



**Facultad de
Ciencias Sociales y Humanísticas**

PROYECTO DE TITULACIÓN

**“PROPUESTA DE MODELO DE PRONÓSTICO DE RECAUDOS PARA EL
PRESUPUESTO DE FLUJO DE CAJA DE UNA COMPAÑÍA FARMACÉUTICA”**

Previa la obtención del Título de:

MAGISTER EN FINANZAS

Presentado por:

SHIRLEY KATHERINE ESPINOZA MENÉNDEZ

Guayaquil – Ecuador

2023

AGRADECIMIENTO

A DIOS, por no soltar nunca mi mano

A mi FAMILIA, por ser parte integral de mi proyecto de vida

A mi PAREJA, por su guía y soporte

A todos los DOCENTES de la ESPOL por contribuir sólidamente en mi formación
académica.

SHIRLEY KATHERINE ESPINOZA MENÉNDEZ

DEDICATORIA

“A la persona que a pesar de sus batallas internas pudo evocar a DIOS y hallar la entereza para culminar el presente trabajo y nunca abandonar sus metas y sueños: yo”

SHIRLEY KATHERINE ESPINOZA MENÉNDEZ

COMITÉ DE EVALUACIÓN

PhD Miguel Ruiz Martínez

Tutor del Proyecto

Prof. Sara Escobar Murillo

Evaluador 1

Prof. Katia Rodríguez Morales

Evaluador 2

DECLARACIÓN EXPRESA

“La responsabilidad del contenido de este Trabajo de Titulación, corresponde exclusivamente al autor, y al patrimonio intelectual de la misma **ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL**”

SHIRLEY KATHERINE ESPINOZA MENÉNDEZ

ÍNDICE GENERAL

CAPITULO I: INTRODUCCIÓN	1
1.1 Definición del problema.....	2
1.2 Objetivos.....	3
1.2.1 Objetivo General.....	3
1.2.2 Objetivos Específicos.....	3
1.3 Justificación y/o Importancia	4
1.4 Alcance del estudio	5
2. CAPÍTULO II: REVISIÓN DE LITERATURA.....	6
2.1 Pronósticos de Recaudos.....	6
2.1.1 Definición y enfoque del pronóstico de recaudos	6
2.2 Factores que afectan la precisión de los pronósticos de recaudos	7
2.3 Relación entre el pronóstico de recaudos y el flujo de caja proyectado	8
2.4 Pronósticos de Recaudos en tiempos de pandemia Covid-19	9
2.4.1 Desafíos y limitaciones en la proyección de recaudos durante la pandemia Covid-19	9
2.5 Impacto del Covid-19 sobre los pronósticos de recaudos de compañías dentro de la industria farmacéutica	12
2.6 Aplicación de la Metodología Box-Jenkins en los pronósticos de recaudos.....	15
2.6.1 Descripción general de las series temporales: Modelos ARMA, ARIMA y SARIMA	15
2.7 Descripción general y procedimiento de la metodología de Box-Jenkins	16
2.8 Modelos para la proyección de Recaudos en empresas farmacéuticas	19
2.9 Comparación de la metodología Box-Jenkins con otros métodos de pronóstico	21
CAPÍTULO III: METODOLOGIA.....	22
3.1 Datos y Variables	22
3.2 Operacionalización de variables	22

3.3 Modelo de pronóstico	22
3.3.1 Estacionariedad	23
3.3.2 Identificación	25
3.3.3 Estimación	25
3.3.4 Evaluación.....	25
3.3.5 Pronóstico	26
CAPÍTULO IV: RESULTADOS.....	27
4.1 Identificación del modelo.....	27
4.2 Estimación y diagnóstico del modelo	29
4.3 Pronóstico.....	34
5. CONCLUSIONES	36
6. RECOMENDACIONES	37
7. REFERENCIAS.....	38

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características de ACF y PACF teóricas.....	18
Tabla 2. Unit root test	28
Tabla 3. Estimaciones del modelo	31
Tabla 4. Raíces Inversas del polinomio(s) AR/MA.....	32

ÍNDICE DE FIGURA

Figura 1. Metodología de Box-Jenkins.....	23
Figura 2. Evolución de la recaudación de la empresa farmacéutica desde 2012 a 2022 27	
Figura 3. Evolución de los Recaudos con transformación logarítmica (LN).....	27
Figura 4. Evolución de los Recaudos en logaritmo y primera diferencia.....	27
Figura 5. Correlograma de la serie recaudo en logaritmo y en primera diferencia	29
Figura 6. Raíces inversas del polinomio característico AR-MA.....	32
Figura 7. Análisis de los residuos: Test Ljung-Box y Correlograma	33
Figura 8. Modelo ajustado SARIMA (2,1,9) (1,0,1) ₃ vs serie de datos original.....	34
Figura 9. Pronóstico de Recaudos	35
Figura 10. Evaluación del pronóstico	35

RESUMEN

Este trabajo desarrolla un modelo estadístico para pronosticar los recaudos mensuales de cartera, con el fin de mejorar la proyección mensual del flujo de caja de una compañía farmacéutica en Ecuador, filial de una multinacional farmacéutica. El objetivo general fue establecer un método preciso para pronosticar los ingresos basado en datos históricos, con el fin de mejorar la toma de decisiones financieras y estratégicas. La metodología empleada se basó en la metodología Box-Jenkins, utilizando un enfoque de series de tiempo SARIMA $(2,1,9) (1,0,1)_3$ para modelar los patrones de recaudación. Los principales hallazgos revelaron que la serie de recaudos era estacionaria en su primera diferencia, lo que implicó la necesidad de aplicar una diferenciación corta para lograr estabilidad. Los coeficientes significativos AR, MA y SARIMA confirmaron la relevancia de estos términos en el modelo, que fue validado mediante pruebas de raíces unitarias y análisis de residuos. Los pronósticos realizados por el modelo para los meses futuros demostraron un nivel aceptable de precisión, y los valores reales de recaudación se encontraron dentro de los intervalos de confianza.

Palabras claves: Pronóstico, Recaudos, ARIMA, Compañía farmacéutica

ABSTRACT

This study develops a statistical model to forecast monthly collection of accounts receivable, aiming to enhance the monthly cash flow projection of a pharmaceutical company in Ecuador, a subsidiary of a multinational pharmaceutical firm. The overarching objective was to establish a precise method for forecasting revenues based on historical data, with the aim of refining financial and strategic decision-making. The employed methodology was rooted in the Box-Jenkins approach, utilizing a SARIMA (2,1,9) (1,0,1)₃ time series framework to model collection patterns. The key findings revealed that the revenue series was stationary in its first difference, necessitating a short differencing to attain stability. The significant coefficients of AR, MA, and SARIMA affirmed the significance of these terms in the model, which was validated through unit root tests and residue analysis. Forecasts generated by the model for the upcoming months exhibited an acceptable level of precision, with actual collection values falling within confidence intervals.

Keywords: Forecasting, Collections, ARIMA, Pharmaceutical company

CAPITULO I: INTRODUCCIÓN

La existencia de diferencias entre las entradas y salidas del flujo de caja, tanto en términos de cantidad como de tiempo (realizaciones de efectivo), prevalecen en la mayor parte de las compañías generando cierto grado de incertidumbre que, de no manejarse de forma efectiva, podría dar lugar a problemas para sus obligaciones con terceros (Polat, 2003). La incapacidad para pagar facturas, el incumpliendo de obligaciones financieras, una limitada habilidad para invertir en crecimiento y una reducción de la solvencia son algunos de los problemas, que las empresas tienen que hacer frente con un deficiente manejo de su efectivo.

El pronóstico de flujo de caja forma parte de la gestión de liquidez y es un aspecto clave dentro de la planificación financiera de toda empresa. Estas herramientas de predicción producen la información requerida acerca de las futuras realizaciones de efectivo permitiendo a la compañía preparar sus necesidades inmediatas. Sin dichas previsiones, la empresa corre el riesgo de quedarse inesperadamente sin efectivo y, consecuentemente, entrar en riesgo de quiebra o insolvencia.

Sin embargo, a medida que el tiempo avanza los factores que afectan el desenvolvimiento de los pronósticos también incrementan; el desarrollo de tecnologías tales como nuevos métodos de pago o sistemas bancarios, por ejemplo, han aumentado la velocidad en las transacciones, de tal manera que los administradores de tesorería han tenido que ajustar sus pronósticos para poder hacer uso del “float” o flotación de efectivo en el nivel deseado, y obtener beneficios de ello (Polat, 2003).

Los cambios económicos repentinos causados por emergencias y eventos inesperados son otro importante factor que obliga a las empresas a realizar cambios fundamentales en sus estrategias, obligándolos a prestar más atención al desarrollo de sus pronósticos. Un claro ejemplo de aquello fue la pandemia Covid-19, evento que impactó en la liquidez de todo tipo de compañía a nivel mundial trayendo consigo numerosos problemas tales como, la morosidad de los clientes (que también tenían problemas de flujo de caja), incremento en los costos de refinanciación, por los préstamos comprometidos a raíz de la depreciación de la moneda nacional; la disminución de la demanda de bienes y servicios, entre otros.

Es por ello que, en un contexto más incierto marcado por la aceleración o la competencia y la irrupción de una crisis como la del Covid-19, se hace imprescindible para las compañías adoptar herramientas orientadas al pronóstico del flujo de caja acordes a sus nuevos modelos de negocio (Ionescu & Neghina, 2021). Para el caso de las compañías

multinacionales, un pronóstico preciso de efectivo es esencial para asegurar el nivel de liquidez que les permita operar en múltiples países y monedas. Sin embargo, el desarrollo de pronósticos en estas compañías suelen ser un desafío complejo debido a factores como los tipos de cambio, implicaciones fiscales, precios de transferencia, cumplimiento normativo y concentración de efectivo.

Al considerar cuidadosamente los desafíos, estas empresas, mediante el uso de tecnología avanzada y sistemas de gestión financiera, pueden crear pronósticos precisos, tomar decisiones informadas y asegurar el éxito a largo plazo. En base a lo mencionado, para el presente trabajo se ha elegido como material de estudio a una empresa en Ecuador, filial de una multilatina farmacéutica, dedicada a la importación y comercialización de medicamentos y productos farmacéuticos, cuya necesidad en el desarrollo de un modelo de pronóstico de recaudos va en aumento producto del crecimiento acelerado en ventas que vivió la compañía a raíz del Covid-19.

1.1 Definición del problema

La pandemia ha comprometido dramáticamente la salud financiera de las empresas siendo el flujo de caja el más grande problema al que se enfrentaron los negocios durante la crisis. Una encuesta global llevado a cabo por la Oficina Internacional de Trabajo en Ginebra, Suiza durante el segundo trimestre del 2020 y en la que participaron más de cuatro mil empresas en 45 países alrededor de 4 regiones del mundo, entre ellos África, Asia, Pacífico, Europa, Latinoamérica y el Caribe; mostró dentro de sus resultados que más del 60% de las compañías encuestadas no tenían suficiente flujo de efectivo para cancelar sueldos o mantener sus actividades operativas, mientras que el 67% manifestaba que la financiación fue insuficiente para su proceso de recuperación en cambio el 86% reportó tener un alto impacto financiero en sus negocios a raíz de la pandemia. De los sectores analizados, el de hotelería y turismo reportó el más alto efecto: 88% seguido por el comercio o retail con un 59%.

A pesar de que muchas industrias se han visto gravemente afectadas por la pandemia, hubo otras en cambio, que atravesaron una rápida aceleración y un gran crecimiento. Los resultados financieros de las empresas farmacéuticas mejoraron de manera constante en 2020, el primer año en el que los efectos del COVID-19 se sintieron en el sector farmacéutico. De acuerdo a las últimas proyecciones de Global Health Intelligence, la tasa de crecimiento anual compuesto (TCAC) del mercado farmacéutico entre 2018 y 2023 podría llegar a un 9,3% y América Latina no ha sido la excepción a este fenómeno, puesto que los indicadores actuales

señalan que el mercado de productos farmacéuticos de la región se está expandiendo de manera significativa.

Un caso de estudio llevado a cabo por Gayetri & cols. (2020) indicó que la pandemia del Covid-19 impactó de manera positiva el flujo de caja de las compañías en la industria farmacéutica de Indonesia, dado que las mismas evidenciaron un incremento en sus niveles de efectivo, en comparación al del año previo, producto del rápido crecimiento en el nivel de ventas por el aumento en la demanda de medicina, multivitaminas y suplementos.

Sin embargo, la mayoría de las firmas hacen uso limitado de métodos modernos de pronóstico. De acuerdo a una encuesta sobre las prácticas de pronósticos, dentro de mil compañías mexicanas, se obtuvo que los métodos más usados para la realización de pronósticos son los llevado a cabo sobre juicios u opiniones. A su vez, la mayoría de los encuestados están más familiarizados con las técnicas de promedio móvil y regresión lineal mientras que, técnicas como Box-Jenkins y redes neuronales son desconocidos; por último, el estudio señala que las empresas reportan alta satisfacción con las técnicas de promedios. (Durán & Flores, 1998)

Durante los años de pandemia, la empresa filial objeto de estudio, pudo cumplir con sus obligaciones a corto plazo y mantener las relaciones con sus proveedores debido al aumento de flujo de efectivo de las cuentas por cobrar de sus clientes (distribuidores farmacéuticos, cadenas y depósitos) producto del crecimiento en el nivel de ventas. El efecto covid-19 y la rápida adaptación a las nuevas dinámicas del mercado farmacéutico, han permitido a la compañía no solo generar resultados positivos sino también mantener dicho crecimiento en la actualidad.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo General

Construir un modelo estadístico para pronosticar los recaudos mensuales de cartera, con el fin de mejorar la proyección mensual del flujo de caja de una compañía farmacéutica en Ecuador, filial de una multilatina farmacéutica.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Recolectar y tratar los datos históricos de la compañía el cual comprende los recaudos (ingresos por ventas) de los últimos 10 años.
- Elaborar y ajustar un modelo de series temporales que se adecúe a la naturaleza de los datos.

- Generar los pronósticos de recaudos a partir de la definición de modelo planteado en punto anterior.
- Evaluar los resultados de los pronósticos con los datos reales de la compañía

1.3 Justificación y/o Importancia

El impacto del Covid-19 dentro de la gestión de efectivo de las empresas nos revela que los pronósticos financieros, basados en los últimos años de relativa estabilidad del mercado, se están volviendo obsoletos. El problema para las empresas es que nadie sabe cómo seguirá desarrollándose la pandemia mundial o cuándo terminará, por lo que un enfoque reactivo no es suficiente. Las empresas deben adoptar un enfoque proactivo con potentes herramientas de planificación financiera que puedan ayudarlas a trazar los diferentes escenarios e inclusive a modelar la nueva realidad financiera derivada de la pandemia.

Ser capaz de pronosticar un adecuado flujo de caja es uno de los desafíos más importantes dentro de la gestión de tesorería de una compañía maduramente establecida. A través de una mayor precisión en la predicción de los ingresos de efectivo o recaudos, derivados de las ventas, y acordes a la nueva realidad económica, la compañía puede no solo optimizar sus gastos sino también aumentar la rentabilidad de sus inversiones, negociar mejores términos o condiciones de endeudamiento y minimizar el endeudamiento externo, optimizando así el uso del efectivo y evitando posibles shocks.

Los pronósticos se necesitan continuamente y, a medida que pasa el tiempo, se debe medir el impacto de dichos pronósticos con el desempeño real; de esa manera se actualizan los pronósticos originales y se modifican las decisiones. Sin pronósticos precisos la empresa esencialmente desperdicia sus recursos, dejando de asignar los fondos verdaderamente disponibles a proyectos o inversiones prometedoras. O inclusive limitando la financiación a corto plazo entre compañías, cuya operación es común dentro de compañías multinacionales (Stone & Wood, 2014).

Por lo anterior, se vuelve imprescindible la elaboración de un modelo que permita a las compañías pronosticar de manera más precisa el flujo de efectivo proveniente, acorde a su nivel actual de ingresos. Actualmente, el pronóstico de ingresos de caja, dentro de la compañía objeto del presente estudio, se realiza de manera intuitiva y con un limitado análisis estadístico de los datos, lo que a su vez podría generar una incorrecta preparación del flujo de efectivo y por ende un manejo inexacto de la liquidez por parte del departamento financiero de la compañía. El

presente estudio por lo tanto propone la elaboración de un modelo ARIMA de series temporales como reemplazo al método actual.

1.4 Alcance del estudio

Las conclusiones derivadas del presente estudio, en torno a la construcción de un modelo estadístico que permita pronosticar los recaudos o ingresos de efectivo, está dirigido únicamente a la empresa objeto de estudio, misma que se dedica a la importación y comercialización de medicamentos y productos farmacéuticos genéricos para uso humano, veterinario, agrícola, incluyendo además el consumo de marcas. La compañía se caracteriza por ser la subsidiaria de una multilatina farmacéutica que exporta a más de 17 países de Norteamérica, Centroamérica, Suramérica y El Caribe y que cuenta con operación propia dentro de Ecuador, El Salvador, Guatemala, Honduras Nicaragua, Panamá y República Dominicana.

La elaboración y manejo del presupuesto de flujo de caja dentro de la compañía de estudio, implica ciertas realidades, tales como: mayores reservas de efectivo, política de créditos y descuentos superiores sobre las ventas, alcance a préstamos “intercompanies” y concentración de efectivo o “sweeping” (transferencia de fondos en dólares a la compañía matriz), permitiendo a esta última disminuir la necesidad de endeudamiento externo, reducir los costos de transacción o aumentar sus rendimientos, al colocar un mayor monto en inversiones.

Extrapolar el modelo a otras realidades podría generar predicciones inexactas o incluso completamente incorrectas, ya que los datos, fuera del escenario original, podrían ser significativamente diferentes a los datos utilizados en el presente modelo.

No obstante, el desarrollo del presente estudio permitirá a la subsidiaria farmacéutica elaborar presupuestos de flujo de caja más robustos, que a su vez le permitirá incrementar su nivel de eficiencia, optimizar sus reservas de efectivo y mejorar la toma de decisiones dentro del departamento financiero, como, por ejemplo; destinar mayores recursos a los saldos por transacciones comerciales con sus partes relacionadas, cuando el nuevo presupuesto del flujo así lo permita.

2. CAPÍTULO II: REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 Pronósticos de Recaudos

2.1.1 Definición y enfoque del pronóstico de recaudos

El proceso de estimar la cantidad de dinero que una compañía percibirá de sus clientes en un periodo de tiempo determinado se conoce como *pronóstico de recaudos*. Los recaudos comprenden a ingresos generados por las actividades operativas de la empresa, de forma que puede ser cobrados en efectivo, crédito, recibos de intereses también incluyen otros tipos de pagos (Agus, Dana, Arsana, & Suandi, 2022). De forma, que al hablar sobre el pronóstico se involucra el análisis de la tendencia de recaudación presente y pasada, así como también los factores que probablemente afecten los futuros recaudos de la compañía, mismos que pueden internos como, por ejemplo; cambios en los plazos de crédito, o externos, como el comportamiento del consumidor o las condiciones económicas.

Por lo que, se menciona al pronóstico como una predicción de lo que puede ocurrir en el futuro a partir de ciertos datos iniciales, por lo que, su nivel de éxito será de acuerdo con la exactitud con la que se apega a la realidad. Mediante la predicción se resalta el hecho de mantener riesgos. Sin embargo, se establece como parte importante para proporcionar información sobre los cambios a futuro tomando en cuenta el entorno económico y cómo pueden impactar a la empresa (Fierro, Castillo, & Torres, 2022).

El pronóstico de efectivo, derivado de la operación del negocio, es importante para la toma de decisiones dentro de la empresa; sobre todo si las previsiones están bien preparadas utilizando datos de base fiables y horizontes de tiempo apropiados para la empresa en cuestión; por lo que, se debe actualizar periódicamente para reflejar los cambios experimentados o los eventos futuros conocidos y se compara con los datos reales y se perfecciona con el tiempo para mejorar la precisión. Desafortunadamente, muchas empresas hacen un mal uso de la previsión de efectivo y, como resultado, todo el proceso cae en descrédito (De Caux, 2006).

En este contexto, se considera como una herramienta clave dentro de la planeación financiera, cuyo desarrollo se ve plasmado en algunos horizontes de tiempo: a corto plazo, cuyo objetivo es identificar los cobros y excedentes que se puedan utilizar para inversión garantizando que no haya saldos inactivos permanentes o cuentas que devenguen bajos intereses; mediano plazo, usado para estimar las posiciones netas de efectivo de un mes hasta un año, estableciendo promedios generales en lugar de posiciones diarias (De Caux, 2006).

Las compañías que utilizan este horizonte realizan pronósticos de manera mensual con una proyección de hasta 12 meses, sin embargo, en industrias volátiles, esta práctica no tiene sentido, por lo que encontraremos compañías que proyecten con un máximo de hasta 3 meses hacia delante. Es importante indicar que los pronósticos deben actualizarse de manera mensual o trimestral y a medida que cambien los acontecimientos, de esta manera obtendremos datos mucho más sólidos. Por último, el horizonte de largo plazo, empleado para proyecciones contables y cambios en las partidas de balances con periodos de tiempo superiores a un año. Estas proyecciones suelen considerar además las ventas a largo plazo, las compras y los productos de la empresa (De Caux, 2006).

Cheng & Hollie, (2008), por ejemplo, propusieron un modelo de pronóstico que descompone el flujo de efectivo operativo en componentes principales, entre ellos las ventas, costo de bienes vendidos, costos operativos y gastos administrativos; y no principales, como los intereses, impuestos, entre otros. Concluyendo que dicha desagregación mejora la predicción de flujo de efectivo futuros, especialmente para las empresas con altos flujos de efectivo y variabilidad de ganancias.

2.2 Factores que afectan la precisión de los pronósticos de recaudos

Los pronósticos de recaudos, provenientes de las cuentas por cobrar a clientes, posee propiedades estocásticas que no están bajo el control de la dirección financiera de una compañía, por lo que se vuelve necesario predecir su comportamiento. La complejidad de pronosticar estos flujos radica principalmente en el volumen de transacciones, la sincronización aparentemente aleatoria de los pagos, las variaciones en los tipos de cambio, así como también la irregularidad en las transacciones, que se manifiestan como abonos, pagos anticipados, pagos múltiples, entre otros. Por lo que se vuelve imprescindible para los responsables financieros, disponer de un sistema de predicción hecho a la medida de las necesidades específicas de la compañía y en función de sus propios factores, tales como políticas de crédito, tendencias, términos de pago y afines (Weytjens, Lohmann, & Kleinsteuber, 2021).

La precisión de los pronósticos de recaudos, así como otras muchas actividades dentro de la gestión financiera: análisis de gastos de capital, planificación de estructuras de capital y análisis de fusiones, dependerán en mayor medida de la precisión en los pronósticos de ventas, siendo las grandes empresas aquellas que reconozcan su importancia, comprometiendo recursos y esfuerzos para lograr una mejor precisión (Pan, Nichols, & Joy, 1977). En el caso de los pronósticos de recaudos, si el pronóstico de ventas es muy optimista éste puede dar lugar

a una sobrestimación de la recaudación, mientras que si es pesimista puede conducir a la compañía a subestimar sus cobros en efectivo.

Las políticas de crédito constituyen un componente clave para la gobernabilidad y la sostenibilidad de las empresas debido a que, si se trasladan a un escenario de crisis, se intensifican las alertas relacionadas con la gestión de liquidez y capital. De igual manera, se requieren implementar medidas para renegociar las condiciones de pago debido a que la probabilidad de incumplimientos puede afectar de forma significativa las previsiones (KPMG, 2020).

A nivel externo se tienen como factores a las condiciones económicas debido que pueden restringir de forma significativas las oportunidades de crecimiento de las empresas. Surgen debido a la volatilidad que presentan los mercados y la economía real e incluyen riesgos de mercado y de liquidez ya que se desconoce sobre el futuro de los ingresos o recaudos de la empresa (Pérez, Martínez, & Antón, 2019).

Finalmente, se tiene como otro factor externo a los cambios en los comportamientos de clientes debido a que cuando están o no están adquiriendo productos, determinan si la empresa tendrá éxito o no. Por ello, cada acción relacionada con las políticas comerciales subyace de una consideración previa relativa al individuo y verificando sus decisiones de compra debido a que se debe crear al usuario la necesidad, y con ello, ofrecerle la oportunidad y capacidad de satisfacción para que se mantengan los ingresos de la empresa y establecer los pronósticos de recaudos (Espinel, Monterrosa, & Espinoza, 2019).

2.3 Relación entre el pronóstico de recaudos y el flujo de caja proyectado

El flujo de caja proyectado es un instrumento financiero que permite determinar la liquidez de una empresa, de forma que permite controlar los pagos o cobros que se deben generar en un periodo de tiempo. Al disponer de este tipo de instrumento se cuenta con la facilidad de reconocer como va cambiando la fluidez de la empresa y así controlar los movimientos, por ello, se pueden establecer políticas para cuantificar los niveles de rentabilidad y la toma de decisiones financiera (Cuesta & Vásquez, 2021).

También se reconoce que el flujo de efectivo permite analizar los cambios que se van dando en torno a la liquidez y solvencia tomando en cuenta la información de los recaudos y los desembolsos de efecto que deban realizarse. De manera que, se suministran todos los datos para identificar cual es la capacidad de la empresa y permite gestionar la línea de objetivos que se han trazado (Cobo & Erazo, 2021).

Entonces, el estado de flujo de efectivo no sólo se enfoca en las actividades de la empresa, sino que observa de forma paralela lo que sucede con las variables macroeconómicas como el Producto Interno Bruto (PIB) o la tasa de empleo. Además, es utilizado ante los recursos limitados que puedan presentarse, dando confianza en las respuestas debido a que representa la manera de gestionar los recaudos independientemente del tamaño, actividad o sector de permanencia de la empresa (Belduma, Andrade, & Barahona, 2020).

El manejo de los flujos financieros corresponde a un factor que determina la permanencia de las empresas, de esta manera, puede entender el comportamiento de las diferentes cuentas como caja, cuentas por cobrar, cuentas por pagar o deudas a largo plazo. Este elemento permite generar un estado situacional que puede presentar la empresa y la lectura de estos por parte de las autoridades de la empresa representan el diseño de estrategias para el manejo correcto del dinero y que se pueda cumplir con los diferentes agentes económicos (Chávez & López, 2021).

El análisis de flujos de efectivo juega un papel cada vez más importante en el estudio de la dinámica empresarial, ya que el pronóstico de efectivo es clave en el desempeño económico de la empresa. De esta manera, mediante la previsión del flujo de caja tomando en cuenta las ganancias como variables predictoras y las acumulaciones como variables predictoras combinadas, los empresarios pueden planificar sus futuros movimientos para eliminar todo tipo de amenaza de insolvencia o crisis de liquidez (Ferri, Tron, Plume, & Della, 2020).

Por lo general, el flujo de efectivo futuro permite predecir mediante la desagregación de las ganancias en dos componentes como el flujo de efectivo de las operaciones y el devengo total, este último a su vez se descompone en cuentas por cobrar, cambio en inventario, cambio en cuentas por pagar, amortización y otras acumulaciones. Por lo que, se evidencia la superioridad de su predicción para el pronóstico de recaudos en un horizonte de tiempo de uno a tres años (Ferri, Tron, Plume, & Della, 2020).

2.4 Pronósticos de Recaudos en tiempos de pandemia Covid-19

2.4.1 Desafíos y limitaciones en la proyección de recaudos durante la pandemia Covid-19

Los analistas financieros han establecido diferentes herramientas y procedimientos con el fin de pronosticar el futuro de la empresa principalmente debido a los cambios que pueden generarse en un periodo de tiempo (Cobo & Erazo, 2021). Ante las dinámicas globales se

observan los cambios drásticos generados por la pandemia y se evidenció como las empresas no se encontraban preparados para una problemática de esta magnitud, e incluso este cambio tan abrupto tomó desprevenidos a muchos negocios (Zúñiga, Restrepo, Osorio, Buendía, & Muñoz, 2020).

El impacto de la pandemia Covid-19 ha representado un desafío debido a la crisis social y económica particularmente en las industrias de servicios. En los primeros meses se identificó la tendencia hacia el cierre de los establecimientos de forma parcial o total, y se comenzó con la modalidad en línea, que dependiendo de los entornos se fueron adaptado; sin embargo, uno de los puntos claves para enfrentar los desafíos implica el nivel de madurez digital tras la adopción de tecnología digital (World Intellectual Property Organization, 2022).

En general, son las pequeñas y medianas empresas que mantiene un gran porcentaje de empleo con una caja para operar en un promedio de 30 a 120 días, de forma, que la pandemia fue desafiante. En cambio, para las grandes empresas, debido a sus condiciones a nivel de tamaño, escala, reconocimiento y capacidad de gestión de caja, lo que presentaron fueron problemas a corto, mediano y largo plazo. En este escenario, todas las empresas por igual tuvieron que aprender a mejorar el flujo de caja, su migración a un negocio de tipo digital y la transformación de su equipo de marketing con el fin de convertirlo en un centro de adquisición de ingresos para mantener la demanda y su capacidad de relacionarse (Labrador, Suarez, & Suarez, 2020).

En este contexto, se puede indicar que las empresas que lucharon por mantener sus recaudos fueron aquellas con pronósticos de efectivo o flujos de efectivos que muestran inestabilidad, por lo que son, particularmente vulnerables a cualquier cambio externo. En cambio, otras empresas parecieron inmunes porque tenían un buen estado financiero y la capacidad de progresar durante esta crisis, tomando en cuenta como progresaba y el tiempo que se requería para volver a la normalidad.

Los sectores principalmente afectados fueron el turismo y la hotelería, entretenimiento y transporte aéreo evidenciando grandes cambios a corto plazo. Los negocios con bienes de consumo y ventas minoristas presentaron un mayor riesgo financiero sobre todo si se encontraban ligados de alguna forma con China; mientras que los negocios con demanda de tipo estacional pudieron haber sido desplazados de forma temporal o definitiva en este caso se tiene a las empresas que manejan bienes de consumo, ropa y calzado. Mientras que las industrias orientadas a generar productos básicos pudieron continuar con los respectivos

cambios ante la exposición de las fluctuaciones en la demanda global y en los cambios de los precios (Deloitte, 2020).

Uno de los primeros desafíos relacionados con los recaudos corresponde al ciclo de conversión de efectivo ya que en periodos normales, las empresas se concentran en las ganancias y pérdidas, buscando mantener y elevar el nivel de ventas mientras que se deben realizar actividades back office como pagos de factura y conversión de cuentas por cobrar en efectivo, de forma, que para responder al desafío, una de las principales formas se trata de minimizar los requisitos de capital de trabajo y mantener un enfoque coordinado hacia las cuentas por pagar, cobrar e inventarios (Deloitte, 2020).

La proyección de recaudos se convirtió en un desafío debido a que algunas de las empresas no se encontraban en una buena situación financiera antes de pandemia, por lo que, el ingreso limitado por las ventas reducidas generaba más probabilidades de cerrar antes que las empresas que mantenían una buena situación antes del confinamiento. Ante este escenario se mantenía un nivel de incertidumbre que prevaleció en el tiempo entre las empresas, donde los mayores obstáculos eran los problemas de baja liquidez y flujo de caja (Aragie, Erik, Kattaa, & Prokop, 2021).

El enfoque durante la pandemia también se guiaba hacia gestionar y agilizar las cuentas por cobrar, donde las empresas tienden a ser un poco estrictas y dar por hecho este tipo de movimientos, por lo que, no representa una preocupación para la proyección de recaudos. Sin embargo, a medida que avanza la pandemia, se volvía vital mantener la gestión del efectivo, entonces, era importante gestionar las cuentas por cobrar, para no generar retrasos en los pagos a proveedores ya que los clientes se encontraban en una situación igual. Para ello, es de vital importancia que las empresas se concentren en el rendimiento del pago y se identifique como cambiar sus prácticas para asegurar una facturación oportuna sin costos que pudieran causar demoras (Deloitte, 2020).

También era importante mantener una auditoría de todos los movimientos relacionados con las transacciones por pagar y por cobrar, de forma, que la empresa pudiera observar cómo está recibiendo el pago por sus bienes y servicios vendidos y buscando situaciones donde se han aplicado descuentos, que pudieron ser indebido, para sí generar una forma en que los clientes realicen sus pagos de forma correcta. Cuando se completa la auditoría es importante, establecer mejor para mitigar el surgimiento de problemas, por ello, es importante entender como es el funcionamiento (Deloitte, 2020).

Debido a los cambios en el mercado, las empresas debían considerar fuentes de ingresos alternativos o poco convencionales, esta planeación se refiere a que es importante verificar los puntos de presión en las líneas de ingreso considerando si se pueden reponer y en qué tiempo hacerlo. Un ejemplo corresponde a una empresa internacional con un mercado principal, donde se puede enfocar al mercado local, pero si cuenta con los activos suficientes, estos pueden ser considerados para generar ingresos, que pueden ser utilizados al momento de la elaboración de los pronósticos, de forma, que se disminuyen las presiones de forma significativa y se tienen nuevas iniciativas, que se pueden mantener a largo plazo (Deloitte, 2020).

Debido a que algunas empresas no cuentan con la capacidad de activos, no pueden limitarse a pensar únicamente en el interior de la empresa, en este tiempo de crisis, es cuando deben enfocarse en maximizar sus ingresos tomando en cuenta su ecosistema completo y la cadena de suministros ya que así trasladan su carga y no generan problemas a corto plazo. Siendo aplicable a sus cuentas por cobrar, donde es importante primero evaluar el alcance de sus decisiones y acciones para no tener problemas con los clientes y mantener la protección debida, garantizando que se mantenga el flujo de dinero (Deloitte, 2020).

2.5 Impacto del Covid-19 sobre los pronósticos de recaudos de compañías dentro de la industria farmacéutica

La industria farmacéutica se caracteriza por ser un mercado estratégico con diversas especialidades, por lo que, la sostenibilidad de sus recaudos se debe al volumen de compras que realiza el sistema, los precios estipulados para cada medicamento y la eficiencia de los medicamentos en la mejora de la salud. Siendo que en el primer punto se verifica la relación de los diferentes compradores ya que su compra va de acuerdo con sus intereses, pero son estos intereses que generan una desalineación en los recaudos (Gómez, Matarín, & García, 2020). Por lo que, la pandemia provocó que el consumo de los productos farmacéuticos se vea afectado y se generen productos vencidos.

Se estima como una de las industrias más rentables del mundo, a pesar de la proporción muy alta de los costos de investigación y desarrollo requeridos a nivel de tecnología y recursos que determinan la actividad en sí misma y los altos riesgos que implica invertir en ellos. Continuamente se encuentran desarrollando nuevos medicamentos para tratar nuevas enfermedades, con el fin de crear una fuente de ganancias de próxima generación y así maximizar el valor de la empresa. Debido a su proporción excepcionalmente alta de

I+D/ventas, la industria farmacéutica a menudo se caracteriza como un sector impulsado por la tecnología y la ciencia (Tusek, Jezovita, & Halar, 2021).

Antes de pandemia se mantenía un buen crecimiento del entorno económico que influía directamente en la toma de decisiones ya que se contaba con una visión amplia del sistema y con ello, se mantenía la perspectiva para los próximos años en la industria farmacéutica, de forma que se mantenían estructuras competitivas constantes en el tiempo. Sin embargo, para determinar la productividad en un sector se debe mantener un alto nivel de ingresos y la rentabilidad de las inversiones, de forma tal que se mantiene el crecimiento potencial (Bravo, Vallejo, & Mera, 2022).

En el corto plazo, el desempeño de la compañía se ve afectado negativamente por el Covid-19. En los primeros días del brote de la pandemia, la cantidad de pacientes en hospitales que acudían a citas médicas fue menor que en años anteriores, y los sectores de servicios médicos y fabricación farmacéutica de la compañía se vieron significativamente afectados negativamente debido a la baja demanda en ciertas líneas de medicamentos. En 2020, se verificó que las tasas de crecimiento interanuales de la industria farmacéutica y de I+D y la industria de servicios médicos se encontraban en niveles muy bajos (Hu , Huo, Zhai, & Zu, 2023).

Así que la tarea urgente que debían mitigar en el sector correspondía los impactos a corto plazo relacionados con los cobros de los clientes tomando en cuenta el flujo cambiante de pacientes y verificando las políticas de cobranza que se mantenían debido a que comúnmente se genera una cuenta de cobranza que puede llegar a litigios, que durante el 2019 se presentó un gran aumento de líneas comerciales de cobro de deudas (Consumer Financial Protection Bureau, 2022).

Sin embargo, debido a la situación era importante establecer una conexión primero con los clientes para verificar como realizar los pagos ya que se mantenía como prioridad mantener un nivel de ingresos para no tener problemas de liquidez y realizar los pagos a proveedores y otros gastos de acuerdo con las expectativas mantenidas para ese año. Por otro lado, debido a las limitaciones, no se podía hacer envíos a nivel internacional, lo que ralentizaba las operaciones y con ello, los costos generales aumentaban para las empresas (Chen, Le Deu, Zhou, & Zhou, 2020).

La fabricación de medicamentos también se vio obstaculizada por las restricciones en el trabajo de las empresas, el personal infectado, la baja disponibilidad de materias primas y,

el problema del transporte para los productos a través de las fronteras. Por otro lado, ha habido una tendencia hacia la información masiva sobre tratamientos aún no probados, lo que ha dado lugar a una reserva de medicamentos necesarios para pacientes en estado crítico, en particular sedantes y opioides (Ivanova, y otros, 2021).

Durante la pandemia se observó la tendencia de consumo de productos relacionados con la salud de forma, que las recetas se concentraban en la entrega de medicinas en base a los hábitos y reposición de las recetas para enfermedades como las crónicas, con ello, el público también comenzó a preocuparse por la utilización de material que mantuviera desinfectadas las manos y áreas comunes (Saiyar & Nikfar, 2020).

Ante los cambios en la dinámica de los negocios y con limitaciones como la definición específica de estrategias e implementación de herramientas que permitían fortalecer el crecimiento del negocio principalmente para los farmacéuticos, buscaron mejorar sus estrategias para garantizar la salud del paciente. Las farmacias han ampliado su papel para brindar la mejor atención posible durante la pandemia de COVID-19 al recibir apoyo legislativo (Ivanova, y otros, 2021).

Para el siguiente año, la tasa de crecimiento del beneficio neto atribuible a la matriz fue del 10 %, inferior al 23 % de 2019. A la larga, la epidemia benefició a las empresas farmacéuticas. Teniendo en cuenta la rígida demanda médica y la contribución al crecimiento de los productos principales para combatir enfermedades relacionadas con la pandemia. Para 2021, la tasa de crecimiento de los ingresos aumento a un 28,7 %. Además, la tasa de crecimiento del beneficio neto atribuido a la matriz en 2021 fue del 29%, alcanzando el nivel más alto de los últimos cinco años (Hu , Huo, Zhai, & Zu, 2023).

El aumento repentino del número de pacientes gravemente enfermos ha llevado a la necesidad de grandes cantidades de medicamentos lo que ha permitido aumentar la producción de medicamentos. Las consecuencias de la pandemia provocaron una escasez de medicamentos esenciales, así como de los necesarios para tratar a los pacientes en estado crítico. El principal factor fue el aumento de la demanda, ya que el efecto sobre la oferta y el acceso a los medicamentos fue tangible (Ivanova, y otros, 2021).

Entre las novedades dentro del sector farmacéutico se tiene a la telefarmacia (aspecto práctico de la telemedicina, que se refiere a la prestación de servicios farmacéuticos a distancia). Ya que fue útil no sólo para pacientes con COVID-19, sino también para pacientes crónicos y con movilidad limitada. Por lo que, se convirtieron en una parte indispensable de

la primera línea, su papel en tiempos de crisis, como la actual pandemia, fue crucial; además participaron en varios niveles para el control y la prevención de enfermedades, la atención y el tratamiento de los pacientes durante la pandemia de COVID-19 (Ivanova, y otros, 2021).

2.6 Aplicación de la Metodología Box-Jenkins en los pronósticos de recaudos

2.6.1 Descripción general de las series temporales: Modelos ARMA, ARIMA y SARIMA

Modelo ARMA

El modelo ARMA es de tipo estacionario y por cada t, se muestra como:

$$X_t - \phi_1 X_{t-1} - \dots - \phi_p X_{t-p} = Z_t - \theta_1 X_{t-1} - \dots - \theta_q X_{t-q}$$

Donde los polinomios no tienen factores comunes, siendo el proceso ARMA (p, q) con media μ si $X_t - u$ es un proceso. Para lo cual es conveniente utilizar la siguiente ecuación:

$$\phi(B)X_t = \theta(B)Z_t$$

Donde p y q son grados de polinomios y B es el operador de desplazamiento hacia atrás. Entonces se dice que la serie de tiempo es un proceso autorregresivo de orden p si $\theta(z) = 1$ y es un proceso de promedio móvil de orden q si $\phi(z) = 1$ (Miranda, 2021).

Modelo ARIMA

El modelo ARIMA tiene un autorregresivo integrado media móvil, si la diferencia dth, $W_t = \nabla^d Y_t$ es un proceso ARMA estacionario si W_t sigue un modelo ARMA (p, q); entonces se indica como un proceso ARIMA (p, d, q). Cuando se trabaja con este modelo tiene una media cero (Miranda, 2021).

Modelo SARIMA

El modelo SARIMA se refleja mediante la variación estacional; es decir, que la serie de tiempo mantiene un retardo B para procesar SARIMA (p, d, q) x (P, D, Q)_s, por lo que, puede escribirse como:

$$\phi(B)\vartheta_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\vartheta_q(B^s) \varepsilon_t$$

Donde:

$\varphi(B)$ y $\theta(B)$ son polinomios de orden p y q mientras que $\vartheta_p(B^S)$ y $\vartheta_q(B^S)$ son polinomios de B^S de grados P y Q , de forma que p corresponde al orden de autoregresión no estacional, d es el número de diferencias regulares, q se muestra como el orden de la media móvil no estacional, P es el orden de auto regresión estacional, D es el número de diferencias estacionales, Q es el orden de la media móvil estacional y S corresponde a la duración de la temporada (Miranda, 2021).

2.7 Descripción general y procedimiento de la metodología de Box-Jenkins

El método de Box-Jenkins se desarrolló a principio de los 70, cuando se implementaron procesos como la identificación, estimación y diagnósticos de series temporales basados en un perfil econométrico. Siendo que el procedimiento inicia con el análisis del pasado de la variable que se desea proyectar, se tiene como ventaja que no se necesita de una variable exógena, que puede convertirse en un inconveniente ya que no se atiende relaciones con otras variables dentro del entorno bajo la consideración del modelo ARIMA (Tobón, 2019).

Al integrarse la metodología de Box-Jenkins se procede al análisis del comportamiento de la serie de tiempo como si se tratase de un proceso estocástico (representado por Y_k en el tiempo), de forma que su proyección se verá asociada con una distribución de probabilidad dentro de un modelo (ARMA, ARIMA y SARIMA) y su estacionariedad se reconoce por el comportamiento del ruido blanco. Así se busca verificar la estacionariedad (Mabert & Radcliffe, 1974). Por ello, la metodología ofrece un procedimiento para escoger el modelo adecuado que se ajuste a los datos observados y se puedan realizar pronósticos, para ello, se plantean los siguientes pasos:

Estacionariedad: Se identifica si es estacionaria.

Identificación: Paso para establecer los valores apropiados de p , d , q .

Estimación: Se estiman los parámetros que se incluyen en el modelo de ajuste.

Evaluación: Al seleccionar el modelo particular se debe comprobar si se ajusta o buscar otro tipo de modelo.

Pronósticos: Se elaboran los pronósticos de la serie temporal (Miranda, 2021).

El primer paso en la metodología es identificar un modelo tentativo o disponible en la ecuación que pueda ser parte de la investigación. La identificación de un modelo se realiza mediante una combinación de conocimiento previo del patrón de datos, la serie graficada y la

función de autocorrelación de la muestra, siendo el último elemento elegido como el principal indicador al compararlas con los patrones teóricos de autocorrelación (Mabert & Radcliffe, 1974). Para cada patrón de diferenciación, se calcula la función de autocorrelación de muestra, donde tiene un retraso dado, k, como:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2}$$

Donde n es el número de observaciones y \bar{X} es la media muestral.

Para este paso, se puede utilizar el método gráfico, que determina si la serie es o no es estacionario; para lo cual, se deben presentar inclinaciones en los datos conforme avanza en el tiempo. Se puede hacer uso de la función de autocorrelación para verificar la estabilidad de la serie y mostrar su comportamiento, este se reconoce de acuerdo con la forma de los cortes ya que, si son muy lentos, indica que la serie de tiempo no es estacional. En caso de no utilizar este método, se puede analizar mediante las transformaciones como primeras diferencias o logaritmo diferenciado (Aguilar & Acosta, 2022).

La identificación de modelos potenciales se realiza comparando el conjunto de funciones de autocorrelación de muestra con funciones teóricas. Generalmente la autocorrelación teórica tenderá a atenuarse lentamente a medida que k aumenta. Alternativamente, un modelo de promedio móvil se evidencia mediante picos en el p_k para k en particular (Mabert & Radcliffe, 1974). Para ello, en este paso se utilizan las funciones respectivas de auto correlación y correlación parcial ya que de acuerdo con cada configuración se asocia al modelo establecido (teórico). En caso de generarse similitudes se indica que ese es el modelo tentativo de la serie (Aguilar & Acosta, 2022). Para lo cual se toma en cuenta los siguientes datos:

Tabla 1. Características de ACF y PACF teóricas

TABLA I.
CARACTERÍSTICAS DE ACF Y PACF TEÓRICAS

Modelo	ACF	PACF
AR(p)	Decae a cero	Se trunca o corta después del retraso p
MA(q)	Se trunca o corta después del retraso p	Decae a cero
ARMA(p,q)	Decae a cero	Decae a cero

Nota: La imagen fue tomada de (Aguilar & Acosta, 2022)

De acuerdo con Aguilar & Acosta (2022) ante la identificación se obtienen los siguientes modelos:

Modelo ARIMA (p, 1, 0)

Modelo ARIMA (0, 1, q)

Modelo ARIMA (p, 1, q)

Después de la estimación de los parámetros del modelo, el modelo debe ser verificado de forma diagnóstica a través de un examen de la serie de términos residuales. Si el modelo es adecuado, estos residuos se distribuirán de forma independiente como desviaciones normales con media cero y varianza constante, en caso contrario, se debe examinar el patrón de las autocorrelaciones residuales para la mejora potencial del modelo, este proceso debe ser repetido hasta encontrar un modelo adecuado (Mabert & Radcliffe, 1974). El proceso puede ser realizado utilizando el criterio de Estimación de máxima verisimilitud o Maximum Likelihood (ML). Después se utiliza el Criterio de Información de Akaike (AIC) para seleccionar el modelo a escoger (Aguilar & Acosta, 2022).

También se establece que debe ser estacionario, donde las raíces deben exceder la unidad en valor absoluto mientras que la invertibilidad comprende la revisión de la serie en observaciones pasadas. Por lo que, puede ocurrir que existan diferentes modelos que cumplan con las características y generen resultados semejantes. Para ello, se puede utilizar el RSME, siendo el modelo ideal; aquel que cuente con el menor RSME (Aguilar & Acosta, 2022).

Después, se realiza la evaluación del modelo, se verifica la eficiencia mediante el análisis de los residuos o los residuos estandarizados. De esta manera, los resultados muestran

que se ha recolectado toda la correlación serial y los residuos no se encuentran correlacionados entre sí y mediante la forma gráfica se espera que el modelo muestre una dispersión rectangular alrededor de un nivel horizontal, sin ningún tipo de tendencia. Se procede a realizar la verificación de independencia mediante la auto correlación muestral, para ello, se agrega una gráfica de probabilidad Q-Q (quantil – quantil) identificando así las desviaciones. Por último, se considera las magnitudes de la auto correlación muestral (Aguilar & Acosta, 2022).

2.8 Modelos para la proyección de Recaudos en empresas farmacéuticas

Regresión

Uno de los métodos utilizados corresponde a la Regresión de forma que se puede evaluar el impacto y el pronóstico sobre el rendimiento relativo de la previsión de flujos de efectivo individuales. Por lo general, para su aplicación se establecen las relaciones lineales entre variables y su predicción hacia el futuro. Los métodos estadísticos tienden a ser utilizados principalmente por los grupos multinacionales más sofisticados y son particularmente populares entre algunos de los grupos estadounidenses más grandes (De Caux, 2006).

Regresión retrasada

Otro modelo corresponde al enfoque de regresión retrasada, donde los cobros en efectivo van a las ventas a crédito: hay un desfase entre el momento de las ventas a crédito y la realización del efectivo. Más específicamente, el efecto rezagado de las ventas a crédito sobre las entradas de efectivo se puede distribuir en varios períodos de la siguiente manera:

$$C_t = b_0S_t + b_1S_{t-1} + b_2S_{t-2} + \dots + b_kS_{t-k} + u_t$$

$$C_t = \sum_{i=0}^k b_i S_{t-i} + u_t$$

Donde:

C_t = recaudación de efectivo en el período t,

S_t = ventas a crédito realizadas en el periodo t

b_i = porcentajes de cobro (propuesta de pago)

k = el número de períodos retrasados

y donde se cumplen todos los supuestos del modelo de regresión estándar. Siempre que S_{t-1} , sea independiente del término de error u_t , las estimaciones de OLS de los parámetros serán

imparciales y consistentes, siendo así, las pruebas de significación, de hipótesis, los límites de confianza y los coeficientes de correlación se pueden realizar de forma normal, asumiendo la ausencia de autocorrelación. También se debe tomar en cuenta que las tasas de cobro pueden no cumplir con el 100% debido a la presencia de deudas incobrables, pero con el método OLS, se puede calcular la tasa de gastos de deudas incobrables (Shim, 1981).

Promedios móviles

Este método calcula una media de los importes más recientes con vistas a estimar importes futuros. Con los promedios móviles, no se utiliza ninguna ponderación; todas las cifras cuentan por igual. Sin embargo, el pronóstico se puede ajustar a las tendencias utilizando más observaciones para calcular el promedio. El uso de un multiplicador de cinco semanas daría como resultado un ajuste de pronóstico a las tendencias mejor otro multiplicador, que sea mayor. Con este método, el pronóstico siempre se basará en tendencias pasadas en lugar de tendencias actuales o esperadas. Para las empresas que tienen patrones comerciales bastante constantes, esto puede funcionar bien. Este no sería el caso de los negocios estacionales o aquellos con patrones de ventas desiguales

Suavizado exponencial

El suavizado exponencial toma promedios móviles simples y normalmente los pondera para que las observaciones más recientes tengan mayor peso en el cálculo. En efecto, se reconoce errores de pronóstico recientes y busca corregirlos (De Caux, 2006). La ecuación de suavizado exponencial es:

$$F_{t+1} = F_t + a(x_t + F_t)$$

Donde:

F_{t+1} = pronóstico de efectivo para el período (t +1);

F_t = pronóstico de efectivo para el período t (es decir, el período anterior);

a = constante de suavizado (entre 0 y 1); y

x_t = flujo de efectivo real para el período t.

Por lo tanto, el pronóstico, utilizando suavización exponencial para el próximo período, es igual al pronóstico del último período más una corrección 'a' multiplicada por $(x_t + F_t)$ en el error más reciente. Una constante de suavizamiento de 1,0 significa que el pronóstico para el próximo período será el mismo que el flujo de efectivo real para el período actual, adaptándose a todos los tipos de negocios (De Caux, 2006).

2.9 Comparación de la metodología Box-Jenkins con otros métodos de pronóstico

Los modelos ARIMA se pueden aplicar a distintos datos pudiendo ser discretos o continuos, sin embargo, su aplicación conlleva que sean datos equidistantes en el tiempo. Para la elaboración del modelo se requiere una cantidad mínima de 50 datos. Se aplican al tratamiento de series que mantienen patrones estacionales. Siendo principalmente las series tanto estacionarias como no estacionarias. Debido a que incluye el parámetro d , que simboliza grado de diferenciación aplicado en la serie. También presentan perturbaciones aleatorias que son independientes entre sí; es decir, no tienen ningún tipo de correlación (UNAM, 2015).

También se consideran como la mejor forma de predecir lo que sucederá a corto plazo debido a que son capaces de observar cómo se generan los cambios a lo largo de la serie. De esta manera, el modelo puede ser utilizado como punto de referencia, siendo fáciles de construir (CEPAL, 2015). Además, se ha verificado que los resultados obtenidos mediante esta metodología son superiores en comparación con otros modelos de regresión, por lo que, la capacidad de predicción puede superar el 75% de la tendencia (Enríquez & Rodríguez, 2021).

CAPÍTULO III: METODOLOGIA

La metodología a seguir durante el desarrollo del modelo econométrico, que tiene como objetivo predecir los recaudos de la compañía objeto de este estudio, es la siguiente:

3.1 Datos y Variables

La base de datos fue construida a partir del reporte mensual de recaudación de la empresa objeto de estudio. Los datos seleccionados están basados en las recaudaciones mensuales de enero 2012 a Mayo 2022 (un total de 125 meses).

La variable recaudos comprende el nivel de efectivo recolectado por la compañía, reflejado en los saldos de cuenta bancaria y consignado a nivel de cartera dentro de un periodo específico (mensual). Esta variable se ubica dentro del flujo de caja diario de la compañía como Ingreso por ventas.

3.2 Operacionalización de variables

Los recaudos de la compañía se encuentran consignados mediante cuentas regionales. Cada regional maneja una codificación a nivel de cartera siendo 11 Costa, 12 Sierra, 13 Austro, 14 Institucional y 15 Agro veterinario.

El efectivo proveniente de la cartera es acreditado en las cuentas bancarias de la compañía en un periodo específico y posteriormente es consignado, por el departamento de cartera, de acuerdo a su naturaleza. Por tal motivo podríamos concluir que:

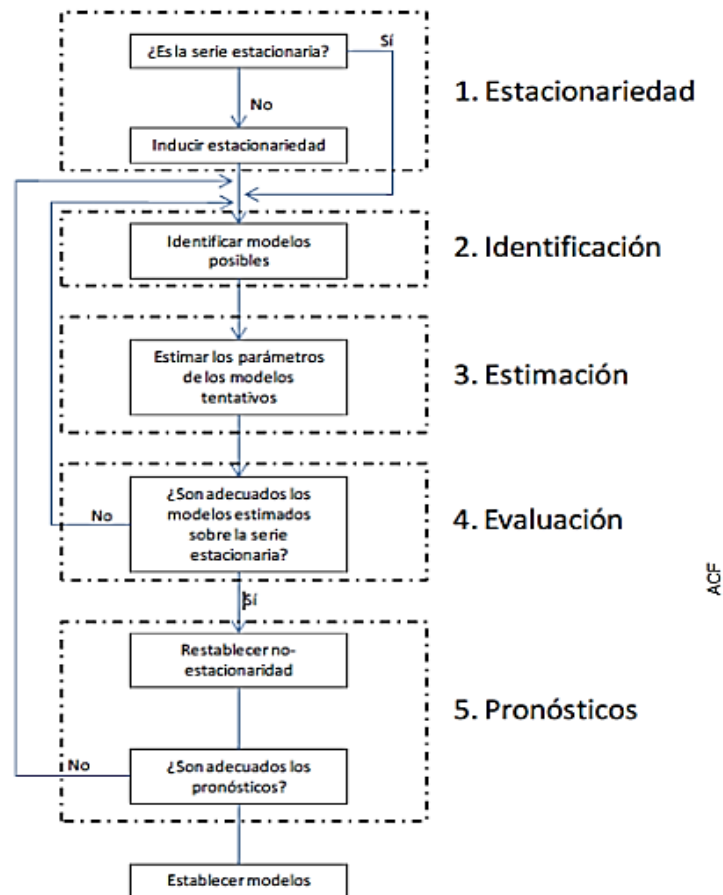
Recaudo (mensual) = Recaudos 11 + Recaudos 12 + Recaudos 13 + Recaudos 14 + Recaudos 15.

3.3 Modelo de pronóstico

La metodología aplicada para determinar el modelo de pronóstico para la serie de tiempo en estudio es la BOX-JENKINS. Esta metodología implica una interacción entre la identificación preliminar del modelo, la estimación y la comprobación de diagnóstico, para ello el elemento humano es muy importante, particularmente dentro del reconocimiento de patrones en la parte preliminar y, hasta en cierto punto, en la evaluación del ajuste del modelo (Beveridge & Cyril, 1994).

El método de pronóstico Box-Jenkins puede ser dividido en 5 pasos: Estacionariedad, Identificación, Estimación, Evaluación o Diagnóstico y Pronósticos (Aguilar & Acosta, 2022), (Pisuttinart, Jatuporn, Suvanvihok, & Seerasarn, 2022).

Figura 1. Metodología de Box-Jenkins



Nota: La imagen fue tomada de (Aguilar & Acosta, 2022)

3.3.1 Estacionariedad

La estacionariedad de una serie de tiempo implica que su media y varianza sean constantes en el tiempo. Considerando una serie temporal como la realización de un proceso estocástico $x(t)$, se dirá que éste es estacionario en sentido débil si tiene momentos de primer y segundo orden finitos y que no varían en función del tiempo:

$$\begin{aligned}
 E[x(t_i)] &= E[x(t_i + h)] = \mu_1 < \infty \\
 E[x(t_i)^2] &= E[x(t_i + h)^2] = \mu_2 < \infty \\
 E[x(t_i)x(t_i)] &= E[x(t_i + h)x(t_i - h)] = \mu_{ij} < \infty
 \end{aligned}$$

con μ_1 , μ_2 y μ_{ij} constantes a lo largo del tiempo.

La metodología Box Jenkins sugiere diferenciación corta y estacional (larga) para lograr la estacionariedad en la media, y transformación logarítmica o potencia para lograr estacionariedad en la varianza. (Makridakis & Hibon, 1997)

Los procedimientos utilizados para el análisis de la estacionariedad comprenden: examen gráfico de la serie, análisis de los Correlogramas (funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie en estudio) y la aplicación de contrastes o test de raíces unitarias.

Para la prueba de estacionariedad se aplica el test de raíz unitaria Dickey-Fuller aumentada (ADF) (Dickey & Fuller, 1979; 1981). Los modelos de raíz unitaria ADF consisten en (1) un proceso de paseo aleatorio con constante (ADF con α), y (2) un paseo aleatorio con constante y tendencia temporal lineal (ADF con α y T).

Camino aleatorio con constante:

$$\Delta F_t = \alpha + \theta F_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i F_{t-1} + e_t$$

Camino aleatorio con constante y tendencia lineal:

$$\Delta F_t = \alpha + \rho T + \theta F_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i F_{t-1} + e_t$$

Donde:

F es la serie de tiempo de la variable.

Δ es el orden de la diferencia.

α es el término constante.

T es la tendencia.

θ y ϕ son los coeficientes de las variables.

t es el tiempo de rezago, empezando por 1,2, 3, p.

e es el término de error.

La hipótesis nula de la raíz unitaria ADF (H_0) es la estacionariedad de la serie temporal. Las pruebas de raíz unitaria comienzan a comprobar si se trata de órdenes no estacional y estacional. Si se ha comprobado que la serie temporal presenta estacionariedad en la fase normal, puede concluirse que contiene el proceso de raíz unitaria I(0).

Sin embargo, supongamos que se ha indicado que la serie temporal muestra no estacionariedad en la etapa normal. En ese caso, es necesario añadir el orden de diferenciación y volver a comprobarlo hasta que la serie temporal muestre estacionariedad. Si la serie temporal tiene una raíz unitaria en la primera diferencia, se puede concluir que contiene el proceso de raíz unitaria $I(1)$. (Pisuttinusart, Jatuporn, Suvanvihok, & Seerasarn, 2022).

3.3.2 Identificación

Para identificar las posibles opciones para p y q , se calculará el respectivo correlograma. Las ordenes de auto regresión $AR(p)$ y $SAR(p)$ han sido identificados usando la función de autocorrelación parcial (PACF) mientras que las órdenes de promedio móvil y promedio móvil estacional, $MA(q)$ y $SMA(q)$, han sido identificados usando la función de autocorrelación (ACF).

3.3.3 Estimación

Para la estimación de los coeficientes de las variables de modelo SARIMA se ha utilizado la Estimación de Máxima Verosimilitud (MLE), con un nivel de significancia del 5%.

La estructura SARIMA $(p, d, q) (P, D, Q)$ puede representarse como sigue:

$$(1 - \phi_p B)(1 - \Phi_p B^s)(1 - B)^d(1 - B^s)^D F_t = (1 - \theta_q B)(1 - \Theta_Q B^s) e_t$$

Donde:

Φ_p es el coeficiente de $AR(p)$

Φ_p es el coeficiente de $SAR(p)$

θ_q es el coeficiente de $MA(q)$

Θ_Q es el coeficiente de $SMA(q)$

B es el operador de rezago

s es la frecuencia estacional

D es la orden de diferencia estacional

d es la orden de diferencia no estacional

3.3.4 Evaluación

El diagnóstico del modelo tentativo consiste en evitar la correlación en serie mediante el estadístico Ljung-Box (QLB). En caso de que no haya correlación serial, el modelo puede

utilizarse para la previsión; sin embargo, si se encuentra más de un modelo que podría utilizarse en la previsión, se elegirá el modelo más adecuado como el modelo con el valor más bajo de los estadísticos AC y SC.

3.3.5 Pronóstico

El estudio pronosticará los recaudos de la compañía farmacéutica para los meses de junio 2022 a agosto 2022. El flujo de caja de la compañía se proyecta de manera bimestral por lo cual, los resultados del presente estudio serán utilizados para la construcción del mismo.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS

4.1 Identificación del modelo

Como primer paso a la estimación del modelo, se procedió a realizar una evaluación gráfica de los datos para el análisis de estacionariedad de la serie. En la figura 1 se muestra la evolución de la variable de estudio, podemos observar cambios en los niveles de recaudación, así como una clara tendencia creciente, lo que sugiere que la serie en análisis podría ser no estacionaria.

Tal como se indicó en el capítulo anterior, la estacionariedad toma presencia cuando la media y la varianza de la serie se mantiene constante a lo largo del tiempo, sin embargo, al realizar submuestras de igual tamaño a la serie se evidencia que la media de los recaudos durante el 2020 al 2022 es de 3.1 millones mientras que la media del 2012-2015 y 2016-2019 es de 2.0 millones y de 2.04 millones respectivamente; evidenciando así, un incremento en el nivel de recaudos durante los últimos años, especialmente durante la presencia del covid-19.

Figura 2. Evolución de la recaudación de la empresa farmacéutica desde 2012 a 2022

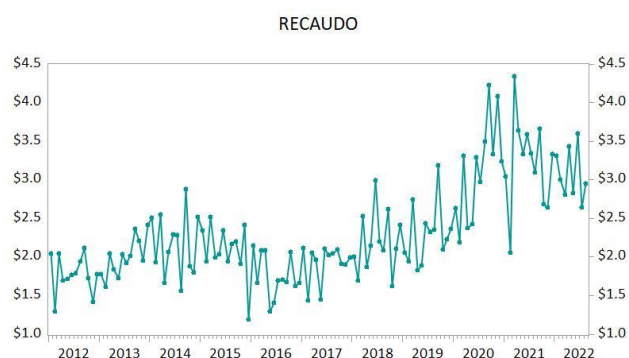


Figura 3. Evolución de los Recaudos con transformación logarítmica (LN)

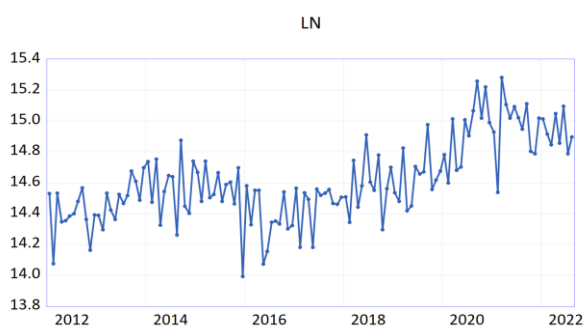
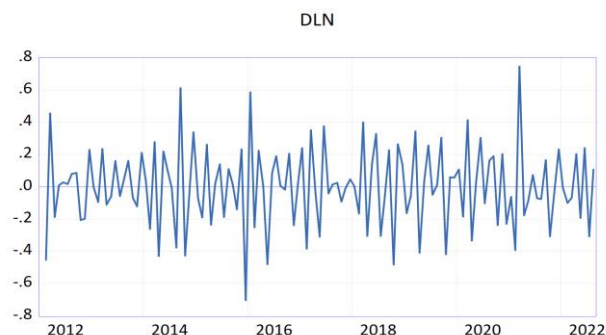


Figura 4. Evolución de los Recaudos en logaritmo y primera diferencia



Para identificar el orden de integración de la variable se utilizó los tests de Dickey Fuller aumentado (baja potencia) y de Phillips-Perron (alta potencia) que plantean la hipótesis nula de no estacionariedad contra la hipótesis alternativa de estacionariedad. La tabla 1 muestra los resultados para cada uno de los tests utilizados. Se evalúa primero la variable en nivel incluyendo intercepto más un componente de tendencia, y luego aplicando la primera diferencia, pero excluyendo el componente de tendencia.

Tabla 2. Unit root test

Descripción	Variable	Test de Raíz Unitaria Dickey-Fuller Aumentada		Test de Raíz Unitaria Phillips-Perron	
		Estadístico t	Prob.	Estadístico t	Prob.
En nivel con intercepto y tendencia	LN recaudos	-1.686033	0.7517	-9.38621	0.0000***
En primera diferencia con intercepto	D (LN recaudos)	-9.045571	0.0000***	-33.0361	0.0001***

MacKinnon (1996) one-sided p-values.

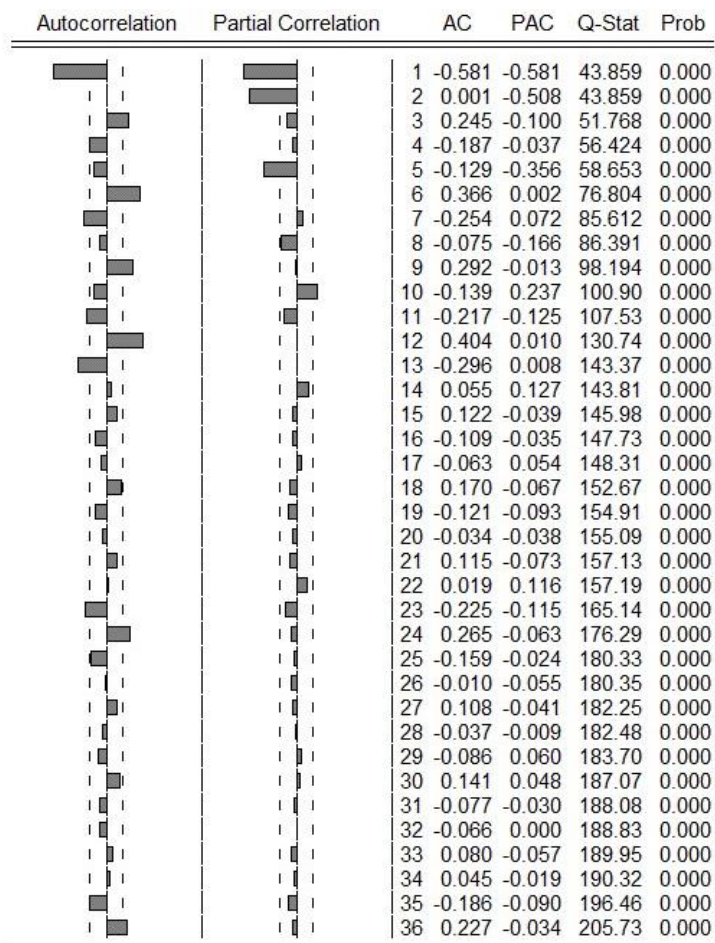
(*), (**), (***) Indicate statistical significance at 10%, 5%, 1% respectively

Como se puede observar, las pruebas aplicadas a la variable expresada en nivel difieren en sus resultados, mientras que el test Dickey-Fuller Aumentado no rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad, por tanto, la variable posee raíz unitaria mientras que el test de Phillips-Perron rechaza la hipótesis nula.

Sin embargo, al evaluar la variable en primera diferencia, ambos test, tanto el de Dickey-Fuller aumentado como el Phillips-Perron, rechazan la hipótesis nula de no estacionariedad, lo que indica que la **variable es estacionaria** en su primera diferencia, es decir que es integrada de orden uno **I (1)**.

Una vez identificado el orden de integración de la variable logaritmo natural de recaudos, se procedió con la fase de identificación, donde se realizó un correlograma para determinar cuánto es el número de rezagos óptimo para la regresión ARIMA. El gráfico generado se muestra a continuación:

Figura 5. Correlograma de la serie recaudo en logaritmo y en primera diferencia



Como se puede observar, logra la estacionariedad en la serie de datos, existen rezagos significativos tanto en la función de autocorrelación simple ACF como la de autocorrelación parcial PACF que nos permiten identificar las posibles combinaciones para los procesos: MA {3,6,9,12,24} y AR {1,2,5,10}. Adicional, se puede observar un comportamiento estacional significativo, en los rezagos de la función de autocorrelación simple ACF, lo que nos podría llevar a analizar la presencia de órdenes estacionales dentro del modelo de pronóstico de recaudos.

4.2 Estimación y diagnóstico del modelo

Se procedió a escoger el mejor modelo que mejor se ajusta a los datos considerando, en primera instancia, las combinaciones AR y MA cuyos coeficientes sean significativos y que, dentro de sus estimaciones, posea el menor valor de los criterios AIC, SBC, HQC junto con el valor más alto de probabilidad logarítmica, Log Likelihood.

El modelo a ser estimado, resultado de la elección anterior, se describe en la ecuación 1:

Estimation Equation:

(1)

$$DLN = 0 + [AR(1) = C(1), AR(2) = C(2), SAR(3) = C(3), MA(6) = C(4), MA(9) = C(5), SMA(3) = C(6)]$$

Donde:

AR(1), C(1) es el proceso autorregresivo de orden 1 y su coeficiente.

AR(2), C(2) es el proceso autorregresivo de orden 2 y su coeficiente.

SAR(3), C(3) son el proceso autorregresivo estacional de orden 3 y su coeficiente.

MA(6), C(4) es el proceso de media móvil de orden 6 y su coeficiente.

MA(9), C(5) es el proceso de media móvil de orden 9 y su coeficiente.

SMA(3), C(6) es el proceso de media móvil estacional de orden 6 y su coeficiente.

Los resultados empíricos, resumidos en la tabla 2, nos indican que el modelo general planteado explica el comportamiento de la variable recaudos en un 61%.

Así mismo podemos notar que, los coeficientes AR(1) y AR(2) son -0.94376 y -0.715785, respectivamente. Ambos coeficientes son significativos ($p < 0.001$), lo que indica que los valores pasados de la serie tienen un impacto negativo en los valores actuales.

El coeficiente SAR(3) es -0.995377, y es altamente significativo ($p < 0.001$). Esto indica que el componente estacional del período 3 tiene un impacto negativo significativo en los valores actuales de los recaudos.

Los coeficientes MA(6) y MA(9) son -0.355459 y 0.540672, respectivamente. Ambos coeficientes son significativos ($p < 0.01$ y $p < 0.001$, respectivamente). Un coeficiente negativo para

MA(6) indica una correlación negativa con los errores pasados, mientras que un coeficiente positivo para MA(9) indica una correlación positiva con los errores pasados.

El coeficiente SMA(3) es 0.564934, y es significativo ($p < 0.001$). Un coeficiente positivo indica una correlación positiva con los errores estacionales pasados en el período 3.

El coeficiente SIGMASQ es 0.022418 y es altamente significativo ($p < 0.001$). SIGMASQ es una medida de volatilidad que representa la varianza del término de error en el modelo SARIMA por lo que su valor deberá ser el más pequeño posible.

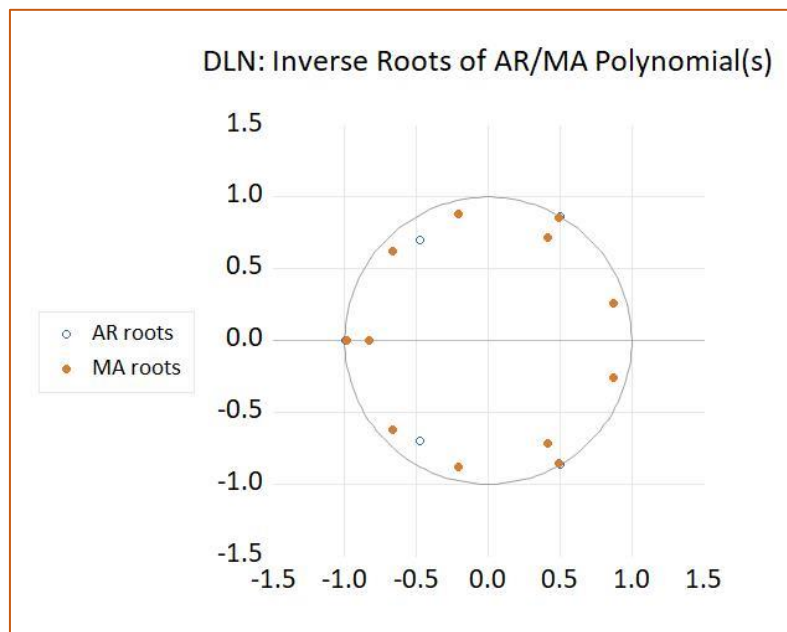
Tabla 3. Estimaciones del modelo

Variable Dependiente: D (ln recaudos)				
Variable	Coefficiente t	Error Estándar	Estadístico t	Prob
AR (1)	-0.94376	0.078068	-12.08895	0.0000***
AR (2)	-0.715785	0.089655	-7.983777	0.0000***
SAR (3)	-0.995377	0.019567	-50.86902	0.0000***
MA (6)	-0.355459	0.12963	-2.7421	0.0071***
MA (9)	0.540672	0.134277	4.026546	0.0001***
SMA (3)	0.564934	0.118337	4.773941	0.0000***
SIGMASQ	0.022418	0.002435	9.208255	0.0000***
R-cuadrado	0.626207	Akaike info criterion	-0.802531	
R-cuadrado ajustado	0.607039	Schwarz criterion	-0.643322	
Log-likelihood	56.75694	Hannan-Quinn criter.	-0.737857	
Estadístico Durbin-Watson	1.79844			

*, **, *** Indica niveles de significancia estadística al 10%, 5% and 1%, respectivamente.

Una vez seleccionado los rezagos óptimos, se procedió a evaluar la estabilidad del modelo.

Figura 6. Raíces inversas del polinomio característico AR-MA



La figura 3 presenta las raíces inversas del polinomio característico AR-MA asociadas a las diferentes ordenes de retrasos especificados por los criterios de selección. Como se puede observar todas las raíces se encuentran dentro del círculo unitario por tal motivo el proceso generador de datos planteado NO es explosivo y es adecuado para su aplicación y análisis.

Tabla 4. Raíces Inversas del polinomio(s) AR/MA

Raíces AR	Módulos	Ciclo
-0.998456	0.998456	
$0.499228 \pm 0.864689i$	0.998456	6
$-0.471880 \pm 0.702221i$	0.846041	2.90556
Ninguna raíz se encuentra fuera del círculo unitario.		
Modelo ARMA es estacionario.		
Raíces MA	Módulos	Ciclo
-0.986083	0.986083	
$0.493041 \pm 0.853973i$	0.986083	6
$0.870254 \pm 0.262332i$	0.908934	21.46043
$-0.207941 \pm 0.884828i$	0.908934	3.487529
$-0.662313 \pm 0.622496i$	0.908934	2.632059
-0.826671	0.826671	
$0.413335 \pm 0.715918i$	0.826671	6
Ninguna raíz se encuentra fuera del círculo unitario.		
Modelo ARMA es invertible.		

La tabla 3 resume el análisis de las raíces unitarias inversas del componente AR, en el cual se visualizan 3 raíces inversas con sus respectivos módulos y ciclos. A su vez, para el componente MA, se encontraron seis raíces inversas con sus respectivos módulos y ciclos. Se concluye, por ende, que el modelo propuesto en ecuación 1, es estacionario (AR) e invertible (MA).

Por último, el modelo fue sujeto a la evaluación de sus residuos. El estadístico Q de Ljung-Box (LBQ) prueba la hipótesis nula de que las autocorrelaciones de hasta un desfase de k, en este caso 36, son iguales a 0 y por ende son independientes en el tiempo.

Como se puede observar en la figura 4, los valores de probabilidad del estadístico Q son todos mayor a 5% por tal motivo se rechaza la hipótesis nula y se confirma que los residuos del modelo en la ecuación 1 son aleatorios y no están correlacionados entre sí.

El correlograma de los residuos soporta esta conclusión al notar que todos los gráficos de barras se encuentran dentro de los límites establecidos.

Figura 7. Análisis de los residuos: Test Ljung-Box y Correlograma

Q-statistic probabilities adjusted for 6 ARMA terms						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.080	0.080	0.8147	
		2	0.061	0.055	1.2968	
		3	0.027	0.018	1.3930	
		4	-0.077	-0.084	2.1573	
		5	0.049	0.060	2.4756	
		6	0.060	0.061	2.9472	
		7	0.001	-0.012	2.9472	0.086
		8	-0.036	-0.053	3.1202	0.210
		9	-0.030	-0.017	3.2437	0.356
		10	-0.078	-0.062	4.0831	0.395
		11	-0.163	-0.159	7.7482	0.171
		12	-0.030	-0.009	7.8757	0.247
		13	-0.037	-0.010	8.0647	0.327
		14	0.012	0.021	8.0849	0.425
		15	0.004	-0.013	8.0870	0.525
		16	-0.031	-0.010	8.2217	0.607
		17	-0.046	-0.029	8.5307	0.665
		18	-0.090	-0.087	9.7185	0.641
		19	-0.048	-0.050	10.060	0.689
		20	0.012	0.014	10.082	0.756
		21	0.145	0.136	13.278	0.581
		22	0.036	-0.016	13.472	0.638
		23	-0.157	-0.195	17.308	0.434
		24	-0.042	-0.024	17.586	0.483
		25	-0.079	-0.026	18.580	0.484
		26	-0.013	-0.023	18.606	0.548
		27	0.110	0.064	20.564	0.486
		28	0.018	0.012	20.616	0.545
		29	-0.031	-0.058	20.770	0.595
		30	-0.103	-0.142	22.540	0.547
		31	-0.062	-0.034	23.195	0.566
		32	-0.117	-0.070	25.521	0.490
		33	0.042	0.041	25.821	0.529
		34	0.103	0.059	27.673	0.482
		35	-0.022	-0.056	27.757	0.531
		36	0.088	0.043	29.129	0.511

Una vez realizado el diagnóstico general, la ecuación 2 describe el comportamiento del modelo en términos de los valores pasados de la serie temporal y los errores retardados. Con esta especificación, el modelo se considera el más adecuado para representar y explicar el proceso generador de datos en la serie temporal analizada.

Substituted Coefficients:

(2)

$$DLN = 0 + [AR(1) = -0.943760096072, AR(2) = -0.7157850257, SAR(3) = -0.995376625879, MA(6) = -0.355459025104, MA(9) = 0.54067204559, SMA(3) = 0.564933761241]$$

4.3 Pronóstico

El modelo SARIMA (2,1,9) (1,0,1)₃ reúne los supuestos estadísticos necesarios siendo el que mejor se ajusta al proceso generador de datos, véase la figura 5. Por tal motivo fue seleccionado para pronosticar los valores de recaudos de los meses de junio, julio y agosto 2022.

Figura 8. Modelo ajustado SARIMA (2,1,9) (1,0,1)₃ vs serie de datos original



Como se puede observar en la tabla 4, para el mes de junio de 2022, el modelo SARIMA (2,1,9) (1,0,1)₃ pronosticó un valor de recaudo de \$3,501,265, con un intervalo de confianza entre \$2,742,741 y \$4,259,789; para el mes de julio pronosticó un valor de recaudo de \$2,905,241, con un intervalo de confianza entre \$2,118,280 y \$3,692,202 y para el mes de

agosto 2022 el valor pronosticado fue \$2,914,537, con un intervalo de confianza entre \$2,034,411 y \$3,794,663.

Figura 9. Pronóstico de Recaudos

Mes	Pronóstico	Intervalo de confianza		Real
		Límite Superior	Límite Inferior	
jun-22	\$3,501,265	\$4,259,789	\$2,742,741	\$3,596,773
jul-22	\$2,905,241	\$3,692,202	\$2,118,280	\$2,644,671
ago-22	\$2,914,537	\$3,794,663	\$2,034,411	\$2,948,616

Los valores reales de recaudos fueron de \$3,596,773 para el mes de junio, \$2,644,671 para el mes de julio y \$2,948,616 para el mes de agosto 2022, dichos valores se encuentran dentro de sus respectivos intervalos de confianza, lo que confirma que el modelo tiene una capacidad razonable para prever los recaudos futuros.

Figura 10. Evaluación del pronóstico

MAPE	MAE	MSE
4.55%	\$ 130,052	\$ 161,431

La evaluación del pronóstico, resumido en tabla 5, dio como resultado, un error cuadrático medio (MSE) de \$161,431 y un error medio absoluto (MAE) de \$130,052 lo que indica que, en promedio, las predicciones difieren en aproximadamente \$130,052.3 de los valores reales de los recaudos.

El valor MAPE obtenido fue de 4.55%, de acuerdo al test MAPE, un valor $\leq 10\%$ indica que el nivel de precisión del modelo es alto.

5. CONCLUSIONES

En el presente estudio, se desarrolló un modelo econométrico basado en la metodología Box-Jenkins con el objetivo de predecir los recaudos mensuales de una compañía farmacéutica. La base de datos utilizada fue construida a partir de los reportes mensuales de recaudación de la empresa, abarcando un total de 125 meses de información. Mediante la aplicación de la metodología Box-Jenkins, se identificó un modelo SARIMA (2,1,9) (1,0,1)₃ como el más adecuado para representar el comportamiento de la variable de estudio.

Los resultados del modelo indicaron que la serie de recaudos de la compañía farmacéutica era estacionaria en su primera diferencia (I(1)), lo que sugiere la necesidad de aplicar una diferenciación corta para lograr estacionariedad en la media. El análisis de las autocorrelaciones y autocorrelaciones parciales en el correlograma permitió identificar los rezagos óptimos para los procesos autorregresivos (AR) y de media móvil (MA) dentro del modelo. Asimismo, se observó la presencia de componentes estacionales significativos, lo que llevó a incluir términos SARIMA en el modelo.

La estimación y diagnóstico del modelo confirmaron la relevancia estadística y significancia de los coeficientes AR, MA y SARIMA seleccionados. Además, las raíces inversas del polinomio característico AR-MA se encontraron dentro del círculo unitario, lo que asegura la estabilidad del modelo. La evaluación de los residuos mostró que estos son aleatorios y no correlacionados, respaldando la validez del modelo para pronósticos futuros.

Los pronósticos realizados por el modelo para los meses de junio, julio y agosto de 2022 mostraron una capacidad razonable para prever los recaudos futuros. Los valores reales de recaudación se encontraron dentro de los intervalos de confianza, lo que indica que el modelo tiene una adecuada capacidad predictiva. Los errores cuadráticos medios (MSE) y medios absolutos (MAE) obtenidos en la evaluación del pronóstico indicaron que las predicciones difieren en promedio en aproximadamente \$130,052 respecto a los valores reales de los recaudos, con un MAPE del 4.55%, lo que sugiere una alta precisión del modelo.

En conclusión, el modelo econométrico SARIMA desarrollado en este estudio se muestra como una herramienta efectiva para la predicción de los recaudos mensuales de la compañía farmacéutica. Su capacidad para capturar las tendencias, estacionalidades y comportamientos pasados de la serie de tiempo de recaudación permitió obtener pronósticos con un nivel aceptable de precisión. Sin embargo, se destaca la importancia de actualizar y

validar periódicamente el modelo, ya que las condiciones económicas y comerciales pueden cambiar con el tiempo, afectando los patrones de recaudación.

6. RECOMENDACIONES

Para mejorar la precisión y eficacia del modelo de pronóstico de recaudos, es fundamental mantener actualizada la base de datos con los últimos registros disponibles. La actualización constante permitirá que el modelo refleje de manera más efectiva las fluctuaciones y cambios en el comportamiento de la compañía a lo largo del tiempo, brindando resultados más confiables y actualizados.

Se sugiere además considerar la inclusión de variables exógenas relevantes en el modelo. Estas variables podrían ser indicadores económicos, cambios regulatorios o eventos específicos de la industria farmacéutica que puedan afectar los recaudos. La incorporación de estas variables enriquecerá el modelo y proporcionará una visión más completa de los factores que influyen en la recaudación de la compañía.

Para asegurar la efectividad del modelo, es importante establecer y monitorear indicadores clave de desempeño relacionados con el proceso de recaudo. Estos indicadores permitirán una revisión constante de la precisión del modelo y facilitarán la detección temprana de desviaciones significativas. Si se identifican patrones inesperados o errores en el pronóstico, será posible ajustar el modelo para mejorar su capacidad predictiva.

Al implementar estas recomendaciones, la compañía farmacéutica estará en una posición más sólida para tomar decisiones financieras y estratégicas informadas. La actualización constante de datos, la consideración de variables externas relevantes y el monitoreo de indicadores clave asegurarán una planificación financiera más precisa y una gestión de riesgos más efectiva en el futuro. Estas prácticas ayudarán a la compañía a mantener su competitividad y adaptarse de manera más ágil a los cambios en el entorno económico y de negocios.

7. REFERENCIAS

- Aguilar , B., & Acosta, R. (2022). *Ajuste de un modelo ARIMA para los precios de exportación del aguacate calibre 60*. <https://www.esfm.ipn.mx/assets/files/esfm/docs/RNAFM/articulos-2022/XXVIIRNAFM002.pdf>
- Agus, M., Dana, S., Arsana, M., & Suandi, K. (2022). Cash Flow Projection Analysis on Company's Going Concern During the Covid-19 Pandemic. 388-391.
- Ahmad, N., Nasir, F., & Aleem, U. (2015). Sale Forecasting of Merck Pharma Company using ARMA Model. *Research Journal of Finance and Accounting*. <https://www.iiste.org/Journals/index.php/RJFA/article/view/26907>
- Aragie, T., Erik, S., Kattaa, M., & Prokop, M. (2021). *Impact of the COVID-19 pandemic on enterprises in Japan*. https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---arabstates/---ro-beirut/documents/publication/wcms_749136.pdf
- Belduma, E., Andrade, D., & Barahona, P. (2020). Decisiones de producción en el sector bananero y su relación con el flujo de efectivo. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria KOINONIA*.
- Beveridge, S., & Cyril, O. (1994). A comparison of Box-Jenkins and Objective Methods for Determining the Order of a Non-seasonal ARMA Model. *Journal of Forecasting*, 13, 419-434. <https://doi.org/10.1002/for.3980130502>
- Bravo, A., Vallejo, P., & Mera, C. (2022). Rentabilidad del sector farmacéutico por efecto del Covid-19 en Portoviejo. *Polo del conocimiento*.
- Caux, T. (s.f.). *Cash forecasting*.
- CEPAL. (2015). *Tema II: Modelos ARIMA*. https://www.cepal.org/sites/default/files/courses/files/01_2_arima.pdf
- Chávez, P., & López, C. (2021). Optimización de flujos de caja durante una crisis de liquidez. Caso: Asociación Artesanal Metalmecánica Forjadores-Ambateños. *Revista Interdisciplinaria de Humanidades, Educación, Ciencia y Tecnología*.
- Chen, S., Le Deu, F., Zhou, G., & Zhou, J. (2020). *Biopharmas should consider five areas as they deal with the crisis*. <https://www.mckinsey.com/industries/life-sciences/our-insights/how-covid-19-changes-the-game-for-biopharma-in-china>
- Cheng, C., & Hollie, D. (2008). Do core and non-core cash flows from operations persist differentially in predicting future cash flows? *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 29-53. <https://doi.org/10.1007/s11156-007-0062-7>

Cobo, B., & Erazo, J. (2021). Análisis del flujo de efectivo en tiempos de COVID-19. Caso: transporte interprovincial de pasajeros. *Revista Interdisciplinaria de Humanidades, Educación, Ciencia y Tecnología*.

Consumer Financial Protection Bureau. (2022). *Medical Debt Burden in the United States*. https://files.consumerfinance.gov/f/documents/cfpb_medical-debt-burden-in-the-united-states_report_2022-03.pdf

Cuesta, C., & Vásquez, L. (2021). Gestión del flujo de caja en situaciones de crisis. *Revista Interdisciplinaria de Humanidades, Educación, Ciencia y Tecnología*.

De Caux, T. (07 de Julio de 2006). *Treasurer's Companion*. Money Management : <https://www.treasurers.org/cash-forecasting>

Deloitte. (2020). *Gestionar el flujo de caja durante un periodo de crisis*. <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/pa/Documents/finance/Gestionar-el-flujo-de-caja-ante-crisis.pdf>

Durán, J., & Flores, B. (1998). Forecasting Practices in Mexican Companies. *Interfaces*, Vol. 28, No. 6 , 56-62.

Enríquez, L., & Rodríguez, M. (2021). Uso de técnicas de pronósticos para la planeación del inventario de una PYME comercializadora en Tlaxcala, México. *RECAI Revista de Estudios en Contaduría, Administración e Informática*.

Espinel, B., Monterrosa, I., & Espinoza, A. (2019). Factores que influyen en el comportamiento del consumidor de los negocios al detal y supermercados en el Caribe colombiano. *REVISTA LASALLISTA DE INVESTIGACIÓN*.

Ferri, S., Tron, A., Plume, R., & Della, G. (2020). The relation between cash flows and economic performance in the digital age: An empirical analysis. *Corporate Ownership & Control*, 94-91.

Gómez, T., Matarín, A., & García, F. (2020). *La sostenibilidad del sistema de salud y el mercado farmacéutico: Una interacción permanente entre el costo de los medicamentos, el sistema de patentes y la atención a las enfermedades*. <https://www.scielosp.org/article/scol/2020.v16/e2897/>

Hu , Y., Huo, Z., Zhai, X., & Zu, Z. (2023). The Impact of Covid-19 Pandemic on the Pharmaceutical Industry. *FMET*, 415–426.

Ionescu, A., & Neghina, R. (2021). Management of Cash Flows during Covid-19. *Journal of Eastern Europe Research in Business and Economics*.

Ivanova, V., Pavlov, D., Assenova, T., Terzieva, E., Milusewa, P., Djemadan, A., . . . Kamusheva, M. (2021). COVID-19 pandemic impact on the pharmaceutical sector in Bulgaria. *Pharmacia*, 713–720.

Kania, E. (Diciembre de 2005). Cash inflow forecasting management in a service company operating internationally. *Tampere Polytechnic Business School*. Tampere .

KPMG. (2020). *Implicaciones del COVID-19 para la gestión del riesgo bancario*. <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/co/pdf/2020/05/kpmg-implicaciones-del-covid-19-para-la-gestion-del-riesgo-bancario.pdf>

Kytönen, E. (2004). Cash management behavior of firms and its structural change in an emerging money market. Oulu, Finland: OULU UNIVERSITY PRESS.

Labrador, H., Suarez, J., & Suarez, S. (2020). Marketing en tiempos de crisis generado por la COVID-19. *Espacios*. <https://revistaespacios.com/a20v41n42/a20v41n42p17.pdf>

Makridakis, S., & Hibon, M. (05 de 1997). *HEPHAESTUS Research Repository*. Neapolis University Library: <http://hdl.handle.net/11728/6345>

Miranda, C. (2021). *Modelización de Series Temporales modelos clásicos y SARIMA*. https://masteres.ugr.es/estadistica-aplicada/sites/master/moea/public/inline-files/TFM_MIRANDA_CHINLLI_CARLOS.pdf

Odeylnka, H., Kaka, A., & Lowe, J. (2008). An evaluation of risk factors impacting construction cash flow forecast. *Journal of Financial Management of Property and Construction* .

Pan, J., Nichols, D. R., & Joy, O. M. (1977). Sales Forecasting Practices of Large U.S. Industrial Firms. *Financial Management*, 72-77. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/3665259>

Pérez, D., Martínez, F., & Antón, M. (2019). Principales riesgos que afectan a las empresas. *Revista de Contabilidad y Dirección*, 11-26.

Pisuttinusart, C., Jatuporn, C., Suvanvihok, V., & Seerasarn, N. (2022). xForecasting the import demand for chemical fertilizer in Thailand. *The EURASEANs: journal on global socio-economic dynamics*, 3, 61-70. [https://doi.org/https://doi.org/10.35678/2539-5645.3\(34\).2022.61-70](https://doi.org/https://doi.org/10.35678/2539-5645.3(34).2022.61-70)

Polat, C. (2003). The experts opinions on cash flow forecasting practices: The case of british companies. *Suleyman Demirel University*, págs. 235-257.

Saiyar, P., & Nikfar, S. (2020). Impactos a corto y largo plazo del COVID-19 en el sector farmacéutico. *DARU*, 799-805.

San José, L., Iturralde, T., & Maseda, A. (2008). Treasury Management Versus Cash Management1. *International Research Journal of Finance and Economics*, 192-204.

Tobón, J. (2019). *Desarrollo de un model de pronósticos en la metodoloía de Box-Jenkins para la demanda de estudiantes de prerado de la Fundación Universitaria Tecnológico Comfenalco de la ciudad de Cartagena de Indias*. https://repository.libertadores.edu.co/bitstream/handle/11371/2792/Guzm%C3%A1n_%20Juan_2019.pdf?sequence=1

Tusek, B., Jezovita, A., & Halar, P. (2021). The profitability determinants of te global pharmaceutical . *DIEM*.

UNAM. (2015). *Modelación ARIMA*. <http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/jspui/bitstream/132.248.52.100/363/7/A7.pdf>

Weytjens, H., Lohmann, E., & Kleinsteuber, M. (2021). Cash Flow Prediction: MLP and LSTM compared to ARIMA and Prophet. *Vol.:(0123456789)Electronic Commerce Research*, 371-391. <https://doi.org/10.1007/s10660-019-09362-7>

World Intellectual Property Organization. (2022). *The impact of the Covid-19 pandemic*. https://www.wipo.int/edocs/mdocs/copyright/en/wipo_cr_covid_19_ge_22/wipo_cr_covid_19_ge_22_study.pdf

Zúñiga, L., Restrepo, L., Osorio, R., Buendía, J., & Muñoz, H. (2020). La Economía Global en tiempo de crisis del covid-19. *Espacios*.