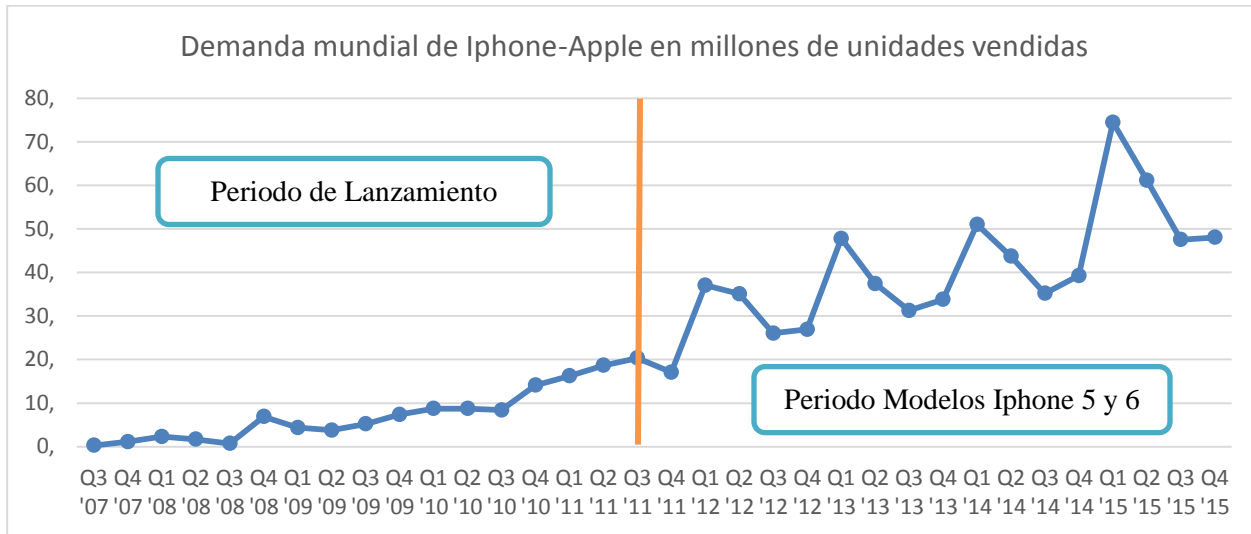
		Tecnología de producto	
		Actual	Nuevo
Mercado	Actual	Penetración de Mercado (Reducción de costos, mejoramientos del producto)	Desarrollo de productos (Extensiones de línea)
	Nuevo	Desarrollo de Mercado (Nuevos usos, nuevos mercados)	Diversificación (Nuevo para la compañía, nuevo para el mundo)

Figura 2. Matriz Mercado-Producto para productos innovadores. Obtenido de CLI.

Con el fin de realizar una validación del modelo Grey-Markov sobre algún producto innovador para comprobar su generalización, se realizó un modelo a partir de un producto tecnológico siendo este un producto innovador en cuanto a diversificación o un “first mover” como lo fue el iPhone de Apple.

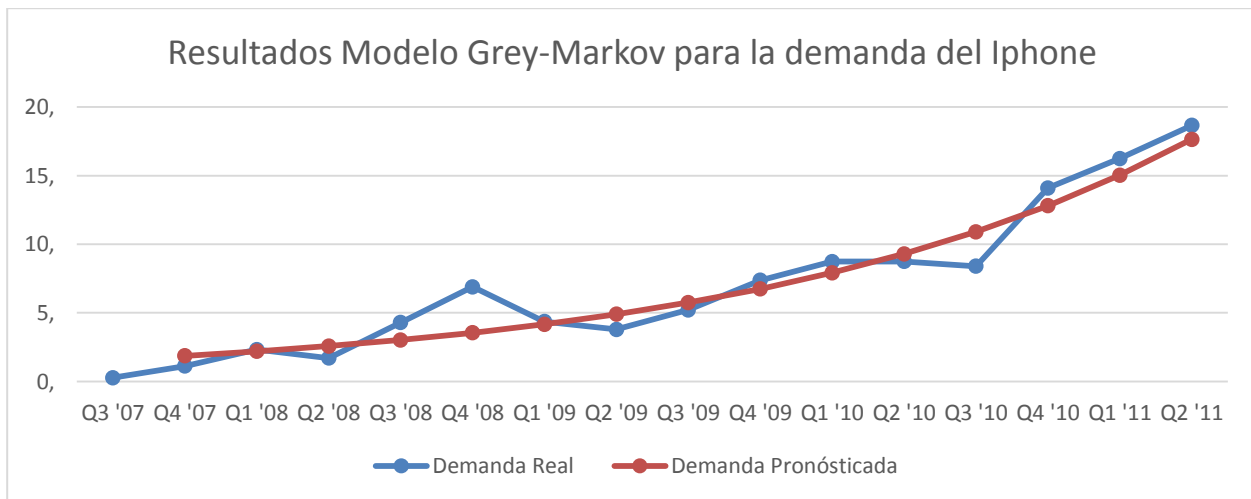
Para el pronóstico del iPhone se tienen en cuenta dos periodos claves: El primer periodo corresponde al lanzamiento, el cual comprende los primeros cuatro años, y el segundo son los años posteriores a esos primeros cuatro años donde el comportamiento de la demanda contiene picos elevados durante el lanzamiento de los productos iPhone 5 y iPhone 6 como se muestra en el siguiente gráfico:

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.
Generalización del modelo Grey-Markov para el sector de consumo masivo



Gráfica 15. Comportamiento de la demanda del iPhone. Realizada por el autor para este trabajo.

Al realizar el pronóstico del periodo de lanzamiento se obtuvo un error promedio del 4,4% lo cual nos confirma que el modelo Grey-Markov posee una alta exactitud para pronosticar la demanda. El resultado del modelo se muestra a continuación:



Gráfica 16. Resultados del pronóstico de la demanda del iPhone empleando el Modelo Grey-Markov. Realizada por el autor para este trabajo.

Al analizar los resultados, se puede observar que el lanzamiento inicial de un producto innovador como el iPhone sigue un comportamiento creciente y en la segunda parte los picos realizados por el nuevo comportamiento de la demanda afectan el pronóstico de la demanda. Si se desea conocer o predecir el lanzamiento de un producto innovador o early adapter por primera vez en el mercado como por ejemplo el Smart Watch es posible emplear el modelo Grey-Markov empleado para hidrocarburos en este trabajo de grado.

PRONOSTICO DE LA DEMANDA DE GASOLINA EN COLOMBIA
EMPLEANDO MODELOS ESTOCÁSTICOS.
Generalización del modelo Grey-Markov para el sector de consumo masivo

Sin embargo, se deben tener en cuenta los siguientes requerimientos: asumir que el producto sólo será consumido una única vez por un mismo consumidor y el índice de reemplazo del producto por el consumidor es mayor al periodo que se va a pronosticar. (Weissmann, 2008).

Por otra parte, si realizamos un análisis sobre un producto no innovador como por ejemplo un nuevo lanzamiento en consumo masivo como un detergente, elemento de aseo personal, un alimento o una bebida, hay que tener en cuenta que para estos productos el modelo incrementa su complejidad y es posible que el modelo Grey-Markov no sea preciso ya que este tipo de productos ingresar a competir dentro de un mercado ya establecido con muchos competidores y cuyos consumidores tienen comportamientos predeterminados lo que hace que hayan productos dominantes o predilectos para los consumidores. Por lo tanto, impactan en el modelo múltiples variables cuantitativas y cualitativas que pueden variar la exactitud del modelo.

Para finalizar, el pronóstico de nuevos productos brinda una visual de la situación financiera de la compañía que lanza el producto al mercado. Al pronosticar la demanda se puede conocer las ventas y conociendo a profundidad los costos fijos y variables, podemos pronosticar y proyectar a los años siguientes el ingreso antes de intereses, impuestos, depreciación y amortización (EBITDA) de la empresa y por consiguiente el ingreso antes de intereses e impuestos (EBIT), lo cual puede apoyar el pronóstico o proyección del Economic Value Added (EVA) que brinda a la empresa cual será el valor agregado de un proyecto de inversión como es en este caso la producción y el lanzamiento de un nuevo producto.

7. Conclusiones y recomendaciones

Luego de un trabajo exhaustivo sobre el pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia empleando el modelo estocástico de Grey-Markov se puede concluir:

- Los datos recolectados sobre el comportamiento de la demanda cumplen las condiciones para ser estudiados mediante modelos estocásticos como las cadenas de Markov, así lo demostró los resultados de la prueba PACF, correlación entre variables, linealidad y Autocorrelación parcial desarrollados durante el trabajo.
- El modelo Grey-Markov posee un error promedio de 2,8% frente a un modelo multivariado con error de 4,3% por lo cual se observa que el modelo Grey-Markov es considerablemente más preciso en el pronóstico de la demanda de la gasolina en Colombia, por lo tanto se puede concluir que los modelos estocásticos de Grey-Markov estiman la demanda de la gasolina en Colombia con mayor precisión con respecto a los modelos tradicionales de regresión multivariable y durante periodos de gran incertidumbre o cambios exógenos.
- La demanda de la gasolina en Colombia tiene una alta correlación con el crecimiento del PIB aunque realizando el pronóstico según esta variable, el modelo tiene una desviación promedia del 30% por lo que se puede observar que el crecimiento del PIB posee una pendiente mayor y por lo tanto incrementa el pronóstico de la demanda de la gasolina en el país.
- El modelo Grey-Markov puede ser empleado para predecir la demanda de productos tecnológicos siempre y cuando estos productos se encuentran en su etapa del ciclo de producto como un producto innovador o un producto “early adapter”.
- Para disminuir el error en el pronóstico del modelo de regresión multivariada es recomendable examinar el efecto de diversas variables macroeconómicas en el pronóstico de la demanda de hidrocarburos como lo son: la inflación, el tipo de cambio nominal, la venta de vehículos en Colombia y las tasas de interés.
- Es recomendable seguir afinando el modelo Grey-Markov con la recolección de mayor información que permita la optimización del modelo a través de incluir datos con mayor frecuencia de recolección. En el caso de este proyecto, la recolección se realizó de manera mensual por lo que se recomienda realizar el pronóstico con información semanal o diaria para tener una mayor exactitud.

8. BIBLIOGRAFÍA

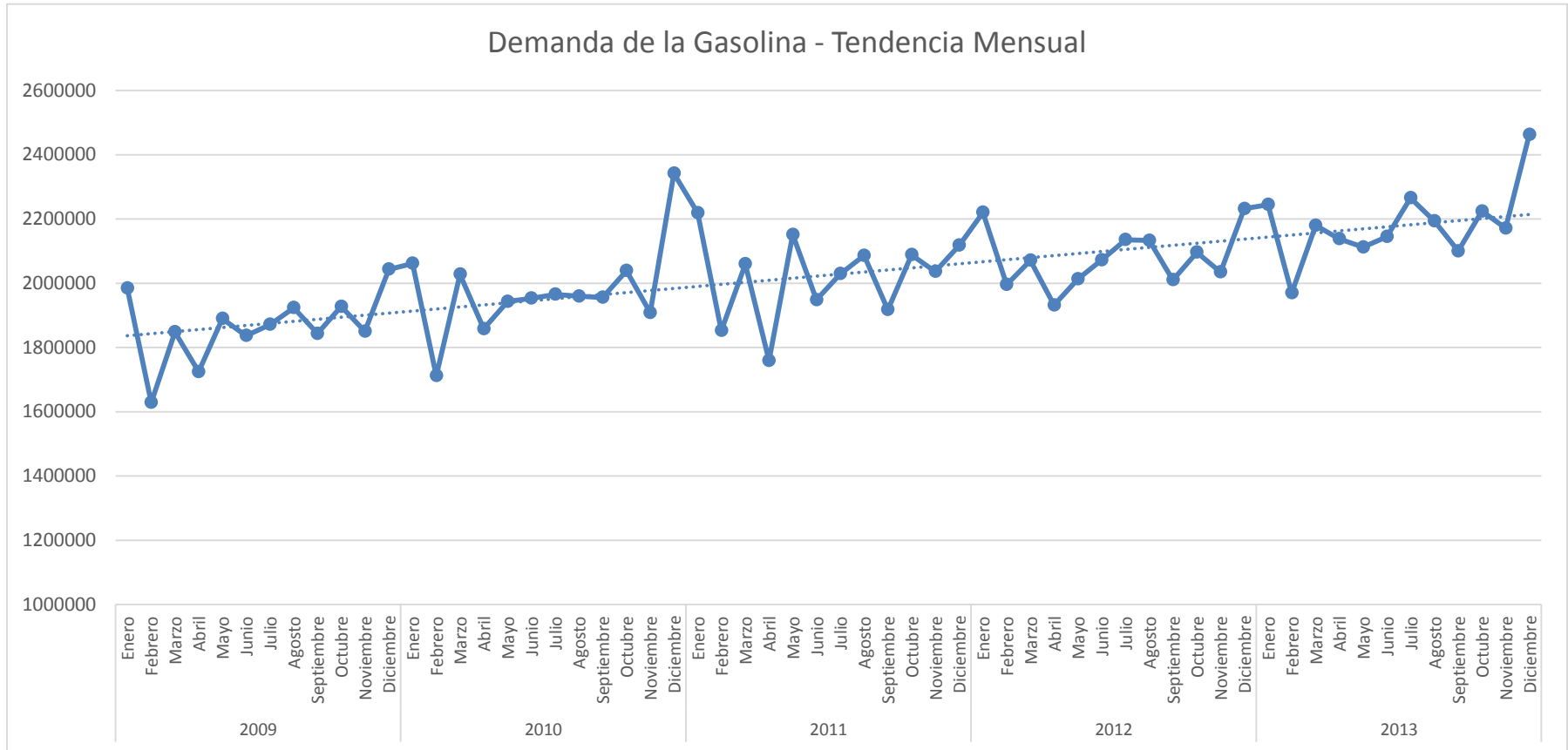
- Agencia Nacional de Hidrocarburos. (2015). *Cadena de Hidrocarburos en Colombia*. Obtenido de <http://www.anh.gov.co/portalsegmentacion/Paginas/LA-CADENA-DEL-SECTOR-HIDROCARBUROS.aspx>
- ANH - Agencia Nacional de Hidrocarburos. (s.f.). Obtenido de <http://www.anh.gov.co/Paginas/inicio/default.aspx>
- Banco de la República. (2012). *La economía petrolera en Colombia*. Colombia: Banco de la República.
- Barrientos, A. F., Olaya, J., & González, V. M. (2007). Un modelo spline para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica. *Revista Colombiana de Estadística*, Volumen 30 No. 2. pp. 187 a 202.
- Beltrán Rivas, J. D., & Vargas Jiménez, C. A. (2014). *Hydrocarbon Production Scenarios in Colombia. Review of Field Sizes, Hydrocarbon Reserves and Expectations of Conventional and Unconventional Resources*. Bogotá D.C., Colombia: EARTH SCIENCES RESEARCH JOURNAL - Universidad Nacional de Colombia.
- Bianco, V., Manca, O., & Nardini, S. (2010). *Electricity consumption forecasting in Italy using linear regression models*. Italia: Energy.
- Bianco, V., Manca, O., Nardini, S., & Minea, A. A. (2010). *Analysis and forecasting of nonresidential electricity consumption in Romania*. Romania: Applied Energy.
- Cabrera, I. d. (2012). *Variables aleatorias*. España: Universidad de Málaga.
- Centro Latinoamericano de Innovación en Logística. (s.f.). *Planeación de demanda para nuevos productos*. Colombia: CLI LOGYCA.
- Chai, J., Wang, S., Wang, S., & Guo, J. (2012). *Demand Forecast of Petroleum Product Consumption in the Chinese Transportation Industry*. China: energies.
- DANE. (2014). *Estadísticas 2014*. Colombia.
- Dégerine, S., & Lambert-Lacroix, S. (2003). *Characterization of the partial autocorrelation function of nonstationary time series*. France: Laboratoire LMC-IMAG, Joseph Fourier University.
- DNP - Departamento Nacional de Planeación. (s.f.). Obtenido de <https://www.dnp.gov.co/Paginas/inicio.aspx>

- Egelioglu, F., Mohamad, A., & Guven, H. (2001). *Economic variables and electricity consumption in Northern Cyprus*. Turquía: Energy.
- Federal Reserve Bank of St. Louis . (s.f.). *ST. Louis FED*. Obtenido de <https://www.stlouisfed.org/>
- Grupo Bancolombia, DANE y Banco de la República. (2014). *Proyecciones 2015-2018*. Colombia: La Nota Económica.
- Hamzacebi, C., & Es, H. A. (2014). *Forecasting the annual electricity consumption of Turkey using an optimized grey model*. Turquía: Energy.
- Hernández, G. (2013). *Colombia: Términos de intercambio y fluctuaciones de la producción*. Colombia: Revista CEPAL.
- Huang, S.-s., & Qian, W.-y. (s.f.). *The Model of Grey-Markov Forecasting Based on Volatility Series and Its Application*. Nanjing, China: College of Economics and Management.
- Kankal, M., Akpınar, A., Kömürçü, M. __, & Özsahin, T. S. (2010). *Modeling and forecasting of Turkey's energy consumption using socio-economic and demographic variables*. Turquía: Applied Energy.
- Kumar, U., & Jain, V. (2010). *Time series models (Grey-Markov, Grey Model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India*. India: ScienceDirect.
- Leyva, S., Herrera, B., & Cadena, Á. (2014). *Actualización de escenarios de oferta y demanda de hidrocarburos en Colombia*. Bogotá D.C., Colombia: UPME.
- Li, Z., Rose, J. M., & Hensher, D. A. (2008). *Forecasting Automobile Petrol Demand in Australia: An Evaluation of Empirical Models*. Australia: The University of Sydney.
- Ma, H., & Wu, Y. (2010). *Grey Predictive on Natural Gas Consumption and Production in China*. China: Nanjing Agricultural University; Zhende Institute of Technology.
- Ma, H.-W., & Zhang, D.-Q. (2009). *A Grey Forecasting Model for Coal Production and Consumption* . China: IEEE.
- Ministerio de Comercio, I. y. (2014). *Informe de Industria*. Colombia.
- Ministerio de Minas y Energía. (s.f.). Obtenido de <http://www.minminas.gov.co/>
- Ministerio de Minas y Energía. (2012). *Energía Eléctrica 2012*. Colombia.
- Ministerio de Minas y Energía. (2015). *PARA LOS AGENTES DE LA CADENA DE DISTRIBUCIÓN DE COMBUSTIBLES, CONSUMIDORES FINALES Y DEMÁS PERSONAS NATURALES O JURÍDICAS INTERESADAS, EN VIRTUD DE LO ESTABLECIDO EN LA RESOLUCIÓN 4 0123 DE ENERO DE 2015*. Colombia.
- Ministerio de Minas y Energía. (s.f.). *Unidad de Planeación Minero Energética*. Obtenido de <http://www1.upme.gov.co/>
- Mohamed, Z., & Bodger, P. (2005). *Forecasting electricity consumption in New Zealand using economic and demographic variables*. New Zealand: Energy.

- Nai-ming, X., Chao-qing, Y., & Ying-jie, Y. (2014). *Forecasting China's energy demand and self-sufficiency rate by grey forecasting model and Markov model*. China: Electrical Power and Energy Systems.
- OPEP. (2015). *Mercado del Petróleo - Reporte Mensual Abril*. Austria: Organization of the Petroleum Exporting Countries.
- Parikh, J., Purohit, P., & Maitra, P. (2007). *Demand projections of petroleum products and natural gas in India*. India: Science Direct.
- Rodríguez, S., & Silva, N. d. (s.f.). *Modelos estocásticos para predecir la demanda de gas licuado*. Uruguay: Instituto de Estadística, FCEA.
- Ross, S. M. (2010). *Introduction to probability models*. Los Ángeles, California: 10 edition. Elsevier.
- Suganthi, L., & Samuel, A. A. (2012). *Energy models for demand forecasting—A review*. India: Renewable and Sustainable Energy Reviews.
- Svoboda, M., & Lukáš, L. (2010). *Application of Markov chain analysis to trend prediction of stock indices*. Praga: International Conference Mathematical Methods in Economics.
- UPME - Unidad de Planeación Minero Energética. (s.f.). *SIPG - Sistema de Información de Petróleo y Gas Colombiano*. Obtenido de <http://www.sipg.gov.co/>
- UPME, U. d. (2008). *Proyección de demanda de energía para el sector transporte. Gasolina-Diesel-GNV*. Colombia: Ministerio de Minas y Energía.
- Uriel, E. (2013). *Regresión lineal múltiple: estimación y propiedades*. Valencia: Universidad de Valencia.
- Wang, X.-P., & Meng, M. (2008). *Forecasting electricity demand using Grey-Markov model*. China: North China Electric Power University.
- Weissmann, V. (2008). *Difusión de nuevas tecnologías y estimación de la demanda de nuevos productos: un análisis comparativo entre Argentina y EEUU*. Palermo: Palermo Business Review.
- Zhang, Y.-J., & Zhang, L. (2015). *Interpreting the crude oil price movements: Evidence from the Markov regime switching model*. China: Applied Energy.
- Zhan-lia, M., & Jin-huab, S. (2011). *Application of Grey-Markov Model in Forecasting Fire Accidents*. China: ScienceDirect.
- Zhou, H., Wang, W., Niu, W., & Xie, X. (2008). *Forecast of residential energy consumption market based on grey markov chain*. China: IEEE.

9. Anexos

Anexo 1. Demanda de Gasolina en Colombia – Años 2009 a 2013



Anexo 2. Correlación entre variables macroeconómicas

Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
PIB	20	100816,00	126093,00	112528,0000	8088,49655
IMPOS	20	20782,00	35008,00	28456,5500	4874,39394
EXPOS	20	16394,00	23069,00	18936,9000	1879,53642
WTI	20	59,61	105,83	88,4020	12,18375
PGasolina	20	7164,60	8804,98	8130,6395	568,88984
DGasolina	20	1816805,00	2285944,33	2025162,7999	123014,4704
Valid N (listwise)	20				

Estadísticos descriptivos de las variables macroeconómicas empleadas. Realizada por el autor empleando SPSS.

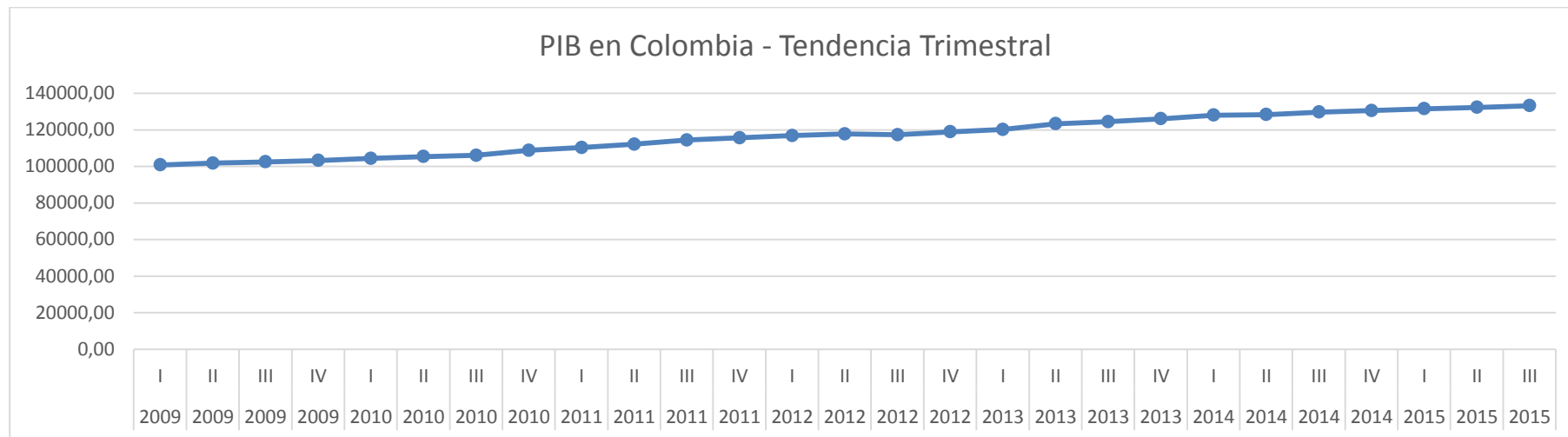
Correlations

		PIB	IMPOS	EXPOS	WTI	PGasolina	DGasolina
PIB	Pearson Correlation	1	,983**	,933**	,814**	,841**	,913**
	Sig. (2-tailed)		,000	,000	,000	,000	,000
	N	20	20	20	20	20	20
IMPOS	Pearson Correlation	,983**	1	,943**	,810**	,913**	,875**
	Sig. (2-tailed)	,000		,000	,000	,000	,000
	N	20	20	20	20	20	20
EXPOS	Pearson Correlation	,933**	,943**	1	,719**	,823**	,774**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000		,000	,000	,000
	N	20	20	20	20	20	20
WTI	Pearson Correlation	,814**	,810**	,719**	1	,770**	,841**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000		,000	,000
	N	20	20	20	20	20	20
PGasolina	Pearson Correlation	,841**	,913**	,823**	,770**	1	,716**
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000		,000
	N	20	20	20	20	20	20
DGasolina	Pearson Correlation	,913**	,875**	,774**	,841**	,716**	1
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	
	N	20	20	20	20	20	20

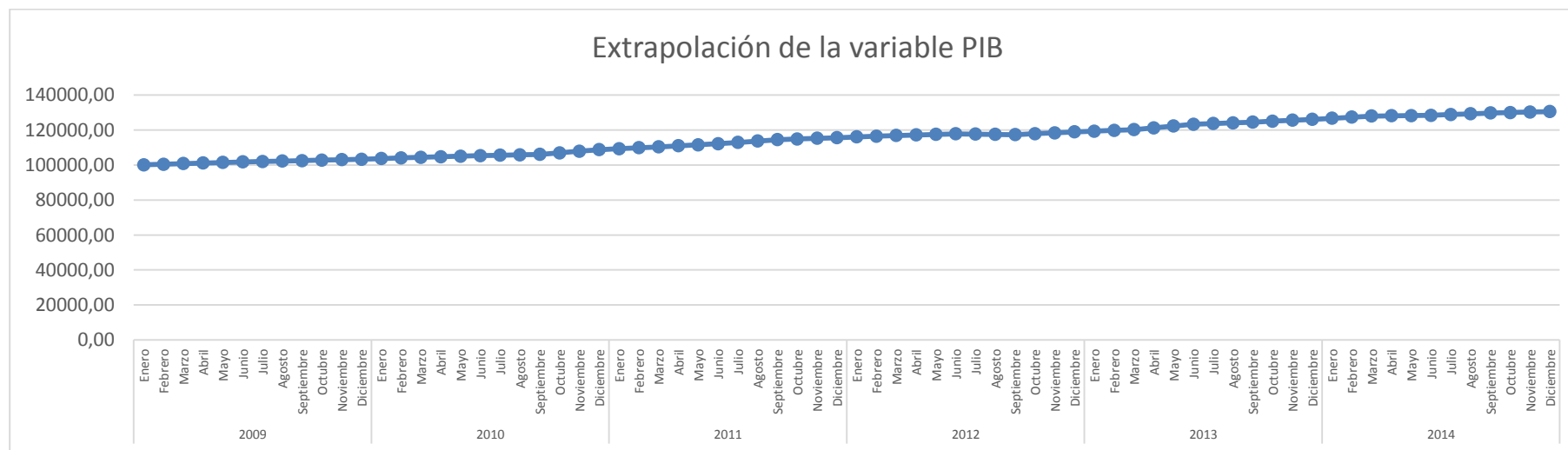
** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Correlación de las variables macroeconómicas. Realizada por el autor empleando SPSS.

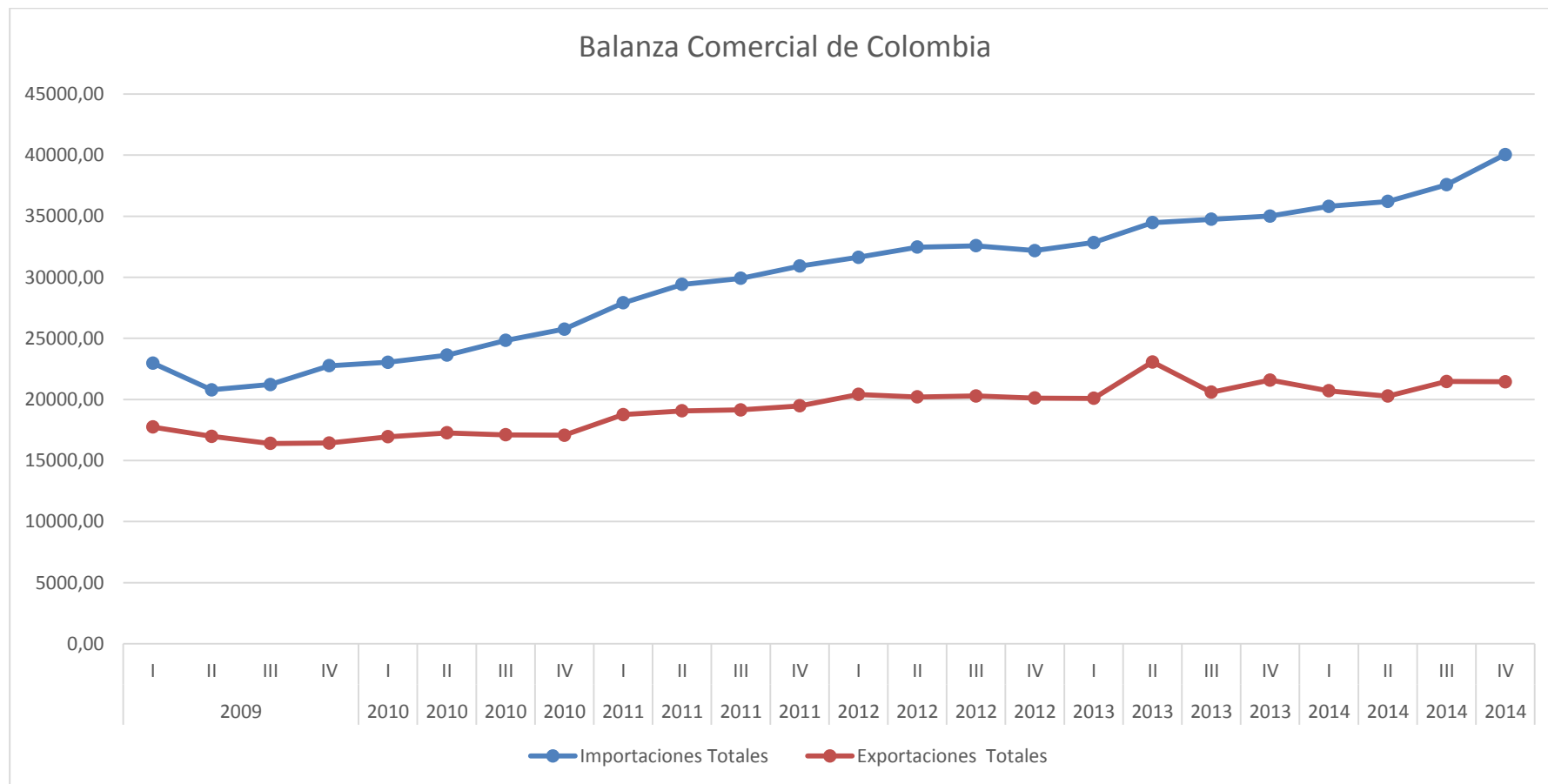
Anexo 3. PIB en Colombia – Años 2009 a 2014



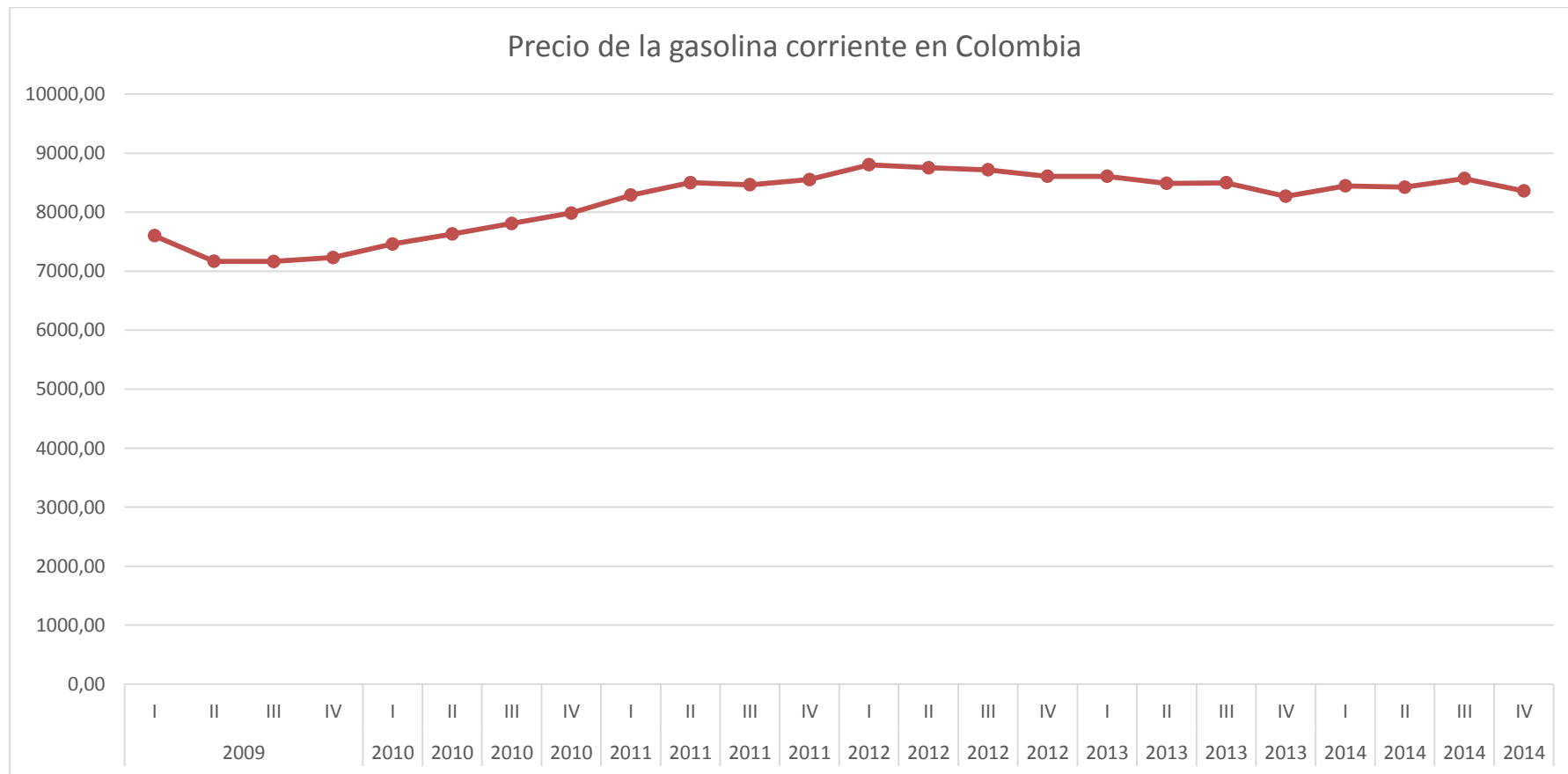
Fuente: Banco de la República de Colombia



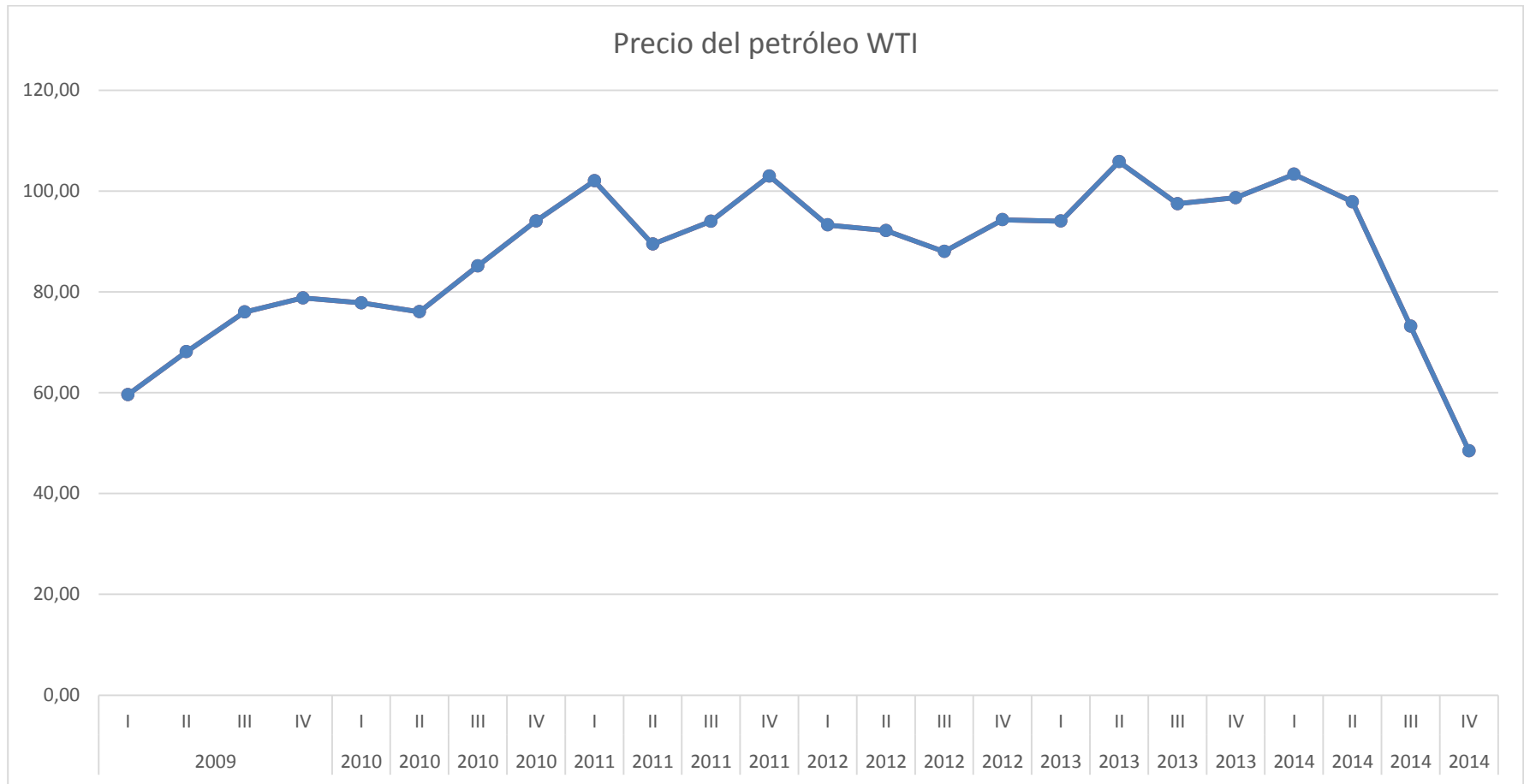
Anexo 4. Balanza Comercial en Colombia – Años 2009 a 2014



Anexo 5. Precio de la Gasolina en Colombia



Anexo 6. Precio del petróleo WTI



Anexo 7. Resumen modelo de regresión multivariable.

Variables Entered/Removed^a

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	PIB ^b	.	Enter

a. Dependent Variable: DGasolina

b. All requested variables entered.

Model Summary^b

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	,913 ^a	,833	,824	51660,85370	1,432

a. Predictors: (Constant), PIB

b. Dependent Variable: DGasolina

Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Correlations		
	B	Std. Error	Beta			Zero-order	Partial	Part
1 (Constant)	463273,962	165287,803		2,803	,012			
PIB	13,880	1,465	,913	9,473	,000	,913	,913	,913

a. Dependent Variable: DGasolina

Modelo de regresión multivariable. Realizada por el autor empleando SPSS.