



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL
Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación

“PROPUESTA DE METODOLOGÍA CON BASE EN LA TEORÍA
DE IDENTIFICACIÓN PARA LA ESTIMACIÓN DE LA
PRODUCCIÓN DE BLOQUES DE HORMIGÓN”

TRABAJO DE TITULACIÓN

Previo a la obtención del Título de:

**MAGÍSTER EN AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL
INDUSTRIAL**

ING. JORGE ENRIQUE TORRES RODRÍGUEZ, MAE

GUAYAQUIL – ECUADOR

AÑO: 2018

AGRADECIMIENTO

A Dios supremo y a la Virgen María por regalarme un día más de vida, sin ellos nada sería posible.

El autor agradece a MSc. Carlos Salazar López, mí director por su dedicación, profesionalismo, quien amablemente intercambió experiencia en la dirección de este proyecto de investigación.

Agradecimiento especial para mi hermano al MSc. Miguel Torres Rodríguez, quien por medio de su orientación proporcionó los ajustados comentarios para la elaboración de esta investigación.

Jorge Torres Rodríguez

DEDICATORIA

El presente proyecto lo dedico:

A mi hija Mayra Alejandra porque ella es mi inspiración, mi motivación para seguir adelante día a día para alcanzar mis objetivos.

A mis padres Juanita y Jorge, por sus ejemplos, enseñanzas y apoyo incondicional de toda una vida.

A mi esposa Marjorie Alexandra por su amor y apoyo constante.

A mis hermanos Verónica y Miguel por ser los mejores amigos.

TRIBUNAL DE EVALUACIÓN

.....
Ph.D. Katherine Chiliza

DECANA DE LA FIEC

.....
Director de la tesis

MSc. Carlos Alberto Salazar López

.....
Ph.D. César Antonio Martín Moreno

MIEMBRO PRINCIPAL DEL TRIBUNAL

DECLARACIÓN EXPRESA

"La responsabilidad y la autoría del contenido de este Trabajo de Titulación, me(nos) corresponde exclusivamente; y doy(damos) mi(nuestro) consentimiento para que la ESPOL realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual"

.....
Ing. Jorge Enrique Torres
Rodríguez

RESUMEN

El presente trabajo se centra en desarrollar la propuesta de la metodología de proyección de la producción de bloques de hormigón, con el fin de minimizar errores de estimación respecto al valor utilizado, obteniendo resultados más ajustados a las variaciones de la demanda del mercado debido a los hábitos de comportamiento del sector de la construcción acorde a la estacionalidad anual del mismo.

Se propone un modelo por mes de análisis para obtener la proyección descrita. Pero al final se entrega a los otros departamentos los valores mensuales y los valores anuales, la única variación será la sumatoria mensual de cada producto por año en análisis. Mediante simulación se evaluará y validará los resultados del modelo generado.

Básicamente el proyecto busca mejorar los niveles de inversión, optimizando los valores de unidades de bloques producidas pronosticadas respecto a los reales que se vayan obteniendo mientras transcurre un período de análisis.

ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTO	ii
DEDICATORIA.....	iii
TRIBUNAL DE EVALUACIÓN.....	iv
.....	iv
DECLARACIÓN EXPRESA.....	v
RESUMEN.....	vi
CAPÍTULO 1.....	10
1. GENERALIDADES.....	10
1.1 Evolución de la metodología para el pronóstico de las unidades producidas	10
1.2 La importancia del buen pronóstico de las unidades producidas	10
1.3 Aspectos Generales	12
CAPÍTULO 2.....	13
2. MARCO TEÓRICO.....	13
2.1 Tipos de productos estrellas	13
2.1.1 Bloques Tipo PL-1ST-9	13
2.1.2 Bloques Tipo PL-1ST-6	14
2.1.3 Bloques Tipo PL-9	15
2.1.4 Bloques Tipo PL-14	15
2.1.5 Otros productos	15
2.2 Tipos de metodología para la proyección tradicional	16
2.2.1 Proyección global	17
2.2.2 Proyección sectorial	18
2.2.3 Proyección econométrica	20
CAPÍTULO 3.....	23
3. METODOLOGÍA DE LA PROPUESTA EMPLEANDO TEORÍA DE IDENTIFICACIÓN.....	23

3.1	Tipos de modelos de identificación.....	23
3.1.1	Modelo ARX	24
3.1.2	Modelo OE.....	25
3.1.3	Modelo ARMAX.....	26
3.1.4	Modelo BJ	27
3.2	Tipos de variables externas involucradas en la proyección de la demanda.....	28
3.2.1	Variable del nivel de lluvia	29
3.2.2	Variable del nivel de temperatura ambiental	30
3.2.3	Variable del nivel de incertidumbre política de la región	31
3.3	Tipos de metodología para la propuesta no tradicional.....	31
3.3.1	Identificación del sistema de proyección anual	32
3.3.2	Identificación del sistema de proyección mensual	32
3.3.3	Identificación del sistema de variables externas en la proyección mensual.....	33
CAPÍTULO 4.....		35
4.	DISEÑO, SIMULACIÓN Y ANÁLISIS DE DESEMPEÑO DE LA PROPUESTA PARA LA PROYECCIÓN DE LA PRODUCCIÓN.....	35
4.1	Introducción.....	35
4.2	Diseño de modelo anual tradicional.....	35
4.2.1	Proyección anual global	36
4.2.2	Proyección anual sectorial	36
4.2.3	Proyección anual econométrico.....	40
4.3	Diseño del modelo no tradicional.....	41
4.3.1	Proyección mensual ARX	43
4.3.2	Proyección mensual OE.....	43
4.3.3	Proyección mensual ARMAX.....	44
4.3.4	Proyección mensual BJ	45
4.4	Protocolo de pruebas y ensayo.....	46

4.5 Evaluación del modelo seleccionado mediante contraste con valor real.	97
CAPÍTULO 5.....	100
5. ANÁLISIS DE RESULTADOS.	100
5.1 Introducción.	100
5.2 Metodología tradicional.	100
5.2.1 Proyección global.	100
5.2.2 Proyección sectorial	101
5.2.3 Proyección econométrica	101
5.3 Metodología no tradicional.	101
5.3.1 Proyección ARX.	119
5.3.2 Proyección OE	119
5.3.3 Proyección ARMAX	120
5.3.4 Proyección BJ	120
5.4 Comparación con modelo basado en inteligencia artificial. .	121
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	127
BIBLIOGRAFÍA.....	129

CAPÍTULO 1

1. GENERALIDADES.

1.1 Evolución de la metodología para el pronóstico de las unidades producidas.

Un objetivo, quizás el principal, relacionado al pronóstico de la producción de unidades de bloques debe ser la minimización del error inherente de la proyección; puesto que su resultado sirve como lineamiento para la toma de decisiones en las inversiones a corto y mediano plazo en la industria de la construcción.

En la actualidad, la temática de la proyección ha adquirido mayor relevancia y hasta la fecha se tienen tres grandes metodologías implementadas para el requerido pronóstico.

Las proyecciones con base a modelos matemáticos han sido encasilladas como las metodologías formales, tales como modelo econométrico, series de tiempo y regresión simple; pudiéndolos denominar como primer grupo.

Luego de los avances en las áreas de investigación de control moderno, existen estudios de pronósticos a corto y mediano plazo relacionados con técnicas como redes neuronales, lógica difusa e identificación de sistemas; las cuales pueden ser enmarcadas como segundo grupo.

Finalmente, los especialistas conservadores han mantenido vivo a un tercer conjunto minoritario de técnicas para el pronóstico; es decir, ellos se basan en juicios y experiencias de expertos que tienen cierto conocimiento del sector industrial y así obtienen posibles datos de proyección para el comportamiento de las unidades producidas y poder de cierta forma, prever las posibles inversiones. Estas técnicas empíricas se las denominan tercer grupo.

1.2 La importancia del buen pronóstico de las unidades producidas.

Un factor común de las grandes empresas productoras de bloques, se basa en el monitoreo continuo de las producciones mensuales. Existe un interés global

para mejorar su análisis debido a la evolución del sector de la construcción. Pudiéndose mencionar un punto de inflexión el año 2015 cuando a nivel país se manejaron nuevas leyes, lo cual significó un gran cambio en el comportamiento habitual del sector.

Es conocido que la reactivación económica se nutre del valor que posee la construcción en el diario vivir de un país, paralelamente se incurre en mejoras de estándares de vida y de la sociedad implicando crecimiento en los procesos industriales y de servicio. Por tal motivo, se ve la necesidad de contar con un aceptable pronóstico de las unidades producidas de bloques para en todo instante no incurrir en un déficit en la entrega del producto terminado a nivel país.

En concordancia con expertos y analistas del sector, se puede fácilmente verificar que en momentos de crisis o incertidumbre a nivel país, la producción del sector ha incurrido en déficit, lo cual generó molestias y gastos innecesarios al tener que recurrir al alquiler de bienes inmuebles para mantener la elaboración continua de productos masivos relacionados con el sector de la construcción.

Con estos antecedentes, es factible plantearse como objetivo del pronóstico de las unidades de bloques producidos, el encontrar caminos efectivos para desenvolver una técnica eficiente, eficaz y efectiva de las unidades producidas y así contribuir al no tener números altos de productos en bodegas sino que su uso sea optimizado para cada uno de los usuarios que lo requieren.

Al existir la necesidad de la fábrica de bloques por parte del departamento financiero y de mercadeo, del comportamiento del sector en los próximos meses del año; se puede considerar al pronóstico de las unidades producidas como insumo principal para los respectivos estudios de inversión o nichos de mercado.

Paralelamente, la información del pronóstico de las unidades producidas también es utilizada por otros departamentos como el de mantenimiento, puesto que las maquinarias involucradas en el proceso tienen una vida útil que está relacionada a las horas trabajadas y a las unidades producidas.

1.3 Aspectos Generales.

En la actualidad es poco probable que existan comunidades que no tengan como parte de su vida cotidiana el contar con elementos fabricados de bloques de hormigón, mediante los cuales desarrollan sus actividades comerciales y de primera necesidad.

Desde los altos puestos de gerencia se ha incrementado el interés de obtener una mejor metodología, que permita minimizar los errores de la proyección de las unidades de bloques producidos en cierto tiempo de análisis.

Como fue mencionado en la sección anterior; disturbios en el sector, como las nuevas leyes, han ocasionados alteraciones significativas del sector de la producción los cuales pueden generar incertidumbres que deben ser reconocidas por las fábricas de bloques para no incurrir en sobreproducción.

Debido al comportamiento de las técnicas de proyección de las unidades de bloques producidos, existen diferentes factores que tienen efecto en él. Estos factores pueden ser: controlables como la estacionalidad del consumo del sector de la construcción, y no controlables tales como Leyes que afecten el comportamiento del Sector, costumbres del constructor

CAPÍTULO 2

2. MARCO TEÓRICO.

2.1 Tipos de productos estrellas.

En el interior de los clientes de una empresa bloquera típica del sector ecuatoriano de la construcción, se encuentra una clasificación de consumidores como: urbanísticos, comerciales, industriales, sector público y otros.

En la empresa bloquera tomada como ejemplo, el consumo total anual del producto terminado se disgrega de la siguiente forma:

- Consumo urbanístico representa un 57% aproximadamente.
- Consumo comercial representa un 20% aproximadamente.
- Consumo industrial representa un 10% aproximadamente.
- Consumo sector público representa un 8% aproximadamente.
- Consumo otros representa un 5% aproximadamente

De los cuales analizamos los productos estrellas que son:

- Bloque Tipo PL-1ST-9
- Bloque Tipo PL-1ST-6
- Bloque Tipo PL-9
- Bloque Tipo PL-14

Se puede evidenciar en los detalles anteriores, que el sector urbanístico posee un gran consumo, es decir mayor producto solicita del programa, seguido del sector comercial, industrial y público; en contraste, el sector público es uno de los que menos clientes contienen, siendo el sector urbanístico el que mayor cantidad de clientes posee.

2.1.1 Bloques Tipo PL-1ST-9

Se lo utiliza en el sector urbanístico, como ya se lo había detallado, aporta más de la cuarta parte del consumo de bloques de la bloquera seleccionada. La característica de este bloque es tener una densidad especial alivianado. Se utiliza para paredes livianas y exteriores. Tiene

las siguientes dimensiones Largo: 39 cm. Alto: 19 cm. Ancho: 9 cm, su peso seco es de 8,40 Kg, y una resistencia promedio de 2 Mpa. Además requiere de 12,5 unidades de bloques por metro cuadrado.

El consumo de bloques más utilizados del sector de la construcción, se lo puede disgregar de la forma que se presenta en el diagrama de la Figura 2.1.

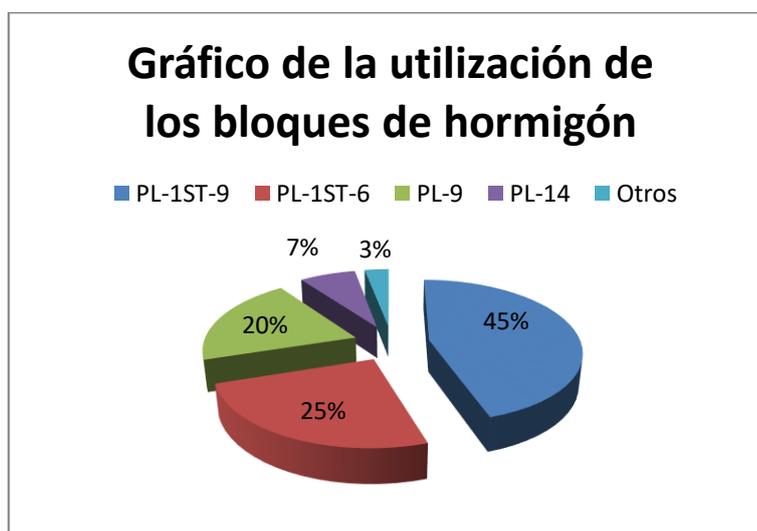


Figura 2.1: Usos de bloques de Hormigón.

Al observar el diagrama anterior se puede verificar la gran influencia de bloque de pared exterior en el consumo total sector Urbanístico, a continuación se presenta la Tabla 1, donde se detalla la contribución porcentual de cada tipo de bloque en el consumo total:

Tipos de Bloques	Porcentaje de uso
Pared exterior	45%
Pared interior	25%
Pisos Altos	20%
Pisos Bajos	7%
Otros	3%

Tabla 1: Porcentaje de consumo de bloques

2.1.2 Bloques Tipo PL-1ST-6

Como ya se había detallado, este tipo de bloque aporta casi la cuarta parte del consumo de bloque de la bloquera seleccionada.

Es un bloque de densidad especial alivianado, para paredes livianas e interiores, divisorias. Tiene las siguientes dimensiones Largo: 39 cm. Alto: 19 cm. Ancho: 6,5 cm, su peso seco es de 7,10 Kg, y una resistencia promedio de 2 Mpa. Además requiere de 12,5 unidades de bloques por metro cuadrado.

2.1.3 Bloques Tipo PL-9

Este tipo de bloque aporta la quinta parte del consumo de bloques de la bloquera seleccionada.

Es un bloque de hormigón liviano, para paredes livianas de 9cm de espesor en exteriores, interiores y pisos altos. Tiene las siguientes dimensiones Largo: 39 cm. Alto: 19 cm. Ancho: 9 cm, su peso seco es de 8,10 Kg, y una resistencia promedio de 3 Mpa. Además requiere de 12,5 unidades de bloques por metro cuadrado.

2.1.4 Bloques Tipo PL-14

Su aporte es de alrededor del siete por ciento del consumo de bloques de la bloquera seleccionada.

En los estudios de pronóstico de la demanda en años anteriores al 2008, se podía concluir que el incremento en este tipo de bloque era muy ínfimo debido a que no se tenía una excelente distribución del producto existente.

Es un bloque de hormigón liviano, para paredes livianas de 14cm de espesor. Alta resistencia para exteriores, interiores y pisos bajos. Tiene las siguientes dimensiones Largo: 39 cm. Alto: 19 cm. Ancho: 14 cm, su peso seco es de 11,18 Kg, y una resistencia promedio de 4 Mpa. Además requiere de 12,5 unidades de bloques por metro cuadrado.

2.1.5 Otros productos

El último sector en el cual se divide el consumo de la empresa bloquera seleccionada en el estudio es el sector denominado otros, como ya se lo

había detallado, aporta alrededor del tres por ciento del consumo de la bloquera seleccionada.

A pesar de poder utilizar una metodología con menor errores posibles, en este tipo de bloque es difícil pronosticar la demanda de bloques y su proyección para los próximos años, debido a la naturaleza del comportamiento del sector otros.

La naturaleza del sector otros es muy variante un año respecto a otro; es decir no existe patrón alguno que permita evidenciar un comportamiento tendencial.

Dentro de esta gama de productos, existen diferentes usuarios los cuales la mayor parte del tiempo tienen una actividad ocasional; es decir, son usuarios que pueden requerir demanda de productos en ciertos meses del año, estos productos son:

- Bloques Vigas
- Bloques Trabas
- Bloques Loza
- Bloques pesados
- Adoquines

Como se puede observar el grupo que compone esta gama consumo; es muy disperso si se lo desea analizar separadamente. La gran ventaja del grupo, es que su comportamiento total anual llega a tener cierta homogeneidad. Esta ventaja ha permitido asignarle un valor de crecimiento del 5% aproximadamente para los estudios de planificación y pronóstico de la demanda para largo plazo.

2.2 Tipos de metodología para la proyección tradicional.

En un sistema de producción de bloques, las unidades requeridas por el sector de la construcción son aquellas que se necesitan para la elaboración de diferentes tipo de proyectos, sean estos urbanísticos, residenciales, industriales, entre otros.

Un criterio válido para el comportamiento del sistema de fabricación de bloques es la relación directa con la expansión demográfica de una ciudad o región, obviamente respetando el nivel adquisitivo de los ciudadanos involucrados en el proyecto; e indirecta con los cambios legales del sector o región que atiende la fábrica de bloques, así como cambios climáticos y sociales inesperados que afecten a la comunidad que se sirve de la construcción.

Mediante análisis del comportamiento de los últimos años en la fábrica de bloques seleccionada para el presente estudio, se puede observar fácilmente un comportamiento estacional de las unidades producidas.

En la Figura 2.2 que se presenta a continuación, se puede verificar el marcado crecimiento durante los meses previos al invierno.

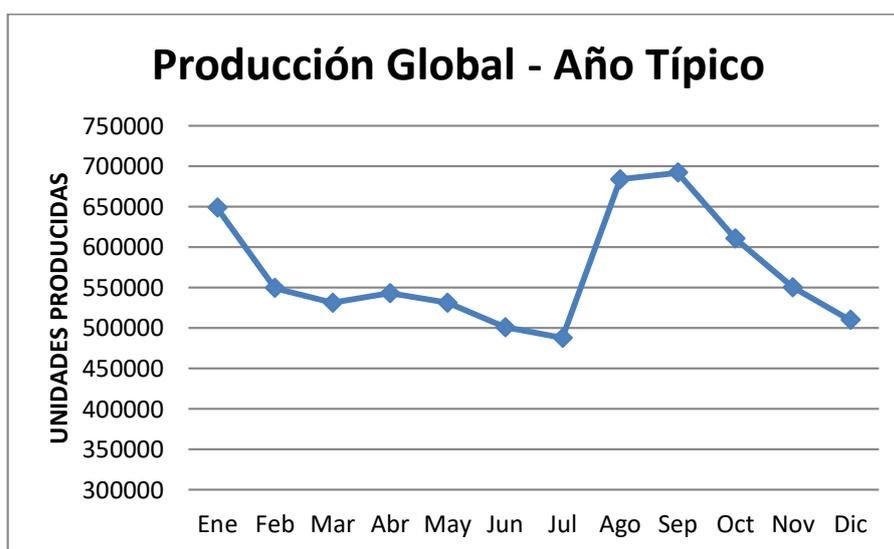


Figura 2.2: Curva de Producción Global de Bloques de un Año promedio Típico de los últimos diez años.

2.2.1 Proyección global

Este método al tener bases en ajustes (mínimos cuadrados), sus resultados son obras de análisis de tendencia, siendo un método determinístico y estadístico.

La filosofía del método global es la fidelidad de datos de años anteriores, por lo cual el presente estudio utiliza una base de datos histórica desde el 2005, en el cual se tiene de forma real los datos obtenidos hasta la

fecha tanto de los bloques PL-1ST9, PL-1ST6, PL-9, PL-14 y de los demás productos de la producción de la empresa en análisis.

En la Tabla 2 detallada a continuación, se muestra los datos utilizados en este tipo de proyección:

Años	Producción
2005	19397238
2006	22739823
2007	23734259
2008	23351081
2009	18530925
2010	18086768
2011	18190438
2012	17102220
2013	15789927
2014	12581715
2015	9171711
2016	6266637

Tabla 2: Unidades producidas de bloque

Expertos estadísticos han desarrollado diferentes tendencias para analizar el comportamiento del crecimiento de una variable, pero en el presente análisis se utilizará un crecimiento lineal, por ser el menos complejo y además por tener criterios de expertos de que en un año típico se tiene crecimientos en pasos lineales de un cierto porcentaje fijo anual.

Después de seleccionar el tipo de crecimiento a utilizar, se obtendrá una curva que representará un modelo del sistema en análisis. A continuación el último dato anual real será el período inicial de la curva, y así se obtendrá los siguientes valores anuales de producción global.

2.2.2 Proyección sectorial

Similar al método global, éste es considerado un método determinístico, estadístico; que usa tendencias con base en ajustes (mínimos cuadrados).

La importancia del método hace surgir la necesidad de contar con datos históricos fidedignos, por lo que para el análisis se utiliza una base de datos histórica desde el 2005, en el cual se tiene de forma real los datos obtenidos hasta la fecha del producto terminado requerido por la empresa en análisis.

Al ser este método determinístico, estadístico con base en ajustes será parecido al método global, la gran diferencia es que el análisis sectorial se lo realiza por los tipos de productos producidos por la empresa bloquera en análisis.

Es decir, en concordancia a lo descrito en secciones anteriores, la empresa bloquera en análisis cuenta con los siguientes productos estrellas entre sus líneas de producción:

- Bloque Tipo PL-1ST-9
- Bloque Tipo PL-1ST-6
- Bloque Tipo PL-9
- Bloque Tipo PL-14

Bajo esta clasificación, cada tipo de bloque es seleccionado independientemente de otros tipos, a continuación se procede de forma similar al método global considerando los datos históricos para luego obtener la mejor tendencia que represente la producción de este tipo de bloque.

Expertos estadísticos han desarrollado diferentes tendencias para analizar el comportamiento del crecimiento de una variable, pero en el presente análisis se utilizará un crecimiento lineal, por ser el menos complejo y además por tener criterios de expertos de que en un año típico se tiene crecimientos en pasos lineales de un cierto porcentaje fijo anual.

Después de seleccionar el tipo de crecimiento a utilizar, se obtendrá una curva que representará un modelo del sistema en análisis. A continuación el último dato anual real será el período inicial de la curva, y

así se obtendrá los siguientes valores anuales de producción para este tipo de Bloque.

En forma similar se realiza el mismo análisis para los otros tipos de bloques que pertenecen a las líneas de producción de la fábrica de bloques seleccionada para el presente estudio.

Al finalizar la proyección individual por cada tipo de bloque perteneciente a la línea de producción de la fábrica de bloques seleccionada para el presente estudio, se procede a realizar una sumatoria simple para así obtener el valor referencia de la producción total anual esperada.

Una gran diferencia con el método global será que el valor anual esperado de producción será menor, puesto que las tasas de crecimiento de cada tipo de bloque son diferentes y menores al monto fijo determinado por el método global.

En la Tabla 3 detallada a continuación, se muestra los datos utilizados en este tipo de proyección:

Años	PL-1ST-9	PL-1ST-6	PL-9	PL-14
2005	9811690	4356042	1853257	578542
2006	11111508	5069707	2701088	640867
2007	12947598	4963452	2069950	704274
2008	12637187	6650226	1452419	509734
2009	10437348	4741180	1165387	423054
2010	10310078	4605274	1072411	414197
2011	10467742	4320573	1148106	616487
2012	8370510	4410255	1294021	710423
2013	8188735	4370231	989239	805828
2014	7096301	2128284	864555	690793
2015	4978865	1333348	785233	472178
2016	3296873	673143	754219	604711

Tabla 3: Datos Proyección Sectorial Bloques (unidades producidas)

2.2.3 Proyección econométrica

Este método es considerado estadístico, teniendo como diferencia de los métodos descritos en secciones anteriores su naturaleza de condicional.

Las principales variables que influyen a este método son el Producto Interno Bruto (PIB) y la inflación del país.

Las principales variables relacionadas a la necesidad de construir son el crecimiento demográfico y el poder socioeconómico del sector en análisis.

La curva que representa el comportamiento de la producción de bloques está relacionada directamente al nivel adquisitivo del sector en análisis. Esto se evidencia con el ingreso per cápita, permitiendo mejoras en las inversiones de proyectos urbanísticos e industriales principalmente.

Considerando un estudio desarrollado en marzo 2018 (ECUADOR CRECIÓ 3.0% EN 2017 Y CONFIRMA EL DINAMISMO DE SU ECONOMÍA, Banco Central del Ecuador), presenta que al tomar en consideración el nivel PIB del 2007, se evidencia en Fig. [2.3] un incremento del 3,0% como muestra de recuperación de la crisis mundial económica del 2009.

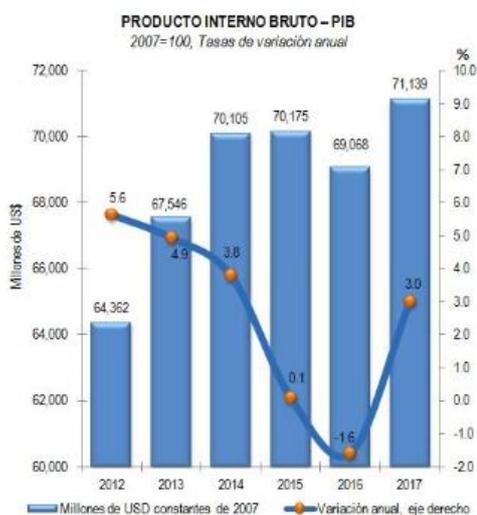


Figura 2.3: Producto Interno Bruto ECUADOR 2017.

Todos estos factores se los introduce en una ecuación que simplemente cambia el valor del PIB anual, y para los años a ser pronosticados se utiliza un crecimiento en promedio de los últimos cinco años.

Por la naturaleza del método econométrico, sus valores se encuentran en un punto medio de los dos métodos anteriormente descritos, siendo el valor medio utilizado por los departamentos financieros para realizar planes de inversión sin incurrir en posibles sobre producciones o déficit de las mismas.

En la Tabla 4 detallada a continuación, se muestra los datos utilizados para este tipo de proyección, considerando una base de datos desde el año 2005 hasta el año 2016.

Años	Producción
2005	19397238
2006	22739823
2007	23734259
2008	23351081
2009	18530925
2010	18086768
2011	18190438
2012	17102220
2013	15789927
2014	12581715
2015	9171711
2016	6266637

Tabla 4: Datos Proyección Econométrica de Bloque (unidades producidas)

En el siguiente capítulo se presenta la metodología de la propuesta empleada en el presente trabajo donde se utilizara la teoría de identificación

CAPÍTULO 3

3. METODOLOGÍA DE LA PROPUESTA EMPLEANDO TEORÍA DE IDENTIFICACIÓN.

3.1 Tipos de modelos de identificación.

Mediante el uso de una función de transferencia es posible representar cualquier sistema lineal invariante en el tiempo a través de un modelo matemático.

Esta representación mediante el modelo puede ser encontrada a través de representaciones matemáticas de los fenómenos internos que atañen al sistema, o a su vez se puede aplicar técnicas directas; es decir sin planteamiento de ecuaciones matemáticas, que permitan determinar una aproximación de la función de transferencia del mencionado modelo

Un detalle a ser destacado durante el uso de esta técnica de identificación es que al ser una representación aproximada del comportamiento del fenómeno del sistema, quien haga uso de este modelo de identificación debe conocer la particularidad para conseguir, sin ningún inconveniente, el objetivo planteado de pronóstico.

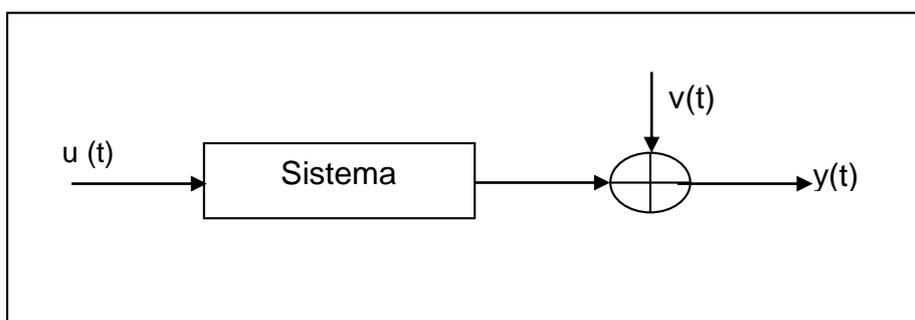


Figura 3.1: Sistema entrada – salida y perturbación - salida.

La información más relevante proveniente de la Figura 3.1 es que la salida de cualquier sistema, $y(t)$, es directamente dependiente de la función de entrada $u(t)$, así como de las perturbaciones que atañen al sistema representadas todas en $v(t)$; a través de sus funciones de transferencia.

Tal cual fue mencionado al inicio de este capítulo, existe una técnica para encontrar de forma más rápida las funciones de transferencia de las diferentes funciones que están involucradas en el sistema.

Esta manera de parametrizar la entrada $u(t)$ y la perturbación $v(t)$ permite representarlas como G y H respectivamente, para luego presentarlas como racionales, permitiendo que los parámetros conformen los coeficientes del numerador y del denominador.

A continuación se detallan de forma simple diferentes estructuras que se conocen en la comunidad científica como modelos de caja negra.

3.1.1 Modelo ARX

Desde el punto de vista de la simplicidad del análisis de la relación entre la entrada y salida del sistema, es posible obtener una representación del sistema como ecuación lineal en diferencias, la cual tiene el siguiente comportamiento:

$$y(t) + a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + \dots + a_{n_a} y(t-n_a) = b_1 u(t-1) + b_2 u(t-2) + \dots + b_{n_b} u(t-n_b) + e(t)$$

Una valiosa información proveniente de la ecuación anterior, es el término $e(t)$, el cual se denomina formalmente ruido blanco, el mismo que representa el error directo de la ecuación en diferencias.

Continuando el proceso para obtener los parámetros a través de la modelación y luego realizar la simulación necesaria, se agrupa éstos en el siguiente vector:

$$\theta = [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_{n_a} \quad b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_{n_b}]^T$$

A continuación se definen dos polinomios llamados $A(q)$ y $B(q)$, quienes permitirán representar las funciones de transferencia de la relación entrada – salida y perturbación – salida.

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a}$$

$$B(q) = 1 + b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b}$$

Obteniendo la ventaja de trabajar con parametrización, se procede a simplificarlos para obtener una función de transferencia entrada – salida y perturbación – salida, llamadas G y H respectivamente.

$$G(q, \theta) = \frac{B(q)}{A(q)} ; H(q, \theta) = \frac{1}{A(q)}$$

En la Figura 3.2 se puede observar el sistema modelado:

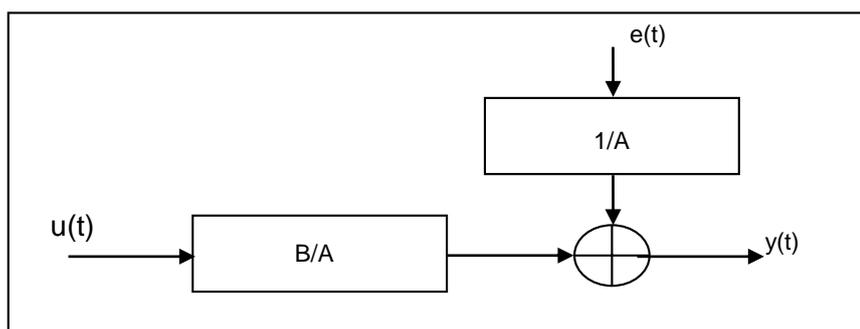


Figura 3.2: Sistema modelado estructura ARX.

Debido a la parte autorregresiva “AR”, $A(q)y(t)$, y la parte de entrada adicional o extra “X” $B(q)u(t)$, conocida como variable exógena; este modelo se denomina ARX.

3.1.2 Modelo OE

A diferencia de otras metodologías de identificación paramétrica, el siguiente modelo se asemeja a los sistemas físicos reales, puesto que su funcionamiento permite parametrizar individualmente las funciones de transferencia del sistema en mención. Este método se llama OE debido a sus siglas en inglés “Output Error”.

Inicialmente se establece el siguiente supuesto: la relación entre la entrada y la salida no perturbada $w(t)$ es fácilmente representable como una ecuación lineal en diferencias. Adicionalmente, se constituye a la entrada no controlada como ruido blanco permanente, tal como sigue:

$$w(t) + f_1 w(t-1) + \dots + f_{n_f} w(t-n_f) = b_1 u(t-1) + \dots + b_{n_b} u(t-n_b)$$

$$y(t) = w(t) + e(t)$$

Siendo

$$F(q) = 1 + f_1 q^{-1} + f_2 q^{-2} + \dots + f_{n_f} q^{-n_f}$$

En la Figura 3.3 se puede observar el sistema modelado:

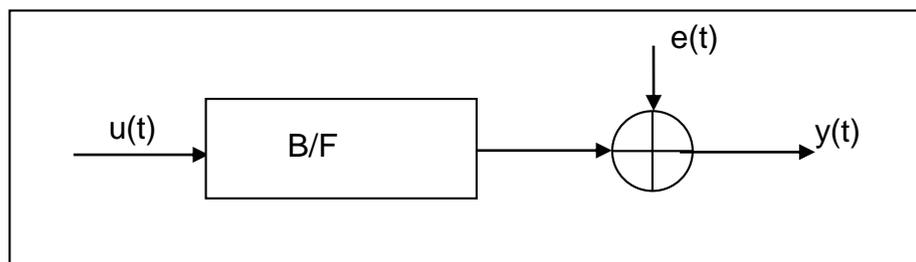


Figura 3.3: Sistema modelado estructura OE.

Finalmente la ecuación de la salida del sistema se representa como:

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)} u(t) + e(t)$$

3.1.3 Modelo ARMAX

Existe una debilidad en el modelo ARX, siendo ésta la no existencia de libertad al momento de describir el término de perturbación que atañe al sistema.

La existencia de una media en movimiento del ruido blanco permite disminuir o minimizar la debilidad del modelo ARX, siendo éste también conocido como ruido del sistema.

El sistema representado como ecuación en diferencias, expresando la mejora de la debilidad del modelo ARX es detallado de la siguiente forma:

$$y(t) + a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + \dots + a_{n_a} y(t-n_a) = b_1 u(t-1) + b_2 u(t-2) + \dots + b_{n_b} u(t-n_b) + e(t) + c_1 e(t-1) + \dots + c_{n_c} e(t-n_c)$$

Donde $C(q)$, se lo resume como

$$C(q) = 1 + c_1 q^{-1} + c_2 q^{-2} + \dots + c_{n_c} q^{-n_c}$$

Considerando estas representaciones, se puede expresar al sistema en análisis mediante la siguiente ecuación

$$A(q)y(t) = B(q)u(t) + C(q)e(t)$$

Obteniendo la ventaja de trabajar con parametrización, se procede a simplificarlos para obtener una función de transferencia entrada – salida y perturbación – salida, llamadas G y H respectivamente:

$$G(q, \theta) = \frac{B(q)}{A(q)}; H(q, \theta) = \frac{C(q)}{A(q)}$$

Siguiendo esta representación, se puede deducir que los nuevos parámetros a ser encontrados en la modelización son:

$$\theta = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{n_a} \ b_1 \ b_2 \ \dots \ b_{n_b} \ c_1 \ c_2 \ \dots \ c_{n_c}]^T$$

Con la inclusión del término C(q) a la perturbación e(t), C(q) e(t), el modelo que mejora al ARX se denomina ARMAX. El ARMAX es considerado dentro del campo del control y de la econometría como robusto. La estructura se muestra en Figura 3.4.

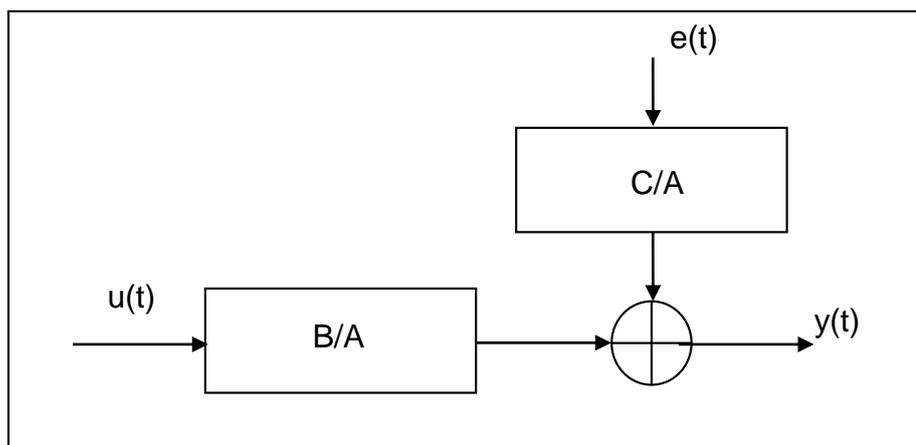


Figura 3.4: Sistema modelado estructura ARMAX.

3.1.4 Modelo BJ

En esta sección se va a describir un modelo adicional, el cual es considerado como el más utilizado en las modelaciones mediante la teoría de identificación de sistemas. Éste es el método Box-Jenkins denominado BJ.

La gran particularidad y ventaja de este modelo es que todas las variables con respecto a la salida y entre ellas, son independientes. Con base en esta particularidad, la ecuación que representa el sistema es:

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)} u(t) + \frac{C(q)}{D(q)} e(t)$$

La particularidad de la estructura del modelo BJ es mostrada en la Figura 3.5, destacando todas las funciones de transferencia inherentes al sistema, entrada – salida y perturbación – salida.

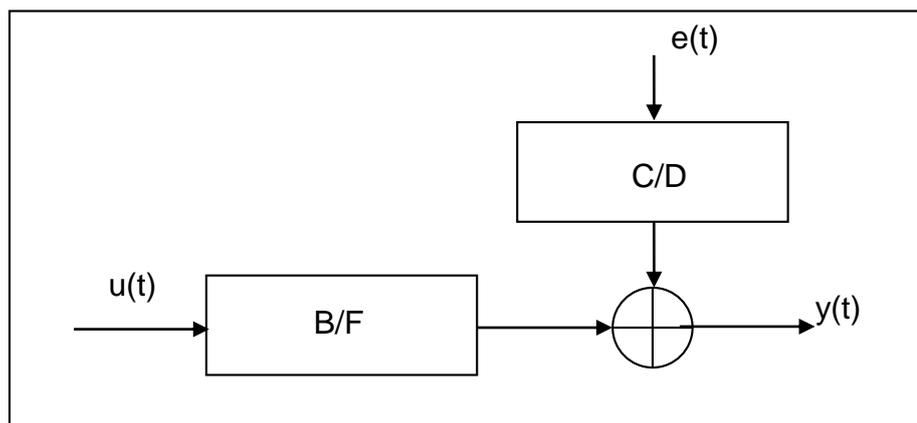


Figura 3.5: Sistema modelado estructura BJ.

3.2 Tipos de variables externas involucradas en la proyección de la demanda.

Es de suma importancia destacar que en el presente análisis del sistema mediante modelos basados en la teoría de la identificación se encuentran presentes variables que atañen al mismo. Estas variables han sido catalogadas como internas: el histórico de producción de los diferentes productos estrellas; así como externas: como la lluvia, la temperatura y la incertidumbre política que se encuentran en el accionar de la fábrica de producción de bloques y adoquines.

La principal idea de esta sección es intentar describir la naturaleza de las denominadas variables externas que atañen a la fábrica de producción de bloques y adoquines.

A criterios de expertos, los cuales han socializado sus experiencias con el autor, esta sección se subdivide en tres, (nivel de lluvia, temperatura ambiental e incertidumbre política) siendo la externa, la variable principal que afecta considerablemente la producción de los productos estrella.

Una particularidad que se debe enfatizar es que este tipo de variables es de carácter no predecibles, puesto que el sistema o el equipo a cargo de monitorear el mismo, no tienen control sobre la naturaleza de ellas. En concordancia histórica, su naturaleza aleatoria se la representa como ruido blanco que puede perturbar al sistema en funcionamiento de operación normal.

Al realizar el análisis de todas las variables bajo el efecto de superposición, el sistema en análisis no pierde la estructura inicialmente detallada de linealidad independiente, permitiendo que la metodología no varíe.

3.2.1 Variable del nivel de lluvia

Esta variable externa podría tener un impacto en la producción de bloques y adoquines, pero este impacto no actúa de forma directa sino que la lluvia puede afectar al sector de la construcción, lo cual disminuiría el número de construcciones a ser realizadas durante la presencia de lluvia, finalmente esto implicaría una caída en la producción de productos estrella.

La fábrica de bloques produce diferentes tipos de bloques para los diferentes sectores involucrados en una ciudad como son: residencias, comercios, industrias. A pesar de ello, es fácil obtener una respuesta de la producción de bloques ante la presencia de los meses lluviosos.

Esta situación puede ser verificada en el comportamiento de un año típico de la fábrica de bloques y adoquines.

En la Figura 3.6, que se muestra a continuación, se puede verificar la producción en el transcurrir de los meses del año, evidenciando una caída de la misma en los meses lluviosos.

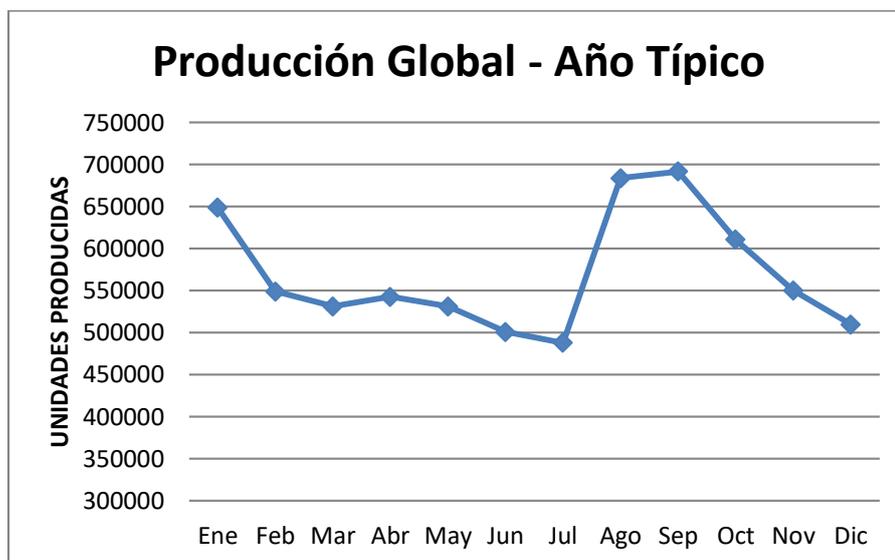


Figura 3.6: Producción Anual Promedio para Meses con y sin lluvia.

Adicionalmente, se puede observar que la producción máxima de la fábrica de bloques y adoquines generalmente ocurre entre agosto y septiembre.

3.2.2 Variable del nivel de temperatura ambiental

Con base a la Figura 3.6, se identifica que en los meses de menor temperatura ambiental se incrementa considerablemente la producción de la fábrica de bloques y adoquines.

La región en la cual se encuentra la fábrica de producción de bloques y adoquines sufre estacionalidades que tienen relación a la temperatura ambiental. En relación a este fenómeno, la propuesta de pronóstico de la producción contempla este comportamiento de estacionalidad.

Es difícil definir la relación directa entre la variable de temperatura ambiental con la producción de bloques, tal vez existe una interacción entre la variable anterior de lluvia en conjunto con la temperatura ambiental.

El clima en la región costa, área de localización de la fábrica de bloques, es bien marcado; época de lluvia y calor entre los meses de diciembre hasta fines de abril; el restante de la época de poco calor.

Fundamentalmente estas épocas presentan los fenómenos:

- Época de lluvia
 - Precipitaciones
 - Alta temperatura ambiental
 - Poca velocidad del viento
- Época de no lluvia
 - Falta de precipitaciones
 - Baja temperatura ambiental
 - Bastante velocidad del viento

3.2.3 Variable del nivel de incertidumbre política de la región

Si bien es cierto, la incertidumbre política tiene un comportamiento aleatorio en las diferentes regiones. Este nivel puede influenciar en los niveles de inversión del sector de la construcción residencial, comercial, industrial o de cualquier otra índole.

La relación directa entre esta incertidumbre y la inversión afecta directamente a la producción de bloques. Generalmente, con base a criterio de expertos, en períodos que anteceden a cambios de gobierno, la producción disminuye por la incertidumbre de las nuevas políticas que podrían ser incluidas en el sector de la construcción.

A pesar de tener cada vez menos control sobre estas variables, la implementación del ruido blanco es una buena estrategia puesto que su periodicidad es casi con cambios de gobierno, por tal motivo podría incluirse como un nuevo criterio de estacionalidad, que el modelo puede asumir a lo largo de los estudios requeridos.

3.3 Tipos de metodología para la propuesta no tradicional.

La idea principal del presente estudio contempla una metodología a ser utilizada por los diferentes departamentos de la fábrica de bloques que requieran conocer el pronóstico de la producción por los siguientes años.

Inicialmente la idea es obtener modelos estacionarios para el comportamiento anual y después con esta disgregación mensual obtener el pronóstico de producción de bloques requeridos anualmente.

Siendo esta la parte final de este capítulo, se conocerán los modelos a ser utilizados para luego poder evaluar su efectividad en el siguiente capítulo.

3.3.1 Identificación del sistema de proyección anual

El presente estudio se realiza considerando las tres variables que atañen al sistema de producción de bloques en su comportamiento anual. A continuación se presenta su descripción.

- Variable de entrada: es el histórico de producción, dependiendo de la metodología, disgregando o no de cada producto estrella.
- Variable de salida: será considerado como el pronóstico de la producción de bloques para el siguiente período.
- Variable de perturbación: toda entrada que perturbe el sistema, tal como fue descrito anteriormente, considerada como ruido blanco.

La ventaja es que el modelo será utilizado para cualquier tipo de estudio solicitado, respetando la estacionalidad anual.

La herramienta escogida para la identificación es IDENT del paquete computacional MATLAB, mediante los cuales se escogerán los diferentes modelos o estrategias para obtener posibles modelos que aproximen la realidad del sistema.

El presente estudio se realiza en base a los modelos de identificación descrito en este capítulo, considerando claramente los valores de entrada y de perturbaciones para no correr riesgo de obtener falsos resultados como respuesta del modelo.

3.3.2 Identificación del sistema de proyección mensual

Diferentes departamentos, como el financiero, no solo requieren el pronóstico de la producción de forma anual, sino que para cubrir nómina entre otros factores, precisan tener una idea del pronóstico mensual.

Se realiza el presente estudio considerando las tres variables que atañen al sistema de producción de bloques, en su comportamiento mensual. Su descripción se detalla de la siguiente forma:

- Variable de entrada: es el histórico de producción, dependiendo de la metodología en este caso mensual, desgregada o no de cada producto estrella.
- Variable de salida: será considerado como el pronóstico de la producción de bloques para el siguiente período.
- Variable de perturbación: toda entrada que perturbe el sistema, tal como fue descrito anteriormente, considerada como ruido blanco.

Al final del estudio se proponen doce modelos individuales para cada mes del año, de esta forma cada modelo será más cercano a la realidad.

3.3.3 Identificación del sistema de variables externas en la proyección mensual

En la sección de descripción de variables externas, se mencionaron las variables que atañen al presente sistema, como son:

- Nivel de lluvia.
- Nivel de temperatura ambiental.
- Nivel de incertidumbre política de la región.

En concordancia con el impacto de ellas, descritas anteriormente, se las tratará como una incidencia de ruido blanco que ingresa al sistema de forma estacional.

La ventaja de trabajar con modelos mensuales es que fácilmente se puede pre establecer los meses en los cuales atañe el ruido blanco, por lo tanto es de esperar modelos similares para meses similares.

Por todas las características detalladas anteriormente, el comportamiento de la variable del nivel de temperatura se puede fácilmente representar como un ruido blanco

CAPÍTULO 4

4. DISEÑO, SIMULACIÓN Y ANÁLISIS DE DESEMPEÑO DE LA PROPUESTA PARA LA PROYECCIÓN DE LA PRODUCCIÓN.

4.1 Introducción.

Luego de la presentación de los diferentes modelos tradicionales y no tradicionales para la proyección de la producción, en la sección a seguir se muestra la elaboración del diseño de la propuesta para la proyección de la producción considerando aplicaciones de las técnicas de identificación de sistemas sobre los datos históricos de producción de la empresa bloquera elegida para el análisis.

Es de conocimiento general que toda empresa que involucra proyecciones de producción para el cálculo de comercialización de la misma, focalizan todas sus fuerzas, metas y objetivos a minimizar el valor de error en la proyección para disminuir posibles pérdidas de naturaleza económica o imagen institucional en el mercado de la construcción.

Tomando esta premisa como base, es requerido el diseño de la propuesta de la proyección de la producción de bloques considerando la base de datos histórica que posee la propia empresa como pieza clave para la metodología propuesta.

Finalmente, se puede concluir que el sistema de producción de bloques, de la empresa seleccionada para el presente estudio, es fácilmente identificado a través de pruebas de ensayo y así al finalizar el estudio poder encontrar los modelos mensuales que proporcionarán el comportamiento de la naturaleza de la producción de bloques dentro de un año calendario solicitado por diferentes departamentos internos para realizar otro tipo de estudios.

4.2 Diseño de modelo anual tradicional.

En la presente sección será posible observar de manera detallada cada modelo tradicional utilizado hasta la actualidad por las empresas bloqueras para obtener la proyección de producción de bloques.

4.2.1 Proyección anual global

Como fue descrito en secciones anteriores, este modelo utiliza datos históricos de producción desde el año 2005 hasta el año 2015.

A seguir se presenta en la Figura 4.1 la curva que representa el sistema de proyección anual global:

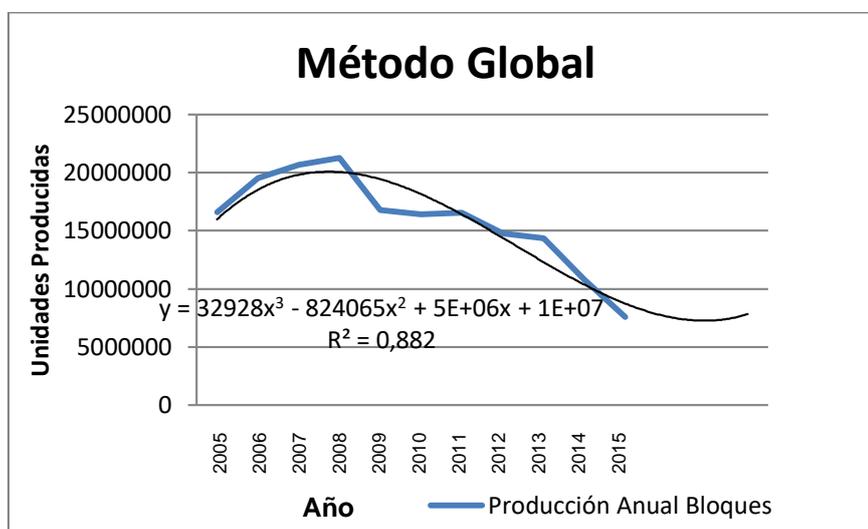


Figura 4.1: Curva proyección método global.

De la Fig. [4.1] se puede concluir que ya se obtuvo el modelo mediante tendencia polinomio de orden 3. Esta tendencia se considera aceptable debido a que el valor R^2 es aproximadamente cercano a 0,9; es decir cercano a 1.

Para obtener los valores proyectados para los siguientes periodos anuales, se utiliza la ecuación de tendencia obtenida de la Figura 4.1 considerando que cada año tiene un incremento unitario siendo el año 2005 un valor de $x=1$

4.2.2 Proyección anual sectorial

En concordancia con lo descrito en secciones anteriores, para realizar la proyección sectorial es requerida la base de datos histórica desde el año 2005 hasta el año 2015 de los diferentes productos en análisis.

A seguir en la Figura 4.2 se detalla el comportamiento histórico del bloque PL-1ST-9, para proyectar mediante tendencia los siguientes periodos.

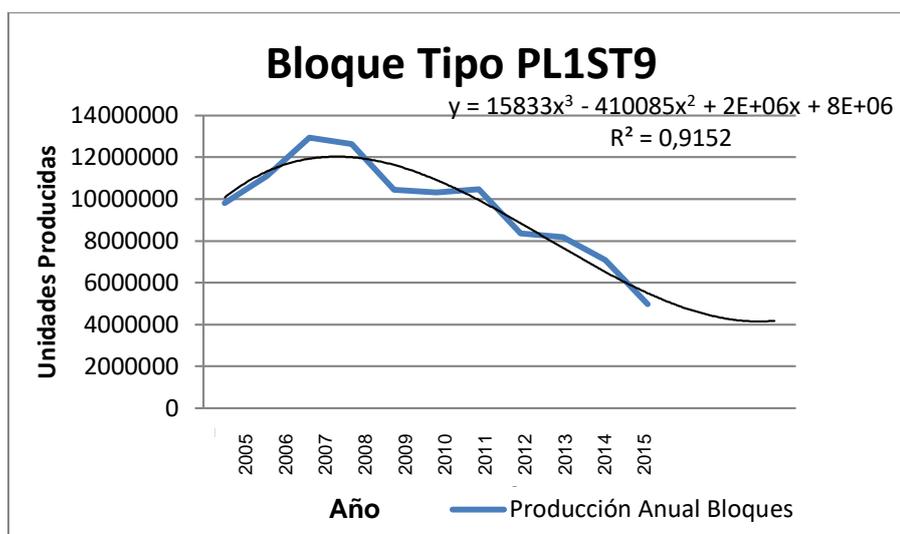


Figura 4.2: Curva de tendencia producto PL1ST9 método sectorial.

De la Fig. [4.2] se puede concluir que ya se obtuvo el modelo mediante tendencia polinómico de orden 3. Esta tendencia se considera aceptable debido a que el valor R^2 es mayor a 0,9; es decir cercano a 1.

Para obtener los valores proyectados para los siguientes periodos anuales, se utiliza la ecuación de tendencia obtenida de la Figura 4.2 considerando que cada año tiene un incremento unitario siendo el año 2005 un valor de $x=1$.

Se prosigue a obtener la curva de tendencia para el siguiente tipo de producto y así seguir calculando la proyección sectorial. En la Figura 4.3 se muestra este comportamiento.

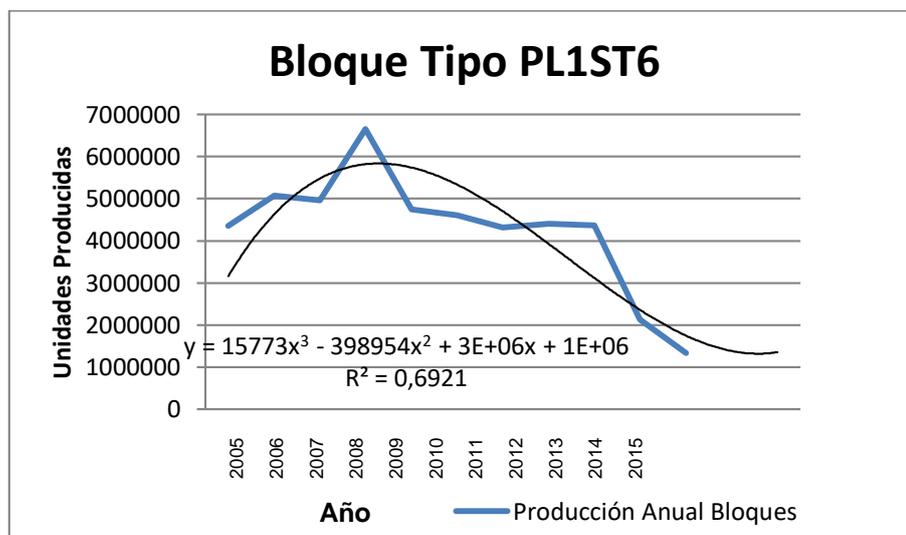


Figura 4.3: Curva de tendencia producto PL1ST6 método sectorial.

De la Figura 4.3 se puede concluir que ya se obtuvo el modelo mediante tendencia polinomio de orden 3. Esta tendencia tiene el valor R^2 es mayor a 0,6.

Para obtener los valores proyectados para los siguientes períodos anuales, se utiliza la ecuación de tendencia obtenida de la Figura 4.3 considerando que cada año tiene un incremento unitario siendo el año 2005 un valor de $x=1$.

Se prosigue a obtener la curva de tendencia para el siguiente tipo de producto y así seguir calculando la proyección sectorial. En la Figura 4.4 se muestra este comportamiento del siguiente tipo de bloque.

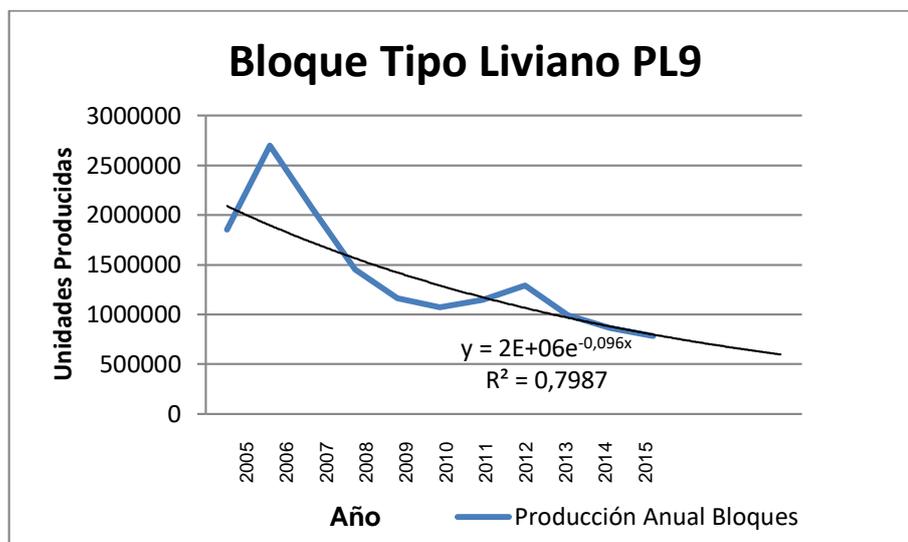


Figura 4.4: Curva de tendencia producto PL9 método sectorial.

De la Fig. [4.4] se puede concluir que ya se obtuvo el modelo mediante tendencia exponencial. Esta tendencia tiene el valor R^2 es mayor a 0,7987.

Para obtener los valores proyectados para los siguientes períodos anuales, se utiliza la ecuación de tendencia obtenida de la Figura 4.4 considerando que cada año tiene un incremento unitario siendo el año 2005 un valor de $x=1$.

Finalmente, se prosigue a obtener la curva de tendencia para el siguiente tipo de producto y así seguir calculando la proyección sectorial. En la Figura 4.5 se muestra este comportamiento del siguiente tipo de bloque.

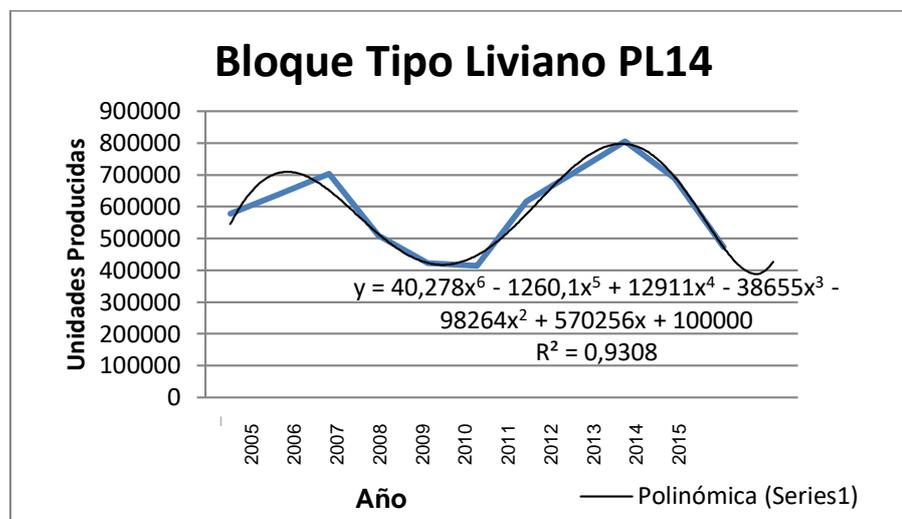


Figura 4.5: Curva de tendencia producto PL14 método sectorial.

De la Figura 4.5 se puede concluir que ya se obtuvo el modelo mediante tendencia polinomio de orden 6. Esta tendencia tiene el valor R^2 es mayor a 0,9.

Para obtener los valores proyectados para los siguientes períodos anuales, se utiliza la ecuación de tendencia obtenida de la Figura 4.5 considerando que cada año tiene un incremento unitario siendo el año 2005 un valor de $x=1$.

4.2.3 Proyección anual econométrico

En relación a la proyección econométrica, se ha estimado una ecuación que relacione la producción de bloques de la fábrica bloquera y el valor del PIB nacional en la línea del tiempo.

Considerando expertos con sus debidas experiencias en el campo econométrico y de producción, se definió la siguiente ecuación; que sigue el patrón de producto terminado.

$$Prt = -1871.7 \cdot (ta - 1700) + 0.75 \cdot Prt_{-1} + 25.5 \cdot PIB_{t-2} - 176960$$

De la ecuación anterior se tiene los siguientes parámetros:

Prt : representa producción en periodo actual.

ta : representa el año actual.

P_{t-1} : representa producción en periodo anterior.

PIB_{t-2} : representa Producto Interno Bruto de hace dos periodos.

Con esta relación encontrada entre el PIB y la producción total de los cuatro tipos de bloques, se procederá a encontrar cada periodo anual subsiguiente.

4.3 Diseño del modelo no tradicional.

El foco de esta sección es encontrar doce modelos por cada tipo de estructura de sistemas de identificación, las cuales fueron presentadas en secciones anteriores. Subsecuentemente, se procede a escoger aquella que brinde una mejor respuesta de identificación.

Mediante el uso del programa MATLAB, a través del uso de la herramienta "ident" se pretende recoger los históricos reales desde el año 2005 hasta el año 2014 (diez años de base de dato) y así viabilizar la técnica de identificación.

En la Tabla 5 detallada a continuación, se muestra los datos que serán ingresados a la herramienta "ident", los mismos que reposan en la base histórica de producción de la fábrica bloquera seleccionada para realizar la presente investigación de sistemas de identificación de producción de bloques.

Años	PL-1ST-9	PL-1ST-6	PL-9	PL-14
2005	9811690	4356042	1853257	578542
2006	11111508	5069707	2701088	640867
2007	12947598	4963452	2069950	704274
2008	12637187	6650226	1452419	509734
2009	10437348	4741180	1165387	423054
2010	10310078	4605274	1072411	414197
2011	10467742	4320573	1148106	616487
2012	8370510	4410255	1294021	710423
2013	8188735	4370231	989239	805828
2014	7096301	2128284	864555	690793

Tabla 5: Histórico de Unidades Producidas para herramienta IDENT

Para el análisis de identificación se procede a ingresar los valores mensuales de cada tipo de bloque, y así se obtiene doce modelos para los cuatro productos. De estos datos históricos decenales, se considera parte de ellos

para la estimación del modelo y otra parte se considera en la validación del modelo.

El vector de datos históricos para el producto PL-1ST-9 se describe:

T=[1 2 3 4 5 6 7 8 9 10]

pl9_ene=[971425 1213804 1376723 1413354 1112540 1213022 1013380
1160202 966377 622401];

pl9_feb=[862562 1043882 1242592 924974 1077456 978706 938112 1053610
772884 665286];

pl9_mar=[856150 977611 1546651 892665 838934 951825 983676 860451
784011 557328];

pl9_abr=[592310 735452 980431 749921 795231 816952 832270 776138
656313 524926];

pl9_may=[685724 646672 926135 579429 677661 605129 764266 550539
546923 48318];

pl9_jun=[599104 672797 778443 540720 568194 564924 524975 239086
382415 468344];

pl9_jul=[689332 825553 608370 465366 406980 563026 496437 361070
557138 537506];

pl9_ago=[998534 1298528 1335980 1164208 1112660 922715 950610
1014797 899106 815317];

pl9_sep=[1059763 1223212 1202569 1250422 1360726 1081156 1213578
1186759 909661 844623];

pl9_oct=[979645 952903 1240063 1630739 826736 1119727 1183454 365876
689579 735754];

pl9_nov=[739863836402 1033518 1577428 758527 611813 923175290461
558586 393295];

pl9_dic=[777278 684692 676123 1447961 901703 881083 643809 511521
465742 448333];

Para los otros productos fueron ingresados los vectores de entrada de la misma manera que el primer producto, luego en la siguiente sección será presentado cómo fueron elegidos los rangos de datos para obtener el modelo de identificación, así como el rango de datos utilizado en la validación.

4.3.1 Proyección mensual ARX

En la sección de pruebas y ensayos se evaluará el rendimiento de esta estructura de identificación, misma que tiene que ser seleccionada en la herramienta del programa MATLAB.

En la siguiente Figura 4.6, se presenta el inicio del módulo “ident” en el cual se escoge la estructura ARX, todo el proceso detallado a seguir se debe realizar para cada mes del año, el cual estará presentado en el dominio del tiempo.

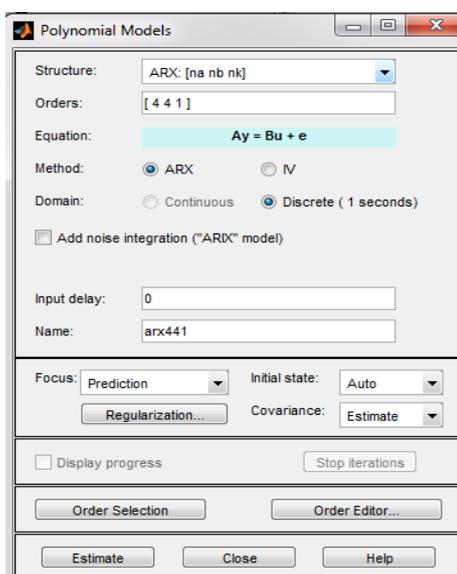


Figura 4.6: Sistema ARX en módulo de identificación.

4.3.2 Proyección mensual OE

En la sección de pruebas y ensayos se evaluará el rendimiento de esta estructura de identificación, misma que tiene que ser seleccionada en la herramienta del programa MATLAB.

En la siguiente Figura 4.7, se presenta el inicio del módulo “ident” en el cual se escoge la estructura OE, todo el proceso detallado a seguir se debe realizar para cada mes del año, el cual estará presentado en el dominio del tiempo

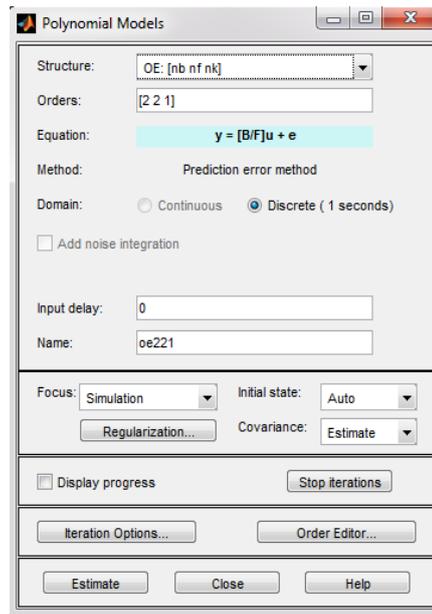


Figura 4.7: Sistema OE en módulo de identificación.

4.3.3 Proyección mensual ARMAX

En la sección de pruebas y ensayos se evaluará el rendimiento de esta estructura de identificación, misma que tiene que ser seleccionada en la herramienta del programa MATLAB.

En la siguiente Figura 4.8, se presenta el inicio del módulo “ident” en el cual se escoge la estructura ARMAX, todo el proceso detallado a seguir se debe realizar para cada mes del año, el cual estará presentado en el dominio del tiempo.

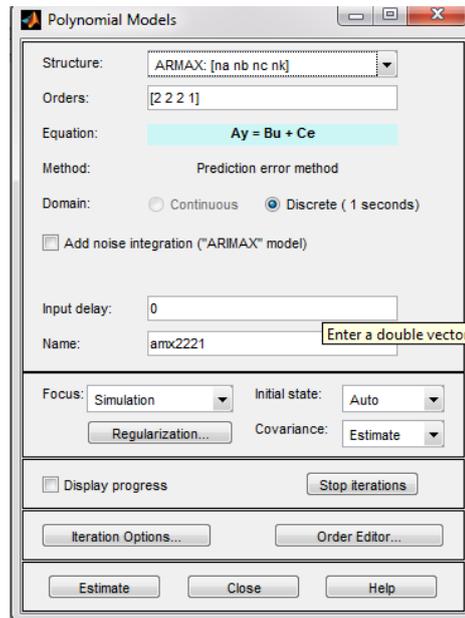


Figura 4.8: Sistema ARMAX en módulo de identificación.

4.3.4 Proyección mensual BJ

En la sección de pruebas y ensayos se evaluará el rendimiento de esta estructura de identificación, misma que tiene que ser seleccionada en la herramienta del programa MATLAB.

En la siguiente Figura 4.9, se presenta el inicio del módulo “ident” en el cual se escoge la estructura BJ, todo el proceso detallado a seguir se debe realizar para cada mes del año, el cual estará presentado en el dominio del tiempo.

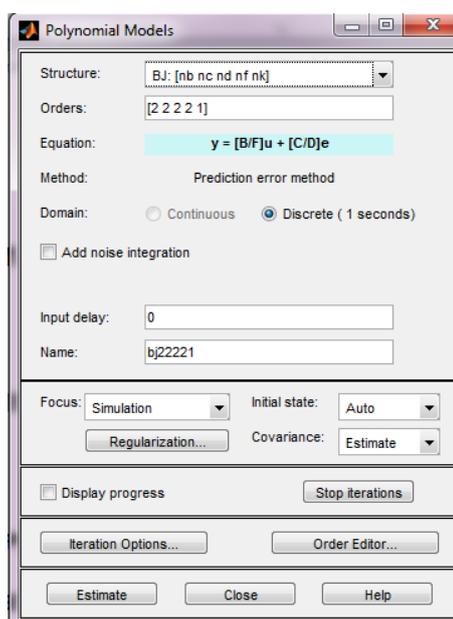


Figura 4.9: Sistema BJ en módulo de identificación.

4.4 Protocolo de pruebas y ensayo.

Para esta sección, fue diseñado para cada tipo de bloque y para cada mes la respuesta del sistema de identificación anteriormente detallado; es decir, para el primer bloque PL-1ST-9.

Con el objetivo de alcanzar la selección deseada, son realizados varias pruebas y ensayos para cada uno de los modelos en el mes de análisis. En la sección a seguir estas pruebas se presentan a través del uso de selección de rango para obtener el modelo y selección de rango para validar el modelo.

Cabe destacar que para cada mes se intentó validar el modelo de identificación directamente con todos los datos reales de producción obtenidos anualmente con disgregación mensual y clasificada por cada tipo de producto estrella.

Al final de la sección 4.3, se detallan cada uno de los vectores de entrada que fueron utilizados en el proceso de identificación del sistema de producción.

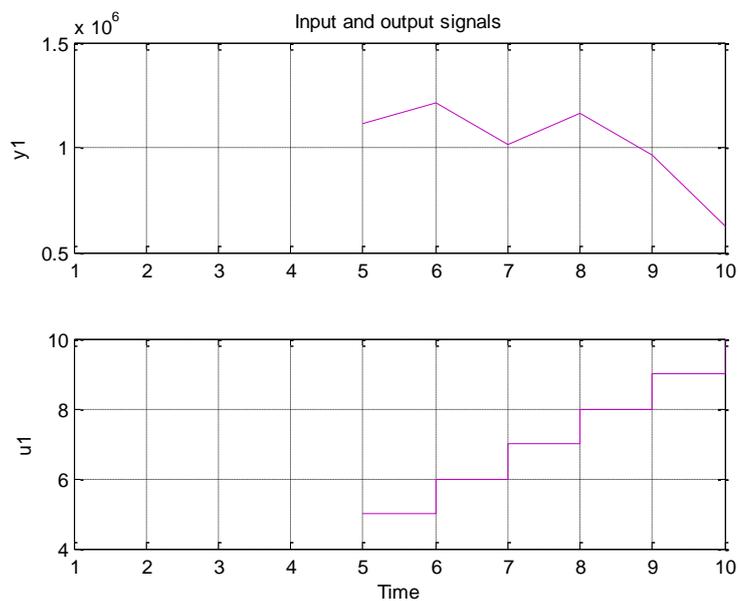


Figura 4.10: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-enero

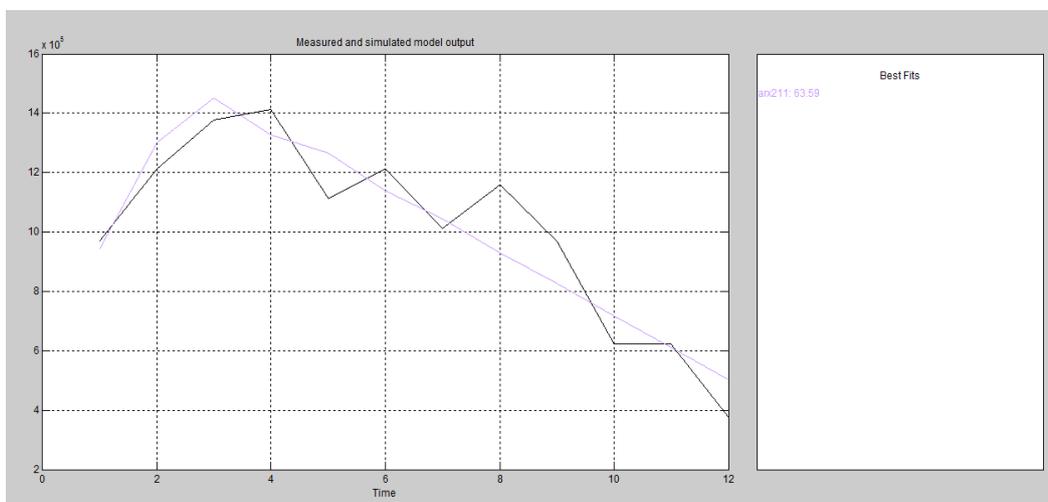


Figura 4.11: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-enero

De las figuras 4.10 y 4.11 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARX211, presentando una validación del 63,59% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

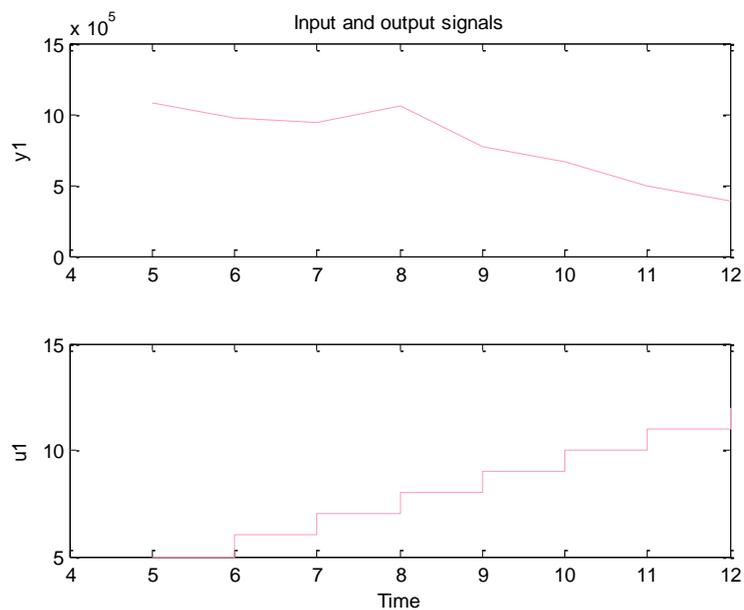


Figura 4.12: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-febrero

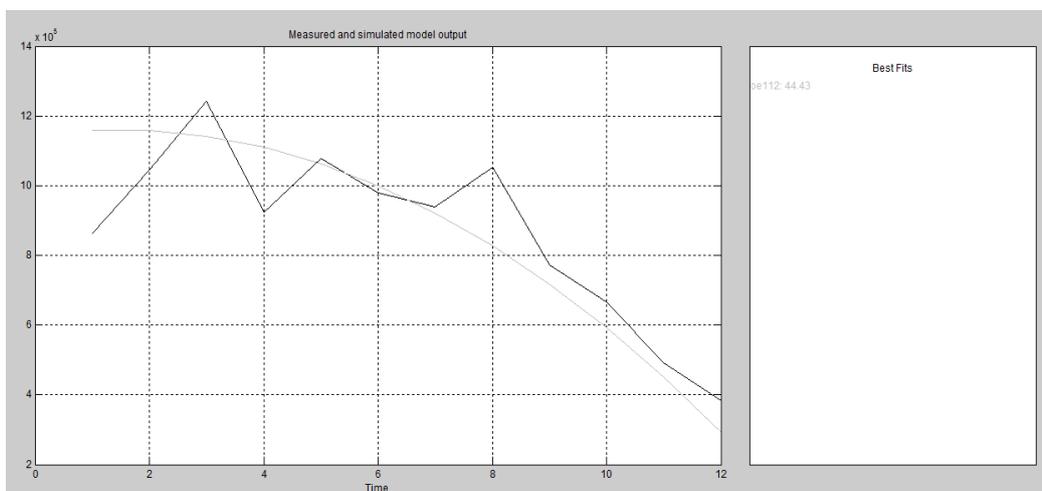


Figura 4.13: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-febrero

De las figuras 4.12 y 4.13 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE112, presentando una validación del 44,43% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

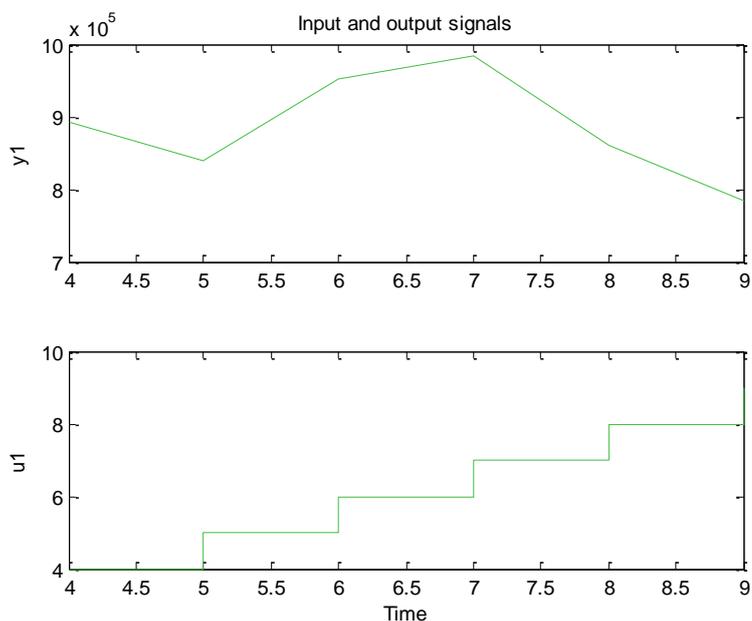


Figura 4.14: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-marzo

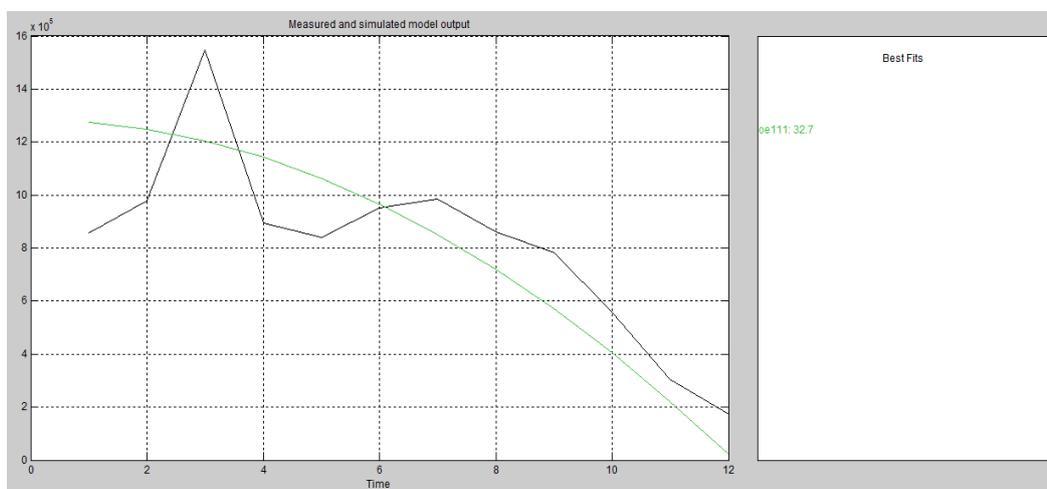


Figura 4.15: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-marzo

De las figuras 4.14 y 4.15 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE111, presentando una validación del 32,7% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

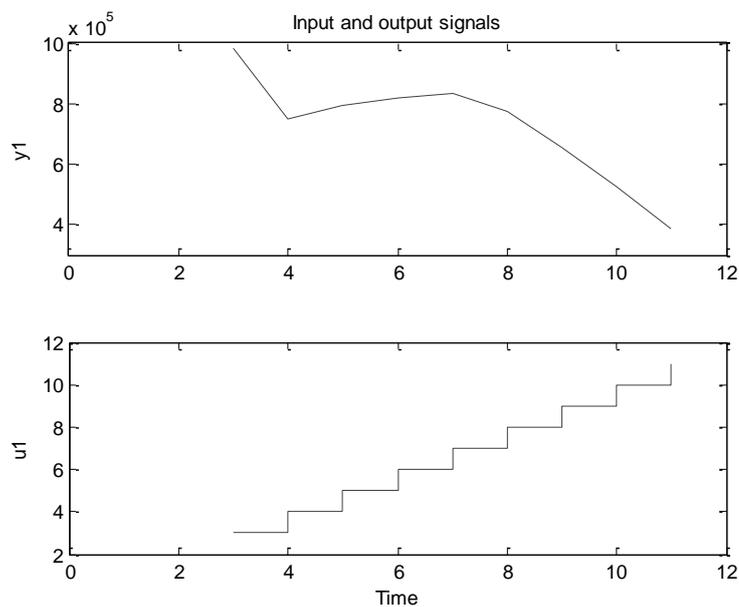


Figura 4.16: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-abril

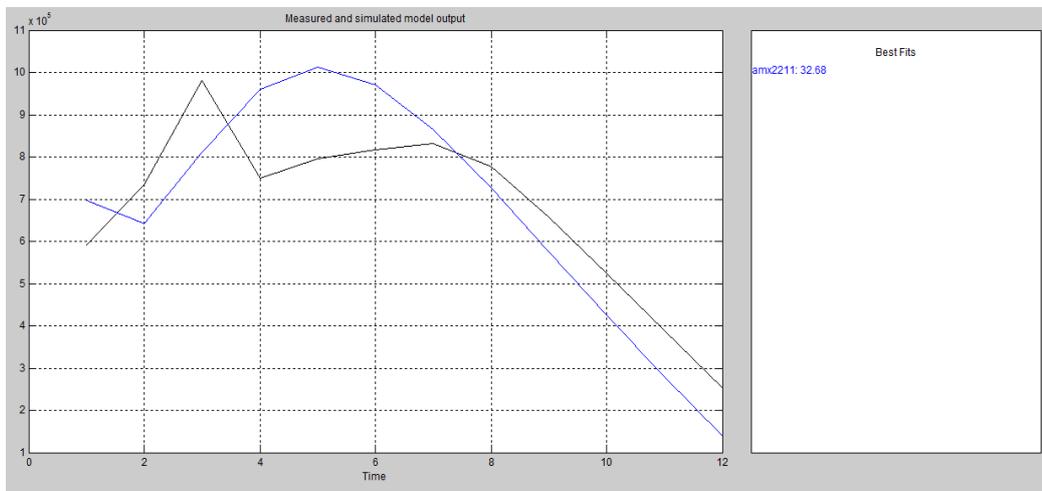


Figura 4.17: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-abril

De las figuras 4.16 y 4.17 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX2211, presentando una validación del 32,68% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

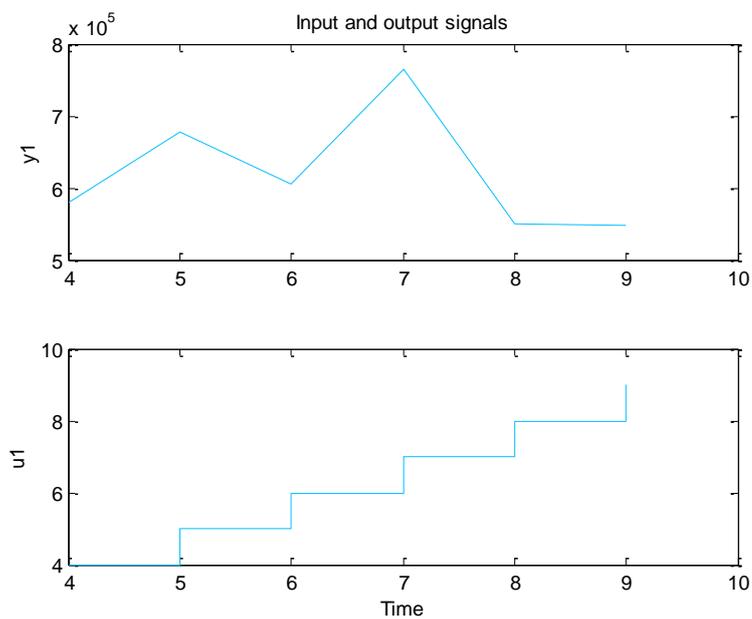


Figura 4.18: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-mayo

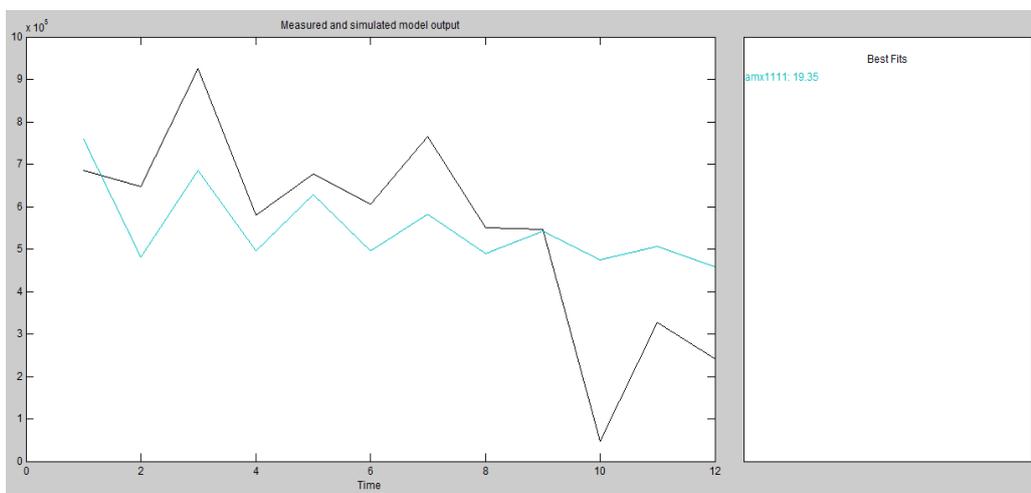


Figura 4.19: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-mayo

De las figuras 4.18 y 4.19 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX1111, presentando una validación del 19,36% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

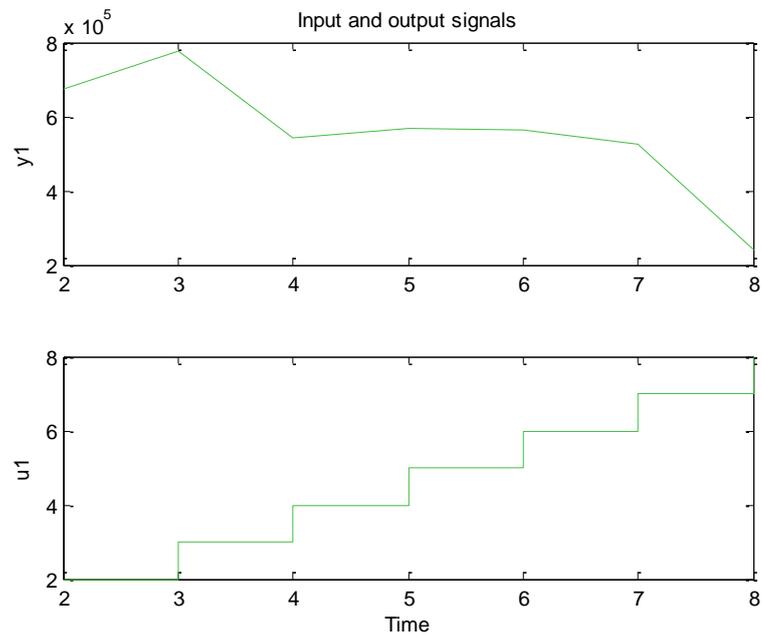


Figura 4.20: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-junio

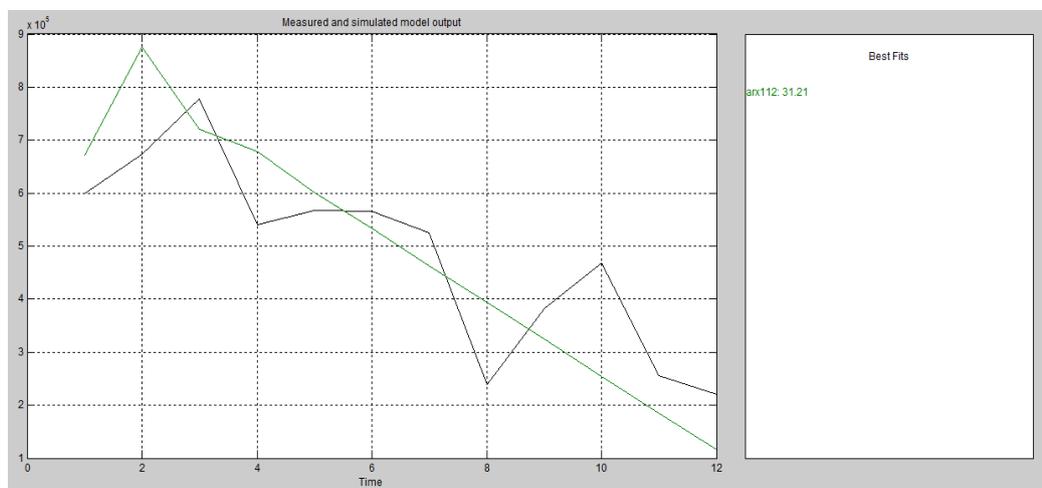


Figura 4.21: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-junio

De las figuras 4.20 y 4.21 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARX112, presentando una validación del 31,21% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

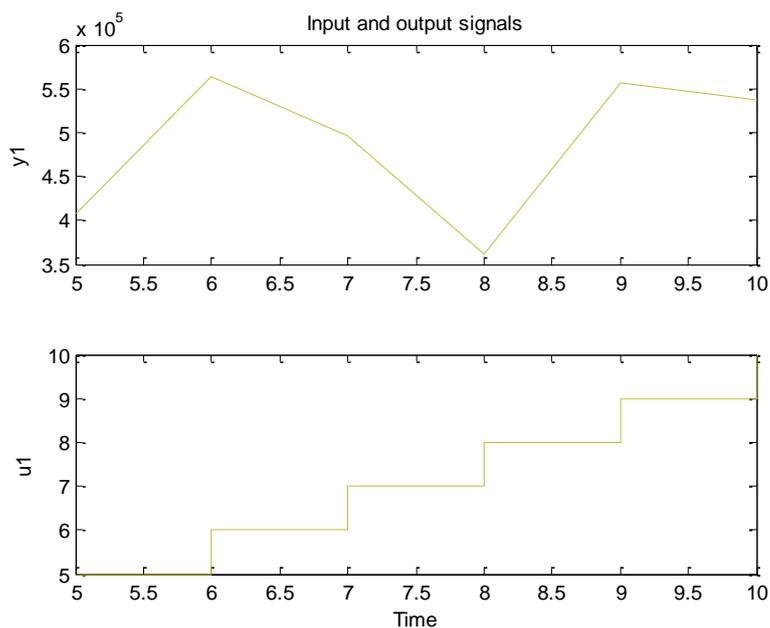


Figura 4.22: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-julio

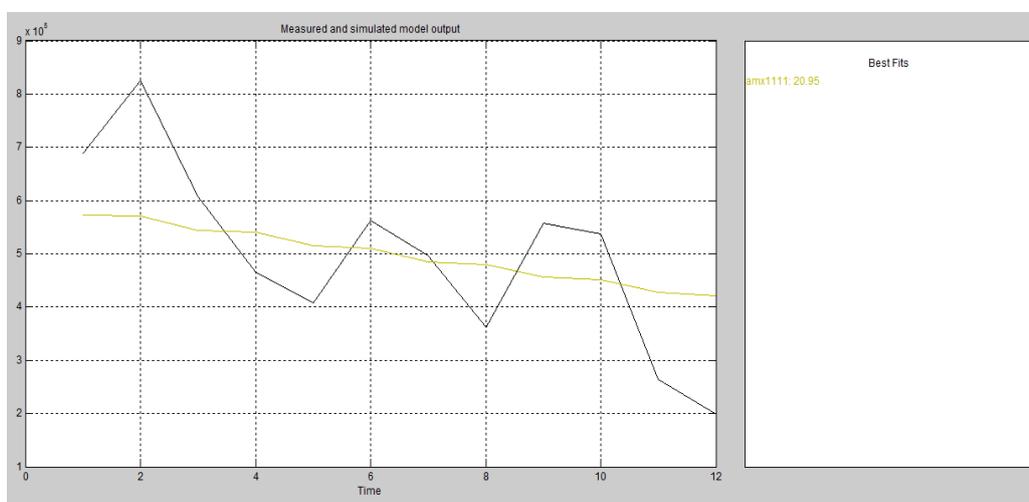


Figura 4.23: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-julio

De las figuras 4.22 y 4.23 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX1111, presentando una validación del 20,95% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

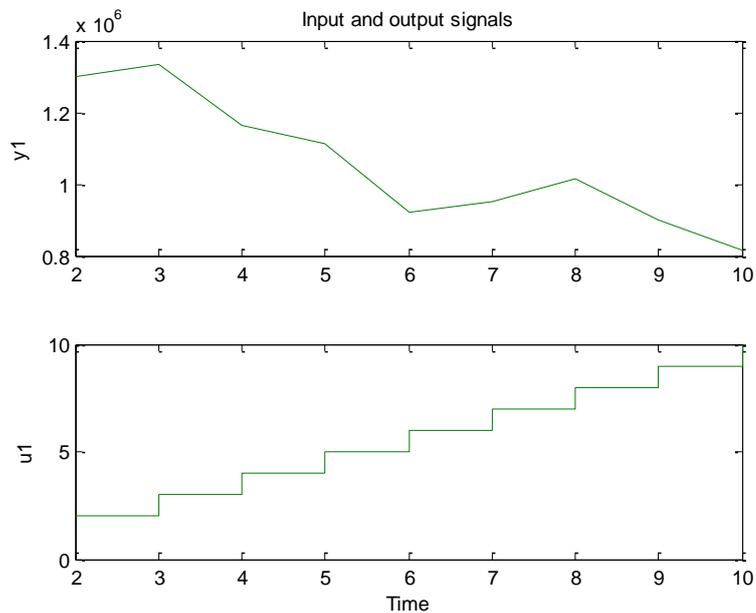


Figura 4.24: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-agosto

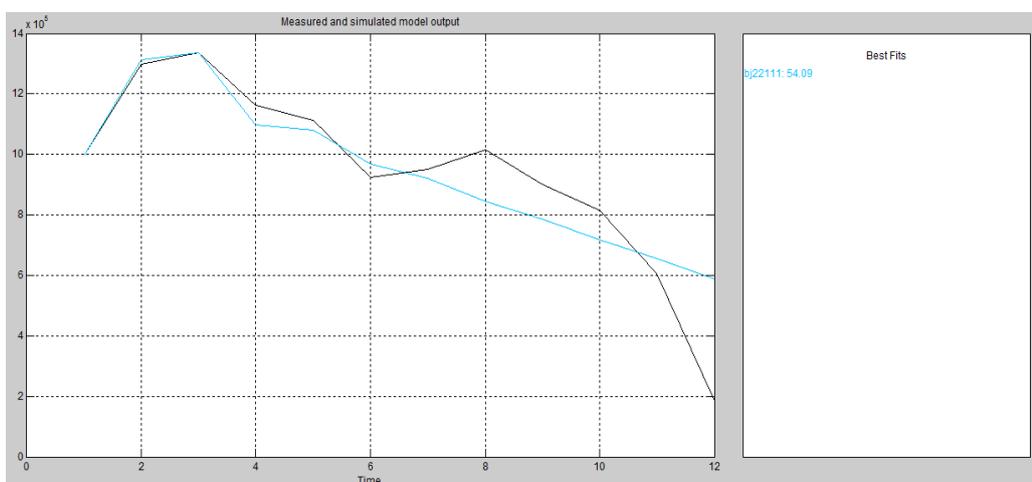


Figura 4.25: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-agosto

De las figuras 4.24 y 4.25 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el BJ22111, presentando una validación del 54,09% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

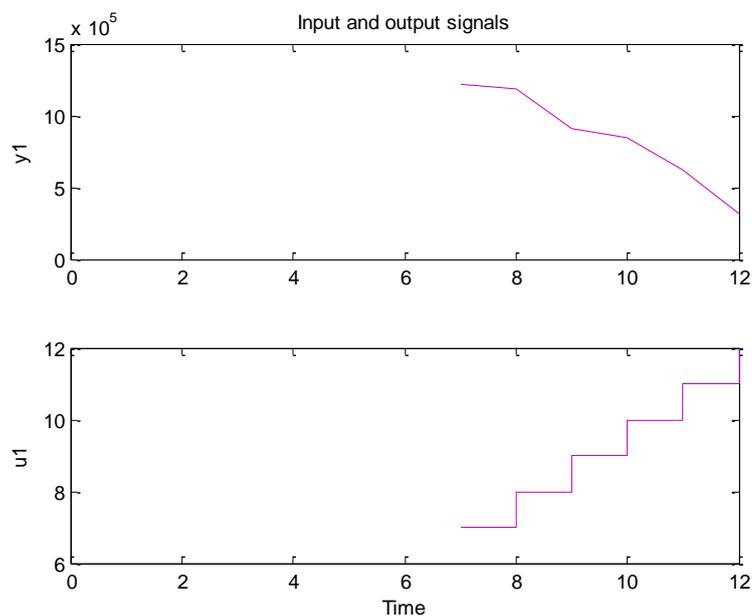


Figura 4.26: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-septiembre

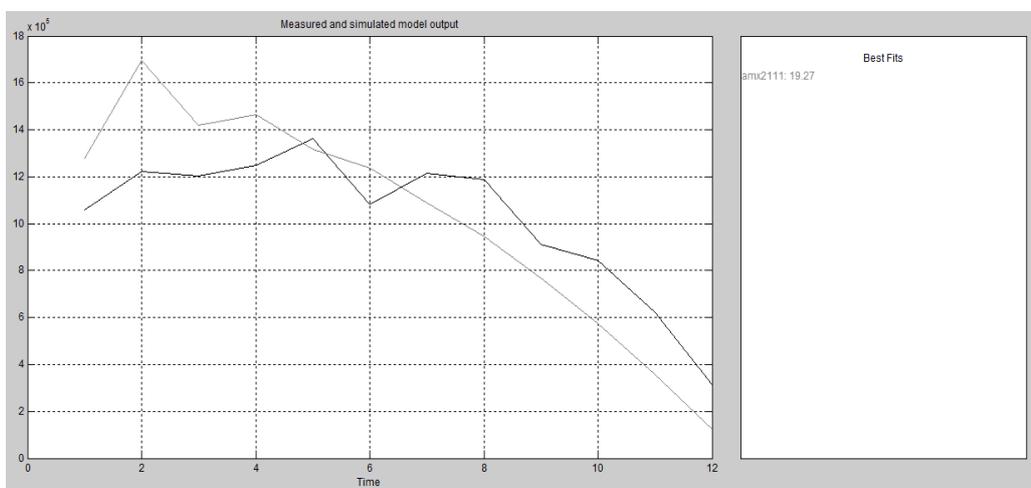


Figura 4.27: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-septiembre

De las figuras 4.26 y 4.27 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX2111, presentando una validación del 19,27% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

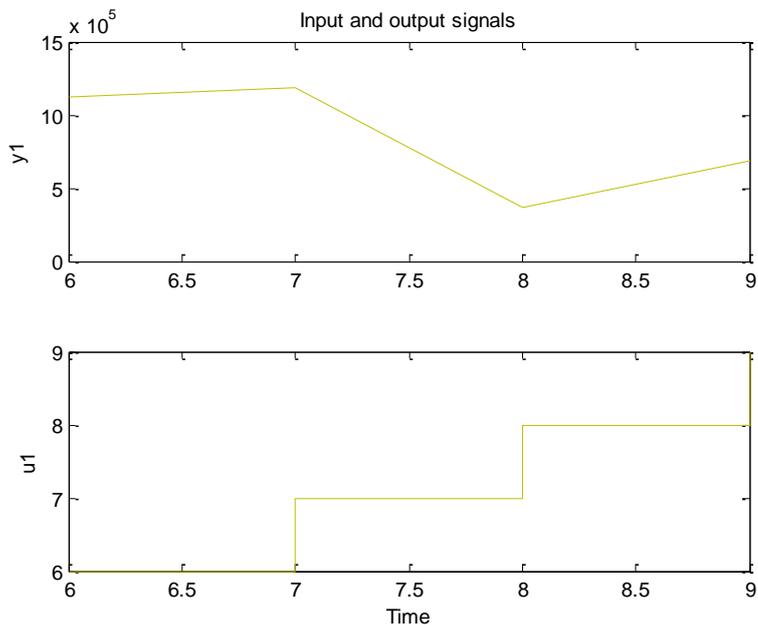


Figura 4.28: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-octubre

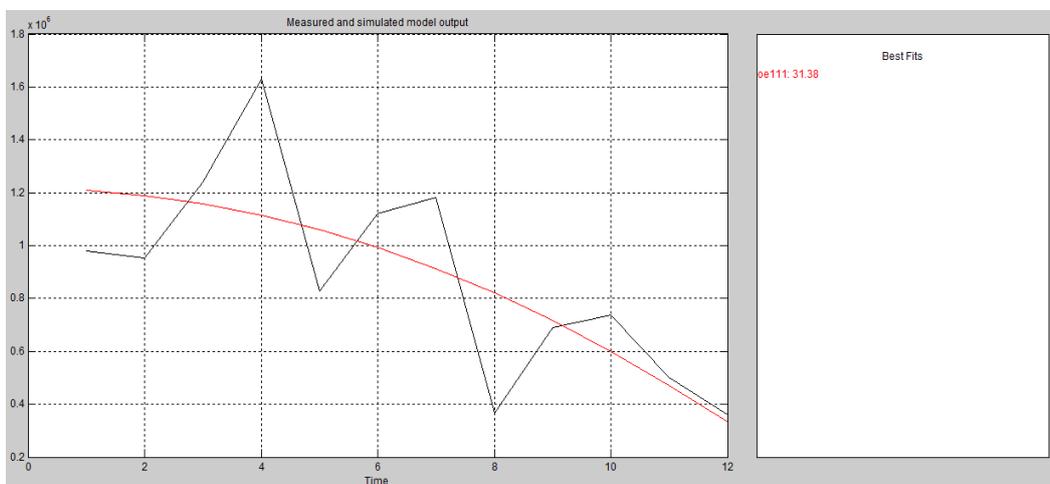


Figura 4.29: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-octubre

De las figuras 4.28 y 4.29 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE111, presentando una validación del 31,38% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

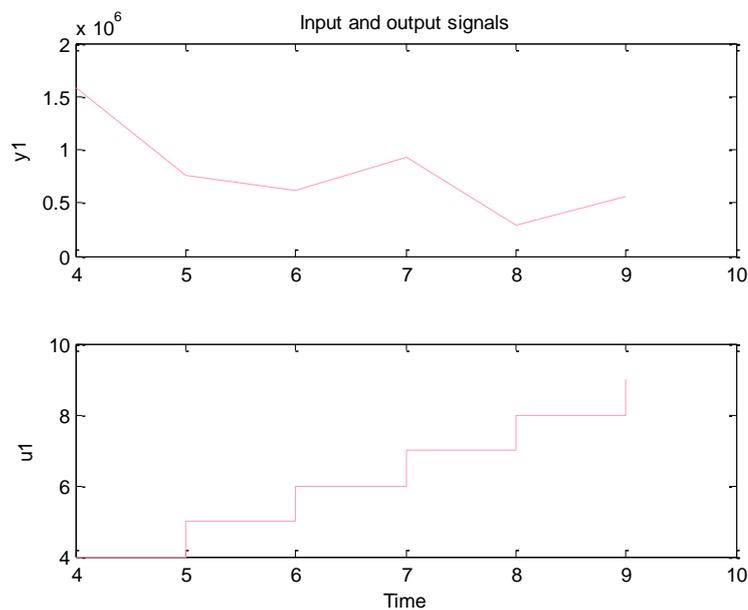


Figura 4.30: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-noviembre

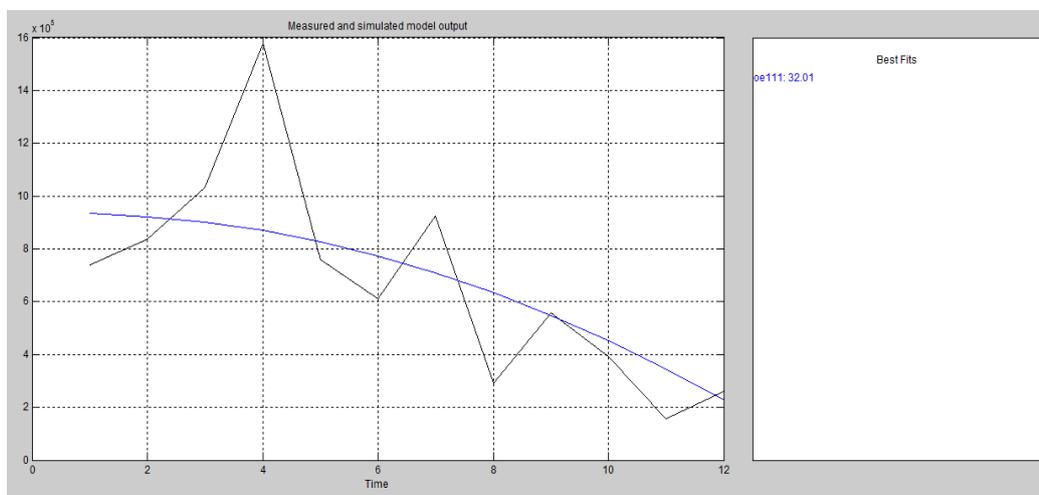


Figura 4.31: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-noviembre

De las figuras 4.30 y 4.31 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE111, presentando una validación del 32,01% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

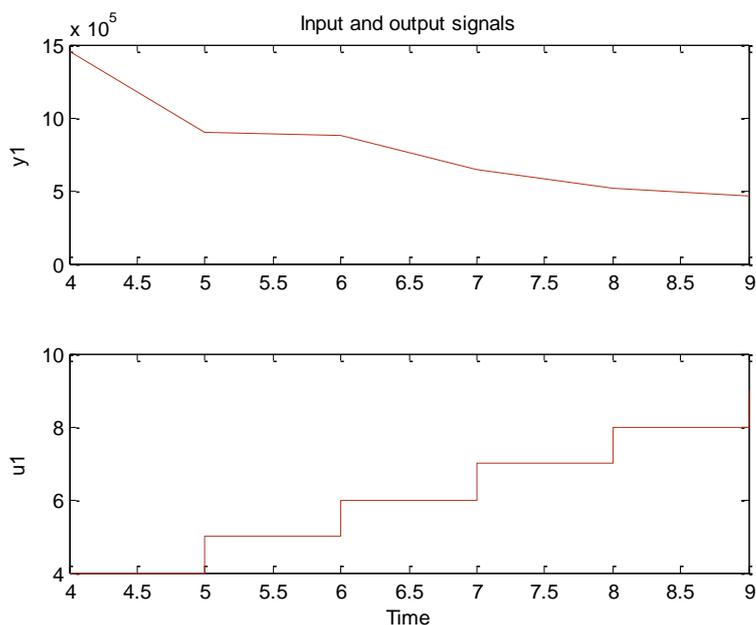


Figura 4.32: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-9-diciembre

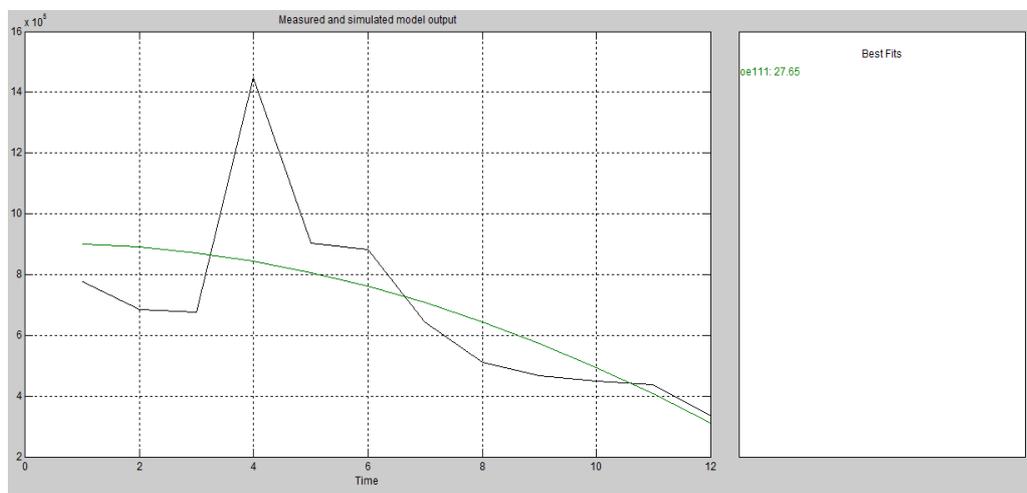


Figura 4.33: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-9-diciembre

De las figuras 4.32 y 4.33 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE111, presentando una validación del 27,65% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

Posterior a las pruebas y ensayos realizados a todos los meses para el primer tipo de bloque, se continúa con la elección del mejor modelo para cada mes considerando su respuesta ante un cambio, a seguir la elección final.

Enero:	ARX211	Julio:	ARMAX1111
Febrero:	OE112	Agosto:	BJ22111
Marzo:	OE111	Septiembre:	ARMAX2111
Abril:	ARMAX2211	Octubre:	OE111
Mayo:	ARMAX1111	Noviembre:	OE111
Junio:	ARX112	Diciembre:	OE111

Para los siguientes productos se procedió a encontrar la respuesta del modelo mensual de identificación determinado para el PL-1ST-9 con cada uno de los datos históricos de los mismos, la respuesta se presenta con las siguientes figuras:

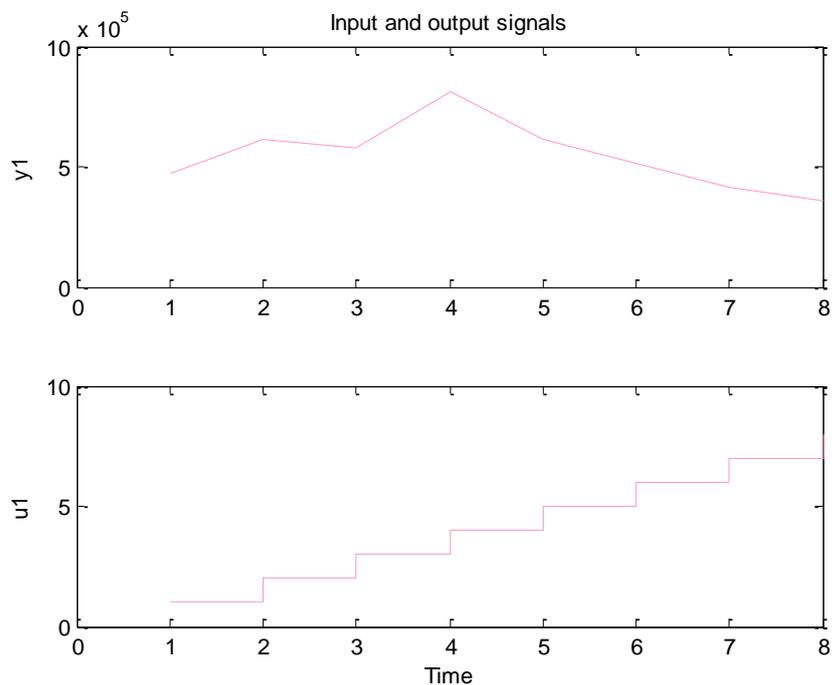


Figura 4.34: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-enero

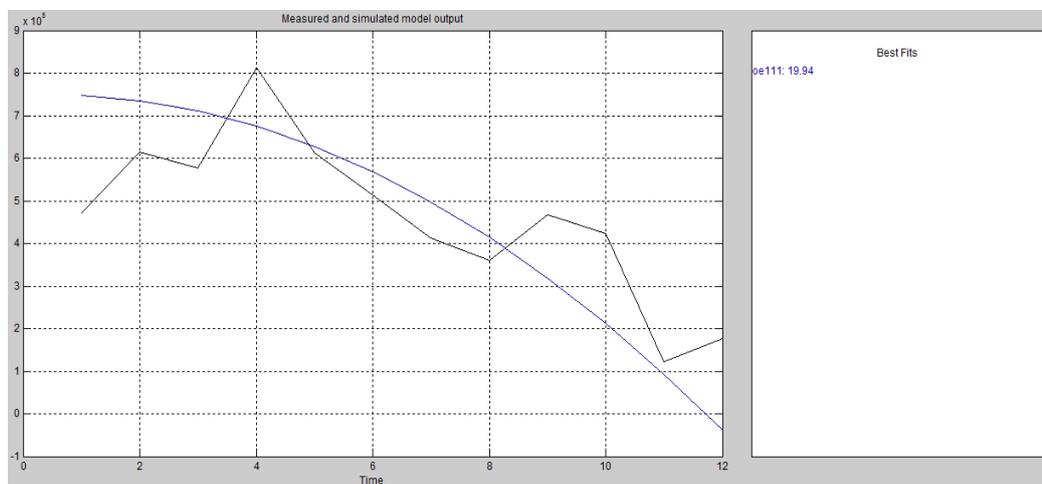


Figura 4.35: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-enero

De las figuras 4.34 y 4.35 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE111, presentando una validación del 19,94% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

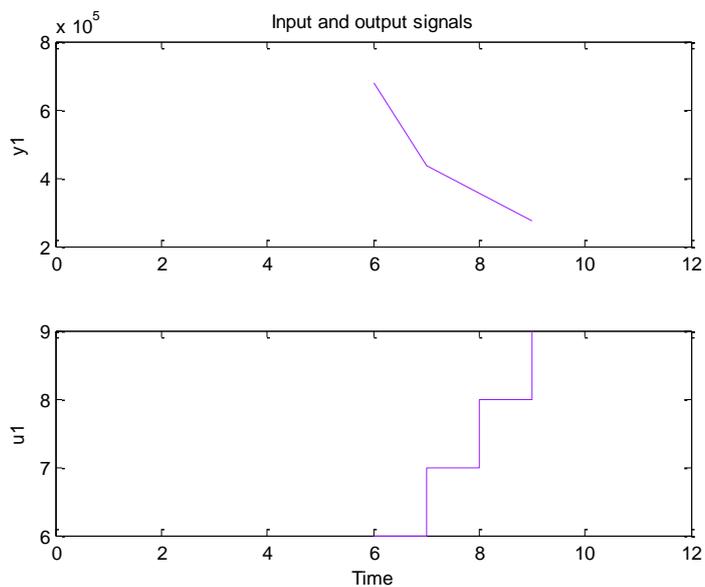


Figura 4.36: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-febrero

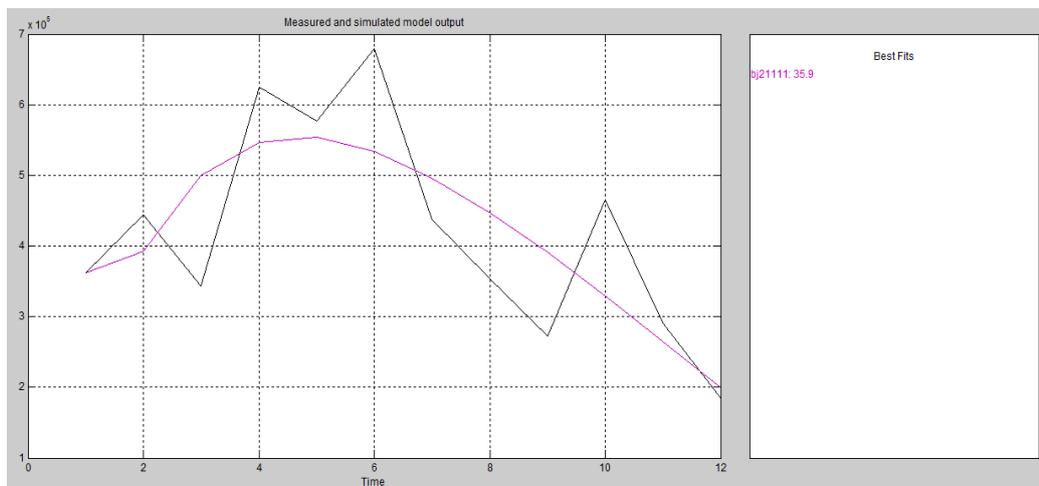


Figura 4.37: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-febrero

De las figuras 4.36 y 4.37 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el BJ21111, presentando una validación del 35,9% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

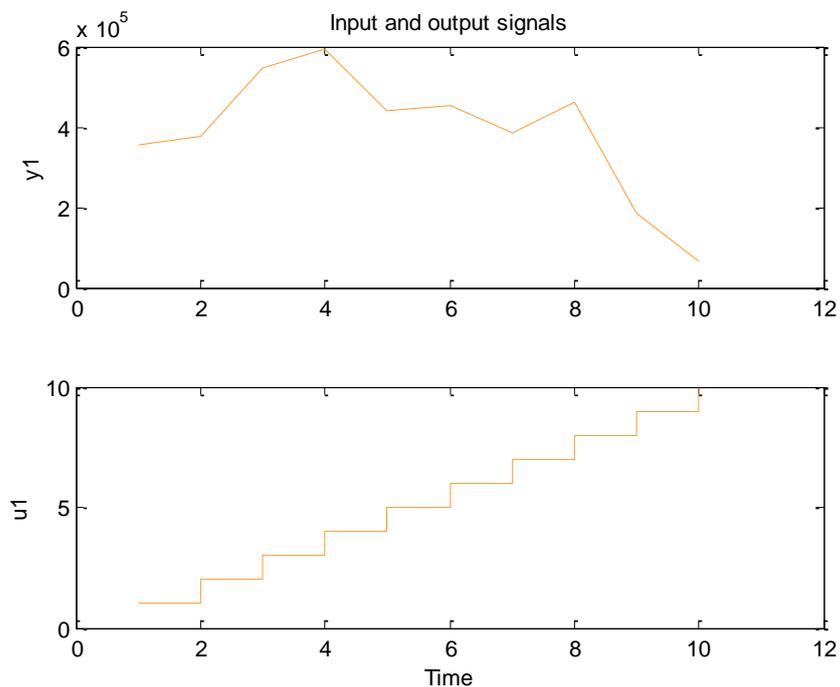


Figura 4.38: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-marzo

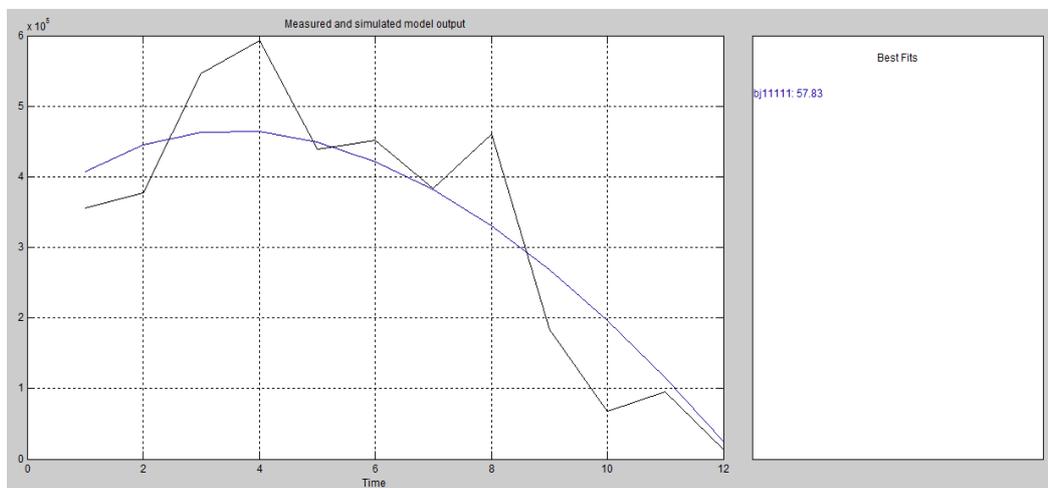


Figura 4.39: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-marzo

De las figuras 4.38 y 4.39 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el BJ11111, presentando una validación del 57,83% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

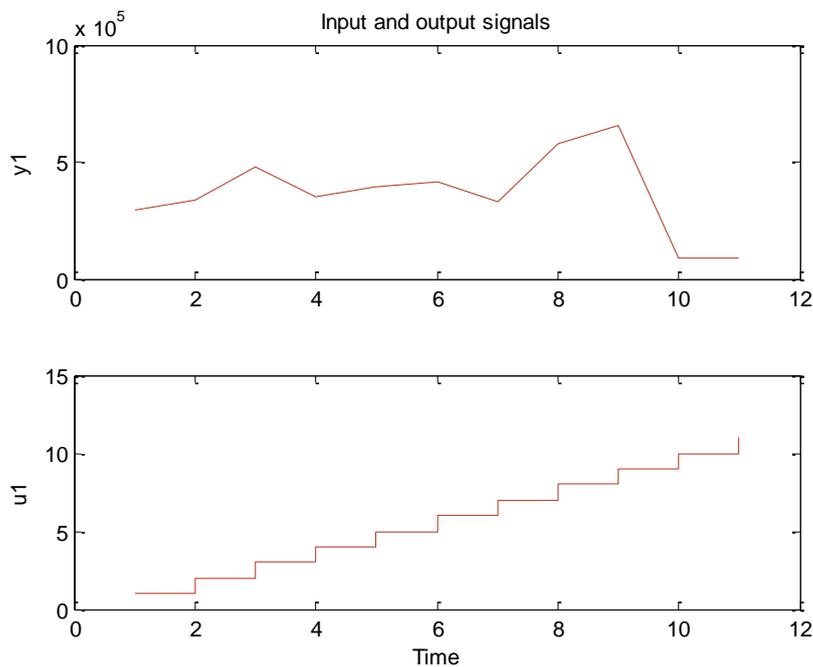


Figura 4.40: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-abril

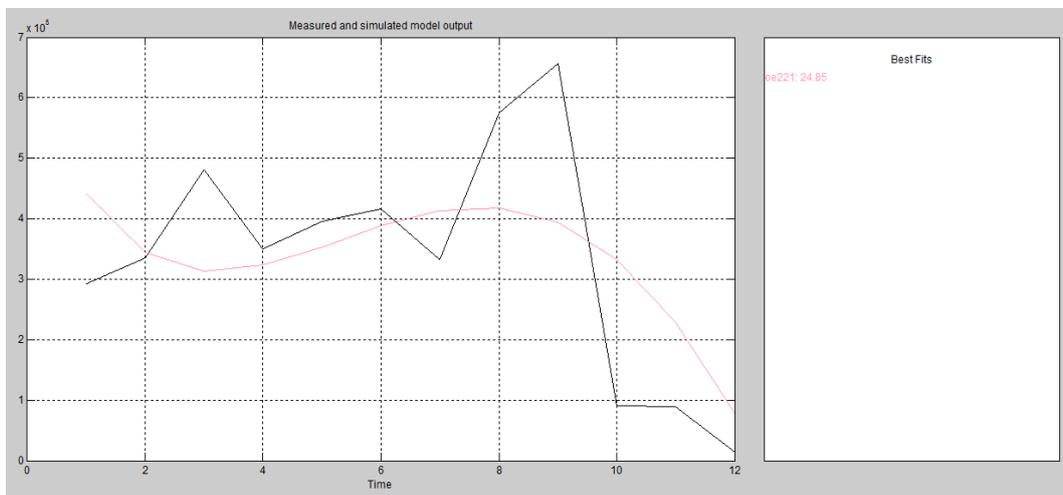


Figura 4.41: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-abril

De las figuras 4.40 y 4.41 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 24,85% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

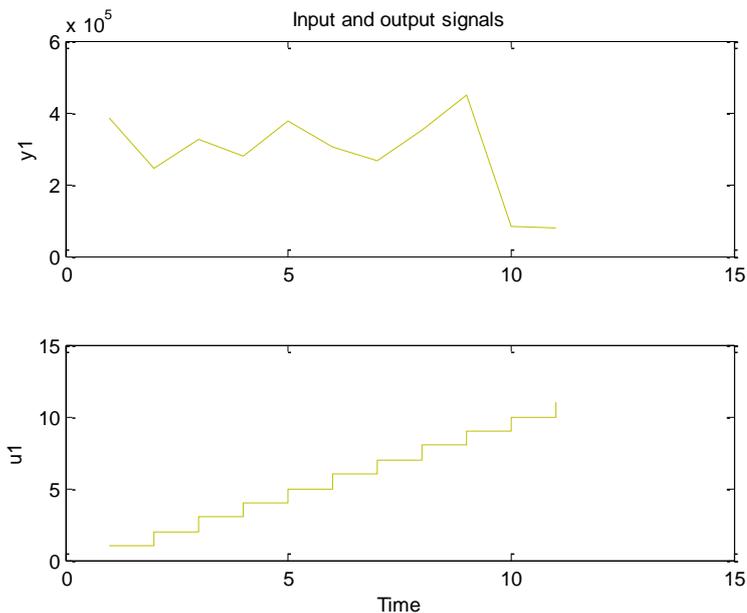


Figura 4.42: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-mayo

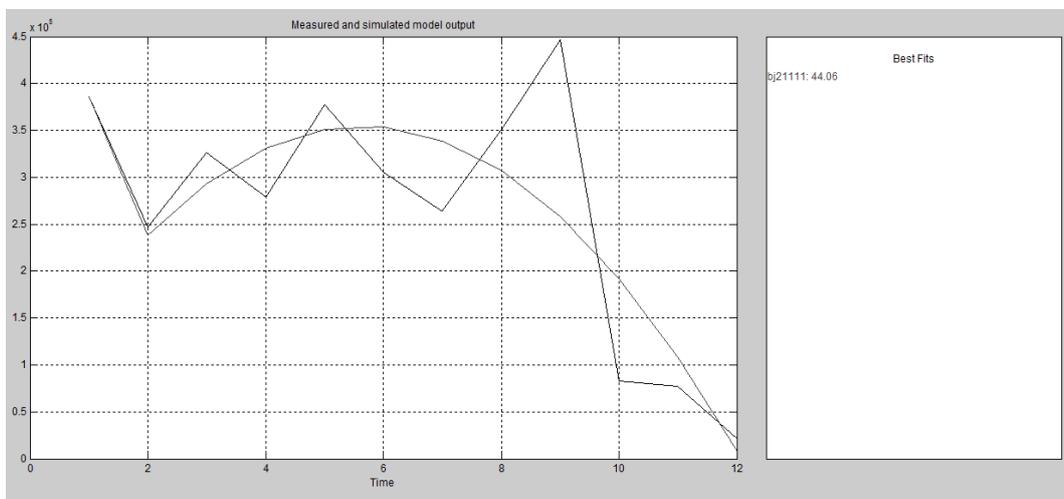


Figura 4.43: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-mayo

De las figuras 4.42 y 4.43 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el BJ21111, presentando una validación del 44,06% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

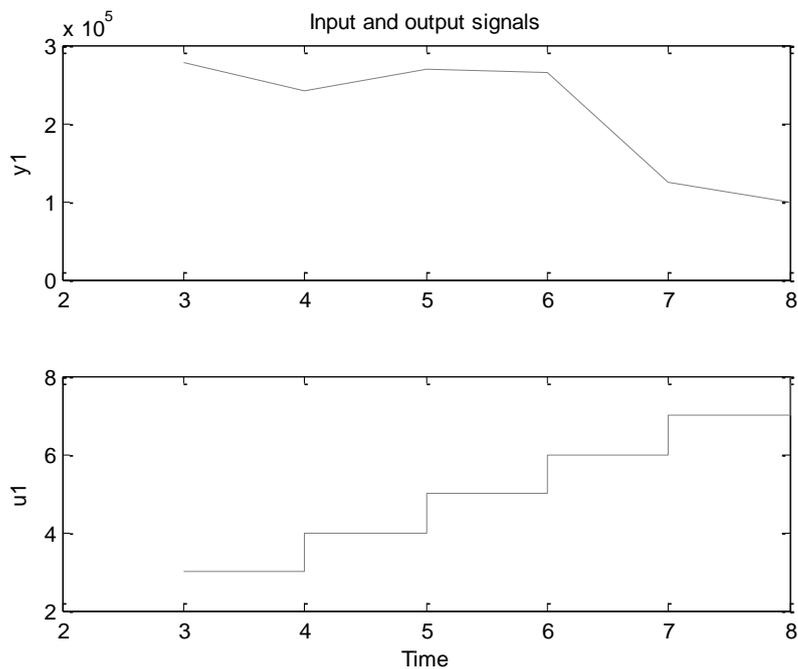


Figura 4.44: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-junio

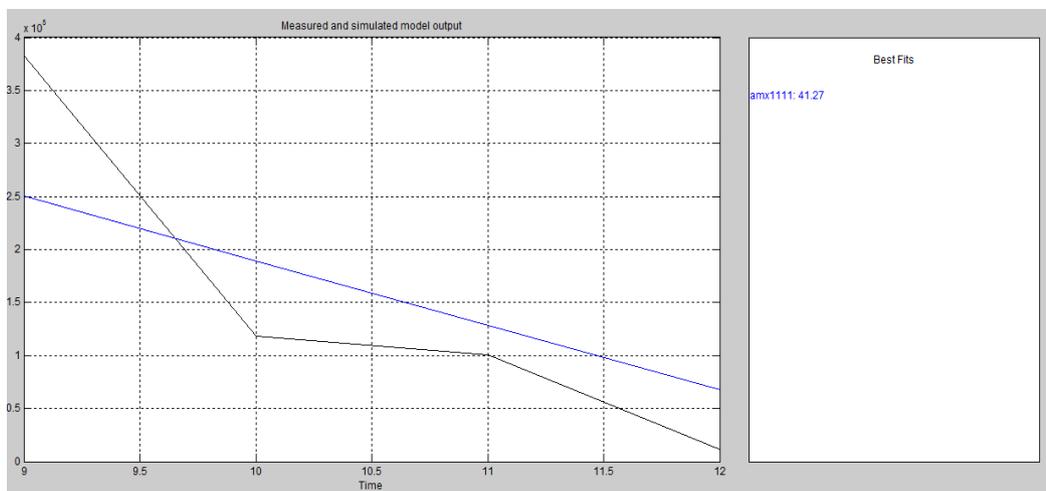


Figura 4.45: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-junio

De las figuras 4.44 y 4.45 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX1111, presentando una validación del 41,27% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

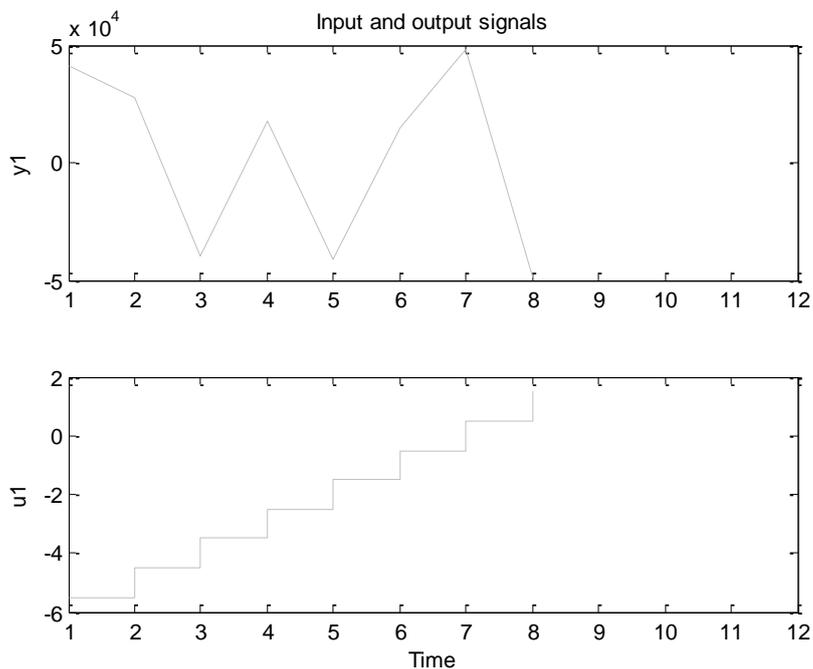


Figura 4.46: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-julio

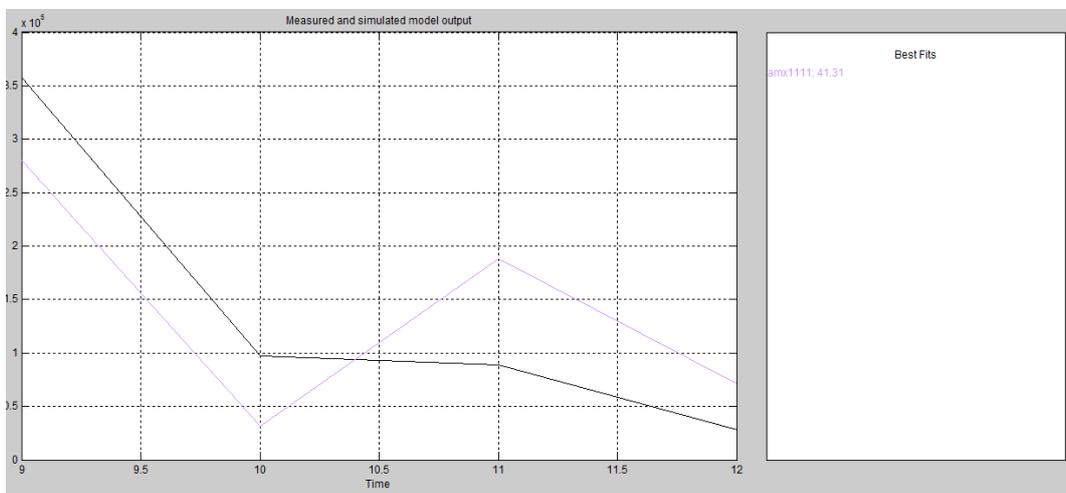


Figura 4.47: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-julio

De las figuras 4.46 y 4.47 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX1111, presentando una validación del 41,31% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

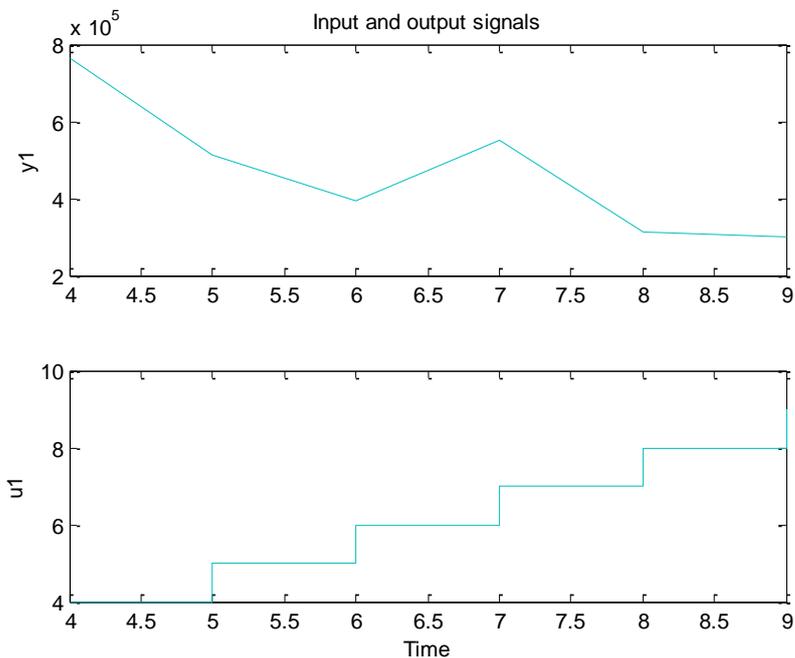


Figura 4.48: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-agosto

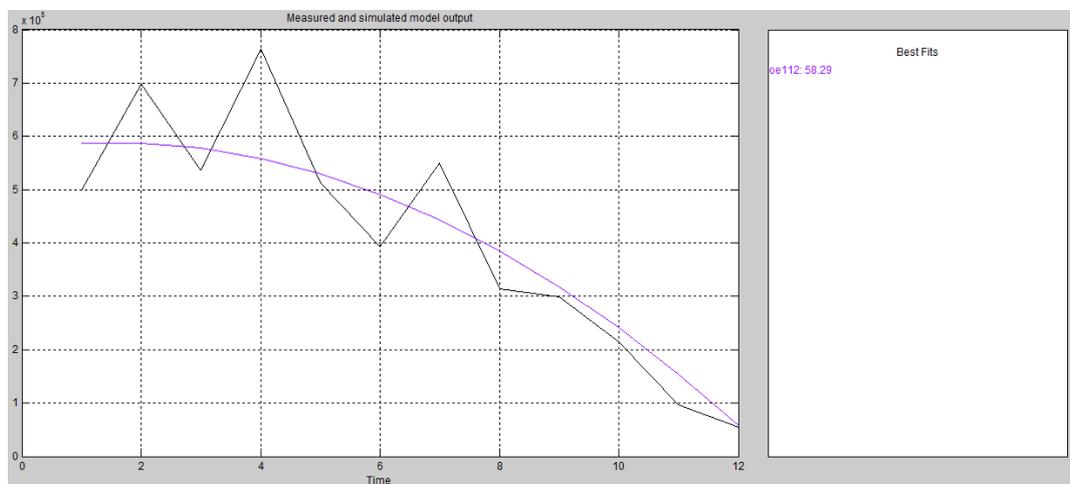


Figura 4.49: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-agosto

De las figuras 4.48 y 4.49 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE112, presentando una validación del 58,29% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

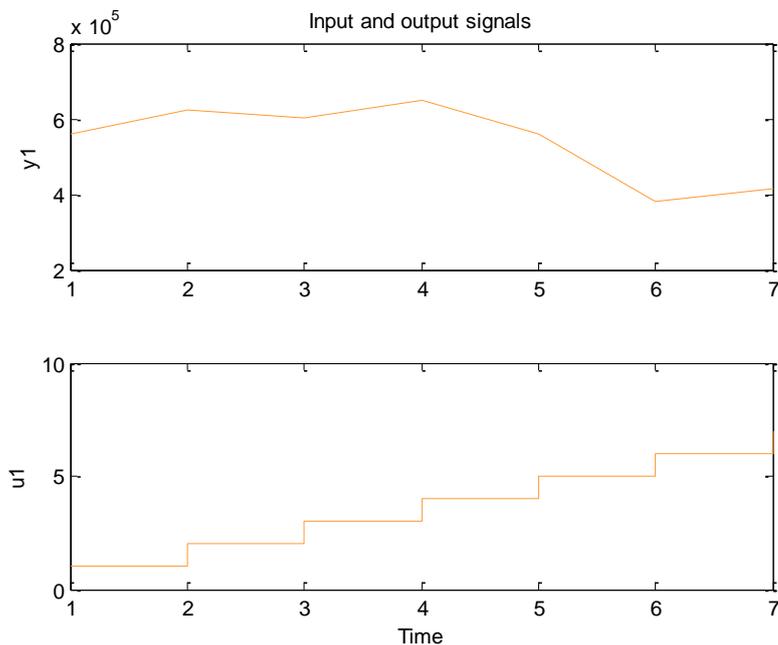


Figura 4.50: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-septiembre

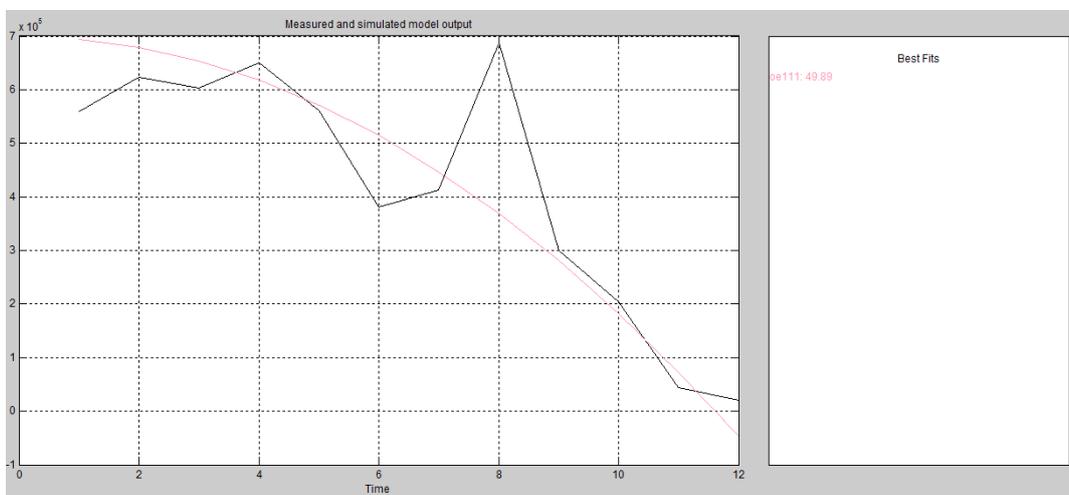


Figura 4.51: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-septiembre

De las figuras 4.50 y 4.51 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE111, presentando una validación del 49,89% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

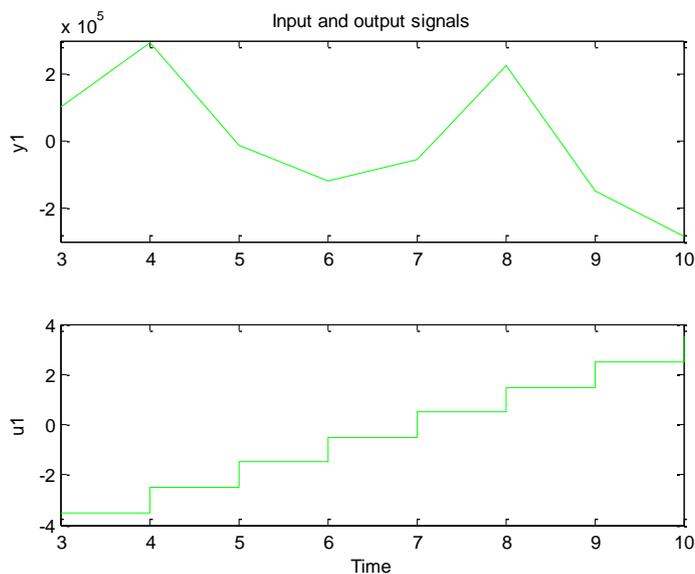


Figura 4.52: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-octubre

En la Figura 4.52, es destacable que se removió las medias para poder mejorar el proceso de identificación.

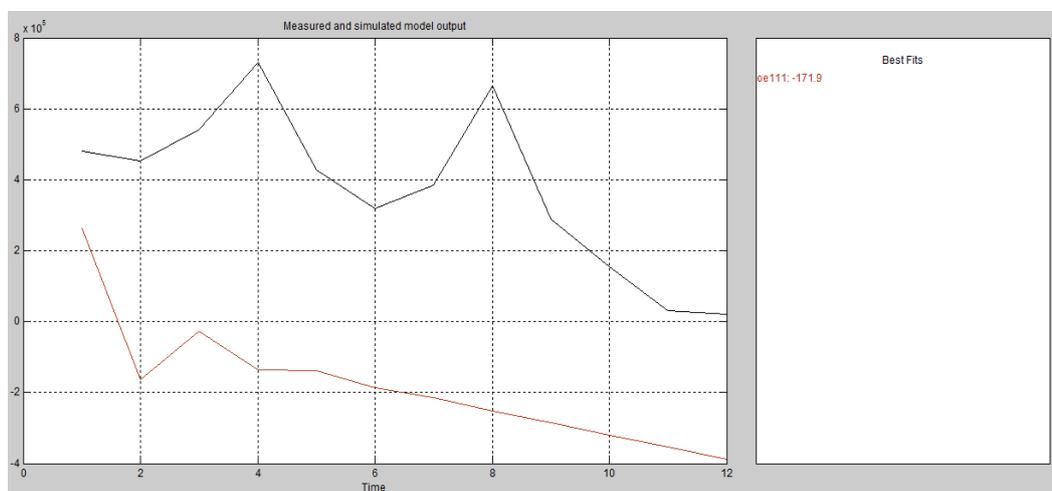


Figura 4.53: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-octubre

De las figuras 4.52 y 4.53 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE111, presentando una validación del 171,89% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque, por bajo por su rango de datos para seleccionar el modelo tuvo removida las medias.

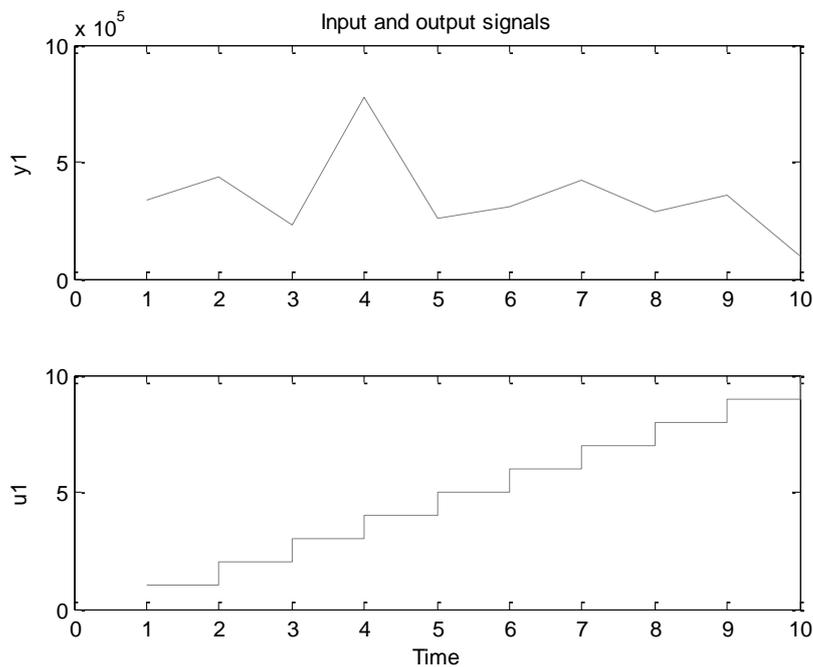


Figura 4.54: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-noviembre

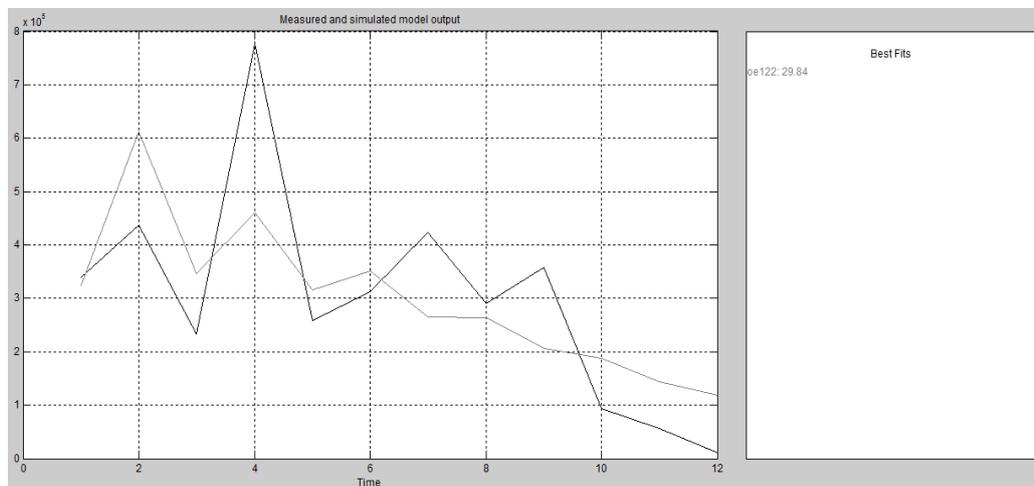


Figura 4.55: Validación del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-noviembre

De las figuras 4.54 y 4.55 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE122, presentando una validación del 29,84% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque, por bajo por su rango de datos para seleccionar el modelo tuvo removida las medias.

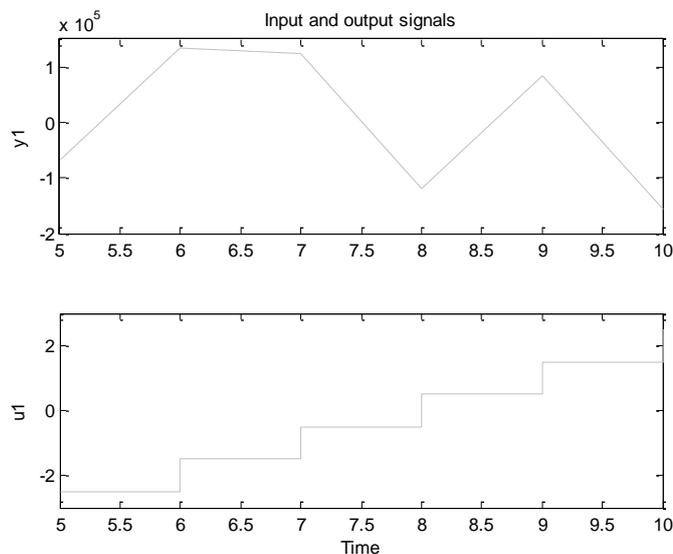


Figura 4.56: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-1ST-6-diciembre

En la Figura 4.56, es destacable que se removi6 las medias para poder mejorar el proceso de identificaci6n.

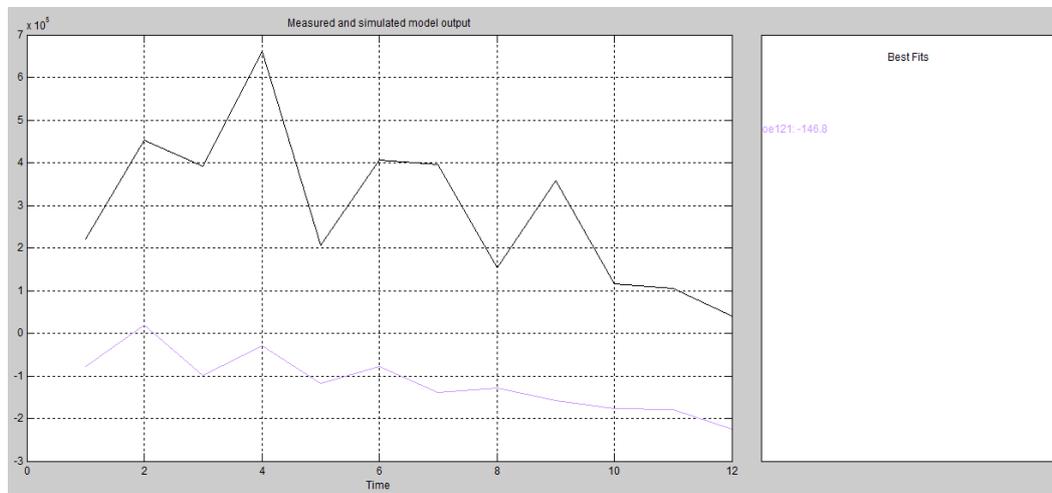


Figura 4.57: Validaci6n del Modelo Seleccionado PL-1ST-6-diciembre

De las figuras 4.56 y 4.57 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE121, presentando una validaci6n del 146,8% de seguimiento al comportamiento de la producci6n mensual de este tipo de bloque, por bajo por su rango de datos para seleccionar el modelo tuvo removida las medias.

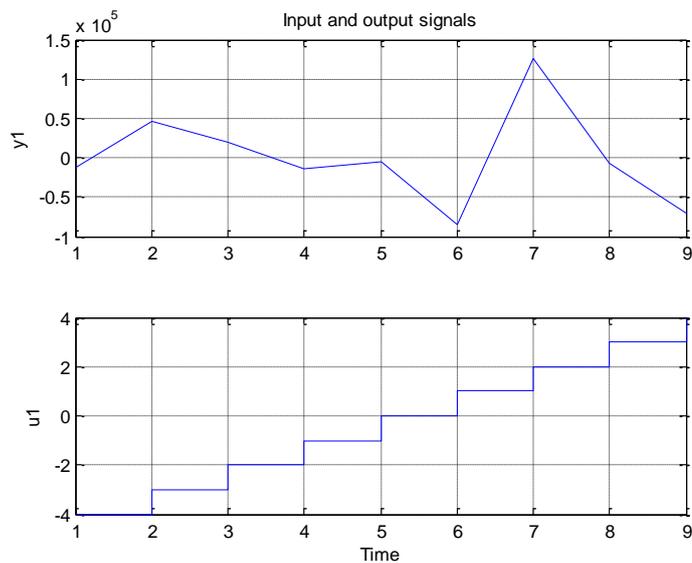


Figura 4.58: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-enero

En la Figura 4.58, es destacable que se removi6 las medias para poder mejorar el proceso de identificaci6n.

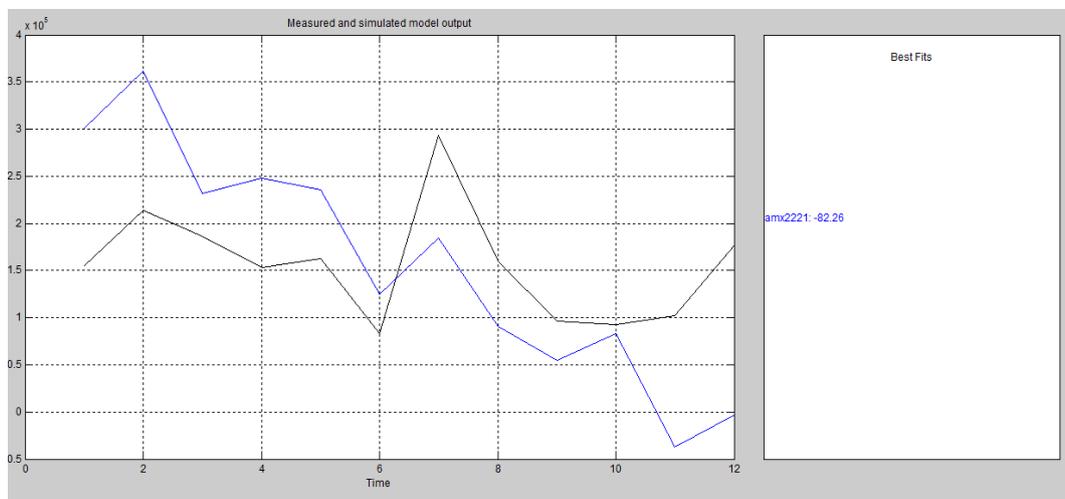


Figura 4.59: Validaci6n del Modelo Seleccionado PL-9-enero

De las figuras 4.58 y 4.59 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX2221, presentando una validaci6n del 82,26% de seguimiento al comportamiento de la producci6n mensual de este tipo de bloque, por bajo por su rango de datos para seleccionar el modelo tuvo removida las medias.

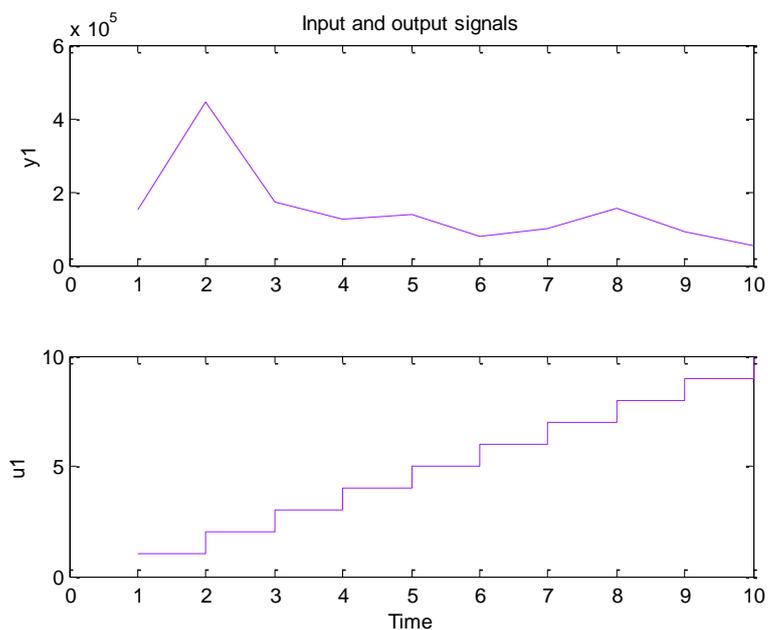


Figura 4.60: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-febrero

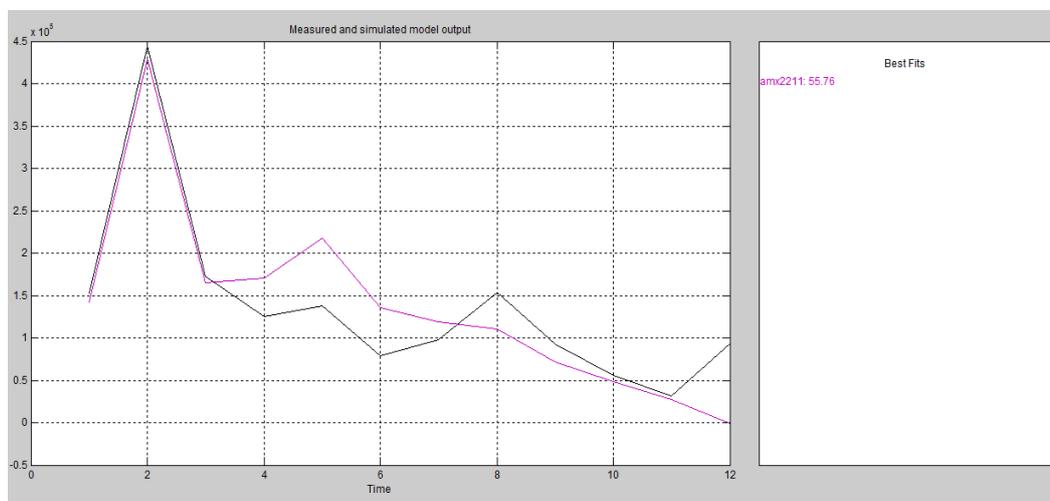


Figura 4.61: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-febrero

De las figuras 4.60 y 4.61 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX2221, presentando una validación del 55,76% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

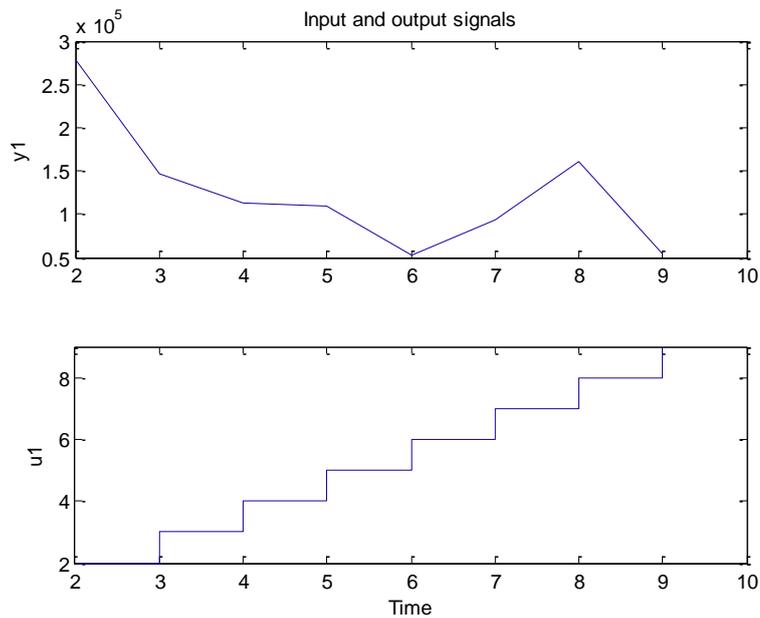


Figura 4.62: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-marzo

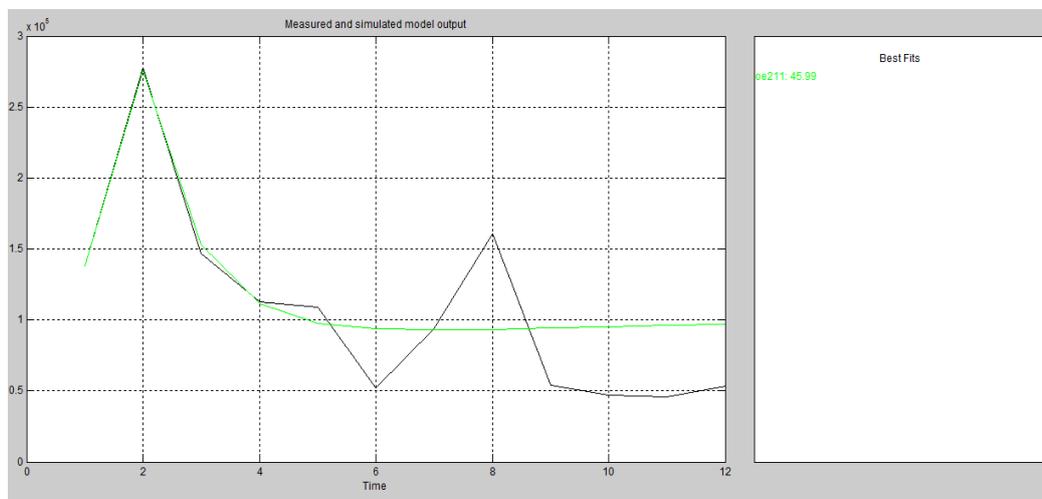


Figura 4.63: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-marzo

De las figuras 4.62 y 4.63 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE211, presentando una validación del 45,99% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

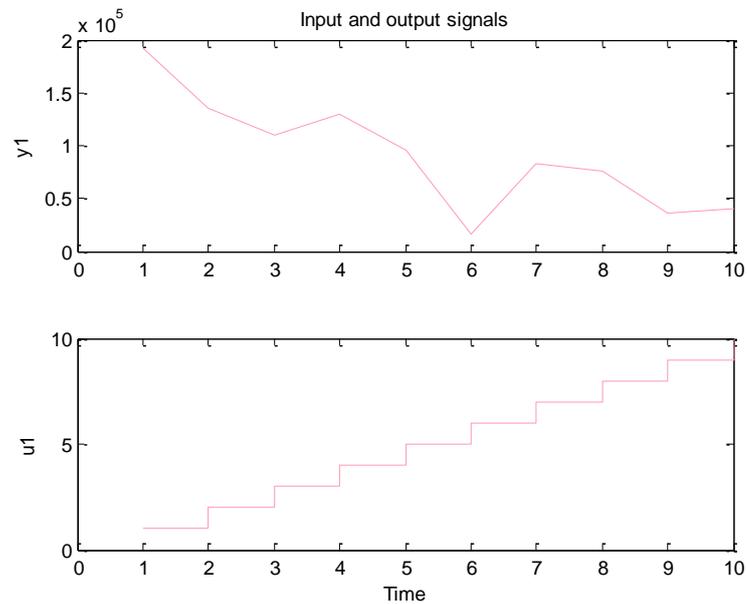


Figura 4.64: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-abril

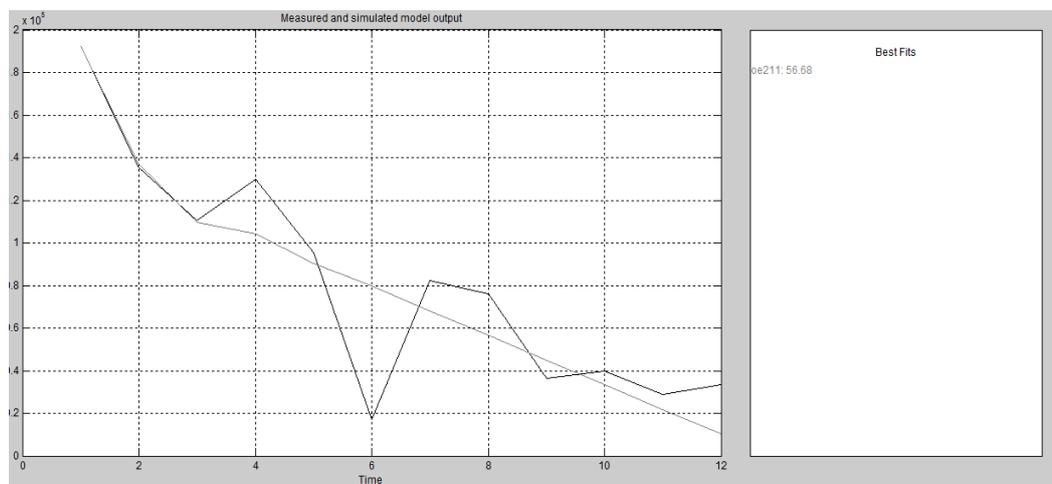


Figura 4.65: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-abril

De las figuras 4.64 y 4.65 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE211, presentando una validación del 56,68% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

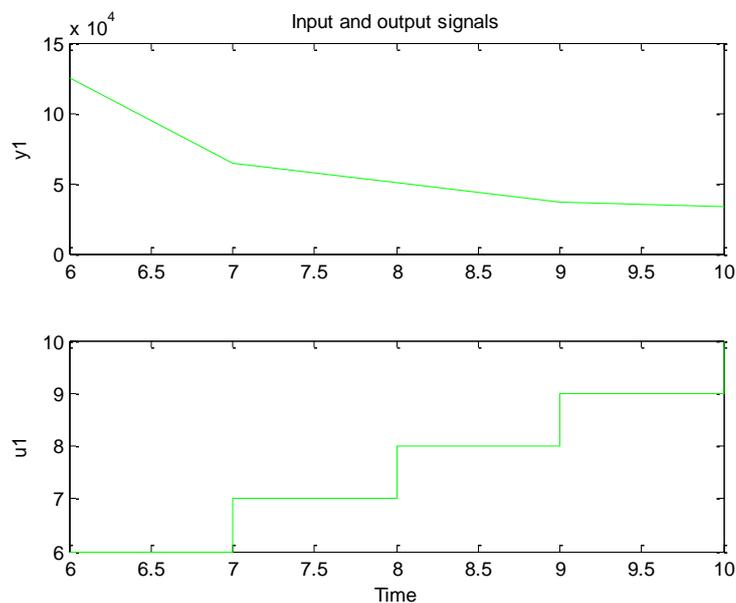


Figura 4.66: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-mayo

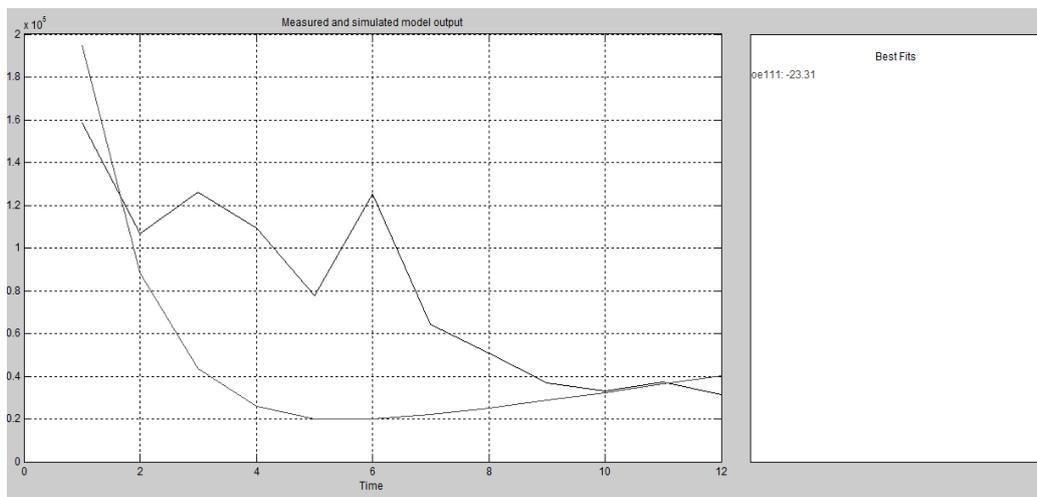


Figura 4.67: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-mayo

De las figuras 4.66 y 4.67 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE111, presentando una validación del 23,31% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

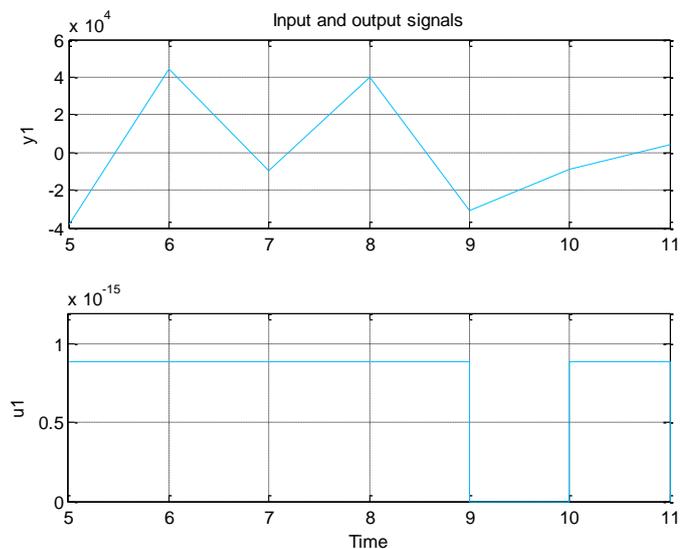


Figura 4.68: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-junio

En la Figura 4.68, es destacable que se removió las medias y las tendencias para poder mejorar el proceso de identificación.

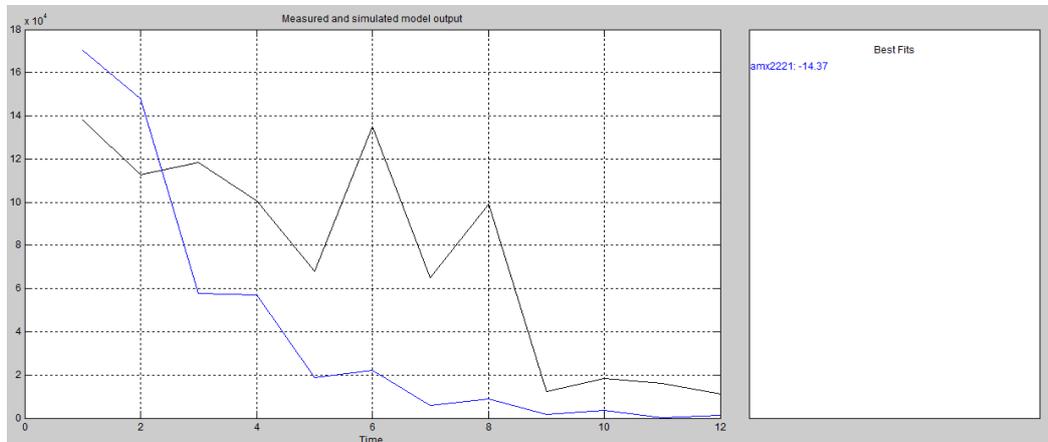


Figura 4.69: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-junio

De las figuras 4.68 y 4.69 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX2221, presentando una validación del 14,37% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque, por bajo por su rango de datos para seleccionar el modelo tuvo removida las medias y tendencias.

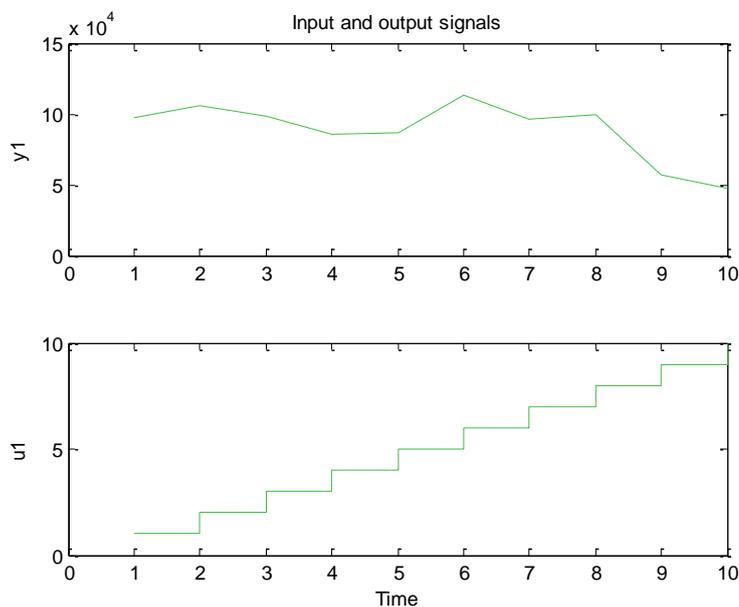


Figura 4.70: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-julio

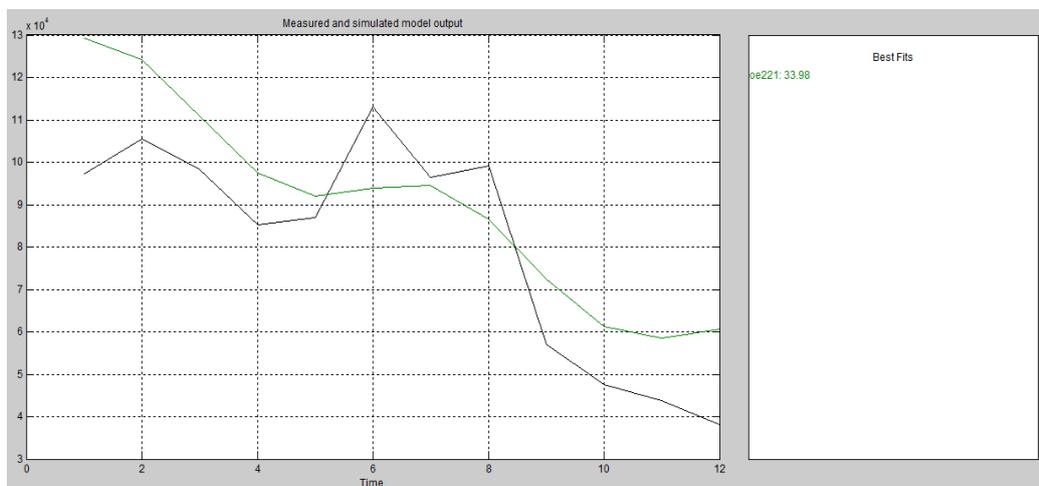


Figura 4.71: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-julio

De las figuras 4.70 y 4.71 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 33,98% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

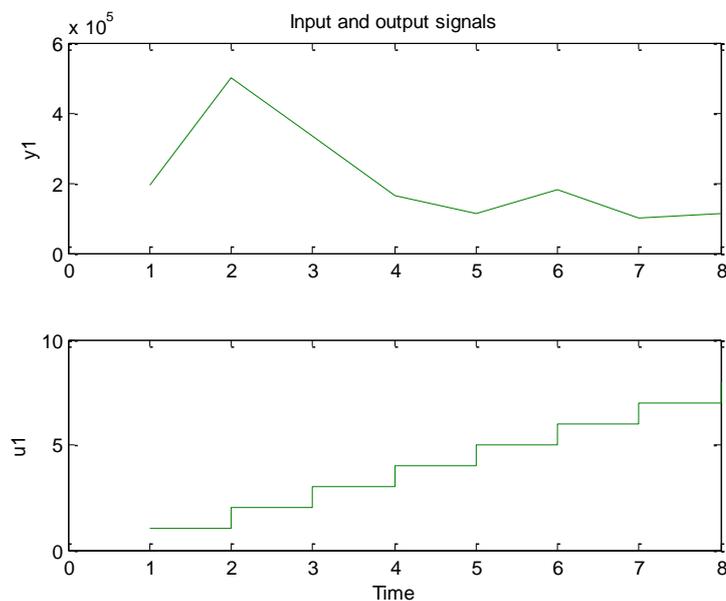


Figura 4.72: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-agosto

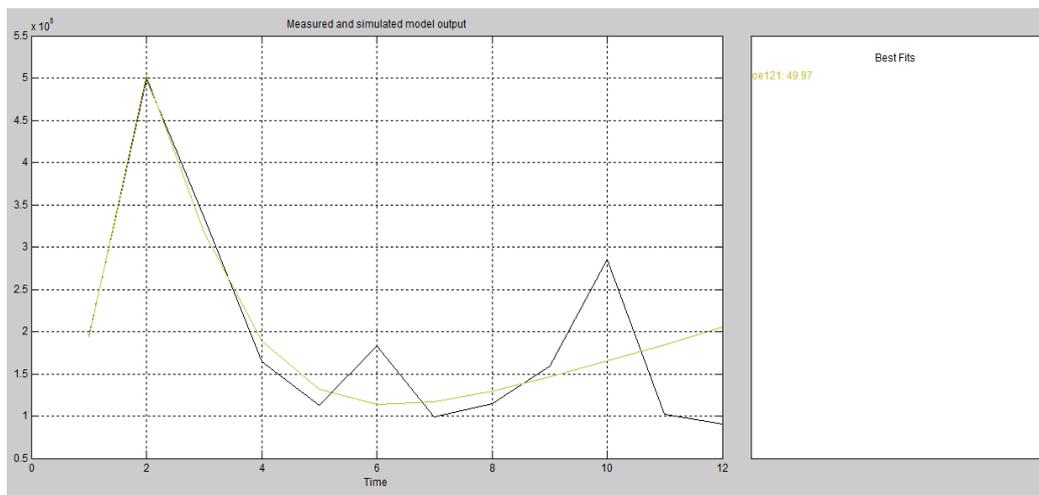


Figura 4.73: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-agosto

De las figuras 4.72 y 4.73 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE121, presentando una validación del 49,97% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

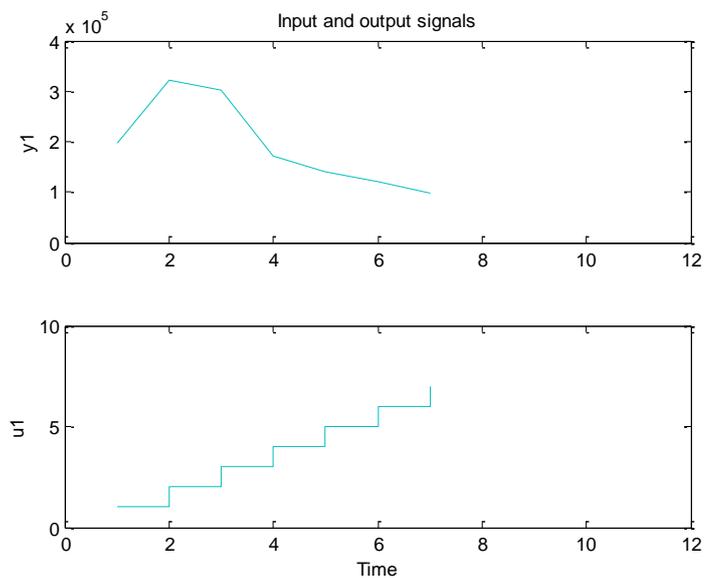


Figura 4.74: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-septiembre

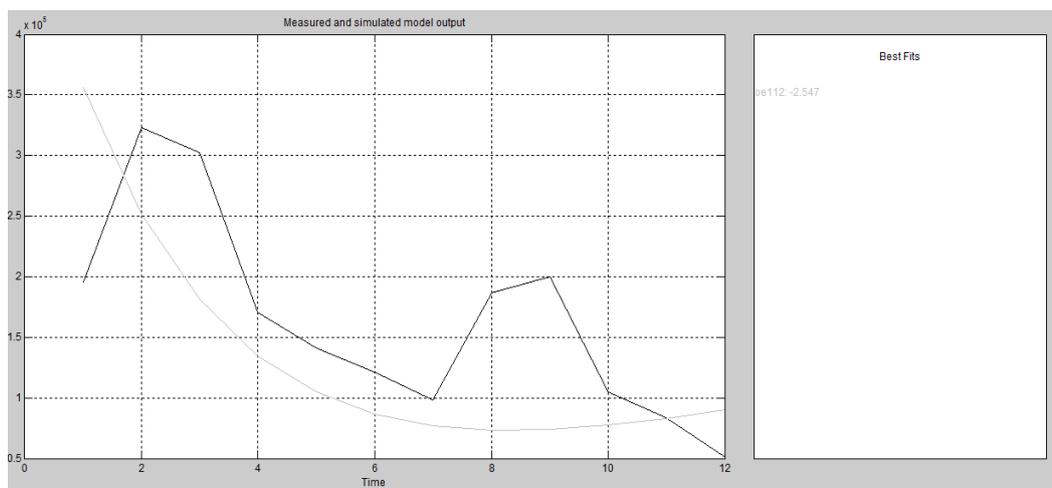


Figura 4.75: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-septiembre

De las figuras 4.74 y 4.75 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE112, presentando una validación del 2,55% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

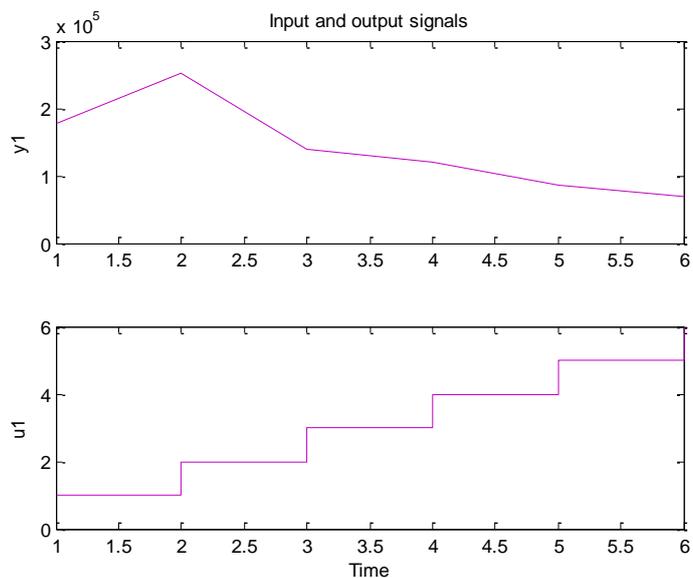


Figura 4.76: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-octubre

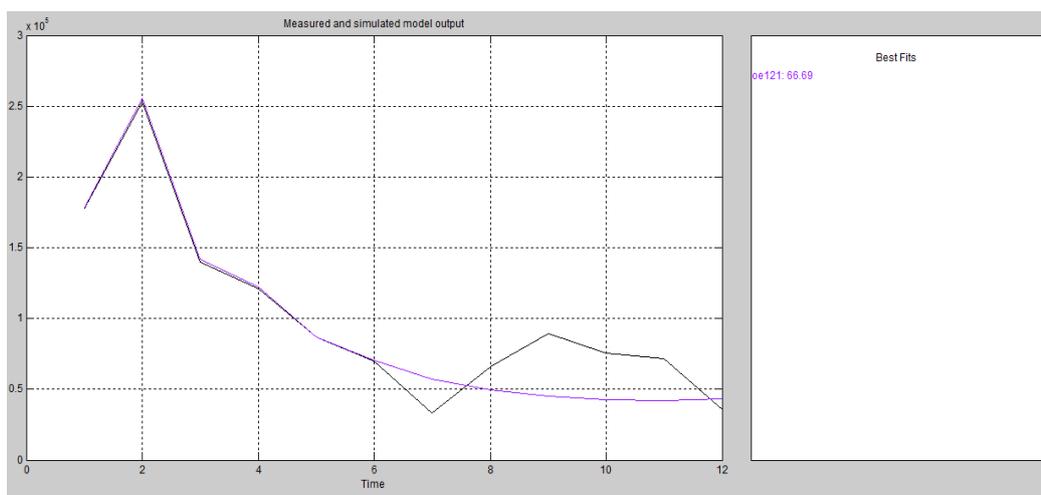


Figura 4.77: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-octubre

De las figuras 4.76 y 4.77 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE121, presentando una validación del 66,69% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

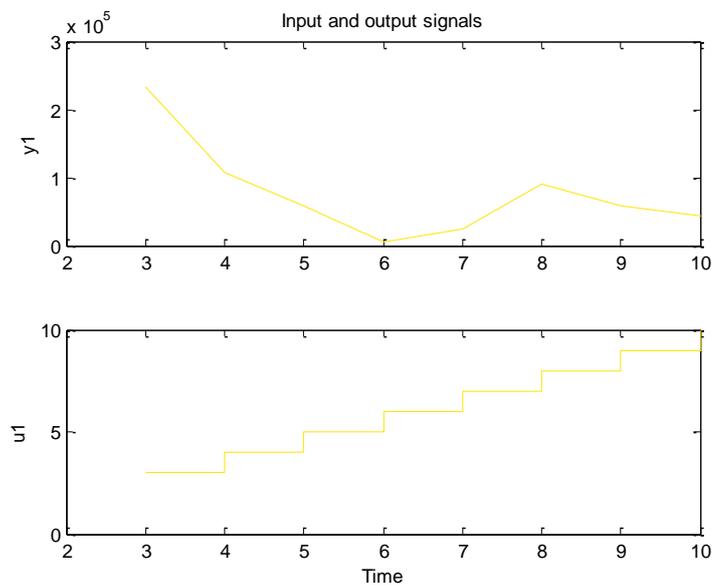


Figura 4.78: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-noviembre

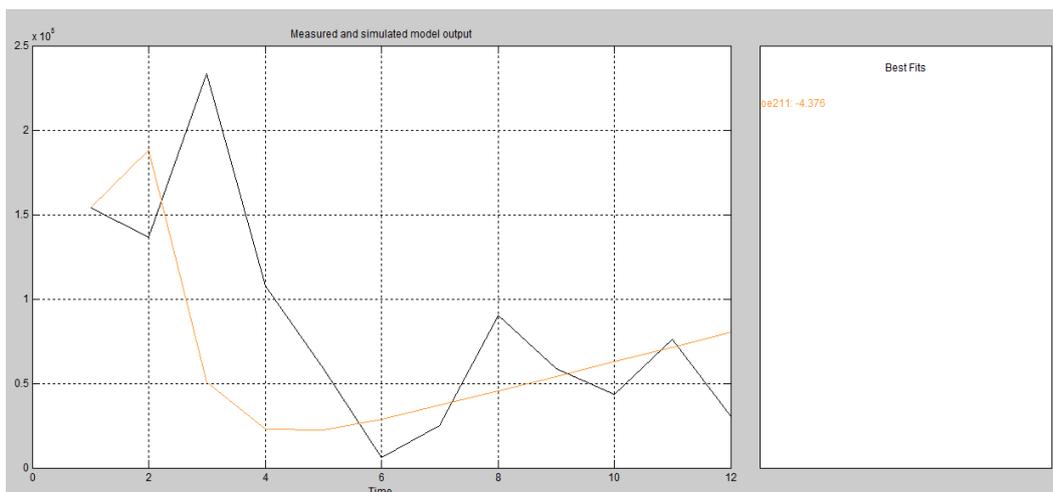


Figura 4.79: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-noviembre

De las figuras 4.78 y 4.79 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE211, presentando una validación del 4,38% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

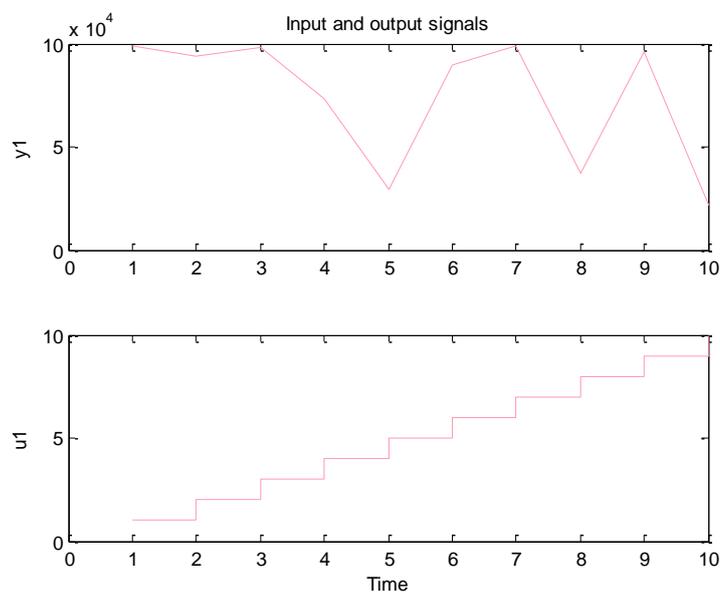


Figura 4.80: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-9-diciembre

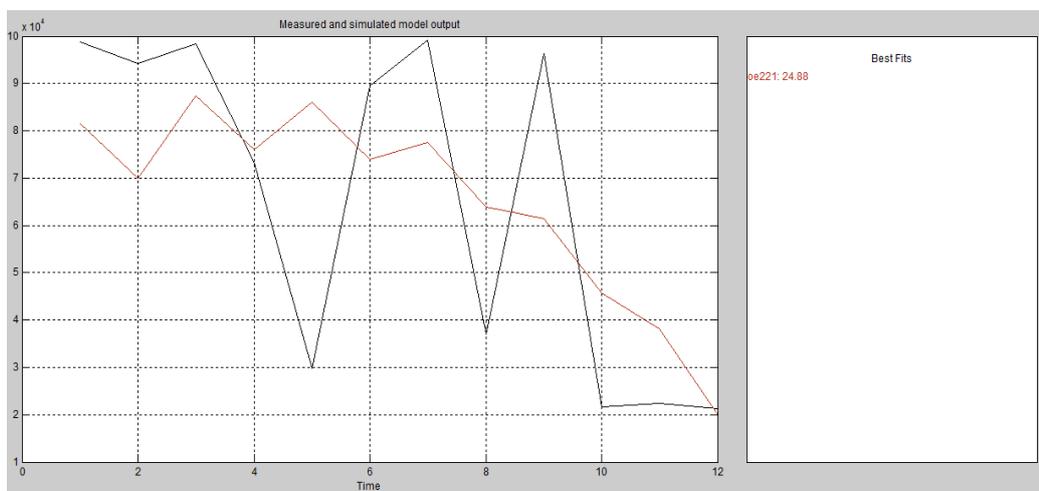


Figura 4.81: Validación del Modelo Seleccionado PL-9-diciembre

De las figuras 4.80 y 4.81 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 24,88% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

A continuación se presenta el resumen de los modelos seleccionados para el segundo producto en análisis para cada mes de año.

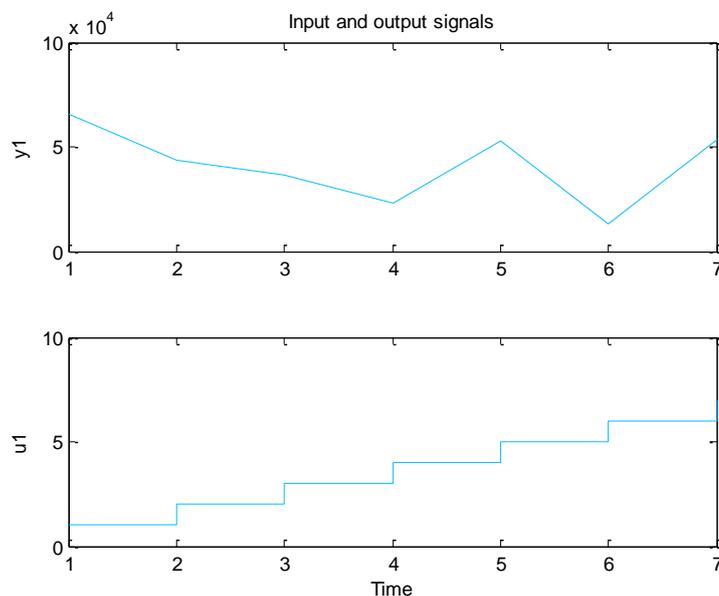


Figura 4.82: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-enero

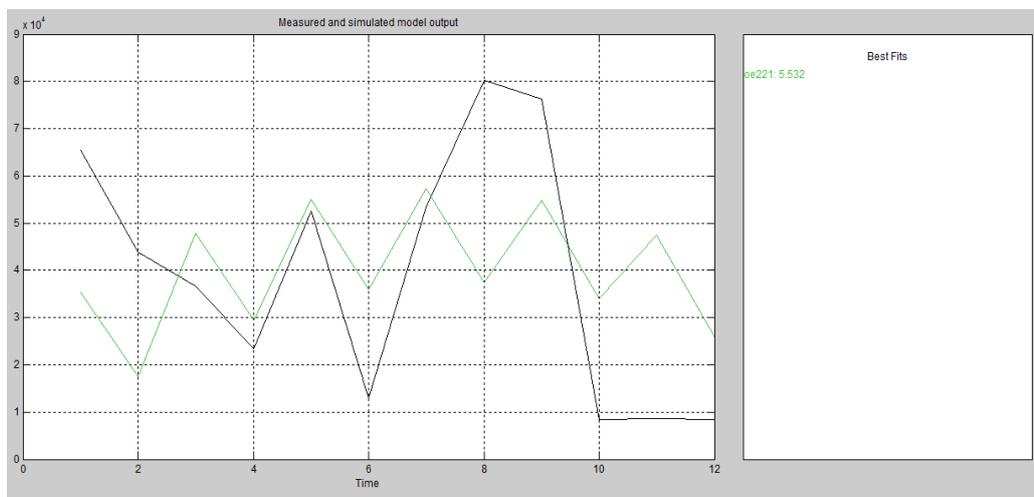


Figura 4.83: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-enero

De las figuras 4.82 y 4.83 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 5,53% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

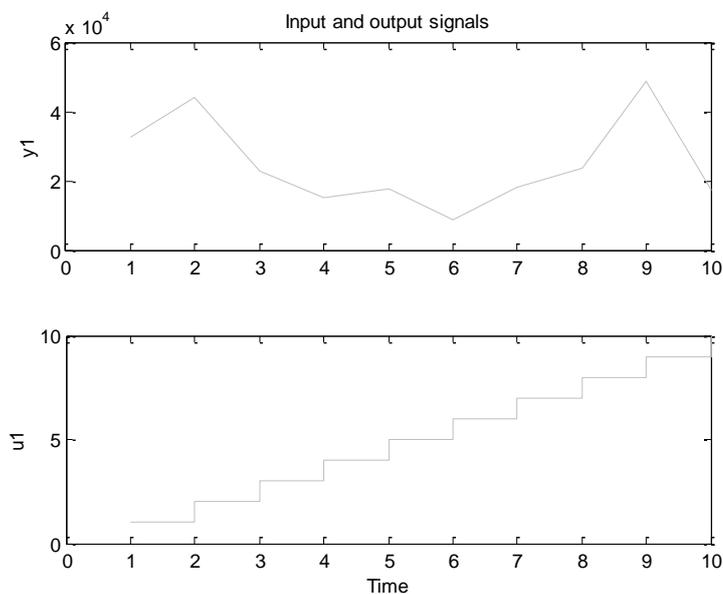


Figura 4.84: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-febrero

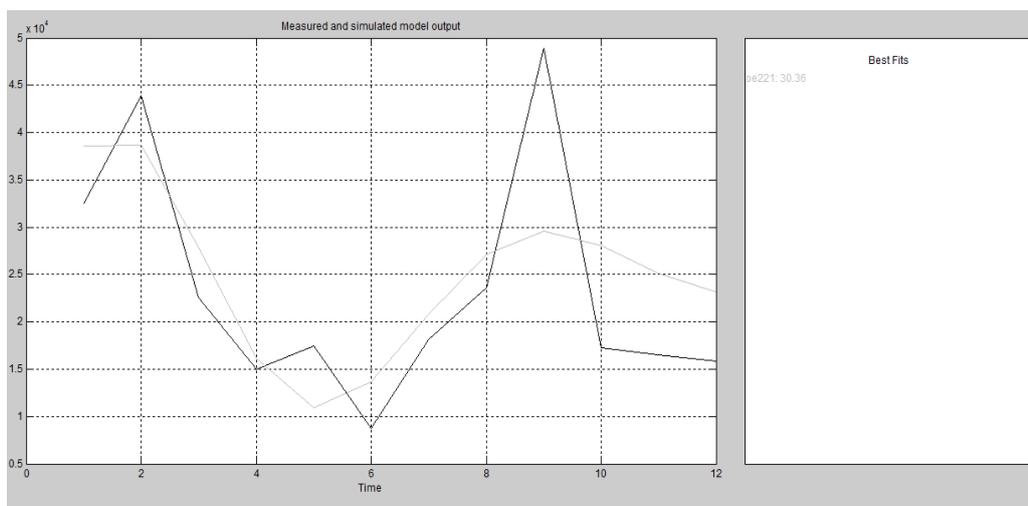


Figura 4.85: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-febrero

De las figuras 4.84 y 4.85 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 30,36% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

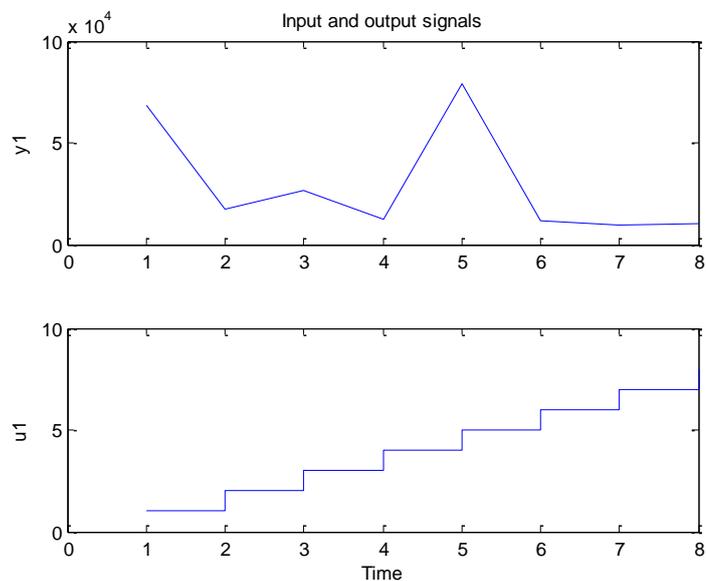


Figura 4.86: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-marzo

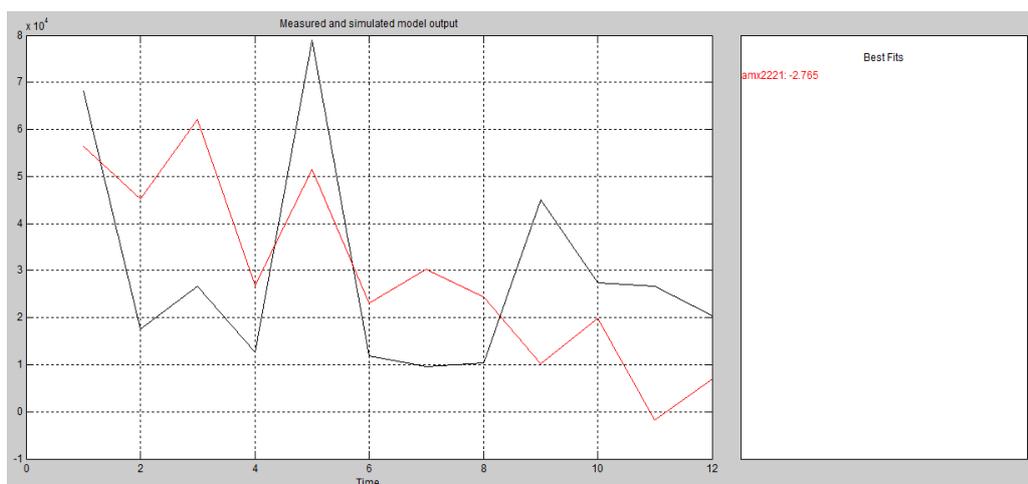


Figura 4.87: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-marzo

De las figuras 4.86 y 4.87 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX2221, presentando una validación del 2,77% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

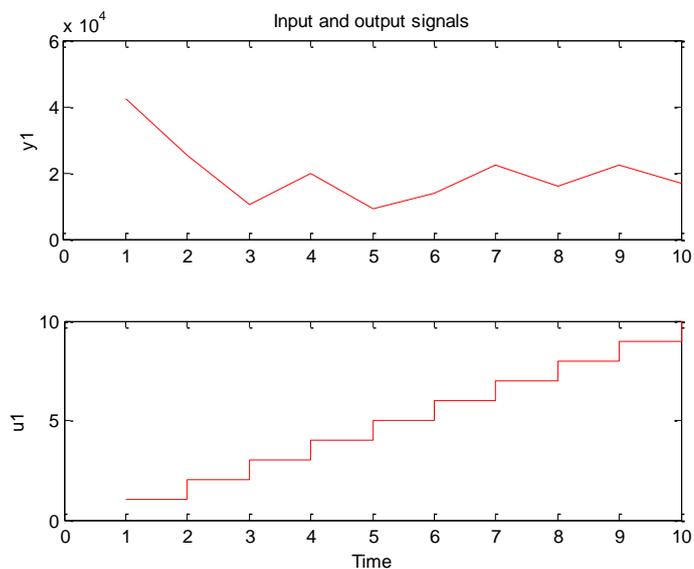


Figura 4.88: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-abril

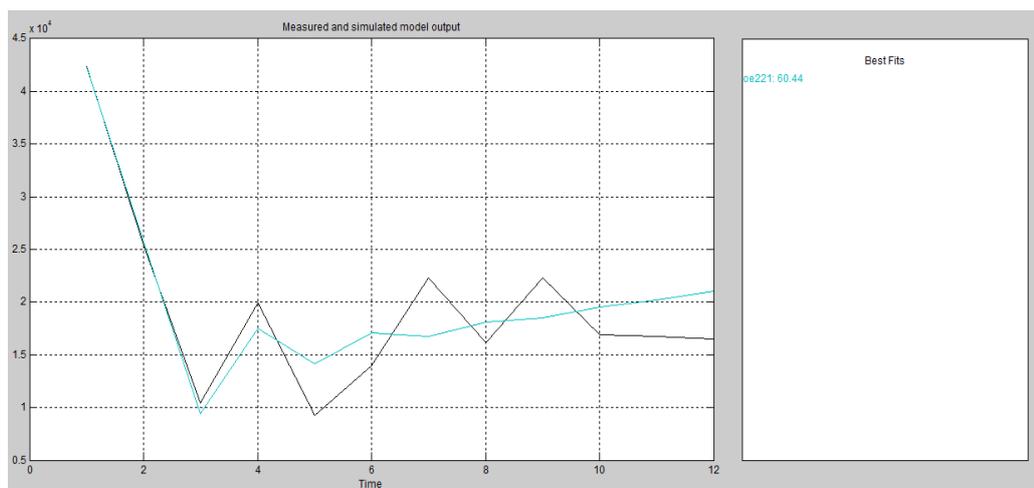


Figura 4.89: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-abril

De las figuras 4.88 y 4.89 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 60,44% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

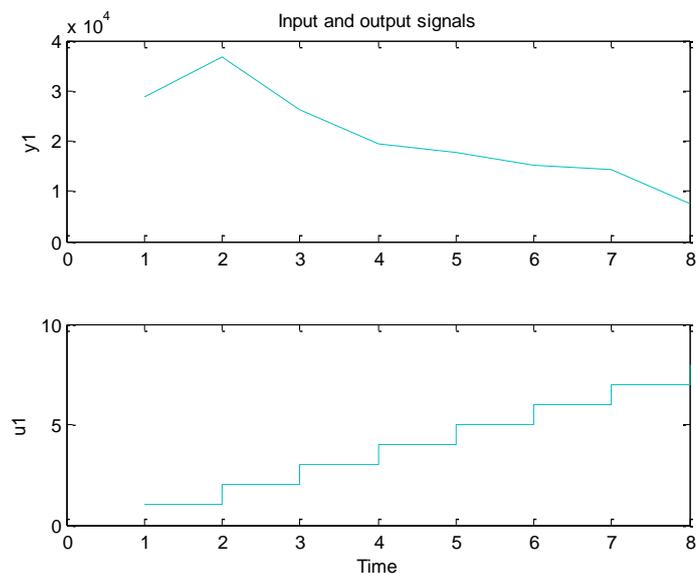


Figura 4.90: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-mayo

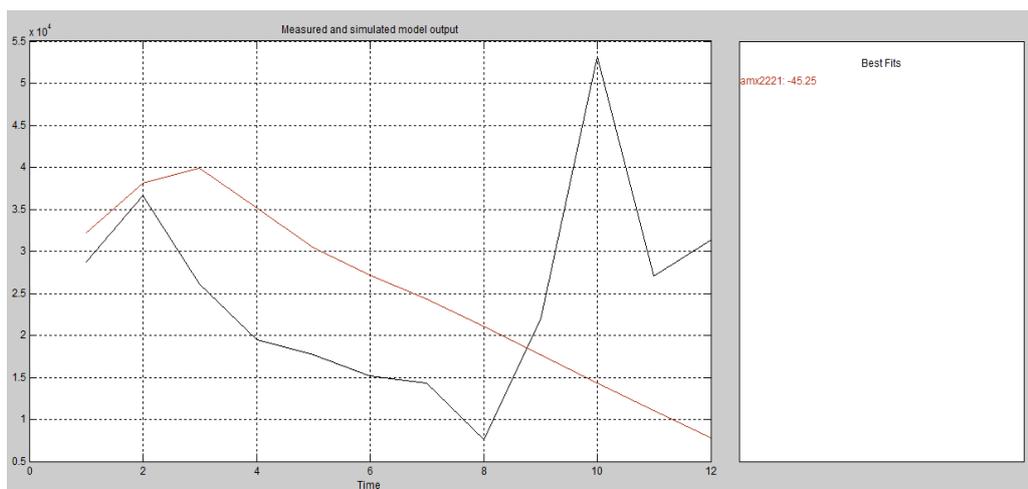


Figura 4.91: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-mayo

De las figuras 4.90 y 4.91 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX2221, presentando una validación del 45,25% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

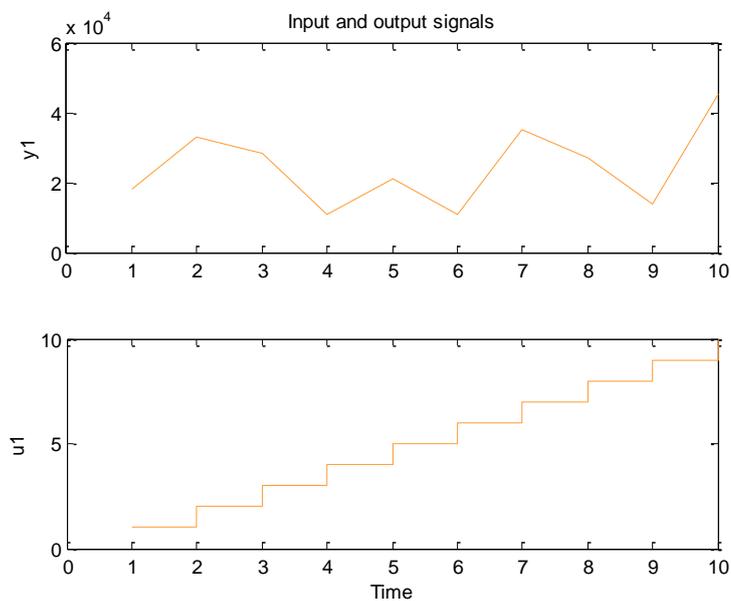


Figura 4.92: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-junio

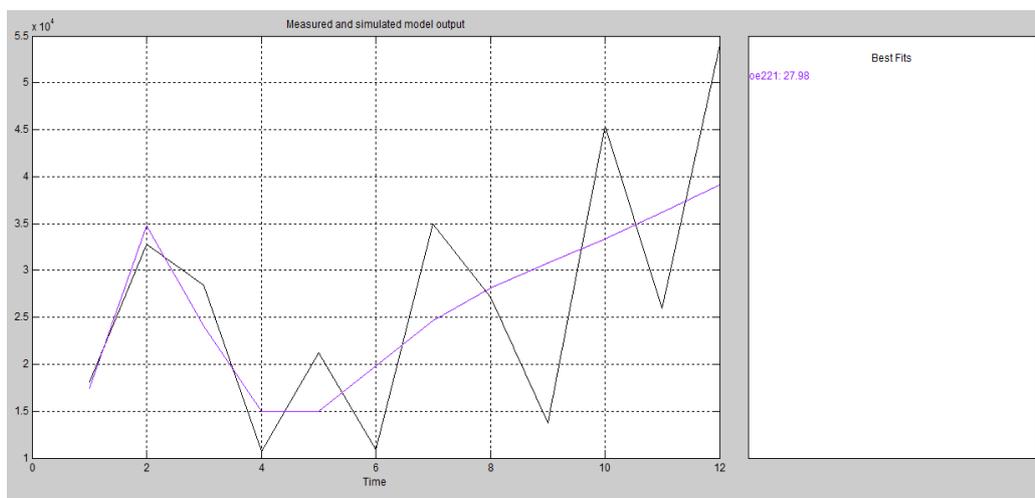


Figura 4.93: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-junio

De las figuras 4.92 y 4.93 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 27,98% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

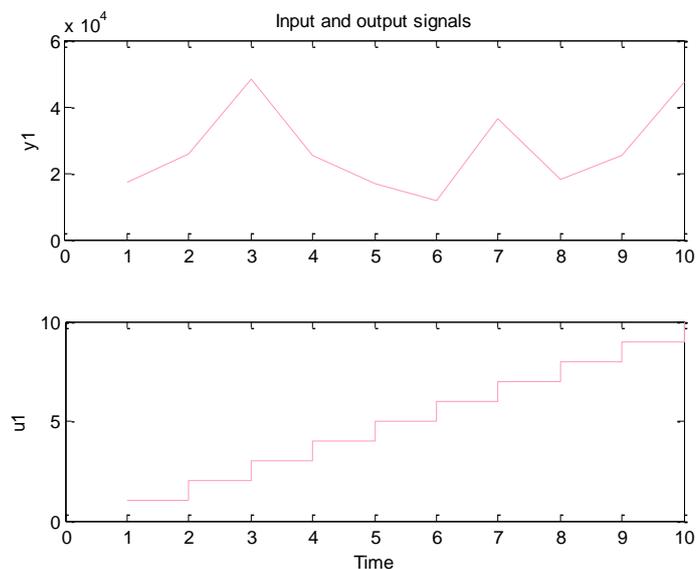


Figura 4.94: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-julio

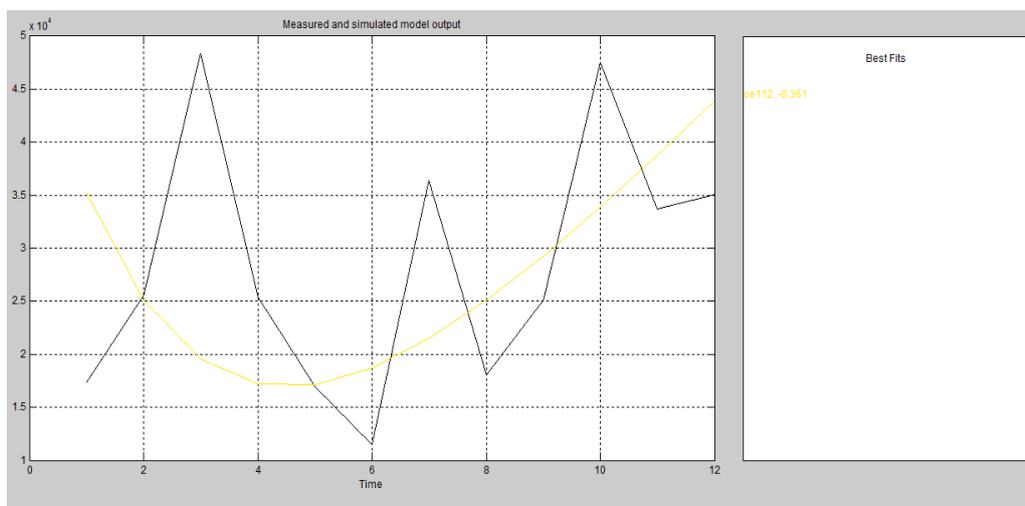


Figura 4.95: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-julio

De las figuras 4.94 y 4.95 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE112, presentando una validación del 8,36% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

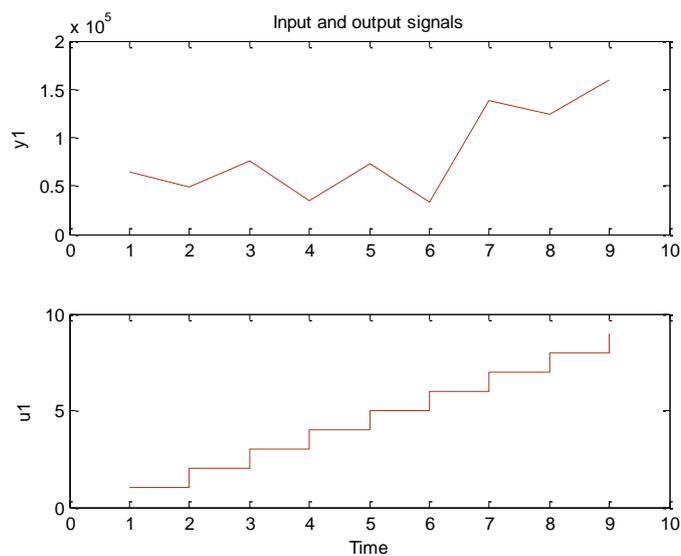


Figura 4.96: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-agosto

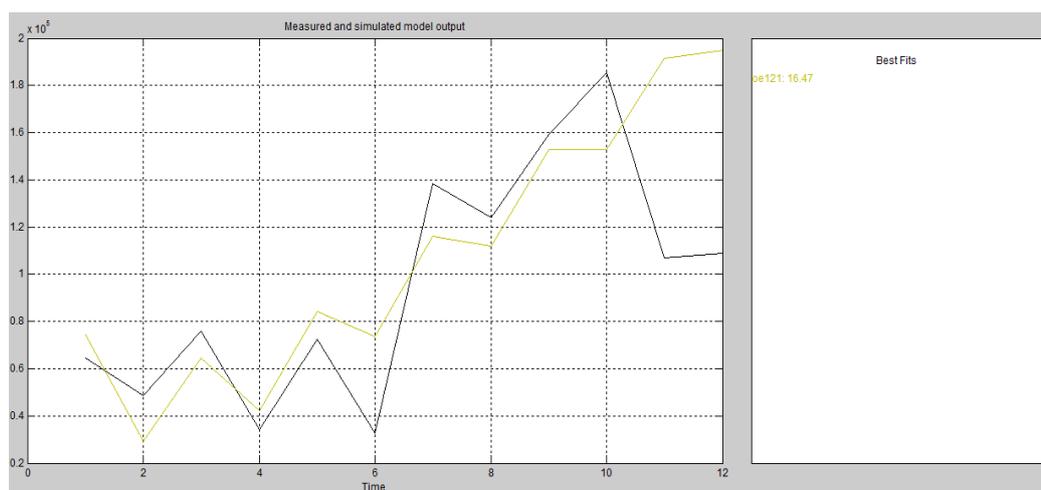


Figura 4.97: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-agosto

De las figuras 4.96 y 4.97 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE121, presentando una validación del 16,47% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

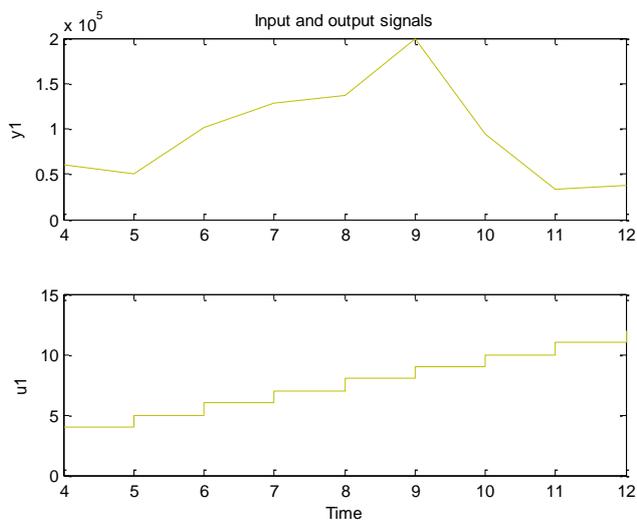


Figura 4.98: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-septiembre

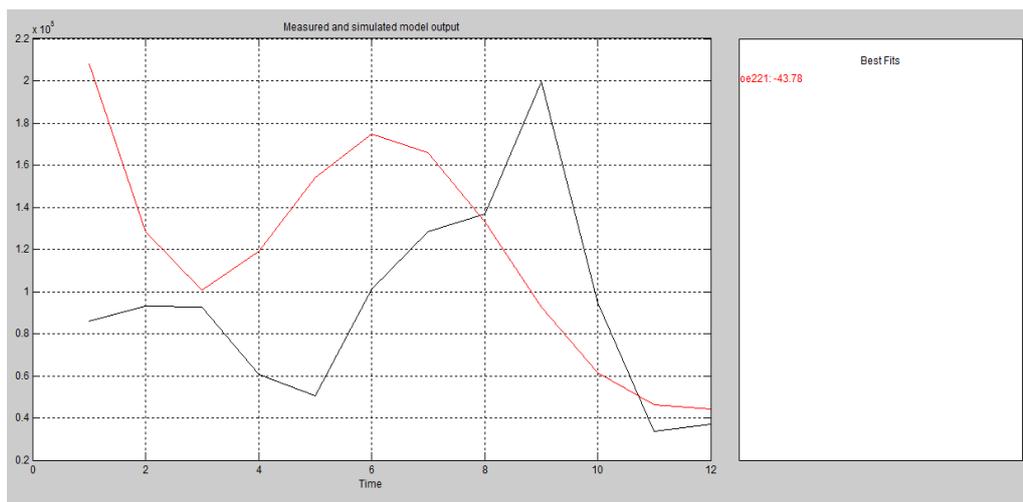


Figura 4.99: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-septiembre

De las figuras 4.98 y 4.99 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 43,78% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

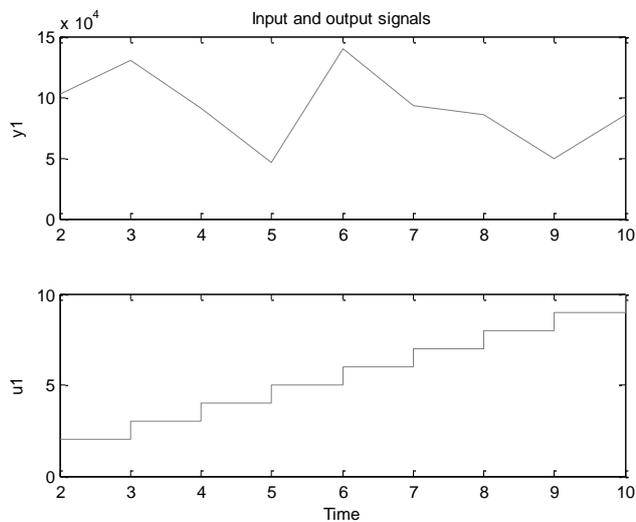


Figura 4.100: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-octubre

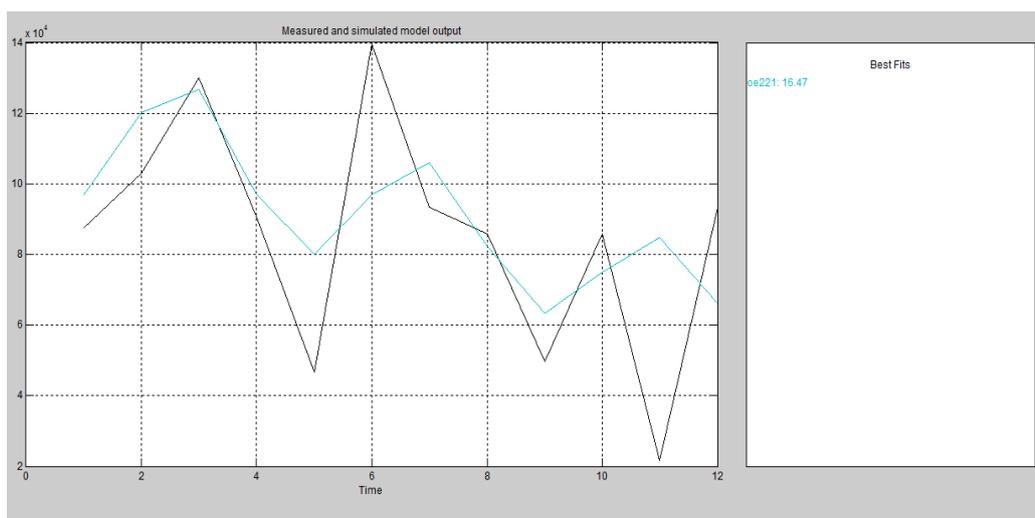


Figura 4.101: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-octubre

De las figuras 4.100 y 4.101 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 16,47% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

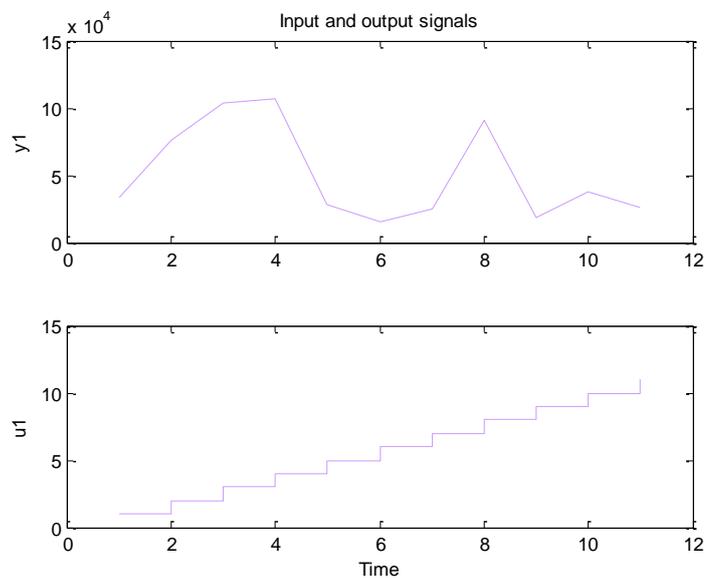


Figura 4.102: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-noviembre

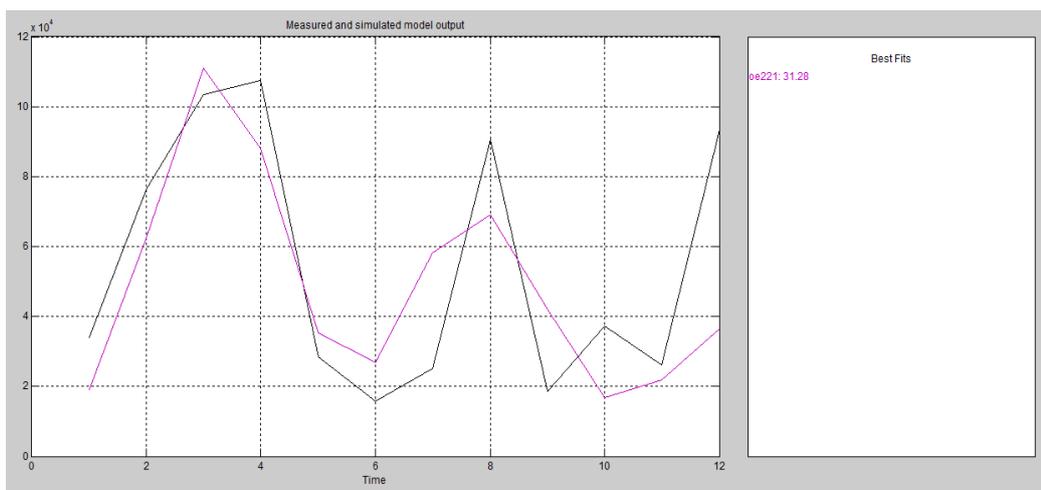


Figura 4.103: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-noviembre

De las figuras 4.102 y 4.103 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el OE221, presentando una validación del 31,28% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

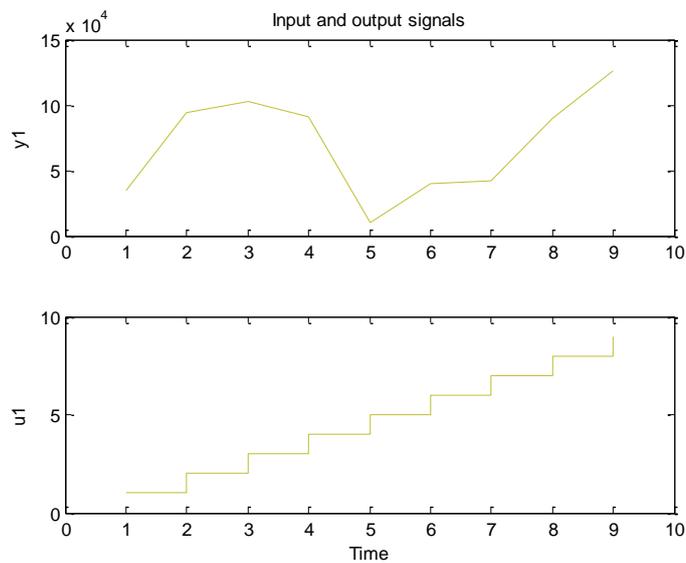


Figura 4.104: Selección de Rango para escoger modelo identificación PL-14-diciembre

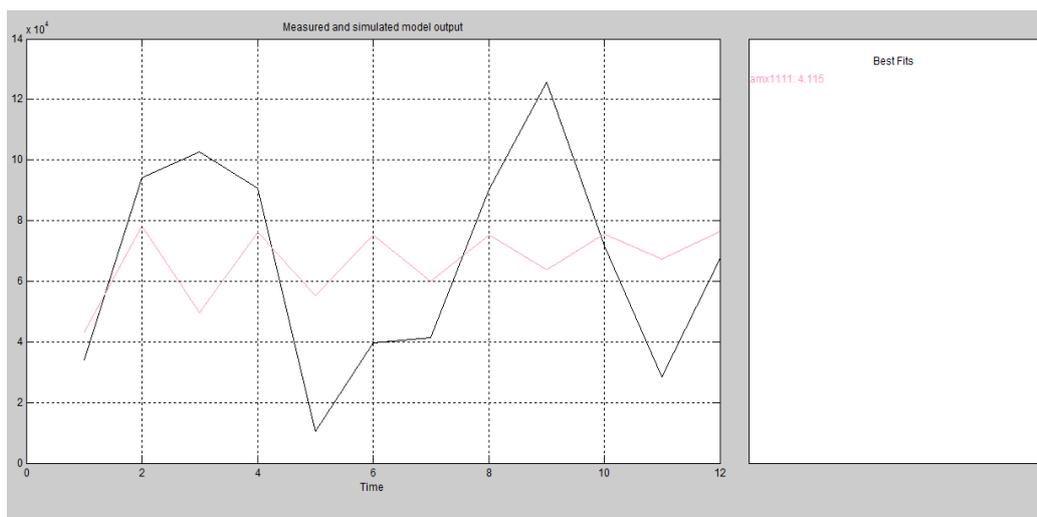


Figura 4.105: Validación del Modelo Seleccionado PL-14-diciembre

De las figuras 4.104 y 4.105 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX1111, presentando una validación del 4,12% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque.

A seguir la elección final PL-1ST-6:

Enero:	OE111	Julio:	ARMAX1111
Febrero:	BJ21111	Agosto:	OE112
Marzo:	BJ11111	Septiembre:	OE111
Abril:	OE221	Octubre:	OE111
Mayo:	BJ21111	Noviembre:	OE122
Junio:	ARMAX1111	Diciembre:	OE121

A seguir la elección final PL-9:

Enero:	ARMAX2221	Julio:	OE221
Febrero:	ARMAX2221	Agosto:	OE121
Marzo:	OE211	Septiembre:	OE112
Abril:	OE211	Octubre:	OE121
Mayo:	OE111	Noviembre:	OE211
Junio:	ARMAX2221	Diciembre:	OE221

A seguir la elección final PL-14:

Enero:	OE221	Julio:	OE112
Febrero:	OE221	Agosto:	OE121
Marzo:	ARMAX2221	Septiembre:	OE221

Abril:	OE221	Octubre:	OE221
Mayo:	ARMAX2221	Noviembre:	OE211
Junio:	OE221	Diciembre:	ARMAX1111

4.5 Evaluación del modelo seleccionado mediante contraste con valor real.

En la presente sección, se desarrollará la evaluación de los modelos de identificación elegidos en la sección anterior para cada producto en cada uno de los meses del año a proyectar.

Las tablas a seguir presentan el comportamiento histórico de la fábrica de bloques seleccionada para el estudio desde el año 2005 hasta el año 2014, y se procede a proyectar mediante los modelos de identificación los dos siguientes años, 2015 y 2016. Como en la actualidad se tiene los valores reales de estos dos últimos años, al final se evaluará la diferencia existente entre los valores proyectados y el valor real obtenido cada mes por cada tipo de producto.

<i>Proyección de Producción de 4 Tipo de Bloques con Disgregación Mensual</i>						
Año	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio
2005	1663700	1410248	1418600	1119240	1258896	954416
2006	2085216	1975528	1650444	1231808	1036688	1031188
2007	2176892	1780368	2266604	1581724	1404540	1203772
2008	2403416	1689896	1610660	1249684	987716	892880
2009	1940160	1809824	1465736	1294924	1150644	925776
2010	1822088	1744824	1467300	1264808	1050516	975696
2011	1773520	1492448	1470704	1269080	1107064	749900
2012	1760808	1584440	1491804	1444552	959156	464344
2013	1605478	1187536	1067044	1371252	1052692	790963
2014	945604	903144	799312	871704	752752	750376
2015	855602	766499	442565	541307	643635	338990
2016	720455	528027	153266	247231	516294	244685

Tabla 6: Resultado Proyección Mensual Productos Primer Semestre

Proyección de Producción de 4 Tipo de Bloques con Disgregación Mensual						
Año	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
2005	993328	1756136	1901052	1724580	1267452	1131883
2006	1132212	2544112	2262848	1761612	1485608	1325906
2007	863480	2283920	2200276	2050252	1604072	1269374
2008	741464	2126832	2131688	2572956	2569712	2272662
2009	617920	1810640	2112904	1386944	1104108	1147389
2010	850580	1530860	1684624	1648908	945252	1416504
2011	825748	1738440	1854312	1693816	1396700	1181176
2012	577280	1568377	2197066	1183504	761844	792034
2013	996552	1516424	1608644	1118316	994344	1044788
2014	730024	1501268	1248492	1053156	567180	656921
2015	632879	1162960	524367	625455	575614	583470
2016	596270	1041710	269990	453184	458600	430276

Tabla 7: Resultado Proyección Mensual Productos Segundo Semestre

En la siguiente tabla se presentan los porcentuales de variación entre los valores proyectados con relación a los valores reales obtenidos en el año 2015 y 2016

Variación de la Proyección de Producción de 4 Tipo de Bloques con relación a valores reales - Disgregación Mensual						
Año	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio
2015	-2,06%	0,17%	3,30%	7,60%	2,45%	-5,51%
2016	9,50%	0,12%	0,53%	1,29%	5,08%	4,03%

Tabla 8: Contraste de valores reales y proyectados mensuales Primer Semestre

De la Tabla 8 es posible destacar que el valor máximo de desviación es de aproximadamente 7% lo cual se encuentra aceptable para los estudios de proyección deseados para otros departamentos pertenecientes a la fábrica de bloques escogida.

<i>Variación de la Proyección de Producción de 4 Tipo de Bloques con relación a valores reales - Disgregación Mensual</i>						
Año	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
2015	-1,85%	7,38%	-0,03%	-0,21%	-2,21%	7,14%
2016	9,77%	10,00%	7,76%	7,60%	-1,24%	9,14%

Tabla 9: Contraste de valores reales y proyectados mensuales Segundo Semestre

De la Tabla 9 es posible destacar que el valor máximo de desviación es de aproximadamente 10% lo cual se encuentra aceptable para los estudios de proyección deseados para otros departamentos pertenecientes a la fábrica de bloques escogida.

CAPÍTULO 5

5. ANÁLISIS DE RESULTADOS.

5.1 Introducción.

En este capítulo, el foco será realizar el análisis de resultados obtenidos en el capítulo anterior, la idea será mostrar la precisión de la metodología propuesta en frente a la precisión de la metodología tradicional.

La estructura en este capítulo terminará con la presentación de una implementación simple de un modelo con base en inteligencia artificial para intentar validar la nueva propuesta de proyección utilizando sistemas de identificación.

5.2 Metodología tradicional.

Para encontrar los resultados de la metodología tradicional, en el capítulo anterior se describió cada una de las metodologías utilizadas por fábricas de bloques como la fábrica seleccionada para el presente estudio.

5.2.1 Proyección global

Para obtener una validación y análisis de resultados de esta proyección, se procede a contrastar los valores anuales finales de los productos con los valores reales de producción de la Fábrica seleccionada.

En la Tabla 10 se puede observar los porcentajes de desviación de la proyección con respecto al valor real, el cual es considerado como error de la proyección.

<i>Desviación Proyección Global frente Valor Real</i>	
2015	2016
20,42%	25,51%

Tabla 10: Contraste de valores reales Proyección Global Anual

Acorde a estos resultados, las proyecciones tienen errores anuales de hasta 25% aproximadamente. Este comportamiento presenta menor confiabilidad al realizar otros estudios requeridos por Departamentos Internos de la Fábrica.

5.2.2 Proyección sectorial

Para obtener una validación de la metodología con el método sectorial, es requerido un contraste de los valores anuales totales.

Este contraste servirá para analizar la desviación de la proyección la cual se considera el error de la metodología. En la Tabla 11 se puede observar esta desviación.

<i>Desviación Proyección Sectorial frente Valor Real</i>	
2015	2016
-7,67%	-5,99%

Tabla 11: Contraste de valores reales Proyección Sectorial Anual

Se puede concluir de la Tabla [5.2] que la desviación máxima, el cual es considerado el error de la metodología, es de aproximadamente 7,7% lo cual es más confiable que la metodología global.

5.2.3 Proyección econométrica

La última metodología tradicional es la proyección econométrica. De la misma manera que se analizó las dos anteriores, se procede a evaluar la proyección econométrica.

Los valores de esta proyección son contrastados con relación a los valores reales de producción anual. Estos contrastes son presentados en la Tabla 12.

<i>Desviación Proyección Econométrica frente Valor Real</i>	
2015	2016
-3,32%	-7,88%

Tabla 12: Contraste de valores reales Proyección econométrica Anual

Se puede concluir de la Tabla 12 que la desviación máxima varía entre aproximadamente 3% hasta 7%, lo cual presenta mejor confianza que las dos proyecciones anteriores tradicionales.

5.3 Metodología no tradicional.

Estos tipos de metodología fueron descritos en capítulos anteriores, las cuales se basan en sistemas de identificación, y mediante ayuda del programa MATLAB fueron obtenidos los resultados de las proyecciones de las producciones.

El capítulo anterior contiene las desviaciones, los errores máximos de cada modelo de identificación elegido, con respecto a los valores reales de producción. Estas desviaciones en valor absoluto varían entre 0,03% y 10%.

Con esta consideración, en esta sección se presentará la relación de cada modelo del sistema de identificación con respecto al mes al que se encuentra conectado luego del estudio propuesto.

Adicionalmente, se realizó una última prueba del modelo no tradicional. Esta prueba fue basada en la producción total de los 4 productos, considerando los mismos 10 años, con la variante de que fue posible tener una base de datos totalizada por cada semana perteneciente al periodo de estudio.

Al igual que en la última parte del capítulo anterior, a continuación se presenta cómo fueron introducidos los vectores de entrada para el presente análisis:

```
t62 = [ 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41
42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 ];
totalene = [ 83185 249555 582295 615569 133096 104261 312782
729826 771530 166817 326534 435378 761912 544223 108845 240342
552786 672956 648922 288410 232819 446237 543245 523843 194016
91104 419080 510185 491964 309755 53206 266028 390174 443380
354704 266028 35216 387378 422594 440202 404986 70432 240822
321096 353205 433479 256876 171841 229121 286401 343681 114560
131034 174712 218390 262068 87356 98695 131594 148043 151333
128303 ];
totalabr = [ 89539 167886 346964 313387 201464 61590 234044
431133 406497 98544 47452 316345 371705 395431 395431 55360
224943 287427 284928 296175 156211 203070 297833 295243 293948
204830 240946 243223 275728 287111 217800 216124 272852 279198
```

278246 222660 28891 317801 346692 361138 332247 57783 253682
 274250 301675 370238 171407 100756 134341 167926 154492 114189
 75461 100615 125769 115707 85524 30509 48814 61018 56137
 47594];

totaljun = [152707 181339 219516 267236 133618 190770 221705
 242329 251301 125083 150472 240754 282886 355113 174547 8929
 205362 250006 202684 172058 53841 196265 212928 211077 228667
 76839 176113 198066 222459 240997 138061 112485 161229 164978
 153730 157478 69744 102156 111443 116086 64915 83051 158193
 174012 213560 162147 29267 156090 162594 149586 138530 14309
 37668 71748 78923 96860 73541 28343 47042 51747 63507 44573
];

totalnov = [164769 190118 380236 418259 114070 180501 388486
 421170 332331 163120 240611 320814 376957 401018 264672 256971
 591034 534500 621683 565524 45489 253945 229654 239591 267182
 68247 180071 217408 243875 252382 51516 209924 300291 307274
 349175 230036 114429 167606 182843 190461 106505 149152 198869
 218756 268473 159094 51897 113436 141795 143497 116555 17158
 117721 147151 148917 138499 19158 71657 92869 116086 117479
 66253];

totaldic = [124507 237695 316927 339565 113189 112702 267170
 464067 349641 132326 78067 363041 372561 369705 86000 479532
 522712 472714 613619 184085 188172 263899 261605 248983 184730
 255679 325796 322963 321546 190520 177531 253953 259859 295294
 194539 27880 174247 190088 198009 182168 19642 15672 208958
 229853 282093 282093 26119 171785 131384 141238 146493 66021
 110345 108921 109738 110173 105427 79879 78848 79439 79755
 76319];

t59 = [1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41
 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59];

```
totalfeb = [ 211537 282050 493587 352562 70512 296329 395106
493882 691435 98776 267055 445092 534110 356074 178037 152091
168990 608363 506969 253483 25348 304181 473171 574565 432559
314068 418758 453654 558344 253716 388036 343263 373112 134321
205977 411954 396110 427799 142600 154380 308759 296884 320635
106878 96252 312817 300786 264692 228597 61215 198950 191298
168342 145387 114024 106384 106331 101362 99279 ];
```

```
t64 = [ 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41
42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62
63 64 ];
```

```
totalmar = [ 212790 241162 397208 368836 198604 214558 297080
470377 495133 173296 229380 453321 793311 566651 223941 14657
407497 421671 381726 378022 7087 17589 337119 323635 376694
357200 53499 308867 337479 334544 318404 168006 235754 296347
323555 367676 247372 226754 328197 304328 335656 296869 160057
213409 234750 288102 170726 24476 139862 174828 160842 160842
38462 14995 85688 107110 98541 98541 23565 22870 30493 33542
41165 24394 ];
```

```
totalmay = [ 15107 302135 327313 276957 289546 47838 222888
207338 269539 207338 129585 210681 280908 330067 351135 231749
177789 227175 202284 253843 126625 138077 264648 239334 221729
286856 52526 241619 218507 227962 259477 50425 58674 238019
243554 276766 221413 68638 115291 231753 222259 241635 148218
157904 210538 231592 284227 168431 97913 130550 163188 150133
110968 94235 125647 157059 144494 106801 26041 105637 108094
122834 98267 30463 ];
```

```
totaloct = [ 18108 362162 431145 517374 379408 16383 26424
417766 413979 429305 434008 40130 394294 415381 481809 512563
246205 491435 591780 547525 521538 420678 224685 318997 316223
300967 226072 82445 379249 392440 407280 387494 50814 375180
```

372640 423454 389578 82150 239068 260371 284041 295876 104148
 167747 223663 246030 301945 178931 226429 210631 263289 234854
 117953 134761 125359 156699 139776 70201 18111 93293 92661
 105297 96873 14951];

t61 = [1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41
 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61];

totalsep = [209116 437242 494274 532295 228125 305598 550132
 596260 555235 255623 113314 440055 517065 550069 579773 447654
 490288 432306 483893 277547 384549 428920 524000 458500 316935
 304075 387464 384094 382410 226581 297246 398677 407949 417220
 333220 114247 483355 527296 549267 522901 29760 321729 353902
 434334 434334 34585 268426 249698 312123 287153 131092 112778
 104910 131137 120646 55077 53867 50109 62636 57625 26307];

t63 = [1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41
 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62
 63];

totaljul = [49666 178799 278132 248332 238399 56611 285091
 219083 230632 275920 64875 20292 172696 202918 215870 211553
 40151 117893 170537 154225 183142 115667 103942 142122 140886
 132667 98303 128012 195633 176921 180918 169096 124110 177536
 181665 206437 136000 11546 127002 138547 144320 132774 23091
 194328 199310 219241 269069 114604 109504 146005 182506 167906
 124103 96721 128962 161202 148306 109617 67899 108638 135798
 124934 105923];

totalago = [316104 403911 351227 421473 263421 484653 381617
 568609 721765 387468 416016 456784 536721 513882 360517 319025
 489171 442381 482791 393464 56492 416447 436002 392909 429122
 79668 68889 352098 338014 339739 362814 69306 377294 373765

382457 317265 287659 251254 345043 376410 392094 203576 227464
 303285 333613 409434 242628 157633 330279 375317 450380 187659
 70396 238264 225810 249095 230683 68772 170935 208342 194137
 201713 171881];

A continuación se presenta la selección de rangos y validaciones de los modelos escogidos mensualmente, para luego obtener los valores de producción proyectados por los siguientes dos años:

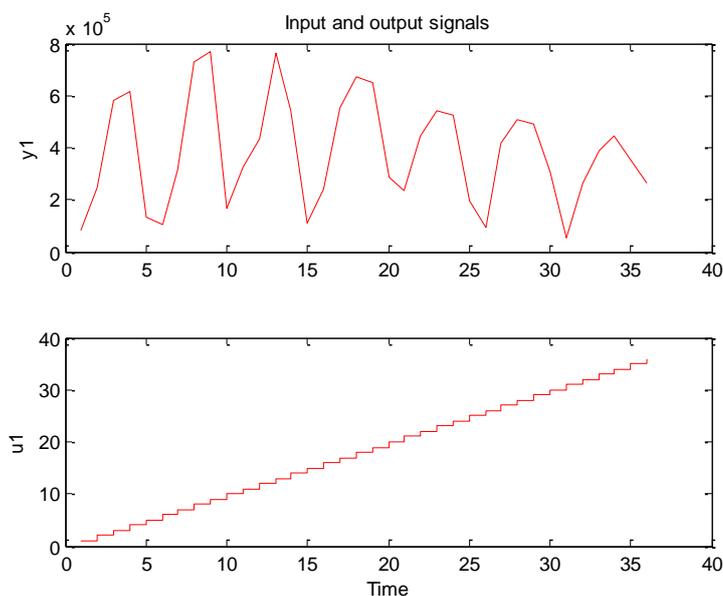


Figura 5.1: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-enero

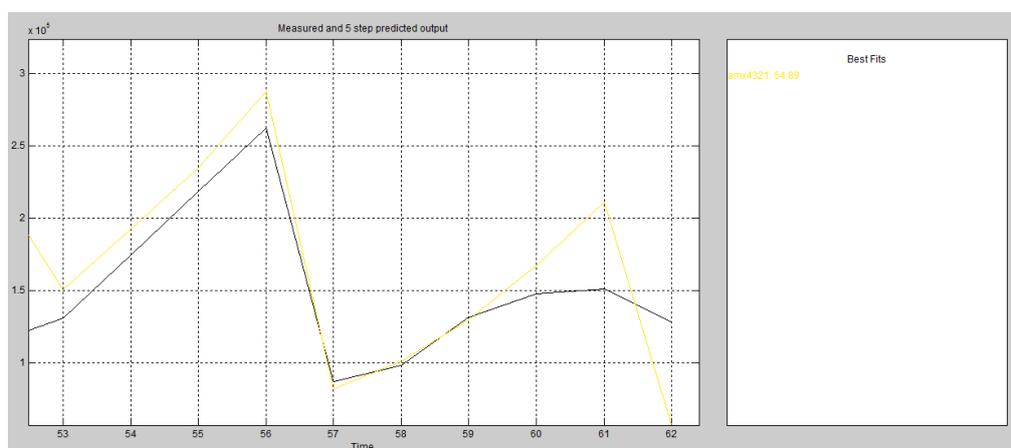


Figura 5.2: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-enero

De las figuras 5.1 y 5.2 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX4321, presentando una validación del 54,89% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos, pero en Figura 5.2 se muestra el rendimiento de las semanas proyectadas.

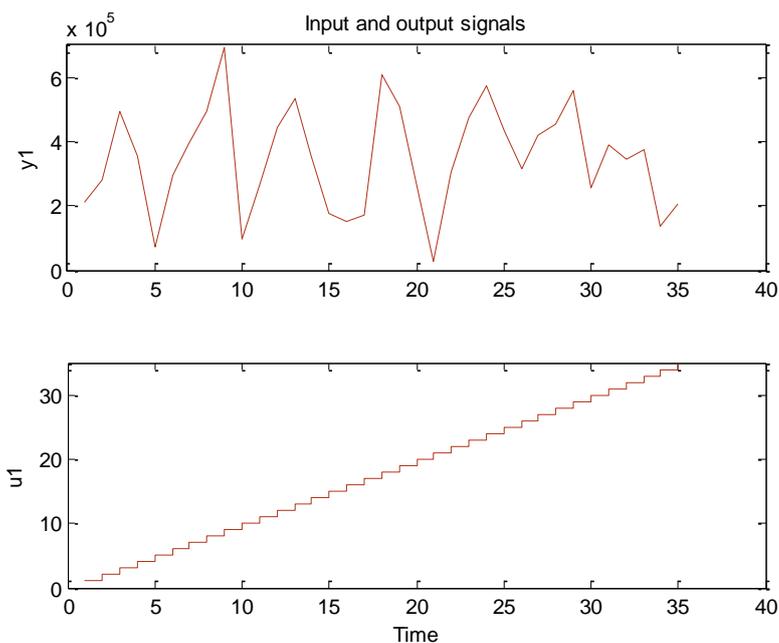


Figura 5.3: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-febrero

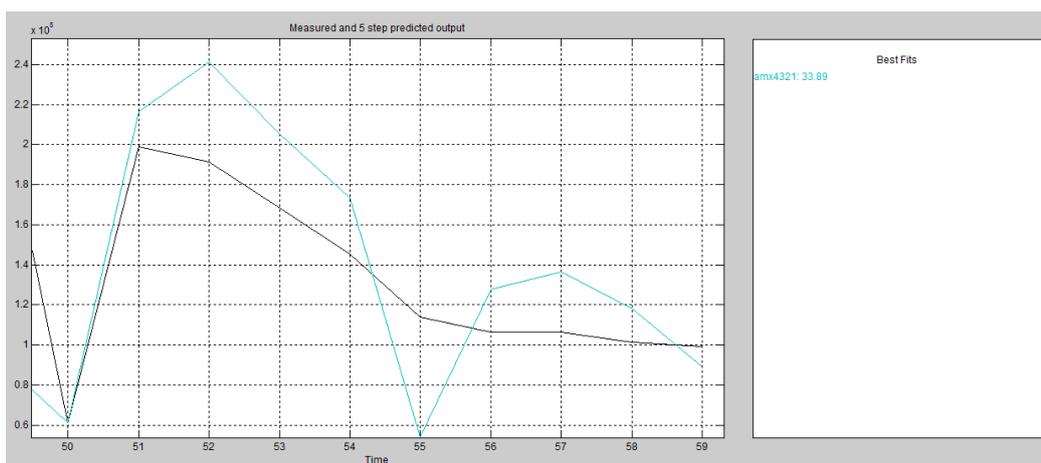


Figura 5.4: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-febrero

De las figuras 5.3 y 5.4 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX4321, presentando una validación del 33,89% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos, pero en Figura 5.4 se muestra el rendimiento de las semanas proyectadas.

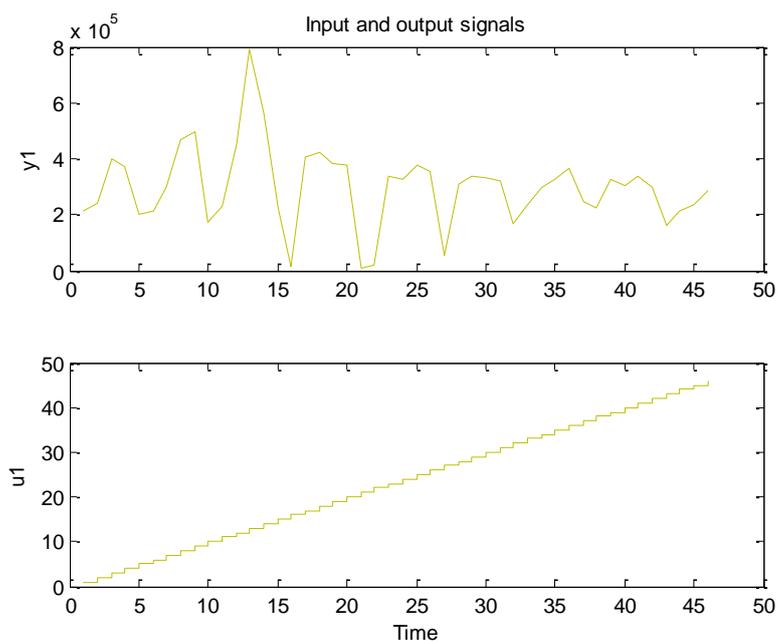


Figura 5.5: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-marzo

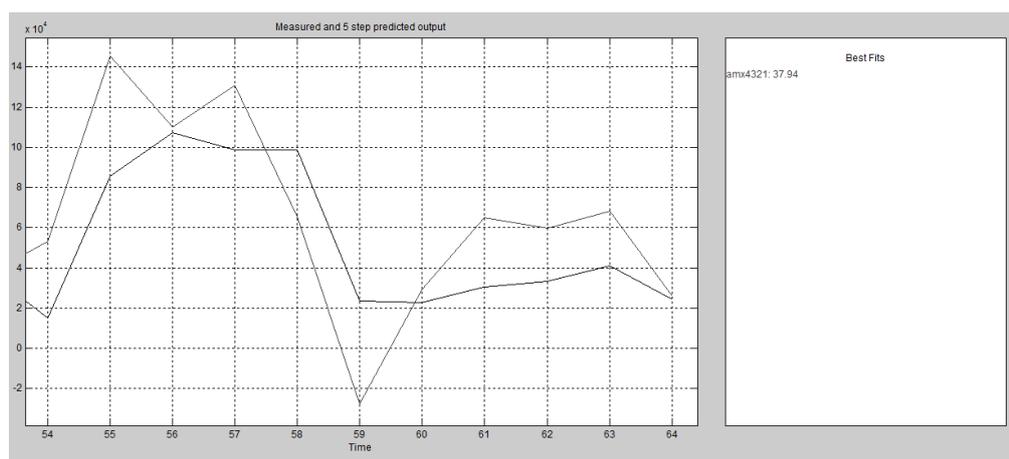


Figura 5.6: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-marzo

De las figuras 5.5 y 5.6 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX4321, presentando una validación del 37,94% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos, pero en Figura 5.6 se muestra el rendimiento de las semanas proyectadas.

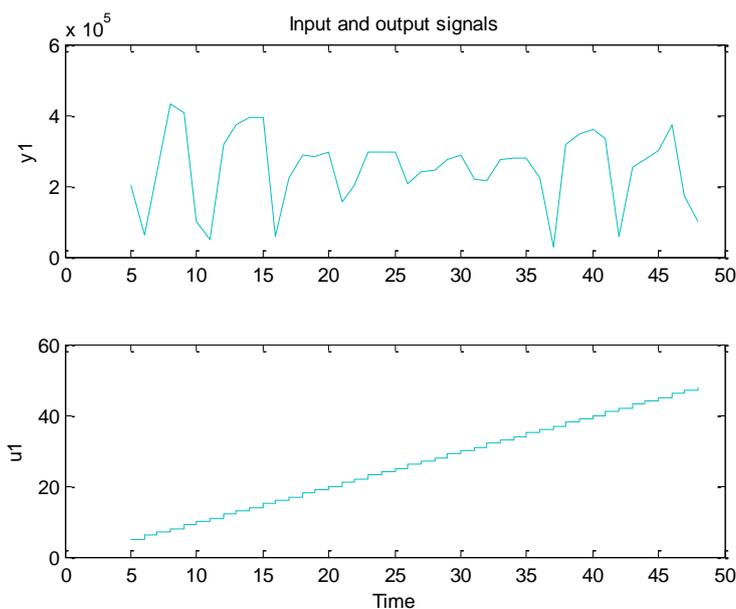


Figura 5.7: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-abril

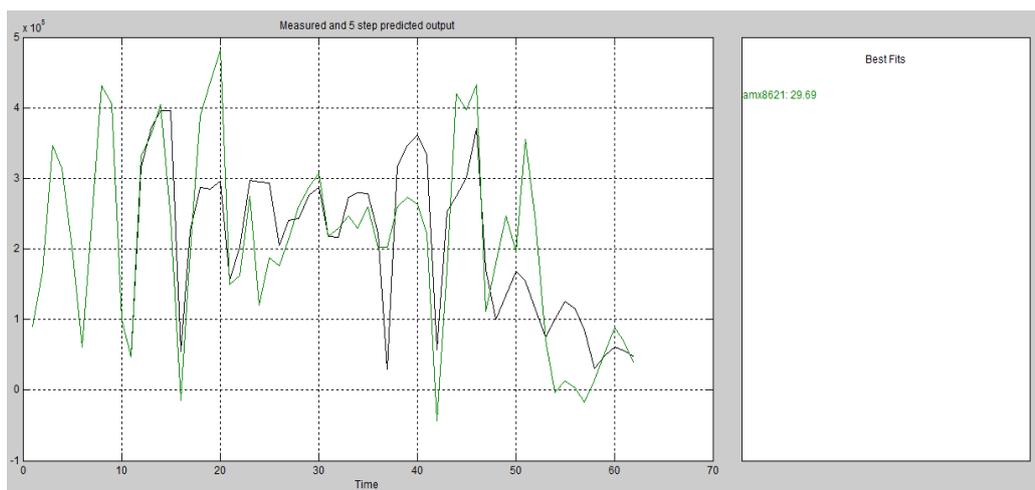


Figura 5.8: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-abril

De las figuras 5.7 y 5.8 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX8621, presentando una validación del 29,69% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos lo que se muestra en la Figura 5.8.

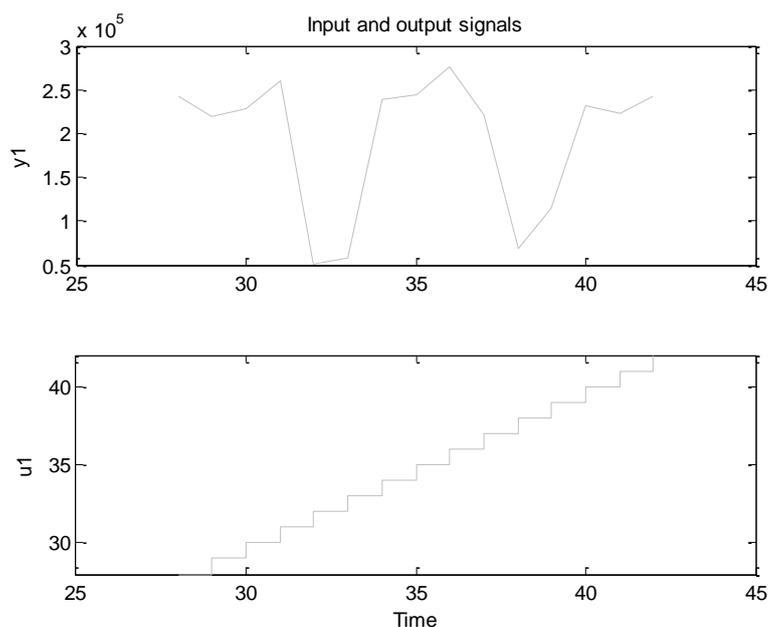


Figura 5.9: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-mayo

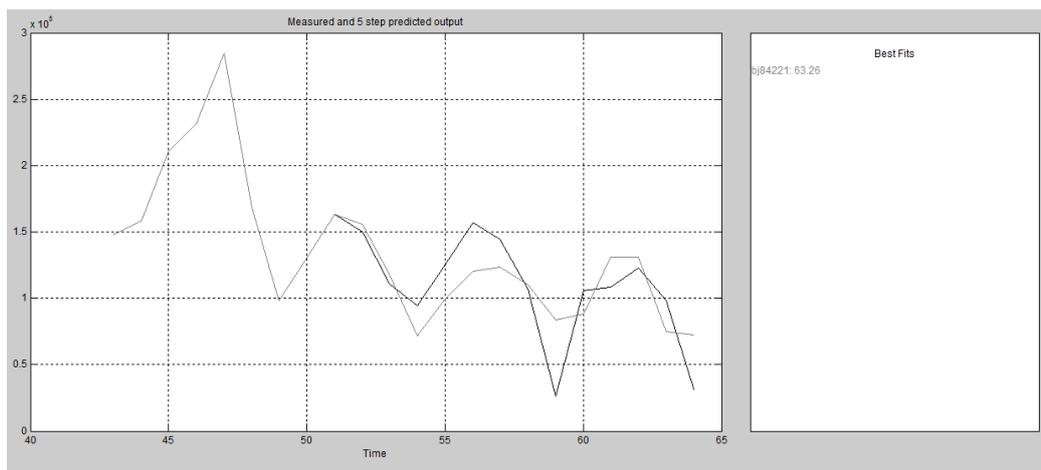


Figura 5.10: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-mayo

De las figuras 5.9 y 5.10 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el BJ84221, presentando una validación del 63,2% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó solo con datos históricos a partir de las semana 43, lo que es mostrado en Figura 5.10.

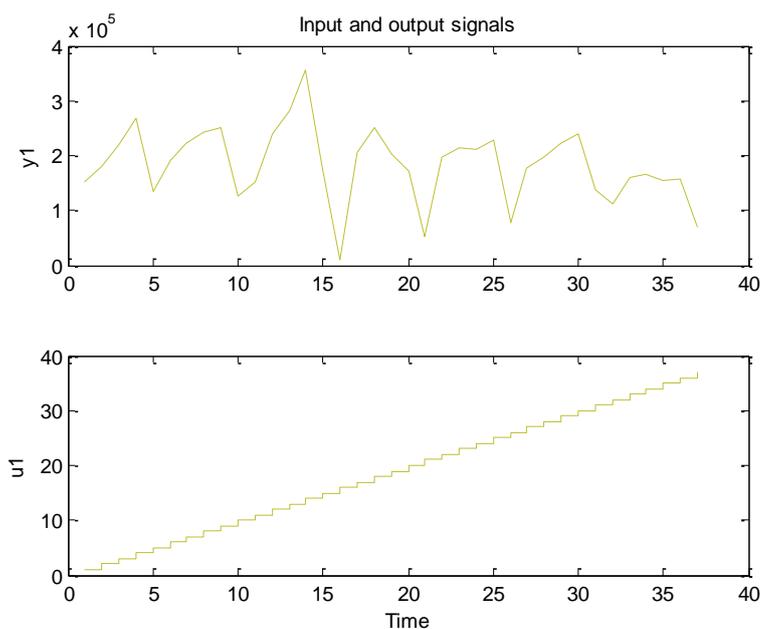


Figura 5.11: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-junio

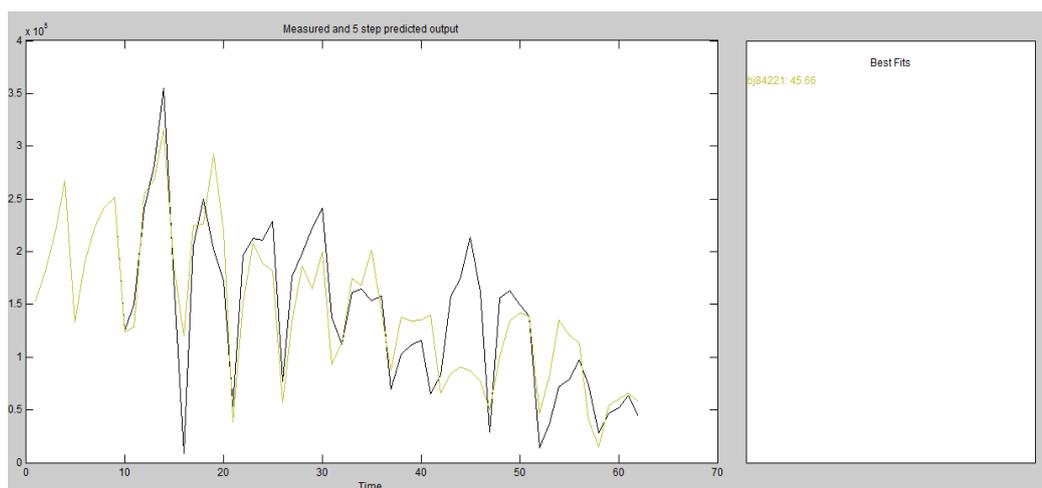


Figura 5.12: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-junio

De las figuras 5.11 y 5.12 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el BJ84221, presentando una validación del 45,66% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos lo que es mostrado en Figura 5.12.

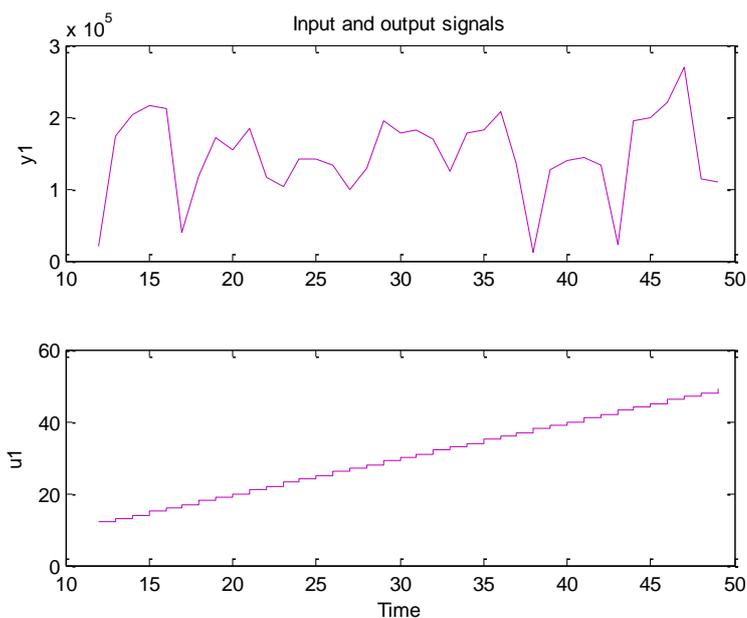


Figura 5.13: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-julio

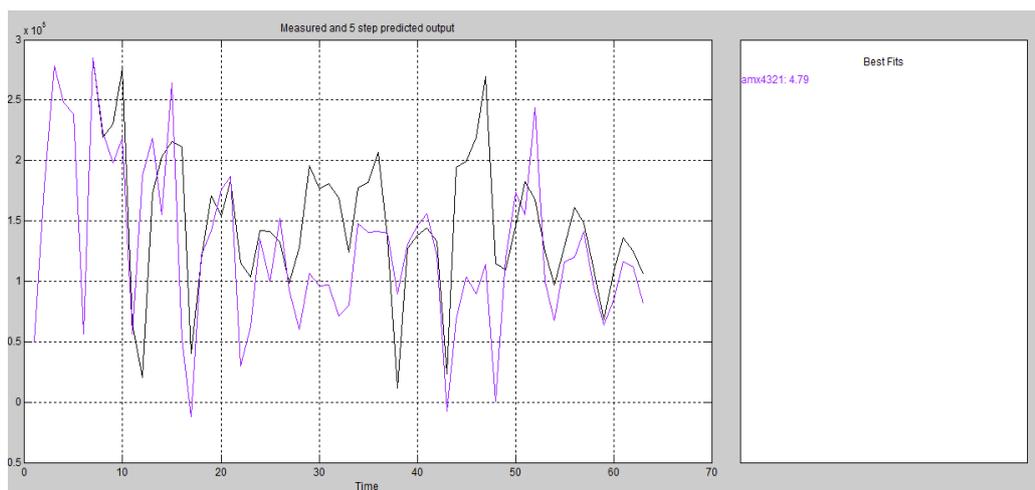


Figura 5.14: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-julio

De las figuras 5.13 y 5.14 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX4321, presentando una validación del 4,79% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos lo que es mostrado en Figura 5.14.

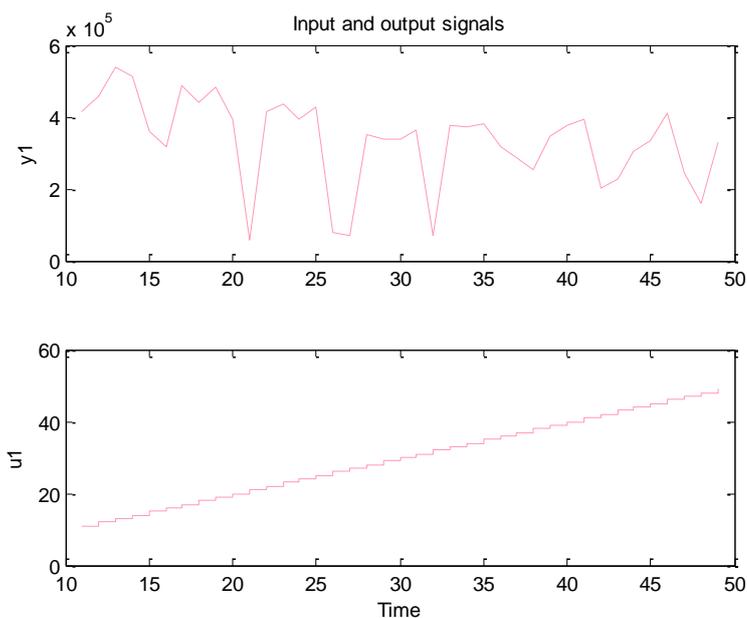


Figura 5.15: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-agosto

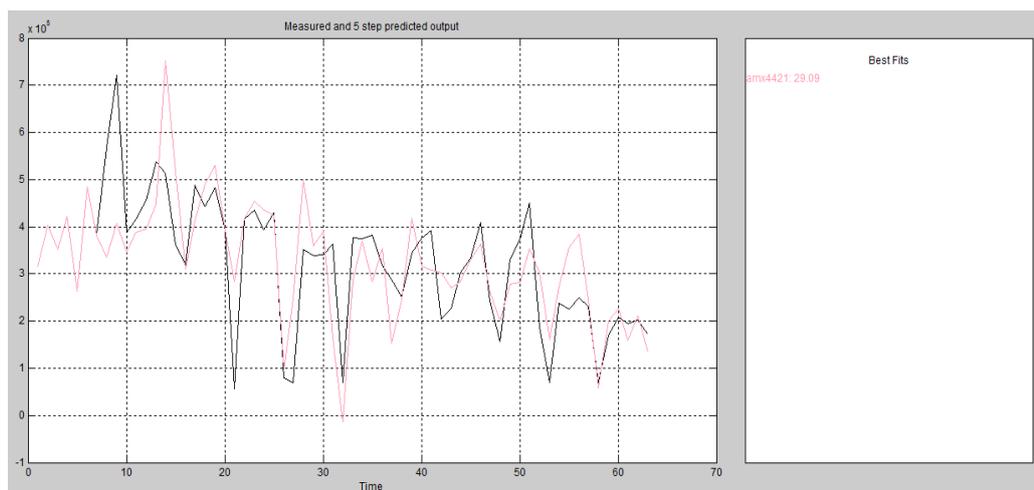


Figura 5.16: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-agosto

De las figuras 5.15 y 5.16 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX4421, presentando una validación del 29,09% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos lo que es mostrado en Figura 5.16.

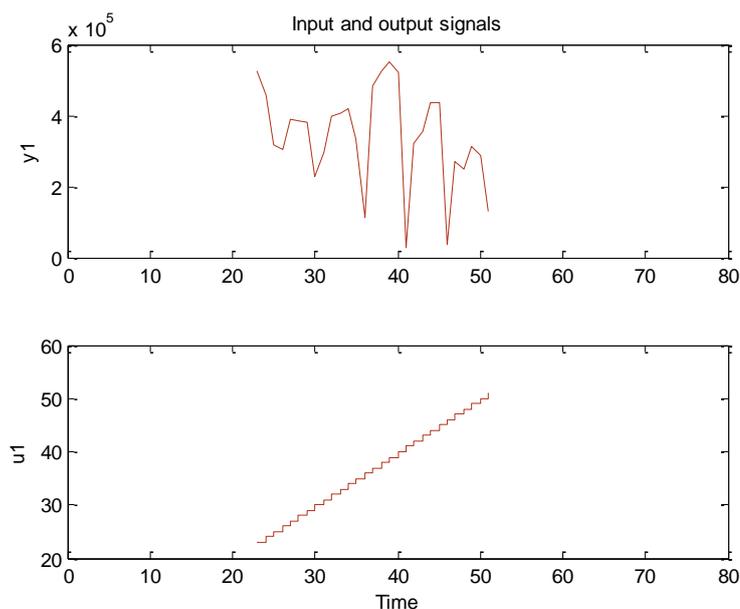


Figura 5.17: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-septiembre

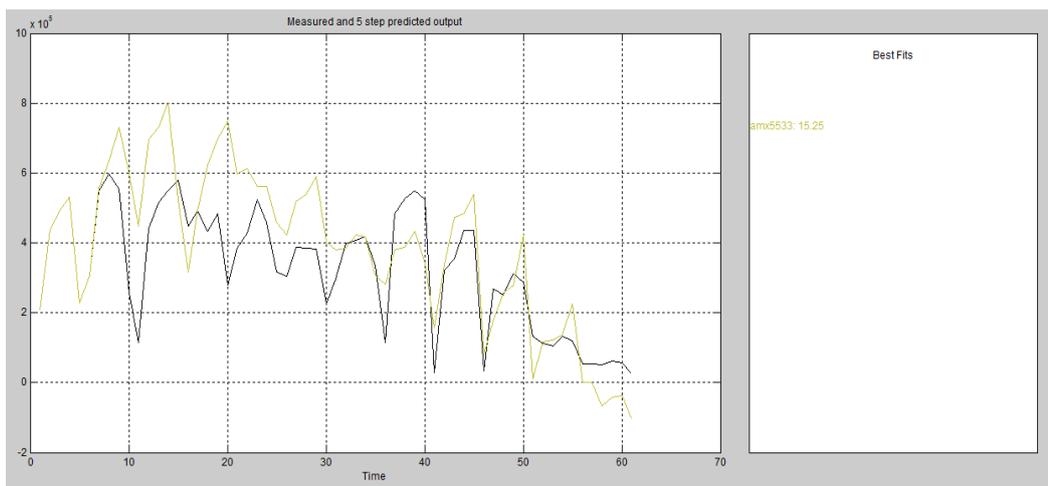


Figura 5.18: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-septiembre

De las figuras 5.17 y 5.18 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX5533, presentando una validación del 15,25% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos lo que es mostrado en Figura 5.18.

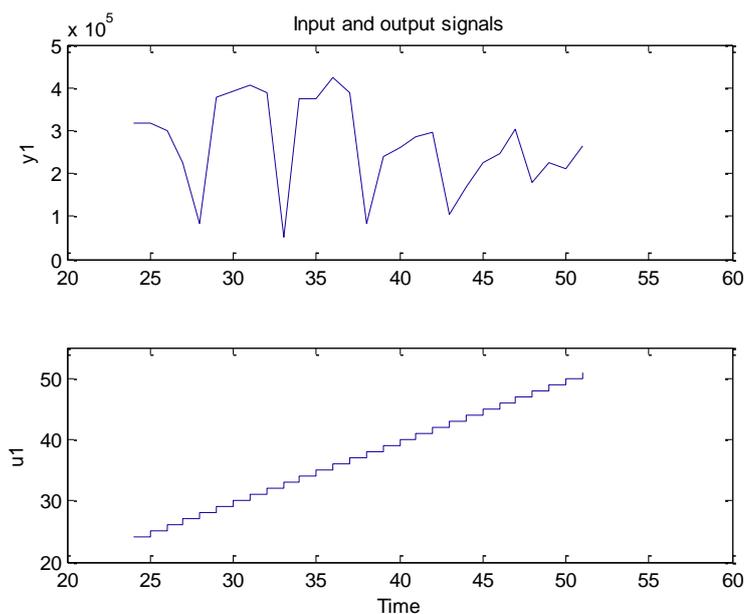


Figura 5.19: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-octubre

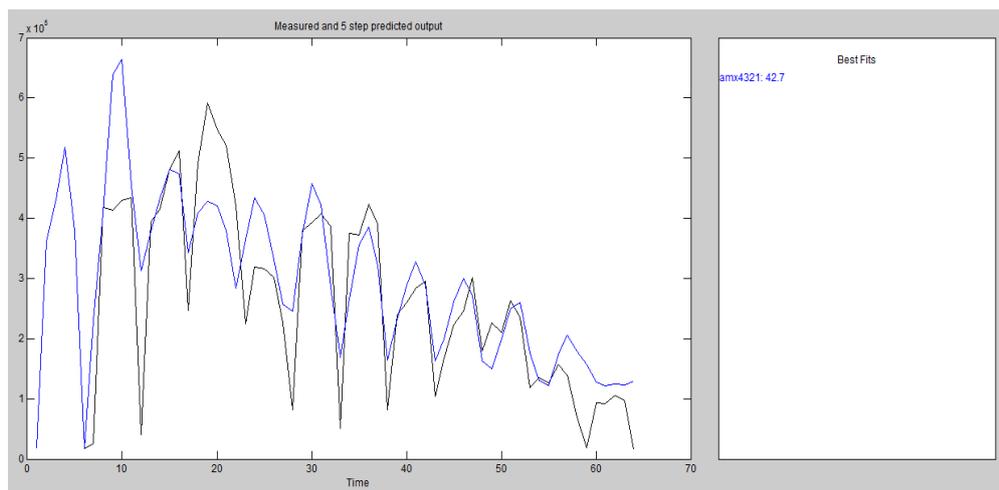


Figura 5.20: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-octubre

De las figuras 5.19 y 5.20 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX4321, presentando una validación del 42,7% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos lo que es mostrado en Figura 5.20.

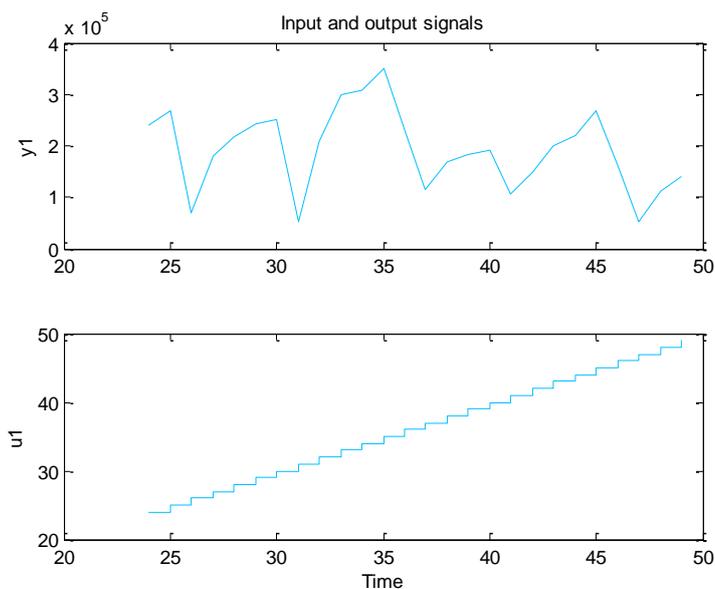


Figura 5.21: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-noviembre

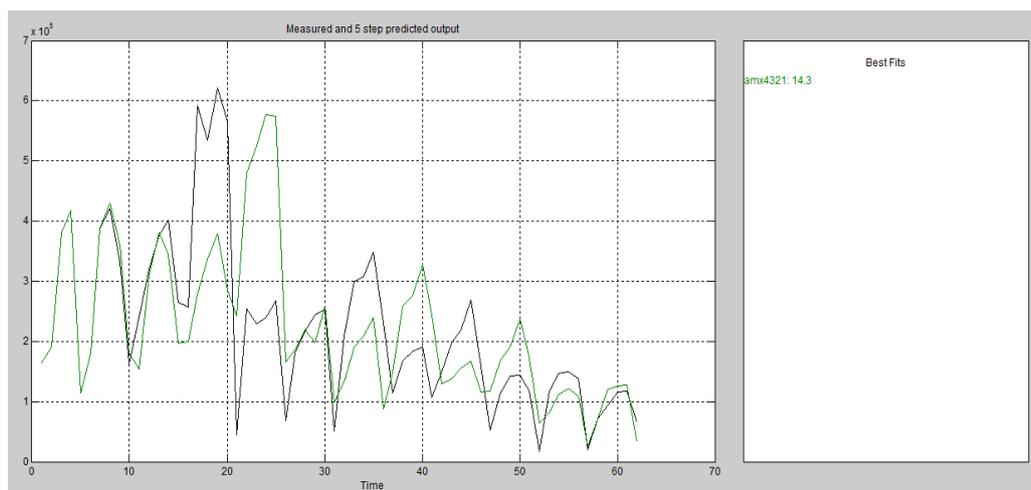


Figura 5.22: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-noviembre

De las figuras 5.21 y 5.22 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el ARMAX4321, presentando una validación del 14,3% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos lo que es mostrado en Figura 5.22.

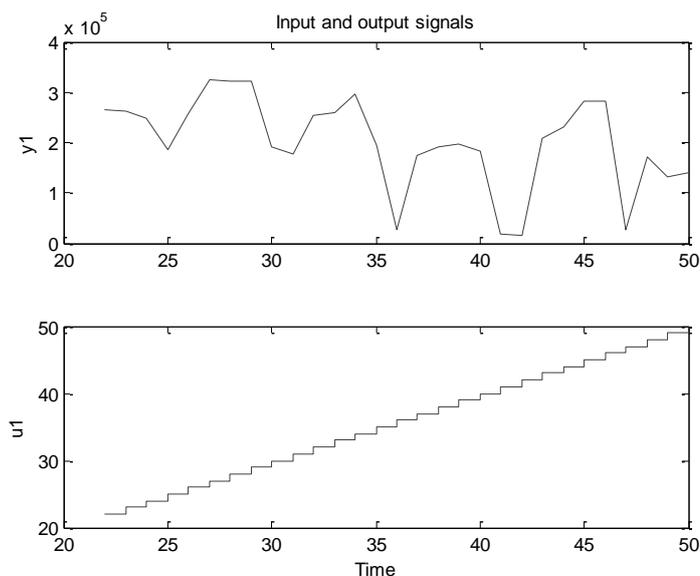


Figura 5.23: Selección de Rango para escoger modelo identificación Producción Total-diciembre

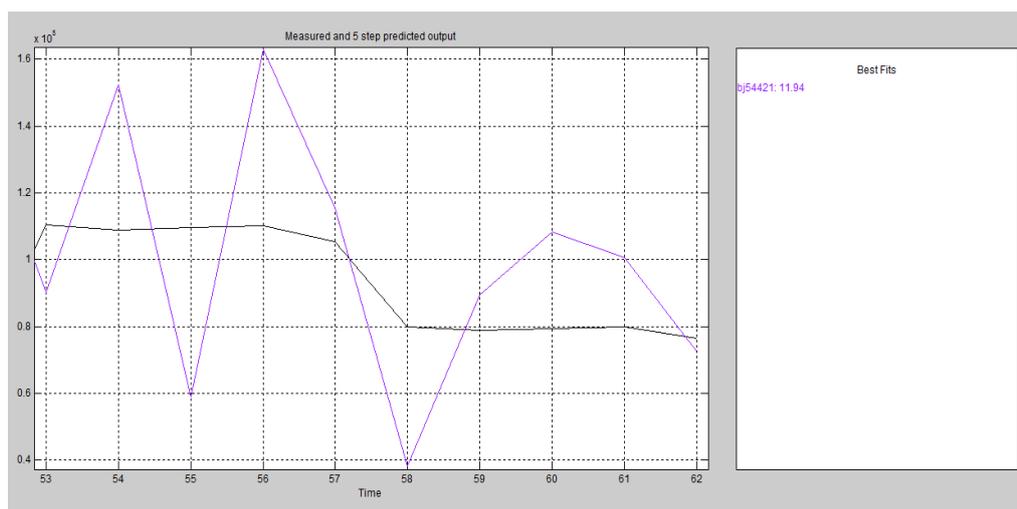


Figura 5.24: Validación del Modelo Seleccionado Producción Total-diciembre

De las figuras 5.23 y 5.24 se puede concluir que el modelo seleccionado fue el BJ54421, presentando una validación del 11,94% de seguimiento al comportamiento de la producción mensual de este tipo de bloque. Es destacable que la validación se la realizó con todos los datos históricos, pero las semanas proyectadas es lo que se muestra en la Figura 5.24.

A seguir la elección final Producción Total, considerando una base de datos de producción total teniendo registros semanales desde el año 2005 hasta el año 2016:

Enero:	ARMAX4321	Julio:	ARMAX4321
Febrero:	ARMAX4321	Agosto:	ARMAX4421
Marzo:	ARMAX4321	Septiembre:	ARMAX5533
Abril:	ARMAX8621	Octubre:	ARMAX4321
Mayo:	BJ84221	Noviembre:	ARMAX4321
Junio:	BJ84221	Diciembre:	BJ54421

<i>Variación de la Proyección de Producción de 4 Tipo de Bloques con relación a valores reales - Disgregación Mensual</i>						
Año	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio
2015	5,20%	9,38%	9,75%	-9,48%	-9,94%	8,99%
2016	1,37%	-0,07%	9,53%	3,25%	9,50%	3,65%

Tabla 13: Contraste de valores reales y proyectados mensuales Primer Semestre considerando producción total registrada semanalmente

De la Tabla 13 es posible destacar que el valor máximo de desviación es de aproximadamente 9,9% lo cual se encuentra aceptable para los estudios de proyección deseados para otros departamentos pertenecientes a la fábrica de bloques escogida.

Variación de la Proyección de Producción de 4 Tipo de Bloques con relación a valores reales - Disgregación Mensual						
Año	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
2015	-9,43%	7,66%	5,83%	9,92%	-6,22%	5,58%
2016	-9,24%	-3,34%	4,17%	9,22%	1,48%	5,24%

Tabla 14: Contraste de valores reales y proyectados mensuales Segundo Semestre considerando producción total registrada semanalmente

De la Tabla 14 es posible destacar que el valor máximo de desviación es de aproximadamente 9,9% lo cual se encuentra aceptable para los estudios de proyección deseados para otros departamentos pertenecientes a la fábrica de bloques escogida.

Adicionalmente, se presenta una tabla para poder analizar el comportamiento anual de la metodología no tradicional, y así poder contrastarle con las metodologías tradicionales.

Desviación Proyección No tradicional frente Valor Real	
2015	2016
2,51%	1,53%

Tabla 15: Contraste de valores reales Proyección no tradicional Anual considerando producción total registrada semanalmente

Se puede concluir de la Tabla 15 que la desviación máxima varía entre aproximadamente 1,5% hasta 2,5%, lo cual presenta mejor confianza que las metodologías tradicionales.

5.3.1 Proyección ARX

Este modelo no presentó buena respuesta de identificación en forma general, solamente apareció para dos meses en el primer producto bajo análisis en el presente estudio.

Considerando este antecedente, se puede concluir que la estructura ARX para fábricas de bloques como la elegida en el presente estudio no es representativa para la naturaleza de la producción

5.3.2 Proyección OE

En el capítulo 4 se puede observar que la estructura de identificación de sistemas que mayoritariamente tiene participación en los productos de la fábrica de bloques seleccionada es la metodología OE.

Esta estructura tiene un buen desempeño representando la naturaleza de casi todo el segundo semestre de producción de los productos en lo que se encuentra mayoritariamente.

Esta parte del año es crítica puesto que la producción en general presenta una caída en el segundo trimestre del año pero a partir del tercer trimestre se identifica una variación tanto de crecimiento como de caída en los meses de noviembre y diciembre.

5.3.3 Proyección ARMAX

Se conoce de antemano que este modelo tiene mayor grado de libertad que los dos modelos de identificación anterior. Esta característica es considerada una gran ventaja al momento de representar la naturaleza de los meses críticos de los productos.

Los meses como abril y mayo son aquellos que presentan los valores mínimos de producción, esto debido a factores externos a la fábrica. Por otra parte el mes de septiembre presenta el pico de producción en alguno de los productos por lo cual también se considera un mes atípico, lo cual es aprovechado por la naturaleza de sistema ARMAX.

5.3.4 Proyección BJ

Se conoce de antemano que este modelo tiene mayor grado de libertad que los dos modelos de identificación anterior. Esta característica es considerada una gran ventaja al momento de representar la naturaleza de los meses que anteceden a los meses críticos de los productos.

Los meses como marzo que antecede a los meses que presentan los valores mínimos de producción, esto debido a factores externos a la fábrica. Por otra parte el mes de agosto antecede a los meses que presentan el pico de producción en alguno de los productos por lo cual

también se considera un mes de inflexión, lo cual es aprovechado por la naturaleza de sistema BJ.

5.4 Comparación con modelo basado en inteligencia artificial.

Finalmente, esta última sección del último capítulo tiene como objetivo entregar un método adicional de validación a los modelos seleccionados para al final del estudio proporcionar los valores de producción anual total de los cuatro tipos de bloques especificados en el presente estudio.

Como Introducción, tomado de [6], de sistemas dinámicos utilizando redes neuronales se puede resumir: Las redes neuronales artificiales constituyen una excelente herramienta para el aprendizaje de las relaciones complejas a partir de un conjunto de ejemplos. Gracias a esto se ha generado un gran interés en la utilización de modelos de redes neuronales para la identificación de sistemas dinámicos con no-lineales desconocidas.

Además, debido a sus capacidades de aproximación, así como a sus inherentes características de adaptabilidad, las redes neuronales artificiales presentan una importante alternativa en el modelado de sistemas no-lineales. Por último, la posibilidad de implementación en paralelo y su respuesta relativamente rápida constituyen un incentivo para la investigación futura utilizando este enfoque en problemas que involucren sistemas dinámicos no-lineales [6].

La mayoría de sistemas pueden ser representados en forma discreta por un conjunto de ecuaciones [6].

$$x(K + 1) = \Gamma[x(k), u(k)]$$

$$y(K) = \psi[x(k)]$$

donde $x(k)$, $y(k)$, $u(k)$ son secuencias de tiempo discreto. Cuando las funciones Γ y Ψ son desconocidas estamos ante un problema de identificación.

Si el sistema descrito por la ecuación anterior es lineal e invariante en el tiempo las ecuaciones que describen el sistema se pueden expresar como [6]:

$$x(K + 1) = Ax(k) + Bu(k)]$$

$$y(K) = Cx(k)$$

En este caso A, B, C son matrices y el sistema puede ser parametrizado por el conjunto (A, B, C). Existe una abundante literatura sobre identificación de sistemas lineales. Para este tipo de sistemas, si el orden es conocido, se puede escoger la estructura del modelo y nos queda un problema de estimación de parámetros. Este procedimiento no es aplicable a la identificación de sistemas no-lineales donde la estructura del modelo tiene que ser justificada [6].

En general un sistema no-lineal puede ser representado en términos de entrada-salida como sigue:

$$y(K + 1) = f[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1); u(k), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)]$$

El problema de la identificación consiste en escoger un modelo apropiado y ajustar sus parámetros de acuerdo a alguna ley adaptativa de forma que la respuesta del modelo a una señal de entrada (o bien un conjunto de señales de entrada) se aproxime a la respuesta del sistema real a esa misma entrada [6].

Dado que el sistema real es desconocido, debemos asumir que corresponde a un tipo determinado, y que un modelo parametrizado basado en la última ecuación descrita, puede en teoría representar el comportamiento de entrada-salida de cualquier sistema de ese tipo. De esta forma la identificación se reduce a un problema de estimación de parámetros. En nuestro caso el objetivo es aproximar la función f (dinámica de sistema) utilizando redes neuronales, por lo que la identificación consiste en ajustar los parámetros de la red neuronal de manera que aproxime la función f [6].

La habilidad de las redes neuronales para aproximar un amplio conjunto de funciones no-lineales las convierten en candidatos ideales para modelar la dinámica de sistemas no-lineales [6].

Es fácil encontrar ejemplos (Narendra y Parthasaraty, 1990; Kuschewski et al ,1993; Chi et al, 1990; Chen et al, 1990) de utilización de redes “feedforward”

con memoria Tapped Delay entradas off-line mediante un algoritmo de retroprogramación (backpropagation) actuando como identificadores (Le Cun, 1985; Parker, 1985; Rumelhart et al, 1986; Werbos, 1974 [6].

Este enfoque no permite la identificación de sistemas con parámetros variables en el tiempo debido a que la red es incapaz de ajustar sus pesos on-line. Para evitar este problema, proponemos la utilización de una red neuronal RBF (Radial Basis Function) dinámica, es decir, de tamaño variable que puede ser entrada on-line e implementarse en tiempo real (Poggio y Girosi, 1989) [6].

La estructura utilizada en [6] tiene el siguiente comportamiento: La red RBF consiste en una estructura de procesamiento con dos capas, como se muestra en la Figura 5.1. Existe n_1 nodos de entrada, n_H nodos ocultos y n_0 nodos de salida.

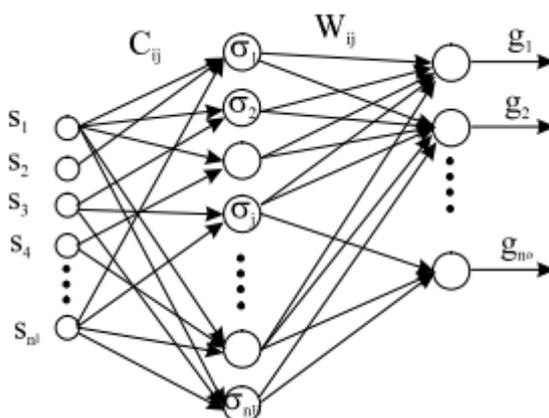


Figura 5.25: Estructura Red Neuronal [6]

Los pesos C_{ij} asociados a cada nodo en la capa oculta constituyen el centro de ese nodo en el espacio de entrada. Durante la programación hacia adelante, cada nodo en esta capa calcula la distancia Euclídea entre el centro y el vector de entradas (S_1, S_2, \dots, S_{n_1}) y el resultado se pasa a través de una función de activación no-lineal, en nuestro caso una función gaussiana, a fin de obtener el valor de activación de cada nodo [6].

Acorde a [6], estos valores se normalizan para toda la capa oculta y se obtiene el valor de salida para cada nodo en esta capa. Cada nodo en la capa de salida

calcula su valor como la suma ponderada de los valores dados por la capa oculta.

Adicionalmente en [6] se afirma que la arquitectura neuronal se utiliza para “copiar” el comportamiento dinámico del sistema que está siendo identificado. Para esto el vector de entrada a la red neuronal es el instante k , $\vec{s}(k)$, consiste de las señales de entrada al sistema y los valores retardados tanto de la entrada como de la salida $\vec{u}(k), \vec{u}(k-1), \dots, \vec{u}(k-n), \vec{y}(k-1), \dots, \vec{y}(k-m)$ (memoria Tapped Delay) (Goodwin y Sin, 1984; Widrow y Stearns, 1985). El vector de salida $\vec{y}^n(k)$ reemplaza la salida del sistema cuando la red neuronal está ya entrenada. Esto se muestra en la Figura 5.2 y 5.3.

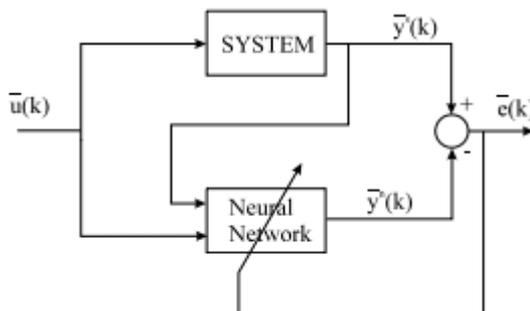


Figura 5.26: Esquema Serie/Paralelo [6]

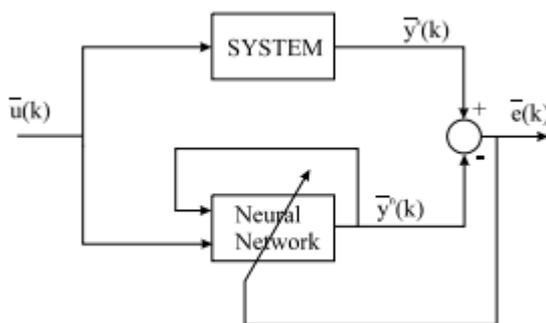


Figura 5.27: Esquema Paralelo [6]

Para nuestra aplicación, la red neuronal escogida fue simulada en la caja de herramientas del programa MATLAB denominada “ntstool”, la cual presenta una interface de la siguiente forma:

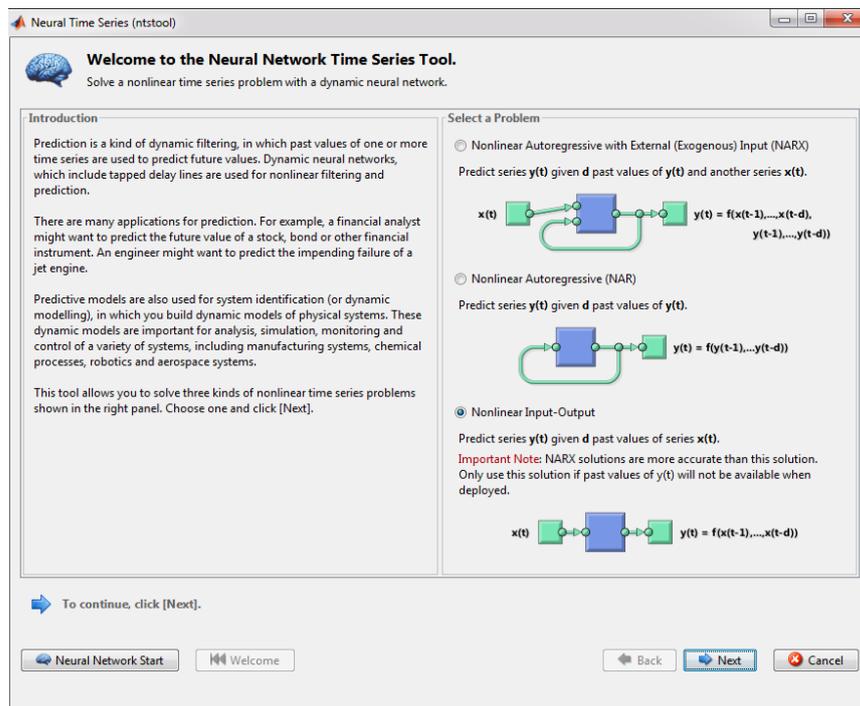


Figura 5.28: Interfaz gráfica ntstool.

Luego de seguir los pasos de esta herramienta con interfaz gráfica introduciendo los datos históricos, se procede a escoger la estructura de la red como se presenta a continuación:

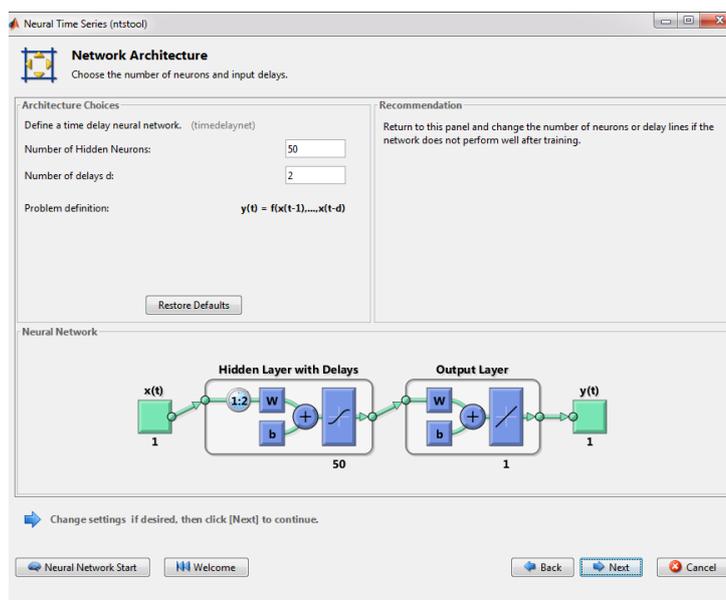


Figura 5.29: Estructura de la red neuronal seleccionada.

El tipo de algoritmo de entrenamiento fue el denominado en el programa MATLAB como “Levenberg-Marquardt”, el cual presentó valores de regresión R cercanos a uno.

Luego de obtener la red entrenada se procede a calcular los dos siguientes valores de producción anual con base a esta red neuronal y a continuación se presenta en la Tabla 13 los valores de desviación con respecto a los valores reales de producción.

<i>Desviación Proyección Red neuronal frente Valor Real</i>	
2015	2016
8,98%	7,33%

Tabla 16: Contraste de valores reales Proyección red neuronal Anual

Se puede concluir de la Tabla 16 que la desviación máxima varía entre aproximadamente 7,33% hasta 8,98%, lo cual presenta una respuesta confiable por ser una metodología con base a inteligencia artificial entrenada, de la misma forma valida la propuesta de esta investigación al utilizar métodos de identificación de sistemas para proyectar producción de bloques de fábricas similares a la seleccionada en la presente investigación.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Las estructuras de sistemas de identificación aplicadas, en el presente estudio, a la proyección de producción de fábricas de bloques tuvieron un excelente desempeño puesto que el error de proyección anual máximo llegó a ser del 10% aproximadamente, en el segundo año de estudio.

Luego del análisis se puede obtener una relación en los diferentes tipos de bloques con los modelos OE111 para la mayoría de los productos, dentro de un análisis mensual.

A pesar de la simplicidad del modelo ARX, para este tipo de estudio de proyección de la producción no fue atractivo utilizarle para representar la naturaleza de cada uno de los meses del año para cada tipo de bloque analizado, solamente fue utilizado en dos meses del primer producto en análisis.

El modelo ARMAX, por sus grados de libertad, permite representar la naturaleza de los meses críticos de producción sean de mínima o de máxima producción. Siendo estos meses de abril y mayo para valores mínimos y septiembre para valores máximos.

El modelo BJ, por sus grados de libertad, permite representar la naturaleza de los meses que anteceden a los críticos de producción sean de mínima o de máxima producción. Siendo estos meses de marzo para valores de pre producción mínima y agosto para valores de pre producción máxima.

Puede, además concluirse, que el presente estudio se mantiene robusto por lo menos a cada dos años de proyección, por lo que se recomienda su aplicación a estudios de corto plazo y actualizarlo periódicamente. Por otro lado el método no tradicional comparado con el tradicional tiene una diferencia del 2% menos de error por lo cual se obtiene una mejor estimación de los valores al primer año de estudio.

Mediante el estudio realizado con la base de datos semanal totalizando la producción de los 4 tipos de bloques, se pudo observar que el modelo que mejor rendimiento tuvo fue el ARMAX seguido del modelo BJ, los cuales ofrecen mayor grados de libertad para identificar sistemas.

A pesar de que en la Tabla 13 y Tabla 14 se observa que el error mensual incrementa al incrementar el número de muestras a ser identificadas, se puede concluir de la Tabla 15 que el error de proyección anual oscila entre 1,5% hasta 2,5% aproximadamente, lo cual ofrece mejor rendimiento que las metodologías tradicionales.

La fábrica seleccionada tiene su inherencia de operación en la región costa del litoral ecuatoriano, por lo cual meses de invierno y de cambio de año laboral así como inicios de periodo escolar presentan afectación a las operaciones de la producción de bloques.

En la actualidad, existe la tendencia de capacitar al personal de planta en temas novedosos para mejorar procesos internos de la fábrica. Dentro de estos temas actuales se puede enmarcar las metodologías no tradicionales de proyección que pueden desembocar en reducción de proyección en áreas financieras de la fábrica.

Para este tipo de estudios es predominantemente fundamental mantener actualizada la base de datos histórica de cada uno de los movimientos de la planta. Paralelamente realizar exámenes de auditoría de la información para evitar datos erróneos en la base de datos.

Podría ser una idea de línea de investigación extender este tipo de aplicaciones a otras áreas del conocimiento para analizar el rendimiento de los sistemas de identificación en nuevas aplicaciones.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] E. Vallejo, Identificación Paramétrica de Sistemas Dinámicos. Ingeniería & Desarrollo Universidad del Norte, 1997.
- [2] J. Chambers, How to choose the right forecasting technique, Harvard Business Review, 1971.
- [3] L. Lennart, System Identification: Theory for the user, Pearson Education, 1998.
- [4] Afshin A., Friedrich L., Inverse modeling of the urban energy system using hourly electricity demand and weather measurements, Part 1: Black-box model, ELSEVIER, Energy and Buildings, Volume 157, 15 December 2017, Pages 126-138.
- [5] J. L. Beck, System Identification Methods Applied to Measured Seismic Response. In: Proceedings 11th World Conference on Earthquake Engineering., Elsevier Science Ltd., Paper No. 2004.
- [6] R. Valverde, D. Gachet, Identificación de Sistemas Dinámicos utilizando redes neuronales RBF, Revista Iberoamérica de Automática e Informática Industrial, Volume 4, Número 2, pp. 32-42, Comité Español de Automática, Abril 2007.
- [7] K. S.Narendra, K. Parthasarathy, Backpropagation in dynamical systems containing neural networks, Technical Report 8905, Centre for Systems Science, Department of Electrical Engineering, Yale University, New Haven, CT, 1989.
- [8] K. S.Narendra, K. Parthasarathy, Identification and Control of Dynamical Systems using Neural Networks, IEEE Trans. On Neural Networks 7(1), 222-228, 1990.
- [9] S.Chen, S.A. Billings, Neural Networks for Nonlinear Dynamic System Modelling and Identification, Advances in Intelligent Control, C.J. Harris editorial, 85-112, 1994.
- [10] H. Peng, RBF-ARX model-based nonlinear system modeling and predictive control with application to a NOx decomposition process, Control Engineering Practice, Vol 12 (2), 191-203, 2004.