

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

**CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO ECONOMÉTRICO PARA
ESTIMAR LAS VENTAS MENSUALES DE LAS CUATRO MARCAS
PRINCIPALES DE BEBIDAS GASEOSAS DE LA EMPRESA
ECUADOR BOTTLING COMPANY CORP**

**PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN
CIENCIAS ECONÓMICAS Y FINANCIERAS**

EDWIN ANDRÉS ARTEAGA GARZÓN

anarteag@ebc.com.ec

DIRECTOR: ING. ALEX MORENO

amoreno@ebc.com.ec

CO-DIRECTOR: PHD. HOLGER CAPA

holger.capa@epn.edu.ec

Quito, Marzo 2010

DECLARACIÓN

Yo Edwin Andrés Arteaga Garzón, declaro bajo juramento que el trabajo aquí escrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración cedo mis derechos de propiedad intelectual correspondientes a este trabajo, a la Escuela Politécnica Nacional, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Edwin Andrés Arteaga Garzón

CERTIFICACIÓN

Certifico que le presente trabajo fue desarrollado por Edwin Andrés Arteaga Garzón, bajo mi supervisión.

Ing. Alex Moreno Salazar
DIRECTOR DEL PROYECTO

Phd. Holger Capa
CO-DIRECTOR DEL PROYECTO

DEDICATORIA

A mis padres, por su cariño, amistad y por ser un apoyo constante y de quienes he aprendido los valores de responsabilidad y el esfuerzo permanente, con los que intento conseguir las metas que me fijo en la vida.

A mis hermanos, que son quienes llenan de alegría el hogar y por quienes lucho cada día por ser su mejor ejemplo.

A mis compañeros y amigos, que creyeron en mi y con quienes he compartido momentos que quedarán marcados para siempre en nuestras vidas.

AGREDECIMIENTO

A Alex Moreno, guía y gran amigo por siempre compartirme su experiencia y conocimiento.

A Holger Capa, gran profesor cuya colaboración y apertura han ayudado a que el presente proyecto sea una realidad.

A EBC, por ser una empresa en la que he crecido personal y profesionalmente y me brindó todas las facilidades para el desarrollo de este proyecto.

A la EPN, por ser la institución que luego de un gran esfuerzo, permite que este gran sueño se materialice; a toda mi familia que han sido un gran apoyo.

ÍNDICE DE CONTENIDO

PRÓLOGO	12
---------------	----

CAPÍTULO 1.

INTRODUCCIÓN Y ANTECEDENTES.

1.1. INTRODUCCIÓN.	15
1.2. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA.....	16
1.3. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN.....	18
1.3.1. OBJETIVO GENERAL.	18
1.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	18
1.4. HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN.....	19
1.5. LA INDUSTRIA DE BEBIDAS GASEOSAS EN EL ECUADOR.	19
1.5.1. ACERCA DE <i>ECUADOR BOTTLING COMPANY CORP.</i>	20
1.5.1.1. <i>Fundamentos del Negocio</i>	21
1.5.2. PLANIFICACIÓN ESTRATÉGICA <i>ECUADOR BOTTLING COMPANY CORP.</i>	22
1.5.2.1. <i>Misión</i>	22
1.5.2.2. <i>Visión</i>	23
1.5.2.3. <i>Valores Corporativos</i>	23
1.5.2.4. <i>Política de Calidad</i>	23
1.5.3. ESTRUCTURA ORGANIZACIONAL, COMERCIAL Y SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN. .	24
1.5.3.1. <i>Estructura Organizacional</i>	24
1.5.3.2. <i>Estructura Comercial y de Producción</i>	24
1.5.3.3. <i>Sistema de Distribución</i>	26

1.5.4. CADENA DE VALOR <i>ECUADOR BOTTLING COMPANY CORP.</i>	27
--	----

CAPÍTULO 2.

PRONÓSTICOS DE VENTAS COMO PARTE DEL PROCESO DE PLANEACIÓN DE LA DEMANDA.

2.1. PLANEACIÓN DE LA DEMANDA; UN ENTORNO NUEVO.	29
2.2. LA INFORMÁTICA Y NUEVOS ENTORNOS DE DECISIÓN GERENCIAL..	30
2.3. LOS SISTEMAS FORMALES DE PRONÓSTICOS.	30
2.4. PRONÓSTICO Y PLANEACIÓN DE LA DEMANDA EN <i>ECUADOR BOTTLING COMPANY CORP.</i>	32
2.4.1. PRONÓSTICOS EN FUNCIÓN DE LA DEMANDA EN <i>EBC</i>	33
2.4.2. ANÁLISIS DEL MODELO DE PRONÓSTICO DE VENTAS ANUAL MENSUALIZADO PARA <i>EBC</i>	34

CAPÍTULO 3.

MODELOS ECONOMÉTRICOS DE SERIES DE TIEMPO.

3.1. PROCESOS ESTOCÁSTICOS.....	44
3.2. PROCESOS ESTACIONARIOS.....	45
3.3. MODELOS AR (AUTOREGRESSIVE).....	46
3.4. MODELOS MA (MOVING AVERAGE).....	47
3.5. MODELOS ARMA (AUTORREGRESSIVE MOVING AVERAGE).....	48
3.6. RAÍCES UNITARIAS Y PROCESOS INTEGRADOS.....	48

3.6.1. PRUEBA DICKEY-FULLER AUMENTADA (DFA).....	50
3.7. MODELOS ARIMA (AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE).....	51
3.8. COINTEGRACIÓN.....	51
3.9. VECTORES AUTORREGRESIVOS (VAR).....	52
3.9.2. CRITERIOS DE SELECCIÓN DEL REZAGO ÓPTIMO DEL VAR.....	57
3.9.3. ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN DE <i>JOHANSEN</i>	57
3.9.4. PRUEBA <i>PORTMANTEAU</i> DE LOS RESIDUOS.	59
3.9.5. PRUEBA DE NORMALIDAD DE LOS RESIDUOS.	60
3.9.6. PRUEBAS DE CAUSALIDAD DE <i>GRANGER</i> PARA VALIDAR UN VAR.....	62

CAPÍTULO 4.

ESTIMACIÓN DE LAS VENTAS DE LAS CUATRO PRINCIPALES MARCAS DE BEBIDAS GASEOSAS DE ECUADOR BOTTLING COMPANY CORP. (EBC), MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMETRÍCOS.

4.1. MODELOS DE SERIE DE TIEMPO UNIVARIADOS (ARIMA).....	64
4.1.1. ANÁLISIS DE LAS SERIES DE VENTAS.	64
4.1.2. REPRESENTACIONES GRÁFICAS DE LAS SERIES DE VENTAS.	65
4.1.3. TRANSFORMACIONES PREVIAS DE LAS SERIES DE VENTAS.	66
4.1.3.1. <i>Prueba de Raíces Unitarias</i>	66
4.1.3.2. <i>Diferenciaciones de las Series de Ventas</i>	68
4.1.4. IDENTIFICACIÓN DE LOS MODELOS ARIMA UNIVARIANTES.....	69
4.1.4.1. <i>Especificación del modelo para la Serie de Ventas Coca-Cola</i>	71
4.1.4.2. <i>Especificación del modelo para la Serie de Ventas Fanta</i>	73

4.1.4.3. Especificación del modelo para la Serie de Ventas Sprite.	77
4.1.4.4. Especificación del modelo para la Serie de Ventas Fioravanti.	81
4.1.5. PREDICCIONES DE LOS MODELOS.	83
4.1.5.1. Predicción Estática.	83
4.1.5.2. Predicción Dinámica.	85
4.2. MODELOS DE VECTORES AUTORREGRESIVOS MULTIVARIADOS (VAR).	91
4.2.1. VARIABLES CONSIDERADAS PARA EL MODELO.	92
4.2.2. IDENTIFICACIÓN.	93
4.2.3. ESTIMACIÓN.	96
4.2.4. VERIFICACIÓN.	97
4.2.5. MODELO VECX PARA PRONOSTICAR LAS VENTAS DE LAS CUATRO PRINCIPALES MARCAS DE BEBIDAS GASEOSAS DE EBC.	98
4.2.6. PREDICCIONES DE LAS CUATRO MARCAS PRINCIPALES DE BEBIDAS GASEOSAS DE EBC PARA EL PERÍODO 2009-2010.	101
4.3. COMPARACIÓN ENTRE EL MODELO DE VECTORES AUTORREGRESIVOS PROPUESTO Y EL MODELO ACTUAL DE EBC PARA REALIZAR PRONÓSTICOS.	107

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES.	109
5.2. RECOMENDACIONES.	111
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.	113
ANEXOS.	115

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. ENFOQUES Y TÉCNICAS DE PREDICCIÓN.	17
TABLA 2. TIPOS DE PRONÓSTICOS EN <i>EBC</i>	33
TABLA 3. PRUEBAS DE RAÍCES UNITARIAS PARA CADA SERIE DE VENTAS.	67
TABLA 4. INFORMACIÓN ESTADÍSTICA MODELO COKE1.	71
TABLA 5. INFORMACIÓN ESTADÍSTICA MODELO FANTA1.	73
TABLA 6. INFORMACIÓN ESTADÍSTICA MODELO FANTA2.	75
TABLA 7. COMPARACIÓN DE MODELOS PARA FANTA SEGÚN CRITERIOS DE CALIDAD.....	76
TABLA 8. INFORMACIÓN ESTADÍSTICA MODELO SPRITE1.	77
TABLA 9. INFORMACIÓN ESTADÍSTICA MODELO SPRITE2.	79
TABLA 10. COMPARACIÓN DE MODELOS PARA SPRITE SEGÚN CRITERIOS DE CALIDAD ..	80
TABLA 11. INFORMACIÓN ESTADÍSTICA MODELO FIORA1.....	81
TABLA 12. MODELOS DE SERIES TEMPORALES UNIVARIADOS PARA LAS SERIES DE VENTAS.	83
TABLA 13. REZAGOS DE LOS MODELOS VAR SEGÚN LOS CRITERIOS DE SELECCIÓN.....	94
TABLA 14. PRUEBA DE CAUSALIDAD DE GRANGER.....	94
TABLA 15. RELACIONES DE COINTEGRACIÓN EN EL MODELO VEC.....	95
TABLA 16. MODELOS A ESTIMARSE	96
TABLA 17. MODELOS VEC (δ, ε, μ).....	97
TABLA 18. PRUEBAS ESTADÍSTICAS DE PORTMANTEAU Y <i>JARQUE –BERA</i> , SUMA DE ERRORES AL CUADRADO E INDICADORES ESTADÍSTICOS DE CALIDAD.....	98
TABLA 19. MODELO VECX (1, 5, 1) _4.....	99
TABLA 20. S.E.C. DE LOS MODELOS PARA LAS CUATRO MARCAS DE BEBIDAS GASEOSAS.	108

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1. EVOLUCIÓN DE LA INDUSTRIA DE BEBIDAS GASEOSAS.....	20
FIGURA 2. PORTAFOLIO DE PRODUCTOS EBC.....	21
FIGURA 3. FUNDAMENTO DEL NEGOCIO.	22
FIGURA 4. ESTRUCTURA ORGANIZACIONAL EBC.....	24
FIGURA 5. REGIONES COMERCIALES EBC.	25
FIGURA 6. SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN EBC.	26
FIGURA 7. PROCESOS CLAVES DE <i>EBC</i> – CADENA DE VALOR.	27
FIGURA 8. BACKTESTING DE LAS CUATRO MARCAS PRINCIPALES DE BEBIDAS GASEOSAS DE <i>EBC</i> PARA EL PERÍODO 2003-2008 (MODELO <i>EBC</i>).....	35
FIGURA 9. % ASERTIVIDAD MENSUAL DE LAS CUATRO MARCAS PRINCIPALES DE BEBIDAS GASEOSAS DE <i>EBC</i> PARA EL PERÍODO 2003-2008 (MODELO <i>EBC</i>).....	36
FIGURA 10. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA COCA-COLA SEGÚN MODELO <i>EBC</i>	37
FIGURA 11. PRONÓSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA FANTA SEGÚN MODELO <i>EBC</i>	38
FIGURA 12. PRONÓSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA SPRITE SEGÚN MODELO <i>EBC</i>	39
FIGURA 13. PRONÓSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA FIORAVANTI SEGÚN MODELO <i>EBC</i>	40
FIGURA 14. % ASERTIVIDAD MENSUAL POR MARCAS PARA EL PERÍODO DE PRUEBA (MODELO <i>EBC</i>).....	41
FIGURA 15. REPRESENTACIONES GRÁFICAS DE LAS SERIES DE VENTAS	66
FIGURA 16. SERIES DE VENTAS TRANSFORMADAS	69
FIGURA 17. CORRELOGRAMAS DE LAS SERIES DE VENTAS CON DIFERENCIA ESTACIONAL.	70
FIGURA 19. CORRELOGRAMAS DE LOS RESIDUOS PARA EL MODELO COKE1.....	72
FIGURA 20. CORRELOGRAMAS DE LOS RESIDUOS PARA EL MODELO FANTA1.....	74
FIGURA 21. CORRELOGRAMAS DE LOS RESIDUOS PARA EL MODELO FANTA2.....	76
FIGURA 22. CORRELOGRAMAS DE LOS RESIDUOS PARA EL MODELO SPRITE1.....	78
FIGURA 23. CORRELOGRAMAS DE LOS RESIDUOS PARA EL MODELO SPRITE2.....	80
FIGURA 24. CORRELOGRAMAS DE LOS RESIDUOS PARA EL MODELO FIORA1.	82
FIGURA 25. BACKTESTING DE LAS CUATRO MARCAS PRINCIPALES DE BEBIDAS GASEOSAS DE <i>EBC</i> PARA EL PERÍODO 2003-2008 (MODELO ARIMA).....	84

FIGURA 26. % ASERTIVIDAD MENSUAL DE LAS CUATRO MARCAS PRINCIPALES DE BEBIDAS GASEOSAS DE <i>EBC</i> PARA EL PERÍODO 2003-2008 (MODELO ARIMA). ...	85
FIGURA 27. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA COCA-COLA SEGÚN MODELO ARIMA.	86
FIGURA 28. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA FANTA SEGÚN MODELO ARIMA.	87
FIGURA 29. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA SPRITE SEGÚN MODELO ARIMA.	88
FIGURA 30. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA FIORAVANTI SEGÚN MODELO ARIMA.	89
FIGURA 31. % ASERTIVIDAD MENSUAL POR MARCAS PARA EL PERÍODO DE PRUEBA (MODELO ARIMA).	90
FIGURA 32. BACKTESTING DE LAS CUATRO MARCAS PRINCIPALES DE BEBIDAS GASEOSAS DE <i>EBC</i> PARA EL PERÍODO 2003-2008 (MODELO VAR).....	100
FIGURA 33. % ASERTIVIDAD MENSUAL DE LAS CUATRO MARCAS PRINCIPALES DE BEBIDAS GASEOSAS DE <i>EBC</i> PARA EL PERÍODO 2003-2008 (MODELO VAR).	101
FIGURA 34. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA COCA-COLA SEGÚN MODELO VAR.	102
FIGURA 35. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA FANTA SEGÚN MODELO VAR. .	103
FIGURA 36. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA SPRITE SEGÚN MODELO VAR.	104
FIGURA 37. PRONOSTICO DE VENTAS MENSUAL PARA FIORAVANTI SEGÚN MODELO VAR.	105
FIGURA 38. % ASERTIVIDAD MENSUAL POR MARCAS PARA EL PERÍODO DE PRUEBA (MODELO VAR).	106

PRÓLOGO

En la administración de la producción y de las operaciones comerciales, los pronósticos son parte integral de la planeación de un negocio. Para las empresas de su precisión puede depender su supervivencia, crecimiento, rentabilidad a largo plazo, así como su eficiencia y efectividad a corto plazo.

Es importante que las empresas tengan pronósticos eficaces y que el pronóstico integre a la planeación empresarial. El primer paso en la planeación es el *pronóstico*, es decir, estimar la demanda futura de productos y/o servicios y los recursos necesarios para producirlos. Las estimaciones de la demanda para productos y/o servicios por lo general se conocen como *pronósticos de venta*.

El presente trabajo de investigación será desarrollado aplicando diferentes técnicas y metodologías que harán del mismo un aporte teórico, metodológico y práctico para la empresa *Ecuador Bottling Company Corp. (EBC)*¹. La empresa en su constante búsqueda de eficiencia y liderazgo en el mercado ecuatoriano de bebidas no alcohólicas, exige el uso de herramientas de gestión que faciliten un conocimiento acabado de los mercados y que permitan la toma de decisiones con la menor incertidumbre posible, Entre estas herramientas de gestión están las técnicas de pronóstico, en las cuales nos enfocaremos.

Como parte fundamental del proceso planeación de demanda *EBC*, realiza pronósticos de sus ventas, siendo estos la base fundamental para la toma de decisiones en gran parte de las áreas de la compañía. El presente trabajo es un aporte teórico-técnico que pretende adecuar un modelo matemático que permita realizar proyecciones más acertadas a la realidad, para evitar así errores que

¹ Empresa que se dedica a la producción, comercialización y distribución de bebidas no alcohólicas para el mercado ecuatoriano, y que gracias a la alianza con The Coca-Cola Company (TCCC), mercadea en el segmento de bebidas gaseosas, marcas reconocidas como: Coca-Cola, Fanta, Sprite y Fioravanti.

provoquen posibles desfases en la planeación económica, financiera e industrial de la compañía.

En la actualidad, *Ecuador Bottling Company Corp.*, cuenta con un modelo anual mensualizado de pronóstico con poca metodología estadística que lo sustente, por lo que buscaremos proponer un modelo de serie temporal univariante utilizando la metodología de Box-Jenkins y un modelo econométrico de series tiempo multivariado utilizando la metodología de Vectores Autorregresivos (VAR), los mismo nos permitirá pronosticar las ventas de las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas² de la empresa, para los años 2.009 y 2.010.

Cabe mencionar que se tomará como período de prueba a los doce meses del año 2.009 y así poder comparar las proyecciones realizadas con el modelo anual mensualizado de pronósticos de ventas que utiliza en la actualidad *EBC*, con los pronósticos obtenidos con los modelo econométricos propuestos, con lo que se podrá determinar cuál modelo se ajusta de mejor manera a las necesidades y a la realidad de la empresa.

Por otro lado, el presente trabajo de investigación puede ser la pauta para la implementación de técnicas estadísticas y econométricas que mejoren la calidad de las proyecciones que realiza la empresa para establecer sus políticas comerciales anuales. A continuación, señalaremos los puntos más relevantes de la investigación, su utilidad y aplicabilidad:

CAPÍTULO I

En la primera parte se realizará un análisis descriptivo de *EBC*, dentro de la industria de bebidas gaseosas con el que podremos evidenciar la potencialidad de la empresa y por ende la necesidad de llevar un proceso de Planeación de la Demanda.

² Las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas para *EBC* son Coca-Cola, Fanta, Sprite y Fioravanti

CAPÍTULO II

En la segunda parte se analizará el proceso de planeación de demanda y la necesidad de construir modelos de pronósticos formales además se calcularán los volúmenes futuros de ventas mensuales para el año 2.009 de las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas para la empresa, utilizando el actual modelo de pronósticos de ventas anual mensualizado de *EBC*.

CAPÍTULO III

En la tercera parte de la investigación se describirá la teoría que sustenta la realización de esta investigación, que se enmarca en la teoría de los modelos de series de tiempo univariantes (ARIMA) y los modelos econométricos de series de tiempo multivariados, enfocándonos en los Modelos Vectoriales Autorregresivos (VAR).

CAPÍTULO IV

En la cuarta parte de la investigación se presentará el proceso de modelización mediante la utilización de modelos de serie de tiempo univariantes (ARIMA) y modelos de Vectores Autorregresivos (VAR), con lo cual se propondrán nuevos modelos econométrico y se pronosticarán un año de venta mensual de las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas para *EBC*; además se contrastarán los tres modelos, con el objetivo de determinar cuál es el que posee menor error.

CAPÍTULO V

En la quinta parte expondremos las principales conclusiones y recomendaciones del análisis realizado, a fin de que la empresa pueda tomarlas en cuenta y sean aplicadas al momento de generar pronósticos de ventas, con el objetivo de reducir la incertidumbre y el nivel de error que acarrear los mismos.

CAPÍTULO 1.

INTRODUCCIÓN Y ANTECEDENTES.

1.1. Introducción.

Un principio fundamental para las empresas es la racionalización de los recursos, hoy en día ninguna empresa se puede dar el lujo de malgastar el dinero y mucho menos cuando se enfrenta a una coyuntura complicada como la ecuatoriana (inseguridad económica y política).

Las empresas que reaccionan con mayor rapidez, son aquellas que tienen más oportunidades de crecer y perdurar, es por ello que la optimización de los recursos se convierte en una obligación y prácticamente en un factor de subsistencia. Para conseguirlo es necesario anticiparse al futuro y en este punto componentes como la planeación de la demanda y los pronósticos de ventas cobran gran importancia.

Mientras el pronóstico es el resultado de una estimación cuyo origen será frecuentemente una proyección matemática con algunos ajustes, un plan de demanda es el resultado de agregar al pronóstico ajustes derivados de la inteligencia de mercado provenientes de distintas áreas³ y actores, es decir la planeación de la demanda se asegura de que se incluya en el pronóstico el conocimiento disponible acerca de las tendencias y eventos que puedan impactar el pasado y el futuro de la demanda.

Por ende un pronóstico acertado y una adecuada planeación de la demanda permiten a las empresas controlar los costos totales en la cadena de suministro mediante la racionalización de las cantidades a comprar y producir, también

³ Usualmente del área comercial.

contribuye a realizar una mejor planeación de la distribución de los productos para lograr la mayor eficiencia del inventario ayudando a elevar el nivel de servicio.

Sin embargo se debe tomar en cuenta que el pronóstico por sí solo no es la clave del éxito pues de nada sirve tener el pronóstico más exacto si éste no es comunicado oportunamente a las áreas operativas para la toma de decisiones.

1.2. Definición del Problema.

La toma de decisiones a futuro en las empresas no debe entenderse como una cuantificación específica y exacta de aspectos concretos, ya que en la mayor parte de los casos será suficiente con una valoración aproximada de dichas decisiones.

Esta sistematización del proceso de toma de decisiones no debe conllevar la existencia de una única predicción, sino que el proceso se enriquece, con la presencia de alternativas, y de un proceso de revisión permanente ya que con ello, si se considera necesario, se podrá introducir cambios en los objetivos, o en los elementos que condicionan las decisiones. La planeación a futuro es un aspecto esencial en la administración de una empresa; ya que su éxito, a la larga, está relacionado con la capacidad de anticipar el futuro y así desarrollar estrategias adecuadas.

Actividades de gran importancia como: la elaboración de los programas de producción, las compras de materias primas, la definición de políticas de inventarios, la asignación de cuotas de venta, entre otras, giran en torno a proyecciones; debido a ello surge la necesidad de utilizar metodologías estadísticas apropiadas de pronósticos, con el objetivo de tener una adecuada planificación y de esta manera una correcta utilización de los recursos financieros de las empresas.

Al proponer la utilización de técnicas econométricas de pronósticos a la toma de decisiones, se buscará brindar mayor seguridad y confianza a los valores obtenidos ya que nos permitirán captar de mejor manera el comportamiento de las variables.

Existe una amplia variedad de técnicas que permiten llevar a cabo un proceso de predicción en economía y gestión de empresas. El conocimiento de las técnicas disponibles se presenta como algo necesario, para juzgar las predicciones elaboradas por las empresas. La *Tabla 1*, resume la clasificación de las principales técnicas en función del tipo de información que se utiliza.

Tabla 1. Enfoques y Técnicas de Predicción.

Enfoque	Nombre	Descripción	Tipos
A	Predicción según información subjetiva	Datos suministrados por individuos aisladamente o como componentes de un grupo basándose en sus experiencias, opiniones y expectativas de futuro	<ul style="list-style-type: none"> > Encuestas de intenciones o expectativas. > Consenso de grupo en interacción abierta. > Agregación de predicciones individuales > Encuestas de actitudes o sentimientos. > Panel de expertos con autorregulación controlada de la información. > Otras técnicas exploratorias y normativas.
B	Predicción según el análisis aislado de series	La característica clave de este enfoque es el estudio de un fenómeno en sí mismo, a través de su evolución temporal (series temporales o históricas).	<ul style="list-style-type: none"> > Fórmulas ad hoc de predicción. > Modelos probabilísticos. > Análisis temporal de procesos estocásticos (Box Jenkins / modelos ARIMA univariantes). > Análisis frecuencial de procesos estocásticos (análisis espectral). > Análisis de descomposición temporal de series.
C	Predicción según las relaciones entre variables	La dependencia entre el comportamiento de diferentes fenómenos posibilita la introducción de predicciones condicionadas con diversos grados de formalización y un análisis de mera relación o de causalidad.	<ul style="list-style-type: none"> > Establecimiento de analogías. > Modelos econométricos. > Modelos de simulación deterministas. > Análisis de regularidades estadísticas.

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Otero, J.M, "La Predicción en Economía: Perspectivas Históricas y Tendencias Actuales".

Ecuador Bottling Company Corp. (EBC), en su proceso de planeación de demanda genera pronósticos de ventas, que son el componente principal para la planificación de la compañía, ya que mediante ellos la empresa estructura sus planes de mercadeo, inversión, producción, compras, entre otros; cuyo objetivo es garantizar en cantidad, tiempo y lugar la disponibilidad permanente y adecuada de producto en todo su territorio comercial, sin generar sobrecostos para la compañía.

1.3. Objetivos de la Investigación.

1.3.1. Objetivo General.

Proponer un modelo econométrico de Vectores Autorregresivos (VAR) para estimar las proyecciones de las ventas mensuales de las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas de la empresa *Ecuador Bottling Company Corp.*

1.3.2. Objetivos Específicos.

- Analizar la necesidad de trabajar con sistemas formales de pronósticos en las empresas.
- Analizar la importancia que tienen los pronósticos de ventas, como parte del proceso de planeación de demanda a fin de identificar su impacto dentro de la empresa *EBC*.
- Analizar el proceso de planeación de demanda, y los modelos anuales de pronóstico de ventas propuestos.
- Comparar el modelo actual de pronósticos de ventas anual mensualizado de *EBC*, con los modelos econométricos propuestos, para poder determinar qué modelo se ajusta mejor a la realidad del negocio.

1.4. Hipótesis de la Investigación.

- La mejor alternativa para estimar las ventas futuras de las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas en la empresa *EBC*, es un modelo de Vectores Autorregresivos (VAR).
- La mejor alternativa para estimar las ventas futuras de las cuatro marcas de bebidas gaseosas en la empresa *EBC*, es un modelo de Serie Temporal Univariante (ARIMA).
- Variables macroeconómicas, como: Variación del Índice de Precios al Productor (IPP), Variación del Índice de Precios al Consumidor (IPCU) e Importaciones y Exportaciones de bebidas gaseosas en el Ecuador, tienen influencia en las ventas de bebidas gaseosas para la empresa Ecuador Bottling Company Corp.
- Los pronósticos obtenidos mediante la aplicación de modelos econométricos se ajustan de mejor manera a la realidad del negocio frente a los pronósticos obtenidos mediante el actual modelo utilizado por *EBC*.

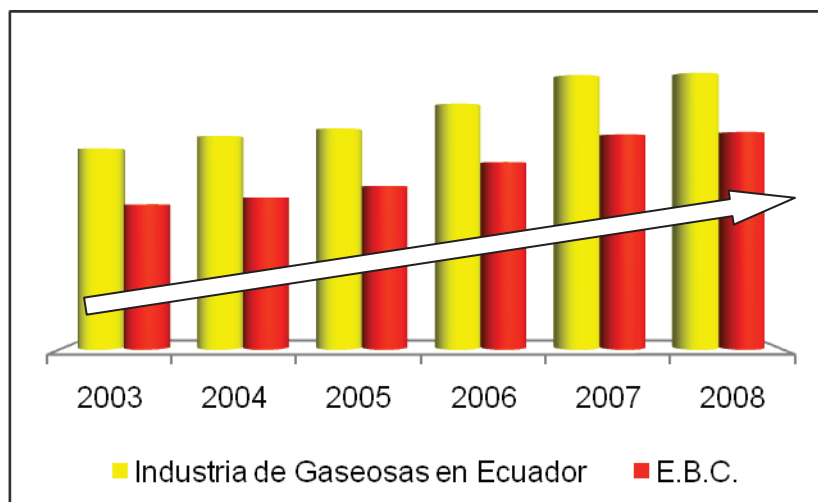
1.5. La Industria de Bebidas Gaseosas en el Ecuador.

Según datos del Banco Central del Ecuador, en términos brutos de producción, el sector de bebidas no alcohólicas, contribuye con el 4,62% del Producto Interno Bruto Manufacturero y con 0,42% del Producto Interno Bruto Total, El sector además genera demanda de otras industrias como la azucarera, envases plásticos y vidrio.

La *Figura 1*, muestra como el mercado de bebidas gaseosas ha mantenido un crecimiento sostenido desde el año 2.003, además el mismo crecimiento se observa para *EBC* en cuanto a participación de mercado a pesar que desde el año 2.000 entraron a competir diferentes marcas en la industria de bebidas gaseosas que afectaron a la compañía, reduciendo sus volúmenes de ventas. Para los siguientes años se estima que el crecimiento del mercado se dará a un

ritmo más lento, sin embargo *EBC* está trabajando para ser la empresa que capte mayor mercado y con ello, mayor participación del mismo.

Figura 1. Evolución de la Industria de Bebidas Gaseosas.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Ecuador Bottling Company Corp.

1.5.1. Acerca de *Ecuador Bottling Company Corp.*

Ecuador Bottling Company Corp., surge de la fusión de grupos empresariales importantes, quienes desarrollaron el mercado de *Coca-Cola* en el país a través de los centros de distribución y plantas embotelladoras que operaban desde el año de 1.940 en las regiones más importantes del país. Los Grupos Correa, Noboa y Herrera-Eljuri tuvieron un papel protagónico en el desarrollo del mercado de *Coca-Cola* en el Ecuador, contribuyeron al crecimiento de la marca y promovieron la generación de trabajo para miles de ecuatorianos.

EBC, como embotellador oficial avalado por *The Coca Cola Company*, en el Ecuador comercializa una gran variedad de productos, enfocándose en el mercado de bebidas no alcohólicas. En la actualidad *EBC* posee productos en cinco categorías de bebidas como son: las bebidas gaseosas, las aguas, las bebidas isotónicas, los jugos y los tés, la *Figura 2* muestra el portafolio de productos de la empresa.

Figura 2. Portafolio de Productos EBC.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Ecuador Bottling Company Corp.

1.5.1.1. Fundamentos del Negocio

Para EBC, el negocio está fundamentado en cinco pilares y cada uno de ellos cuenta con focos específicos que se detallan en la *Figura 3*.

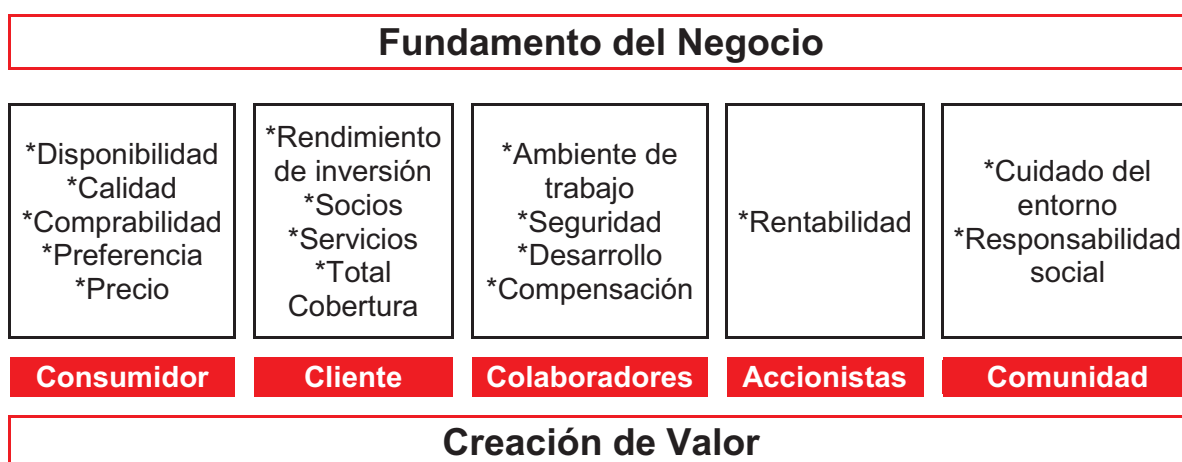
El nexo que se genera entre EBC, el cliente, consumidor, accionistas, colaboradores y la comunidad; contribuye a formar relaciones a largo plazo con los actores del negocio:

- *Con The Coca Cola Company.*- Garantizar el cumplimiento de los objetivos de ventas y rentabilidad, asegurando el crecimiento de la compañía y el incremento del valor de las marcas.
- *Con los Consumidores.*- Ofrecer productos de consumo que cumplan con el desempeño ofrecido para el cuidado de la gente, que satisfagan sus necesidades con una buena relación costo-beneficio.
- *Con los Clientes.*- Establecer relaciones de negocios rentables, perdurables y de beneficio mutuo, ofreciendo el portafolio adecuado de productos, con el apoyo y la asesoría necesaria, para entregar las cantidades requeridas en tiempo oportuno.
- *Con los Proveedores.*- Garantizar una relación ganar-ganar, que les brinde un negocio perdurable, rentable y con pagos dentro de las condiciones establecidas.
- *Con los Colaboradores y Socios.*- Proporcionar las herramientas y ambiente de trabajo adecuado con remuneración y beneficios atractivos

que contengan equidad interna y competitividad externa que a su vez induzcan la motivación, el compromiso y la generación de desarrollo de competencias, para lograr un desempeño efectivo y el mejoramiento de su calidad de vida y de la organización.

- *Con la comunidad.*- Contribuir al desarrollo del país, a través de la generación de empleo, oportunidades de negocio, así como el rescate y la promoción de los valores de nuestra sociedad.

Figura 3. Fundamento del Negocio.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Ecuador Bottling Company Corp.

1.5.2. Planificación Estratégica *Ecuador Bottling Company Corp.*

1.5.2.1. Misión.

Ecuador Bottling Compón Corp. se ha fijado como misión:

“Liderar con excelencia la producción y comercialización de bebidas de calidad para satisfacer a nuestros consumidores, comprometidos con el bienestar de clientes, colaboradores, socios y la comunidad”.

1.5.2.2. Visión.

“EBC será reconocida por ser una organización:

- *Rentable, modelo de liderazgo, que actúa con éxito en mercados competitivos.*
- *Con colaboradores integrados en un solo equipo motivado, comprometido y reconocido en la sociedad.*
- *Con inversión y tecnologías óptimas.*
- *Con procesos sustentados en un sistema de calidad integral.*
- *Responsable con la comunidad y el medio ambiente.”*

1.5.2.3. Valores Corporativos.

EBC se ha trazado como valores corporativos los siguientes:

- *“Honestidad: Hacemos uso correcto de los recursos.*
- *Lealtad: Estamos comprometidos con la organización.*
- *Constancia: Somos firmes y perseverantes con la organización.*
- *Responsabilidad: Cumplimos nuestras labores con excelencia”.*

1.5.2.4. Política de Calidad.

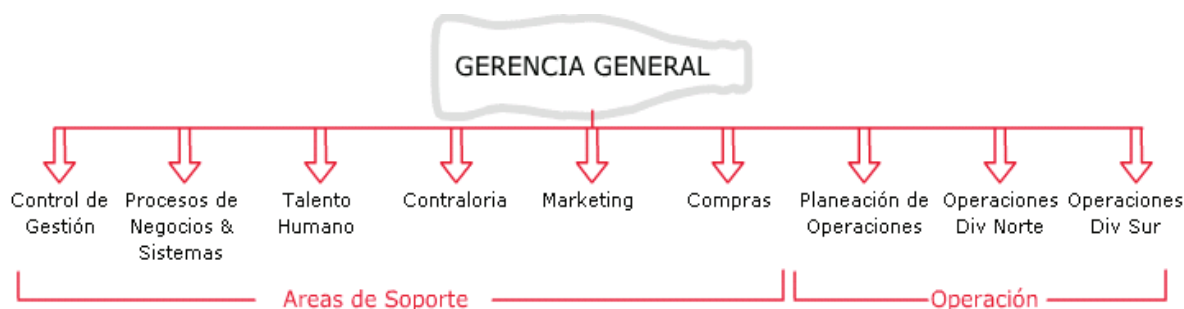
En *EBC* buscamos constantemente satisfacer a nuestros consumidores y clientes con productos, marcas y servicios de excelencia, en cumplimiento con normas técnicas y legislación vigentes en el país y con los estándares de *The Coca-Cola Company*; nos comprometemos con la seguridad del trabajador y de la comunidad y con la protección y preservación del medio ambiente; enfocándonos en el mejoramiento continuo de nuestros procesos y sistema de gestión integrado, para reducir los riesgos de seguridad, prevenir la contaminación y emplear prácticas de control responsables, comunicando periódica y oportunamente los objetivos de calidad, ambiente y seguridad establecidos por la organización.

1.5.3. Estructura Organizacional, Comercial y Sistemas de Distribución.

1.5.3.1. Estructura Organizacional.

EBC está organizada en base a dos grandes funciones: por un lado se encuentran las áreas que corresponden a la operación del negocio; y por otro, las áreas que brindan soporte a las primeras. La *Figura 4*, resume la Estructura Organizacional, dentro de la compañía

Figura 4. Estructura Organizacional EBC.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Ecuador Bottling Company Corp.

1.5.3.2. Estructura Comercial y de Producción.

Actualmente *Ecuador Bottling Company Corp.* cuenta con una sólida estructura comercial y de producción con las cuales se controla la operación y ejecución de gran parte de los procesos de la compañía, dentro de las características particulares que posee EBC se encuentran las siguientes:

1. *EBC* para controlar su proceso de comercialización ha colocado estratégicamente en el territorio ecuatoriano 40 centros de distribución llamados también agencias de distribución⁴, (*Anexo 1*).

⁴ Los centros de distribución son sitios claves para la empresa, hacia donde llega el producto terminado que sale de las plantas de producción; los centros de distribución almacenan dicho

2. EBC posee seis Regiones Comerciales⁵: Quito, Costa Norte, Sierra Norte, Guayaquil, Austro y Costa Sur.
3. Las Regiones Comerciales de Quito, Costa Norte y Sierra Norte forman la División Norte, mientras que las Regiones de Guayaquil, Austro y Costa Sur forman la División Sur, como se puede apreciar la empresa ha dividido al territorio ecuatoriano en dos partes bien definidas con el objetivo de obtener un control eficiente de la Operación del Negocio, *Figura 5*.

Figura 5. Regiones Comerciales EBC.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Ecuador Bottling Company Corp.

producto en sus bodegas y desde allí se realiza el despachando de todos los pedidos hacia los clientes.

⁵ Se entiende por Región Comercial al conjunto de centros de distribución, que han sido agrupados estratégicamente.

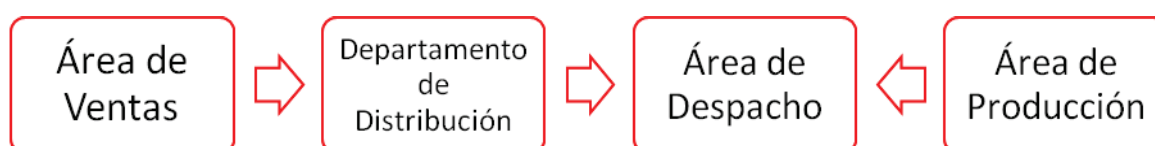
4. *EBC* además posee tres plantas de producción, ubicadas en las ciudades de Guayaquil, Quito, y Santo Domingo en donde se realiza todo el proceso de producción y embotellado de los productos, (*Anexo 2*).

- La Planta Quito posee tres líneas de producción, abastece a toda la División Norte; es decir, a las Regiones Comerciales de: Quito, Costa Norte y Sierra Norte.
- La Planta Guayaquil posee seis líneas de producción, abastece a toda la División Sur; es decir, a las Regiones Comerciales de: Guayaquil, Austro y Costa Sur.
- La Planta Santo Domingo con dos líneas de producción, da soporte a las dos plantas principales, con el objetivo de nunca carecer de producto.

1.5.3.3. Sistema de Distribución

EBC, cuenta con una Zona de Operación muy amplia, es por ello que el Sistema de Distribución de la empresa integra un proceso sumamente eficiente, el mismo se detalla a continuación y lo esquematizamos en la *Figura 6*.

Figura 6. Sistema de Distribución EBC.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Ecuador Bottling Company Corp.

- El Área de Ventas genera los pedidos de productos y envía la información al Departamento de Distribución.
- El Departamento de Distribución procesa la información generada por el Área de Ventas y maneja la base de datos de clientes, para posteriormente, enviar dicha información al área encargada del despacho.

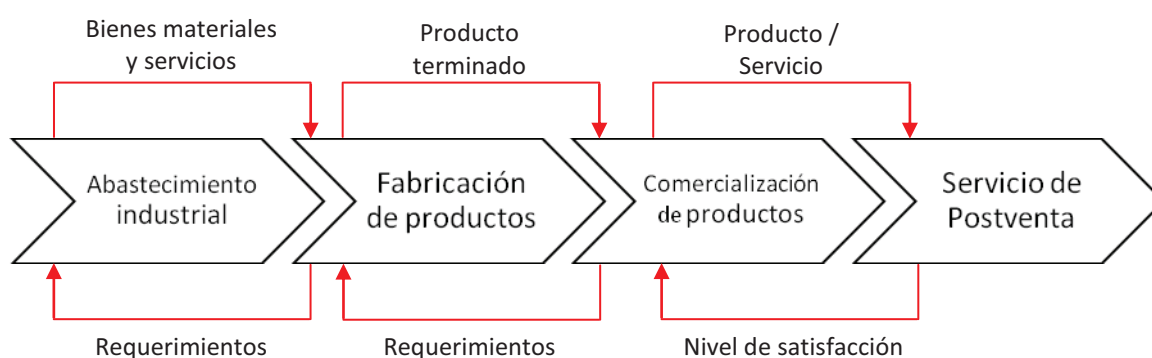
- El Área de Despacho recibe la información del Departamento de Distribución y recibe el producto del Área de Producción, para realizar el despacho.
- El Área de Producción debe mantener la cantidad de producto terminado requerido por el Área Comercial para cubrir la demanda del mercado dentro de una unidad de tiempo específica: días, semanas o mes.

1.5.4. Cadena de Valor *Ecuador Bottling Company Corp.*

A continuación analizaremos la arquitectura de los procesos dentro de la empresa en donde podemos distinguir:

- Por un lado, los procesos que forman parte de la operación del negocio y que son claves para *EBC* y engloban a la cadena de valor de la compañía. *Figura 7.*

Figura 7. Procesos Claves de *EBC* – Cadena de Valor.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Ecuador Bottling Company Corp.

- Por otro lado los procesos que brindan soporte a la operación y que forman parte de la Planeación Estratégica de de la compañía como son: Servicios administrativos, administración de gestión ambiental, administración de

servicios legales, administración de operaciones financieras, administración de identidad corporativa, auditoría de procesos, administración de talento humano, administración de sistemas de calidad integral y administración de sistemas informáticos.

Como apreciamos a lo largo de este capítulo, Ecuador *Bottling Company Corp.*, es la empresa que lidera la industria ecuatoriana de bebidas gaseosas, no solo gracias a la calidad de los productos que comercializa, sino también a sus sólidas estructuras tanto: Organizacional, Comercial, de Producción y de Distribución; además de contar con una Zona de Operación que cubre a casi todo el país e indudablemente parte del éxito de la compañía es gracias los más de 3.000 trabajadores comprometidos con la Planeación Estratégica empresarial en su búsqueda constante de eficiencia y liderazgo. *Ecuador Bottling Company Corp.*, por tal motivo exige el uso de herramientas de gestión que sirvan no solo como control de los procesos si no que ayuden a conocer de mejor manera al mercado de bebidas ecuatoriano.

CAPÍTULO 2.

PRONÓSTICOS DE VENTAS COMO PARTE DEL PROCESO DE PLANEACIÓN DE LA DEMANDA.

2.1. Planeación de la Demanda; un Entorno Nuevo.

Las empresas ecuatorianas se enfrentan a nuevos desafíos: una demanda inestable, una competencia intensa, una oferta amplia de productos y servicios, un consumidor más exigente con un cambio de vida notable respecto de sólo 5 ó 10 años atrás; y nuevos fenómenos sociales y políticos. *Ecuador Bottling Company Corp.* debe estar preparada para responder a estos desafíos.

Es por ello que se han adoptado nuevos conceptos y técnicas de gestión que permiten lograr un conocimiento más profundo de los mercados y del consumidor, así como una mejor posición, vía la reducción de la incertidumbre para la toma de decisiones. Una de las técnicas adoptadas son los pronósticos de ventas, las cuales en el presente trabajo de investigación se dará énfasis en la utilidad que tienen dentro de la compañía.

En los últimos años, *EBC* ha consolidado un sistema de planificación de demanda que engloba a un proceso de pronóstico, que facilita la participación de las diversas áreas de la compañía.

Así, por ejemplo, el área de Marketing se beneficia con mejores pronósticos para planificar la publicidad, las campañas de ventas especiales y otros mecanismos promocionales, la participación en el mercado futuro y los precios de la industria; el área de Finanzas debe pronosticar flujos de caja y diversas tasas de interés,

entre otras variables; la función de Producción, en sus decisiones de capacidad, programación de la producción y contratación de personal; la alta dirección, finalmente, se vale de pronósticos de variables macroeconómicas para tomar decisiones de inversión.

2.2. La Informática y Nuevos entornos de Decisión Gerencial.

Los conceptos estadísticos que dan sustento a los pronósticos son clásicos, pero en los últimos años se han presentado aspectos nuevos que ponen a las técnicas de pronóstico bajo una nueva luz; como son: El desarrollo informático y el impacto que sobre los procesos de toma de decisiones gerenciales que tienen los modelos matemáticos.

El desarrollo del *hardware* (en particular, el aumento de la velocidad de procesamiento) permite que las herramientas estadísticas y econométricas se utilicen en tiempos breves, compatibles con la dinámica de las empresas modernas; por otra parte, nuevos sistemas de *software* estadístico con excelentes interfaces, ponen los modelos al alcance de más usuarios.

Las mejoras en la calidad de las decisiones derivadas de la utilización de estas herramientas son muy significativas; contribuyendo además a este cambio están el aumento en la capacitación de las nuevas generaciones de gerentes, el perfeccionamiento constante de los modelos estadísticos y la mejor comprensión del contexto de su aplicación.

2.3. Los Sistemas Formales de Pronósticos.

La actividad gerencial no funcionaría adecuadamente sin los pronósticos ya que los gerentes necesitan saber volúmenes futuros de ventas, capacidades de planta, etc. Sin embargo, la mayoría de las empresas no cuenta con sistemas

formales de pronóstico, otras en cambio sí han logrado desarrollar esquemas para el tratamiento sistemático de los valores que las variables de interés tomarán en el futuro.

Una de las ventajas que presentan los sistemas formales de pronósticos están enfocadas a la reducción de *stocks* y capital inmovilizado, la reducción de órdenes pendientes de entrega, el establecimiento de una base objetiva para la planificación, la construcción razonada de escenarios, la posibilidad de analizar la influencia conjunta de numerosas variables y la capacidad del sistema para explicar la realidad.

Desde otro punto de vista, no basta con contar con buenos sistemas de pronóstico, sino que estos deben encuadrarse en un marco de aprendizaje continuo y estar alineados con la visión, misión, los valores corporativos y las aspiraciones de la empresa; con este alineamiento se buscan pautas de comportamiento que posibiliten no sólo la subsistencia sino también el desarrollo de la organización en su entorno competitivo.

La forma de integrar fríos pronósticos estadísticos en la vida cotidiana de las empresas se facilita con la adopción de prácticas de clase mundial, con la puesta en marcha de procesos productivos y administrativos que respondan a un estándar de eficiencia, y con la focalización en el cliente a través de la oferta de productos y servicios de calidad.

Para aprovechar las ventajas de la moderna tecnología informática y estadística, así como para integrar el potencial estadístico con la realidad organizacional, *EBC* debió construir un Proceso de Planeación de Demanda, el cual se analizará a continuación.

2.4. Pronóstico y Planeación de la Demanda en *Ecuador Bottling Company Corp.*

En *Ecuador Bottling Company Corp.* se distingue dos conceptos, *pronóstico* y *planeación de la demanda*.

- Por *pronóstico* se entiende como el conjunto de actividades a través de las cuales, a partir de datos históricos relevados del entorno (series cronológicas, experiencia cualitativa, entre otras), se obtienen escenarios y proyecciones de los valores futuros de las variables bajo análisis. En la práctica se plantean varios escenarios alternativos. Para la toma de decisiones es importante el análisis y la medición de la incertidumbre asociada con los pronósticos generados.
- La *Planeación de la Demanda* es un plan único generado a través de un esfuerzo combinado para promover el planeamiento de operaciones⁶ en función de las restricciones, y de forma tal de satisfacer los requerimientos de productos que demandan los clientes. Los factores determinantes del planeamiento de la demanda incluyen, entre otros, proyecciones, ventas históricas, promociones, introducción de nuevos productos, y restricciones operativas.

En conclusión el concepto de *planeación* no solo abarca al *pronóstico*, sino que va más allá, ya que la planeación incluye la idea de decisión, un planificador supone que uno de los escenarios alternativos construidos es el más probable y elabora respuestas adecuadas, como el reposicionamiento de precios y el lanzamiento de productos. Se busca transformar la proyección resultante del proceso de pronósticos en una proyección deseada a través del juego de diversas variables.

⁶ **Planeamiento de operaciones** es la evaluación e integración del planeamiento de requerimientos de productos, planeamiento de materiales, planeamiento/programación de producción. Entre los factores del planeamiento de operaciones pueden mencionarse: restricciones de capacidad, restricciones de almacenamiento, restricciones de manipulación, costos del sistema y requerimientos de servicio al cliente.

Por otra parte, el administrador responsable por el resultado asume ante la dirección el compromiso de cumplir con lo declarado en la proyección deseada.

2.4.1. Pronósticos en Función de la Demanda en EBC

EBC ha recorrido un camino de varios años en el trabajo con pronósticos, que comenzaron con la idea de sistematizar el proceso de planificación de la demanda; esperando que con la investigación expuesta se concluya con la implementación de prácticas formales que permitan el uso habitual de las herramientas de pronóstico como parte de sus procesos operativos.

En la *Tabla 2*, se resumen los tipos de pronósticos que se utilizan dentro de EBC con su respectivo alcance y fundamento.

Tabla 2. Tipos de Pronósticos en EBC.

Tipo	Alcance	Fundamento
Pronóstico Anual Mensualizado	Horizonte 12 meses	<ul style="list-style-type: none"> > Objetivos Bussines Plan. > Presupuesto de Gastos. > Presupuesto de Ventas (Rolling). > Pedidos de Concentrado. > Explosión de Materiales. > Capacidad de Planta.
Pronóstico Semanal	Horizonte 4 semanas	<ul style="list-style-type: none"> > Programa de Producción. > Explosión de Materiales. > Programa de despliegue. > Administración de Inventarios.

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: Ecuador Bottling Company Corp.

Nos centraremos en el pronóstico de ventas anual mensualizado, el cual tiene un horizonte de 12 meses y en su funcionalidad están involucradas todas las áreas

de la compañía. A continuación analizaremos el modelo actual existente en la compañía.

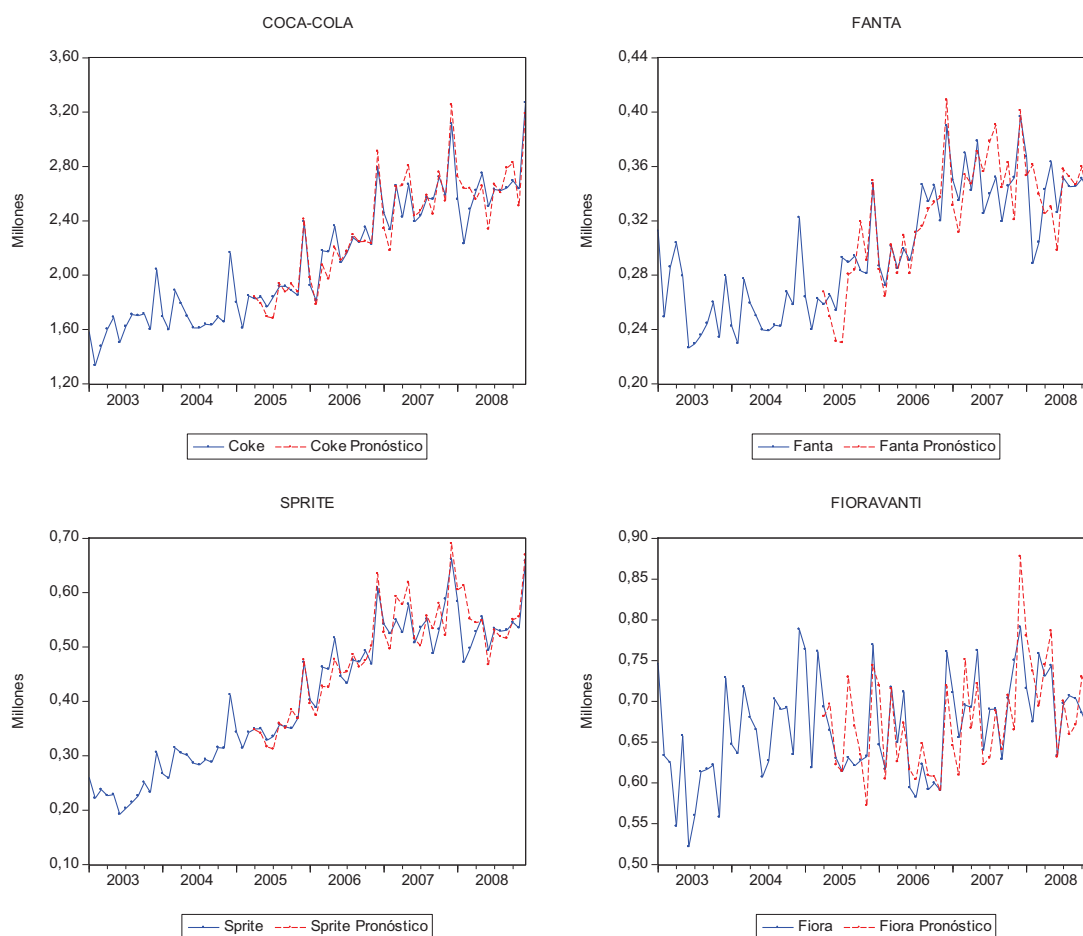
2.4.2. Análisis del Modelo de Pronóstico de Ventas Anual Mensualizado para *EBC*.

Con frecuencia las compañías realizan sus estimaciones de ventas partiendo del retorno esperado que deberían obtener los accionistas y no desde las posibilidades concretas del mercado, procediendo de este modo llegan a proponerse objetivos de ventas que no coinciden con las posibilidades reales y que en la mayoría de los casos, las superan ampliamente, generándose una importante diferencia entre los objetivos deseados y los alcanzables.

El modelo de pronóstico anual mensualizado que posee *EBC* considera posibilidades concretas de mercado; es por ello que tiene gran aceptación por el área responsable (*Dirección de Marketing*) de generar los pronósticos de ventas. La lógica de dicho modelo se basa básicamente en un modelo de suavizamiento exponencial que considera variaciones de ventas en períodos anteriores (tres años de historia), una de las ventajas es que tiene la funcionalidad de poder hacer ajustes porcentuales y absolutos inmediatos según la necesidad del administrador; la debilidad del modelo radica en que no existe un análisis estadístico de la información obtenida, por lo que dichos pronósticos de ventas deben integrar herramientas más formales para que junto con la experiencia gerencial, nos brinden menor grado de incertidumbre y mayor credibilidad en la información.

En la *Figura 8*, se presenta un contraste gráfico entre valores de venta real y los valores de venta obtenidos con el modelo de pronóstico anual mensualizado que actualmente se emplea en *EBC*; para las cuatro marcas de bebidas gaseosas (*Coca-Cola, Fanta, Sprite, Fioravanti*) que comercializa la empresa, (*Anexo3*).

Figura 8. Ajuste de las Cuatro Marcas Principales de Bebidas Gaseosas de EBC para el período 2003-2008 (Modelo EBC).



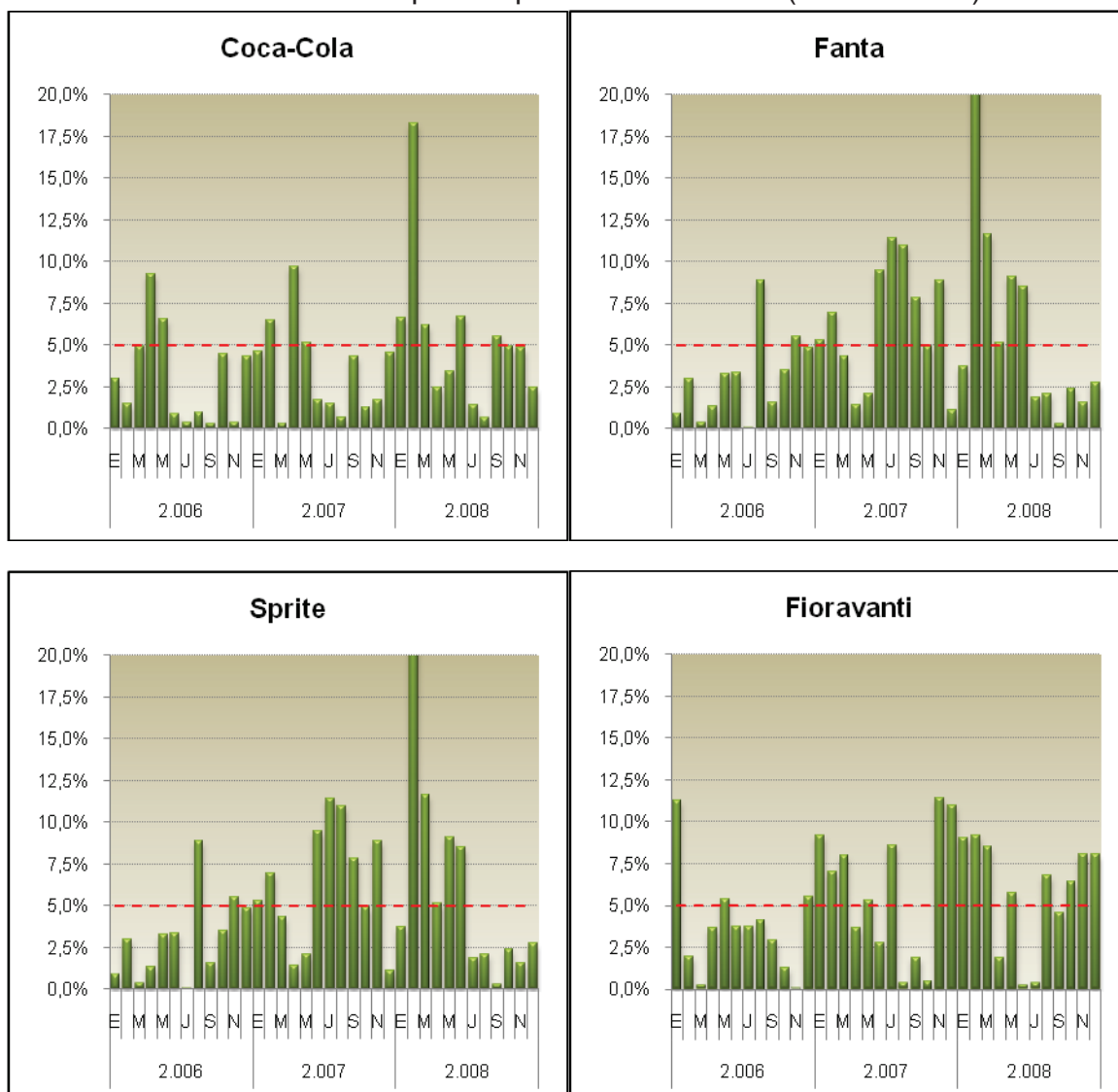
Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC

En la *Figura 9* se aprecian variaciones entre las ventas reales y los valores obtenidos por el modelo anual de pronóstico mensualizado; por ello se efectuó un análisis de % Asertividad Mensual⁷ por Marca con el que se conocerá el porcentaje de acierto de los valores calculados con el modelo frente a las cifras de venta real. Cabe resaltar que dentro de los estándares de calidad que tiene la empresa en el tema de pronósticos la Asertividad para estas cuatro marcas no debe sobrepasar el rango de $\pm 5\%$

⁷ Asertividad = $ABS(\text{Venta Real} - \text{Pronóstico}) / \text{Venta Real}$

Figura 9. % Asertividad Mensual de las Cuatro Marcas Principales de Bebidas Gaseosas de EBC para el período 2003-2008 (Modelo EBC).

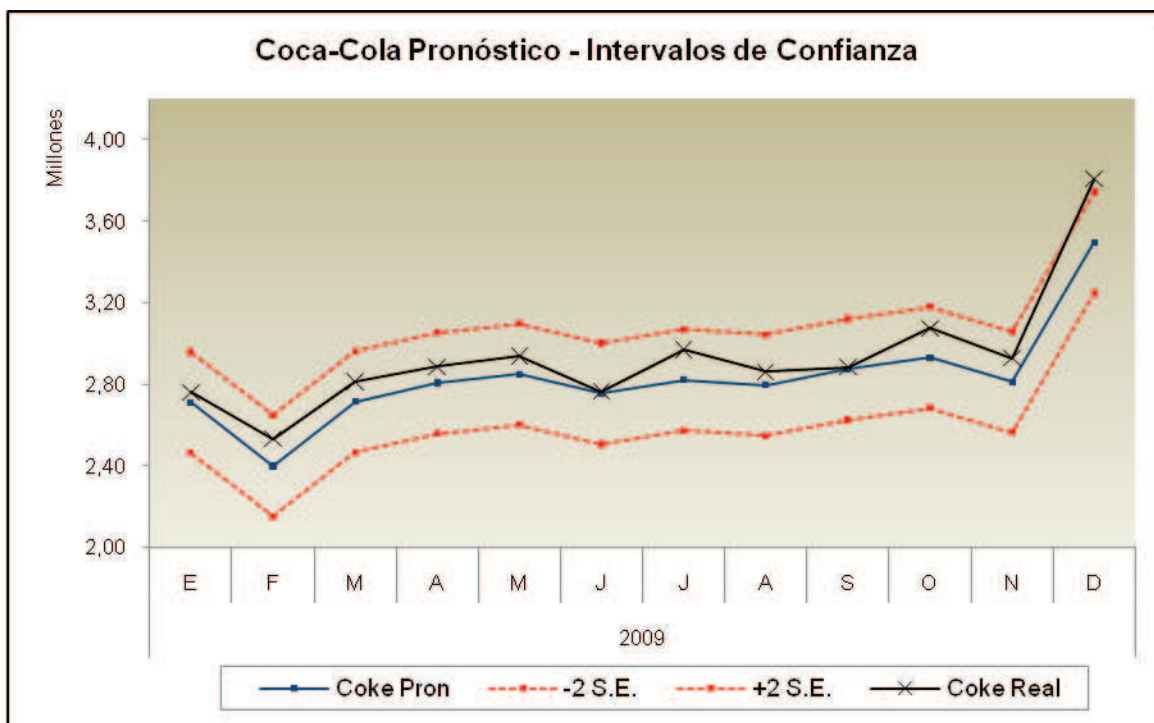
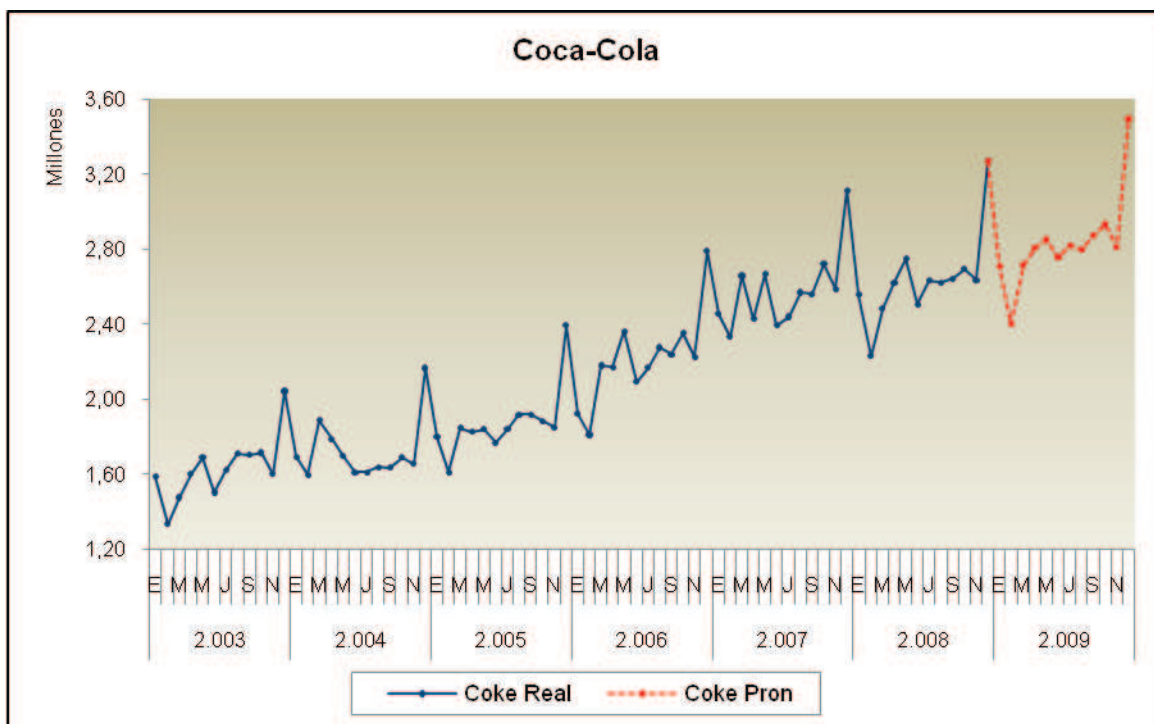


Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC

Posteriormente se calculan los pronósticos de ventas mensuales para el año 2.009 de cada una de la serie de ventas, los gráficos presentados a continuación muestran a dichos pronósticos en contraste con los valores de venta real obtenidos en cada mes del año 2.009.

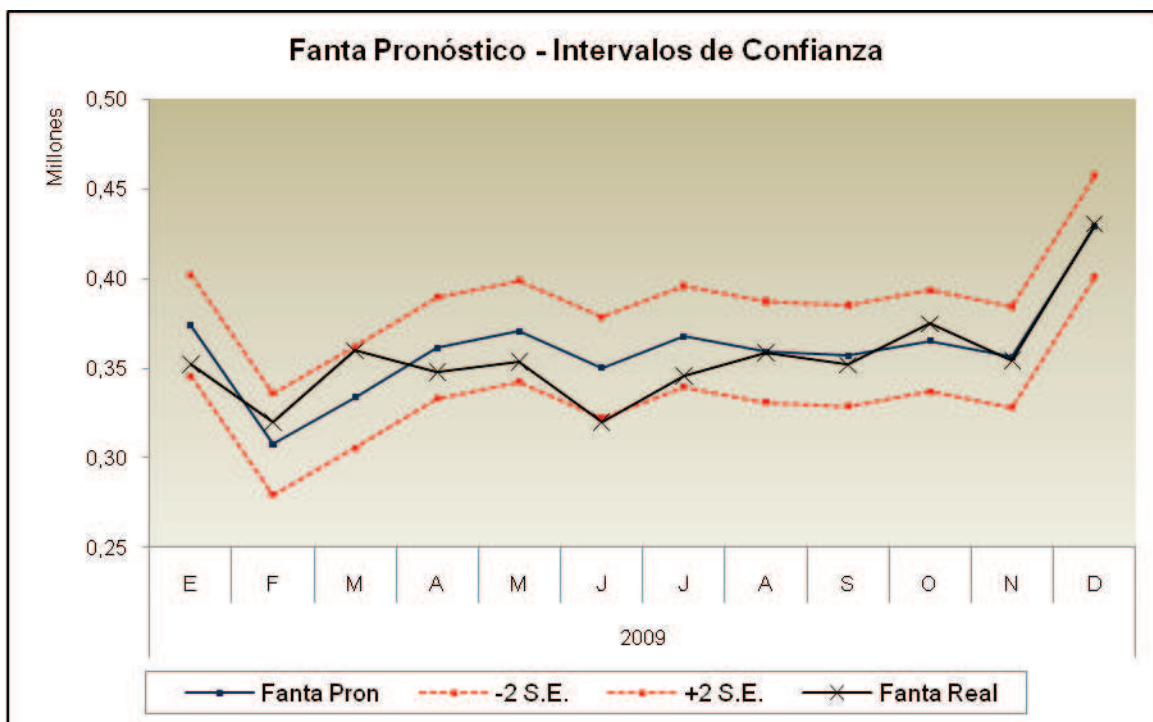
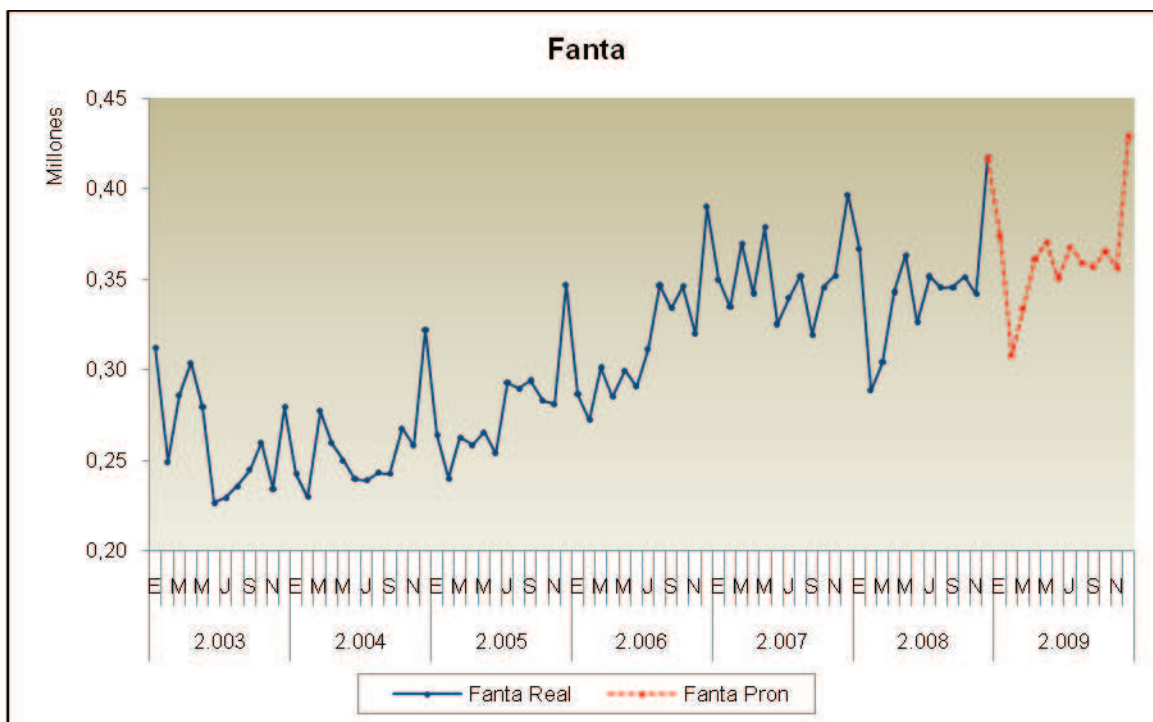
Figura 10. Pronóstico de Ventas Mensual para Coca-Cola según Modelo EBC.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC

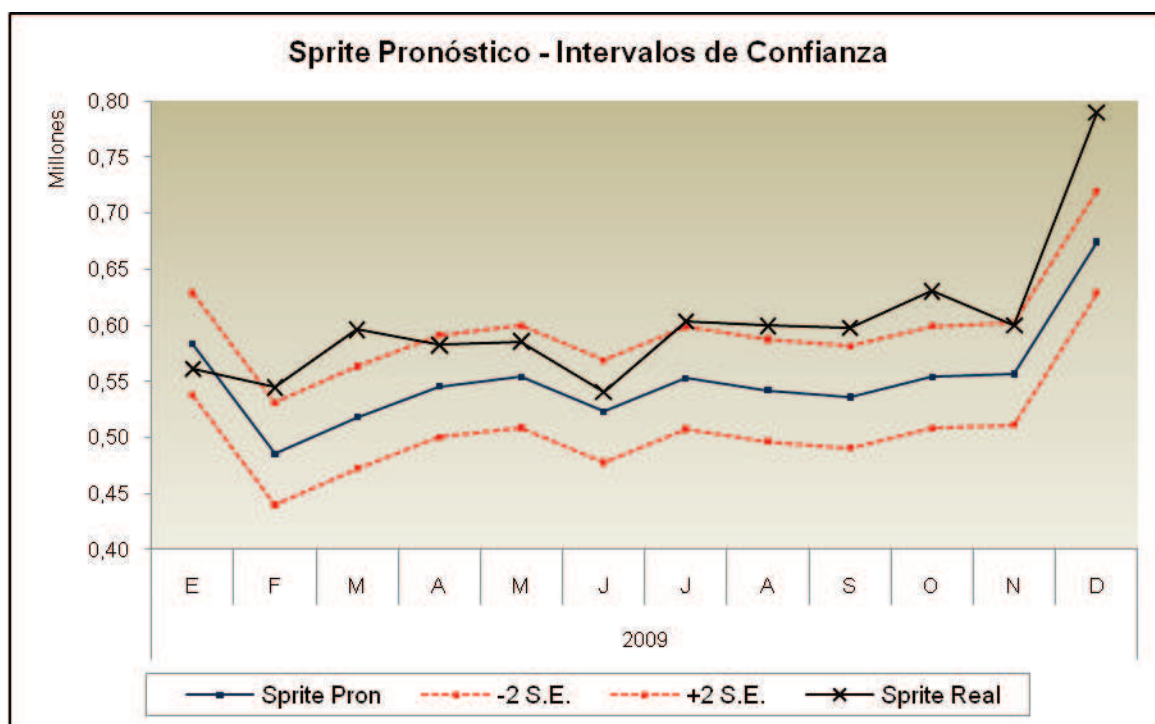
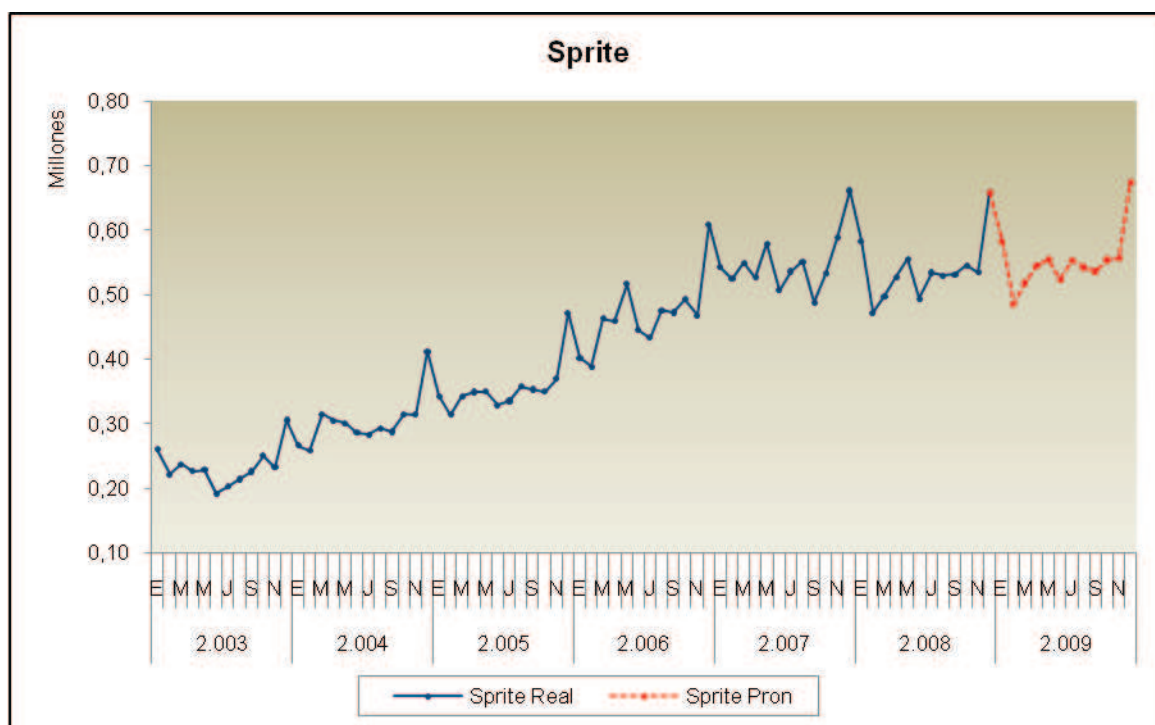
Figura 11. Pronóstico de Ventas Mensual para Fanta según Modelo *EBC*.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC

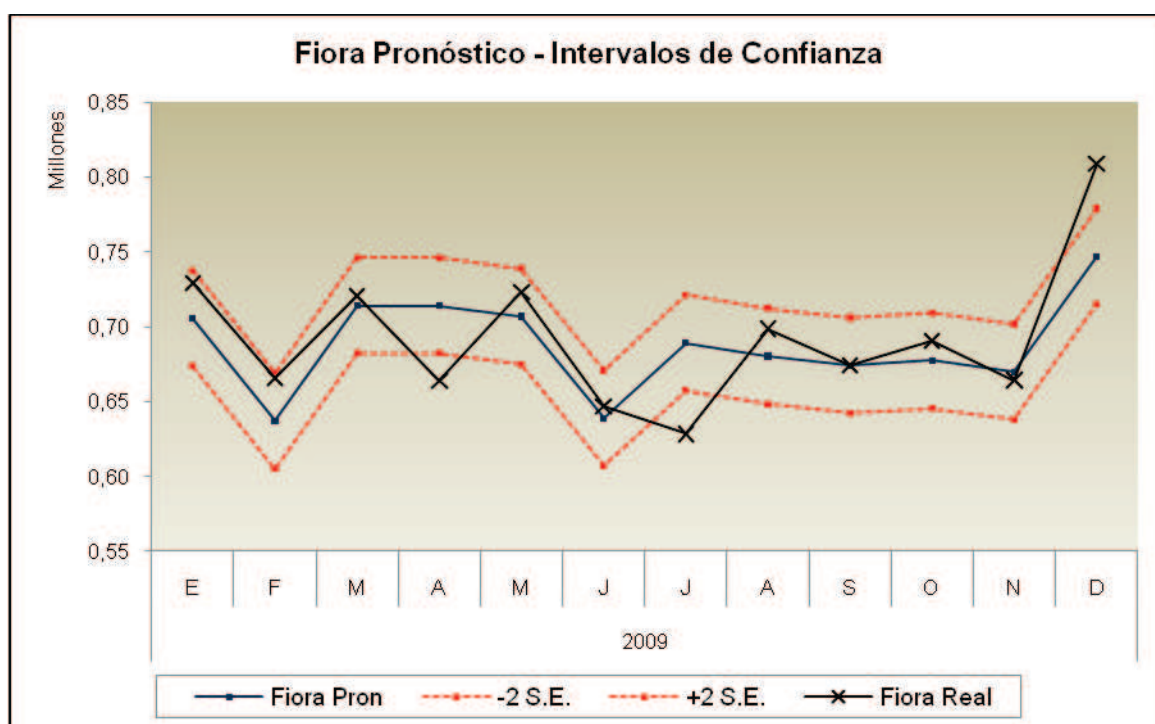
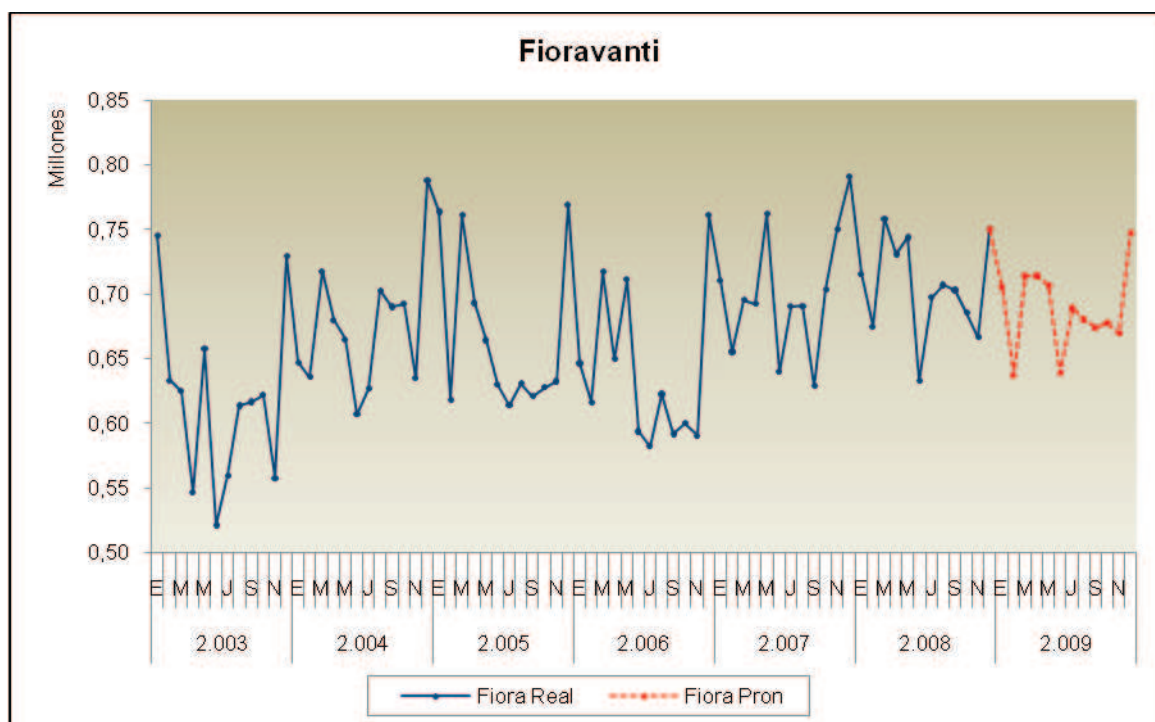
Figura 12. Pronóstico de Ventas Mensual para Sprite según Modelo EBC.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC

Figura 13. Pronóstico de Ventas Mensual para Fioravanti según Modelo EBC.

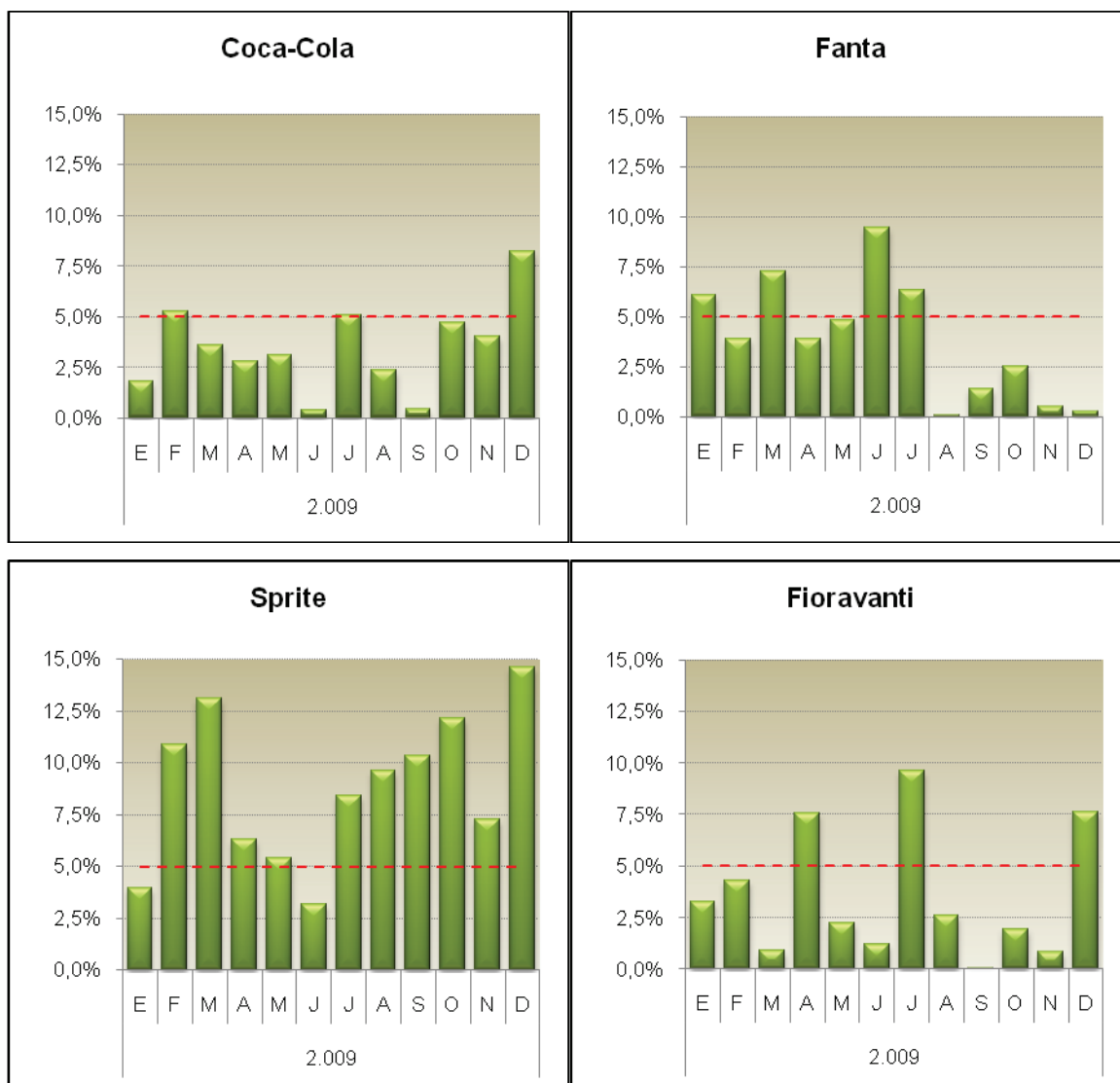


Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC

De igual manera se procedió a obtener un análisis de % Asertividad para cada mes del año 2.009 en donde se obtuvieron los resultados que se muestran en la *Figura 14*.

Figura 14. % Asertividad Mensual por Marcas para el período de prueba (Modelo *EBC*).



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC

Este modelo al tener como base estadística, un método de suavizamiento exponencial, son notorios los desfases en cuanto a las cifras calculadas frente a

las cifras reales, especialmente para las series de ventas Fanta, Sprite y Fioravanti ya que para Coca-Cola el modelo parece ajustarse de mejor manera. Con el presente trabajo de investigación, se encuentra inmersa una tarea de mejora continua concentrada principalmente en dos aspectos:

- a) Se trata de formular modelos de series temporales univariantes con los cuales, trataremos de identificar el comportamiento individual de cada serie de ventas, para obtener proyecciones más acertadas.
- b) Además formularemos un modelo de variables múltiples, con variables exógenas (pronosticables de modo confiable) que permitan hacer más flexibles los escenarios y que logren mejorar aún más las estimaciones de las ventas.

Por ello nos centramos en la necesidad de proponer un modelo de pronóstico formal, en la que se pueda realizar una predicción individual o conjunta de varias series económicas ya que podemos encontrarnos con que entre ellas existan relaciones mutuas de interdependencia.

Una de las alternativas para la predicción es estimar un sistema de ecuaciones que refleje las relaciones de interdependencia o causalidad que pueden darse entre las variables, bien sean las que serán objeto de predicción u otras relacionadas con aquellas. Este es el enfoque de los modelos de ecuaciones simultáneas o estructurales.

Ahora bien, en los modelos de ecuaciones simultáneas, es necesario distinguir entre variables endógenas y variables predeterminadas. Esta distinción tiene cierta base en la causalidad de las variables y además está centrada en las relaciones sugeridas por la teoría económica. Lo que ocurre es que la teoría económica no siempre sugiere una especificación concreta entre variables. Además, poco nos dice de la relación dinámica de las mismas, cuando el tiempo interviene en las ecuaciones, al incluir variables con retardos o desfasadas. La estimación también se complica con el hecho de que las variables explicadas pueden también intervenir como variables explicativas. La adopción de una

especificación en estas condiciones (distinción entre variables endógenas, número de retardos óptimo, etc.) posee una alta subjetividad.

Además, estos modelos para ser correctamente estimados deben superar una serie de condiciones conocidas como de identificabilidad que suponen, en la práctica, que algunas de las variables predeterminadas no intervienen en todas las ecuaciones. Con lo que otra vez se cae en una cuestión subjetiva en la especificación.

Estos aspectos movieron a *C. Sims*⁸ a proponer una alternativa en la modelización de la relación entre varias variables luego de criticar la modelización econométrica convencional, fundamentalmente la forma para la realización de la identificación de los modelos de ecuaciones estructurales.

El objetivo fundamental de la nueva propuesta hecha, era proporcionar una estrategia alternativa de modelización. Esta nueva modelización evitaría las imposiciones derivadas de la estimación e identificación de un modelo econométrico, y permitiría especificar modelos que reflejaran lo más fielmente posible las regularidades empíricas e interacciones entre las variables; es así como surgieron los modelos de Vectores Autorregresivos (VAR).

En las secciones posteriores se analizará el contexto de los Modelos de Series Temporales Univariantes y los Modelos Autorregresivos, para posteriormente proponer un modelo Econométrico de Pronóstico Anual Mensualizado, orientado a la utilización de los modelos ARIMA y VAR para pronosticar las ventas de las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas para la empresa incluyendo en el análisis de los modelos VAR a variables macroeconómicas como el Índice de Precios al Productor, el Índice de Precios al Consumidor, Importaciones y Exportaciones que realiza el Ecuador de bebidas gaseosas; además, incorporará variables de mercado como el volumen de ventas de los principales competidores como son Pepsi, Big Cola, Seven-Up, Tropical, Manzana y M.A.S. así como también participación de mercado de las mismas.

⁸ C.Sims en un artículo "Macroeconomía y realidad", 1980 *ECONOMETRICA*.

CAPÍTULO 3.

MODELOS ECONOMÉTRICOS DE SERIES DE TIEMPO.

3.1. Procesos Estocásticos.

Un proceso estocástico o aleatorio, se define como una familia de variables aleatorias que corresponden a momentos sucesivos del tiempo. Si Y denota una variable aleatoria y continua, se denota como $Y(t)$, pero si es discreta se expresa como Y_t . La determinación de las características de un proceso estocástico puede hacerse mediante dos formas alternativas:

- Se dice que un proceso estocástico está perfectamente caracterizado cuando se pueden determinar las funciones de distribución conjunta para cada conjunto finito de variables del proceso, es decir, para cada valor finito de n en $F[Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_n)]$.
- En un proceso estocástico Y_t , la media o momento de primer orden se define de la siguiente forma:

$$u_t = E(Y_t),$$

Donde, el subíndice t señala que la media será en general distinta para cada período. Como momentos de segundo orden respecto a la media es preciso considerar, además de la varianza, las covarianzas entre variables referidas a distintos momentos de tiempo o autocovarianzas a las que se las designará como:

$$\gamma_{t,s} = cov(Y_t, Y_s) = E(Y_t - u_t)(Y_s - u_s)$$

Cuando $s = t$ se tiene definida la varianza:

$$\gamma_{t,t} = \text{var}(Y_t) = E(Y_t - u_t)^2$$

Como forma alternativa de caracterización de un proceso estocástico se utilizan los coeficientes de autocorrelación.

$$\rho_{t,s} = \frac{\text{cov}(Y_t, Y_s)}{\sqrt{\text{var}(Y_t)\text{var}(Y_s)}}$$

Las autocorrelaciones proporcionan idéntica información que las autocovarianzas. Sin embargo, es preferible utilizar las autocorrelaciones ya que estas son a dimensionales.

La caracterización de un proceso estocástico mediante los momentos de primero y segundo orden es en principio inexacta, que cuando se hace mediante funciones de distribución. Cabe señalar que, si el proceso es normal éste queda perfectamente caracterizado, a través de los dos primeros momentos⁹.

3.2. Procesos Estacionarios.

Se dice que un proceso estocástico es estacionario en sentido estricto cuando al realizar un mismo desplazamiento en el tiempo de todas las variables de cualquier distribución conjunta finita, resulta que esta distribución no varía. Considerando la función de distribución conjunta:

$$F[Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_k)]$$

Si se adopta el supuesto de que a todos los elementos de la anterior distribución se desplazan m períodos, la nueva función de distribución conjunta será:

⁹ URIEL Ezequiel, Análisis de Serie Temporales Modelos ARIMA, Paraninfo SA., Madrid-España, pág., 24 y 25.

$$F[Y(t_{1+m}), Y(t_{2+m}), \dots, Y(t_{k+m})]$$

Si el proceso es estacionario en sentido estricto se deberá verificar que

$$F[Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_k)] = F[Y(t_{1+m}), Y(t_{2+m}), \dots, Y(t_{k+m})]$$

E igualmente, se deberá obtener un resultado análogo para cualquier otra distribución conjunta que tenga carácter finito.

También en este caso es más complejo el análisis de la estacionariedad a partir de las funciones de distribución que si se efectúa a partir de los momentos. En contrapartida, el concepto de estacionariedad será más limitado. Se dice que un proceso es estacionario de primer orden, o en media, si se verifica que:

$$E(Y_t) = \mu \quad \forall t$$

Por tanto, en un proceso estacionario en media, la esperanza matemática, o media teórica, permanece constante a lo largo del tiempo.

Por otro lado, se dice que un proceso es estacionario cuando cumple las siguientes condiciones:

$$E(Y_t) = \mu \gg \text{Media Constante}$$

$$\text{Cov}(y_t, y_{t+s}) = \gamma_s \gg \text{Covarianza depende de } s \text{ y no de } t$$

3.3. Modelos AR (Autoregressive).

Un modelo autorregresivo (AR) describe una clase particular de proceso en el que las observaciones en un momento dado son predecibles a partir de las

observaciones previas del proceso más un término de error¹⁰. El proceso autorregresivo de orden p (AR (p)) se puede representar como:

$$X_t - \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i} = b_0 + u_t$$

O mediante el polinomio en B definido por:

$$\Phi(B)X_t = b_0^{11}$$

3.4. Modelos MA (Moving Average).

Un modelo de medias móviles (MA) predice el valor actual a partir del componente aleatorio de este momento y, en menor medida, de los impulsos aleatorios anteriores¹². El proceso de medias móviles de orden q (MA (q)) se puede representar como:

$$X_t = b_0 + u_t - \sum_{i=1}^q b_i u_{t-i}$$

A su vez, un proceso de medias móviles MA (q) puede representarse mediante el operador de cambio retroactivo B , en la forma:

$$X_t = b_0 + \Theta(B)Z_t^{13}$$

¹⁰ PÉREZ César, Econometría de las Series Temporales, Pearson Prentice Hall, Madrid-España, pág.85.

¹¹ CAPA Holger, Modelación de Series Temporales, primera edición, Quito-Ecuador, 2007, pág.18.

¹² PÉREZ César, Econometría de las Series Temporales, Pearson Prentice Hall, Madrid-España, pág., 89.

¹³ CAPA Holger, Modelación de Series Temporales, primera edición, Quito-Ecuador, 2007, pág., 18.

3.5. Modelos ARMA (Autorregresivo Moving Average).

Un proceso estocástico de segundo orden se llama autorregresivo-promedio media móvil de orden p y q (ARMA (p , q)), si puede representarse de la siguiente manera:

$$X_t - \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} = b_0 + u_t - \sum_{i=1}^q b_i u_{t-i}$$

Donde, los u_t son variables aleatorias no correlacionadas dos a dos, centradas y de varianza constante (σ^2); cabe señalar que, si:

$$\Phi(z) = 1 - a_1 z - \dots - a_p z^p$$

$$\theta(z) = 1 - b_1 z - \dots - b_q z^q$$

$$B^i X_t = X_{t-i} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \text{ y } B^0 = 1$$

Por lo tanto, un proceso ARMA puede expresarse por:

$$\Phi(B)X_t = b_0 + \theta(B)Z_t^{14}$$

3.6. Raíces Unitarias y procesos Integrados.

Cuando una serie temporal presenta una inclinación a permanecer durante largos períodos por encima o por debajo de su valor central en la muestra, se dice que estos valores están sistemáticamente por encima o por debajo de la media, debido a la existencia de una raíz unitaria en la estructura estocástica de la serie. Al existir dicha raíz en la representación autorregresiva¹⁵:

¹⁴ CAPA Holger, Modelación de Series Temporales, primera edición, Quito-Ecuador, 2007, págs., 18 y 19.

¹⁵ Que será teóricamente de orden infinito si el modelo ARIMA de Y_t , tiene un término invertible de medias móviles.

$$A(L)Y_t = \varepsilon_t,$$

Ésta puede descomponerse:

$$A(L)Y_t = A^*(L)(1-L)Y_t = A^*(L)\Delta Y_t \quad ^{16}$$

Al no existir más raíces unitarias en el polinomio $A^*(L)$, entonces la variable diferenciada ΔY_t es estacionaria, y oscilará de modo aleatorio y, en particular, alrededor de su valor central. Lo anteriormente expuesto se puede comprender de mejor manera, si se supone un proceso AR (1), cuando existe una raíz unitaria, el cual se lo representa de la siguiente forma:

$$Y_t = Y_{t-1} + c + \varepsilon_t$$

Que conduce a:

$$Y_t = Y_0 + ct + e_t$$

Donde $e_t = \sum_{s=1}^t \varepsilon_s$, bajo el supuesto que el valor inicial de la variable Y_0 sea una constante dada, aunque desconocida. En consecuencia, el proceso Y_t admite una tendencia lineal, si bien en una representación en que el término de error es la acumulación temporal de un ruido blanco¹⁷ y, por consiguiente con una varianza creciente en el tiempo. El modelo anterior, no es más que un caso específico de procesos estocásticos conocidos como procesos integrados¹⁸.

En general, si una serie de tiempo (no estacionaria) debe diferenciarse d veces para hacerla estacionaria, se dice que la serie es integrada de orden d . Una serie de tiempo Y_t integrada de orden d se denota como $Y_t \sim I(d)$. En las series de tiempo integradas se pueden observar las siguientes propiedades: sea X_t, Y_t y Z_t tres series de tiempo.

¹⁶ NOVALES Alfonso, Econometría, editorial Mc Graw Hill, segunda edición, Madrid-España, pág., 477.

¹⁷ Ruido Blanco es una sucesión de variables aleatorias con esperanza cero, igual varianza e independientes en el tiempo. NOVALES Alfonso, Econometría, editorial Mc Graw Hill, segunda edición, Madrid-España, pág., 414.

¹⁸ NOVALES Alfonso, Econometría, editorial Mc Graw Hill, segunda edición, Madrid-España, pág., 478.

- 1) Si $X_t \sim I(0)$ y $Y_t \sim I(1)$, entonces $Z_t = (X_t + Y_t) = I(1)$; es decir, una combinación lineal de sumas de series de tiempo estacionarias y no estacionarias, es no estacionaria.
- 2) Si $X_t \sim I(d)$, entonces $Z_t = (a + bX_t) = I(d)$, donde a y b son constantes. Es decir, una combinación lineal de una serie $I(d)$ es también $I(d)$. Por tanto si $X_t \sim I(0)$, entonces $Z_t = (a + bX_t) = I(0)$.
- 3) Si $X_t \sim I(d_1)$ y $Y_t \sim I(d_2)$, entonces $Z_t = (aX_t + bY_t) \sim I(d_2)$, donde $d_1 < d_2$.
- 4) Si $X_t \sim I(d)$ y $Y_t \sim I(d)$, entonces $Z_t = (aX_t + bY_t) \sim I(d^*)$; d^* es por lo general igual a d , pero en algunos casos $d^* < d$ ¹⁹.

La prueba de hipótesis que se plantea en este estudio para comprobar la existencia de raíces unitarias es la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (DFA).

3.6.1. Prueba Dickey-Fuller Aumentada (DFA).

Cuando se lleva a cabo la prueba DF, se supone que el término de error μ_t no está autocorrelacionado. Pero Dickey y Fuller desarrollaron una prueba para cuando dicho término está autocorrelacionado, la cual se conoce como la Prueba de Dickey-Fuller Aumentada (DFA). Esta prueba se lleva a cabo aumentando a la ecuación anterior el valor rezagado de la variable dependiente ΔY_t . En el DFA se prueba que $\delta = 0$, es decir, existe raíz una raíz unitaria, y la serie de tiempo es no estacionaria.

La hipótesis alternativa es que $\delta < 0$, es decir la serie de tiempo es estacionaria; Dickey y Fuller probaron que bajo la hipótesis nula planteada el valor del estimador t del coeficiente Y_{t-1} sigue el estadístico τ . Entonces si el valor

¹⁹ GUJARATI Damodar, Econometría, editorial Mc Graw Hill, cuarta edición, México D.F.-México, págs., 779 y 780.

absoluto calculado del estadístico τ excede la DFA, se rechaza la hipótesis nula, en cuyo caso la serie de tiempo es estacionaria.

3.7. Modelos ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average).

Un proceso que después de diferenciarlo d veces se transforma en un proceso ARMA (p, q) se dice ARIMA (p, d, q) . Si se denota $\Delta = I - B$, entonces el proceso (X_t) es un ARIMA (p, d, q) , si $\Delta^d X_t$ es un ARMA (p, q) . El modelo general ARIMA (p, d, q) denominada proceso autorregresivo integrado de medias móviles de orden p, d, q , toma la siguiente expresión:

$$\Phi(B)(1 - B)^d X_t = \theta(B)u_t, \quad t \in Z$$

Donde, $\Phi(z)$ y $\theta(z)$ tienen sus raíces fuera del círculo unidad y (u_t) es un ruido blanco de varianza $(\sigma^2)^{20}$. Cabe mencionar que, un modelo ARIMA (p, d, q) permite describir una serie de observaciones después de que hayan sido diferenciadas d veces, a fin de extraer las posibles fuentes de no estacionariedad.

3.8. Cointegración.

Se dice que dos variables que son $I(d)$, x_t , y_t están cointegradas si existe una combinación lineal entre ellas que es de orden menor de d , es decir, si:

$$\alpha_1 Y_t + \alpha_2 X_t = n^*$$

Donde n_t^* es $I(d_1)$ donde $d_1 < d$. A la combinación (α_1, α_2) se la denomina la relación de cointegración; como cualquier relación del tipo $(c\alpha_1, \alpha_2)$ es también

²⁰ CAPA Holger, Modelación de Series Temporales, primera edición, Quito-Ecuador, 2007, pág., 29.

de cointegración para cualquier $c \neq 0$, la relación de cointegración se normaliza de manera que el coeficiente de la variable dependiente sea uno. Cuando existe cointegración, una de las dos variables explica parte de la tendencia de la otra. Dividiendo la ecuación anterior por α_1 , y suponiendo que Y_t depende de X_t , podemos escribir:

$$y_t = \beta x_t + n_t$$

Donde; $\beta = -\alpha_2/\alpha_1$ y $n_t = n_t^*/\alpha_1$ son un proceso $I(d_1)$. En la ecuación anterior diremos que la relación de cointegración es $(1, -\beta)$ y estimar la relación de cointegración equivale a estimar la relación entre las variables dada por β .

3.9. Vectores Autorregresivos (VAR)

Dentro de las herramientas econométricas que permiten el análisis conjunto de un grupo de variables endógenas están los vectores autorregresivos (VAR). En estos modelos está implícito el criterio de que si existe simultaneidad entre variables éstas deberían ser tratadas con igualdad sin que exista una distinción a priori entre variables endógenas y exógenas²¹. El modelo VAR es un proceso estocástico vectorial que permite conocer el desarrollo de un sistema de variables correlacionadas; al establecer las variables del sistema como endógenas, captura los conocimientos y la dinámica de sus interrelaciones²².

Cada variable en el modelo VAR es explicada por sus propios valores rezagados y por el valor rezagado del resto de variables del sistema endógeno, formando así un sistema de series temporales, conocidas como series temporales vectoriales. Cuando el sistema se ha particionado en variables endógenas y exógenas entonces se dice que el modelo a tratar es un VARX; donde, las variables endógenas proyectan la información del sistema (salida del sistema) mientras que las variables exógenas suministran información al sistema (entrada del sistema).

²¹ SÁNCHEZ GONZÁLES Carlos, Métodos Econométricos, editorial Ariel, 2001.

²² LUTKETPOHL Helmut, New introduction to Multiple Time Series Analysis, Springer Verlag, 2005.

Las variables exógenas pueden ser componentes estocásticos o no; lo relevante de esta distinción es que permite tener un control total o parcial en la administración y gestión del sistema facilitando la cuantificación de políticas, por lo que se las denomina variables instrumentales.

Las variables que conforman el VARX (exógenas y endógenas) deben ser estacionarias, de tal forma que se pueden obtener predicciones óptimas del vector endógeno. La estructura de los modelos VARX es la siguiente:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + B X_t + u_t$$

$k \times 1 \quad k \times k \quad k \times 1 \qquad \qquad \qquad k \times r \quad r \times 1 \quad k \times 1$

Donde Y_{t-j} corresponde al vector endógeno formado por los valores de las k variables en el período $(t-j)$; X_t es un vector exógeno formado por los valores de las variables en el período t ; A_i es una matriz cuadrada $(k \times k)$; B es una matriz $(k \times r)$, siendo r el número de variables exógenas y, u_t un proceso multivariado ruido blanco normal con media cero y matriz de varianzas covarianzas Σ_u .

La presencia de variables no estacionarias en un VAR ocasiona que el impacto de las interrelaciones del vector Y_t tengan efectos permanentes y por lo tanto la teoría asintótica convencional no sea aplicable para la estimación del modelo. Sin embargo, si el vector en diferencias ΔY_t o algunas combinaciones lineales de las variables de Y_t son estacionarias, entonces la estimación de los parámetros es adecuada.

Cuando la combinación lineal de las variables de Y_t es estacionaria²³, se dice que las variables son cointegradas; es decir, las variables tienen la misma tendencia, presentando una relación de equilibrio a largo plazo, y el modelo VAR en niveles puede ser reescrito como un modelo de corrección de errores VEC; cuando un

²³ Se considera que un proceso estocástico es estacionario cuando su media y la varianza es constante en el tiempo.

modelo VEC utiliza variables exógenas²⁴ entonces este modelo se lo conoce como VECX cuya estructura es la siguiente:

$$\Delta Y_t = \alpha(\beta' Y_{t-1}) + \sum_{i=1}^{p-1} D_i \Delta Y_{t-i} + B X_t + u_t$$

$\begin{matrix} k \times 1 & k \times r & r \times k & k \times 1 & & k \times k & k \times 1 & k \times r & r \times 1 & k \times 1 \end{matrix}$

Donde, Y_t corresponde a un vector de “ k ” variables no estacionarias (integradas de orden uno) en el período t ; α y β son matrices ($k \times r$) de parámetros; X_t es un vector formado por los valores de las variables exógenas; D_i y B son matrices de parámetros de dimensiones ($k \times k$) y ($k \times r$), respectivamente; y, u_t es un vector de variables aleatorias.

Nótese que, en este contexto, las columnas de β son los denominados vectores de cointegración y pueden interpretarse como las relaciones de largo plazo, α son los coeficientes que determinan la velocidad de ajuste del vector Y_{t-1} en presencia del desequilibrio.

3.9.1. Metodología para Modelos Vectoriales.

Para establecer un modelo adecuado de series temporales vectoriales se utiliza una metodología que consiste en los siguientes pasos:

- 1) *Identificación*.- Un modelo VECX está caracterizado por los siguientes factores:
 - *Número de Rezagos del Vector Autorregresivo (p)*.- Si se conociera con exactitud el rezago real del proceso estocástico vectorial, entonces se puede identificar con exactitud el proceso estocástico observado. Sin

²⁴ Las variables exógenas pueden considerarse a constantes, variables indicatrices, variables estacionales o variables que son independientes del vector endógeno.

embargo, conocer con exactitud el rezago de los procesos estocástico es imposible; es por esta razón que, se han desarrollado estimadores del rezago del modelo VAR conocidos como criterios de selección del rezago. Los criterios de selección más conocidos son Akaike, Hannan Quinn y Schwarz. El objetivo de estos criterios es seleccionar el rezago que mejor se aproxime al valor real. Dichos criterios parten del supuesto que el rezago es el adecuado siempre y cuando pueda reducir el error del modelo; para cada rezago se calcula el valor de los criterios donde un valor pequeño indica que éste rezago puede ser adecuado para el VAR. Los criterios de Schwarz y Akaike proporcionan valores mínimos y máximos en el que se encuentra el rezago real del modelo; de esta forma se determina un intervalo en el que se va a encontrar el rezago real de éste. Los demás criterios proporcionan rezagos que puede tener el VAR pero deben encontrarse entre los rezagos sugeridos por Schwarz y Akaike.

- *Modelo y Número de Relaciones de Cointegración.*- Las relaciones de cointegración entre variables endógenas permiten determinar las ecuaciones que cuantifican la parsimonia entre estas variables, de donde estas ecuaciones pueden presentar algunas de las siguientes estructuras:
 1. Ecuación de cointegración sin intercepto y el modelo del vector autorregresivo sin tendencia.
 2. Ecuación de cointegración con intercepto y el modelo del vector autorregresivo sin tendencia.
 3. Ecuación de cointegración con intercepto y el modelo del vector autorregresivo con tendencia.
 4. Ecuación de cointegración y el modelo del vector autorregresivo con tendencia.
 5. Ecuación de cointegración con tendencia lineal y el modelo del vector autorregresivo con tendencia cuadrática.

Las pruebas estadísticas más utilizadas para determinar las relaciones de cointegración del modelo VECX son la prueba de la traza y la prueba de

máximo valor propio²⁵ llamadas también contraste de *Johansen*, donde se determina estadísticamente la presencia de valores propios diferentes de cero en la matriz, indicando el número de relaciones de cointegración que se tienen entre las variables endógenas.

La combinación de estos factores hace posible determinar los modelos candidatos para la predicción.

- 2) *Variables Exógenas*.- Las variables exógenas en los modelos VECX transmiten los acontecimientos presentes al modelo vectorial, dando la facilidad de construir escenarios bajo ciertos supuestos en las variables exógenas. Las variables explicativas en el modelo VECX se obtienen a partir de un algoritmo que permite medir el aporte de cada variable exógena en la mejora de la predicción de las variables endógenas.
- 3) *Estimación*.- Para estimar los parámetros del modelo VECX se utilizan los mínimos cuadrados ordinarios.
- 4) *Verificación*.- Un modelo adecuado VECX permite capturar las interrelaciones existentes entre las variables endógenas dando como resultado que los residuos no dispongan de información de las interrelaciones de las variables endógenas, por lo que los residuos deben ser independientes con distribución normal multivariada $N_k(0, \Sigma_U)$. Para verificar lo anterior se utilizan las pruebas *Portmanteau* y *Jarque Bera*, respectivamente. La prueba *Portmanteau* permite determinar la significación conjunta de las autocorrelaciones de los residuos del modelo VECX probando la independencia de los residuos; la prueba de *Jarque Bera* permite determinar si los residuos siguen una ley normal multivariada, en donde se prueba conjuntamente que los momentos de orden 3 (asimetría) y 4 (agudeza) sean 0 y 3 respectivamente.

²⁵ Si una matriz A es diagonalizable entonces podemos afirmar que $\text{rango}(C'AC) = \text{rango}(A) = \text{rango}(\Lambda)$, donde C es una matriz cuyas columnas son los vectores propios de A y Λ es una matriz diagonal formada por los valores propios de A; por tanto, para hallar el rango de A basta determinar los valores propios de A que son diferentes de cero.

- 5) *Predicción*.- El modelo VECX que sea escogido debe tener la capacidad de realizar predicciones adecuadas y confiables, donde el estadígrafo utilizado es la suma de errores al cuadrado y es calculado de la siguiente manera:

$$S.E.C. = \sum_{i=1}^h e_t(i)' e_t(i)$$

Donde $e_t(i) = Y_{t+i} - Y_t(i)$, en el que se especifica un origen de pronóstico “ t ” y el número de períodos a futuro “ i ”, siendo Y_{t+i} el valor real y $Y_t(i)$ el valor pronosticado.

3.9.2. Criterios de Selección del Rezago Óptimo del VAR

Los estadísticos para identificar el orden del VAR son los siguientes:

- 1) *Estadístico de Akaike*.- $-2(l/T) + 2(k/T)$
- 2) *Estadístico de Hannan Quinn*.- $-2(l/T) + k \log(T)/T$
- 3) *Estadístico de Schwarz*.- $-2(l/T) + 2k(\log(T))/T$

Los tres estadísticos proporcionan posibles rezagos del modelo VAR y estos tratan de identificar adecuadamente el rezago real del VAR.

3.9.3. Análisis de Cointegración de Johansen.

El método, dado por *Johansen*, *Stock* y *Watson*, está basado en el método VAR. Si un conjunto de variables están realmente integradas, se debe detectar las restricciones que implican en un VAR no restringido.

Al designar a y_t como el conjunto de M variables que se cree están cointegradas, y si el rango de cointegración del sistema es r , entonces hay r vectores independientes, $\gamma_i = [1, \theta_i]$ donde cada vector se diferencia por estar normalizado

en una variable diferente. Si se supone que hay también un conjunto de variables $I(0)$ exógenas, incluyendo la constante en el modelo, entonces cada vector de cointegración de la relación de equilibrio:

$$y_t' \gamma_i = x_t' \beta + \varepsilon_t$$

Lo que puede reescribirse como:

$$y_{it} = Y_{it}' \theta_i + x_t' \beta + \varepsilon_t$$

Para llegar al contraste de Johansen, primero se formula el VAR:

$$y_t = \Gamma_1 y_{t-1} + \Gamma_2 y_{t-2} + \dots + \Gamma_p y_{t-p} + \varepsilon_{t-p}$$

Ahora, sea Z_t , que designa el vector de $M(p-1)$ variables:

$$z_t = \Delta y_{t-1}, \Delta y_{t-2}, \dots, \Delta y_{t-p+1}$$

Es decir, z_t contiene los rezagos 1 hasta $p-1$ de las primeras diferencias de las M variables. Ahora, utilizando las T observaciones disponibles, se obtienen dos matrices $T \times M$ de residuos mínimos cuadráticos, donde: D es igual a los residuos de la regresión Δy_t en z_t y E representa los residuos de la regresión de y_{t-p} en z_t .

Sea d_1^* , que designa una combinación lineal de las columnas de D , y de igual manera e_1^* para las columnas de E ; se debe elegir estas dos combinaciones lineales de modo que maximicen la correlación entre ellas. Este par de variables son las primeras variables canónicas, y su correlación r_1^* es la primera correlación canónica. En el ámbito de la cointegración, este cálculo tiene cierto atractivo intuitivo; ahora, con d_1^* y e_1^* disponibles, se busca un segundo par de variables d_2^* y e_2^* para maximizar su correlación, condicionadas a la restricción de que la

segunda variable en cada par sea ortogonal con la primera; esta condición continúa para cada uno de los M pares de variables.

El cálculo de todos ellos resulta simple, ya que no es necesario calcular los coeficientes de los vectores para las combinaciones lineales. Las correlaciones canónicas cuadradas son simplemente las raíces características ordenadas de la matriz.

$$R^* = R_{DD}^{-1/2} R_{DE} R_{EE}^{-1} R_{ED} R_{DD}^{-1/2},$$

Donde, R_{ij} es la matriz de correlaciones cruzadas entre variables del conjunto i y del conjunto j , para $i, j = D, E$. Finalmente la hipótesis nula de que hay r o menos vectores de cointegración, se comprueba con los siguientes criterios:

- La Traza: $-T \sum_{i=r+1}^M \ln[1 - (r_i^*)^2]$
- Máximo Valor propio : $-T \ln[1 - (r_{r+1}^*)^2]$

Sí se hubieran observado las correlaciones basadas en las perturbaciones verdaderas en vez de las estimadas, se compararía este estadístico con la distribución chi-cuadrado con $(M - r)$ grados de libertad.

3.9.4. Prueba *Portmanteau* de los Residuos.

Esta prueba tiene por objeto comprobar la no existencia de correlaciones sucesivas de los residuos de una estimación hasta un rezago determinado h . Para analizar conjuntamente las autocorrelaciones de los residuos se plantea la hipótesis nula que, la matriz de autocorrelación de los residuos u_t es igual a cero, es decir que, no exista correlación conjunta de los residuos del proceso de ruido blanco derivado de una estimación.

$$\begin{cases} H_0: \overline{R}_h = (R_1, \dots, R_h) = 0 \\ H_1: \overline{R}_h = (R_1, \dots, R_h) \neq 0 \end{cases}$$

El estadístico usado para contrastar la hipótesis nula es:

$$P_h = T^2 \sum_{i=1}^h (T-i)^{-1} \text{tr}(\hat{C}_i' \hat{C}_0^{-1} \hat{C}_i \hat{C}_0^{-1}) \approx \chi^2(K^2(h-p))$$

Donde:

$$C_i = \frac{1}{T} \sum_{t=i+1}^T \hat{u}_t \hat{u}'_{t-i}$$

\hat{C}_i Es la matriz de covarianza estimada de u_t , h es el número de rezagos para autocorrelaciones y p es el rezago del VAR.

El estadístico *Portmanteau* sigue una distribución χ^2 (chi-cuadrado) con grados de libertad $h - p(K^2(h-p))$. Si el estadístico de *Portmanteau* es menor que $\chi^2(K^2(h-p))$, no se rechaza la hipótesis nula, que indica que los residuos se comportan como ruido blanco.

3.9.5. Prueba de Normalidad de los Residuos.

El objetivo de esta prueba es comprobar si el proceso de ruido blanco u_t (de términos aleatorios independientes) derivado del residuo de una estimación sigue una ley de distribución normal, para la cual se debe cumplir que:

- El momento de orden 3 (asimetría o *skwness*) debe ser estadísticamente igual a cero.

$$m_3 = E(u_t - \mu)^3 = 0$$

- El momento de orden 4 (esbeltez o *kurtosis*) debe ser estadísticamente igual al vector de elementos (3): $m_4 = E(u_t - \mu)^4 = 3$

Cuando u_t sigue una distribución normal con media μ y con varianza Σ se puede escribir que:

$$\sqrt{T} \begin{bmatrix} m_3 & 0 \\ m_4 & -3 \end{bmatrix} \xrightarrow{d} N \left[0, \begin{bmatrix} 6I_K & 0 \\ 0 & 24I_K \end{bmatrix} \right]$$

Donde:

$$\lambda_1 = \frac{T m_3' m_3}{6} \xrightarrow{d} \chi^2(K)$$

Puede utilizarse como prueba, bajo el siguiente contraste:

$$H_0: E \begin{bmatrix} (w_{1t} - \mu)^3 \\ \vdots \\ (w_{kt} - \mu)^3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{Contra } H_0: E \begin{bmatrix} (w_{1t} - \mu)^3 \\ \vdots \\ (w_{kt} - \mu)^3 \end{bmatrix} \neq \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

Además, se tiene que:

$$\lambda_2 = \frac{T(m_4 - 3K)'(m_4 - 3K)}{24} \xrightarrow{d} \chi^2(K)$$

La cual puede utilizarse como prueba, bajo el siguiente criterio:

$$H_0: E \begin{bmatrix} (w_{1t} - \mu)^4 \\ \vdots \\ (w_{kt} - \mu)^4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ \vdots \\ 3 \end{bmatrix} \quad \text{Contra } H_0: E \begin{bmatrix} (w_{1t} - \mu)^4 \\ \vdots \\ (w_{kt} - \mu)^4 \end{bmatrix} \neq \begin{bmatrix} 3 \\ \vdots \\ 3 \end{bmatrix}$$

En los dos casos anteriores se acepta la hipótesis nula, si: $\lambda_1 < \chi^2(K)$ y $\lambda_2 < \chi^2(K)$, es decir no se rechaza la hipótesis que u_t sigue una distribución normal con media cero y varianza Σ .

Para probar conjuntamente las hipótesis nulas de los momentos 3 y 4, se debe usar el siguiente estadístico $\lambda_3 = \lambda_1 + \lambda_2$; entonces sí, $\lambda_3 < \chi^2(2K)$ se acepta que el proceso ruido blanco sigue una ley normal multivariada.

3.9.6. Pruebas de Causalidad de *Granger* para validar un VAR

Si un acontecimiento A sucede antes de un suceso B, entonces es posible que A esté causando a B. Sin embargo, no es posible que B esté provocando a A. En otras palabras, los acontecimientos pasados pueden propiciar sucesos que estén generándose en la actualidad, lo cual no ocurre con los sucesos futuros.

La prueba de causalidad de *Granger* supone que la información relevante para la predicción de las variables respectivas, sean éstas X y Y , está contenida únicamente en la información de series de tiempo sobre estas variables. La prueba involucra la estimación de las siguientes regresiones:

$$X_t = \sum_{t=1}^n \alpha_t Y_{t-1} + \sum_{t=1}^n \beta_t X_{t-1} + u_{1t}$$

$$Y_t = \sum_{t=1}^n \lambda_t Y_{t-1} + \sum_{t=1}^n \delta_t X_{t-1} + u_{2t}$$

Donde, se supone que las perturbaciones u_{1t} y u_{2t} no están correlacionadas internamente ni de forma cruzada. Se debe notar que, en vista que se tienen dos variables existe una causalidad bilateral pero cuando hay más variables se generaliza esta causalidad multivariable a la técnica de regresión vectorial. La primera ecuación postula que X_t actual está relacionado con los valores pasados del mismo X_t , al igual que con los rezagos de Y_t , y la segunda ecuación postula un comportamiento similar para Y_t ; entre los casos más frecuentes de causalidad se distinguen:

- La causalidad unidireccional de X hacia Y .
- La causalidad unidireccional de Y hacia X .
- La retroalimentación o causalidad bilateral.
- Finalmente, se sugiere independencia cuando los conjuntos de coeficientes de Y y X no son significativos en ambas regresiones.

La hipótesis nula que se plantea para encontrar la causalidad entre dos series es $H_0: \sum \alpha_i = 0$, es decir los términos rezagados de Y no pertenecen a la regresión. Para probar esta hipótesis, se aplica la prueba de *Fisher*:

$$F = \frac{(SRC_R - SRC_{NR})/m}{SRC_{NR}/(n - k)}$$

Que sigue la distribución F con (m) y $(n - k)$ grados de libertad. En el presente caso, m es igual al número de términos rezagados de Y , y k es el número de parámetros estimados en la regresión no restringida. Si el valor calculado de F excede al valor crítico de F al nivel de significancia seleccionado, se rechaza la hipótesis nula, en cuyo caso los términos rezagados de Y pertenecen a la regresión. Esta es otra forma de decir que Y causa a X . El mismo procedimiento se realiza para definir si X causa a Y .

CAPÍTULO 4.

ESTIMACIÓN DE LAS VENTAS DE LAS CUATRO PRINCIPALES MARCAS DE BEBIDAS GASEOSAS DE ECUADOR BOTTLING COMPANY CORP. (EBC), MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ECONOMETRÍCOS.

4.1. Modelos de Serie de Tiempo Univariados (ARIMA)

4.1.1. Análisis de las Series de Ventas.

La series de ventas que se van a analizar a continuación no son más que un conjunto de observaciones con características específicas, a lo largo de un período de tiempo, Dichas series corresponden a las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas para EBC, como son las mundialmente conocidas marcas Coca-Cola, Fanta, Sprite y la marca nacional Fioravanti.

Para las series de ventas se poseen datos de venta mensual a nivel país (Ecuador) que abarcan desde el mes de enero de 2.003 hasta diciembre de 2.008; dichas ventas se encuentran en una unidad de medida que es una característica de la industria de bebidas como son las Cajas Físicas Estándar, dicha información puede ser observada en el (*Anexo 3*).

Ecuador Bottling Company Corp. en alianza con The Coca-Cola Company comercializan para el Ecuador las marcas Coca-Cola, Fanta, Sprite y Fioravanti,

las cuales han venido ganando consumidores por su sabor y calidad; dicho comportamiento es un reflejo al momento de observar el crecimiento de sus ventas año tras año.

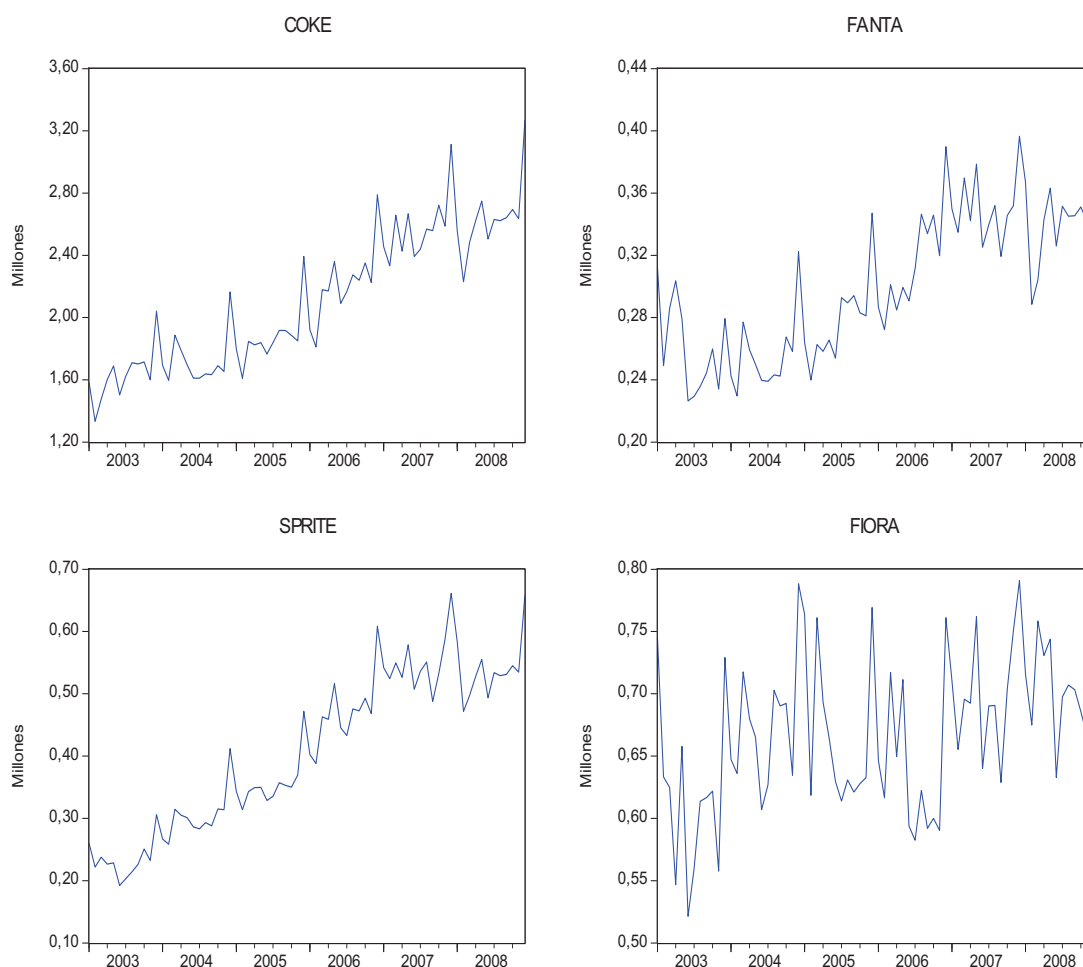
Al conocer anteriormente la importancia de los pronósticos no solo dentro de Ecuador Bottling Company Corp. sino a nivel empresarial, se procederá a continuación a la construcción de un modelo de serie temporal univariante para cada una de las cuatro marcas de bebidas gaseosas mencionadas, consiguiendo obtener una guía sumamente práctica de la utilización de la metodología de Box-Jenkins para el análisis de series de ventas de este tipo.

La modelación de estas series se realizará utilizando el paquete EViews, por lo que iniciamos una sesión de trabajo en EViews, para datos mensuales y abarcando no sólo el periodo histórico (muestral) sino también 12 meses más (año 2.009) para poder pronosticar los valores de cada una de las series de ventas con las que vamos a trabajar.

4.1.2. Representaciones Gráficas de las Series de Ventas.

Una vez cargada toda la información de las series en el Programa EViews, se obtienen representaciones gráficas de cada una de las series como muestra la *Figura 15*, ya que de esta manera se tiene una primera aproximación para entender el comportamiento de las series de ventas. Se puede observar que todas las series presentan una fuerte evolución creciente (tendencia) con el paso del tiempo, esto significa que las series no presentan un valor medio constante en todo el período muestral, es decir, no oscila en torno a un mismo valor. Por tanto, se puede suponer ya a priori que, probablemente, las series no serán estacionarias y que, por lo tanto, presentarán al menos una raíz unitaria.

Figura 15. Representaciones Gráficas de las Series de Ventas



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.1.3. Transformaciones Previas de las Series de Ventas.

4.1.3.1. Prueba de Raíces Unitarias.

Para comprobar de forma más exhaustiva lo mencionado anteriormente, se procede a aplicar la prueba de raíces unitarias de Dickey-Fuller, para poder determinar si las series presentan o no raíces unitarias que expliquen la tendencia

observada en los gráficos; las pruebas de raíces unitarias se encuentran disponibles en EViews.

Se procede a seleccionar la prueba de Dickey-Fuller Aumentado (ADF); seguidamente, se indicará si la prueba se va a realizar sobre la serie en niveles, primeras diferencias o segundas diferencias de la serie original; esta opción de selección de los datos es importante y hay que considerar lo siguiente: Si la prueba acepta la hipótesis nula (existencia de raíz unitaria, es decir, no estacionariedad de la serie) en los datos en niveles pero rechaza la hipótesis en primeras diferencias, entonces la serie contiene una raíz unitaria y, por tanto, es integrada de orden uno, $I(1)$. Si la prueba acepta la hipótesis nula en niveles y primeras diferencias pero se rechaza al realizar la prueba en segundas diferencias, entonces la serie contiene dos raíces unitarias y es integrada de orden 2, $I(2)$.

La *Tabla 3*, resume las pruebas de Dickey-Fuller Aumentado efectuadas sobre las series de ventas (*Anexo 7*), con presencia de constante y tendencia.

Tabla 3. Pruebas de Raíces Unitarias para cada serie de ventas.

Serie	P-Valor	Prob. de los Retardos				
		Tendencia	Constante	0	1	2
Coke	0,0585	0,0012	0,0010	0,0011	0,2487	0,1320
Coke	0,0007	0,0000	0,0000	0,0000	0,8004	X
Coke	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	X	X
Fanta	0,0251	0,0004	0,0006	0,2494	0,4315	0,0004
Fanta	0,0045	0,0001	0,0001	0,0000	0,4450	X
Fanta	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	X	X
Sprite	0,0773	0,0020	0,0016	0,0017	0,5119	0,4183
Sprite	0,0103	0,0002	0,0002	0,0001	0,7126	X
Sprite	0,0004	0,0000	0,0000	0,0000	X	X
Fiora	0,0333	0,0338	0,0006	0,0005	0,2448	0,3015
Fiora	0,0008	0,0097	0,0000	0,0000	0,5191	X
Fiora	0,0000	0,0022	0,0000	0,0000	X	X

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Como conclusión de lo observado en la *Tabla 3*, para todas las series de ventas encontramos que son estacionarias con los datos a nivel y con la presencia de constante y tendencia con cero retardos, es decir, se rechaza la hipótesis nula. Ya que tanto la probabilidad de la serie así como la probabilidad de la tendencia y constante son menores al 5%, no poseen ninguna raíz unitaria y las series son estacionarias.

4.1.3.2. Diferenciaciones de las Series de Ventas.

Las pruebas de raíces unitarias ADF y la representación gráfica de las series nos ayudaron a identificar la estacionariedad de las series Coca-Cola, Fanta y Sprite y Fioravanti en media y varianza, son integradas de orden cero I (0).

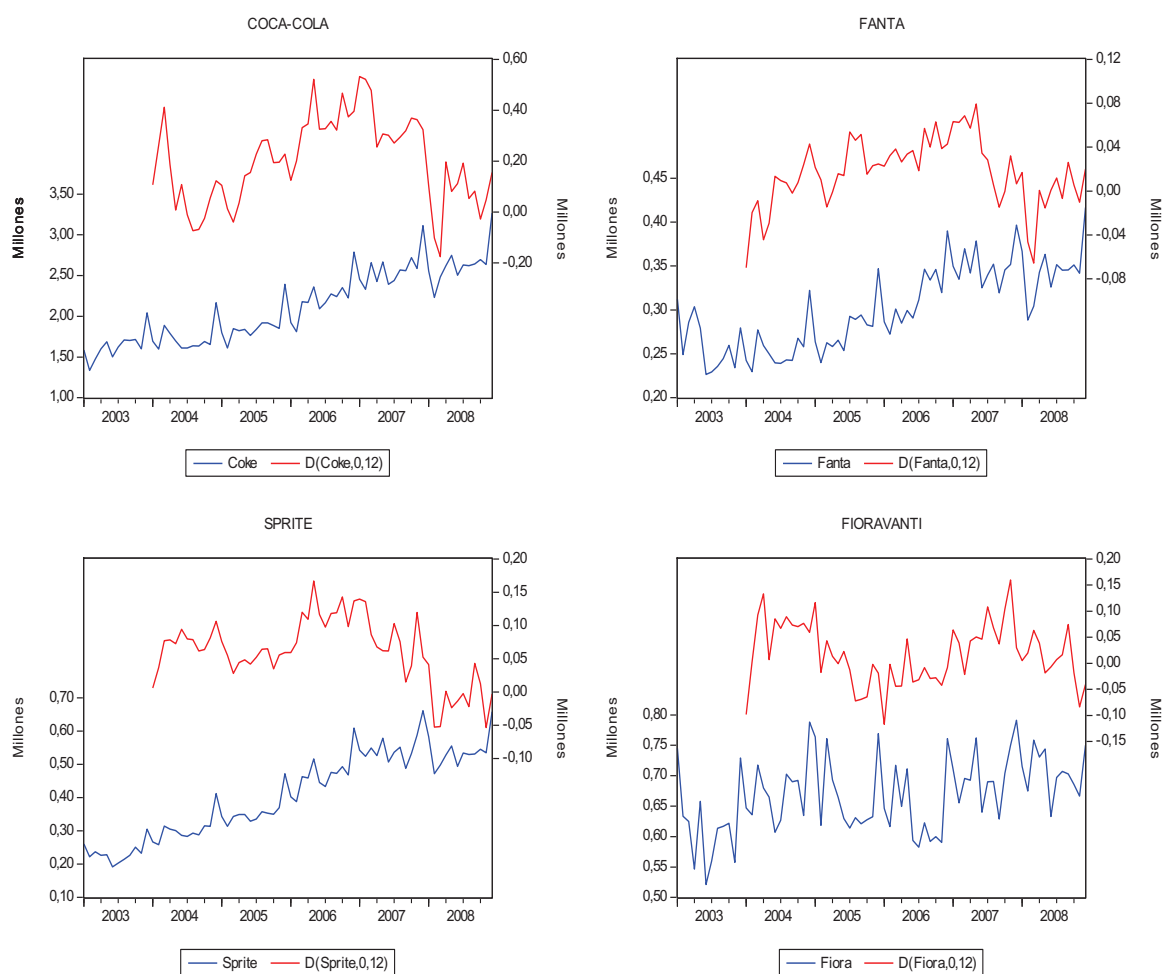
Sin embargo se conoce de antemano que las series poseen una componente estacional, dicho comportamiento estacional para proceder a la correcta identificación de los procesos ARIMA(p,q) presentes en las series, se deberá corregir; para ello, se calculará la serie con una diferencia en la parte estacional de orden 12.

En el programa EViews se utilizan tres campos para trabajar D (Nombre de la serie, diferencia local, diferencia estacional), procedimiento que será más útil para evitar transformaciones posteriores. Las series se plantearán de la siguiente forma:

$$D(COKE,0,12), D(FANTA,0,12), D(SPRITE,0,12), D(FIORA,0,12)$$

La *Figura 16*, muestra las series originales frente a las series efectuadas la diferencia estacional de orden doce.

Figura 16. Series de Ventas Transformadas



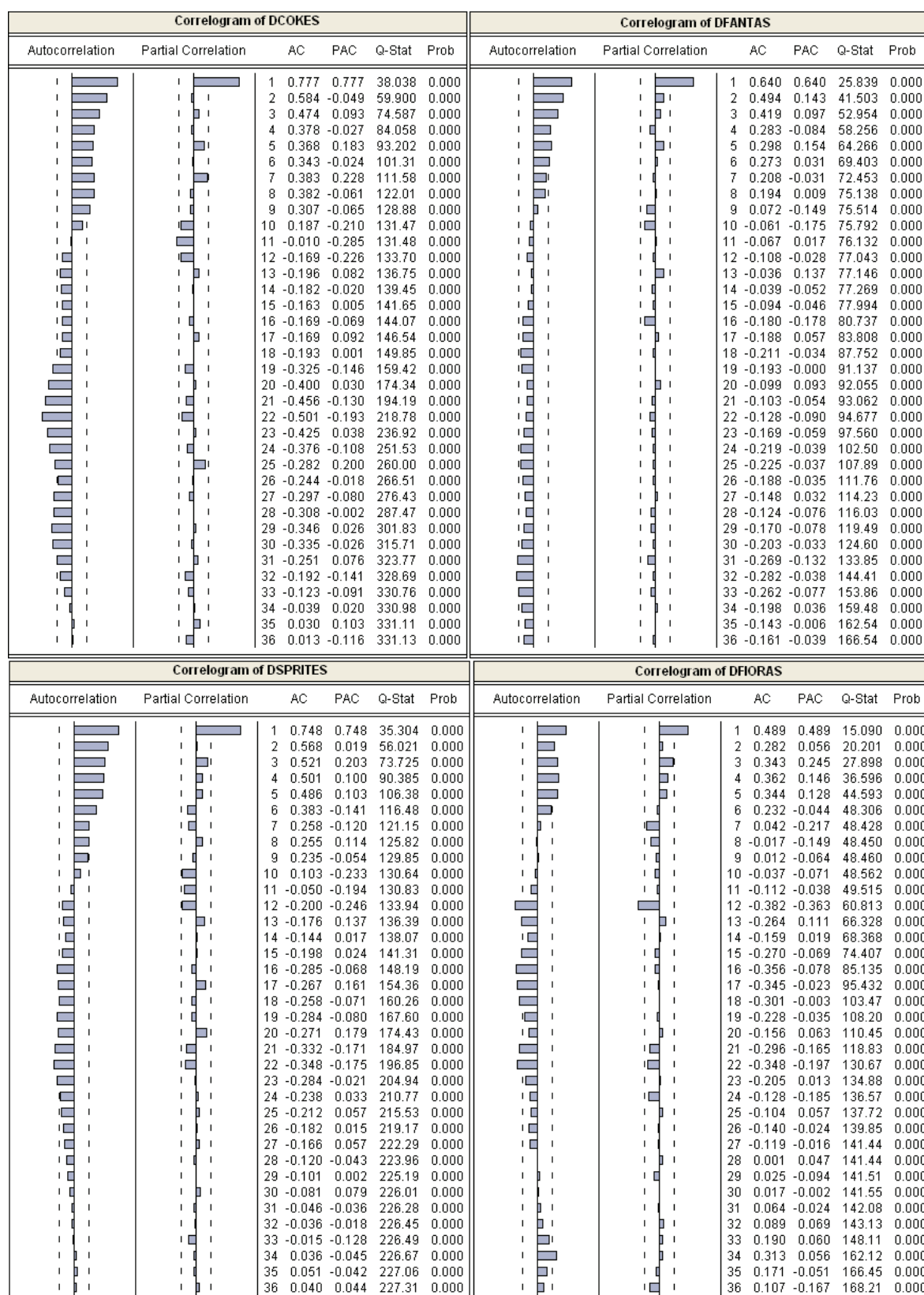
Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.1.4. Identificación de los Modelos ARIMA Univariantes.

Para poder identificar el orden de los modelos se procederá a observar los correlogramas que nos entrega el programa EViews, para cada serie, seleccionamos 36 retardos, es decir, el cálculo de 36 coeficientes de autocorrelación y autocorrelación parcial; la *Figura 17*, recoge los correlogramas de las cuatro series de ventas.

Figura 17. Correlogramas de las Series de Ventas con Diferencia Estacional.



Elaborado por: Andrés Artega.

Fuente: EBC y BCE

Obtenidos los correlogramas de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial como muestra la *Figura 17*, de las series de ventas efectuadas una diferencia en la parte estacional procederemos a identificar el orden de los modelos ARIMA, para cada serie de ventas.

4.1.4.1. Especificación del modelo para la Serie de Ventas Coca-Cola.

El modelo que identificamos al observar el Correlograma DCOKES de la *Figura 17*, lo denominaremos Coke1, para el cual se identificaron los coeficientes: C AR (1) AR (12). A continuación el modelo ingresará a un proceso iterativo de estimación, verificación y modificación si ésta se requiere; para el modelo Coke1 se obtuvieron los resultados que se observan en la *Tabla 4*, en la que analizando la columna de probabilidad “Prob.” todos los coeficientes son estadísticamente significativos ya que tienen un P-Valor menor a 0,05 (0,95% de confianza).

Tabla 4. Información Estadística Modelo Coke1.

Dependent Variable: D(COKE,0,12)				
Method: Least Squares				
Sample (adjusted): 2005M01 2008M12				
Included observations: 48 after adjustments				
Convergence achieved after 5 iterations				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	233475.2	30710.95	7.602344	0.0000
AR(1)	0.762536	0.087807	8.684269	0.0000
AR(12)	-0.226135	0.088994	-2.541010	0.0146
R-squared	0.652425	Mean dependent var		228633.7
Adjusted R-squared	0.636977	S.D. dependent var		163601.0
S.E. of regression	98571.80	Akaike info criterion		25.89542
Sum squared resid	4.37E+11	Schwarz criterion		26.01237
Log likelihood	-618.4901	Hannan-Quinn criter.		25.93962
F-statistic	42.23426	Durbin-Watson stat		2.069184
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.96+.21i	.96-.21i	.70-.59i	.70+.59i
	.29-.83i	.29+.83i	-.18-.84i	-.18+.84i
	-.58-.62i	-.58+.62i	-.81+.23i	-.81-.23i

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Coke1: D (COKE, 0,12) C AR (1) AR (12)

La Figura 18, muestra los residuos y los residuos cuadrados del modelo Coke1, en donde los residuos se pueden considerar un ruido blanco, ya que todos los coeficientes poseen P-Valores significativos. Para el correlograma de los residuos al cuadrado, se puede observar claramente que no es necesario modelar la varianza del modelo ya que los P-Valores de todos los coeficientes son significativos. Por lo tanto el modelo antes mencionado es un modelo que describe a los datos de ventas mensuales de la serie Coca-Cola de forma aceptable.

Figura 18. Correlogramas de los Residuos para el Modelo Coke1

Correlogram of Residuals						Correlogram of Residuals Squared						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.049	-0.049	0.1211			1	0.020	0.020	0.0211	
		2	0.028	0.026	0.1630			2	-0.007	-0.007	0.0236	
		3	0.049	0.052	0.2929	0.588		3	0.061	0.061	0.2205	0.639
		4	-0.167	-0.164	1.8108	0.404		4	0.038	0.035	0.2984	0.861
		5	0.250	0.240	5.2854	0.152		5	-0.104	-0.105	0.8981	0.826
		6	-0.128	-0.121	6.2280	0.183		6	0.033	0.035	0.9609	0.916
		7	0.120	0.138	7.0732	0.215		7	-0.076	-0.084	1.2955	0.935
		8	0.202	0.170	9.5296	0.146		8	-0.057	-0.043	1.4923	0.960
		9	0.034	0.134	9.6005	0.212		9	-0.084	-0.080	1.9226	0.964
		10	0.129	0.027	10.651	0.222		10	-0.085	-0.089	2.3762	0.967
		11	-0.066	0.023	10.934	0.280		11	0.042	0.065	2.4903	0.981
		12	-0.197	-0.261	13.532	0.195		12	0.188	0.185	4.7906	0.905
		13	-0.037	-0.098	13.625	0.254		13	-0.124	-0.125	5.8395	0.884
		14	-0.057	-0.073	13.856	0.310		14	-0.168	-0.197	7.8390	0.798
		15	-0.015	-0.092	13.872	0.383		15	0.180	0.162	10.198	0.678
		16	-0.096	-0.232	14.558	0.409		16	0.025	0.034	10.246	0.744
		17	-0.098	-0.102	15.300	0.430		17	-0.106	-0.091	11.113	0.745
		18	0.155	0.102	17.212	0.372		18	0.086	0.041	11.707	0.764
		19	-0.119	-0.063	18.382	0.365		19	-0.060	-0.090	12.009	0.800
		20	-0.088	0.003	19.042	0.389		20	-0.015	0.054	12.028	0.846
		21	-0.101	0.016	19.957	0.397		21	-0.013	-0.010	12.044	0.884
		22	-0.252	-0.158	25.832	0.171		22	0.091	0.086	12.816	0.885
		23	0.066	0.035	26.247	0.197		23	0.172	0.166	15.661	0.788
		24	-0.178	-0.102	29.407	0.134		24	-0.043	-0.133	15.849	0.823
		25	0.037	0.031	29.547	0.163		25	-0.076	0.005	16.446	0.836
		26	0.100	0.070	30.631	0.165		26	-0.062	-0.065	16.865	0.854
		27	-0.106	0.020	31.907	0.161		27	0.116	0.036	18.414	0.824
		28	0.136	0.019	34.137	0.132		28	-0.043	-0.002	18.638	0.851
		29	-0.072	0.101	34.785	0.144		29	-0.061	0.002	19.105	0.866
		30	-0.109	-0.025	36.380	0.133		30	0.029	0.010	19.216	0.891
		31	0.030	0.036	36.503	0.159		31	-0.034	-0.039	19.382	0.911
		32	-0.044	0.009	36.791	0.183		32	-0.104	-0.023	21.017	0.887
		33	0.011	-0.143	36.810	0.218		33	-0.091	-0.176	22.342	0.872
		34	-0.002	-0.151	36.811	0.256		34	-0.072	-0.124	23.241	0.871
		35	0.069	0.043	37.694	0.263		35	-0.078	-0.101	24.364	0.862
		36	0.114	-0.079	40.302	0.211		36	-0.046	0.069	24.780	0.876

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.1.4.2. Especificación del modelo para la Serie de Ventas Fanta.

El modelo que identificamos al observar el Correlograma DFANTAS de la *Figura 17*, lo denominaremos Fanta1 para el cual se identificaron los coeficientes: C AR (1). A continuación el modelo ingresará a un proceso iterativo de estimación, verificación y modificación si ésta se requiere; para el modelo Fanta1 se obtuvieron los resultados que se observan en la *Tabla 5*, en la que analizando la columna de probabilidad "Prob." todos los coeficientes son estadísticamente significativos ya que tienen un P-Valor menor a 0,05 (0,95% de confianza).

Tabla 5. Información Estadística Modelo Fanta1.

Dependent Variable: D(FANTA,0,12)				
Method: Least Squares				
Sample (adjusted): 2004M02 2008M12				
Included observations: 59 after adjustments				
Convergence achieved after 5 iterations				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	20917.81	7812.638	2.677432	0.0097
AR(1)	0.640390	0.089490	7.155985	0.0000
R-squared	0.473237	Mean dependent var		18199.32
Adjusted R-squared	0.463996	S.D. dependent var		29205.48
S.E. of regression	21382.00	Akaike info criterion		22.81180
Sum squared resid	2.61E+10	Schwarz criterion		22.88222
Log likelihood	-670.9480	Hannan-Quinn criter.		22.83929
F-statistic	51.20813	Durbin-Watson stat		2.086236
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.64			

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Fanta1: D (FANTA, 0,12) C AR (1)

La *Figura 19*, muestra los residuos y los residuos cuadrados del modelo Fanta1, para el correlograma de los residuos al cuadrado, se puede observar claramente

que no es necesario modelar la varianza del modelo ya los P-Valores de los coeficiente son significativos. El correlograma de los residuos se puede considerar un ruido blanco, ya que todos los P-Valores de los coeficientes son significativos.

Sin embargo con el objetivo de obtener un mejor modelo se ha planteado una alternativa adicional a la cual denominaremos Fanta2, se aumento un coeficiente MA(12), como consecuencia el segundo modelo para la serie Fanta quedó formulado como: C AR(1) MA(12). El modelo ingresará a un proceso iterativo de estimación, verificación para este modelo se obtuvieron los resultados que se observan en la *Tabla 6*, todos los coeficientes son estadísticamente significativos ya que Poseen un P-Valor menor a 0,05 (0,95% de confianza).

Figura 19. Correlogramas de los Residuos para el Modelo Fanta1.

Correlogram of Residuals						Correlogram of Residuals Squared						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.056	-0.056	0.1957			1	0.116	0.116	0.8341	
		2	0.027	0.024	0.2433	0.622		2	0.119	0.107	1.7234	0.189
		3	0.046	0.050	0.3821	0.826		3	0.028	0.003	1.7724	0.412
		4	-0.161	-0.158	2.0828	0.555		4	-0.112	-0.131	2.5955	0.458
		5	0.220	0.207	5.3025	0.258		5	-0.021	0.000	2.6263	0.622
		6	0.110	0.141	6.1246	0.294		6	-0.005	0.027	2.6281	0.757
		7	-0.033	-0.026	6.1995	0.401		7	-0.013	-0.007	2.6394	0.853
		8	0.152	0.110	7.8254	0.348		8	-0.029	-0.047	2.7007	0.911
		9	0.042	0.125	7.9534	0.438		9	0.118	0.130	3.7091	0.882
		10	-0.165	-0.196	9.9443	0.355		10	0.007	-0.007	3.7125	0.929
		11	0.086	0.001	10.499	0.398		11	0.033	0.002	3.7955	0.956
		12	-0.241	-0.217	14.950	0.185		12	-0.077	-0.103	4.2466	0.962
		13	0.049	0.001	15.137	0.234		13	0.107	0.164	5.1454	0.953
		14	-0.040	-0.172	15.262	0.291		14	-0.096	-0.114	5.8777	0.950
		15	0.013	0.117	15.276	0.360		15	0.075	0.083	6.3359	0.957
		16	-0.143	-0.255	16.980	0.320		16	0.013	-0.020	6.3490	0.973
		17	-0.057	0.053	17.256	0.369		17	-0.047	-0.007	6.5410	0.981
		18	-0.001	0.038	17.256	0.437		18	0.169	0.140	9.0455	0.939
		19	-0.158	-0.089	19.503	0.361		19	0.029	0.015	9.1211	0.957
		20	0.153	0.147	21.666	0.301		20	-0.024	-0.082	9.1764	0.970
		21	-0.088	0.051	22.405	0.319		21	-0.113	-0.104	10.385	0.961
		22	0.000	-0.004	22.405	0.376		22	-0.045	-0.005	10.585	0.970
		23	-0.031	-0.056	22.500	0.430		23	-0.086	-0.008	11.322	0.970
		24	-0.125	-0.085	24.111	0.398		24	-0.114	-0.165	12.664	0.959
		25	-0.091	-0.108	24.987	0.406		25	-0.090	-0.047	13.521	0.957
		26	-0.026	-0.235	25.060	0.459		26	-0.050	-0.020	13.798	0.965
		27	-0.035	0.067	25.197	0.508		27	-0.128	-0.119	15.634	0.945
		28	0.092	-0.068	26.189	0.508		28	0.082	0.059	16.424	0.944
		29	-0.033	-0.066	26.318	0.556		29	-0.056	-0.076	16.804	0.952
		30	-0.053	0.086	26.674	0.589		30	-0.026	0.040	16.886	0.964
		31	-0.018	-0.041	26.718	0.638		31	0.082	0.018	17.748	0.962
		32	-0.135	-0.007	29.146	0.562		32	-0.029	0.011	17.859	0.971
		33	-0.030	-0.117	29.271	0.605		33	-0.004	-0.038	17.861	0.979
		34	-0.067	0.030	29.916	0.621		34	-0.116	-0.114	19.787	0.966
		35	0.104	-0.006	31.544	0.589		35	0.033	0.123	19.955	0.973
		36	0.071	0.060	32.342	0.597		36	-0.067	-0.063	20.650	0.974

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Tabla 6. Información Estadística Modelo Fanta2.

Dependent Variable: D(FANTA,0,12)				
Method: Least Squares				
Sample (adjusted): 2004M02 2008M12				
Included observations: 59 after adjustments				
Convergence achieved after 11 iterations				
MA Backcast: 2003M02 2004M01				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	24602.19	3382.704	7.272935	0.0000
AR(1)	0.560296	0.104397	5.366981	0.0000
MA(12)	-0.838738	0.042445	-19.76063	0.0000
R-squared	0.679390	Mean dependent var	18199.32	
Adjusted R-squared	0.667940	S.D. dependent var	29205.48	
S.E. of regression	16829.56	Akaike info criterion	22.34917	
Sum squared resid	1.59E+10	Schwarz criterion	22.45481	
Log likelihood	-656.3005	Hannan-Quinn criter.	22.39041	
F-statistic	59.33354	Durbin-Watson stat	1.959175	
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.56			
Inverted MA Roots	.99	.85+.49i	.85-.49i	.49+.85i
	.49-.85i	.00-.99i	-.00+.99i	-.49-.85i
	-.49+.85i	-.85-.49i	-.85+.49i	-.99

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Fanta2: D (FANTA, 0,12) C AR (1) MA (12)

La *Figura 20*, muestra los residuos y los residuos cuadrados del modelo Fanta2, en donde los residuos se pueden considerar un ruido blanco, ya que todos los P-Valores de los coeficientes son significativos. Para el correlograma de los residuos al cuadrado, se puede observar claramente que no es necesario modelar la varianza del modelo ya que todos los coeficientes poseen P-Valores significativos.

Figura 20. Correlogramas de los Residuos para el Modelo Fanta2

Correlogram of Residuals						Correlogram of Residuals Squared						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.004	0.004	0.0009			1	0.101	0.101	0.6367	
		2	-0.008	-0.008	0.0055			2	-0.037	-0.047	0.7210	
		3	0.148	0.148	1.4077	0.235		3	-0.017	-0.009	0.7398	0.390
		4	-0.160	-0.165	3.0921	0.213		4	0.009	0.010	0.7455	0.689
		5	0.168	0.185	4.9656	0.174		5	-0.110	-0.115	1.5545	0.670
		6	0.160	0.130	6.6989	0.153		6	0.092	0.119	2.1244	0.713
		7	-0.066	-0.025	6.9985	0.221		7	-0.131	-0.170	3.3124	0.652
		8	0.192	0.138	9.6120	0.142		8	-0.233	-0.203	7.1486	0.307
		9	0.035	0.041	9.6979	0.206		9	0.215	0.203	14.305	0.086
		10	-0.192	-0.181	12.401	0.134		10	0.020	-0.166	14.335	0.073
		11	0.066	-0.023	12.724	0.176		11	-0.011	0.061	14.344	0.111
		12	-0.036	-0.008	12.820	0.234		12	0.038	0.055	14.455	0.153
		13	-0.122	-0.135	13.992	0.233		13	0.206	0.153	17.783	0.087
		14	-0.104	-0.247	14.858	0.249		14	-0.156	-0.128	19.731	0.072
		15	0.007	0.111	14.862	0.316		15	-0.081	-0.218	20.034	0.094
		16	-0.148	-0.152	16.694	0.273		16	-0.068	0.107	20.416	0.118
		17	-0.011	-0.043	16.705	0.337		17	-0.081	0.061	20.983	0.137
		18	-0.068	-0.008	17.106	0.379		18	0.082	-0.072	21.574	0.157
		19	-0.253	-0.145	22.854	0.154		19	0.086	0.079	22.242	0.176
		20	0.060	0.025	23.190	0.183		20	-0.098	-0.076	23.131	0.186
		21	-0.080	0.001	23.801	0.204		21	-0.175	-0.111	26.022	0.130
		22	-0.069	0.081	24.267	0.231		22	0.063	-0.152	26.404	0.153
		23	0.069	-0.041	24.740	0.259		23	-0.051	0.027	26.663	0.182
		24	-0.122	-0.024	26.272	0.240		24	-0.059	0.008	27.026	0.210
		25	-0.159	-0.107	28.960	0.182		25	0.024	0.002	27.086	0.252
		26	-0.054	-0.169	29.278	0.210		26	-0.031	-0.051	27.190	0.296
		27	-0.086	-0.005	30.112	0.220		27	-0.160	-0.122	30.079	0.221
		28	0.031	-0.040	30.225	0.258		28	0.015	-0.010	30.106	0.263
		29	0.073	-0.014	30.871	0.276		29	-0.049	-0.149	30.388	0.297
		30	-0.002	0.037	30.871	0.323		30	-0.076	0.016	31.112	0.312
		31	-0.062	-0.080	31.367	0.348		31	-0.008	-0.067	31.120	0.360
		32	-0.076	-0.117	32.145	0.361		32	-0.031	-0.078	31.250	0.403
		33	-0.007	-0.003	32.152	0.409		33	-0.074	0.135	32.005	0.417
		34	0.013	0.064	32.177	0.458		34	0.080	0.014	32.923	0.422
		35	0.138	0.019	35.045	0.371		35	0.042	-0.088	33.193	0.458
		36	0.029	0.018	35.180	0.412		36	-0.009	0.053	33.206	0.506

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Según la *Tabla 7*, se concluye que el modelo Fanta2 es superior al modelo Fanta1 en lo que compete a indicadores estadísticos de calidad, los estimadores: SEC (Suma de Errores al Cuadro), AIC (Akaike) y BIC (Schwarz) se deben minimizar en tanto que el Log Verosímil (Logaritmo de Verosimilitud) se debe maximizar.

Tabla 7. Comparación de Modelos para Fanta según Criterios de Calidad

Modelos	SEC	Log Verosímil	AIC	BIC
Fanta1	2,6E+10	-670,948	22,812	22,882
Fanta2	1,6E+10	-656,301	22,349	22,455

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.1.4.3. Especificación del modelo para la Serie de Ventas Sprite.

El modelo que identificamos al observar el Correlograma DSPRITES de la Figura 17, lo denominaremos Sprite1 en el cual se identificaron a los coeficientes: C AR (1) SAR (12). A continuación el modelo ingresará a un proceso iterativo de estimación, verificación y modificación si ésta se requiere; para el modelo Sprite1 se obtuvieron los resultados que se observan en la *Tabla 8*, en la que analizando la columna de probabilidad "Prob." todos los coeficientes son estadísticamente significativos ya que tienen un P-Valor menor a 0,05 (0,95% de confianza).

Tabla 8. Información Estadística Modelo Sprite1.

Dependent Variable: D(<sprite>,0,12)</sprite>				
Method: Least Squares				
Sample (adjusted): 2005M02 2008M12				
Included observations: 47 after adjustments				
Convergence achieved after 7 iterations				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	63526.02	17191.09	3.695287	0.0006
AR(1)	0.837343	0.089547	9.350850	0.0000
SAR(12)	-0.626860	0.164244	-3.816627	0.0004
R-squared	0.699366	Mean dependent var		58436.74
Adjusted R-squared	0.685701	S.D. dependent var		54846.91
S.E. of regression	30748.47	Akaike info criterion		23.56677
Sum squared resid	4.16E+10	Schwarz criterion		23.68486
Log likelihood	-550.8191	Hannan-Quinn criter.		23.61121
F-statistic	51.17880	Durbin-Watson stat		2.227418
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.93-.25i	.93+.25i	.84	.68+.68i
	.68-.68i	.25-.93i	.25+.93i	-.25+.93i
	-.25-.93i	-.68-.68i	-.68-.68i	-.93-.25i
	-.93+.25i			

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Sprite1: D (Sprite, 0,12) C AR (1) SAR (12)

La *Figura 21*, muestra los residuos y los residuos cuadrados del modelo Sprite1, En el correlograma de los residuos se puede observar que los coeficientes (5, 6, 7, 8, 9) poseen P-Valores que no son significativos (menores al 5%), para el correlograma de residuos al cuadrado vemos que no es necesario modelar la varianza ya que todos los coeficiente poseen P-Valores significativos.

Figura 21. Correlogramas de los Residuos para el Modelo Sprite1.

Correlogram of Residuals						Correlogram of Residuals Squared						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.114	-0.114	0.6552			1	0.038	0.038	0.0721	
		2	-0.077	-0.092	0.9605			2	0.032	0.031	0.1261	
		3	0.160	0.143	2.3069	0.129		3	0.224	0.222	2.7461	0.097
		4	-0.186	-0.164	4.1544	0.125		4	-0.036	-0.055	2.8149	0.245
		5	0.311	0.321	9.4722	0.024		5	0.149	0.148	4.0327	0.258
		6	0.100	0.107	10.034	0.040		6	0.072	0.012	4.3217	0.364
		7	-0.206	-0.099	12.470	0.029		7	-0.002	0.012	4.3220	0.504
		8	0.184	0.081	14.464	0.025		8	-0.121	-0.204	5.1872	0.520
		9	0.128	0.223	15.451	0.031		9	0.018	0.034	5.2079	0.635
		10	0.006	0.023	15.453	0.051		10	-0.164	-0.212	6.8758	0.550
		11	0.105	-0.004	16.163	0.064		11	-0.047	0.043	7.0173	0.635
		12	-0.131	-0.049	17.298	0.068		12	-0.086	-0.153	7.5040	0.677
		13	-0.107	-0.150	18.079	0.080		13	-0.110	0.064	8.3190	0.684
		14	0.095	-0.118	18.703	0.096		14	0.065	0.043	8.6176	0.735
		15	-0.023	-0.024	18.741	0.131		15	-0.056	0.080	8.8421	0.785
		16	-0.120	-0.171	19.806	0.136		16	0.024	0.018	8.8835	0.838
		17	-0.075	-0.191	20.235	0.163		17	-0.023	0.011	8.9252	0.881
		18	0.024	0.068	20.283	0.208		18	0.115	0.110	9.9757	0.868
		19	-0.037	-0.058	20.394	0.255		19	-0.077	-0.146	10.467	0.883
		20	0.134	0.137	21.928	0.235		20	0.048	0.035	10.664	0.908
		21	-0.182	-0.062	24.869	0.165		21	0.272	0.191	17.217	0.575
		22	-0.207	-0.059	28.831	0.091		22	-0.054	-0.030	17.488	0.621
		23	0.105	0.017	29.879	0.094		23	0.017	-0.089	17.516	0.679
		24	-0.123	-0.018	31.388	0.088		24	-0.043	-0.110	17.703	0.723
		25	-0.042	-0.075	31.577	0.109		25	-0.095	-0.094	18.640	0.722
		26	0.001	-0.017	31.577	0.138		26	-0.053	-0.087	18.951	0.755
		27	-0.166	0.001	34.745	0.093		27	-0.009	-0.033	18.960	0.799
		28	0.115	0.025	36.355	0.085		28	-0.063	0.028	19.440	0.817
		29	-0.008	-0.087	36.363	0.108		29	-0.084	0.024	20.347	0.816
		30	-0.087	0.081	37.397	0.110		30	-0.105	-0.073	21.831	0.789
		31	0.024	0.015	37.480	0.134		31	-0.130	-0.003	24.267	0.716
		32	-0.049	0.047	37.847	0.154		32	-0.083	-0.120	25.316	0.710
		33	-0.051	-0.048	38.277	0.173		33	-0.079	0.044	26.345	0.705
		34	0.012	-0.058	38.302	0.205		34	-0.040	-0.079	26.625	0.735
		35	-0.026	0.002	38.435	0.237		35	-0.058	-0.044	27.272	0.748
		36	0.008	0.014	38.450	0.275		36	-0.064	-0.099	28.133	0.750

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Con el objetivo de obtener un mejor modelo se ha planteado una alternativa adicional a la cual denominaremos Sprite2, en el cual se aumentó un coeficiente MA (5); por ende el segundo modelo para la serie Sprite se formulará de la siguiente manera: C AR (1) SAR (12) MA (5). A continuación el modelo ingresará a un proceso iterativo de estimación, verificación para este modelo se obtuvieron los resultados que se observan en la *Tabla 9*, en la que analizando la columna de

probabilidad “Prob.” todos los coeficientes son estadísticamente significativos ya que tienen un P-Valor menor a 0,05 (0,95% de confianza).

Tabla 9. Información Estadística Modelo Sprite2.

Dependent Variable: D(SPRITE,0,12)				
Method: Least Squares				
Sample (adjusted): 2005M02 2008M12				
Included observations: 47 after adjustments				
Convergence achieved after 10 iterations				
MA Backcast: 2004M09 2005M01				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	62404.70	17620.26	3.541645	0.0010
AR(1)	0.798590	0.099889	7.994817	0.0000
SAR(12)	-0.616989	0.157158	-3.925914	0.0003
MA(5)	0.356716	0.150188	2.375133	0.0221
R-squared	0.733787	Mean dependent var	58436.74	
Adjusted R-squared	0.715214	S.D. dependent var	54846.91	
S.E. of regression	29269.25	Akaike info criterion	23.48773	
Sum squared resid	3.68E+10	Schwarz criterion	23.64519	
Log likelihood	-547.9616	Hannan-Quinn criter.	23.54698	
F-statistic	39.50825	Durbin-Watson stat	2.048093	
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.93+.25i	.93-.25i	.80	.68+.68i
	.68+.68i	.25-.93i	.25+.93i	-.25-.93i
	-.25+.93i	-.68-.68i	-.68+.68i	-.93-.25i
	-.93+.25i			
Inverted MA Roots	.66-.48i	.66+.48i	-.25+.77i	-.25-.77i
	-.81			

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Sprite2: D (SPRITE, 0,12) C AR (1) SAR (12) MA (5)

La *Figura 22* muestra los residuos y los residuos cuadrados del modelo Sprite2, en donde los residuos se pueden considerar un ruido blanco, ya que todos los coeficientes poseen P-Valores significativos. Para el correlograma de los residuos

al cuadrado, se puede observar claramente que no es necesario modelar la varianza del modelo ya que todos los coeficientes poseen P-Valores significativos.

Figura 22. Correlogramas de los Residuos para el Modelo Sprite2

Correlogram of Residuals						Correlogram of Residuals Squared						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.033	-0.033	0.0529			1	0.102	0.102	0.5246	
		2	-0.032	-0.033	0.1040			2	0.073	0.064	0.8001	
		3	0.130	0.128	0.9831			3	0.207	0.196	3.0457	
		4	-0.192	-0.189	2.9667	0.085		4	0.102	0.064	3.5991	0.058
		5	0.020	0.022	2.9881	0.224		5	0.154	0.125	4.9018	0.086
		6	0.093	0.068	3.4690	0.325		6	-0.079	-0.158	5.2566	0.154
		7	-0.129	-0.084	4.4315	0.351		7	-0.015	-0.045	5.2701	0.261
		8	0.216	0.192	7.1971	0.206		8	-0.070	-0.131	5.5574	0.352
		9	0.183	0.181	9.2285	0.161		9	-0.027	0.017	5.6031	0.469
		10	0.047	0.126	9.3676	0.227		10	-0.147	-0.145	6.9455	0.435
		11	0.126	0.071	10.382	0.239		11	-0.067	0.043	7.2340	0.512
		12	-0.091	-0.059	10.927	0.281		12	-0.110	-0.102	8.0244	0.532
		13	-0.167	-0.134	12.821	0.234		13	-0.143	-0.039	9.4100	0.494
		14	0.048	-0.012	12.982	0.294		14	0.087	0.126	9.9366	0.536
		15	-0.073	-0.040	13.368	0.343		15	-0.049	0.031	10.109	0.606
		16	-0.102	-0.143	14.143	0.364		16	-0.023	-0.001	10.147	0.682
		17	-0.018	-0.173	14.169	0.437		17	-0.044	-0.060	10.293	0.740
		18	0.033	-0.009	14.258	0.506		18	0.156	0.162	12.229	0.662
		19	-0.007	-0.085	14.262	0.579		19	0.011	-0.091	12.239	0.727
		20	0.161	0.133	16.460	0.492		20	0.014	0.044	12.256	0.784
		21	-0.175	-0.127	19.162	0.382		21	0.185	0.114	15.292	0.642
		22	-0.184	-0.132	22.278	0.271		22	-0.000	-0.031	15.292	0.704
		23	0.029	0.027	22.360	0.321		23	0.036	-0.084	15.417	0.752
		24	-0.143	-0.026	24.412	0.274		24	-0.016	-0.017	15.444	0.800
		25	-0.094	-0.058	25.338	0.281		25	-0.061	-0.129	15.835	0.824
		26	0.045	0.006	25.564	0.322		26	0.019	0.030	15.875	0.861
		27	-0.122	-0.022	27.265	0.292		27	-0.084	-0.041	16.689	0.862
		28	0.109	0.052	28.696	0.277		28	-0.045	0.044	16.936	0.884
		29	0.018	-0.059	28.736	0.323		29	-0.117	-0.126	18.684	0.849
		30	-0.065	0.069	29.302	0.346		30	-0.115	-0.030	20.486	0.810
		31	-0.005	0.005	29.306	0.397		31	-0.128	-0.064	22.845	0.741
		32	-0.048	0.060	29.660	0.431		32	-0.098	-0.070	24.324	0.713
		33	-0.084	0.003	30.835	0.424		33	-0.094	-0.017	25.768	0.687
		34	-0.001	-0.088	30.835	0.475		34	-0.061	0.063	26.429	0.701
		35	-0.006	0.055	30.841	0.525		35	-0.055	-0.080	27.002	0.718
		36	-0.008	0.002	30.856	0.574		36	-0.066	-0.046	27.919	0.718

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Según la *Tabla 10* se concluye que el modelo Sprite2 es superior al modelo Sprite1 en lo que compete a indicadores estadísticos de calidad, los estimadores: SEC (Suma de Errores al Cuadro) AIC (Akaike) y BIC (Schwarz) se deben minimizar en tanto que el Log Verosímil (Logaritmo de la Verosimilitud) se debe maximizar.

Tabla 10. Comparación de Modelos para Sprite según Criterios de Calidad

Modelos	SEC	Log Verosímil	AIC	BIC
Sprite1	4,2E+10	-550,819	23,567	23,685
Sprite2	3,7E+10	-547,962	23,488	23,547

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.1.4.4. Especificación del modelo para la Serie de Ventas Fioravanti.

El modelo que identificamos al observar el Correlograma DFioras de la *Figura 17*, lo denominaremos Fiora1 en el cual se identificaron los coeficientes: AR (1) SMA (12) MA (1). A continuación el modelo ingresará a un proceso iterativo de estimación, verificación y modificación si ésta se requiere; para el modelo Fiora1 se obtuvieron los resultados que se observan en la *Tabla 11*, en la que analizando la columna de probabilidad "Prob." todos los coeficientes son estadísticamente significativos ya que tienen un P-Valor menor a 0,05 (0,95% de confianza).

Tabla 11. Información Estadística Modelo Fiora1.

Dependent Variable: D(FIORA,0,12)				
Method: Least Squares				
Sample (adjusted): 2004M02 2008M12				
Included observations: 59 after adjustments				
Convergence achieved after 14 iterations				
MA Backcast: 2003M01 2004M01				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.807739	0.117009	6.903217	0.0000
MA(1)	-0.464045	0.200035	-2.319825	0.0240
SMA(12)	-0.915880	0.030989	-29.55453	0.0000
R-squared	0.673071	Mean dependent var	19254.10	
Adjusted R-squared	0.661395	S.D. dependent var	57133.03	
S.E. of regression	33245.56	Akaike info criterion	23.71074	
Sum squared resid	6.19E+10	Schwarz criterion	23.81638	
Log likelihood	-696.4668	Hannan-Quinn criter.	23.75198	
Durbin-Watson stat	1.893164			
Inverted AR Roots	.81			
Inverted MA Roots	.99	.86+.50i	.86-.50i	.50+.86i
	.50-.86i	.46	.00+.99i	-.00-.99i
	-.50+.86i	-.50-.86i	-.86+.50i	-.86-.50i

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Flora1: D (FIORA, 0,12) AR (1) MA (1) SMA (12)

La Figura 23, muestra los residuos y los residuos cuadrados del modelo Flora1, en donde los residuos se pueden considerar un ruido blanco, ya que todos los P-Valores de los coeficientes son significativos. Para el correlograma de los residuos al cuadrado, se puede observar claramente que no es necesario modelar la varianza del modelo ya que todos los P-Valores de los coeficientes son significativos. Por lo tanto el modelo antes mencionado es un modelo que describe a los datos de ventas mensuales de la serie Fioravanti de forma aceptable.

Figura 23. Correlogramas de los Residuos para el Modelo Flora1.

Correlogram of Residuals						Correlogram of Residuals Squared						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.035	0.035	0.0759			1	0.063	0.063	0.2438	
		2	-0.106	-0.107	0.7838			2	0.069	0.065	0.5436	
		3	0.128	0.138	1.8399			3	-0.152	-0.161	2.0278	
		4	-0.069	-0.095	2.1487	0.143		4	-0.029	-0.014	2.0835	0.149
		5	0.157	0.204	3.8004	0.150		5	-0.014	0.012	2.0969	0.350
		6	0.209	0.157	6.7567	0.080		6	0.123	0.106	3.1287	0.372
		7	-0.155	-0.122	8.4139	0.078		7	-0.148	-0.177	4.6369	0.327
		8	-0.129	-0.137	9.5925	0.088		8	-0.006	-0.001	4.6394	0.461
		9	0.055	0.017	9.8093	0.133		9	-0.176	-0.125	6.8731	0.333
		10	-0.004	-0.000	9.8106	0.200		10	-0.055	-0.076	7.0950	0.419
		11	0.168	0.149	11.934	0.154		11	-0.082	-0.071	7.5943	0.474
		12	0.017	-0.017	11.956	0.216		12	-0.097	-0.149	8.3203	0.502
		13	-0.147	-0.027	13.651	0.190		13	-0.138	-0.123	9.8051	0.458
		14	0.229	0.247	17.848	0.085		14	0.116	0.101	10.881	0.453
		15	-0.060	-0.165	18.141	0.111		15	-0.076	-0.103	11.358	0.499
		16	-0.140	-0.150	19.785	0.101		16	0.201	0.133	14.727	0.325
		17	-0.002	-0.145	19.785	0.137		17	-0.080	-0.100	15.278	0.359
		18	-0.090	0.017	20.500	0.154		18	-0.032	-0.079	15.366	0.425
		19	-0.138	-0.144	22.203	0.137		19	-0.030	-0.007	15.448	0.492
		20	-0.014	-0.100	22.220	0.176		20	-0.022	-0.137	15.493	0.560
		21	-0.165	-0.102	24.797	0.131		21	-0.071	-0.105	15.975	0.594
		22	-0.215	-0.100	29.291	0.062		22	0.074	-0.046	16.508	0.623
		23	0.014	-0.040	29.312	0.082		23	-0.016	0.012	16.533	0.683
		24	-0.097	-0.125	30.270	0.087		24	-0.014	-0.122	16.552	0.738
		25	-0.012	-0.014	30.285	0.112		25	-0.111	-0.145	17.852	0.715
		26	-0.048	-0.061	30.535	0.135		26	0.025	0.048	17.919	0.762
		27	-0.122	0.033	32.197	0.122		27	0.030	-0.014	18.021	0.802
		28	0.177	0.175	35.818	0.074		28	0.117	0.021	19.603	0.767
		29	0.032	0.049	35.941	0.093		29	-0.013	-0.041	19.624	0.809
		30	-0.156	-0.086	38.954	0.064		30	0.121	0.019	21.443	0.765
		31	-0.017	-0.013	38.992	0.081		31	-0.053	-0.030	21.800	0.790
		32	-0.041	-0.028	39.221	0.098		32	0.083	-0.029	22.708	0.790
		33	-0.076	-0.027	40.026	0.104		33	0.160	0.181	26.241	0.663
		34	0.167	0.080	44.040	0.061		34	0.132	0.084	28.748	0.582
		35	0.017	0.096	44.086	0.076		35	-0.039	-0.052	28.972	0.621
		36	-0.163	0.014	44.237	0.062		36	-0.067	-0.043	29.682	0.633

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.1.5. Predicciones de los Modelos.

Una vez que se han seleccionado los modelos que describen de mejor manera el comportamiento de cada una de las series *Tabla 12*, se pasará a la etapa de la predicción de los mismos. Para ello el programa EViews nos ofrece dos alternativas de predicción; la estática y la dinámica.

Tabla 12. Modelos de Series Temporales Univariados para las Series de Ventas.

Serie	Modelo	Diferencias	Coefficientes	SEC	Log Verosimil	AIC	BIC
Coca-Cola	Coke1	D(Coke,0,12)	C AR(1) AR(12)	4,37E+11	-618,49	25,90	26,01
Fanta	Fanta2	D(Fanta,0,12)	C AR(1) MA(12)	1,59E+10	-656,30	22,35	2,45
Sprite	Sprite2	D(Sprite,0,12)	C AR(1) SAR(12) MA(5)	3,68E+10	-547,96	23,49	23,65
Fioravanti	Fiora1	D(Fiora,0,12)	AR(1) MA(1) SMA(12)	6,19E+10	-696,47	23,71	23,82

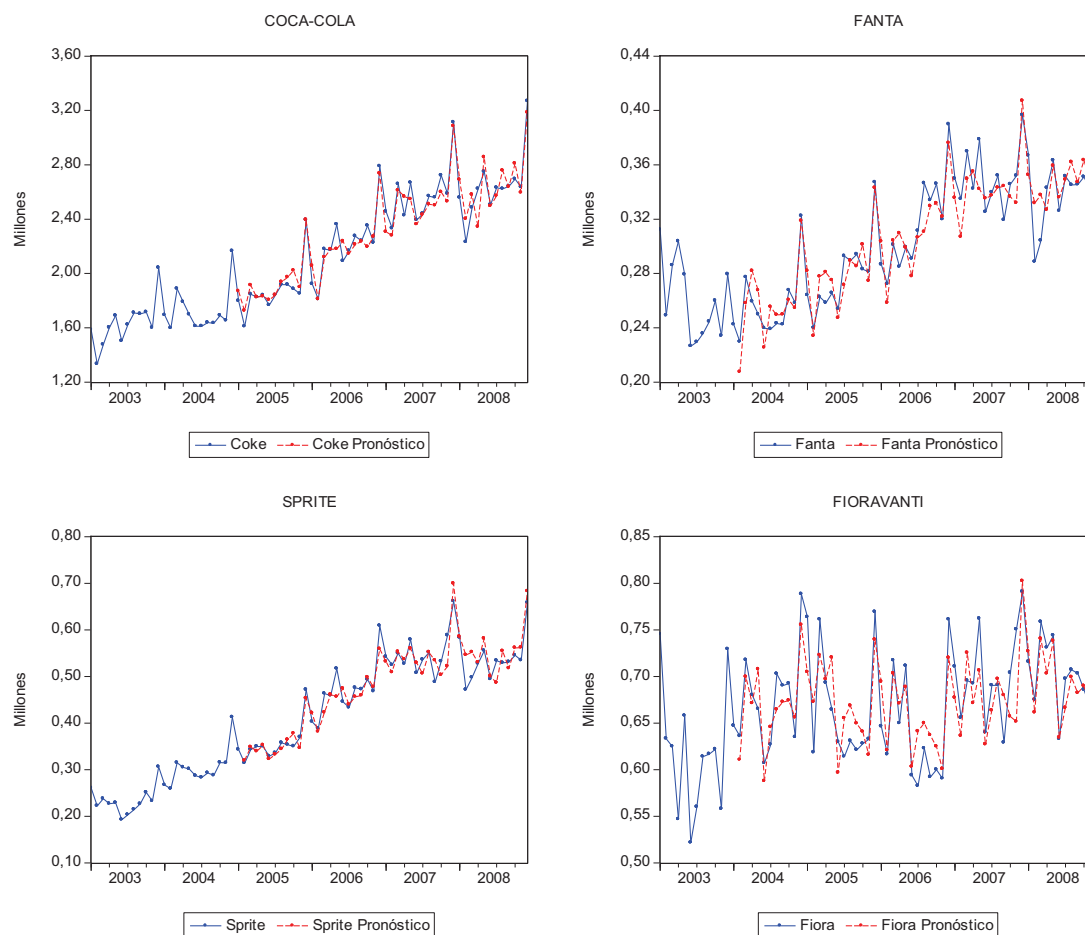
Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.1.5.1. Predicción Estática.

Dicha predicción, nos resultará útil para analizar cómo se habría comportado el modelo si se hubiese tenido que hacer una predicción dentro del período histórico ya conocido; además esta predicción se efectúa sobre la serie original de ventas, como muestra la *Figura 24*.

Figura 24. Ajuste de las Cuatro Marcas Principales de Bebidas Gaseosas de EBC para el período 2003-2008 mediante modelos ARIMA.



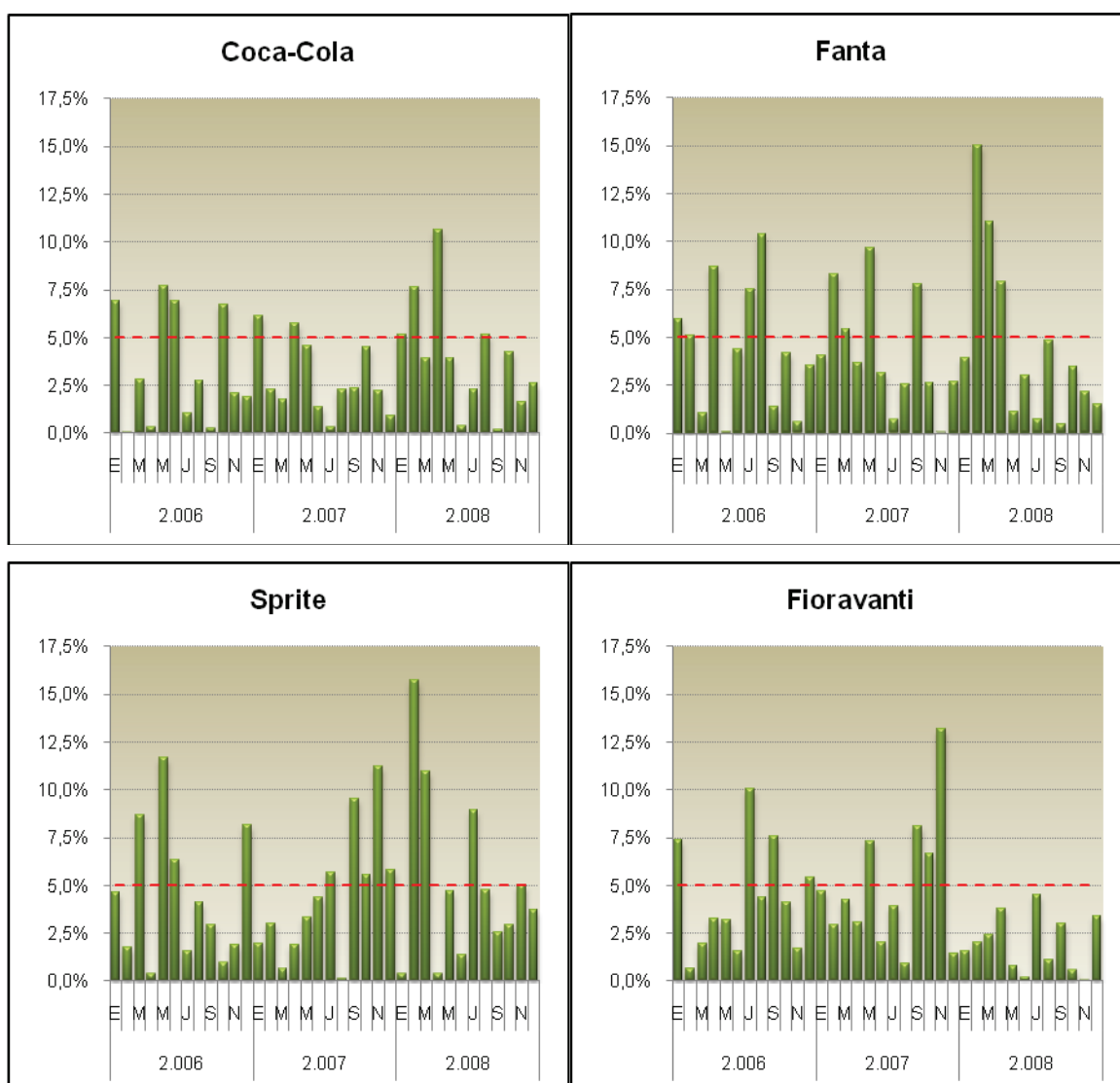
Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Posteriormente se efectuó un análisis de % Asestividad Mensual por Marca, *Figura 25*; con el que se mide el porcentaje de acierto de los valores calculados con cada modelo frente a las cifras de ventas reales.

Se pueden apreciar pequeños desfases en algunos meses para todas las marcas, sin embargo se puede considerar que los modelos propuestos se ajustan de buena manera a las series reales de ventas.

Figura 25. % Asertividad Mensual de las Cuatro Marcas Principales de Bebidas Gaseosas de EBC para el período 2003-2008 (Modelo ARIMA).



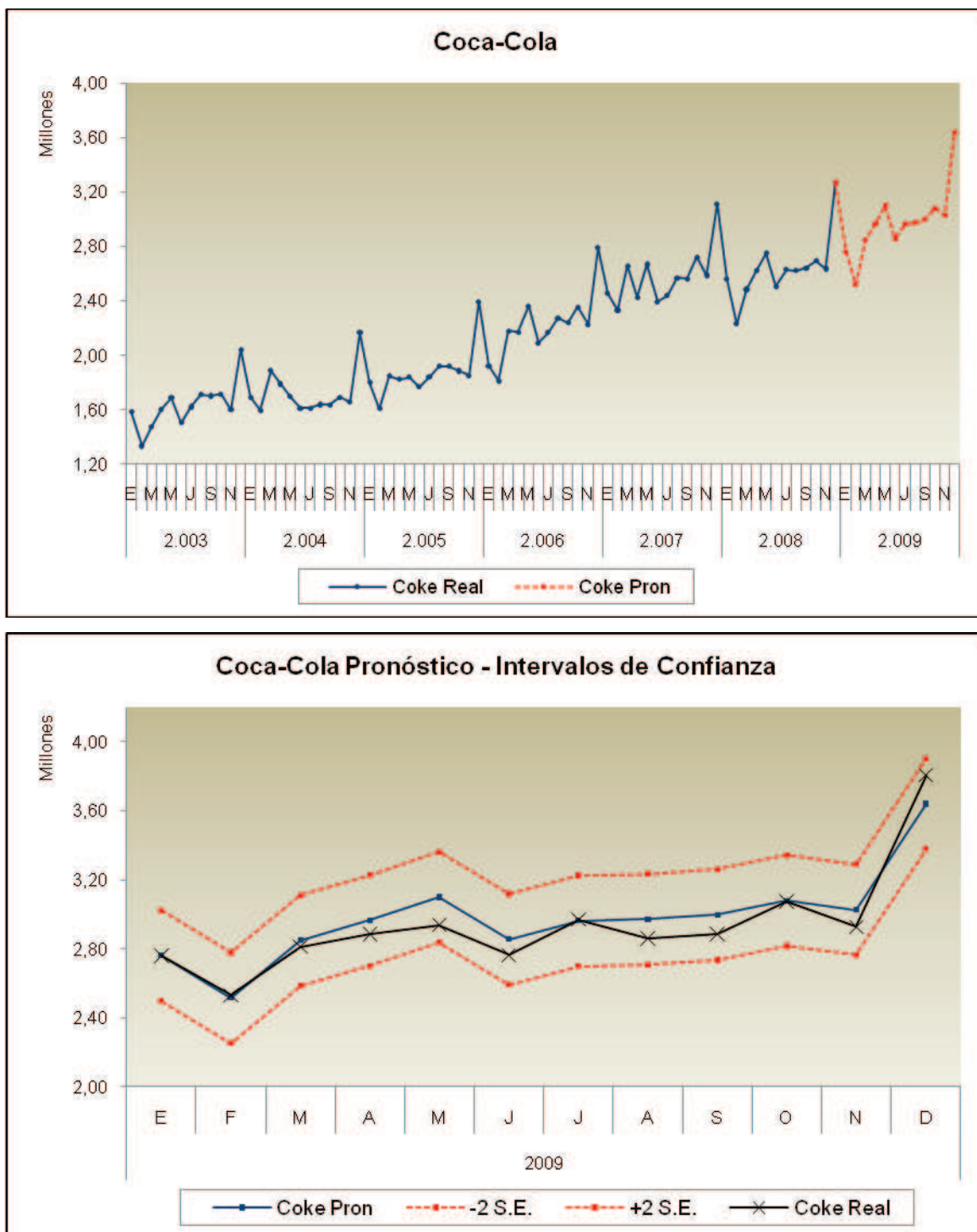
Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.1.5.2. Predicción Dinámica.

Esta predicción se la realizará a partir del último dato del período muestral, para confirmar que cada uno de los modelos realizan buenas predicciones a corto plazo, se graficarán las series para el período enero 2009 y diciembre 2010.

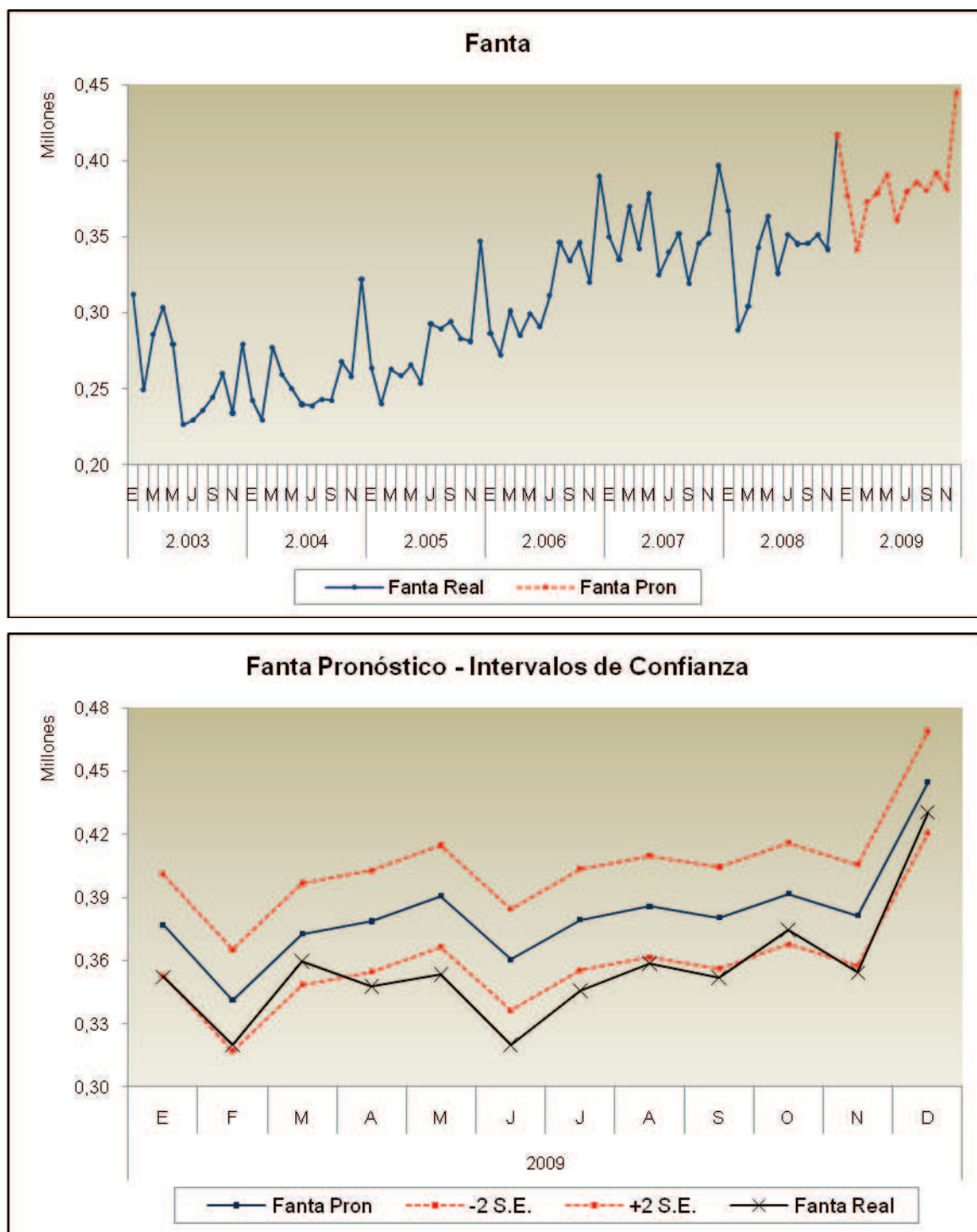
Figura 26. Pronóstico de Ventas Mensual para Coca-Cola según Modelo ARIMA.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

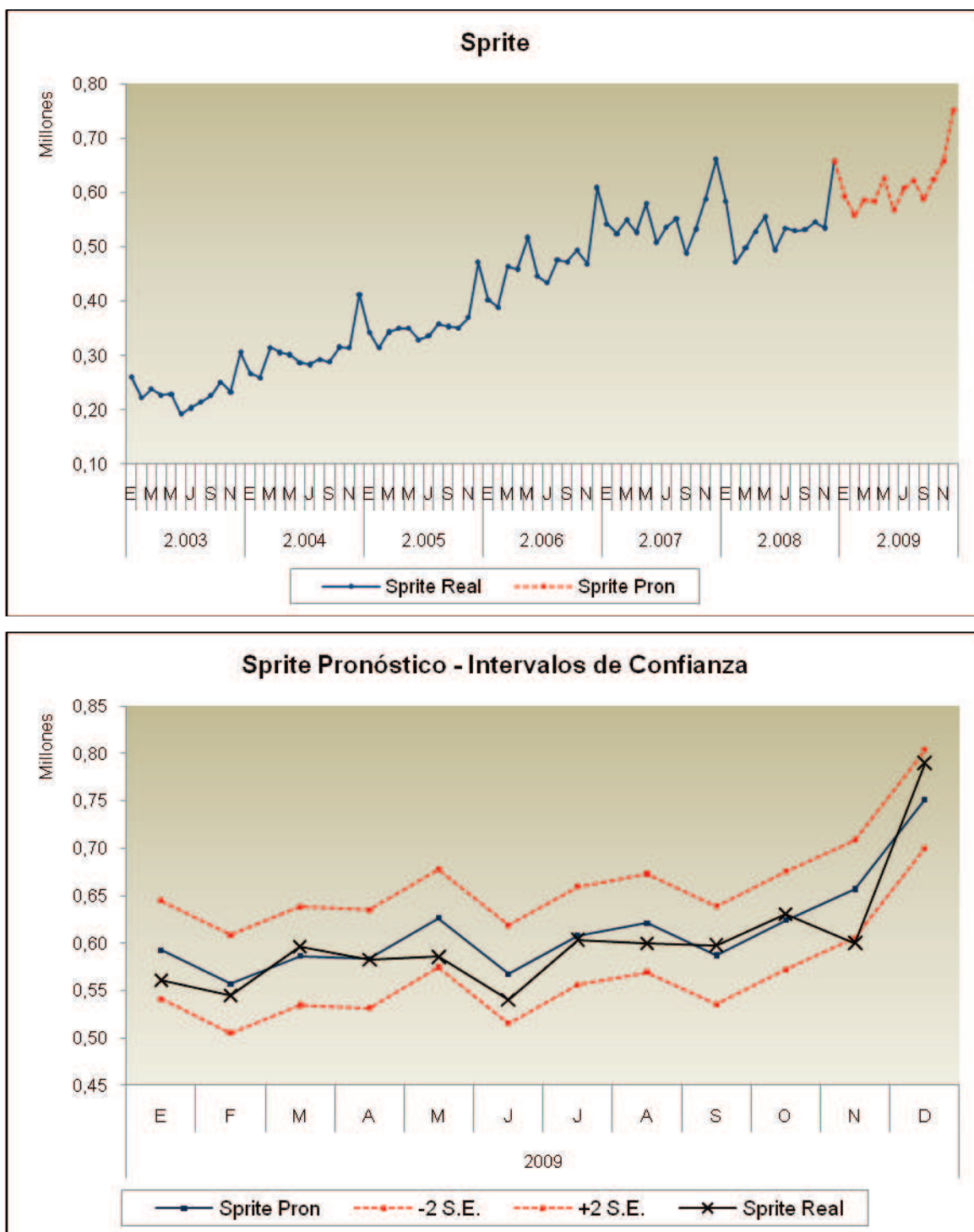
Figura 27. Pronóstico de Ventas Mensual para Fanta según Modelo ARIMA.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

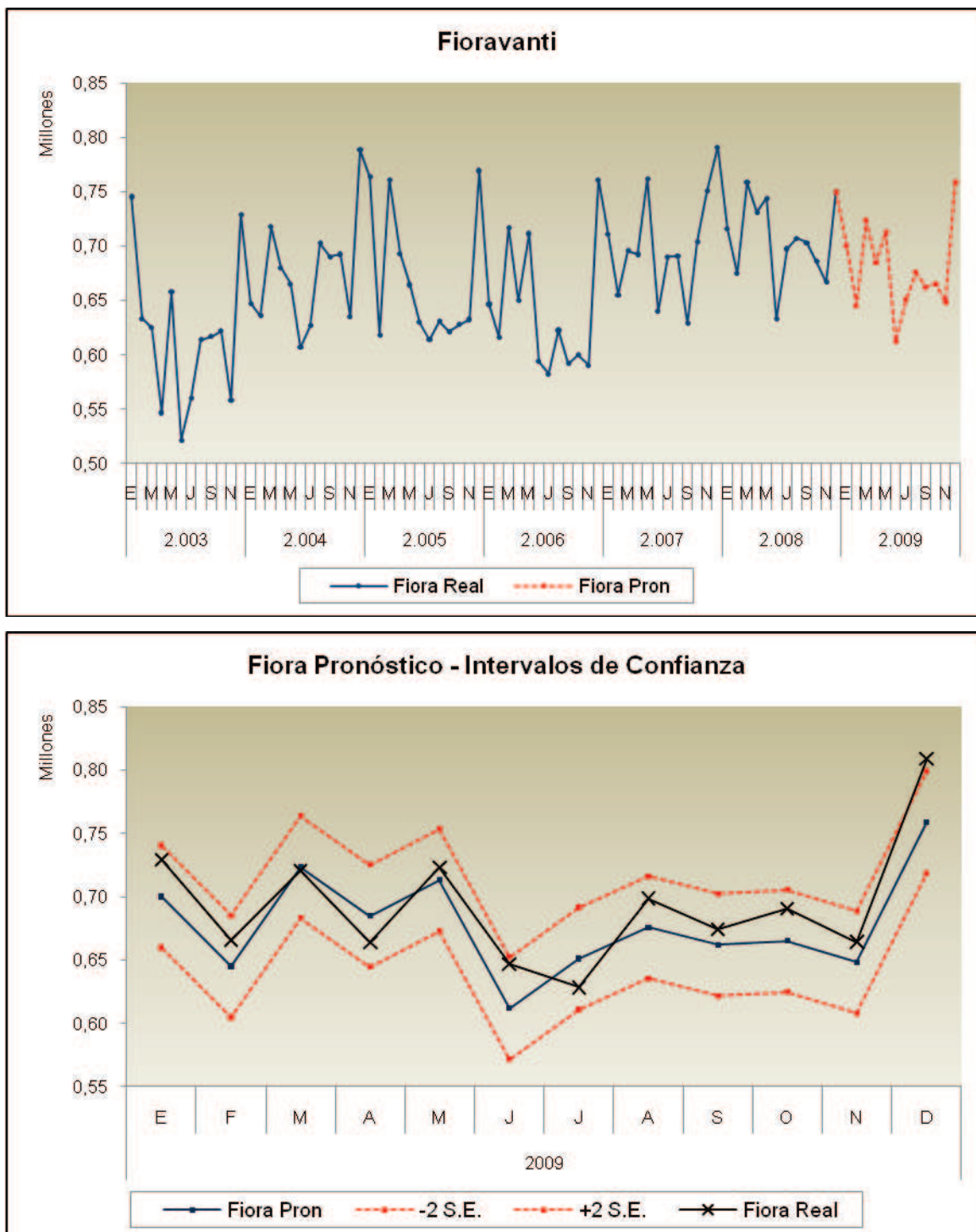
Figura 28. Pronóstico de Ventas Mensual para Sprite según Modelo ARIMA.



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Figura 29. Pronóstico de Ventas Mensual para Fioravanti según Modelo ARIMA.

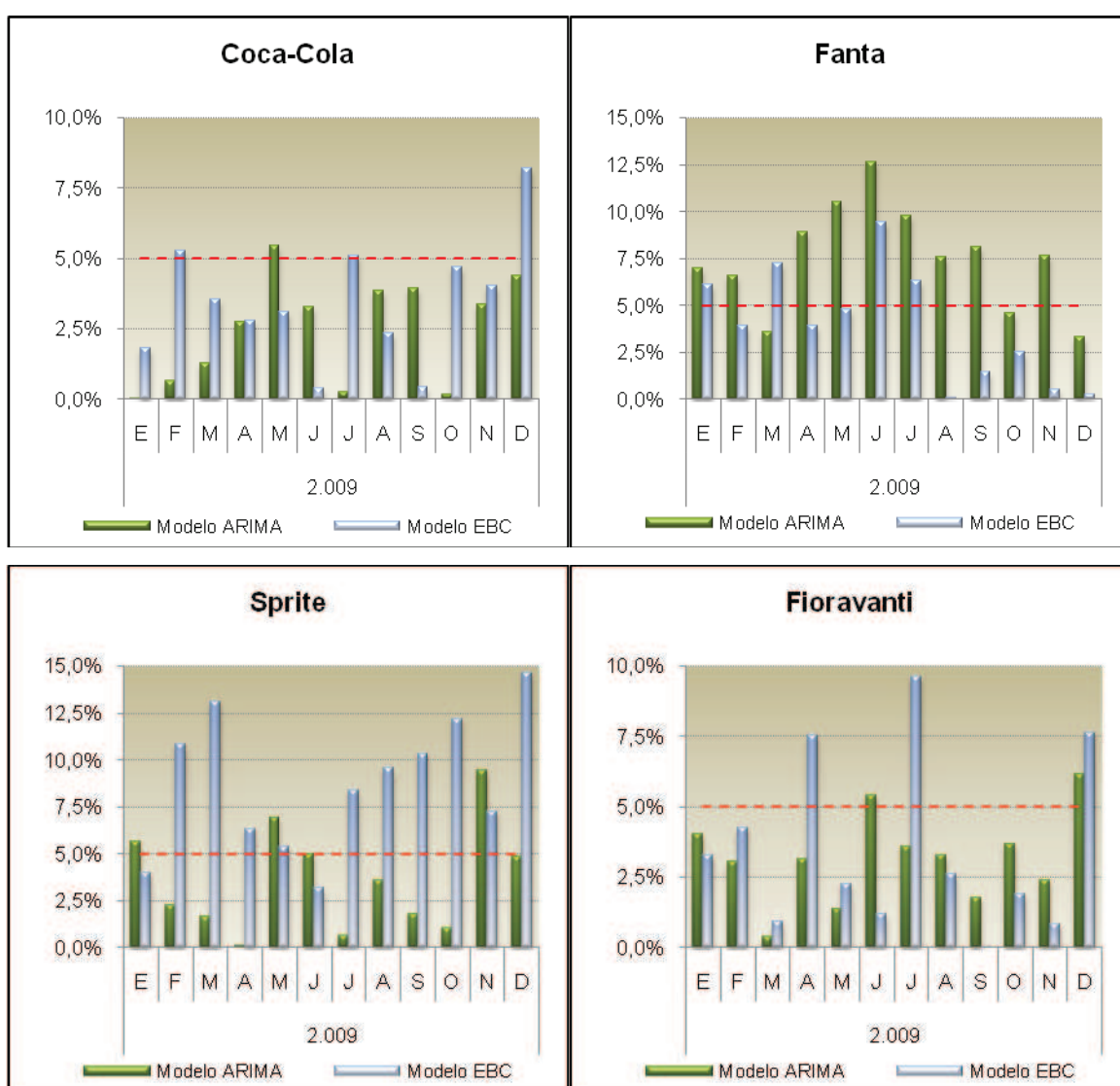


Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

De igual manera se procedió a obtener un análisis de % Asertividad Mensual para los doce meses del año 2.009 en donde se obtuvieron los resultados que se muestran en la *Figura 30*, los mismos que los hemos contrastado con los resultados obtenidos con el método EBC.

Figura 30. % Asertividad Mensual por Marcas para el período de prueba (Modelo ARIMA, EBC).



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Al utilizar los modelos ARIMA para describir los datos de venta mensual de cada una de las series, se puede apreciar que los valores pronosticados se ajustan de mejor manera a los valores de venta real, que con el modelo actual que emplea EBC, efectuando un análisis de S.E.C. (Suma de Errores al Cuadrado), para el año 2.009 observamos como los pronósticos que se obtuvieron con el Modelo ARIMA poseen menor error que los obtenidos por el Método EBC.

Modelo	Coca-Cola	Fanta	Sprite	Fioravanti
EBC	2,05E+11	3,28E+09	4,35E+10	1,23E+10
ARIMA	1,04E+11	9,10E+09	8,94E+09	7,60E+09

4.2. Modelos de Vectores Autorregresivos Multivariados (VAR).

En este análisis, se desea proyectar las ventas de las marcas de bebidas gaseosas: Coke (Coca-Cola), Fanta, Sprite y Fiora (Fioravanti), pertenecientes a EBC; para ello, se utilizará como herramienta econométrica de predicción a los modelos de Vectores Autorregresivos (VAR), ya que éstos permiten, cuantificar las interrelaciones implícitas entre las variables que conforman al sistema endógeno, así como también medir la influencia de las variables exógenas, dentro de dicho sistema.

Los modelos VAR son herramientas de series de tiempo multivariados, la cual fue utilizada para el análisis macroeconómico originalmente por Sims a inicios de la década del ochenta.

En el VAR todas las variables son consideradas como endógenas, pues cada una de ellas se expresa como una función lineal de sus propios valores rezagados y de los valores rezagos de las restantes variables del modelo. Lo anterior permite capturar más apropiadamente los comovimientos de las variables y la dinámica de sus interrelaciones de corto plazo, lo cual no es detectable con modelos univariados como los ARIMA. El VAR es también una técnica poderosa para

generar pronósticos confiables en el corto plazo, aunque se le señalan ciertas limitaciones²⁶.

El modelo VEC es también una herramienta que pertenece al contexto de series de tiempo multivariado, pero se caracteriza por contener variables cointegradas; es decir, variables que guardan una relación de equilibrio de largo plazo entre ellas. Los VEC han refinado el análisis VAR, pues incluye tanto la dinámica de ajuste de las variables en el corto plazo, cuando ocurre un shock inesperado que hace que éstas se aparte transitoriamente de su relación de equilibrio de largo plazo, como el restablecimiento de la relación de equilibrio en el largo plazo, siendo especialmente útil la información que brinda sobre la velocidad de ajuste hacia tal equilibrio; por tanto, el VEC brinda mayor información que el VAR.

En general, estos modelos han tomado popularidad entre los investigadores y han tenido un buen desempeño en el pronóstico de corto plazo de muchas variables económicas. Cabe señalar que, al introducir variables exógenas a un VAR, éste se convierte en un modelo VARX; pero si las variables endógenas se encuentran cointegradas, el modelo a estimarse es un Vector de Corrección de Errores con variables exógenas (VECX).

4.2.1. Variables Consideradas para el Modelo.

Para el proceso de modelización se contó con una base de datos de 24 variables (*Anexo 3*), las que se las dividió en cuatro grupos:

- *Ventas por Marca de Bebidas Gaseosas de EBC*: Volumen de Ventas de Coca-Cola, Volumen de Ventas de Fanta, Volumen de Ventas de Fioravanti y Volumen de Ventas de Sprite, las que se encuentran en cajas físicas estándar.

²⁶ Entre otros problemas, los VAR omiten la posibilidad de considerar relaciones no lineales entre las variables y no toma en cuenta problemas de heteroscedasticidad condicional ni cambio estructural en los parámetros estimados (Banco de Guatemala, 2002).

- *Ventas por Marca de Bebidas Gaseosas de la Competencia:* Volumen de Ventas de Pepsi, Volumen de Ventas de Seven-Up, Volumen de Ventas de Big Cola, Volumen de Ventas de Manzana, Volumen de Ventas de Tropical y Volumen de Ventas de MAS, medidas en cajas físicas estándar.
- *Participación de Mercado dentro de la Industria:* Participación de Mercado de Coca-Cola, Participación de Mercado de Fanta, Participación de Mercado de Fioravanti, Participación de Mercado de Sprite, Participación de Mercado de Pepsi, Participación de Mercado de Seven-Up, Participación de Mercado de Big Cola, Participación de Mercado de Manzana, Participación de Mercado de Tropical y Participación de Mercado de MAS, todas estas variables como porcentajes del total de la industria.
- *Variables Macroeconómicas:* Variación del Índice de Precios al Consumidor (IPCU), Variación del Índice de Precios al Productor (IPP), Exportaciones de Bebidas Gaseosas (X) e Importaciones de Bebidas Gaseosas (M).

Cabe mencionar que para determinar las variables a ser incorporadas en el proceso de modelización, se realizó una matriz de correlaciones. Las variables elegidas fueron las que presentaron coeficientes de correlación mayores a 0,5 y menores a -0,5 con respecto a: Coca-Cola, Fanta, Sprite y Fioravanti, con el fin de seleccionar a aquellas de mayor asociación lineal y así evitar la exclusión de variables significativas en los diferentes modelos (*Anexo 4*).

4.2. 2. Identificación.

En esta etapa, se determina el rezago óptimo del modelo VAR, mediante los criterios de Akaike, Hanan-Quinn y Schwarz, los mismos que indican los límites entre los que se encuentra el rezago real del VAR.

Los criterios de información de Akaike, Hanan-Quinn y Schwarz, permiten encontrar el valor óptimo del rezago p , el que minimizará el error de predicción del modelo VAR; tomando en cuenta lo mencionado, los rezagos adecuados para realizar el proceso de modelización son el 1, el 4 y el 6 (Tabla 13).

Tabla 13. Rezagos de los modelos VAR según los criterios de selección²⁷

Rezago	Log (L)	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	347,819		6,11E-10	-9,869	-8,790	-9,444
1	397,240	80,309	2,18E-10	-10,914	-9,295*	-10,276
2	429,789	48,824	1,33E-10	-11,431	-9,272	-10,580
3	454,172	33,527	1,07E-10	-11,693	-8,994	-10,630
4	487,104	41,164*	6,74E-11	-12,222	-8,984	-10,946*
5	508,246	27,854	6,34E-11	-12,383	-8,605	-10,894
6	532,088	28,417	5,72e-11*	-12,628*	-8,310	-10,927

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Una vez seleccionados los rezagos adecuados para el modelo (rezagos 1, 4 y 6), se realiza la prueba de Causalidad de Granger (Tabla 14), con el fin de determinar las variables que formarán parte del vector endógeno y exógeno²⁸ (Anexo 5).

Tabla 14. Prueba de Causalidad de Granger.

Vector	Variables	
Endógeno	1	COKE
	2	FANTA
	3	SPRITE
	4	FIORA
Exógeno	5	V_V_7_UP
	6	V_V_BIG_COLA
	7	V_V_MANZANA
	8	V_V_MAS
	9	V_V_PEPSI
	10	V_V_TROPICAL

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

²⁷ Log (L) (logaritmo de Máxima Verosimilitud), LR (Razón de Verosimilitud, Likelihood Ratio, prueba de significación de los parámetros del modelo VAR), FPE (Error de Predicción Final), AIC (criterio de Akaike), SC (criterio de Schwarz) y HQ (criterio de Hannan Quinn).

²⁸ Las variables endógenas del modelo capturan los comovimientos y la dinámica de sus interrelaciones; mientras que, las variables exógenas transmiten los acontecimientos presentes al modelo vectorial.

Posteriormente, se realiza la prueba de Cointegración de Johansen, para comprobar si el vector endógeno se encuentra cointegrado o no; para ello se utilizan la prueba de la traza y la prueba del máximo valor propio en donde se establece estadísticamente la presencia de valores propios diferentes de cero en la matriz β , indicando el número de relaciones de cointegración. (Anexo 6)

En la *Tabla 15* se puede apreciar la prueba de Cointegración de Johansen, donde se observa que para todos los modelos de cointegración por lo menos existe una relación de cointegración entre las variables endógenas²⁹.

Tabla 15. Relaciones de cointegración en el modelo VEC.

Tipo de Tendencia	Modelo de cointegración	Tipo de Prueba	Rezagos		
			1	4	6
Ninguna	Sin intercepto y sin tendencia (1)	Traza	0	4	1
		Máximo Valor Propio	0	2	0
Ninguna	Con intercepto y sin tendencia (2)	Traza	1	4	1
		Máximo Valor Propio	0	1	1
Lineal	Con intercepto y sin tendencia (3)	Traza	1	3	1
		Máximo Valor Propio	0	1	1
Lineal	Con intercepto y con tendencia (4)	Traza	1	3	2
		Máximo Valor Propio	1	1	1
Cuadrática	Con intercepto y con tendencia (5)	Traza	1	2	2
		Máximo Valor Propio	1	1	1

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

²⁹ Las pruebas de raíces unitarias, se las puede apreciar el (Anexo 7)

4.2.3. Estimación.

Los modelos a estimarse son del tipo VECX; puesto que el vector endógeno está cointegrado y además, se incluyen variables exógenas. Para este estudio, se estimarán 21 modelos resultantes de la combinación de cada una de las 6 variables exógenas con el vector endógeno (*Tabla 16*), para cada uno de los 21 modelos VEC $(\delta, \varepsilon, \mu)$ ³⁰ (*Tabla 17*).

Tabla 16. Modelos a Estimarse

Modelo	Vector Endógeno	Vector Exógeno
1	1 2 3 4	5
2	1 2 3 4	5 6
3	1 2 3 4	5 6 7
4	1 2 3 4	5 6 7 8
5	1 2 3 4	5 6 7 8 9
6	1 2 3 4	5 6 7 8 9 10
7	1 2 3 4	6
8	1 2 3 4	6 7
9	1 2 3 4	6 7 8
10	1 2 3 4	6 7 8 9
11	1 2 3 4	6 7 8 9 10
12	1 2 3 4	7
13	1 2 3 4	7 8
14	1 2 3 4	7 8 9
15	1 2 3 4	7 8 9 10
16	1 2 3 4	8
17	1 2 3 4	8 9
18	1 2 3 4	8 9 10
19	1 2 3 4	9
20	1 2 3 4	9 10
21	1 2 3 4	10

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

³⁰ La notación VEC $(\delta, \varepsilon, \mu)$ significa que el modelo tiene: δ rezagos, ε modelo de cointegración (donde ε puede ser los modelos 1, 2, 3, 4 o 5) y μ el número de relaciones de cointegración.

Tabla 17. Modelos VEC (δ, ε, μ)

Modelos VEC	
1	VEC(1,2,1)
2	VEC(1,3,1)
3	VEC(1,4,1)
4	VEC(1,5,1)
5	VEC(4,1,4)
6	VEC(4,1,2)
7	VEC(4,2,4)
8	VEC(4,2,1)
9	VEC(4,3,3)
10	VEC(4,3,1)
11	VEC(4,4,3)
12	VEC(4,4,1)
13	VEC(4,5,2)
14	VEC(4,5,1)
15	VEC(6,1,1)
16	VEC(6,2,1)
17	VEC(6,3,1)
18	VEC(6,4,2)
19	VEC(6,4,1)
20	VEC(6,5,2)
21	VEC(6,5,1)

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.2.4. Verificación.

De los 441 modelos VECX realizados, se eligieron aquellos que presentan significancia estadística (Tabla 22); es decir que, la probabilidad crítica (p valor) de los estadísticos *Portmanteau*³¹ y *Jarque-Bera*³² sea menor que la distribución normal al 95% de confianza, probando así la independencia y normalidad de los residuos, respectivamente; además, se eligieron los 9 mejores modelos VECX además, para estos modelos se incorporaron como variables exógenas 11 variables *dummy* para corregir estacionalidad conjunta en las series, pues los

³¹ El estadístico de Portmanteau prueba la hipótesis nula de que los residuos son independientes.

³² El estadístico de Jarque-Bera prueba la hipótesis nula de que los residuos sigan una ley normal multivariada.

datos necesitan incorporar este último componente, para imitar el verdadero proceso generador de datos³³.

Tabla 18. Pruebas Estadísticas de Portmanteau y Jarque –Bera, Suma de Errores al Cuadrado e Indicadores Estadísticos de Calidad.

Modelo		Portmanteau	Jarque-Bera	S.E.C	AIC	BIC
		Valor de Probabilidad				
12	VECX (1, 2, 1)	0.1998	0.4026	0,33	-12,05	-10,99
16	VECX (1, 3, 1)	0.1744	0.3671	0,32	-11,90	-10,74
21	VECX (1, 3, 1)	0.1799	0.4242	0,31	-12,59	-10,92
12	VECX (1, 4, 1)	0.5288	0.4027	0,33	-12,16	-10,98
21	VECX (1, 4, 1)	0.5442	0.4615	0,34	-12,20	-11,02
4	VECX (1, 5, 1)	0.5744	0.0702	0,13	-11,99	-10,83
9	VECX (1, 5, 1)	0.6472	0.1297	0,32	-12,56	-11,01
12	VECX (1, 5, 1)	0.3913	0.2988	0,34	-12,16	-10,87
20	VECX (1, 5, 1)	0.5901	0.2562	0,32	-12,45	-11,03

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Como se evidencia en la *Tabla 18*, el mejor modelo estimado es el VECX (1, 5,1)₄, (*Anexo 8*) ya que presenta residuos independientes que siguen una ley normal multivariada, y la menor suma de errores al cuadrado (S.E.C.). En el (*Anexo 9*), se puede apreciar el correlograma de los residuos del modelo estimado.

4.2.5. Modelo VECX para Pronosticar las Ventas de las cuatro principales Marcas de Bebidas Gaseosas de EBC.

De lo expuesto anteriormente, se deduce que el mejor modelo para pronosticar las ventas de las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas de EBC, es el modelo VECX (1, 5, 1)₄ (*Tabla 19*), cuyas principales características son:

- Modelo autorregresivo con un rezago.

³³ El programa econométrico EViews considera la posibilidad de incluir variables determinística (así como constantes y *dummies* estacionales) dentro de las variables exógenas del VAR

- La ecuación de cointegración tiene intercepto y tendencia y el modelo del vector autorregresivo presenta intercepto y tendencia.
- Existe una relación de cointegración entre las variables endógenas.
- Las variables exógenas del modelo son: el Volumen de Ventas de Seven-Up, el Volumen de Ventas de Big Cola, el Volumen de Ventas de Manzana y el Volumen de Ventas de MAS.

Tabla 19. Modelo VECX (1, 5, 1) _4

Ecuación de Cointegración	Relaciones de Cointegración
COKE(-1)	1,0000
FANTA(-1)	0,2179
FIORA(-1)	0,4709
SPRITE(-1)	-0,6796
@TREND(03M01)	-0,0011
C	-14,8117

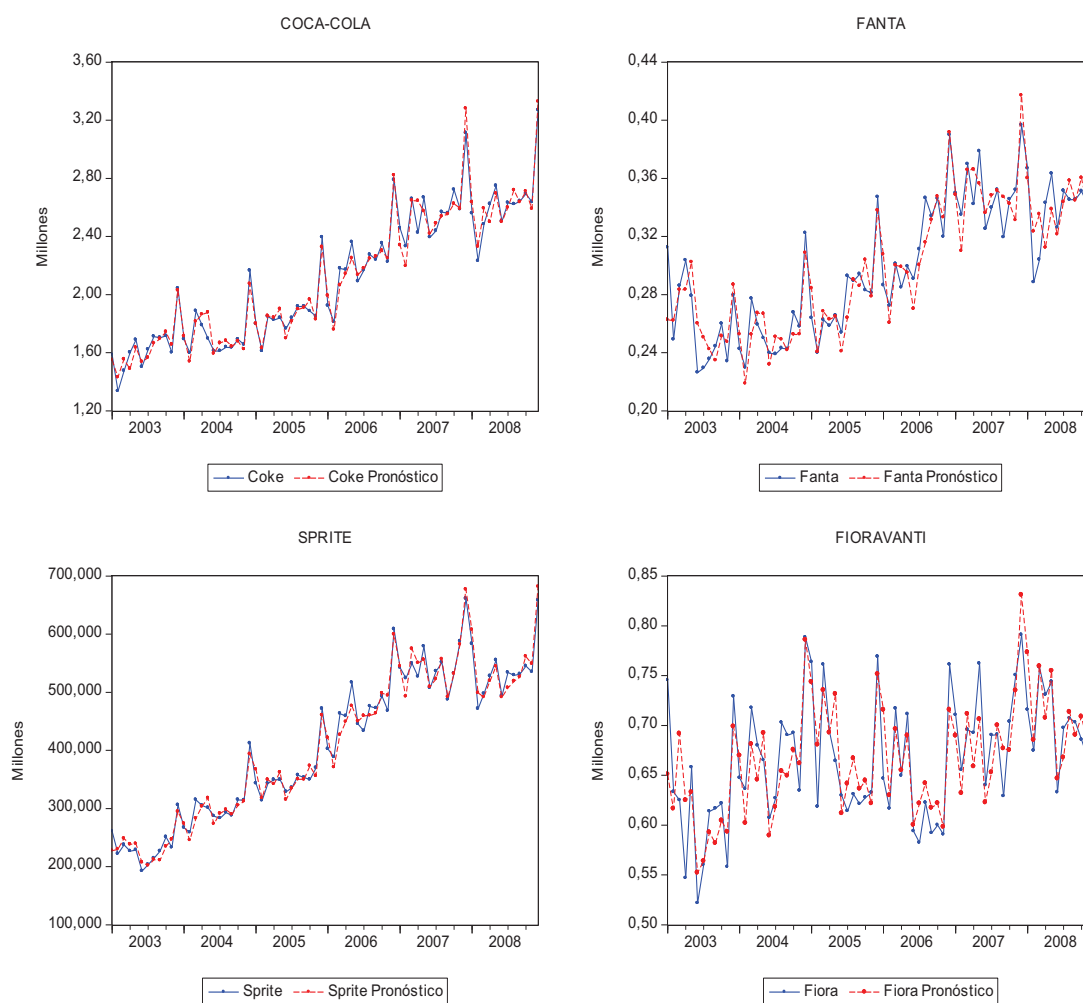
Corrección de Errores:	D(COKE)	D(FANTA)	D(FIORA)	D(SPRITE)
Relaciones de Cointegración	-1,317635	-1,066796	-0,921211	-0,887628
D(COKE(-1))	0,106586	0,205925	0,435811	0,143466
D(FANTA(-1))	0,06004	-0,067433	0,000878	0,015982
D(FIORA(-1))	0,143519	0,100347	-0,096102	0,138827
D(SPRITE(-1))	-0,115552	-0,121345	-0,323108	-0,259324
C	-0,673779	-0,581465	-0,77513	-0,790551
@TREND(03M01)	0,007014	0,005891	0,007436	0,007455
ESTA_12	0,018496	-0,002251	-0,030403	-0,005087
V_V_7_UP	-8,10E-07	-2,66E-07	-1,17E-07	-1,63E-07
V_V_BIG_COLA	-1,22E-07	-1,30E-07	-1,15E-07	-6,82E-08
V_V_MANZANA	7,81E-07	6,83E-07	7,45E-07	7,27E-07
V_V_MAS	1,41E-06	1,09E-06	1,39E-06	1,42E-06

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

En la *Figura 32*, se presentan los valores reales y estimados de las cuatro marcas principales de bebidas gaseosas de EBC, donde se aprecia que el modelo captura la tendencia y evolución de las mismas.

Figura 31. Ajuste de las Cuatro Marcas Principales de Bebidas Gaseosas de EBC para el período 2003-2008 (Modelo VAR)

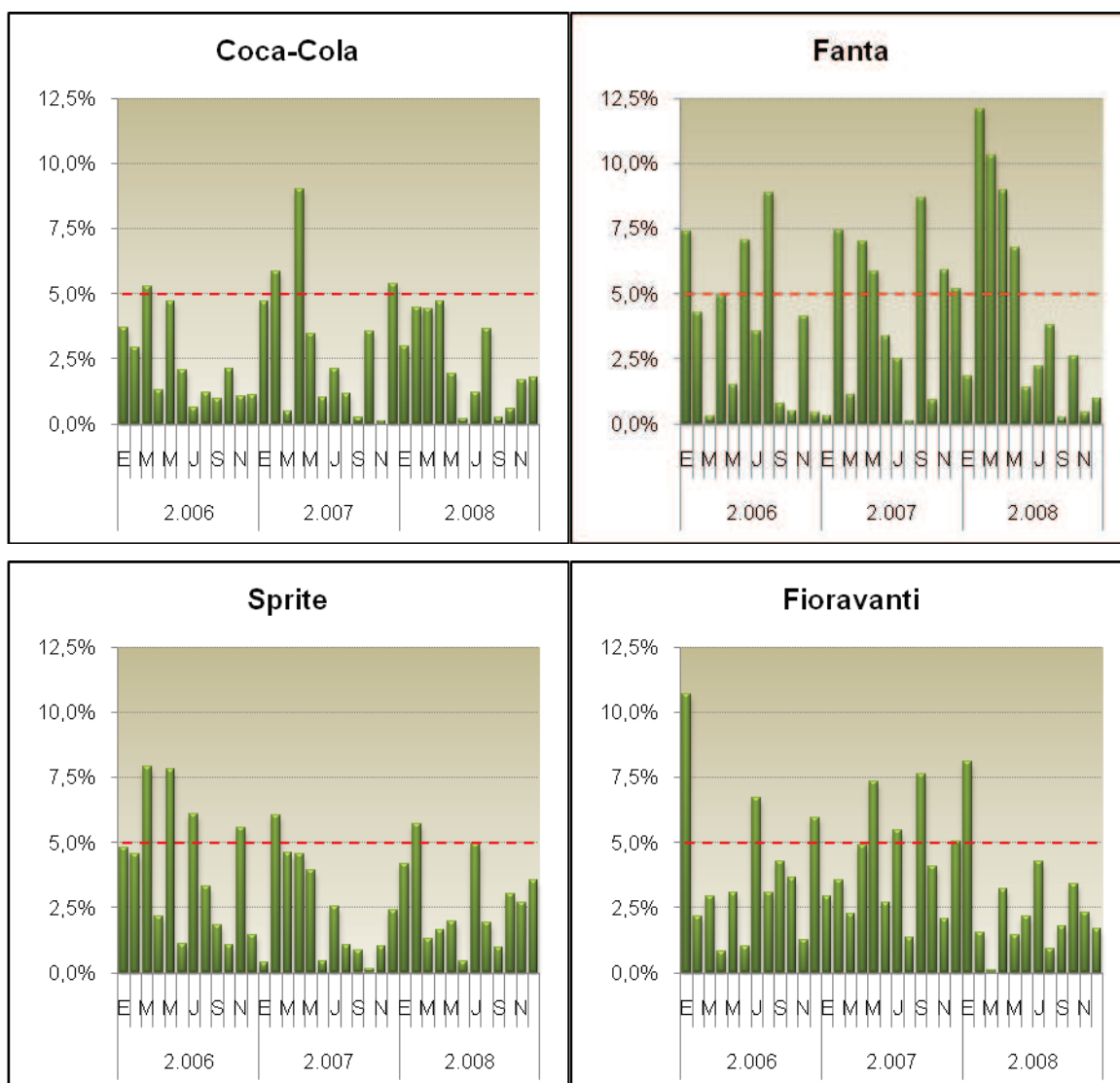


Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Posteriormente se efectuó un análisis de % Asertividad Mensual por Marca (*Figura 33*) con el que se calculará el porcentaje de acierto de los valores calculados con el modelo frente a las cifras de ventas reales.

Figura 32. % Asertividad Mensual de las Cuatro Marcas Principales de Bebidas Gaseosas de EBC para el período 2003-2008 (Modelo VAR).



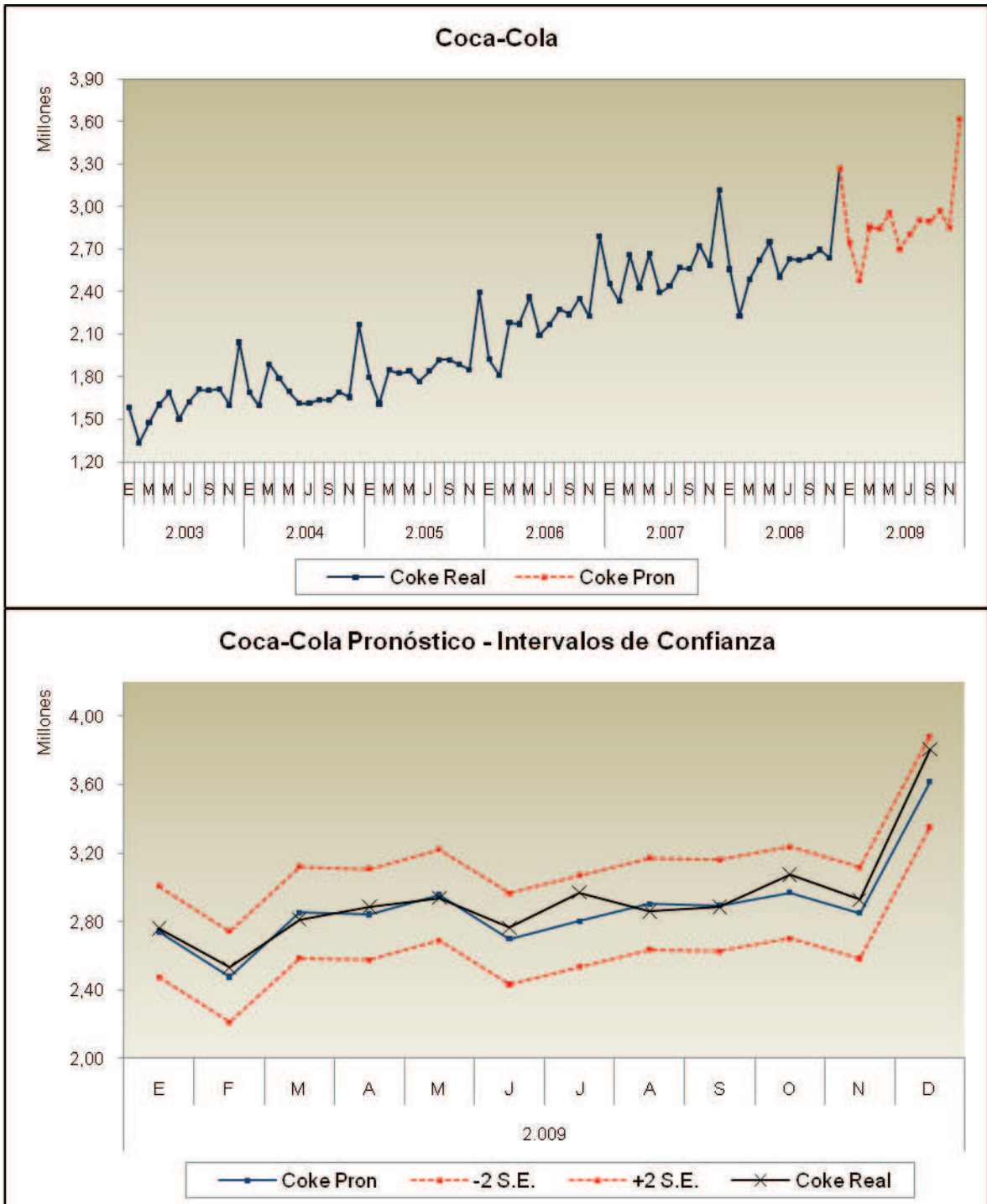
Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

4.2.6. Predicciones de las cuatro Marcas Principales de Bebidas Gaseosas de EBC para el período 2009-2010.

Uno de los mayores beneficios del modelo VECX es la proyección conjunta de las variables endógenas, en los gráficos siguientes, se puede observar que las ventas de las cuatro marcas principales de bebidas gaseosas de EBC, tienen una tendencia creciente al largo plazo.

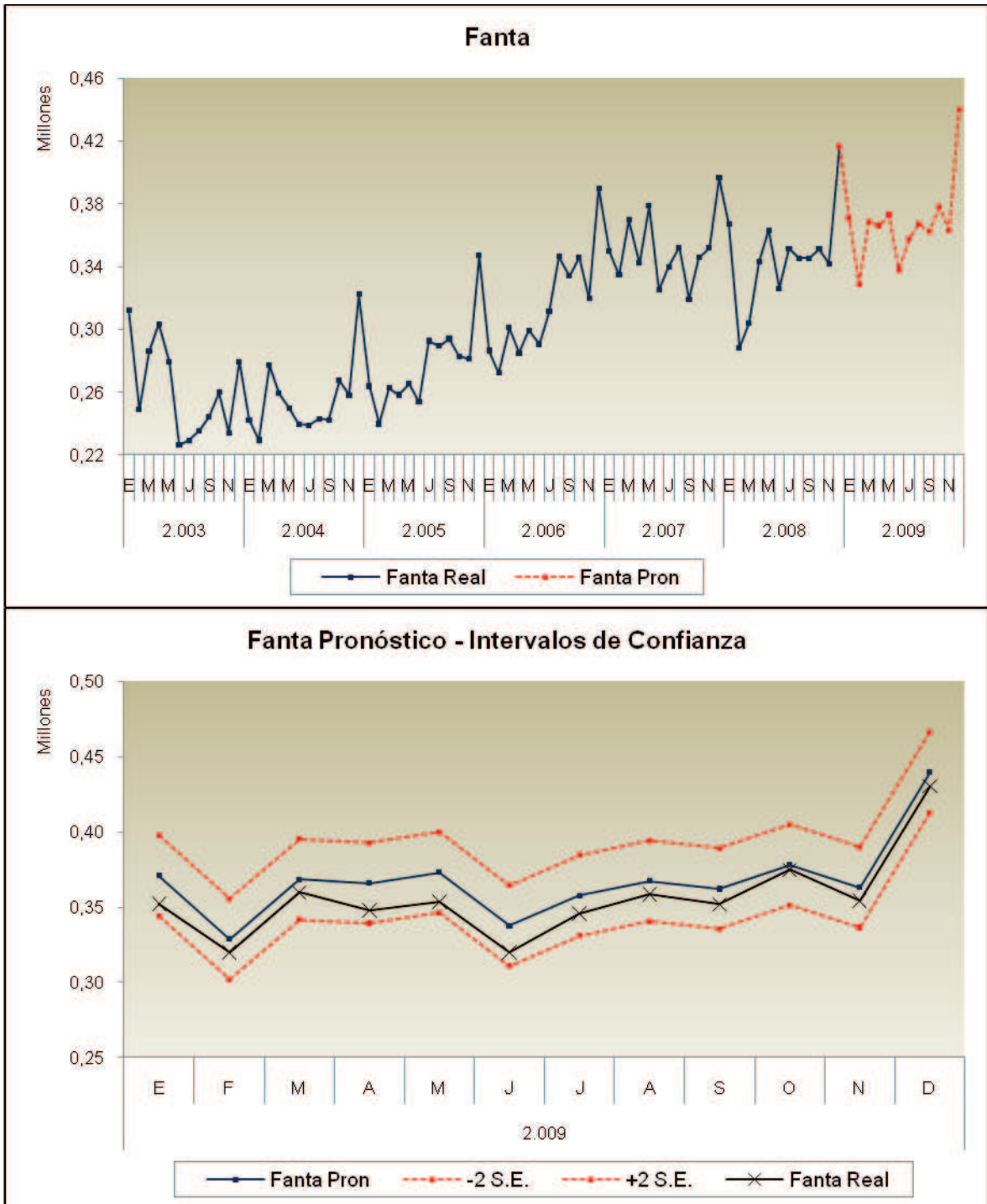
Figura 33. Pronóstico de Ventas Mensual para Coca-Cola - (VECX (1, 5,1) _4).



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

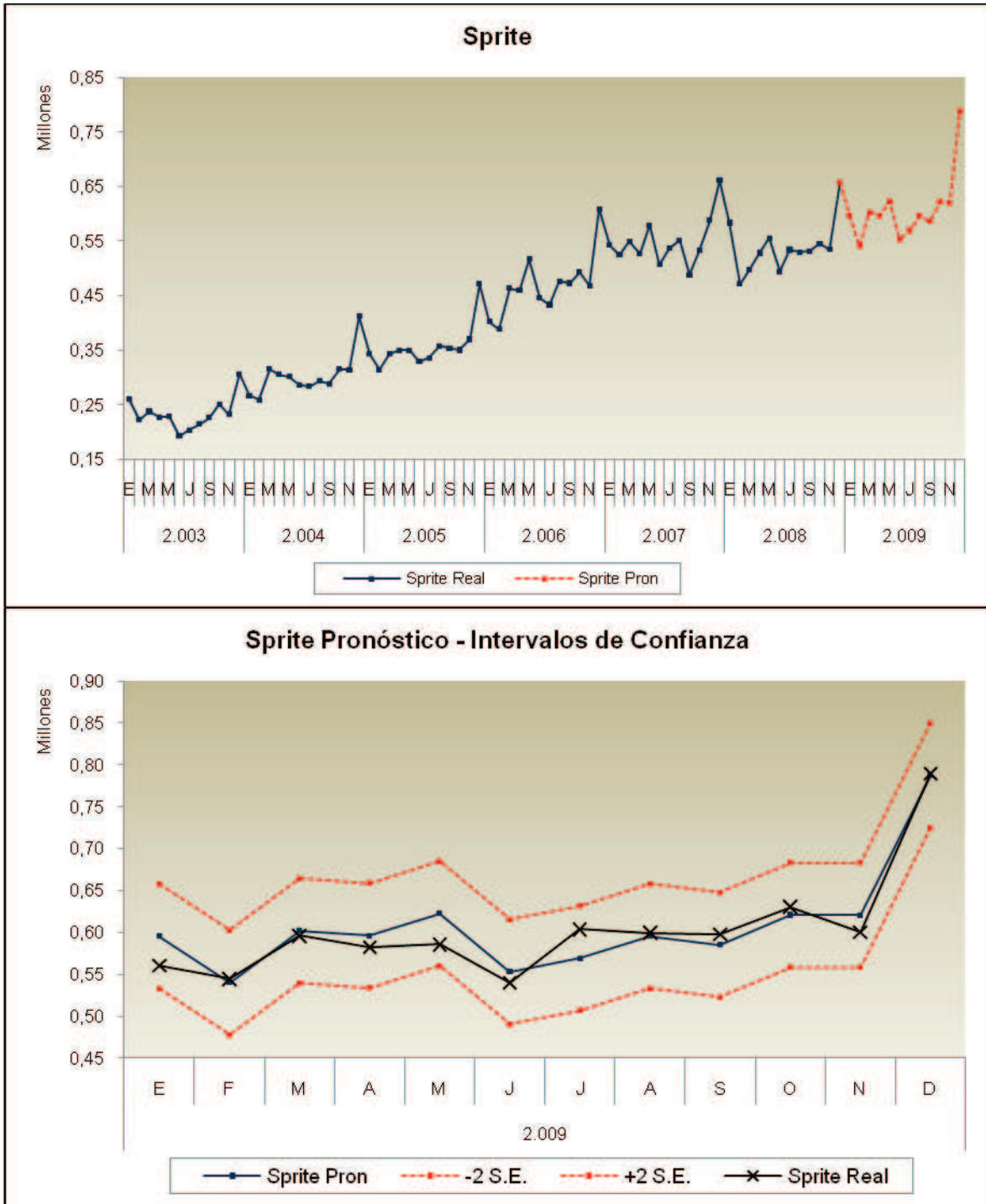
Figura 34. Pronóstico de Ventas Mensual para Fanta - (VECX (1, 5,1) _4).



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

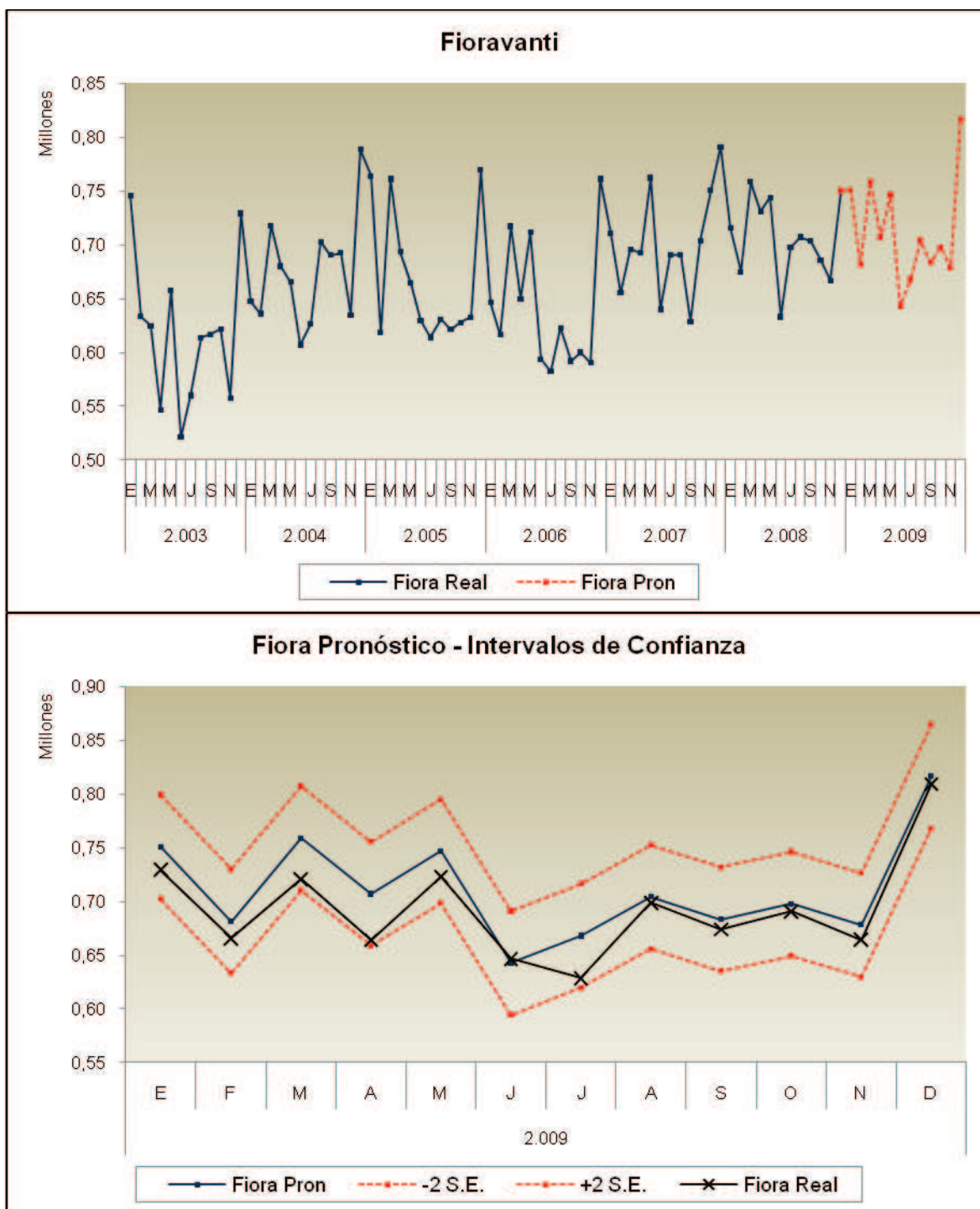
Figura 35. Pronóstico de Ventas Mensual para Sprite - (VECX (1, 5,1) _4).



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Figura 36. Pronóstico de Ventas Mensual para Fioravanti - (VECX (1, 5,1) _4).

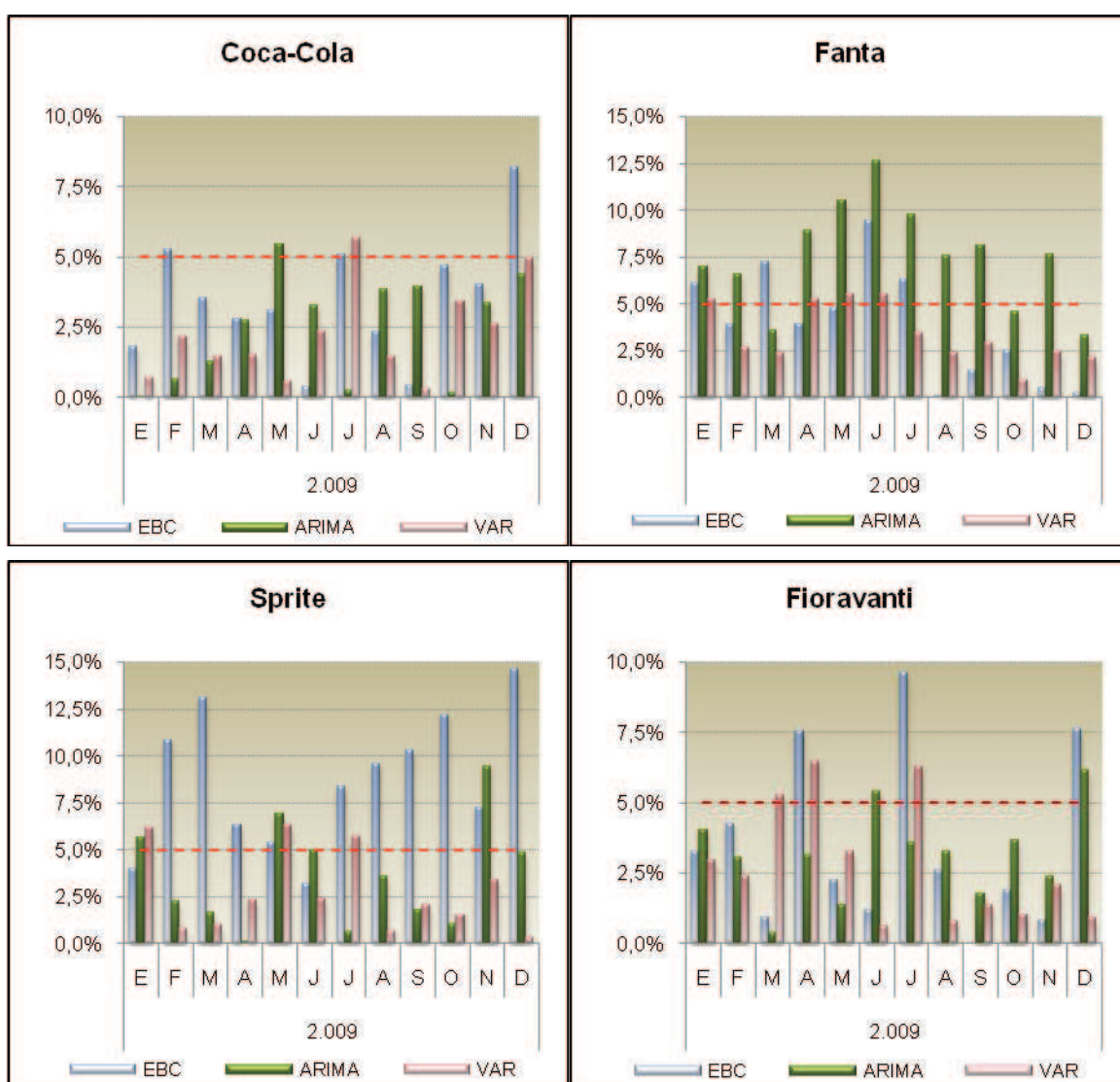


Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

De igual manera se efectuó un análisis de % Asertividad Mensual por Marca para el período de prueba es decir los ocho primeros mese del año 2009 donde se obtuvieron los resultados que muestra la *Figura 38*.

Figura 37. % Asertividad Mensual por Marcas para el período de prueba. (Modelo VAR, ARIMA y EBC).



Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Al utilizar modelos VAR para describir el comportamiento de las series de ventas de gaseosas, podemos observar que para el período de prueba los valores calculados con el modelo propuesto se ajustan de mejor manera a las ventas reales, superando a la Asertividad obtenida con el modelo actual que emplea EBC y los modelos ARIMA propuestos, a continuación se realizará un análisis sobre los errores de cada modelo, el que nos ayudará a identificar que metodología fue la que predijo de mejor manera a las series de ventas de bebidas gaseosas de la empresa.

Modelo	Coca-Cola	Fanta	Sprite	Fioravanti
EBC	2,05E+11	3,28E+09	4,35E+10	1,23E+10
ARIMA	1,04E+11	9,10E+09	8,94E+09	7,60E+09
VAR	9,39E+10	2,01E+09	4,83E+09	6,55E+09

4.3. Comparación Entre el Modelo de Vectores Autorregresivos Propuesto y el Modelo Actual de EBC para realizar pronósticos.

Para realizar la comparación entre modelos de pronósticos calculamos mensualmente la suma de errores al cuadrado (S.E.C) para identificar el modelo que posee menor error de predicción; además cada uno de estos criterios se calculará para cada mes del año 2.009.

Como se aprecia en la *Tabla 20*, el modelo (VAR) es aquel que posee el menor S.E.C. para cada mes del año además considerando su consistencia estadística se puede recomendar la utilización de este tipo de modelos para predecir las ventas mensuales de las cuatro marcas principales de bebidas gaseosas para la empresa Ecuador Bottling Company Corp.

Tabla 20. S.E.C. de los Modelos para las cuatro Marcas de Bebidas Gaseosas.

Serie	Coca-Cola			Fanta		
	VAR	ARIMA	EBC	VAR	ARIMA	EBC
Ene-09	3,61E+08	9,82E+05	2,53E+09	3,45E+08	6,08E+08	4,62E+08
Feb-09	3,00E+09	2,57E+08	1,78E+10	7,29E+07	4,43E+08	1,56E+08
Mar-09	1,63E+09	1,29E+09	1,00E+10	7,33E+07	1,65E+08	6,81E+08
Abr-09	1,93E+09	6,31E+09	6,37E+09	3,35E+08	9,57E+08	1,84E+08
May-09	2,68E+08	2,58E+10	8,29E+09	3,79E+08	1,38E+09	2,89E+08
Jun-09	4,24E+09	8,27E+09	1,27E+08	3,14E+08	1,64E+09	9,17E+08
Jul-09	2,83E+10	6,14E+07	2,28E+10	1,42E+08	1,14E+09	4,75E+08
Ago-09	1,76E+09	1,21E+10	4,46E+09	7,45E+07	7,33E+08	9,99E+04
Sep-09	8,53E+07	1,28E+10	1,44E+08	1,07E+08	8,11E+08	2,50E+07
Oct-09	1,10E+10	2,57E+07	2,07E+10	1,11E+07	2,92E+08	8,94E+07
Nov-09	5,92E+09	9,79E+09	1,39E+10	7,70E+07	7,36E+08	3,26E+06
Dic-09	3,54E+10	2,76E+10	9,74E+10	8,41E+07	2,03E+08	1,38E+06
Total 2.009	9,39E+10	1,04E+11	2,05E+11	2,01E+09	9,10E+09	3,28E+09

Serie	Sprite			Fioravanti		
	VAR	ARIMA	EBC	VAR	ARIMA	EBC
Ene-09	1,21E+09	1,01E+09	4,98E+08	4,62E+08	8,54E+08	5,68E+08
Feb-09	1,97E+07	1,54E+08	3,50E+09	2,53E+08	4,18E+08	8,04E+08
Mar-09	3,62E+07	9,58E+07	6,12E+09	1,45E+09	7,98E+06	4,45E+07
Abr-09	1,86E+08	4,18E+05	1,36E+09	1,85E+09	4,32E+08	2,51E+09
May-09	1,36E+09	1,64E+09	9,98E+08	5,57E+08	9,74E+07	2,61E+08
Jun-09	1,63E+08	7,30E+08	2,91E+08	1,65E+07	1,21E+09	6,00E+07
Jul-09	1,18E+09	1,62E+07	2,57E+09	1,55E+09	5,10E+08	3,67E+09
Ago-09	1,51E+07	4,66E+08	3,31E+09	3,09E+07	5,18E+08	3,36E+08
Sep-09	1,50E+08	1,14E+08	3,82E+09	8,68E+07	1,44E+08	4,81E+01
Oct-09	8,73E+07	4,24E+07	5,86E+09	5,07E+07	6,50E+08	1,74E+08
Nov-09	4,14E+08	3,22E+09	1,90E+09	1,91E+08	2,55E+08	2,91E+07
Dic-09	6,12E+06	1,45E+09	1,33E+10	5,36E+07	2,50E+09	3,82E+09
Total 2.009	4,83E+09	8,94E+09	4,35E+10	6,55E+09	7,60E+09	1,23E+10

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones.

- Ecuador Bottling Company Corp. es una empresa en la cual los procesos considerados como claves y que forman parte de la Cadena de Valor de la compañía, están arraigados a un proceso de Planeación, el mismo que abarca a los pronósticos de ventas que son el componente principal para que todas las áreas de la empresa realicen su planificación de operaciones, por lo tanto para EBC es indispensable obtener herramientas de gestión orientadas al correcto cálculo e interpretación de las proyecciones de ventas obtenidas por el área responsable de las mismas.
- En el presente trabajo de investigación, se han planteado dos tipos de modelos econométricos que podría ser el inicio para que Ecuador Bottling Company Corp. se incline no solo por herramientas técnicas de gestión que brinden a los usuarios menor grado de incertidumbre y mayor exactitud en la información que ayuden a la empresa en su constante búsqueda de liderazgo dentro del mercado ecuatoriano de bebidas no alcohólicas.
- Al presentar tres tipos de modelos para pronosticar las ventas de las cuatro marcas de bebidas gaseosas, el primero el modelo actual que emplea EBC que sigue una metodología de suavizamiento exponencial, el segundo un modelo de serie temporal univariado utilizando la metodología ARIMA para cada serie de ventas y el tercer un modelo de serie temporal multivariada enfocándonos en la metodología de los modelos de Vectores Autorregresivos, se concluyó que el modelo que presenta menores errores de predicción y que describe de mejor manera a los datos de ventas

mensuales de cada una de las series propuestas es el modelo de Vectores Autorregresivos,

- Se confirmó que las series de ventas de las cuatro principales Marcas de Bebidas Gaseosas para Ecuador Bottling Company Corp. (Coca-Cola, Fanta, Sprite y Fioravanti), son cointegradas ya que existe una relación de equilibrio a largo plazo, razón por la cual el modelo más adecuado para poder pronosticar los volúmenes de ventas es un Modelo de Corrección de Errores (VEC).
- Al incluir variables Macroeconómicas exógenas al modelo VEC como: la variación del Índice de Precios al Consumidor (IPCU), la variación del Índice de Precios al Productos (IPP) y la exportaciones e importaciones de bebidas gaseosas del Ecuador, el mismo se convierte en un Modelo VECX, pero las variables mencionadas no influyen en el comportamiento de las ventas de las cuatro marcas (Coca-Cola, Fanta, Sprite y Fioravanti), es por ello que variables exógenas de la industria como volumen de ventas de la competencia poseen mayor protagonismo al momento de realizar predicciones de ventas.
- Al momento de analizar las correlaciones obtenidas con el fin de seleccionar a aquellas variables que presenten mayor asociación lineal, es importante para *Ecuador Bottling Company Corp.* el resultado obtenido ya que si bien Pepsi Cola se considera como el principal competidor directo no solo de Coca-Cola sino de todas las marcas de *The Coca-Cola Company*, con el modelo propuesto se pudo comprobar que el volumen de ventas de las marcas es poco volátil a las variaciones en las ventas de Pepsi Cola, más aún marcas como Seven-Up y Big Cola son aquellas variables que poseen una influencia pero pequeña sobre las ventas de bebidas gaseosas para EBC.

5.2. Recomendaciones.

- Si bien mediante la investigación se comprobó que los volúmenes de ventas de las marcas de gaseosas son poco volátiles a variables macroeconómicas resultaría muy útil para la empresa introducir series históricas obtenidas del Instituto de Estadística y Censos (INEC) acerca de la evolución del Impuesto a los Consumos Especiales (ICE), ya que en una coyuntura como la actual, resultaría útil para EBC conocer el posible efecto negativo o positivo que tiene un aumento o disminución del valor del impuesto.
- Los modelos de Vectores Autorregresivos se enriquecen con la introducción de variables influyentes dentro del mercado de bebidas gaseosas es por ello que la inclusión de información de la competencia como precios, márgenes de contribución, etc.; nos brindarán un modelo mucho más exacto.
- El proyecto de investigación combinó una base estadística enfocándonos en los Modelos de Vectores Autorregresivos, pero no debemos de olvidar al enfoque organizacional participativo, si bien se dio gran importancia al análisis exhaustivo de los datos. Podría decirse, que los aspectos técnicos de los pronósticos (a pesar de su importancia indiscutible) se ven opacados cuando se comparan con las habilidades de organización y de coordinación que las empresas modernas exigen, por lo cual ambos temas deben tratarse con igual intensidad en las actividades de pronóstico y planificación de la demanda.
- En el presente trabajo de investigación se estiman modelos ARIMA y VAR para pronósticos de corto plazo para las ventas de las cuatro principales marcas de bebidas gaseosas para la empresa Ecuador Bottling Company Corp. Estos modelos se plantean como herramientas alternativas al modelo

actual empleado por la empresa que tiene como base un modelo de suavizamiento exponencial. Considerando todo el período de pronóstico, se observó que en general los modelos VAR alcanzaron un mayor poder de pronóstico frente al modelo actual y a los modelos ARIMA, aunque las últimas proyecciones obtenidas con los ARIMA revelaron una mejora en su capacidad de proyección. Concordante con los objetivos planteados al inicio de esta investigación, este último resultado sugiere una actitud de prudencia en la consideración de las distintas técnicas de proyección, para no adoptar una sola sino que concebirlas como complementarias; incluso continuar desarrollando otras posibilidades que permitan asesorar de la mejor forma a la compañía en la tarea de predecir el comportamiento de las ventas de bebidas gaseosas.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Libros.

- CAPA, Holger; **MODELACIÓN DE SERIES TEMPORALES**; Escuela Politécnica Nacional, primera edición, Quito-Ecuador, 1998.
- GREENE William; **ANÁLISIS ECONOMÉTRICO**, Editorial Prentice Hall, tercera edición, Madrid-España, 1999.
- GUJARATI Damodar; **ECONOMETRÍA**, Editorial McGraw Hill, tercera edición, 2001.
- LULTKETPOHL Helmut; **NEW INTRODUCTION TO MULTIPLE TIME SERIES ANALYSIS**, Editorial Springer Verlag, 2005.
- NOVALES Alfonso; **ECONOMETRÍA**, Editorial Mc Graw Hill, segunda edición, Madrid-España, 1993.
- PÉREZ, César; **ECONOMETRÍA DE LAS SERIES TEMPORALES**, Editorial Prentice Hall, 2006.
- SÁNCHEZ GONZÁLES Carlos; **MÉTODOS ECONOMÉTRICOS**; Editorial Ariel, 2001.
- TSAY Ruey; **ANALYSIS OF FINANCIAL TIME SERIES**, Editorial Wiley-Interscience, segunda edición, New Jersey-Estados Unidos, 2005.

Documentos.

- Maldonado Diego, **APLICACIÓN DE MODELOS VECTORIALES AUTORREGRESIVOS PARA LA PROYECCIÓN DE LA INFLACIÓN EN EL ECUADOR**, Banco Central del Ecuador, 2006.

- Misas Arango Martha, López Enciso Enrique, Téllez Corredor Juana, José Escobar Restrepo Fernando; **LA INFLACIÓN SUBYACENTE EN COLOMBIA: UN ENFOQUE DE TENDENCIAS ESTOCÁSTICAS COMUNES ASOCIADAS A UN VEC ESTRUCTURAL**, Banco Central de Colombia, 2005.
- Llosa Gonzalo, Tuesta Vicente, Vega Marco; **A BVAR FORECASTING MODEL FOR PERUVIAN INFLATION**, Banco Central del Perú, 2005.

Tesis

- Maldonado Guerrero Diego Rolando y Pazmiño Barreno Ruth Mariela, **“TRATAMIENTO DE SERIES TEMPORALES DEL ECUADOR MEDIANTE LA APLICACIÓN DE VECTORES AUTORREGRESIVOS”**, Escuela Politécnica Nacional, Escuela de Ciencias, Carrera de Ingeniería Matemática, Quito-Ecuador, 2004.
- Borja Navarrete Fabricio Alejandro y López Veintimilla Santiago Alexander, **“ANÁLISIS DE LAS EXPORTACIONES AGRÍCOLAS DEL ECUADOR EN EL PERÍODO 1990 – 2005, COMO REFERENTE PARA LA IMPLEMENTACIÓN DE POLÍTICAS COMERCIALES”**, Escuela Politécnica Nacional, Facultad de Ciencias, Carrera de Ingeniería en Ciencias Económicas y Financieras, Quito-Ecuador, 2007.

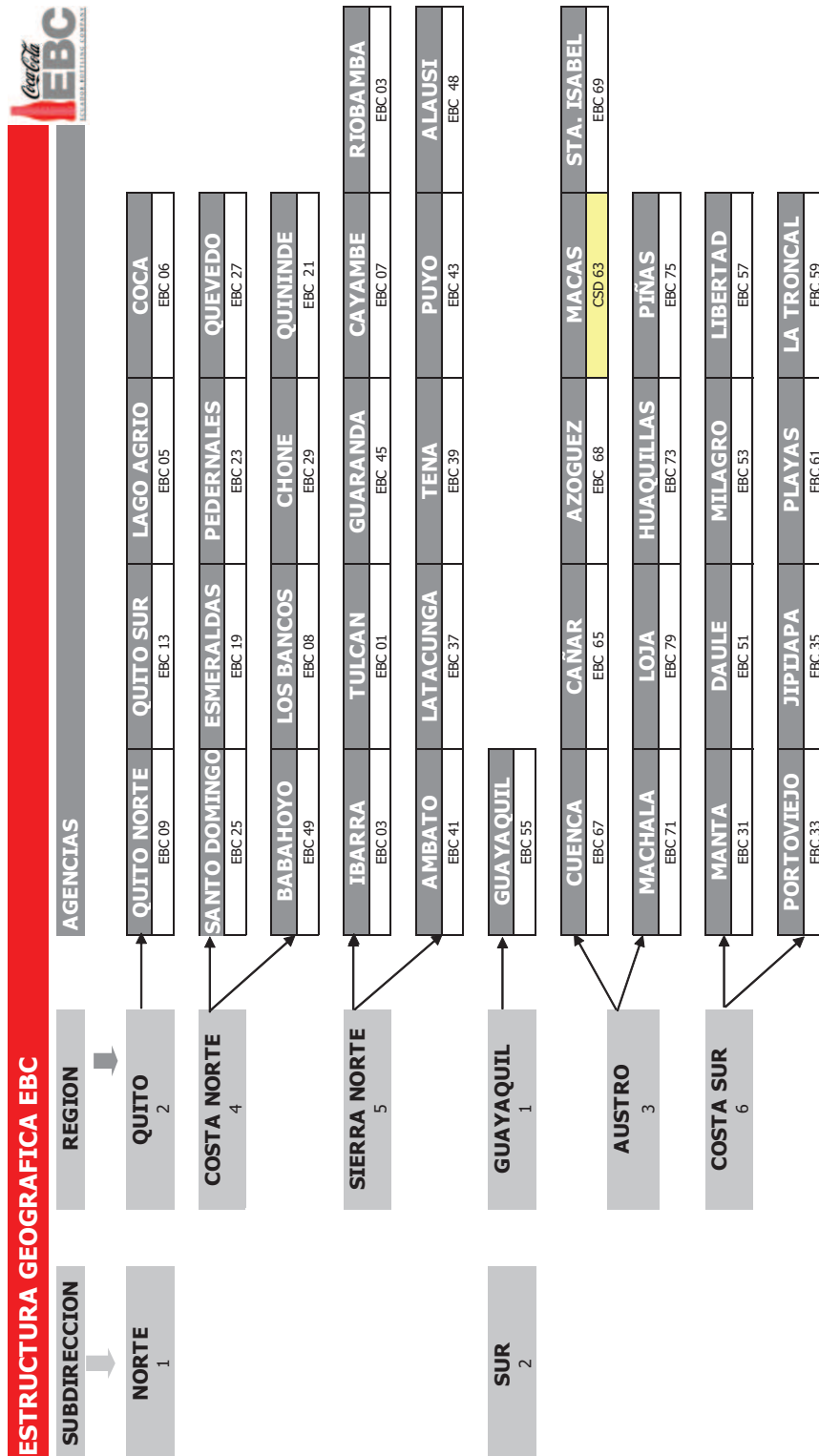
ANEXOS

ANEXO 1. Distribución Geográfica EBC.	116
ANEXO 2. Componentes de Preparación y Proceso de Embotellado EBC.	117
ANEXO 3. Variables Consideradas para el Proceso de Modelización	121
ANEXO 4. Correlación de Variables.....	124
ANEXO 5. Prueba de Causalidad de Granger	125
ANEXO 6. Prueba de Cointegración de Johansen.....	126
ANEXO 7. Prueba de Raíz Unitaria de las Variables.	129
ANEXO 8. Pruebas Portmanteu y Jarque-Bera del Modelo $VECX(1,5,1)_{04}$	134

ANEXO 1

Distribución

Geográfica EBC



40 CENTROS DE DISTRIBUCIÓN

6 SUB-REGIONES

2 REGIONES

ANEXO 2

Componentes de Preparación y Proceso de Embotellado EBC



COMPONENTES Y PREPARACIÓN



REFINERÍA DE AZÚCAR

Modernas refinerías ecuatorianas extraen el azúcar de caña y la refinan, para producir azúcar de primera calidad, que es utilizada en la preparación de COCA-COLA.



TRATAMIENTO DEL AGUA

El agua potable es liberada de las sales no deseables. Luego es esterilizada y filtrada para hacerla completamente pura y clara.



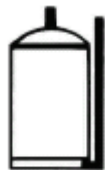
PREPARACIÓN DEL JARABE SIMPLE

El azúcar y el agua son cuidadosamente medidos y mezclados para formar el jarabe simple.



PREPARACIÓN DEL JARABE TERMINADO

El jarabe simple pasa a través de un filtro especial bajo presión y es mezclado con el concentrado de COCA-COLA y una composición especial de ingredientes puros y naturales, para formar el jarabe terminado.



UNIDADES DE GAS CARBÓNICO

Este tanque alimenta al carbonatador con gas carbónico.



ENFRIADOR DE AGUA

El agua tratada es enfriada con el fin de que absorba la cantidad correcta de gas carbónico.



CARBONATADOR

El agua fría, mezclada con la cantidad necesaria de jarabe de COCA-COLA, es saturada con gas carbónico y conducida a la máquina llenadora.



LLENADORA DE BOTELLAS

El producto que llega a la llenadora es vaciado en la botella que a su vez es herméticamente cerrada con una tapa corona. Todo este procedimiento es automático.

PROCESO DE EMBOTELLADO



APILAMIENTO DE BOTELLAS VACÍAS

Las cajas de botellas vacías son descargadas de los camiones y luego almacenadas.



LAVADORA DE BOTELLAS

Las botellas vacías son seleccionadas y conducidas a la lavadora de botellas para ser lavadas y esterilizadas en una solución caliente de detergente; luego son enjuagadas con agua limpia y fresca. Durante esta operación, no son tocadas por la mano humana.



INSPECCIÓN DE BOTELLAS VACÍAS

Cada botella es revisada cuidadosamente para asegurar que esté completamente limpia y lista para ser llenada.



LLENADORA DE BOTELLAS

El producto que llega a la llenadora es vaciado en la botella, que a su vez es herméticamente cerrada con una tapa corona. Todo este procedimiento es automático.



INSPECCIÓN DE BOTELLAS LLENAS (CONTROL FINAL)

Cada botella de COCA-COLA es revisada con sumo cuidado para asegurar un nivel correcto de líquido.



ENCAJONADORA AUTOMÁTICA

Las botellas llenas son conducidas a la máquina que las coloca, automáticamente, en las cajas.

**APILAMIENTO DE BOTELLAS LLENAS**

Las cajas de COCA-COLA son apiladas a la espera de ser entregadas a los detallistas.

**CAMIONES PARA LA ENTREGA**

Las cajas de COCA-COLA son cargadas en los camiones y entregadas a los muchos detallistas que venden COCA-COLA al público consumidor.

ANEXO 3

Variables Consideradas para el Proceso de Modelización

Serie	Año	Mes											
		Ene	Feb.	Mar	Abr.	Muy	Jun.	Jul.	Ago.	Sep.	Oct.	Nov.	Dic.
Ventas CF Coca-Cola (Miles)	2.003	1.586	1.334	1.475	1.602	1.689	1.503	1.622	1.710	1.702	1.715	1.599	2.042
	2.004	1.692	1.597	1.887	1.789	1.697	1.611	1.611	1.637	1.634	1.691	1.655	2.165
	2.005	1.798	1.609	1.848	1.825	1.839	1.766	1.839	1.918	1.918	1.885	1.850	2.393
	2.006	1.923	1.810	2.179	2.171	2.360	2.091	2.167	2.274	2.240	2.352	2.225	2.789
	2.007	2.455	2.332	2.658	2.426	2.667	2.393	2.439	2.568	2.559	2.721	2.588	3.113
	2.008	2.558	2.230	2.483	2.623	2.749	2.505	2.631	2.622	2.642	2.694	2.636	3.269
Ventas CF Fanta (Miles)	2.003	312	249	286	304	279	226	229	236	244	260	234	279
	2.004	242	230	277	259	250	240	239	243	242	268	258	322
	2.005	264	240	263	258	266	254	293	289	294	283	281	347
	2.006	286	272	301	285	299	291	311	346	334	346	320	390
	2.007	350	335	370	342	379	325	340	352	319	346	352	397
	2.008	367	288	304	343	363	326	351	345	345	351	342	417
Ventas CF Sprite (Miles)	2.003	261	222	238	227	228	192	203	214	226	251	232	306
	2.004	267	259	315	305	301	287	283	293	288	315	314	412
	2.005	343	314	343	349	350	329	335	357	353	350	370	472
	2.006	402	388	463	459	517	445	433	476	472	493	468	609
	2.007	542	524	549	527	579	507	536	551	488	533	588	661
	2.008	583	472	497	528	555	494	534	529	531	545	535	658
Ventas CF Fioravanti (Miles)	2.003	745	633	625	547	658	521	560	614	617	622	558	729
	2.004	647	636	718	680	665	607	627	703	690	692	635	788
	2.005	764	618	761	693	664	630	614	631	621	628	633	769
	2.006	646	616	717	650	711	594	582	623	592	600	590	761
	2.007	710	655	696	692	762	640	690	691	629	704	750	791
	2.008	716	675	758	731	744	633	697	707	703	686	667	750
Ventas CF Pepsi (Miles)	2.003	220	281	354	343	364	327	339	366	338	354	351	439
	2.004	344	297	370	394	362	335	307	359	362	362	356	468
	2.005	341	279	305	318	312	281	300	321	315	288	298	381
	2.006	297	276	307	297	324	256	233	255	230	245	246	302
	2.007	240	226	263	242	236	242	243	277	245	249	242	286
	2.008	237	223	230	221	239	189	244	268	259	268	261	302
Ventas CF Seven Up (Miles)	2.003	84	74	95	74	57	43	80	100	87	100	122	170
	2.004	164	159	200	221	188	155	172	191	198	190	200	264
	2.005	173	143	133	141	168	150	148	153	156	151	141	172
	2.006	149	139	153	147	152	161	122	139	142	157	146	171
	2.007	133	130	149	143	152	124	132	87	93	99	98	113
	2.008	90	79	88	90	88	79	89	101	97	100	98	113
Ventas CF Big Cola (Miles)	2.003	421	492	500	498	386	308	343	355	382	381	375	495
	2.004	454	464	652	772	669	721	778	844	854	843	787	949
	2.005	757	667	729	699	738	669	741	716	762	724	738	928
	2.006	715	733	819	793	789	611	590	605	531	559	497	592
	2.007	557	553	592	572	616	567	580	450	392	389	403	438
	2.008	355	338	383	385	309	326	293	296	299	313	304	351
Ventas CF Manzana (Miles)	2.003	171	182	185	183	181	206	238	258	289	311	260	370
	2.004	248	254	271	275	288	294	302	316	339	349	344	515
	2.005	260	196	192	183	193	140	155	153	164	161	152	198
	2.006	132	114	119	117	131	125	153	160	162	168	167	215

	2.008	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
--	-------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

Serie	Año	Mes											
		Ene	Feb.	Mar	Abr.	Muy	Jun.	Jul.	Ago.	Sep.	Oct.	Nov.	Dic.
Participación de Mercado Big Cola	2.003	0,08	0,10	0,09	0,09	0,07	0,07	0,07	0,07	0,08	0,07	0,08	0,08
	2.004	0,09	0,10	0,11	0,13	0,13	0,14	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,13
	2.005	0,14	0,14	0,14	0,13	0,14	0,14	0,15	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14
	2.006	0,14	0,15	0,14	0,14	0,13	0,12	0,11	0,11	0,10	0,10	0,09	0,09
	2.007	0,09	0,10	0,09	0,09	0,09	0,10	0,10	0,08	0,07	0,07	0,07	0,07
	2.008	0,06	0,07	0,07	0,07	0,05	0,06	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
Participación de Mercado Manzana	2.003	0,03	0,04	0,03	0,03	0,04	0,05	0,05	0,05	0,06	0,06	0,05	0,06
	2.004	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,07
	2.005	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03
	2.006	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03
	2.007	0,04	0,03	0,03	0,04	0,04	0,03	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,03
	2.008	0,03	0,03	0,03	0,03	0,04	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03
Participación de Mercado Tropical	2.003	0,03	0,03	0,03	0,04	0,04	0,05	0,05	0,05	0,06	0,06	0,07	0,07
	2.004	0,06	0,07	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,07	0,06	0,07
	2.005	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,03	0,03	0,04	0,03	0,03	0,03	0,03
	2.006	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03
	2.007	0,03	0,03	0,03	0,04	0,04	0,04	0,04	0,02	0,03	0,02	0,03	0,03
	2.008	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03
Participación de Mercado MAS	2.003	0,06	0,08	0,09	0,08	0,10	0,10	0,10	0,10	0,09	0,09	0,09	0,09
	2.004	0,09	0,08	0,08	0,07	0,07	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	2.005	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,08	0,07	0,07	0,07	0,07	0,06	0,06
	2.006	0,06	0,06	0,05	0,05	0,05	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	2.007	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,05	0,05	0,04	0,04	0,04
	2.008	0,04	0,04	0,03	0,03	0,03	0,04	0,04	0,03	0,04	0,04	0,04	0,04
Variación IPCU	2.003	2,49	0,76	0,56	0,97	0,18	-0,21	0,03	0,06	0,79	0,00	0,33	-0,04
	2.004	0,41	0,69	0,70	0,65	-0,48	-0,31	-0,62	0,03	0,23	0,28	0,42	-0,06
	2.005	0,25	0,27	0,26	0,84	0,18	0,07	-0,16	-0,15	0,72	0,35	0,17	0,30
	2.006	0,48	0,71	0,65	0,07	-0,14	-0,23	0,03	0,22	0,57	0,35	0,17	-0,03
	2.007	0,30	0,07	0,10	-0,01	0,03	0,39	0,42	0,07	0,71	0,13	0,50	0,57
	2.008	1,14	0,94	1,48	1,52	1,05	0,76	0,59	0,21	0,66	0,03	-0,16	0,29
Variación IPP	2.003	7,27	5,79	-0,18	-9,75	-1,87	1,78	1,80	-2,18	-2,95	3,27	1,21	1,36
	2.004	4,16	1,65	0,30	-0,37	6,99	-3,56	0,18	4,05	-4,51	8,72	-8,23	-3,76
	2.005	2,73	3,92	10,85	-5,07	-1,62	7,63	4,88	7,39	-0,22	-1,36	-8,78	1,12
	2.006	4,19	-2,19	3,80	6,48	3,01	0,08	5,79	-4,25	-7,03	-4,32	-1,24	3,78
	2.007	-6,16	7,25	1,90	4,75	-0,72	0,98	0,50	-0,19	0,89	4,91	4,98	-1,59
	2.008	0,03	4,18	6,87	3,41	7,40	6,11	1,66	-11,29	-7,48	-13,54	-14,86	-11,11
X Gaseosas (Miles)	2.003	785	650	831	769	1.205	1.102	1.378	845	1.121	998	722	1.157
	2.004	726	1.465	1.292	1.591	1.176	1.270	1.595	1.069	1.017	1.180	1.505	1.743
	2.005	1.407	1.943	1.340	1.478	1.937	1.440	1.441	1.615	1.478	1.529	1.555	1.667
	2.006	1.448	1.413	1.906	2.148	2.053	2.304	1.955	2.167	1.701	1.646	2.044	1.742
	2.007	2.557	2.198	2.980	2.665	2.425	1.818	2.317	1.934	1.671	2.794	2.342	2.261
	2.008	2.923	1.512	2.694	3.166	1.938	3.381	2.285	2.505	2.996	3.079	2.137	2.922
M Gaseosas (Miles)	2.003	56	31	53	62	49	43	87	21	41	64	56	65
	2.004	33	14	31	89	45	30	69	45	29	53	21	52
	2.005	40	29	31	25	41	46	33	30	87	32	16	32
	2.006	76	16	40	101	54	78	93	52	55	52	36	39
	2.007	17	22	34	51	67	69	70	92	114	85	101	56
	2.008	88	51	20	41	68	87	47	57	55	24	72	76

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

ANEXO 4

Correlación de las Variables

	D_COKE	D_FANTA	D_FIORA	D_SPRITE
D_COKE	1,000000000	0,923825115	0,836311551	0,934384385
D_FANTA	0,923825115	1,000000000	0,778976456	0,938339648
D_FIORA	0,836311551	0,778976456	1,000000000	0,874970952
D_L_PM_COKE	-0,105198358	-0,122921722	-0,018310872	-0,047878257
D_L_PM_FANTA	-0,020798272	-0,043401837	0,006987747	-0,070756531
D_L_PM_FIORA	-0,080190408	-0,048510168	-0,052819906	-0,099864448
D_L_PM_SPRITE	-0,059577370	-0,068623584	-0,054741353	-0,106971746
D_SPRITE	0,934384385	0,938339648	0,874970952	1,000000000
D_PM_7_UP	-0,037770506	0,007375174	-0,055089791	-0,030240714
D_PM_BIG_COLA	-0,093164793	-0,059322629	-0,172692649	-0,120918290
D_PM_MANZANA	0,265667051	0,281958434	0,176674296	0,296931797
D_PM_MAS	-0,111990958	-0,120399708	-0,033934540	-0,141690827
D_PM_PEPSI	0,114394730	0,035045016	0,098072118	0,107559914
D_PM_TROPICAL	0,161858966	0,150757640	0,048557750	0,182893573
D_V_V_7_UP	0,556018026	0,554955370	0,476520606	0,556134105
D_V_V_BIG_COLA	0,652634908	0,632064820	0,540341963	0,623968424
D_V_V_MANZANA	0,593747570	0,588511640	0,500261063	0,614398009
D_V_V_MAS	0,634428751	0,601338938	0,637673816	0,614936940
D_V_V_PEPSI	0,856592305	0,779323478	0,752122995	0,856226019
D_V_V_TROPICAL	0,601141460	0,580418165	0,489860628	0,619283051
D_X	-0,103291588	-0,056389175	-0,099093201	-0,101367167
IPCU	-0,071870334	-0,065317621	-0,136285834	-0,086000724
IPP	0,033875153	0,059821098	0,125452978	0,083854847
L_M	0,033645432	0,077099576	0,048358501	0,085733684

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

ANEXO 5

Prueba de Causalidad de Granger.

Dependent variable: D_FANTA			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_FIORA	3,4365	2	0,1794
D_SPRITE	1,2842	2	0,5262
D_COKE	0,3486	2	0,8400
All	3,7006	6	0,7171

Dependent variable: D_FIORA			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_FANTA	1,6468	2	0,4389
D_SPRITE	8,7019	2	0,0129
D_COKE	3,2745	2	0,1945
All	10,7598	6	0,0961

Dependent variable: D_SPRITE			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_FANTA	0,2418	2	0,8861
D_FIORA	3,6566	2	0,1607
D_COKE	0,9017	2	0,6371
All	6,0073	6	0,4224

Dependent variable: D_COKE			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_FANTA	1,2238	2	0,5423
D_FIORA	7,1008	2	0,0287
D_SPRITE	2,3842	2	0,3036
All	7,3974	6	0,2856

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

ANEXO 6

Prueba de Cointegración de Johansen.

Lags interval: 1 to 1					
Selected (0.05 level*) Number of Cointegrating Relations by Model					
Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Test Type	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Trace	0	1	1	1	1
Max-Eig	0	0	0	1	1
*Critical values based on MacKinnon-Haug-Michelis (1999)					
Information Criteria by Rank and Model					
Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Rank or No. of CEs	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Log Likelihood by Rank (rows) and Model (columns)					
0	424.4910	424.4910	428.1556	428.1556	429.1867
1	434.5948	438.3157	441.9046	449.5661	450.5335
2	439.6282	447.4737	450.6652	460.9136	461.6456
3	443.4086	452.3522	454.4505	465.8251	466.4821
4	443.5055	455.6625	455.6625	468.0369	468.0369
Akaike Information Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-11.67117	-11.67117	-11.66159	-11.66159	-11.57676
1	-11.73128	-11.80902	-11.82585	-12.01617	-11.95810
2	-11.64652	-11.81353	-11.84758	-12.08325*	-12.04702
3	-11.52596	-11.69578	-11.72716	-11.96643	-11.95663
4	-11.30016	-11.53321	-11.53321	-11.77248	-11.77248
Schwarz Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-11.15723*	-11.15723*	-11.01916	-11.01916	-10.80585
1	-10.96037	-11.00599	-10.92645	-11.08465	-10.93022
2	-10.61864	-10.72141	-10.69121	-10.86263	-10.76216
3	-10.24110	-10.31456	-10.31382	-10.45673	-10.41480
4	-9.758332	-9.862904	-9.862904	-9.973685	-9.973685

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Lags interval: 1 to 4					
Selected (0.05 level*) Number of Cointegrating Relations by Model					
Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Test Type	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Trace	4	4	3	3	2
Max-Eig	2	1	1	1	1
*Critical values based on MacKinnon-Haug-Michelis (1999)					
Information Criteria by Rank and Model					
Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Rank or No. of CEs	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Log Likelihood by Rank (rows) and Model (columns)					
0	461.9354	461.9354	466.2624	466.2624	471.2040
1	478.8366	486.6686	490.9943	491.9282	496.8078
2	487.9877	496.9112	500.9481	502.2098	506.9151
3	493.1139	503.9068	507.5341	511.4454	513.5768
4	495.5278	509.0105	509.0105	515.5429	515.5429
Akaike Information Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-11.87867	-11.87867	-11.88843	-11.88843	-11.91654
1	-12.14438	-12.34832	-12.38789	-12.38592	-12.44202
2	-12.17874	-12.38541	-12.44621	-12.42417	-12.50493*
3	-12.09295	-12.32558	-12.40400	-12.43121	-12.46498
4	-11.92620	-12.20927	-12.20927	-12.28486	-12.28486
Schwarz Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-9.772694	-9.772694	-9.650832	-9.650832	-9.547315
1	-9.775153	-9.946189*	-9.887044	-9.852164	-9.809555
2	-9.546268	-9.687127	-9.682120	-9.594268	-9.609212
3	-9.197237	-9.331143	-9.376665	-9.305150	-9.306015
4	-8.767241	-8.918683	-8.918683	-8.862654	-8.862654

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

Lags interval: 1 to 6					
Selected (0.05 level*) Number of Cointegrating Relations by Model					
Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Test Type	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Trace	1	1	1	2	2
Max-Eig	0	1	1	1	1
*Critical values based on MacKinnon-Haug-Michelis (1999)					
Information Criteria by Rank and Model					
Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Rank or No. of CEs	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Log Likelihood by Rank (rows) and Model (columns)					
0	497.2509	497.2509	500.1978	500.1978	505.3868
1	508.7157	518.8412	521.2908	521.5437	526.4484
2	513.7786	528.9135	531.3625	533.3411	537.3342
3	516.1529	533.8330	535.0828	542.7916	543.5922
4	517.7791	535.5265	535.5265	546.0805	546.0805
Akaike Information Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-12.34618	-12.34618	-12.31378	-12.31378	-12.35036
1	-12.45279	-12.73358	-12.71664	-12.69365	-12.75226
2	-12.36242	-12.76657	-12.78039	-12.77973	-12.84105*
3	-12.18932	-12.64102	-12.64870	-12.79359	-12.78745
4	-11.99320	-12.41620	-12.41620	-12.61786	-12.61786
Schwarz Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-9.134780	-9.134780	-8.968569	-8.968569	-8.871345
1	-8.973771	-9.221105*	-9.103810	-9.047373	-9.005621
2	-8.615783	-8.953030	-8.899940	-8.832378	-8.826798
3	-8.175068	-8.526407	-8.500641	-8.545170	-8.505582
4	-7.711333	-8.000522	-8.000522	-8.068374	-8.068374

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

ANEXO 7

Prueba de Raíz Unitaria de las Variables.

Null Hypothesis: COKE has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 2 (Fixed)					
		t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-3.409340	0.0585		
Test critical values:	1% level	-4.096614			
	5% level	-3.476275			
	10% level	-3.165610			
		Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
COKE(-1)	-0.674809	0.197929	-3.409340	0.0011	
D(COKE(-1))	-0.198271	0.170330	-1.164040	0.2487	
D(COKE(-2))	-0.197179	0.129231	-1.525783	0.1320	
C	966150.4	279641.8	3.454957	0.0010	
@TREND(2003M01)	13284.20	3917.296	3.391165	0.0012	

Null Hypothesis: COKE has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 1 (Fixed)					
		t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-4.957255	0.0007		
Test critical values:	1% level	-4.094550			
	5% level	-3.475305			
	10% level	-3.165046			
		Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
COKE(-1)	-0.834306	0.168300	-4.957255	0.0000	
D(COKE(-1))	-0.032861	0.129452	-0.253844	0.8004	
C	1186504.	240415.5	4.935224	0.0000	
@TREND(2003M01)	16270.84	3372.651	4.824347	0.0000	

Null Hypothesis: COKE has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 0 (Fixed)					
		t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-6.909801	0.0000		
Test critical values:	1% level	-4.092547			
	5% level	-3.474363			
	10% level	-3.164499			
		Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
COKE(-1)	-0.870777	0.126021	-6.909801	0.0000	
C	1230376.	184062.3	6.684565	0.0000	
@TREND(2003M01)	17107.64	2596.317	6.589194	0.0000	

Null Hypothesis: FANTA has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 2 (Fixed)					
		t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-3.756083	0.0251		
Test critical values:	1% level	-4.096614			
	5% level	-3.476275			
	10% level	-3.165610			
		Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
FANTA(-1)	-0.595097	0.158436	-3.756083	0.0004	
D(FANTA(-1))	-0.117878	0.148893	-0.791695	0.4315	
D(FANTA(-2))	-0.138628	0.119268	-1.162329	0.2494	
C	134843.6	37246.89	3.620266	0.0006	
@TREND(2003M01)	1236.847	329.5525	3.753110	0.0004	

Null Hypothesis: FANTA has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 1 (Fixed)					
		t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-4.368570	0.0045		
Test critical values:	1% level	-4.094550			
	5% level	-3.475305			
	10% level	-3.165046			
		Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
FANTA(-1)	-0.618205	0.141512	-4.368570	0.0000	
D(FANTA(-1))	-0.092635	0.120552	-0.768427	0.4450	

C	142954.9	33663.36	4.246602	0.0001
@TREND(2003M01)	1217.425	298.9667	4.072109	0.0001
Null Hypothesis: FANTA has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 0 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-6.183336	0.0000
Test critical values:	1% level		-4.092547	
	5% level		-3.474363	
	10% level		-3.164499	
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
FANTA(-1)	-0.690138	0.111613	-6.183336	0.0000
C	159366.7	27167.55	5.866067	0.0000
@TREND(2003M01)	1353.073	246.4552	5.490135	0.0000

Null Hypothesis: SPRITE has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 2 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.285311	0.0773
Test critical values:	1% level		-4.096614	
	5% level		-3.476275	
	10% level		-3.165610	
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
SPRITE(-1)	-0.482639	0.146908	-3.285311	0.0017
D(SPRITE(-1))	-0.098581	0.149462	-0.659572	0.5119
D(SPRITE(-2))	-0.105217	0.129164	-0.814598	0.4183
C	99650.79	30134.54	3.306863	0.0016
@TREND(2003M01)	2832.714	879.9247	3.219269	0.0020

Null Hypothesis: SPRITE has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 1 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-4.083370	0.0103
Test critical values:	1% level		-4.094550	
	5% level		-3.475305	
	10% level		-3.165046	
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
SPRITE(-1)	-0.529795	0.129745	-4.083370	0.0001
D(SPRITE(-1))	-0.047138	0.127418	-0.369951	0.7126

C	109196.2	27457.76	3.976880	0.0002
@TREND(2003M01)	3084.497	777.1093	3.969194	0.0002
Null Hypothesis: SPRITE has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 0 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-5.149102	0.0004
Test critical values:	1% level		-4.092547	
	5% level		-3.474363	
	10% level		-3.164499	
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
SPRITE(-1)	-0.558859	0.108535	-5.149102	0.0000
C	114143.2	23987.94	4.758356	0.0000
@TREND(2003M01)	3263.491	652.9734	4.997893	0.0000

Null Hypothesis: FIORA has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 2 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.644452	0.0333
Test critical values:	1% level		-4.096614	
	5% level		-3.476275	
	10% level		-3.165610	
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
FIORA(-1)	-0.671027	0.184123	-3.644452	0.0005
D(FIORA(-1))	-0.188773	0.160807	-1.173913	0.2448
D(FIORA(-2))	-0.126118	0.121068	-1.041711	0.3015
C	416115.8	115268.7	3.609964	0.0006
@TREND(2003M01)	885.7863	408.3006	2.169447	0.0338

Null Hypothesis: FIORA has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 1 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-4.932513	0.0008
Test critical values:	1% level		-4.094550	
	5% level		-3.475305	
	10% level		-3.165046	
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
FIORA(-1)	-0.770885	0.156286	-4.932513	0.0000
D(FIORA(-1))	-0.077656	0.119792	-0.648254	0.5191

C	478012.4	98427.51	4.856492	0.0000
@TREND(2003M01)	1009.107	378.8885	2.663334	0.0097

Null Hypothesis: FIORA has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 0 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-7.221414	0.0000
Test critical values:	1% level		-4.092547	
	5% level		-3.474363	
	10% level		-3.164499	
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
FIORA(-1)	-0.839275	0.116220	-7.221414	0.0000
C	520386.6	74209.15	7.012431	0.0000
@TREND(2003M01)	1094.956	344.2491	3.180707	0.0022

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

ANEXO 8

Pruebas Portmanteau y Jarque-Bera del Modelo VECX (1, 5,1) _04

VEC Residual Portmanteau Tests for Autocorrelations					
H0: no residual autocorrelations up to lag h					
Sample: 2003M01 2008M12					
Included observations: 70					
Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	5.835405	NA*	5.919976	NA*	NA*
2	17.41165	0.3595	17.83670	0.3335	16
3	39.14267	0.1799	40.54075	0.1430	32
4	58.52751	0.1420	61.10043	0.0971	48
5	77.78973	0.1153	81.84436	0.0657	64
6	96.82555	0.0970	102.6648	0.0548	80
7	106.1522	0.2248	113.0277	0.1131	96
8	114.4369	0.4183	122.3815	0.2365	112
9	123.2056	0.6032	132.4438	0.3759	128
10	138.1098	0.6227	149.8321	0.3526	144
11	145.9287	0.7803	159.1088	0.5050	160
12	156.4838	0.8521	171.8477	0.5744	176

*The test is valid only for lags larger than the VAR lag order.
df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE

VEC Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)				
H0: residuals are multivariate normal				
Sample: 2003M01 2008M12				
Included observations: 70				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	0.282549	0.931395	1	0.3345
2	0.256030	0.764765	1	0.3818
3	0.105097	0.128862	1	0.7196
4	-0.000178	3.68E-07	1	0.9995
Joint		1.825021	4	0.7679
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	1.919184	3.407144	1	0.0649
2	2.521634	0.667433	1	0.4139
3	2.112914	2.295188	1	0.1298
4	1.532623	6.280156	1	0.0122
Joint		12.64992	4	0.0531
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	4.338539	2	0.1143	
2	1.432198	2	0.4887	
3	2.424050	2	0.2976	
4	6.280156	2	0.0433	
Joint		14.47494	8	0.0702

Elaborado por: Andrés Arteaga.

Fuente: EBC y BCE