

FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de Ingeniería Empresarial

“ANALÍTICA DE DATOS PARA EL
PRONÓSTICO DE LA DEMANDA Y SU
INFLUENCIA EN LA MEJORA DE LA
PRODUCTIVIDAD DE LAS VENTAS EN
FORMAMOS ACERO S.A.C. LIMA 2020”

Tesis para optar el título profesional de:

Ingeniero Empresarial



Autor:

Juan Jesús Terán Ríos

Asesor:

Mg. Jorge Bojórquez Segura

Lima - Perú

2020

ACTA DE AUTORIZACIÓN PARA SUSTENTACIÓN DE TESIS

El asesor Rubén Vidal Endara, docente de la Universidad Privada del Norte, Facultad de Ingeniería, Carrera profesional de INGENIERÍA EMPRESARIAL, ha realizado el seguimiento del proceso de formulación y desarrollo de la tesis del estudiante:

- Terán Ríos Juan Jesús

Por cuanto, **CONSIDERA** que la tesis titulada: “ANALÍTICA DE DATOS PARA EL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA Y SU INFLUENCIA EN LA MEJORA DE LA PRODUCTIVIDAD DE LAS VENTAS EN FORMAMOS ACERO S.A.C. LIMA 2020” para aspirar al título profesional de: Ingeniero Empresarial por la Universidad Privada del Norte, reúne las condiciones adecuadas, por lo cual, AUTORIZA al o a los interesados para su presentación.

Ing. /Lic./Mg./Dr. Jorge Bojórquez Segura

Asesor

ACTA DE APROBACIÓN DE LA TESIS

Los miembros del jurado evaluador asignados han procedido a realizar la evaluación de la tesis de los estudiantes: *Haga clic o pulse aquí para escribir texto*, para aspirar al título profesional con la tesis denominada: *Haga clic o pulse aquí para escribir texto*.

Luego de la revisión del trabajo, en forma y contenido, los miembros del jurado concuerdan:

Aprobación por unanimidad

Aprobación por mayoría

Calificativo:

Excelente [20 - 18]

Sobresaliente [17 - 15]

Bueno [14 - 13]

Calificativo:

Excelente [20 - 18]

Sobresaliente [17 - 15]

Bueno [14 - 13]

Desaprobado

Firman en señal de conformidad:

Ing./Lic./Dr./Mg. Nombre y Apellidos

Jurado

Presidente

Ing./Lic./Dr./Mg. Nombre y Apellidos

Jurado

Ing./Lic./Dr./Mg. Nombre y Apellidos

Jurado

DEDICATORIA

A Dios

Por haber permitido a mí y a mis compañeros llegar hasta este momento de nuestras vidas, por darnos salud y bienestar para todos y para nuestras familias.

A mis padres

Juan Terán S. y Martha Ríos C. por ser el motivo y motor de mi vida y por dar lo mejor de sí para que logre ser un profesional y persona de bien.

A mis abuelos

Hirótides Terán C. y Carmen Catillo D. por ser mi mayor ejemplo de vida e inculcarme la nobleza y la humildad.

A mis hermanos

Juan Francisco Terán R. y Pamela P. Ríos por ser mi apoyo y mis mejores amigos, con los cuales puedo contar siempre y estar siempre unidos.

A mi compañera de vida

Alexandra Tello L. por apoyarme en todo momento y darme los mejores consejos para poder crecer y darme cuenta que puedo mejorar y jamás rendirme.

AGRADECIMIENTO

A Dios

Por ser mi fe y mis fuerzas para seguir adelante.

A mi familia

Por todo el apoyo incondicional y el amor brindado en todo momento.

A mi compañera de vida

Por ayudarme a levantarme y seguir adelante y por demostrarme que los sueños se cumplen cuando tienes mucha pasión.

A mis profesores

A los que siguen enseñando en la universidad y a los que se fueron, a ellos le debo todo, por ser mis compañeros, mis amigos y por todos sus consejos para ser un profesional con mayor éxito.

A mis compañeros y amigos

Por brindarme su apoyo y las mejores experiencias vividas en la universidad. Por luchar por nuestro sueño y apoyarnos en las situaciones más difíciles.

TABLA DE CONTENIDO

ACTA DE AUTORIZACIÓN PARA SUSTENTACIÓN DE TESIS	2
ACTA DE APROBACIÓN DE LA TESIS.....	3
DEDICATORIA	4
AGRADECIMIENTO.....	5
RESUMEN.....	13
ABSTRACT	14
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	15
1.1. Realidad problemática	15
1.2. Formulación del problema	19
1.3. Objetivos.....	19
1.3.1. Objetivo general	19
1.3.2. Objetivos específicos	19
1.4. Hipótesis	19
1.4.1. Hipótesis general.....	19
1.4.2. Hipótesis específicas.....	20
1.5. Marco teórico	20
1.5.1. Antecedentes nacionales	20
1.5.2. Antecedentes internacionales	23
1.6. Base teórica.....	27
1.6.1. Formamos Acero S.A.C.	27
1.6.2. Variable independiente	28
1.6.3. Variable dependiente	39
CAPÍTULO II. METODOLOGÍA	43

2.1. Tipo de investigación	43
2.2. Población y muestra (Materiales, instrumentos y métodos).....	43
2.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos	44
2.4. Procedimientos	46
CAPÍTULO III. RESULTADOS	48
3.1. Descripción de resultados.....	48
3.1.1. Variable independiente: Analítica de datos para el pronóstico de la demanda ..	48
3.1.2. Variable dependiente: Productividad de las ventas	67
3.2. Costo / Beneficio	72
CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....	74
4.1. Discusión	74
4.2. Conclusión.....	75
4.3. Limitaciones	76
REFERENCIAS	77
ANEXOS	80

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 01: Base de datos del registro de ventas (Excel)	50
Tabla 02: Promedio Simple	52
Tabla 03: Promedio Móvil	54
Tabla 04: Proyección de tendencia lineal	56
Tabla 05: Suavización exponencial simple	58
Tabla 06: Tendencia y estacionalidad	60
Tabla 07: Modelo Winter	62
Tabla 08: Resultado de MAD y MAPE final	64
Tabla 09: MAD y MAPE inicial	64
Tabla 10: Pronóstico inicial	65
Tabla 11: Pronóstico Power BI	66
Tabla 12: Cantidad de ventas emitidas	68
Tabla 13: Nivel de ventas concretadas (Excel)	68
Tabla 14: Nivel de ventas concretadas (Power BI)	69
Tabla 15: Nivel de cumplimiento de la demanda proyectada (Excel)	69
Tabla 16: Nivel de cumplimiento de la demanda proyectada (Power BI)	70
Tabla 17: Variación de pronóstico (Excel)	70

Tabla 18: Variación de pronóstico (Power BI)	71
Tabla 19: Promedio de ventas atendidas Modelo Winter (Excel)	71
Tabla 20: Promedio de ventas atendidas Modelo Winter (Power BI)	72
Tabla 21: Costo / Beneficio	73

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 01: Mapa de tipo de pronóstico	31
Figura 02: Mapa de serie de tiempo	33
Figura 03: Demanda de ventas FASAC - TN	51
Figura 04: Gráfico del promedio simple	53
Figura 05: Gráfico del promedio móvil	55
Figura 06: Gráfico de la proyección de tendencia lineal	57
Figura 07: Gráfico de suavización exponencial	59
Figura 08: Gráfico de tendencia y estacionalidad	61
Figura 09: Gráfico del modelo Winter	63
Figura 10: Gráfico pronóstico Power BI	67

ANEXOS

Anexo N°1 Encuesta al vendedor 01	81
Anexo N°2 Encuesta al vendedor 02	82
Anexo N°3 Encuesta al vendedor 03	83
Anexo N°4 Encuesta al vendedor 04	84
Anexo N°5 Encuesta al vendedor 01	85
Anexo N°6 Encuesta al vendedor 01	86
Anexo N°7 Encuesta al vendedor 02	87
Anexo N°8 Encuesta al vendedor 02	88
Anexo N°9 Encuesta al vendedor 03	89
Anexo N°10 Encuesta al vendedor 03	90
Anexo N°11 Paso 01 Power BI	91
Anexo N°12 Paso 02 Power BI	92
Anexo N°13 Paso 03 Power BI	93
Anexo N°14 Paso 04 Power BI	94
Anexo N°15 Paso 05 Power BI	95
Anexo N°16 Paso 06 Power BI	96
Anexo N°17 Paso 07 Power BI	97

Anexo N°18 Paso 08 Power BI	98
Anexo N°19 Paso 09 Power BI	99
Anexo N°20 Paso 10 Power BI	100
Anexo N°21 Paso 11 Power BI	101
Anexo N°22 Paso 12 Power BI	102
Anexo N°23 Matriz de consistencia	103
Anexo N°24 Certificado de validez de instrumentos 1	104
Anexo N°25 Certificado de validez de instrumentos 2	105
Anexo N°26 Certificado de validez de instrumentos 3	106
Anexo N°27 Certificado de validez de instrumentos 4	107
Anexo N°28 Autorización de publicación y utilización académica	108
Anexo N°29 Carta de autorización de uso de información de empresa	109

RESUMEN

La empresa Formamos Acero S.A.C. se encarga de comercializar al mercado peruano productos ferreteros como la barra corrugada de origen mexicano para la construcción. Se encontró que la empresa no contaba con un pronóstico de la demanda adecuado, puesto que utilizaban un pronóstico estacional y se guiaban de las metas establecidas por su socio comercial, de modo que su estimación era muy alejada a la realidad, así como existían pérdidas de ventas por brechas de stock. A partir de lo mencionado, en la presente investigación se realizó una analítica de datos del registro histórico de ventas. Para ello, se emplearon los modelos de pronósticos más utilizados y el programa Power BI para la proyección de la demanda. Es así que, el pronóstico modelo Winter es el que tiene más acercamiento a la realidad con respecto a la demanda. Asimismo, para poder comprobar la viabilidad del proyecto, se obtuvo un MAPE (Error Porcentual Absoluto Medio) del 30% y un MAD (Desviación Absoluta Media) de 647, siendo la mejor propuesta viable. En conclusión, el rediseño del pronóstico influye en el incremento de la productividad de las ventas y en la reducción de las pérdidas de ventas por brechas de stock.

Palabras clave: Analítica de datos, pronóstico, demanda, productividad

ABSTRACT

The Enterprise “Formamos Acero S.A.C” is in charge of commercializing Peruvian hardware products such as corrugated bars which originally come from Mexico for construction. It was found that the Enterprise didn't have an adequate outlook of the demand, given that they used seasonal outlooks and they were guided by goals which were set up by a commercial partner in such a way his outlook was too far from reality. Just like the existence of a loss on sales due to the stock gaps. As mentioned above, in this current research a historical sales data analysis was made. To do this the most commonly used forecasting methods and the program Power BI for the projection of the demand were utilized. Thus the forecasting model Winter is the closest to the reality in respect to the demand. Additionally to prove the feasibility of the project a MAPE (mean absolute percentage error) of 30 % and an MAD (Mean absolute deviation) of 647 were obtained, It was the best viable proposal. In conclusion, the redesign of the forecasting influences in the increment of the productivity of sales and the reduction of the loss of sales due to the stock gaps.

Keywords: Data analytics, forecast, demand, productivity

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

1.1. Realidad problemática

Actualmente, muchas empresas importadoras y comercializadoras logran realizar una analítica de datos para el pronóstico de la demanda adecuándola con las influencias externas y a su entorno competitivo, pero a su vez no es exacta. Según Joyanes (2013) la analítica de datos se considera también a la ciencia de examinar datos en bruto con la intención de obtener conclusiones sobre de la información contenida en ellos. Esta se utiliza en muchas industrias para permitir a organizaciones y empresas mejoras en la toma de decisiones.

En ese sentido, la analítica de datos permite analizar los datos y toda la información de la empresa para mejorar sus procesos por ejemplo los de ventas y proceder a una mejor toma de decisión. Dentro de analítica de datos se encuentra la analítica predictiva, la cual trata de predecir el comportamiento de los usuarios. Además, es una rama de la minería de datos centralizada en la predicción de las probabilidades y tendencias futuras (Joyanes, 2013).

A partir de lo antes mencionado, un concepto relevante es el pronóstico o predicción. Según Heizer & Render (2009, p. 106) pronosticar es el arte y la ciencia de predecir los eventos futuros. En otras palabras, pronosticar se considera a la elaboración de una proyección a futuro de lo que puede ocurrir o suceder.

Los pronósticos de la demanda proveen información para la toma de decisiones con el fin de determinar una potencial demanda para poder evitar quiebres de stock o poseer un exceso de inventario, ya que ambas situaciones producen sobre costos no estipulados (Reveco, 2011, p. 39). La información brindada por el pronóstico sirve para el planteamiento

de las mejores decisiones determinando una reposición de inventarios más exacta y un stock que rinda acorde a la demanda

Cabe resaltar que el planeamiento a corto y largo plazos depende del pronóstico de la demanda para los productos de la compañía (Heizer y Render, 2009, p. 106). Por ello el pronosticar ayuda a formar un plan de acción de los productos con mayor y menor demanda.

Según (Reveco, 2011) La predicción de la demanda es un proceso fundamental porque este proporciona la información necesaria a toda la cadena de valor. Por lo tanto, una correcta predicción aumentará la eficacia operacional.

La planificación a corto y largo plazos depende del pronóstico de la demanda para los productos de la compañía (Heizer y Render, 2009, p. 106). Por ello el pronosticar ayuda a formar un plan de acción de los productos con mayor y menor demanda.

En México un artículo detalla que:

“La revisión de los estudios permite señalar que la demanda de gasolinas se ha calculado con una variedad de enfoques y especificaciones. La mayoría de variables comunes que se han incluido en las estimaciones contienen: ingresos, precios de las gasolinas, precios de otros combustibles, precios del transporte público y las características de los vehículos. Asimismo, en el análisis de la demanda de gasolina se debe distinguir entre el corto y el largo plazos, dado que en el largo plazo los individuos tienen mayor capacidad de respuesta. En efecto, la conducta de los consumidores varía de acuerdo con el periodo de tiempo en el que ajusta sus expectativas de consumo ante los cambios en el ingreso y en los precios (Reyes, Escalante y Matas, 2010)”.

En Colombia un artículo detalla que:

“En el caso colombiano, la proyección oficial de demanda es realizada por la Unidad de Planeación Minero-Energética del Ministerio de Minas y Energía (UPME) con una resolución anual de modelos econométricos que la relacionan con variables como el Producto Bruto Interno (PBI), las tarifas de energía y el crecimiento de la población (UPME en Velásquez, Franco y García, 2009, p. 39)”.

“La proyección se hace usando diferentes escenarios para la evolución del PIB y las pérdidas en el sistema de transmisión. Posteriormente, las demandas proyectadas anuales son desagregadas a nivel mensual usando modelos ARIMA y pronóstico condicional. Estas proyecciones son consideradas como señales del mercado que deben ser interpretadas por los diferentes agentes dentro de sus procesos de toma de decisiones (Velásquez, Franco y García, 2009, p. 39)”. Para realizar el pronóstico de la demanda mensual de electricidad utilizan un modelo no lineal para la predicción.

En Perú en una tesis sobre la empresa Van S.A.C. detalla que:

“La empresa ha tenido un rápido crecimiento comercial debido, entre otros, a su variado portafolio de productos que se ajustan a las necesidades de los clientes, lo cual coloca a la empresa en situaciones de constante lanzamiento y/o discontinuidad de presentaciones de productos. En ese sentido, definir el rol del pronóstico de la demanda resulta clave para definir los recursos técnicos, operativos y humanos necesarios para las operaciones de la empresa (Sunil y Meindl en López, Pérez y Villamonte, 2017, p.43).

Formamos Acero S.A.C. fue fundada en el año 2015 por iniciativa de Luis Dyer Fernández como respuesta a la creciente demanda de nuevas alternativas por materiales de construcción en el país.

Es así como decide asociarse con el grupo mexicano DeAcero y en marzo de ese año se implementa una oficina comercial en la avenida el Derby en el distrito de Surco y una pequeña planta procesadora de barras corrugadas de 6 mm en la localidad de Lurín con 8 trabajadores.

Desde el primer día el objetivo de la empresa estuvo orientado a la venta de materiales de construcción, desarrollando estrategias de ventas que permitan el incremento de clientes en las zonas rurales fuera de las grandes ciudades del Perú.

El pronóstico de la demanda de esta empresa es generado por un registro histórico de ventas mensuales, por lo que existe una variación en cada mes, así como ocurren pérdidas de ventas, por sobre stock o falta de material. En ese sentido para este proyecto, se realizará una analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda, , el cual se enfocará en los tipos de pronósticos más relevantes con la finalidad de obtener una demanda con mayor exactitud acorde a la realidad. A partir de las entrevistas realizadas al jefe del área de ventas y a los vendedores se evidencia que no realizan un ajuste del pronóstico de la demanda. Anteriormente, la proyección era establecida como una meta de la empresa mexicana DEACERO y después se cambió por una proyección histórica-estacional por el cual el margen de error de las proyecciones era amplias y evidentes. Asimismo, existían casos que comprometían las ventas por la brecha de stock que hubo desde el periodo del 2015, se perdieron esas ventas, pero nunca registraron un reporte que indique cuanto fue la cantidad y la fecha exacta. Además, se realizó otra entrevista para ponderar el número de visitas y el porcentaje de pérdidas por brecha de stock.

1.2. Formulación del problema

¿De qué manera la analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejora la productividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Realizar la analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda para incrementar la productividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020

1.3.2. Objetivos específicos

- Analizar el pronóstico de la demanda basado en la analítica de datos para incrementar la eficacia de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020.
- Analizar el pronóstico de la demanda basado en la analítica de datos para incrementar la eficiencia de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020.

1.4. Hipótesis

1.4.1. Hipótesis general

La analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejorará significativamente la productividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020.

1.4.2. Hipótesis específicas

- La analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejorará significativamente la eficacia de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020.
- La analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejorará significativamente la eficiencia de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020.

1.5. Marco teórico

1.5.1. Antecedentes nacionales

Acosta, Vásquez (2019) en la tesis de licenciatura presentada en la Universidad Privada Antenor Orrego, Trujillo, Perú, titulada: “Analítica de datos para el soporte en la toma de decisiones en el área de distribución y ventas de la distribuidora farmacéutica La Libertad S.R.L. utilizando Microsoft Azure y la metodología de Larissa Moss”, realizada para gestionar una solución con analítica de datos y ofrecer una gran ventaja sobre la toma de decisiones obteniendo indicadores necesarios para controlar el desempeño de las áreas de distribución y ventas de la empresa, reduciendo costos en los procesos, contar con procedimientos y herramientas almacenada en la nube y de fácil uso teniendo un panorama más real de lo que sucede en el área de distribución y ventas.

El antecedente contribuye al análisis de datos mediante herramientas tecnológicas e indicadores para optar a mejores tomas de decisiones en diferentes áreas de una empresa.

Narvaiza, Medina (2020) en la tesis de licenciatura presentada en la Universidad Privada Antenor Orrego, Trujillo, Perú, titulada: “Analítica de datos no estructurados para

dar soporte a la toma de decisiones en el área de comercialización de la empresa Representaciones Batericar S.A.C. utilizando la metodología ICAV y la plataforma de Microsoft” realizada para generar conocimiento, el cual aportará en el soporte de la toma de decisiones. Esto permitirá a la investigación hacer un análisis de datos no estructurados para dar un mejor soporte a las decisiones en el área de comercialización de la empresa Representaciones Batericar S.A.C.

El antecedente contribuye a realizar un análisis de datos utilizando metodología y plataformas tecnológicas para contribuir a la mejora de la toma de decisión.

Pinedo (2018) en la tesis de licenciatura presentada en la Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Lima, Perú, titulada: “Propuesta de un modelo de pronóstico de demanda y gestión de inventarios para la planeación de demanda en prendas de vestir juvenil”, realizada para obtener el cálculo de stock necesario por temporada para soportar la demanda de los productos. Actualmente, la empresa proyecta la demanda basándose en variables cualitativas y no cuantitativas, lo cual ha ocasionado en tener un sobre-stock o ruptura de stock. Ante ello, se propone la implementación de un pronóstico de demanda, la cual se base en métodos de series de tiempo. Cabe resaltar, que los modelos de pronósticos tienen un margen de error, y para este caso se propone una variación de $\pm 10\%$.

El antecedente contribuye a la planeación y ejecución de un pronóstico de la demanda en prendas de vestir para el stock demandado por temporada teniendo una variación mínima del margen de error.

López (2018) en la tesis de licenciatura presentada en la Universidad Privada del Norte, Cajamarca, Perú, titulada: “Influencia de la Elaboración de Pronósticos de Demanda en los Costos de la Empresa DARBHA S.A.C.”, realizada para determinar la influencia de

pronósticos de la demanda en los costos de la empresa DARBHA SAC, teniendo un diseño de investigación transversal correlacional. Se identificó el comportamiento de los costos en el historial de la empresa donde se pudo observar que hay una tendencia periódica cada tres meses con respecto a la demanda de matriculados, se determinó la metodología apropiada para pronosticar la demanda de la empresa, se pronosticó la demanda para ocho periodos siguientes mediante el método de serie de tiempos usando el Minitab, con un punto de equilibrio de veinte matriculados.

El antecedente contribuye a la evaluación de los pronósticos y así poder determinar el más apropiado para determinar el comportamiento de los costos y el tiempo requerido para proyectar la demanda según sea la más apropiada.

Lujan (2017) en la tesis de licenciatura presentada en la Universidad San Ignacio de Loyola, Lima, Perú, titulada “Mejora de la gestión de pronósticos de la demanda para reducir los inventarios en una empresa textil”, realizada para determinar el impacto que se lograría al incrementar la eficiencia de la empresa realizando mejores pronósticos de la demanda en base a la data histórica de las ventas. De ese modo se podrá evitar que los almacenes se saturen de stock innecesario de productos terminados.

El antecedente contribuye a la realización de una mejor gestión del pronóstico de la demanda y su influencia en las entradas y salidas de los inventarios sin saturación en el stock.

López, C.; Pérez, A. & Villamonte, J. (2017) en la tesis de magister presentada en la Universidad del Pacífico, Lima Perú, titulada: “Gestión de la Demanda para Optimizar la Supply Chain de la Empresa Van S.A.C.”, realizada brindar una propuesta de optimización de la supply chain de la empresa que genere impactos positivos en toda la organización, con el uso de herramientas, para (i) el diagnóstico de la cadena de suministro, (ii) la identificación

y selección de materias primas claves, (iii) el uso de técnicas de business intelligence para el pronóstico y planificación de la demanda, (iv) la gestión de proyectos y (v) la evaluación económica financiera.

El antecedente contribuye a través de la gestión del pronóstico, la planificación de la demanda, y a su vez genera una cadena de suministro óptima para las empresas, brindando también una mejor evaluación financiera.

Gordillo (2016) en la tesis de licenciatura presentada en la Universidad de Lima, Lima, Perú, titulada “Mejora en el Proceso de Elaboración y Gestión de los Pronósticos de la Demanda en una Empresa Dedicada a la Venta de Productos de Belleza”, realizada para logra expandir la comprensión del proceso de elaboración de los pronósticos en la empresa y revela que la dispersión de los errores de pronósticos y la volatilidad de la demanda tienen un impacto importante en el nivel de servicio y son claves para la mejora y gestión futura del proceso.

El antecedente contribuye en alinear la elaboración del pronóstico, los errores de pronóstico y la volatilidad de la demanda, pues estos tres componentes son esenciales para la mejora y gestión de los procesos de la empresa.

1.5.2. Antecedentes internacionales

Herrera (2020) en la tesis de magister presentada en la Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia, titulada: “Analítica de datos en la gestión de recuperación de la cartera financiera” realizada para aplicar técnicas de analítica de datos y aprendizaje de máquina para predecir el comportamiento de la cartera en una entidad no financiera. Luego

de ejecutar varios modelos predictivos, los árboles de decisión han mostrado el mejor desempeño para predecir si un crédito será pagado o se convertirá en cartera irrecuperable.

El antecedente contribuye a emplear técnicas de analítica de datos y utilizando modelos predictivos para determinar una proyección de pagos de créditos finiquitados e impagos de créditos sin culminar.

Jiménez (2019) en la tesis de magister presentada en la Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia, titulada: "Aplicación de analítica de datos para predicción de infección respiratoria aguda en Colombia" realizada para determinar análisis predictivos con los cuales se pueda encaminar a la planeación y asignación de forma anticipada de procedimientos y de recursos del Sistema de Salud ante eventuales propagaciones de la Infección Respiratoria Aguda en Colombia, ya que los análisis descriptivos realizados en la actualidad tienen restricciones para la generación de alertas tempranas.

El antecedente contribuye a la aplicación de un análisis predictivo para anticipar los procedimientos y recursos médicos ante un repentino contagio de infecciones respiratorias.

Orbe (2017) en la tesis de magister presentada en la Universidad Politécnica Nacional, Quito, Ecuador, titulada: "Propuesta metodológica de analítica de datos para estudio y análisis de tráfico en redes de telecomunicaciones" realizada para el estudio y análisis de tráfico en redes de telecomunicaciones. Dicha propuesta resulta necesaria para el sector de telecomunicaciones puesto que, si bien existen diferentes documentos de referencia de carácter general que sirven de guía para realizar proyectos de analítica de datos, ninguno de ellos ha sido formulado como una metodología que considera las características, retos, desafíos y ventajas que las empresas de telecomunicaciones deben contemplar para llevar a cabo este tipo de proyectos.

El antecedente contribuye a la aplicación de la analítica de datos como una metodología de trabajo y así considerar todo el macro entorno de la empresa y obtener mejores resultados.

Morales (2016) en la tesis de doctorado presentada en la Universidad de las Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba, titulada: “Modelo Multivariado De Predicción Del Stock De Piezas De Repuesto Para Equipos Médicos”, realizada para desarrollar un modelo multivariado que mejore la exactitud de las predicciones del stock de piezas de repuesto para equipos médicos en los centros de ingeniería clínica y electro medicina.

El antecedente contribuye al uso del Modelo multivariado de predicción del stock (MPREDSTOCK) para realizar un pronóstico de la demanda del stock de piezas de repuesto de las piezas de equipos médicos y a su vez a la predicción de la disponibilidad técnica de un equipo médico.

Gil, Zambrano (2015) en la tesis de licenciatura en la Universidad Distrital Francisco José De Caldas, Bogotá, Colombia, titulada: “Diseño De Un Modelo De Planeación De La Demanda Para La Familia De Barras Enderezadas En La Empresa Acerías Paz Del Rio”, realizada para diseñar un modelo de planeación de la demanda para la familia de barras enderezadas en la empresa Acerías Paz del Rio, que permita mejorar el cumplimiento en los plazos de entrega al cliente.

El antecedente contribuye a la realización de un plan de gestión de la demanda y un pronóstico realizado con un software llamado Forecast Pro mejora significativamente la efectividad de la planeación de ventas y producción debido a que realiza un mayor análisis y contempla diversos modelos matemáticos dentro de los cuales elige el que mejor simula en comportamiento de venta de los datos históricos.

Reyes (2016) en la tesis de magister presentada en el Instituto Politécnico Nacional, en Ciudad de México, México, titulada “Un Modelo para la Planeación y Control de la Producción en una empresa de Productos de Limpieza y Cuidado Personal”, realizada para determinar la demanda futura, en el horizonte de planeación se aplica el método de pronósticos Winters, el cual comparándolo con otros resulta ser el mejor de acuerdo a los indicadores de efectividad MAD, MSE y MAPE. El modelo propuesto realiza una optimización de recursos mediante programación lineal utilizando para su solución, MPL Maximal Software y una base de datos en Access con los datos correspondientes a demanda, tiempo de producción, lead time y capacidad productiva, lo que permite conocer el tiempo ocioso y el tiempo extra para cada tanque de producción, constituyendo una herramienta para la mejora continua.

El antecedente refuerza así que un buen diseño del pronóstico en una empresa contribuye al control y reducción de tiempos, aumentar su productividad y la mejora continua.

Jiménez (2011) en la tesis de magister presentada en la Universidad de Chile, en Santiago de Chile, Chile, titulada: “Análisis y Pronóstico de Demanda para Telefonía Móvil”, realizada para mejorar los pronósticos de demanda y caracterizando la toma de decisión de los clientes en base a según qué características toman sus decisiones de compra. Para ello, se realizó un estudio de demandas, en base a los datos aportados, cuyos resultados fueron estudiados mediante series de tiempo, análisis estadísticos y por medio de un modelo Loglineal. Se testearon así diversas hipótesis sobre el comportamiento de los consumidores ante distintas variables: influencia del precio y del producto ofertado y como estas influyen en la compra de equipos de telefonía móvil.

El antecedente contribuye así al diseño del pronóstico de la demanda según distintas medidas y características de una empresa y poder definir sus influencias y los factores que más determina a la demanda.

Reveco (2011) en la tesis de magister presentada en la Universidad de Chile, en Santiago de Chile, Chile, titulada: “Pronóstico y Demanda de la Sala de Urgencias del Hospital Luis Calvo Mackena y Metodología para el Cálculo de Recursos Críticos”, realizada para generar un pronóstico y una segmentación de la demanda en urgencias, de acuerdo a la gravedad de los pacientes. Esto permite anticiparse y generar acciones para modificar la demanda o preparar la oferta de atención en el hospital. El proyecto muestra que a través de diversas técnicas de series de tiempo se puede lograr un error promedio del 5% en el pronóstico.

El antecedente contribuye así para generar el pronóstico de la demanda, de tal manera brinde una gestión de tiempo para poder anticipar los recursos ante la demanda.

1.6. Base teórica

1.6.1. Formamos Acero S.A.C.

Es una empresa comercializadora de acero que brinda productos de la más alta calidad siendo el oficial distribuidor comercial de la empresa mexicana DEACERO en barras corrugadas para construcción. La empresa tiene como sucursal a Lima y Huachipa, en las cuales presenta diversas unidades de negocios en cuales son la barra corrugada de acero, calaminas de aluzinc, rejas de acero, clavos de acero y ladrillos. Las barras de construcción son producidas con los más modernos avances tecnológicos, siguiendo estrictos en los

estándares de calidad y requisitos mecánicos - químicos de la Norma Técnica Peruana NTP 341.031 – ASTM A615 Grado 60.

Las dimensiones que presenta en diámetros son ½’’ | 12mm | 3/8’’ | 5/8’’ | 6mm | 8mm | 3/4’’ y en longitud es de 9 metros.

Gómez (2019) en la tesis de magister presentada en la Universidad Ean, Bogotá, Colombia, titulada: “Plan de negocios para la creación de una nueva empresa de BI y analítica de datos dirigida a las PYMES del sector ecommerce en Colombia” realizada para elaborar un plan de negocios para la creación de una organización, cuyo diferencial es mejorar la capacidad de generar conocimiento a partir de datos, con el empleo de técnicas de minería de datos e inteligencia artificial, para uso en la toma de decisiones en la organización y aumentar la generación de ingresos.

El antecedente contribuye a la gestión y análisis de una minería de datos que, a través de ella, logra brindar resultados más claros y precisos para una mejor toma de decisión.

Según (Cardeñoso, Misle, 2016) en su tesis de licenciatura, Cusco, Perú, titulada: “Propuesta de Desarrollo de Pronósticos y Control de Inventarios para la Mejora de la Gestión de Pedidos y Distribución en la Empresa MARLO E.I.R.L, Cusco, 2016 “, Proponen un diagrama de flujo para la elaboración del pronóstico, permite tener una secuencia de pasos para desarrollar la implementación del pronóstico.

1.6.2. Variable independiente

1.6.2.1. Analítica de datos

La analítica de datos (data analytics) “implica los procesos y actividades diseñados para obtener y evaluar datos para extraer información útil”. Los resultados de la Analítica de

datos sirven para identificar errores, áreas claves de riesgos, mejorar los procesos del negocio, comprobar la efectividad e influir en las decisiones del negocio. Hay diferentes temas por tener en cuenta cuando se trabaja en un nuevo programa de analítica de datos, por ejemplo, el ROI (Ratio de retorno de inversión), cumplimiento de presupuestos, verificación de falsos resultados, protección y confidencialidad de las fuentes de datos y sus resultados (Joyanes, 2013, p. 262).

Existe una gran variedad de herramientas de software que se utilizan en analítica de datos. Las técnicas más utilizadas son: consultas e informes (querying y reporting), visualización, minería de datos, análisis de datos predictivos, lógica difusa, optimización, streaming de audio, video o fotografía, etcétera (Joyanes, 2013, p. 262).

También se le considera a la analítica de datos como una ciencia enfocada a examinar datos crudos con la determinación de obtener información específica y relevante. Muchas industrias la utilizan para mejorar sus organizaciones en las tomas de decisiones. La analítica se utiliza mucho en Inteligencia de negocios (business Intelligence) o dash board (Joyanes, 2013, p. 262).

Las herramientas de analítica deben contemplar: reporting, query y visualización, analítica predictiva, analítica Web, analítica social, y social listening, analítica especializada para Big Data procedentes de fuentes M2M o Internet de las cosas, entre otras (Joyanes, 2013, p. 183).

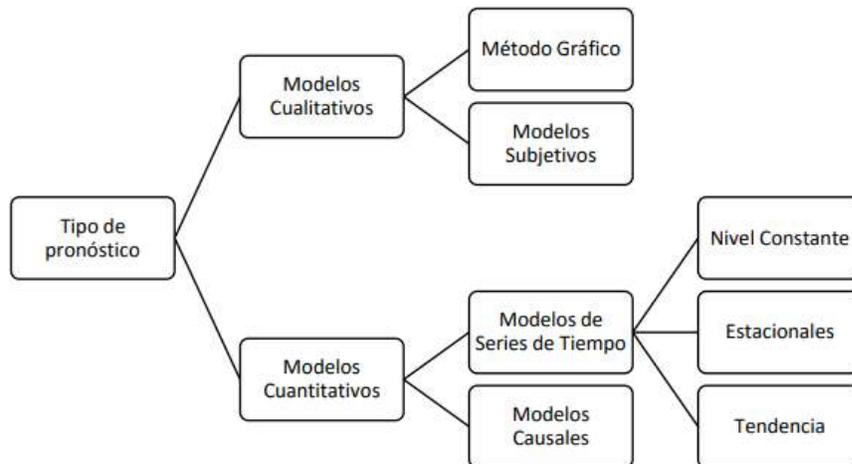
1.6.2.2. Pronosticar

Pronosticar es el arte y la ciencia de predecir los eventos futuros. Por el cual se considera que se realizará una proyección a futuro de lo que va a ocurrir o suceder (Heizer y Render, 2009, p. 106).

1.6.2.2.1. Tipos de pronóstico

Según (Parada Gutiérrez en Reyes, 2016) Los métodos de pronóstico de la demanda se según la determinación o periodo de tiempo para el que se utilizan, pueden ser de corto, medio o largo plazo, también se clasifican según el tipo de modelo, por lo que pueden ser cualitativos y cuantitativos. Estos últimos se clasifican de la siguiente manera:

Figura 01: Mapa de tipo de pronóstico



Fuente: Parada Gutiérrez en Reyes, 2016.

1.4.3.1. Modelos cualitativos

- **Modelos subjetivos:** No se requiere de una abierta manipulación de datos y solo se utiliza el juicio o la intuición de quien pronostica Incluye: El método Delphi, método del juicio informado, método de la analogía de los ciclos de vida y método de la investigación de mercados.

- **Método gráfico:** Consiste en graficar datos pasados de la variable que se va a pronosticar respecto al tiempo, tratando de visualizar como se ha comportado dicha variable en el pasado y con ello seleccionar alguno de los modelos que se juzgue apropiado para hacer las proyecciones a futuro.

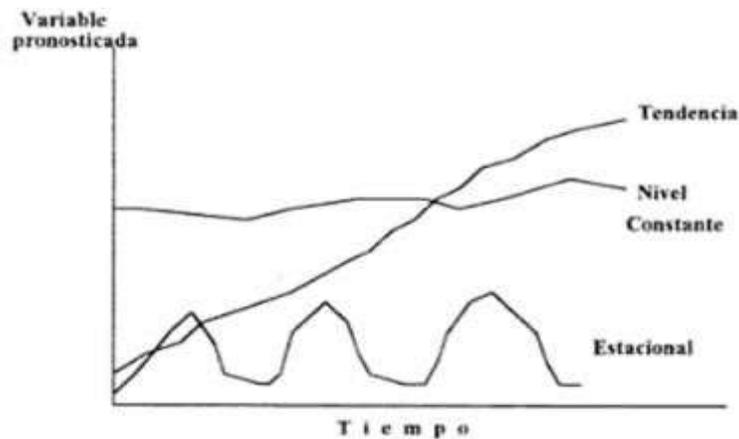
1.4.3.2. Modelos cuantitativos

Los métodos cuantitativos son aquellos en los que el pronóstico se deriva de un análisis de datos. Un método de series de tiempo es aquel que usa solo valores pasados en cuanto al fenómeno que deseamos predecir, mientras que los modelos causales usan datos provenientes de fuentes distintas a las series que están pronosticando; esto es, que pueden existir otras variables con valores que están vinculadas de alguna forma a lo que se está pronosticando. Los modelos causales son comunes para predecir fenómenos económicos, mientras que el análisis de series de tiempo se utiliza comúnmente en la planeación de operaciones.

- **Métodos de Series de Tiempo:** Una serie de tiempo es un conjunto de fenómenos observados en puntos discretos del tiempo, de forma tal que la información obtenida del patrón de observaciones pasadas puede inferirse y usarse para pronosticar valores futuros de las series. El análisis de series de tiempo intenta aislar los patrones que surgen con frecuencia: tendencia, estacionalidad, ciclos, y aleatoriedad. Los tres modelos más usuales de series de tiempo son los de nivel constante, los estacionales y los de tendencia, de los que se muestra una representación gráfica típica en la Figura. Los de nivel constante mantienen aproximadamente un mismo valor de la variable pronosticada. Por su parte los estacionales muestran fluctuaciones en el

tiempo bajo un mismo patrón de cambios, mientras que los de tendencia muestran un cambio en la variable ya sea para aumentar o disminuir.

Figura 02: Mapa de serie de tiempo



Fuente: Parada Gutiérrez en Reyes, 2016

- **Modelos de Nivel Constante:** Estos modelos son los más sencillos ya que suponen que la variable pronosticada conservará el valor anterior sucedido en los últimos periodos de tiempo. Los métodos más conocidos para este tipo de modelos son: promedios móviles y suavizamiento exponencial simple.
 - a. **Método de los promedios móviles:** Este método considera un periodo y el promedio se obtiene con los últimos datos del periodo. Una ventaja de este método de pronóstico, consiste en que su valor está basado en la información reciente, lo cual lo hace más sensible a posibles fluctuaciones de la variable pronosticada.
 - b. **Método de suavizamiento exponencial simple:** Es un método muy popular para las series de tiempo estacionarias (sin tendencia o estacionalidad). El pronóstico es el promedio ponderado del último pronóstico y el valor actual de la demanda. Esto es:

$$\text{Pronóstico} = \alpha D_{(t-1)} + (1-\alpha)F_{(t-1)}$$

Donde $0 \leq \alpha \leq 1$, es la constante de suavizamiento, que determina la ponderación relativa colocada en la observación de demanda actual. $(1 - \alpha)$

Será el peso asignado a las observaciones pasadas de la demanda.

De esta forma, la ecuación de suavizamiento exponencial para F_t se escribe como:

$$F_t = F_{t-1} - \alpha (F_{t-1} - D_{t-1}) = F_{t-1} + \alpha e_{t-1}$$

- **Modelos de Tendencia:** Para ajustar un modelo general de tendencias a datos de series de tiempo, se puede seleccionar un modelo lineal, cuadrático y exponencial (crecimiento o declinación). Estos modelos son usados si no hay componente estacional en el patrón de serie de tiempo. Las fórmulas se muestran a continuación:
2. **Lineal:** $Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + e_t$; donde β_1 representa el cambio promedio de un periodo a otro.
 3. **Cuadrático:** $Y_t = \beta_0 + \beta_1 * t + \beta_2 t^2 + e_t$: toma en cuenta la curvatura simple en los datos.
 4. **Crecimiento exponencial:** $Y_t = \beta_0 * \beta_1^t + e_t$; toma en cuenta el crecimiento o decaimiento exponencial.
- **Suavizamiento exponencial doble:** El suavizamiento exponencial doble emplea un componente de nivel y un componente de tendencia en cada uno de los periodos. Usa dos pesos, o parámetros de suavización, actualiza los componentes cada periodo. Las ecuaciones son:

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) [L_{t-1} + T_{t-1}]$$

$$T_t = \gamma [L_t - L_{t-1}] + (1 - \gamma) T_{t-1}$$

$$\hat{Y}_t = L_{t-1} + T_{t-1}$$

Donde:

L_t = Nivel en el tiempo t , α es el peso del nivel.

T_t = Tendencia en el tiempo t , γ es el peso para la tendencia.

Y_t = Es el valor en el tiempo t y \hat{Y}_t es el valor ajustado, o el valor del Pronóstico

- **Modelos de Estacionalidad:** La estacionalidad son fluctuaciones periódicas.

Para detectar la estacionalidad se pueden utilizar diferentes métodos gráficos donde se observe la estacionalidad en el tiempo: gráfica de valores contra el tiempo, diagramas de caja múltiple y gráfica de estacionalidad por subserie.

- **Método de descomposición:** Separa las series de tiempo en componentes de tendencia lineal y estacionalidad, así como el error. Se puede usar el componente de estacionalidad en modo aditivo o multiplicativo con la tendencia.

1. **Multiplicativo:** $Y_t = \text{Tendencia} * \text{Estacionalidad} * \text{Error}$

2. **Aditivo:** $Y_t = \text{Tendencia} + \text{Estacionalidad} + \text{Error}$

Se desarrolla en tres pasos: Estimar los índices de estacionalidad usando el método de promedios móviles; ajustar la serie en estacionalidad; y estimar la tendencia en la serie ajustada por regresión.

- **Método de Winters:** Se recomienda este método cuando se tienen presentes los componentes de tendencia y estacionalidad ya sea en forma aditiva o multiplicativa. El efecto multiplicativo se presenta cuando el patrón estacional en los datos depende del tamaño de los mismos, mientras que el efecto aditivo es mejor cuando el patrón estacional no cambia conforme la serie se incrementa o disminuye de valor. El método de Winters calcula los estimados de tres componentes: nivel, tendencia y

estacionalidad. Estas ecuaciones dan una mayor ponderación a observaciones recientes y menos peso a observaciones pasadas.

a. Modelo multiplicativo:

$$L_t = \alpha (Y_t / S_{t-p}) + (1 - \alpha) [L_{t-1} + T_{t-1}]$$

$$T_t = \gamma [L_t - L_{t-1}] + (1 - \gamma) T_{t-1}$$

$$S_t = \delta (Y_t / L_t) + (1 - \delta) S_{t-p}$$

$$\hat{Y}_t = (L_{t-1} + T_{t-1}) S_{t-p}$$

b. Modelo aditivo:

$$L_t = \alpha (Y_t - S_{t-p}) + (1 - \alpha) [L_{t-1} + T_{t-1}]$$

$$T_t = \gamma [L_t - L_{t-1}] + (1 - \gamma) T_{t-1}$$

$$S_t = \delta (Y_t - L_t) + (1 - \delta) S_{t-p}$$

$$\hat{Y}_t = L_{t-1} + T_{t-1} + S_{t-p}$$

Donde:

L_t = Nivel en el tiempo t, α es el peso del nivel.

T_t = Tendencia en el tiempo t, γ es el peso para la tendencia.

S_t = Componente estacional en el tiempo t, δ es el peso para el dicho componente

p = Periodo estacional

Y_t = Es el valor en el tiempo t

\hat{Y}_t es el valor ajustado, o el valor del pronóstico

1.6.2.3. Análisis de datos

El análisis de datos y de negocios, son disciplinas antiguas que han experimentado notable crecimiento en todos los campos del saber y, en particular, en organizaciones y

empresas, por la necesidad de disponer de herramientas que analicen datos y que éstos sirvan para toma de decisiones eficaces y eficientes (Joyanes, 2013, p. 262).

El análisis de datos ha ido evolucionando a medida que los grandes volúmenes de datos crecían. Las herramientas de inteligencia de negocios han ido recogiendo las tecnologías de OLAP (procesamiento analítico en línea), de informes y consultas (reporting and query), de visualización y, especialmente de minería de datos con sus ya asentadas categorías de minería Web y minería de texto, y las innovadoras minería social en el análisis de datos en medios sociales, que se ha apoyado en técnicas de análisis de sentimiento y de opinión, o minería de opinión y minería de sentimiento como también se la conoce (Joyanes, 2013, p. 262).

1.6.2.4. Precisión de pronóstico

La precisión de los pronósticos ocupa la mayor relevancia de los indicadores de Logística y Supply Chain. Siendo el KPI más importante del pronóstico de la demanda (Torres, 2015).

Según (Pinedo, 2018) en la serie de tiempo existe diversas medidas de precisión

- **Elección del Pronóstico**

Antes de iniciar con la explicación de los modelos de series de tiempo, se explicará sobre las diversas medidas de precisión: MAD, MSE y MAPE las cuales son utilizadas para la elección del mejor pronóstico.

- **Error de Pronóstico**

Para calcular el error de pronóstico o residual de cada periodo pronosticado se utiliza la siguiente ecuación:

$$e_t = Y_t - Y'_t$$

Donde:

e_t = Error de pronóstico en periodo t

Y_t = Valor real en el periodo t

Y'_t = Valor de pronósticos en el periodo t

- **Desviación Absoluta Media (MAD)**

La desviación Absoluta Media (MAD) mide la precisión del pronóstico al promediar las magnitudes de los errores de pronóstico. MAD es más útil cuando el analista quiere medir el error de pronóstico en las mismas unidades de la serie original.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - Y'_t|$$

- **Error Cuadrático Medio (MSE)**

Para este método cada error de pronóstico o residual se eleva al cuadrado, luego se suma y se divide entre el número de observaciones. Este método penaliza los errores grandes de pronósticos; ya que los errores se elevan al cuadrado y puede ser preferible a otro método que tiene errores pequeños.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - Y'_t)^2$$

- **Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE)**

El Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) se calcula al encontrar el error absoluto en cada periodo, dividiéndolo entre el valor real observado para ese periodo y luego promediando los errores porcentuales absolutos. Este método

es apropiado cuando el tamaño de la variable del pronóstico es importante para evaluar la precisión del mismo. El MAPE proporciona una indicación de la magnitud de los errores de pronóstico en comparación con los valores reales de la serie. Esta técnica es útil cuando los valores reales son grandes y para comparar la precisión de la misma o diferentes técnicas en dos series totalmente distintas.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - Y'_t|}{Y_t}$$

- **Error Porcentual Medio (MPE)**

Para determinar si un método de pronóstico tiene sesgo se usa el Error Porcentual Medio (MPE). Se calcula al encontrar el error en cada periodo y al dividir el resultado entre el valor real para dicho periodo; a continuación, se promedian estos errores porcentuales. Si el método de pronóstico no tiene sesgo, el MPE producirá un número cercano a cero. Si el resultado es un alto porcentaje negativo, el método sobreestima de forma consistente, y si el resultado es un porcentaje alto positivo, el método subestima consistentemente.

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - Y'_t)}{Y_t}$$

Estas cuatro medidas de precisión de pronóstico son utilizadas para lo siguiente:

- ✓ Comparar la precisión de dos o más técnicas diferentes.
- ✓ Medir la utilidad o confiabilidad de una técnica específica.
- ✓ Ayudar a buscar una técnica óptima.

1.6.3. Variable dependiente

1.6.3.1. Productividad de ventas

La productividad de ventas se define como el rendimiento referido a las ventas deseadas, sanas y fidelizadas. Por ello depende de muchos factores. La productividad se mide a través de la eficacia y eficiencia del área de ventas, la eficacia se refiere a la relación del resultado con el objetivo, y la eficiencia se adiciona al primer concepto un condicionante; que es alcanzar el objetivo mediante el mejor uso de los recursos (Artel en Catillo, 2017).

La productividad como definición es medida de la eficiencia en el uso de los factores del proceso productivo. Si es que una economía se produce con un único factor, como por ejemplo el trabajo, esta se entendería como la cantidad de producto por unidad de trabajo, usualmente denominada “productividad laboral” (Céspedes, Lavado, Ramírez, 2016, p. 21).

Una característica relevante de la productividad es que no es una variable directamente observable, por la cual la aproximación que se tome para identificarla dependerá del enfoque usado y de los supuestos sobre el número de factores de producción y sobre la función de producción (Céspedes, Lavado, Ramírez, 2016, p. 21).

Se refiere a productividad al uso eficaz de la innovación y de los recursos para poder aumentar el valor agregado de productos y servicios. Para mejorar la productividad, el dueño de un negocio puede realizar dos cosas (Organización Internacional del Trabajo, 2016, p. 01):

- Aumentar la producción sin variar el volumen de los insumos
- Disminuir el volumen de los insumos sin cambiar la producción (reducir los costos de los recursos utilizados en la empresa)

La productividad es una medida en el cual utilizamos nuestro trabajo y nuestro capital para mejorar el valor económico. Una alta productividad implica lograr producir mucho valor económico con poco trabajo o poco capital. Un aumento en la productividad se define que se puede producir más con lo mismo (Galindo, Ríos, 2015, p. 02).

En términos económicos, la productividad es todo crecimiento en producción que no requiere por aumentos en trabajo, capital o en cualquier otro recurso utilizado para producir (Galindo, Ríos, 2015, p. 02).

1.6.3.2. Eficacia de ventas

La eficacia de las ventas se define por el dinero que generan. Sin embargo, estos datos suelen simplificar demasiado una situación compleja. Muchos factores que inciden en las ventas escapan al control de los vendedores, como las diferencias regionales y de los territorios, las políticas administrativas, los competidores, y el mismo producto (Johnston & Marshall, 2009).

Los indicadores de efectividad y eficacia nos indica que: Grado en que se logran los objetivos y metas de un plan, es decir, cuánto de los resultados esperados se alcanzó. La eficacia consiste en concentrar los esfuerzos de una entidad en las actividades y procesos que realmente deben llevarse a cabo para el cumplimiento de los objetivos formulados (Planning en Villegas, 2018).

Los indicadores de eficacia “son comparaciones de lo realizado con los objetivos previamente establecidos, es decir, miden si los objetivos y metas se cumplieron” (Fleitman en Gaona, 2016). Estos indicadores de eficiencia son:

- Comparación de lo realizado con el objetivo previamente establecido.

- Se determina si, de acuerdo con lo planteado, los objetivos y las metas han sido llevados a buen término.
- Se efectúan pruebas a los individuos que intervienen para que sean analizados y evaluados.
- Se verifica la parte del proceso que servirá para medir la eficacia de las áreas en cuestión.
- Se evalúa la coordinación entre las áreas que intervienen.
- Se compara la coherencia de la magnitud de las metas y los objetivos previstos en los programas y presupuestos, con los logros alcanzados.

1.6.3.3. Eficiencia de ventas

La eficiencia es la capacidad de conseguir el objetivo deseado con los recursos destinados (García en Catillo, 2017). Según Domínguez y Muñoz (en Catillo, 2017) la eficiencia del área de ventas se define a la relación de las ventas efectuadas con las ventas presupuestadas. Es un indicador que mide el proceso de venta siendo conveniente revisarlo de forma periódica para corregir oportunamente las desviaciones, también funciona como indicador para medir las ventas de años anteriores, o incluso con las compañías competidoras.

La eficiencia en ventas, será de importancia puesto que la empresa podrá brindar a los demandantes productos o servicios que les permitan concretar una decisión de compra favorable y cumplir con sus metas propuestas; esto se refleja en la evaluación de los indicadores comerciales (Casanova, 2020).

La eficiencia se refiere a los recursos empleados y los resultados obtenidos. Por ello, es una capacidad o cualidad muy apreciada por las organizaciones debido a que en la práctica

todo lo que estas hacen tiene como propósito alcanzar metas u objetivos, con recursos limitados y en situaciones complejas en muchos casos (Calvo, Pelegrín y Gil, 2018)

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

2.1. Tipo de investigación

Según el tipo:

La investigación es de tipo explicativo. Según Hernández (2014), menciona que: “Los estudios explicativos van más allá de la descripción de conceptos o fenómenos o del establecimiento de relaciones entre conceptos; es decir, están dirigidos a responder por las causas de los eventos y fenómenos físicos o sociales. Como su nombre lo indica, su interés se centra en explicar por qué ocurre un fenómeno y en qué condiciones se manifiesta o por qué se relacionan dos o más variables.” (p. 128)

Según Diseño:

La investigación es de diseño no experimental. Según Hernández (2014), menciona que: “Podría definirse como la investigación que se realiza sin manipular deliberadamente variables. Es decir, se trata de estudios en los que no hacemos variar en forma intencional las variables independientes para ver su efecto sobre otras variables” (p. 185).

Según Enfoque:

La investigación es de enfoque cuantitativo. Según Hernández (2014), menciona que: “Utiliza la recolección de datos para probar hipótesis con base en la medición numérica y el análisis estadístico, con el fin establecer pautas de comportamiento y probar teorías.” (p. 37).

2.2. Población y muestra (Materiales, instrumentos y métodos)

“La población o universo es el conjunto de objetos, sujetos o unidades que comparten la característica que se estudia y a la que se pueden generalizar los hallazgos encontrados en la muestra (aquellos elementos del universo seleccionados) para ser sometidos a la

observación. La definición de la población para un proyecto de investigación responde a la necesidad de especificar el grupo al cual son aplicables los resultados del estudio” (Monje, 2011).

La muestra se define como un conjunto de objetos y sujetos procedentes de una población; es decir un subgrupo de la población, cuando esta es definida como un conjunto de elementos que cumplen con unas determinadas especificaciones. De una población se pueden seleccionar diferentes muestras (Monje, 2011).

Para esta investigación se utiliza la muestra no probabilística, la elección de los elementos no depende de la probabilidad, sino de causas relacionadas con las características de la investigación o los propósitos del investigador (Hernández, 2014, p. 176).

Población 1: Historial total de ventas hasta la actualidad de barras corrugadas de la empresa FORMAMOS ACERO.

Población 2: Personal del área comercial de la empresa FORMAMOS ACERO.

Muestra 1: Histórico de ventas del año 2015 (febrero – diciembre), 2016 (enero – diciembre), 2017 (enero – diciembre), 2018 (enero) de la empresa FORMAMOS ACERO.

Muestra 2: 04 vendedores del área comercial de la empresa FORMAMOS ACERO.

2.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos

Instrumentos:

- **Entrevista:** Según Yuni y Urbano (2014) Mediante la entrevista el investigador obtiene descripciones e informaciones que proveen las mismas personas que actúan en una realidad social dada. Por lo tanto, a

través de las entrevistas se obtiene información sobre ideas, creencias y concepciones de las personas entrevistadas.

- **Investigación documental:** Según Yuni y Urbano (2014) La investigación documental permite “contextualizar” el fenómeno a estudiar, estableciendo relaciones diacrónicas y sincrónicas entre acontecimientos actuales y pasados; lo cual posibilita hacer un “pronóstico” comprensivo e interpretativo de un suceso determinado. Este tipo de instrumento permite ampliar la visión en un contexto más completo con antecedentes pasados y los sucesos del presente, por ende, la investigación realizada será mucho más contundente.

Análisis de datos

- Diagrama de flujo o flujograma: Representa en un gráfico las actividades de un proceso detallando la información, documento y secuencias en un solo diagrama.
- Diagrama de barras: Representa un conjunto de valores en un solo grupo.
- Diagrama dimensional: Representa un conjunto de datos en una representación de patrones.

Aspectos Éticos

En el presente trabajo de investigación se realizó respetando los compromisos éticos como la confiabilidad, consentimiento informado, libre participación, veracidad y

originalidad. Por ello se hace uso, no en su totalidad, de cierta información real de la empresa.

Confidencialidad: Vale decir, la información obtenida no fue revelada ni divulga para otro fin que no sea el de la investigación en estudio.

Consentimiento Informado: Vale decir, la finalidad del consentimiento informado es solicitar la autorización y obtener información correspondiente de la manera voluntaria de manera informada a los representantes de la empresa.

Libre participación: Se refieren a la participación de los trabajadores el área de ventas y en otras áreas, donde se realizó también el estudio para brindar todos los documentos e información necesaria

Confiabilidad: Se dio a conocer los datos tal como se recopilaron y observaron la realidad del estudio

Veracidad: La información presentada en este trabajo de investigación es real.

Originalidad: La información presentada debe ser clara y precisa, por esa razón se muestran datos bibliográficos y metodologías a utilizar.

2.4. Procedimientos

- Analizar la base de datos del registro histórico de ventas.
- Elaborar en diagramas de línea del incremento o decremento mensual de las ventas de la barra corrugada por toneladas de la empresa FORMAMOS ACERO S.A.C.

- Realizar los pronósticos en Excel (forma convencional) y en Power BI (forma automática).
- Recolectar datos de los vendedores mediante encuestas para medir las variables.
- Comparar resultados para tener un mejor modelo de pronóstico de la demanda mediante la analítica de datos.

CAPÍTULO III. RESULTADOS

3.1. Descripción de resultados

3.1.1. Variable independiente: Analítica de datos para el pronóstico de la demanda

3.1.1.1. Dimensiones de la variable independiente

3.1.1.1.1. Análisis de datos

Se analiza una base de datos en los cuales se registran las ventas desde 2015 (febrero - diciembre), 2016 (enero - diciembre), 2017 (enero - diciembre), 2018 (enero). Se excluye el mes de enero del año 2015 debido a que no hubo ninguna venta. Se trabaja con un registro de ventas de 36 meses para realizar el pronóstico de la demanda de la barra corrugada.

Empleando toda esta información de los 36 meses de ventas, se pudo efectuar 06 tipos de pronósticos de manera convencional utilizando Excel, los cuales son: promedio simple, promedio móvil, proyección de tendencia lineal, suavización exponencial simple, tendencia y estacionalidad, modelo Winter.

Adicionando la aplicación de analítica de datos, se empleó el programa Power BI para realizar el pronóstico de la demanda de manera automática.

Tabla 01: Base de datos del registro de ventas (Excel)

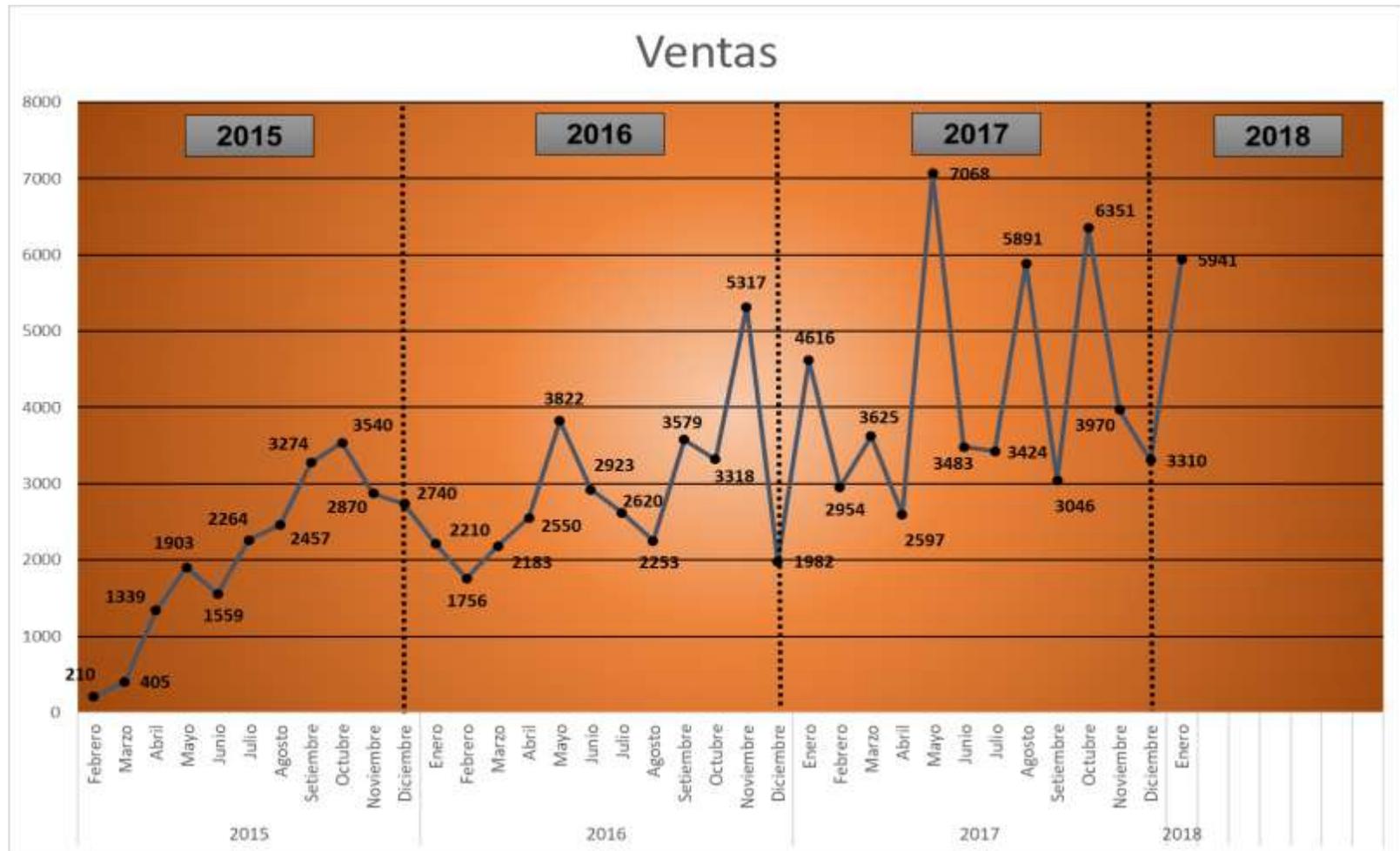
Fuente: Elaboración propia

RUC	Cli Nombre	Fecha Venta	Documento	Tipo Documento	Ven Nombre	Art Nombre	PESO TM
20512323643	ACEROS EL BOSQUE S.A.C.	6/1/2016	001-0003584	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 12MM	2
20512323643	ACEROS EL BOSQUE S.A.C.	7/1/2016	001-0003584	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 3/8"	1
20512323643	ACEROS EL BOSQUE S.A.C.	7/1/2016	001-0003584	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 1/2"	2
20512323643	ACEROS EL BOSQUE S.A.C.	7/1/2016	001-0003584	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 3/8"	0.7211 53846
20477953892	TOTAL HOME PERU SAC	7/1/2016	001-0003587	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 8MM	1
20477953892	TOTAL HOME PERU SAC	7/1/2016	001-0003587	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 12MM	2
20477953892	TOTAL HOME PERU SAC	7/1/2016	001-0003587	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 3/8"	2
20477953892	TOTAL HOME PERU SAC	7/1/2016	001-0003587	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 1/2"	5
20477953892	TOTAL HOME PERU SAC	7/1/2016	001-0003587	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 5/8"	4
20477953892	TOTAL HOME PERU SAC	7/1/2016	001-0003589	FA	PATRICIA SILVA PEÑA	BARRA CORRUGADA DE ACERO 615 G60 5.9MM	1

Esta tabla es una muestra de la base de datos de registro de

ventas general tiene la siguiente información: Nombre, dirección y RUC del cliente, peso en toneladas, importe en soles, importe en dólares, N° Facturas, nombre del vendedor, etc.

Figura 03: Demanda de ventas Formamos Acero S.A.C. – Toneladas vendidas de Barra corrugada



Fuente: Elaboración propia

El gráfico representa a la demanda real de la barra corrugada en un periodo de 36 meses.

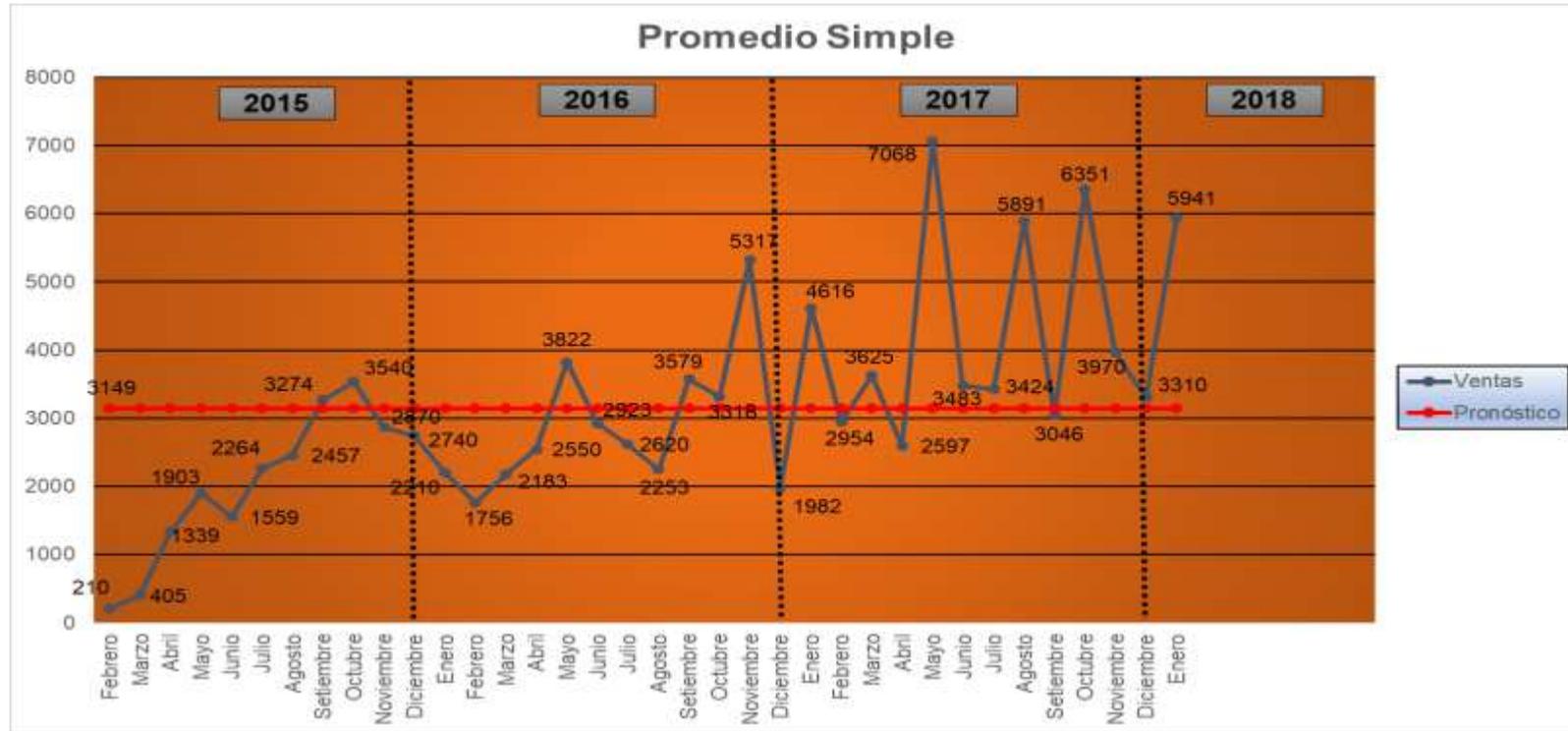
Tabla 02: Promedio Simple

Año	Mes	Promedio	Pronóstico	Ventas	Error	Error %
2015	Febrero	3149	3149	210	2939	13.99
	Marzo	3149	3149	405	2744	6.77
	Abril	3149	3149	1339	1809	1.35
	Mayo	3149	3149	1903	1245	0.65
	Junio	3149	3149	1559	1590	1.02
	Julio	3149	3149	2264	885	0.39
	Agosto	3149	3149	2457	692	0.28
	Setiembre	3149	3149	3274	125	0.04
	Octubre	3149	3149	3540	392	0.11
	Noviembre	3149	3149	2870	279	0.10
	Diciembre	3149	3149	2740	409	0.15
2016	Enero	3149	3149	2210	939	0.42
	Febrero	3149	3149	1756	1393	0.79
	Marzo	3149	3149	2183	965	0.44
	Abril	3149	3149	2550	598	0.23
	Mayo	3149	3149	3822	673	0.18
	Junio	3149	3149	2923	225	0.08
	Julio	3149	3149	2620	529	0.20
	Agosto	3149	3149	2253	896	0.40
	Setiembre	3149	3149	3579	430	0.12
	Octubre	3149	3149	3318	170	0.05
	Noviembre	3149	3149	5317	2168	0.41
	Diciembre	3149	3149	1982	1166	0.59
2017	Enero	3149	3149	4616	1467	0.32
	Febrero	3149	3149	2954	195	0.07
	Marzo	3149	3149	3625	476	0.13
	Abril	3149	3149	2597	551	0.21
	Mayo	3149	3149	7068	3919	0.55
	Junio	3149	3149	3483	335	0.10
	Julio	3149	3149	3424	276	0.08
	Agosto	3149	3149	5891	2742	0.47
	Setiembre	3149	3149	3046	103	0.03
	Octubre	3149	3149	6351	3202	0.50
	Noviembre	3149	3149	3970	821	0.21
	Diciembre	3149	3149	3310	161	0.05
2018	Enero	3149	3149	5941	2793	0.47

Fuente: Elaboración propia

En el promedio simple se utiliza el promedio de la demanda real para realizar este tipo de pronóstico. Este tipo de pronóstico utiliza el mismo promedio en todos los meses siguiente.

Figura 04: Gráfico del promedio simple



Fuente: Elaboración propia

En el gráfico del pronóstico del promedio simple se visualiza que este tipo de pronóstico es constante porque se basa en utilizar el mismo promedio de manera consecutiva. Este tipo de pronóstico se mantiene sin ninguna fluctuación por lo que resulta que no es muy efectivo.

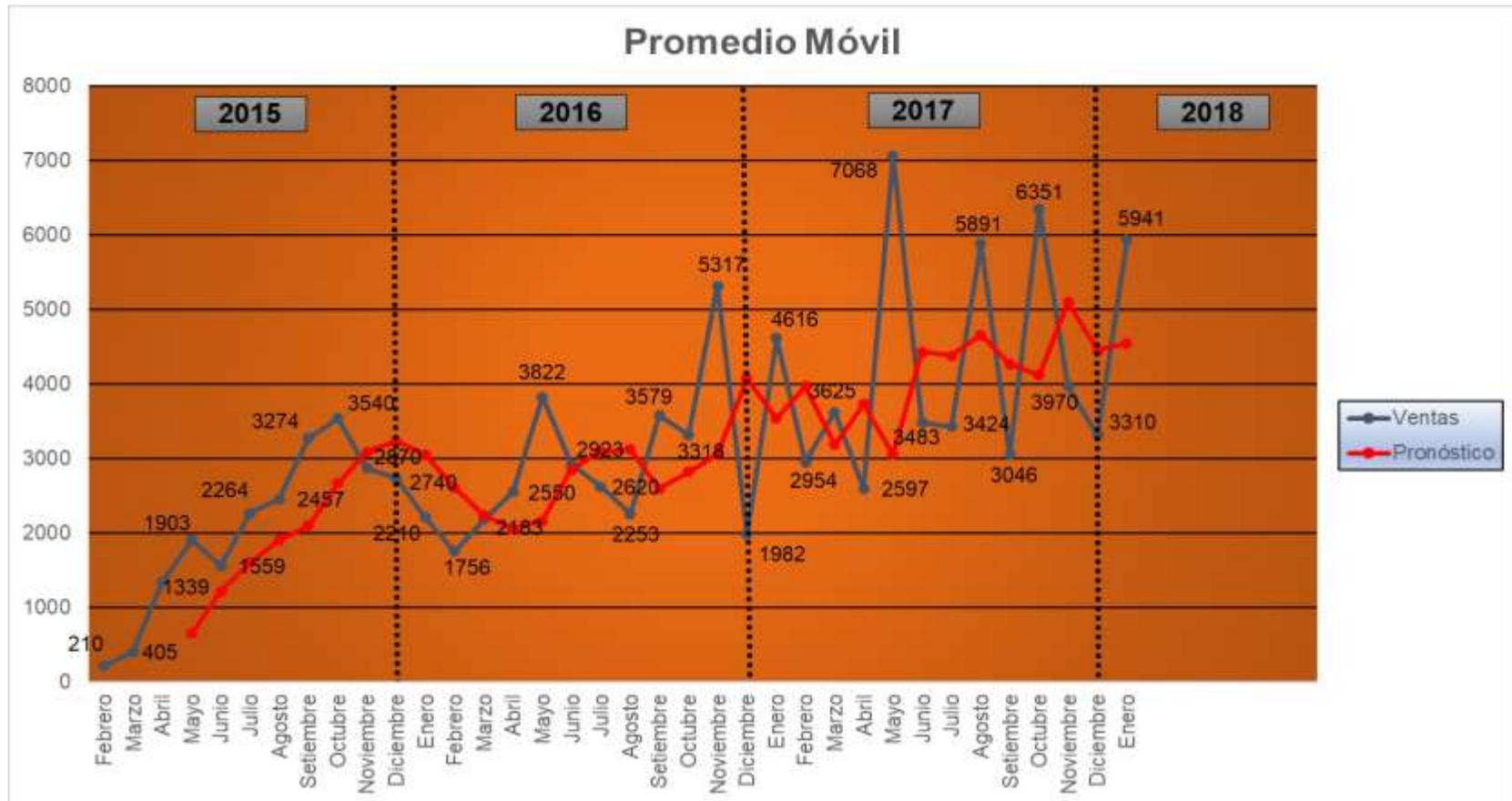
Tabla 03: Promedio Móvil

Año	Mes	Promedio Móvil	Pronóstico	Ventas	Error	Error %
2015	Febrero			210		
	Marzo			405		
	Abril			1339		
	Mayo	651	651	1903	1252	0.66
	Junio	1216	1216	1559	343	0.22
	Julio	1600	1600	2264	663	0.29
	Agosto	1909	1909	2457	548	0.22
	Setiembre	2093	2093	3274	1181	0.36
	Octubre	2665	2665	3540	875	0.25
	Noviembre	3090	3090	2870	220	0.08
	Diciembre	3228	3228	2740	488	0.18
2016	Enero	3050	3050	2210	840	0.38
	Febrero	2607	2607	1756	851	0.48
	Marzo	2235	2235	2183	52	0.02
	Abril	2050	2050	2550	501	0.20
	Mayo	2163	2163	3822	1659	0.43
	Junio	2852	2852	2923	71	0.02
	Julio	3098	3098	2620	479	0.18
	Agosto	3122	3122	2253	869	0.39
	Setiembre	2599	2599	3579	980	0.27
	Octubre	2817	2817	3318	501	0.15
	Noviembre	3050	3050	5317	2267	0.43
	Diciembre	4071	4071	1982	2089	1.05
2017	Enero	3539	3539	4616	1077	0.23
	Febrero	3972	3972	2954	1018	0.34
	Marzo	3184	3184	3625	441	0.12
	Abril	3731	3731	2597	1134	0.44
	Mayo	3058	3058	7068	4009	0.57
	Junio	4430	4430	3483	947	0.27
	Julio	4383	4383	3424	959	0.28
	Agosto	4658	4658	5891	1232	0.21
	Setiembre	4266	4266	3046	1220	0.40
	Octubre	4120	4120	6351	2230	0.35
	Noviembre	5096	5096	3970	1126	0.28
Diciembre	4455	4455	3310	1145	0.35	
2018	Enero	4543	4543	5941	1398	0.24

Fuente: Elaboración propia

Para el promedio móvil se define como periodo 3 meses, por el cual se promedia de manera consecutiva al mes anterior, obteniendo una fluctuación del promedio de 3 meses.

Figura 05: Gráfico del promedio móvil



Fuente: Elaboración propia

Este tipo de pronóstico obvia los primeros 3 meses para poder obtener el pronóstico.

Tabla 04: Proyección de tendencia lineal

Año	#	Mes	Intersección	Pendiente	Pronóstico	Ventas	Error	Error %
2015	1	Febrero	1249	103	1352	210	1142	5.44
	2	Marzo	1352	103	1454	405	1049	2.59
	3	Abril	1454	103	1557	1339	218	0.16
	4	Mayo	1557	103	1660	1903	244	0.13
	5	Junio	1660	103	1762	1559	203	0.13
	6	Julio	1762	103	1865	2264	399	0.18
	7	Agosto	1865	103	1968	2457	489	0.20
	8	Setiembre	1968	103	2070	3274	1203	0.37
	9	Octubre	2070	103	2173	3540	1367	0.39
	10	Noviembre	2173	103	2276	2870	594	0.21
	11	Diciembre	2276	103	2378	2740	362	0.13
2016	12	Enero	2378	103	2481	2210	271	0.12
	13	Febrero	2481	103	2584	1756	828	0.47
	14	Marzo	2584	103	2686	2183	503	0.23
	15	Abril	2686	103	2789	2550	239	0.09
	16	Mayo	2789	103	2892	3822	930	0.24
	17	Junio	2892	103	2995	2923	71	0.02
	18	Julio	2995	103	3097	2620	478	0.18
	19	Agosto	3097	103	3200	2253	947	0.42
	20	Setiembre	3200	103	3303	3579	276	0.08
	21	Octubre	3303	103	3405	3318	87	0.03
	22	Noviembre	3405	103	3508	5317	1809	0.34
	23	Diciembre	3508	103	3611	1982	1629	0.82
2017	24	Enero	3611	103	3713	4616	903	0.20
	25	Febrero	3713	103	3816	2954	863	0.29
	26	Marzo	3816	103	3919	3625	294	0.08
	27	Abril	3919	103	4021	2597	1424	0.55
	28	Mayo	4021	103	4124	7068	2943	0.42
	29	Junio	4124	103	4227	3483	744	0.21
	30	Julio	4227	103	4329	3424	905	0.26
	31	Agosto	4329	103	4432	5891	1459	0.25
	32	Setiembre	4432	103	4535	3046	1489	0.49
	33	Octubre	4535	103	4638	6351	1713	0.27
	34	Noviembre	4638	103	4740	3970	771	0.19
	35	Diciembre	4740	103	4843	3310	1533	0.46
2018	36	Enero	4843	103	4946	5941	996	0.17

Fuente: Elaboración propia

Para este tipo de pronóstico se haya primero la tendencia del histórico de la demanda y se suma consecutivamente la tendencia.

Figura 06: Gráfico de la proyección de tendencia lineal



Fuente: Elaboración propia

Este gráfico representa que la tendencia es lineal, a su vez también nos refleja la ecuación de la gráfica y el r cuadrado que es un coeficiente de determinación con un 50.13%, esto refleja que es un tipo de pronóstico ajustado.

Tabla 05: Suavización exponencial simple

Año	Mes	Pronóstico	Ventas	Error	Error %
2015	Febrero	3149	210	2939	13.99
	Marzo	2832	405	2744	6.77
	Abril	2571	1339	1232	0.92
	Mayo	2439	1903	535	0.28
	Junio	2381	1559	822	0.53
	Julio	2293	2264	29	0.01
	Agosto	2290	2457	167	0.07
	Setiembre	2308	3274	966	0.30
	Octubre	2411	3540	1129	0.32
	Noviembre	2533	2870	337	0.12
	Diciembre	2569	2740	171	0.06
2016	Enero	2588	2210	378	0.17
	Febrero	2547	1756	791	0.45
	Marzo	2462	2183	278	0.13
	Abril	2432	2550	118	0.05
	Mayo	2445	3822	1377	0.36
	Junio	2593	2923	331	0.11
	Julio	2628	2620	9	0.00
	Agosto	2627	2253	375	0.17
	Setiembre	2587	3579	992	0.28
	Octubre	2694	3318	625	0.19
	Noviembre	2761	5317	2556	0.48
Diciembre	3036	1982	1054	0.53	
2017	Enero	2923	4616	1693	0.37
	Febrero	3105	2954	151	0.05
	Marzo	3088	3625	536	0.15
	Abril	3146	2597	549	0.21
	Mayo	3087	7068	3980	0.56
	Junio	3515	3483	32	0.01
	Julio	3512	3424	88	0.03
	Agosto	3502	5891	2388	0.41
	Setiembre	3759	3046	713	0.23
	Octubre	3683	6351	2668	0.42
	Noviembre	3970	3970	0	0.00
Diciembre	3970	3310	660	0.20	
2018	Enero	3899	5941	2043	0.34

Fuente: Elaboración propia

Para este tipo de pronóstico se utiliza el promedio de la demanda y Alpha (constante de la atenuación del promedio), el cual tiene un valor de $\alpha \leq 1$ y $\alpha \geq 0$.

Figura 07: Gráfico de suavización exponencial



Fuente: Elaboración propia

En el gráfico mostrado representa el valor mensual del pronóstico de suavización exponencial simple

Tabla 06: Tendencia y estacionalidad

Año	#	Mes	Intersección	Pendiente	Índice de Estacionalidad	Pronóstico	Ventas	Error	Error %
2015	1	Febrero	1249	103	0.521	704	210	494	2.35
	2	Marzo	1352	103	0.658	957	405	552	1.36
	3	Abril	1454	103	0.687	1069	1339	270	0.20
	4	Mayo	1557	103	1.354	2248	1903	344	0.18
	5	Junio	1660	103	0.843	1486	1559	73	0.05
	6	Julio	1762	103	0.880	1640	2264	624	0.28
	7	Agosto	1865	103	1.122	2208	2457	249	0.10
	8	Setiembre	1968	103	1.048	2170	3274	1104	0.34
	9	Octubre	2070	103	1.398	3039	3540	501	0.14
	10	Noviembre	2173	103	1.287	2929	2870	59	0.02
	11	Diciembre	2276	103	0.850	2022	2740	718	0.26
2016	12	Enero	2378	103	1.352	3353	2210	1144	0.52
	13	Febrero	2481	103	0.521	1346	1756	410	0.23
	14	Marzo	2584	103	0.658	1767	2183	416	0.19
	15	Abril	2686	103	0.687	1915	2550	635	0.25
	16	Mayo	2789	103	1.354	3917	3822	95	0.02
	17	Junio	2892	103	0.843	2525	2923	398	0.14
	18	Julio	2995	103	0.880	2724	2620	104	0.04
	19	Agosto	3097	103	1.122	3591	2253	1338	0.59
	20	Setiembre	3200	103	1.048	3461	3579	118	0.03
	21	Octubre	3303	103	1.398	4762	3318	1444	0.44
	22	Noviembre	3405	103	1.287	4515	5317	802	0.15
	23	Diciembre	3508	103	0.850	3070	1982	1088	0.55
2017	24	Enero	3611	103	1.352	5019	4616	403	0.09
	25	Febrero	3713	103	0.521	1987	2954	966	0.33
	26	Marzo	3816	103	0.658	2578	3625	1047	0.29
	27	Abril	3919	103	0.687	2762	2597	164	0.06
	28	Mayo	4021	103	1.354	5586	7068	1482	0.21
	29	Junio	4124	103	0.843	3564	3483	81	0.02
	30	Julio	4227	103	0.880	3808	3424	384	0.11
	31	Agosto	4329	103	1.122	4974	5891	917	0.16
	32	Setiembre	4432	103	1.048	4752	3046	1706	0.56
	33	Octubre	4535	103	1.398	6485	6351	135	0.02
	34	Noviembre	4638	103	1.287	6101	3970	2131	0.54
	35	Diciembre	4740	103	0.850	4118	3310	808	0.24
2018	36	Enero	4843	103	1.352	6684	5941	808	0.14

Fuente: Elaboración propia

En este tipo de pronóstico se utiliza la tendencia multiplicada por la estacionalidad de cada mes.

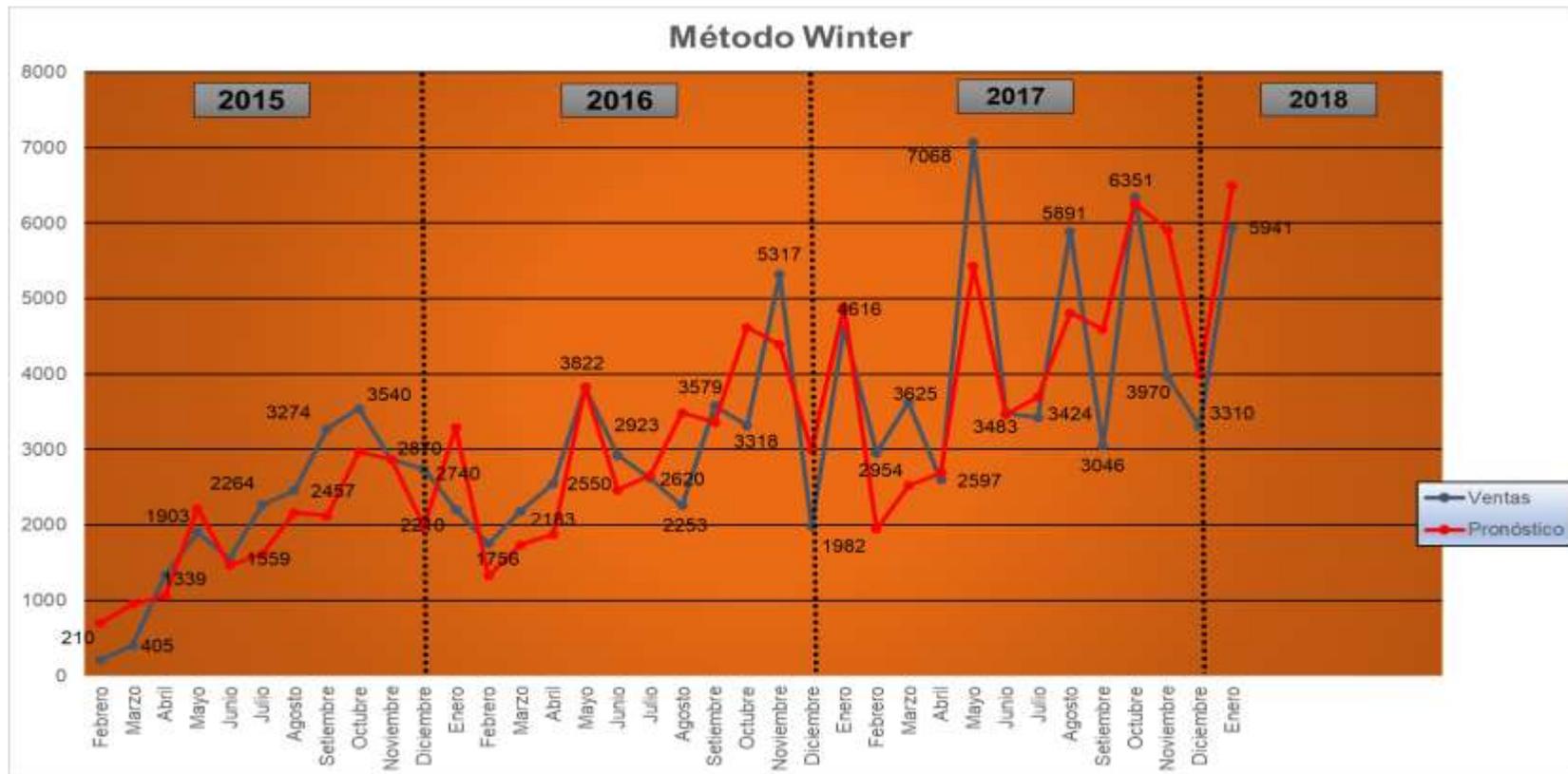
Tabla 07: Modelo Winter

Año	#	Mes	Intersección	Pendiente	Índice de Estacionalidad	Pronóstico	Ventas	Error	Error %
2015	1	Febrero	1249	103	0.521	704	210	494	2.35
	2	Marzo	1349	100	0.658	953	405	548	1.35
	3	Abril	1446	97	0.687	1060	1339	279	0.21
	4	Mayo	1541	95	1.354	2217	1903	313	0.16
	5	Junio	1639	98	0.843	1465	1559	94	0.06
	6	Julio	1736	97	0.880	1612	2264	652	0.29
	7	Agosto	1832	96	1.122	2163	2457	294	0.12
	8	Setiembre	1928	97	1.048	2122	3274	1151	0.35
	9	Octubre	2026	97	1.398	2969	3540	572	0.16
	10	Noviembre	2127	101	1.287	2867	2870	3	0.00
	11	Diciembre	2231	104	0.850	1985	2740	755	0.28
2016	12	Enero	2333	102	1.352	3292	2210	1082	0.49
	13	Febrero	2439	106	0.521	1326	1756	430	0.24
	14	Marzo	2540	101	0.658	1737	2183	446	0.20
	15	Abril	2637	97	0.687	1877	2550	673	0.26
	16	Mayo	2729	93	1.354	3822	3822	0	0.00
	17	Junio	2827	97	0.843	2466	2923	458	0.16
	18	Julio	2922	95	0.880	2653	2620	34	0.01
	19	Agosto	3015	94	1.122	3489	2253	1236	0.55
	20	Setiembre	3110	95	1.048	3359	3579	219	0.06
	21	Octubre	3206	96	1.398	4618	3318	1300	0.39
	22	Noviembre	3308	102	1.287	4389	5317	928	0.17
	23	Diciembre	3415	106	0.850	2994	1982	1012	0.51
2017	24	Enero	3519	104	1.352	4896	4616	280	0.06
	25	Febrero	3628	110	0.521	1947	2954	1007	0.34
	26	Marzo	3730	102	0.658	2520	3625	1104	0.30
	27	Abril	3826	96	0.687	2693	2597	96	0.04
	28	Mayo	3916	90	1.354	5425	7068	1642	0.23
	29	Junio	4012	97	0.843	3465	3483	18	0.01
	30	Julio	4106	94	0.880	3694	3424	269	0.08
	31	Agosto	4197	91	1.122	4813	5891	1078	0.18
	32	Setiembre	4291	94	1.048	4595	3046	1549	0.51
	33	Octubre	4386	95	1.398	6265	6351	85	0.01
	34	Noviembre	4488	103	1.287	5909	3970	1939	0.49
	35	Diciembre	4597	109	0.850	4002	3310	692	0.21
2018	36	Enero	4703	106	1.352	6499	5941	557	0.09

Fuente: Elaboración propia

Para este tipo de pronóstico se utiliza el pronóstico de tendencia y estacionalidad junto a Alpha (constante de la atenuación de la estimación de tendencia), Beta (constante de la atenuación del promedio), Gamma (constante de la atenuación de la estacionalidad), los cuales tienen un valor de $\alpha \leq 1$ y $\gamma \geq 0$.

Figura 09: Gráfico del modelo Winter



Fuente: Elaboración propia

El gráfico representa un mejor ajuste y cercanía a la demanda real, por el cual resulta ser el mejor tipo de pronóstico efectuado de la manera tradicional (Excel).

3.1.1.1.2. Precisión de pronóstico

Para medir la precisión del pronóstico se utilizó el MAD y MAPE como desviación absoluta media y error porcentual absoluto medio. Al realizar cada tipo de los 07 pronósticos de manera convencional (Excel), se obtuvo el MAD y MAPE de cada pronóstico.

Se midió el MAD y MAPE inicial con el pronóstico que usa la empresa, con estos resultados se puede medir el error porcentual y el absoluto de su pronóstico.

Tabla 08: Resultado de MAD y MAPE final

Error del pronóstico	Métodos De Pronósticos					
	Promedio Simple	Promedio Movil	Proyección de Tendencia	Suavización Exponencial Simple	Tendencia y Estacionalidad	Modelo de Winter
MAD	1119	1051	871	985	667	647
MAPE	89	31	47	81	31	30
Demanda Proyectada	113,348	103,602	113,348	104,333	115,836	112,861
Demanda Real	113,348	113,348	113,348	113,348	113,348	113,348

Fuente: Elaboración propia

El pronóstico que tiene menor margen de error es el modelo Winter con un 30% de error.

Tabla 09: MAD y MAPE inicial

MAD	MAPE
2074.85	88%

Fuente: Elaboración propia

El MAD y el MAPE del pronóstico inicial o el pronóstico que utiliza la empresa tiene un mayor margen de error, por esa razón se mejoró el pronóstico mediante una analítica de datos.

Tabla 10: Pronóstico inicial

N°	Año	Mes	Cantidad Demandada	Cantidad Proyectada	Error Absoluto	Error % Absoluto
1	2015	Feb	210	500	290	138.10%
2	2015	Mar	405	1000	595	146.91%
3	2015	Abr	1339	2500	1161	86.69%
4	2015	May	1903	3500	1597	83.90%
5	2015	Jun	1559	4500	2941	188.68%
6	2015	Jul	2264	5300	3036	134.12%
7	2015	Ago	2457	5500	3043	123.87%
8	2015	Sep	3274	5400	2126	64.95%
9	2015	Oct	3540	5500	1960	55.36%
10	2015	Nov	2870	5300	2430	84.67%
11	2015	Dic	2740	5300	2560	93.43%
12	2016	Ene	2210	5000	2790	126.29%
13	2016	Feb	1756	5300	3544	201.85%
14	2016	Mar	2183	5500	3317	151.90%
15	2016	Abr	2550	5300	2750	107.83%
16	2016	May	3822	5500	1678	43.90%
17	2016	Jun	2923	5300	2377	81.30%
18	2016	Jul	2620	5300	2680	102.33%
19	2016	Ago	2253	5500	3247	144.14%
20	2016	Sep	3579	5400	1821	50.88%
21	2016	Oct	3318	5500	2182	65.74%
22	2016	Nov	5317	5300	17	0.31%
23	2016	Dic	1982	5300	3318	167.39%
24	2017	Ene	4616	5000	384	8.32%
25	2017	Ene	2954	5000	2046	69.29%
26	2017	Feb	3625	5300	1675	46.22%
27	2017	Mar	2597	5500	2903	111.77%
28	2017	Abr	7068	5300	1768	25.01%
29	2017	May	3483	5500	2017	57.90%
30	2017	Jun	3424	5300	1876	54.78%
31	2017	Jul	5891	5300	591	10.03%
32	2017	Ago	3046	5500	2454	80.56%
33	2017	Sep	6351	5400	951	14.97%
34	2017	Oct	3970	5500	1530	38.55%
35	2017	Nov	3310	5300	1990	60.12%
36	2018	Dic	5941	5300	641	10.79%

Fuente: Elaboración propia

Esta tabla representa la proyección que utilizó la empresa en los 36 meses presentado.

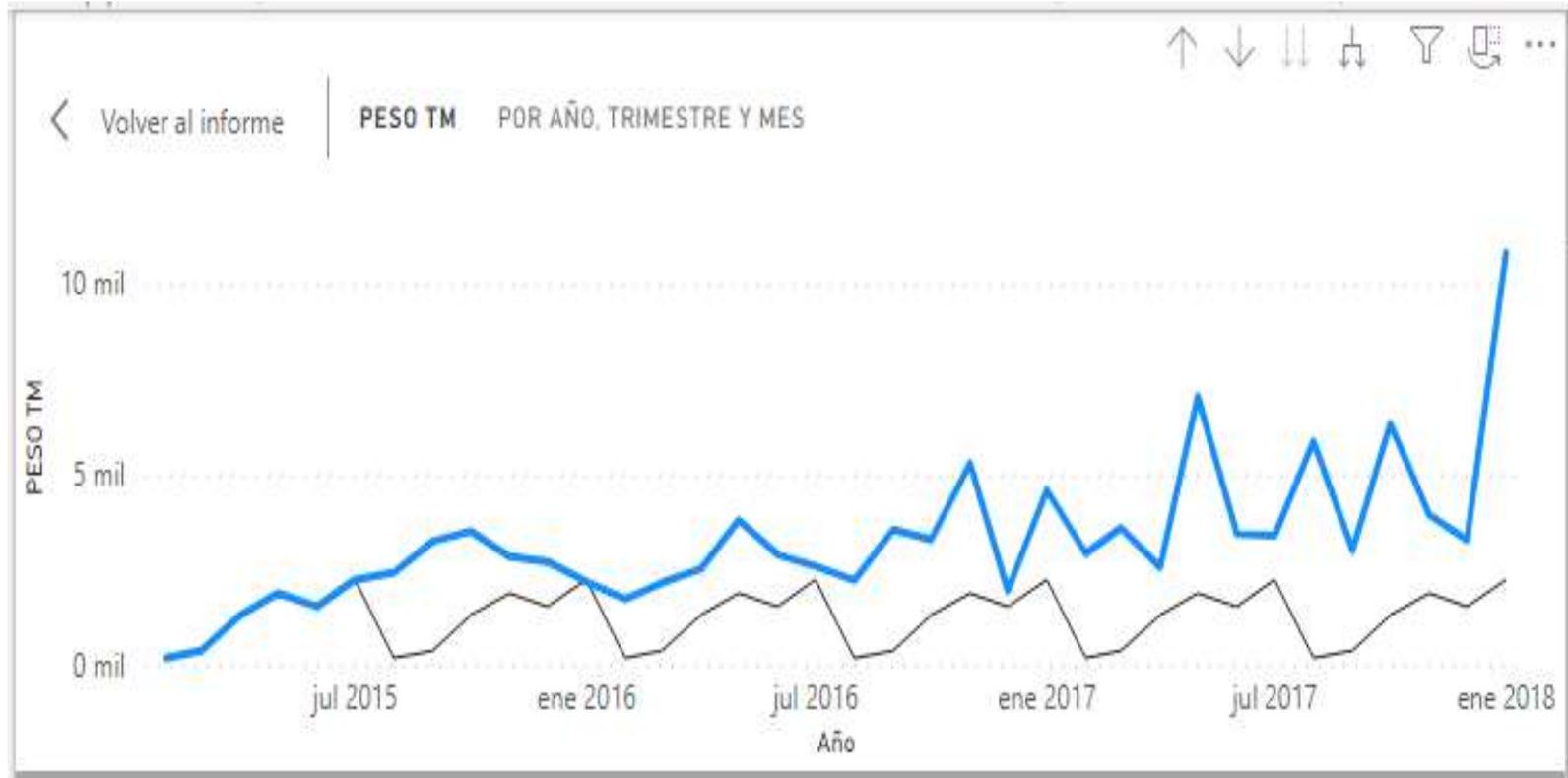
Tabla 11: Pronóstico Power BI

N°	Año	Mes	Cantidad Demandada	Cantidad Proyectada	Error	Error %
1	2015	Feb	210			
2	2015	Mar	405			
3	2015	Abr	1339			
4	2015	May	1903			
5	2015	Jun	1559			
6	2015	Jul	2264	2264	0	0.00
7	2015	Ago	2457	210	2247	0.91
8	2015	Sep	3274	405	2869	0.88
9	2015	Oct	3540	1339	2201	0.62
10	2015	Nov	2870	1903	967	0.34
11	2015	Dic	2740	1559	1181	0.43
12	2016	Ene	2210	2264	54	0.02
13	2016	Feb	1756	210	1546	0.88
14	2016	Mar	2183	405	1778	0.81
15	2016	Abr	2550	1339	1211	0.47
16	2016	May	3822	1903	1919	0.50
17	2016	Jun	2923	1559	1365	0.47
18	2016	Jul	2620	2264	356	0.14
19	2016	Ago	2253	210	2043	0.91
20	2016	Sep	3579	405	3174	0.89
21	2016	Oct	3318	1339	1979	0.60
22	2016	Nov	5317	1903	3413	0.64
23	2016	Dic	1982	1559	423	0.21
24	2017	Ene	4616	2264	2352	0.51
25	2017	Ene	2954	210	2744	0.93
26	2017	Feb	3625	405	3220	0.89
27	2017	Mar	2597	1339	1258	0.48
28	2017	Abr	7068	1903	5164	0.73
29	2017	May	3483	1559	1924	0.55
30	2017	Jun	3424	2264	1160	0.34
31	2017	Jul	5891	210	5681	0.96
32	2017	Ago	3046	405	2641	0.87
33	2017	Sep	6351	1339	5012	0.79
34	2017	Oct	3970	1903	2066	0.52
35	2017	Nov	3310	1559	1751	0.53
36	2018	Dic	5941	2264	3677	0.62

Fuente: Elaboración propia

Este tipo de pronóstico se parece a un promedio móvil a diferencia de que este usa los primeros 6 meses para efectuar la proyección.

Figura 10: Gráfico pronóstico Power BI



Fuente: Elaboración propia

Power BI analiza la base de datos y de manera automática ejecuta el pronóstico de la demanda mediante un gráfico lineal.

3.1.2. Variable dependiente: Productividad de las ventas

3.1.2.1. Dimensiones de la variable dependiente

3.1.2.1.1. Eficacia de ventas

En la eficacia en ventas se mide las ventas realizadas en el periodo de 36 meses respecto a las ventas perdidas más las ventas realizadas en el mismo periodo. De la misma forma que el promedio de ventas atendidas se utiliza el complemento de la variación de los pronósticos para obtener la eficiencia del estado final.

Tabla 12: Cantidad de ventas emitidas

Mes / Año	2015	2016	2017	2018	Total general
Enero		160	176	413	749
Febrero	9	119	149		277
Marzo	21	152	176		349
Abril	83	140	130		353
Mayo	119	219	171		509
Junio	147	167	194		508
Julio	179	175	195		549
Agosto	185	170	291		646
Setiembre	180	184	186		550
Octubre	198	183	184		565
Noviembre	196	250	214		660
Diciembre	201	97	193		491
Total general		1678	2032	2496	5793

Fuente: Elaboración propia

Esta tabla representa al número de ventas emitidas en los 36 meses ya sea facturas y boletas.

Tabla 13: Nivel de ventas concretadas (Excel)

	Eficacia en ventas	
	Estado Inicial	Estado Final
Total de ventas perdidas	869	309
Total general de ventas	5793	5793
	86.96%	94.93%

Fuente: Elaboración propia

El nivel de ventas concretadas gracias al pronóstico del modelo Winter mejora en un 94.93%

Tabla 14: Nivel de ventas concretadas (Power BI)

	Eficacia en ventas	
	Estado Inicial	Estado Final
Total de ventas perdidas	869	614
Total general de ventas	5793	5793
	86.96%	90.42%

Fuente: Elaboración propia

El nivel de ventas concretadas gracias al pronóstico del programa Power BI mejora en un 90.42%

El nivel de cumplimiento de la venta proyectada, se visualiza el nivel de cumplimiento del pronóstico empleado de la empresa vs el nivel de cumplimiento del pronóstico Winter, el cual el error del modelo Winter es menor. Además, se podrá visualizar el nivel de cumplimiento del pronóstico empleado de la empresa vs el nivel de cumplimiento del pronóstico De Power BI.

Tabla 15: Nivel de cumplimiento de la venta proyectada (Excel)

	Modelo Inicial	Modelo de Winter
Demanda Proyectada	177,700	112,861
Demanda Real	113,348	113,348
Variación	56.77%	-0.43%

Fuente: Elaboración propia

El nivel de cumplimiento del modelo Winter respecto a la demanda proyectada es de un 99.57% con un error del -0.43%

Tabla 16: Nivel de cumplimiento de la venta proyectada (Power BI)

	Modelo Inicial	Modelo Power BI
Demanda Proyectada	177,700	40,664
Demanda Real	113,348	113,348
Variación	56.77%	-64.12%

Fuente: Elaboración propia

El nivel de cumplimiento del modelo Power BI respecto a la demanda proyectada es de un 34.88% con un error del -64.12%

3.1.2.1.2. Eficiencia de ventas

Se entrevistó a los 04 vendedores para que brinden información sobre las ventas perdidas por brecha de stock mediante una encuesta.

Mediante la variación del pronóstico Winter con el pronóstico que utiliza la empresa, podemos obtener un menor porcentaje de pérdida de ventas por brecha de stock.

Tabla 17: Variación de pronóstico (Excel)

MAD INICIAL	MAD Modelo Winter	Variación MAD
2,008	647	-67.78%
MAPE INICIAL	MAPE Modelo Winter	Variación MAPE
84%	30%	-64.39%

Fuente: Elaboración propia

El error del pronóstico inicial respecto al pronóstico del modelo Winter por la analítica de datos se reduce el error en un -64.39%.

Tabla 18: Variación de pronóstico (Power BI)

MAD INICIAL	MAD Power BI	Variación MAD
2,008	2,173	8.24%
MAPE INICIAL	MAPE Power BI	Variación MAPE
84%	60%	-29.36%

Fuente: Elaboración propia

El error del pronóstico inicial respecto al pronóstico del programa Power BI por la analítica de datos se reduce el error en un -29.36%.

Gracias a la entrevista realizada a los vendedores se pudo recolectar esta información sobre la pérdida de ventas por brecha de stock. Siendo así que el estado inicial es el resultado de la pérdida de ventas por brechas de stock, cuando se usa el pronóstico de la empresa y el estado final es el resultado de las pérdidas de ventas por brechas de stock cuando se usa el pronóstico del modelo Winter (Excel) y el modelo de Power BI.

Tabla 19: Promedio de ventas atendidas Modelo Winter (Excel)

Vendedor	Pérdida de ventas del 1 - 10	
	Estado Inicial	Estado Final
Vendedor N°1	20%	7.1%
Vendedor N°2	20%	7.1%
Vendedor N°3	10%	3.6%
Vendedor N°4	10%	3.6%
Promedio de ventas atendidas	85.00%	94.66%

Fuente: Elaboración propia

En esta tabla de promedio de ventas atendidas Modelo Winter (Excel), en el estado final se utiliza el complemento de la variación del MAPE ya que se reduce en un -64.39% el error de pronóstico que se tuvo al utilizar el pronóstico de la empresa. Este complemento es el 35.61% del estado inicial, dando como resultado el estado final por la ejecución del modelo Winter.

Para el promedio de pedidos atendidos (Power BI), en el estado final se utiliza el complemento de la variación del MAPE del Power BI respecto al MAPE inicial (-29.36%) que es 70.64% para reducir el estado final del promedio de ventas atendidas.

Tabla 20: Promedio de ventas atendidas (Power BI)

Vendedor	Pérdida de ventas del 1 - 10	
	Estado Inicial	Estado Final
Vendedor N°1	20%	14.1%
Vendedor N°2	20%	14.1%
Vendedor N°3	10%	7.1%
Vendedor N°4	10%	7.1%
Promedio de ventas atendidas	85.00%	89.40%

Fuente: Elaboración propia

En esta tabla de promedio de ventas atendidas Modelo Power BI, en el estado final se utiliza el complemento de la variación del MAPE ya que se reduce en un -29.36% el error de pronóstico que se tuvo al utilizar el pronóstico de la empresa. Este complemento es el 70.64% del estado inicial, dando como resultado el estado final por la ejecución del modelo Power BI.

3.2. Costo / Beneficio

Tabla 21: Costo / Beneficio

Costo de hora hombre unitario	Tiempo en horas	Días trabajados	Semanas trabajadas	Meses trabajados	Total
S/ 10.00	4	4	3	10	S/ 4,800.00

	Estado Inicial	Estado Final	Beneficio	
Ahorro en reducción de ventas perdidas por brecha de stock - Modelo Winter	85.00%	94.66%	S/	9,241,902.76
Ahorro en reducción de ventas perdidas por brecha de stock - Pronóstico Power BI	85.00%	89.40%	S/	4,214,043.56

Costo / Beneficio Modelo Winter	S/ 1,925.40
Costo / Beneficio Power BI	S/ 877.93

Fuente: Elaboración propia

Respecto a al costo / beneficio, el costo se promedia mediante las horas, días, semanas y meses trabajados para ejecutar este trabajo de investigación, lo que resulta en S/4800.00 y el beneficio representa la reducción de ventas por brecha de stock mediante el modelo Winter (Excel) y el modelo de Power BI. La primera reducción es del estado final usando modelo (Winter) respecto al estado inicial, siendo una variación del 11.36% y la reducción del estado final usando el modelo

Power BI respecto al esta inicial en el cual se usa el pronóstico de la demanda de la empresa, siendo una variación del 5.5%.

Estas variaciones se multiplican por la cantidad total de las ventas emitidas, por el promedio mínimo de toneladas vendidas, por el precio de ventas en dólares y el tipo de cambio.

El cual resulta el beneficio de utilizar el modelo Winter para la reducción de ventas perdidas por brechas de stock es de S/9,241,902.76 y el beneficio de utilizar el modelo Power BI para la reducción de ventas perdidas por brechas de stock es de S/4,214,043.56.

El costo beneficio tanto del uso del modelo Winter es de S/1925.40 por cada sol invertido y el beneficio tanto del uso del modelo Winter es de S/877.93 por cada sol invertido.

CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

4.1. Discusión

Los resultados obtenidos de la analítica de datos para el pronóstico de la demanda permiten conocer la viabilidad del trabajo de investigación, debido a su influencia en la productividad en ventas de la empresa FORMAMOS ACERO S.A.C. LIMA 2020.

Un primer punto por mencionar es que la recolección de información a partir de las entrevistas realizadas al personal del área comercial y ventas fue relevante en la analítica de datos para el pronóstico de la demanda. Esto debido a que se pudo evidenciar que en años anteriores no había sido registrada información específica tales como los datos de las ventas perdidas por brecha de stock, la eficacia de las ventas y el nivel de cumplimiento de las ventas proyectadas. Esta técnica coincide con el estudio realizado por Azahuanche y Pajares (2014), el cual por medio de entrevistas se pudo determinar una aproximación de los indicadores mencionados.

Otro punto por mencionar es que la analítica de datos para el pronóstico de la demanda dentro de la empresa contribuye a la reducción de pérdidas de ventas por falta de stock, debido a una reducción en el error del pronóstico; de esta manera, aumenta la productividad y eficacia en las ventas. Lo antes mencionado coincide con lo propuesto por Jiménez (2011), el cual menciona que mediante la disminución del error de pronóstico consiguió una proyección más ajustada a la realidad respecto a la demanda de los teléfonos de gama alta y de otras gamas.

Al comparar los diferentes métodos de pronóstico se pudo evidenciar que cada uno de ellos presentaba una variación en los resultados de sus MAPE, puesto que cada error porcentual absoluto medio es más elevado y otros más bajo, por lo que se seleccionó el que presentaba un menor MAPE (Modelo Winter) y se comparó con el uso del MAPE del pronóstico del programa Power BI. Respecto a lo mencionado, Gordillo (2016) señala que

el promedio de error porcentual (50.4%) y los otros detalles de los pronósticos sirven para definir la proyección estimada con mayor exactitud.

En Power BI se tuvo que trabajar con la base de datos de Excel para analizar toda la información y generar un nuevo pronóstico de manera automática. Lo antes mencionado coincide con lo propuesto (Acosta y Vásquez, 2019) indican que para la construcción del BI se utilizó las herramientas de SQL Server 2014, como son SQL Server Data Tools con Integración de Servicios, Analysis Services y Microsoft Azure, implementando el modelo para ventas y distribución.

4.2. Conclusión

- Se analizó la problemática de la empresa Formamos Acero S.A.C. mediante entrevistas realizadas al personal del área comercial y ventas, las cuales dieron a conocer que no existía un ajuste en el pronóstico de la demanda de dicha empresa. Como consecuencia de ello, se generaban pérdidas de ventas por falta de stock.
- Se implementó el modelo Winter puesto al comparar con los otros modelos convencionales como suavización exponencial, promedio móvil, promedio simple, suavización exponencial simple, proyección de tendencia y Winter; resultó con un menor error porcentual absoluto medio (MAPE) con un 30%, siendo favorable, visto que, se aproxima más a la realidad. De la misma manera ocurre con la desviación absoluta media (MAD) de 647 Toneladas de barra corrugada.
- Se evaluó el impacto del rediseño del pronóstico de la demanda, el cual influye significativamente en la productividad de las ventas en la empresa Formamos Acero S.A.C., puesto que reduce el porcentaje de ventas perdidas por brechas de stock de un 15% a un 5.34% en el modelo Winter

y en Power Bi se reduce el porcentaje de ventas perdidas por brechas de stock de un 15% a un 10.60%. De esta manera, aumenta la satisfacción de los clientes al contar con el producto solicitado.

- El costo beneficio del uso del modelo de Winter (Excel) es de S/1925.40 por cada sol invertido y el beneficio tanto del uso del modelo Winter es de S/877.93 por cada sol invertido. Es decir, el beneficio del uso del modelo de Power BI representa el 45.60% del beneficio del uso del modelo Winter (Excel).
- El uso convencional del Excel (Modelo Winter) para la analítica de datos, así como el uso del Power BI de manera automática para realizar analítica de datos son muy efectivos porque los dos modelos reducen el error del pronóstico utilizado por la empresa.

4.3. Limitaciones

- Por políticas y normas éticas de la empresa, aludiendo a la seguridad de la información, el presente trabajo solo utilizó la información de los periodos 2015 (febrero – diciembre), 2016 (enero – diciembre), 2017 (enero – diciembre) y 2018 (enero), lo cual no supuso un obstáculo para el desarrollo del mismo. A partir de ello, se pudo evidenciar que un periodo de tres años o 36 meses es lo mínimo y suficiente para realizar un reajuste o rediseño en el pronóstico, puesto que permite obtener mejores resultados en la proyección de la demanda.
- La empresa solo presenta 04 ejecutivos de ventas o vendedores de la unidad barra corrugada, los cuales fueron entrevistados para desarrollar este trabajo de investigación.

REFERENCIAS

- Acosta, D., y Vásquez, S. (2019). *Analítica de datos para el soporte en la toma de decisiones en el área de distribución y ventas de la distribuidora farmacéutica La Libertad S.R.L utilizando Microsoft Azure y la metodología de Larissa Moss* [Tesis de pregrado, Universidad Privada Antenor Orrego]. <http://repositorio.upao.edu.pe/handle/upaorep/5900>
- Azahuanche, G. & Pajares, J. (2017). *Modelos de planeamiento y programación del abastecimiento de materia prima para la producción del concreto premezclado a través de la programación lineal para incrementar la utilidad en la empresa Elmer Oscar Quintana Guevara S.R.L - La Colpa* [Tesis de pregrado, Universidad Privada del Norte].
- Calvo, J., Pelegrín, A., y Gil, M. (2018). Enfoques teóricos para la evaluación de la eficiencia y eficacia en el primer nivel de atención médica de los servicios de salud del sector público. *Retos de la dirección*, 12(1), 96-118.
- Cardeñoso, S. & Misle, C. (2016). *Propuesta de desarrollo de pronósticos y control de inventarios para la mejora de la gestión de pedidos y distribución en la empresa MARLO E.I.R.L, Cusco, 2016* [Tesis de pregrado, Universidad Andina del Cusco].
- Casanova, E. (2020). *Gestión de costos y la eficiencia en las ventas del servicio de restaurante en la empresa de Chuck E Cheese's , Trujillo 2019* [Tesis de Maestría, Universidad César Vallejo]. http://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12692/45869/Casanova_D EA-SD.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Castillo, E. (2017). *Gestión de inventarios para incrementar la productividad de las ventas en la botica E&A San Juan de Miraflores, 2017* [Tesis de pregrado, Universidad César Vallejo].
- Céspedes, N., Lavado, P., y Ramírez, N. (2016). *Productividad en el Perú: medición, determinantes e implicancias*. Universidad del Pacífico.
- Chopra, S. & Meindl, P. (2013). *Administración de la cadena de suministro*. Pearson.
- Galindo, M. & Ríos, V. (2015). "Productividad" en Serie de Estudios Económicos. México DF: México ¿cómo vamos?
- Gaona, E. (2016). Los indicadores de eficiencia, eficacia y calidad del proceso de ventas y la toma de decisiones del comercial Oro Negro en el Cantón Lago Agrio [Tesis de pregrado, Universidad Técnica de Ambato].
- Gil, D. y Zambrano, F. (2015). *Diseño de un modelo de planeación de la demanda para la familia de barras enderezadas en la empresa Acería Paz del Río* [Tesis de pregrado, Universidad Distrital Francisco José de Caldas].
- Gómez, A. (2019). *Plan de negocios para la creación de una empresa de BI y analítica de datos dirigida a las PYME del sector ecommerce en Colombia* [Tesis de maestría, Universidad EAN]. <http://hdl.handle.net/10882/9855>
- Gordillo, R. (2016). *Mejora en el proceso de elaboración y gestión de los pronósticos de la demanda en una empresa dedicada a la venta de productos de belleza* [Tesis de pregrado, Universidad de Lima].

- Heizer, J. & Render, B. (2009). *Principios de administración de operaciones*. Pearson.
- Hernández, R., Fernández, C., Baptista, P.; Méndez, S., & Mendoza, C. (2014). *Metodología de la investigación*. McGraw -Hill Educación.
- Herrera, J. (2020). *Analítica de datos en la gestión de recuperación de la cartera financiera* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/78323>
- Jiménez, D. (2011). *Análisis y pronósticos de demanda para telefonía móvil* [Tesis de maestría, Universidad de Chile].
- Jiménez, M. (2019). *Aplicación de analítica de datos para predicción de infección respiratoria aguda en Colombia* [Tesis de maestría, Universidad de los Andes]. <http://hdl.handle.net/1992/43984>
- Johnston, M., y Marshall, G. (2009). *Administración de ventas*. McGraw-Hill.
- Joyanes, L. (2013). *Big data: Análisis de grandes volúmenes de datos en organizaciones*. Alfaomega.
- López, C.; Pérez, A. & Villamonte, J. (2017). *Gestión de la demanda para optimizar la supply chain de la empresa Van S.A.C* [Tesis de maestría, Universidad del Pacífico].
- López, V. (2018). *Influencia de la elaboración de pronósticos de demanda en los costos de la empresa Darbha SAC, Cajamarca- 2017* [Tesis de pregrado, Universidad Privada del Norte].
- Monje, C. (2011). *Metodología de la investigación cuantitativa y cualitativa. Guía didáctica*. Universidad Surcolombiana.
- Morales, Z. (2016). *Modelo multivariado de predicción del stock de piezas de repuesto para equipos médicos* [Tesis de doctorado, La Habana].
- Orbe, M. (2017). *Propuesta metodológica de analítica de datos para estudio y análisis de tráfico en redes de telecomunicaciones* [Tesis de maestría, Escuela Politécnica Nacional]. <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/19046>
- Organización Internacional del Trabajo (2016). *Mejore su negocio: el recurso humano y la productividad*. Organización Internacional del Trabajo. https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---ed_emp/---emp_ent/---ifp_seed/documents/instructionalmaterial/wcms_553925.pdf
- Pinedo, J. (2018). *Propuesta de un modelo de pronósticos de demanda y gestión de inventarios para la planeación de demanda en prendas de vestir juvenil* [Tesis de pregrado, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas].
- Reveco, C. (2011). *Pronóstico y Análisis de Demanda de la Sala de Urgencia del Hospital Luis Calvo Mackenna y Metodología para el Cálculo de Recursos Críticos* [Tesis de maestría, Universidad de Chile] <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/102662>
- Reyes, Y. (2016). *Un modelo para la planeación y control de la producción en una empresa de productos de limpieza y cuidado personal* [Tesis de pregrado, Instituto Politécnico Nacional].
- Reyes, O., Escalante, R. & Matas, A. (2010). *La demanda de gasolinas en México: Efectos y alternativas ante el cambio climático*. *Economía: teoría y práctica*, (32), 83-111.

- Velásquez, J.D;Franco, C. & García, H. (2009). Un modelo no lineal para la predicción de la demanda mensual de electricidad en Colombia. *Estudios Gerenciales*, 25, 37-54.
- Villegas, J.C. (2018). DATAMART para el pronóstico de ventas en la empresa Braco Inversiones S.A.C. [Tesis de pregrado, Universidad César Vallejo]. http://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12692/18519/Villegas_LTJC.pdf?sequence=4&isAllowed=y
- Yuni, J. & Urbano, C. (2014). *Recursos Metodológicos para la Preparación de Proyectos de Investigación*. Editorial Brujas.

ANEXOS

Anexo N°1

Guía de Entrevista

Nombre: ESTER FLORES CASTRILLO

1.- ¿Cuántas visitas a sus clientes realizas al mes?

Proximamente una vez al mes y en Lima 4 veces.

2.- ¿Cuáles son los mejores meses de ventas?

Enero, Abril, mayo, Junio, Julio, Agosto.

3.- ¿En que meses has realizado más de una visita a tus clientes?

Constante.

4.- ¿En que meses no has realizado ninguna visita a tus clientes? ¿Porque?

En vacaciones.

5.- ¿Habitualmente que meses sale de vacaciones?

Julio y Diciembre.

6.- De 10 pedidos, ¿Cuántas ventas no se han realizado por falta de stock?

1 vez, pedidos de 3/8 y 5/8.

7.- ¿En qué meses se han rechazado tus pedidos por falta de stock?

Octubre.

8.- ¿Qué meses te rechazaron más tus pedidos?

Ninguno.

DEACERO

Guía de Entrevista

Nombre: PATRICIA SILVA PEÑA

1.- ¿Cuántas visitas a sus clientes realizas al mes?

2 veces.

2.- ¿Cuáles son los mejores meses de ventas?

Desde Mayo hasta Octubre.

3.- ¿En que meses has realizado más de una visita a tus clientes?

2 visitas Constantes

4.- ¿En que meses no has realizado ninguna visita a tus clientes? ¿Porque?

Por vacaciones

5.- ¿Habitualmente que meses sale de vacaciones?

En Noviembre

6.- De 10 pedidos, ¿Cuántas ventas no se han realizado por falta de stock?

2 pedidos.

7.- ¿En qué meses se han rechazado tus pedidos por falta de stock?

La primera semana de octubre.

8.- ¿Qué meses te rechazaron más tus pedidos?

En octubre porque el cliente no calificaba.

DEACERO

Guía de Entrevista

Nombre:

Guillermo G. Velásquez

1.- ¿Cuántas visitas a sus clientes realizas al mes?

De provincia una vez al mes y de Lima cada 2 semanas

2.- ¿Cuáles son los mejores meses de ventas?

Agosto, Junio y Septiembre, Octubre

3.- ¿En que meses has realizado más de una visita a tus clientes?

En diciembre y en Julio.

4.- ¿En que meses no has realizado ninguna visita a tus clientes? ¿Porque?

Todos lo En Agosto.

5.- ¿Habitualmente que meses sale de vacaciones?

Agosto y Enero.

6.- De 10 pedidos, ¿Cuántas ventas no se han realizado por falta de stock?

2 pedidos.

7.- ¿En qué meses se han rechazado tus pedidos por falta de stock?

Octubre

8.- ¿Qué meses te rechazaron más tus pedidos?

Julio

DEACERO

Guía de Entrevista

Nombre: Sergio, Figueroa Cepeda

1.- ¿Cuántas visitas a sus clientes realizas al mes?

Una vez al mes.

2.- ¿Cuáles son los mejores meses de ventas?

De Agosto a Noviembre.

3.- ¿En que meses has realizado más de una visita a tus clientes?

Es constante las visitas.

4.- ¿En que meses no has realizado ninguna visita a tus clientes? ¿Porque?

En los meses que tengo vacaciones.

5.- ¿Habitualmente que meses sale de vacaciones?

Junio y Diciembre.

6.- De 10 pedidos, ¿Cuántas ventas no se han realizado por falta de stock?

1 vez.

7.- ¿En qué meses se han rechazado tus pedidos por falta de stock?

En Septiembre.

8.- ¿Qué meses te rechazaron más tus pedidos?

En Septiembre.

DEACERO

Guía de Entrevista

Nombre: ESTER FLORES

Fecha: _____

1.- ¿Cuánto tiempo viene operando la empresa?

4 y 8 meses

2.- ¿Cuáles son los objetivos de la empresa?

INCREMENTAR LAS VENTAS Y CRECER COMO
EMPRESA.

3.- Actualmente, ¿Con cuánto personal trabaja la empresa?

25 PERSONAS

4.- ¿Cómo es la comunicación entre las áreas de la empresa?

FLUIDA.

5.- ¿Cuáles son los principales clientes de la empresa?

DISTRIBUIDORES Y MAYORISTAS

6.- ¿Cuáles son los principales competidores?

SIDERPERU - ACEROS ARAGUAYOS

7.- ¿Cómo se planifican las ventas en la empresa?

EN BASE A PROYECCIONES Y INCORPORANDO
CLIENTES NUEVOS

8.- ¿Existe un registro histórico de ventas?

SI

DEACERO

Guía de Entrevista

9.- ¿Cuál es la frecuencia de visitas a los clientes?

SEMANALES

10.- ¿Cuál es el nivel de ventas perdidas al mes?

bajo

11.- ¿Cuál es el nivel de cumplimiento de ventas proyectadas?

crecimiento

12.- ¿Es variable el nivel de precios en el mercado?

Variable

13.- ¿Realizan algún pronóstico de la demanda?

Todo los LUNES

14.- ¿El pronóstico de la demanda es exacto o aproximado a la realidad?

APROXIMADO

15.- ¿Realizan reuniones semanales con área comercial para realizar ajuste de la proyección de la demanda?

SEMANALES

16.- ¿Cómo ve a la empresa en un mediano plazo?

CRECER Y INCREMENTAR UNIDADES DE NEGOCIOS

DEACERO

Guía de Entrevista

Nombre: Fernando Adolo

Fecha: _____

1.- ¿Cuánto tiempo viene operando la empresa?

4.5 años

2.- ¿Cuáles son los objetivos de la empresa?

ser líderes en la distribución de productos de Acero

3.- Actualmente, ¿Con cuánto personal trabaja la empresa?

Aprox 28 personas

4.- ¿Cómo es la comunicación entre las áreas de la empresa?

Vía WhatsApp principalmente y por Reuniones semanales con cada área.

5.- ¿Cuáles son los principales clientes de la empresa?

- Santa Isabel Corporation
- Aladimo

6.- ¿Cuáles son los principales competidores?

- AA - Imkoferro
- Sider Peru - Miromina

7.- ¿Cómo se planifican las ventas en la empresa?

Reuniones semanales los días lunes se revisan las zonas y se hacen los ajustes necesarios

8.- ¿Existe un registro histórico de ventas?

Si, Registros anuales

DEACERO

Guía de Entrevista

- 9.- ¿Cuál es la frecuencia de visitas a los clientes?
- En Lima Semanal
- en Provincia mensual
- 10.- ¿Cuál es el nivel de ventas perdidas al mes?
Bajo, normalmente cuando haces Relevo de STOCK.
- 11.- ¿Cuál es el nivel de cumplimiento de ventas proyectadas?
Medio
- 12.- ¿Es variable el nivel de precios en el mercado?
Si, de acuerdo a la competencia y en cada zona de ventas.
- 13.- ¿Realizan algún pronóstico de la demanda?
Si, se realiza con logística y la gerencia Comercial
- 14.- ¿El pronóstico de la demanda es exacto o aproximado a la realidad?
Aproximado
- 15.- ¿Realizan reuniones semanales con área comercial para realizar ajuste de la proyección de la demanda?
Si, Todos los lunes.
- 16.- ¿Cómo ve a la empresa en un mediano plazo?
En un crecimiento continuo, incrementando nuevas líneas de productos

DEACERO

Guía de Entrevista

Nombre: SERGIO FIGUEROA BERNABEZ

Fecha: _____

1.- ¿Cuánto tiempo viene operando la empresa?

4 AÑOS

2.- ¿Cuáles son los objetivos de la empresa?

VENIR PRODUCIENDO ACERO.
PARA CONSUMIR

3.- Actualmente, ¿Con cuánto personal trabaja la empresa?

50 PERSONAS

4.- ¿Cómo es la comunicación entre las áreas de la empresa?

FLUIDA.

5.- ¿Cuáles son los principales clientes de la empresa?

- INFERNO CHANCAYO MACAPI (CHANCAYO)
- ROYAL CHANCAYO

6.- ¿Cuáles son los principales competidores?

SIERRA PERU, ACEROS LAUREL

7.- ¿Cómo se planifican las ventas en la empresa?

SEMANAL.

8.- ¿Existe un registro histórico de ventas?

SI EXISTE,

DEACERO

Guía de Entrevista

9.- ¿Cuál es la frecuencia de visitas a los clientes?

MAXIMA

10.- ¿Cuál es el nivel de ventas perdidas al mes?

Bajo

11.- ¿Cuál es el nivel de cumplimiento de ventas proyectadas?

ALTO, CUMPLIENDO TODAS LAS METAS AL MES

12.- ¿Es variable el nivel de precios en el mercado?

SI ES VARIABLE.

13.- ¿Realizan algún pronóstico de la demanda?

SI

14.- ¿El pronóstico de la demanda es exacto o aproximado a la realidad?

APROXIMADO

15.- ¿Realizan reuniones semanales con área comercial para realizar ajuste de la proyección de la demanda?

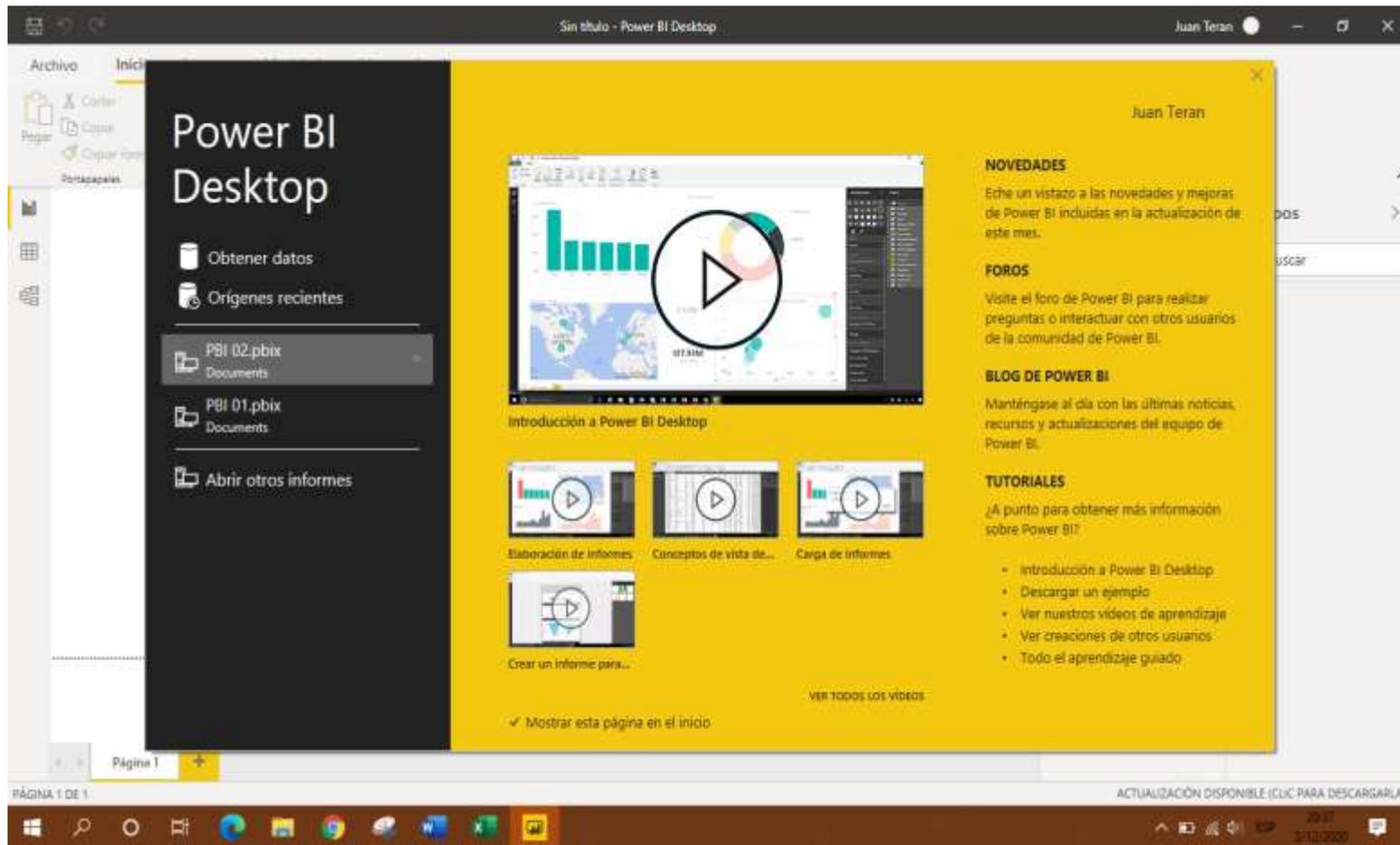
SI, NOS REUNIMOS SEMANALMENTE.

16.- ¿Cómo ve a la empresa en un mediano plazo?

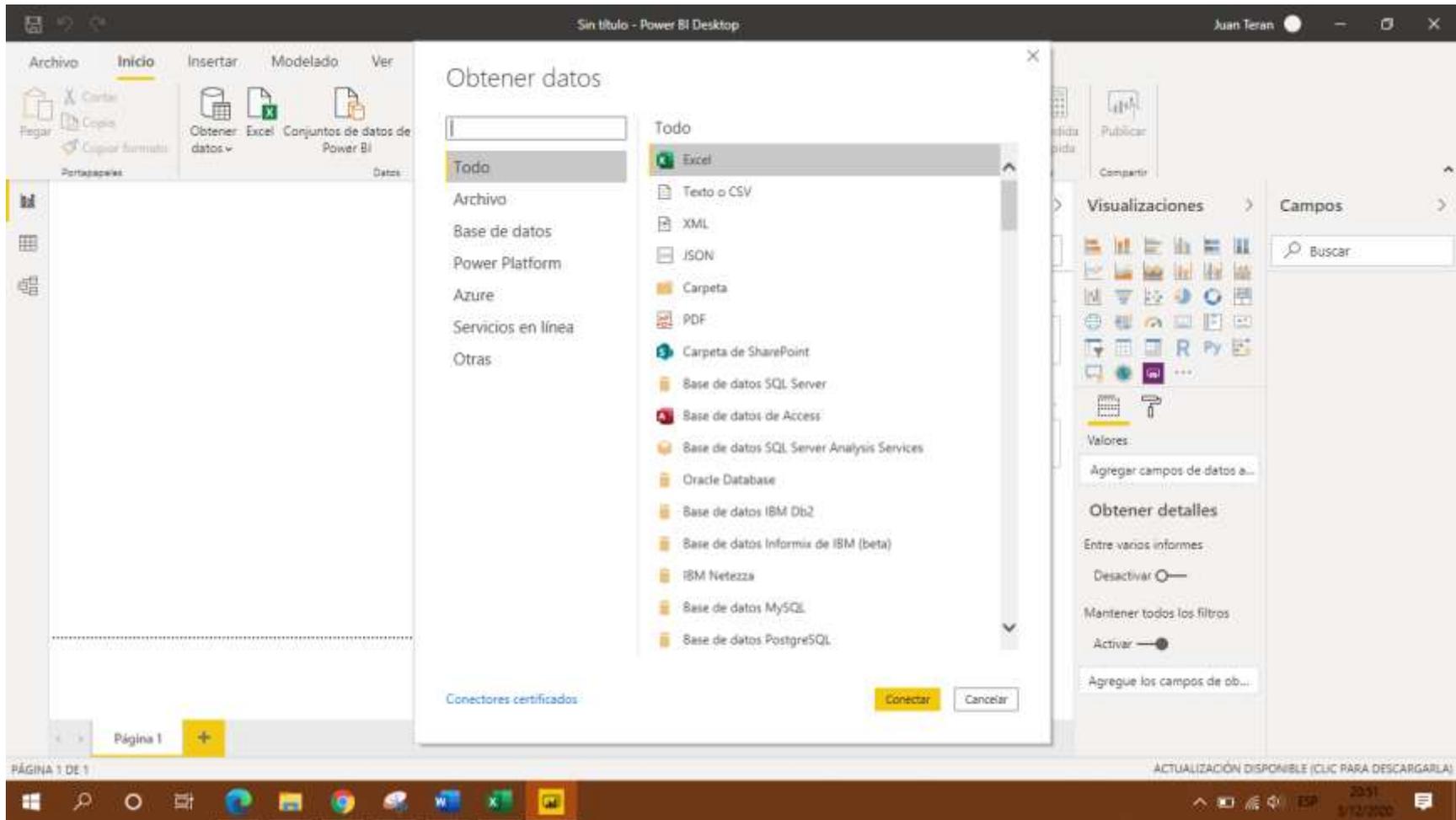
CRECIMIENTO EN EL MERCADO PERUANO

DEACERO

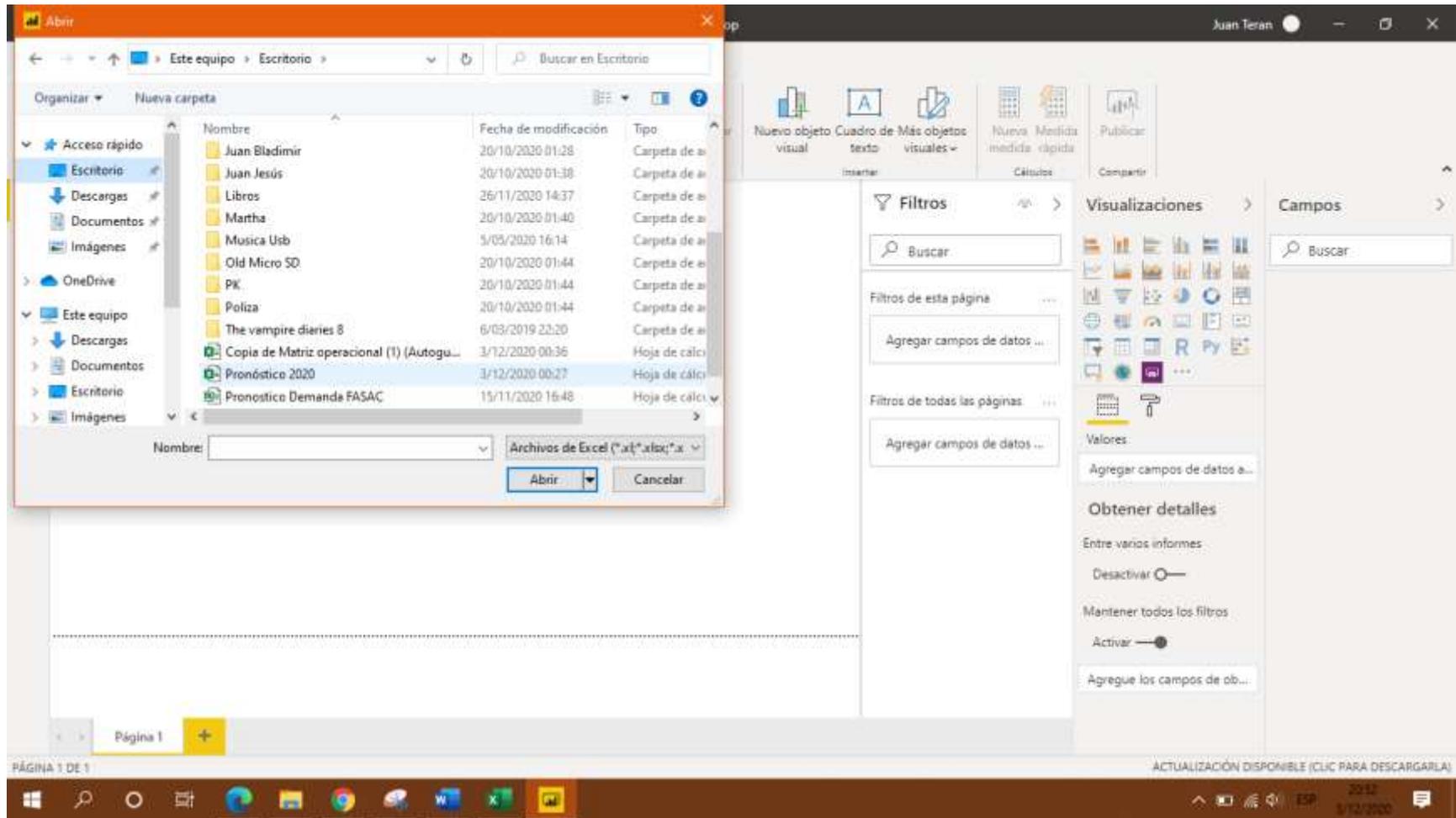
Anexo N°11



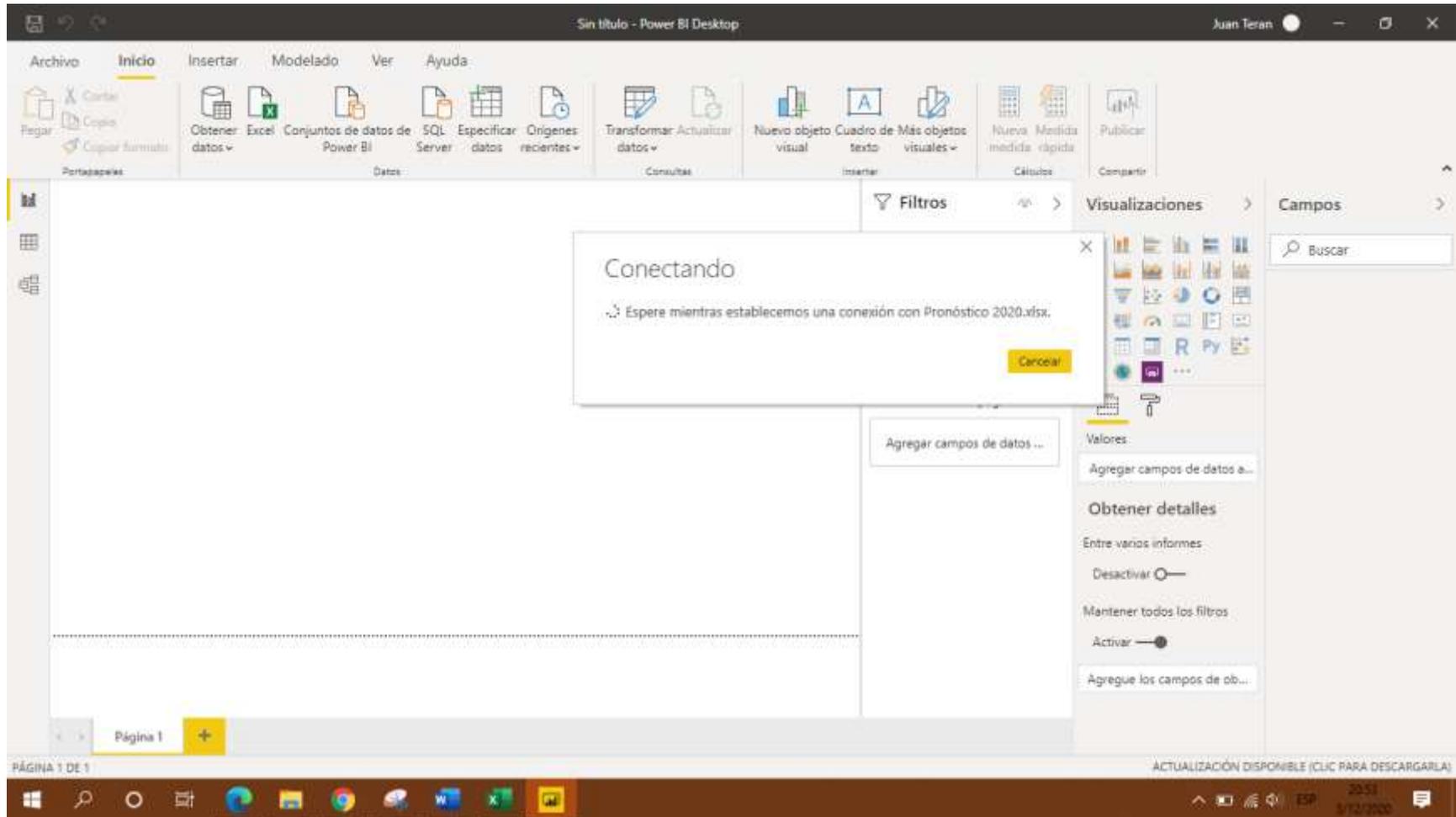
Anexo N°12



Anexo N°13



Anexo N°14

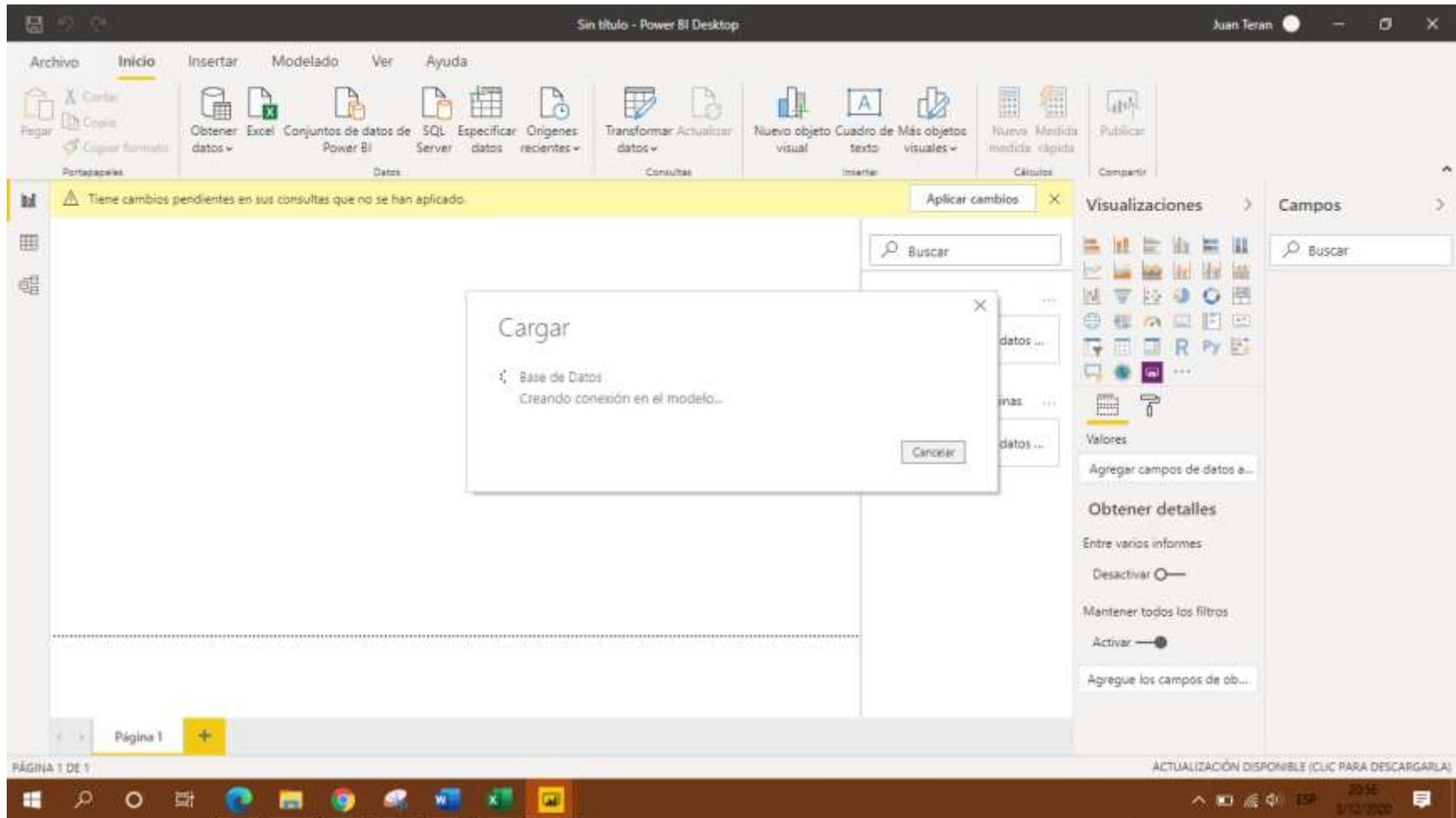


Anexo N°15

The screenshot shows a software interface with a 'Navegador' (Navigator) window on the left and a 'Base de Datos' (Database) window on the right. The 'Navegador' window displays a tree view of data sources under the file 'Pronóstico 2020.xlsx [16]'. The 'Base de Datos' window displays a table of sales data with columns for 'Año', 'NRO Mes', 'Dia', and 'Fecha Venta'. The table contains 14 rows of data, including entries for 'RIBUCIONES S.R.L.', 'AZA VALERIANO FLORENCIO', 'ON JUNIOR EIRL', 'Y CONSTRUCCIONES DEL SUR S.C.R.L.', 'IONES Y DISTRIBUCIONES VIROXA S.C.R.L.', and 'JIRRE JUDITH'. Below the table, there is a message: 'se han truncado debido a límites de tamaño.' (truncated due to size limits). At the bottom of the 'Base de Datos' window, there are buttons for 'Cargar', 'Transformar datos', and 'Cancelar'.

	Año	NRO Mes	Dia	Fecha Venta
RIBUCIONES S.R.L.	2015	2	12	12/02
RIBUCIONES S.R.L.	2015	2	12	12/02
RIBUCIONES S.R.L.	2015	2	12	12/02
AZA VALERIANO FLORENCIO	2015	2	13	13/02
AZA VALERIANO FLORENCIO	2015	2	13	13/02
ON JUNIOR EIRL	2015	2	17	17/02
Y CONSTRUCCIONES DEL SUR S.C.R.L.	2015	2	17	17/02
Y CONSTRUCCIONES DEL SUR S.C.R.L.	2015	2	17	17/02
Y CONSTRUCCIONES DEL SUR S.C.R.L.	2015	2	17	17/02
IONES Y DISTRIBUCIONES VIROXA S.C.R.L.	2015	2	17	17/02
IONES Y DISTRIBUCIONES VIROXA S.C.R.L.	2015	2	17	17/02
IONES Y DISTRIBUCIONES VIROXA S.C.R.L.	2015	2	17	17/02
JIRRE JUDITH	2015	2	18	18/02
JIRRE JUDITH	2015	2	18	18/02

Anexo N°16



Anexo N°17

Power BI Desktop - Herramientas de tablas

Nombre: Base de Datos

Calendarios: Marcar como tabla de fechas

Relaciones: Administrar relaciones

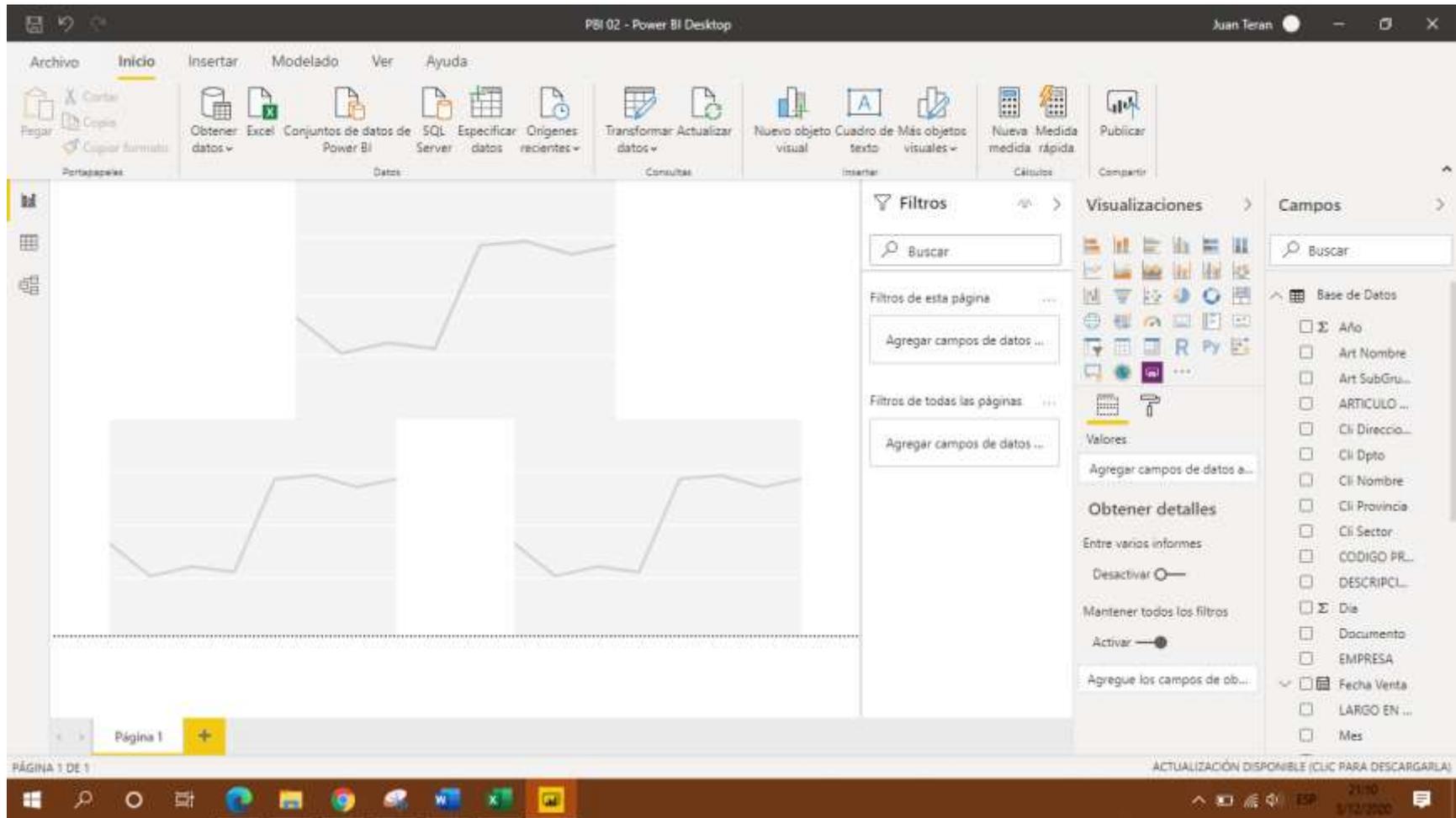
Cálculos: Nueva medida, Nueva medida rápida, Nueva columna, Nueva tabla

RUC	Cli Nombre	Año	NRO Mes	Día	Fecha Venta	Mes	Documento	Tipo Documento	Ven Codigo	Ven
20555836831	DEPOSITO DE CONSTRUCCION SARITA SAC	2015	4	8	miércoles, 8 de abril de 2015	ABRIL	001-0002107	FA	EFCFA001	ESTER F
10092153136	ZAPATA ARAPA EUSEBIO	2015	4	8	miércoles, 8 de abril de 2015	ABRIL	001-0002108	FA	EFCFA001	ESTER F
100921325816	RODRIGUEZ ARENAS WILFREDO EULOGIO	2015	4	10	viernes, 10 de abril de 2015	ABRIL	001-0002121	FA	EFCFA001	ESTER F
10092153136	ZAPATA ARAPA EUSEBIO	2015	4	13	lunes, 13 de abril de 2015	ABRIL	001-0002123	FA	EFCFA001	ESTER F
20537929520	FERRETERIA Y MATERIALES DE CONSTRUCCION LAS HERM	2015	4	24	viernes, 24 de abril de 2015	ABRIL	001-0002160	FA	EFCFA001	ESTER F
20520311848	FERRETERIA LUIE EIRL	2015	4	29	miércoles, 29 de abril de 2015	ABRIL	001-0002168	FA	ANCFAD01	ALBA LL
20534836220	CORPORACION R & O INGENIEROS Y ARQUITECTOS E.I.R.L.	2015	4	30	jueves, 30 de abril de 2015	ABRIL	001-0002182	FA	PSPFA001	PATRICI
10107791251	MONTERO ALDAVE LUIS ALBERTO	2016	7	14	jueves, 14 de julio de 2016	JULIO	001-0004581	FA	EFCFA001	ESTER F
20522035204	FERRETERIA VIRGEN DE COCHARCAS E.I.R.L.	2016	7	14	jueves, 14 de julio de 2016	JULIO	001-0004576	FA	FMPPFA01	FERNAN
20266211351	DISTRIBUIDORA KASSANDRA SA	2016	9	13	martes, 13 de septiembre de 2016	SEPTIEMBRE	001-0004897	FA	PSPFA001	PATRICI
10724308142	PINEDA OBANDO ROBERTO	2016	9	15	jueves, 15 de septiembre de 2016	SEPTIEMBRE	001-0004906	FA	FMPPFA01	FERNAN
10107791251	MONTERO ALDAVE LUIS ALBERTO	2016	9	28	miércoles, 28 de septiembre de 2016	SEPTIEMBRE	001-0004979	FA	EFCFA001	ESTER F
20514427501	DISTRIBUIDORA SOL DE HUAMPANI SOCIEDAD ANONIMA	2016	9	12	lunes, 12 de septiembre de 2016	SEPTIEMBRE	001-0004885	FA	FMPPFA01	FERNAN
20512323543	ACEROS EL BOSQUE S.A.C.	2016	9	29	miércoles, 28 de septiembre de 2016	SEPTIEMBRE	001-0004973	FA	PSPFA001	PATRICI
20600245164	NEGOCIACIONES YANCE S.A.C.	2016	9	30	viernes, 30 de septiembre de 2016	SEPTIEMBRE	001-0004999	FA	EFCFA001	ESTER F
10724308142	PINEDA OBANDO ROBERTO	2016	10	6	jueves, 6 de octubre de 2016	OCTUBRE	001-0005035	FA	FMPPFA01	FERNAN
20554825606	DISTRIBUIDORA COMERCIAL DE PRODUCTOS Y ACCESORI	2016	10	12	miércoles, 12 de octubre de 2016	OCTUBRE	001-0005069	FA	FMPPFA01	FERNAN
10472760973	PALMA GOMEZ WILLIAN BLADIMIR	2016	10	12	miércoles, 12 de octubre de 2016	OCTUBRE	001-0005071	FA	EFCFA001	ESTER F
20266211351	DISTRIBUIDORA KASSANDRA SA	2016	10	18	martes, 18 de octubre de 2016	OCTUBRE	001-0005089	FA	PSPFA001	PATRICI
20522035204	FERRETERIA VIRGEN DE COCHARCAS E.I.R.L.	2016	10	20	jueves, 20 de octubre de 2016	OCTUBRE	001-0005098	FA	FMPPFA01	FERNAN
20512464387	COMERCIALIZADORA Y NEGOCIACIONES DEL SUR S.A.C.	2016	10	31	lunes, 31 de octubre de 2016	OCTUBRE	001-0005162	FA	PSPFA001	PATRICI
20512464387	COMERCIALIZADORA Y NEGOCIACIONES DEL SUR S.A.C.	2016	10	31	lunes, 31 de octubre de 2016	OCTUBRE	001-0005177	FA	PSPFA001	PATRICI

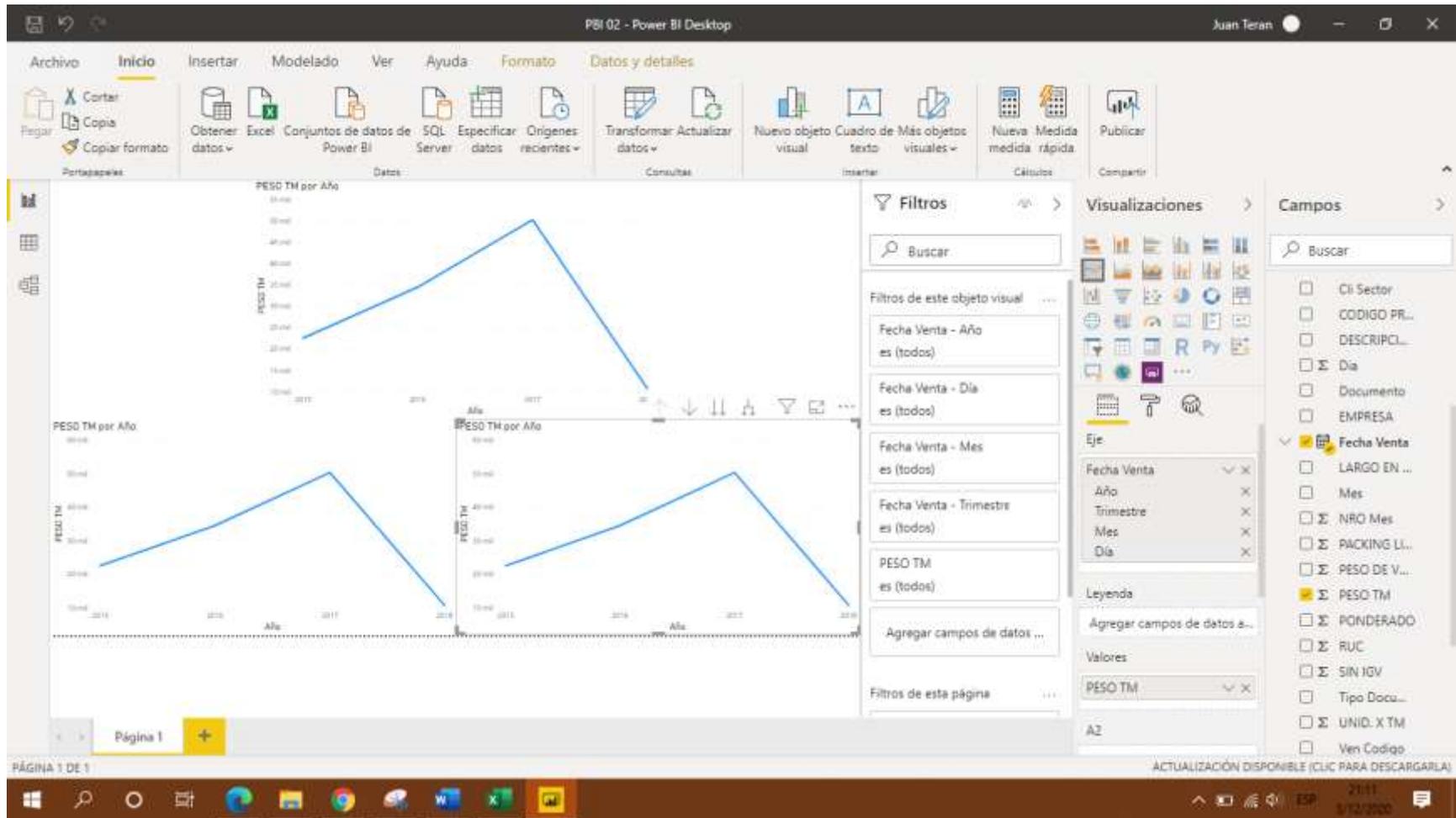
Campos: Base de Datos, Año, Art Nombre, Art SubGrupo, ARTICULO MARCA, Cli Direccion2, Cli Dpto, Cli Nombre, Cli Provincia, Cli Sector, CODIGO PROD..., DESCRIPCION PR..., Dia, Documento, EMPRESA, Fecha Venta, LARGO EN (MT), Mes

TABLA: Base de Datos (19.378 filas) ACTUALIZACIÓN DISPONIBLE (CLIC PARA DESCARGARLA)

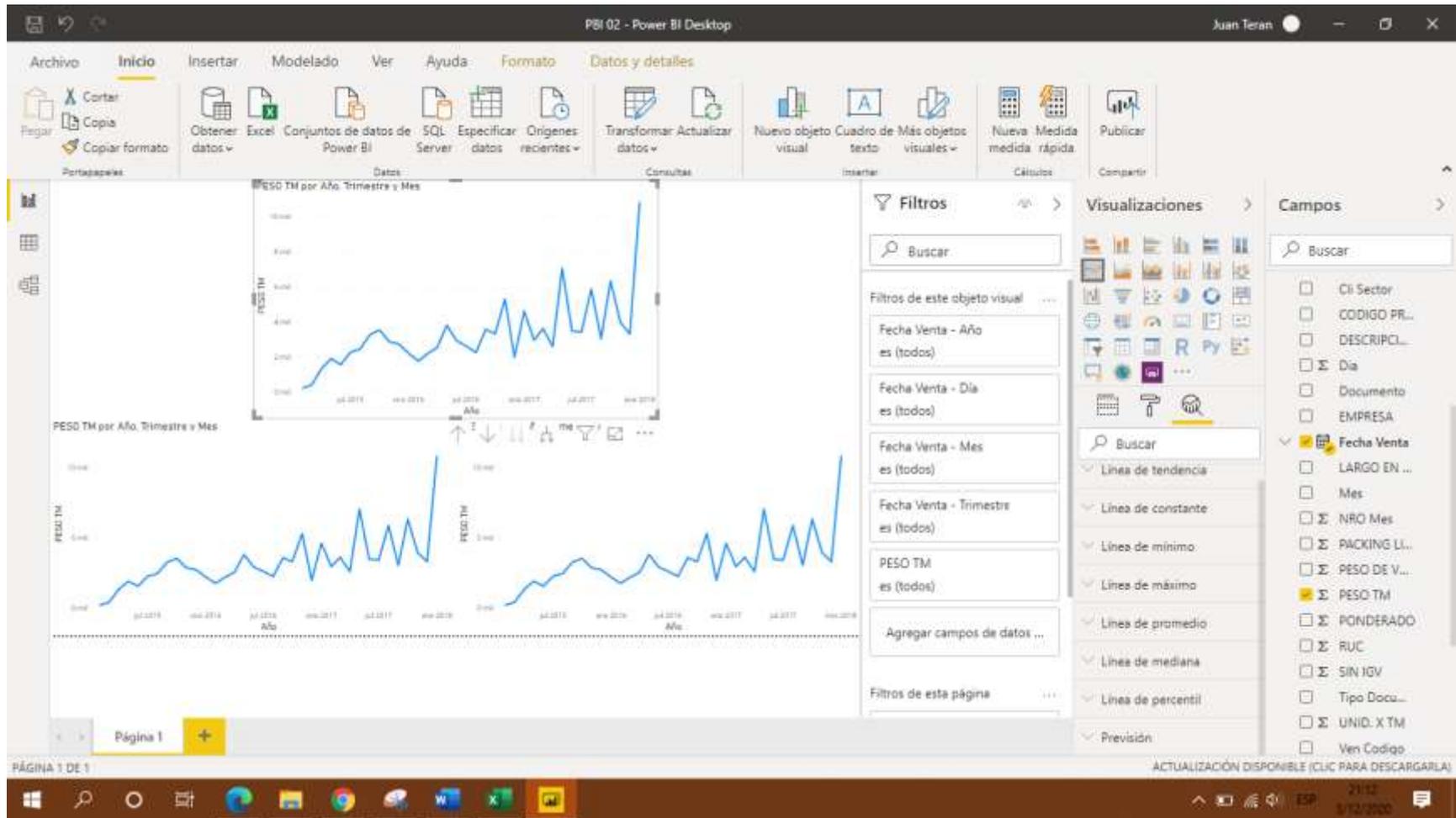
Anexo N°18



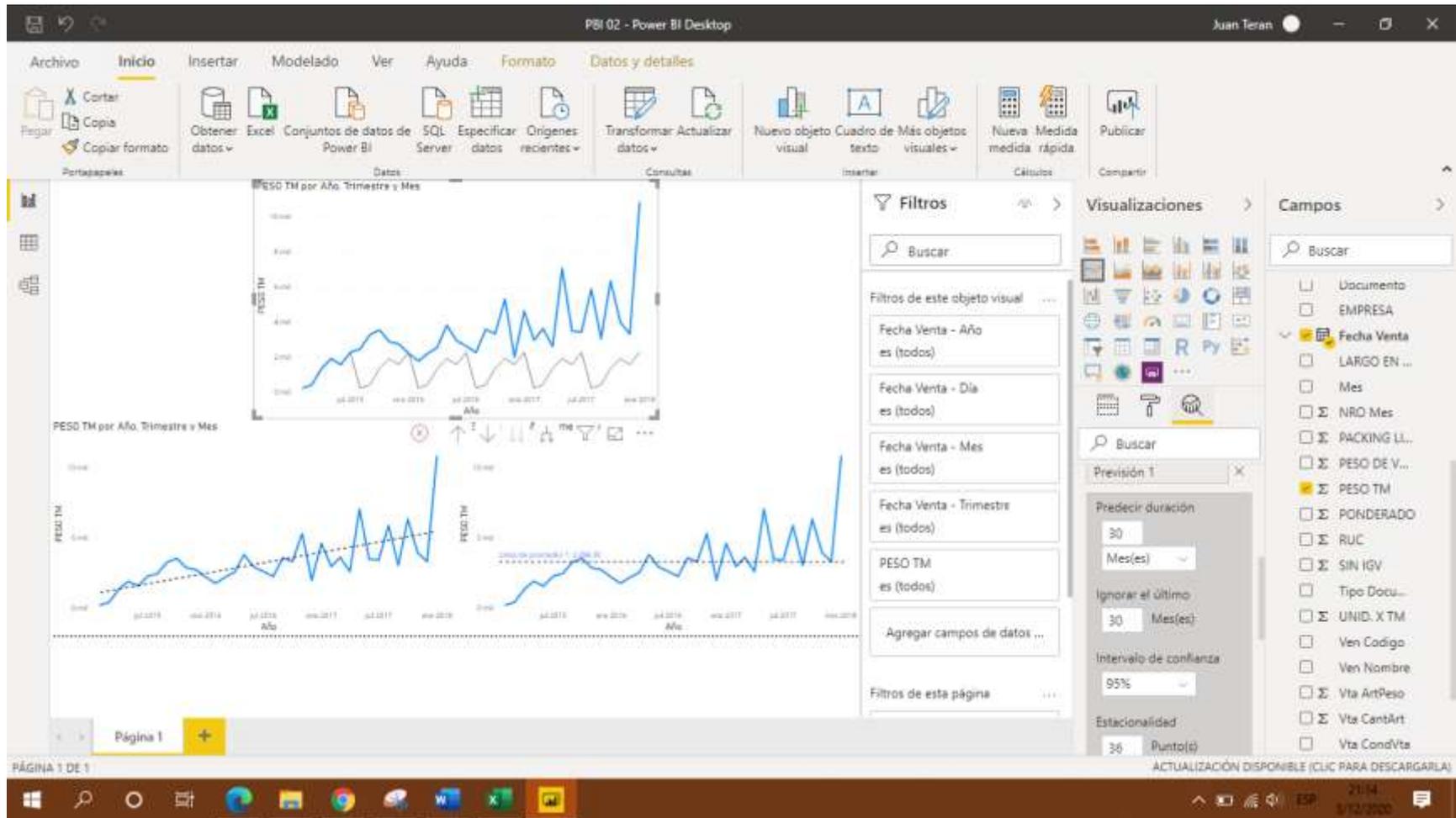
Anexo N°19



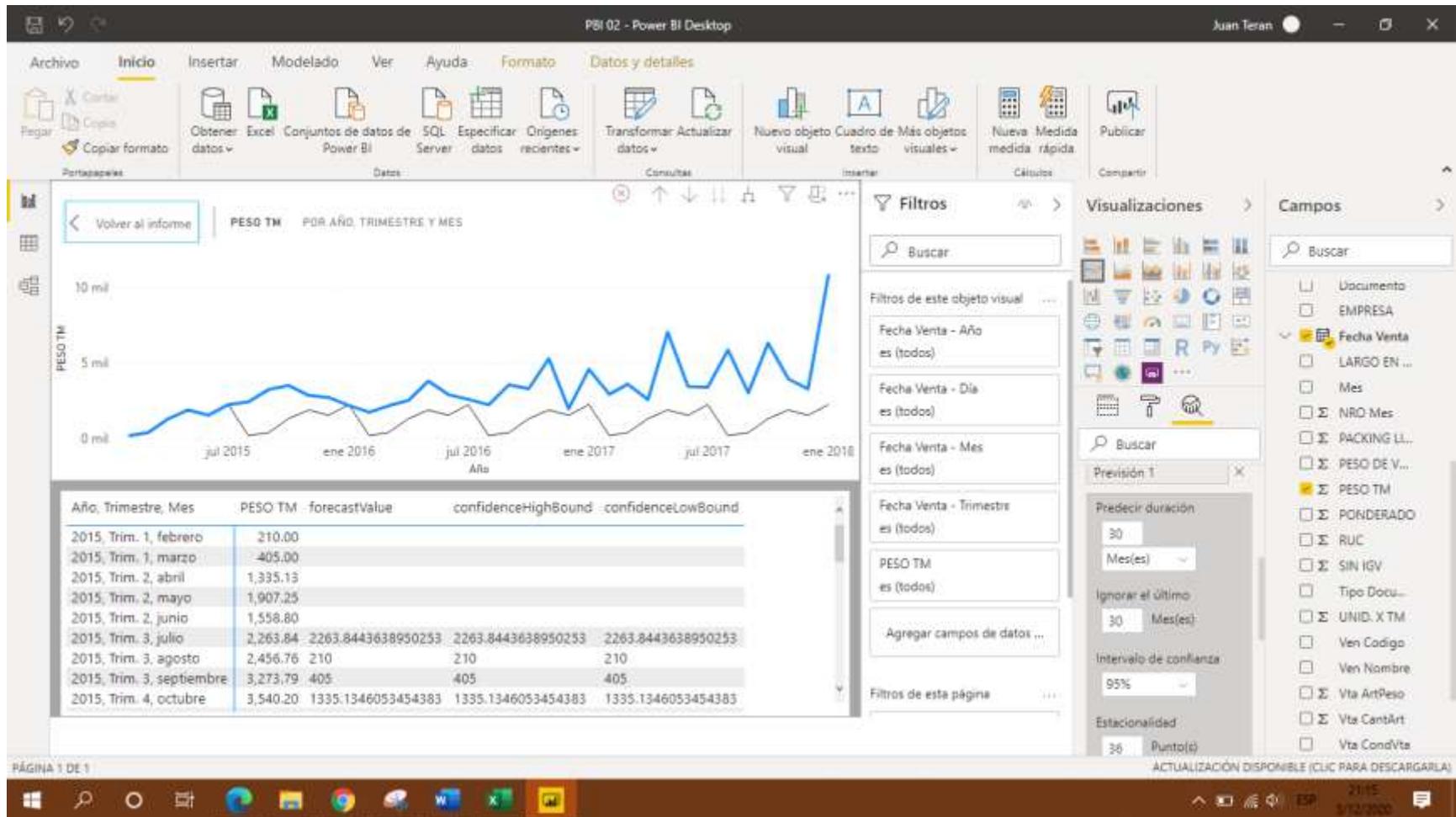
Anexo N°20



Anexo N°21



Anexo N°22



Problema General	Objetivo General	Hipótesis Principal	Variable	Dimensión	Indicadores	Fórmula
¿De qué manera la analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejora la productividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020?	Realizar la analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejorará la productividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020	La analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejorará significativamente la productividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020	Independiente Analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda. La analítica de datos (data analytics) “implica los procesos y actividades diseñados para obtener y evaluar datos para extraer información útil” (Joyanes, 2013).	Análisis de datos. El análisis de datos y de negocios, son disciplinas antiguas que han experimentado notable crecimiento en todos los campos del saber y, en particular, en organizaciones y empresas, por la necesidad de disponer de herramientas que analicen datos y que éstos sirvan para toma de decisiones eficaces y eficientes (Joyanes, 2013)	Modelo Winter	$\hat{Y}_t = (Lt-1 + Tt-1) St-p$
					Tendencia y Estacionalidad	$Y_t = \text{Tendencia} * \text{Estacionalidad}$
					Tendencia	$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \epsilon_t$
				Precisión de Pronóstico. La precisión de los pronósticos ocupa la mayor relevancia de los indicadores de Logística y Supply Chain (Torres, 2015).	Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE)	$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{ Y_t - Y'_t }{Y_t}$
					Desviación absoluta media (MAD)	$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t - Y'_t $
Problemas Específicos	Objetivos Específicos	Hipótesis Específicas	Dependiente			
¿De que manera la analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejora la efectividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020?	Analizar la analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejorará la efectividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020	La analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejorará significativamente la efectividad de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020	Productividad de las ventas. se define como el rendimiento referido a las ventas deseadas, sanas y fidelizadas. Por ello depende de muchos factores. La productividad se mide a través de la eficacia y eficiencia del área de ventas, la eficacia se refiere a la relación del resultado con el objetivo, y la eficiencia se adiciona al primer concepto un condicionante; que es alcanzar el objetivo mediante el mejor uso de los recursos (Artel en Catillo, 2017).	Eficacia de ventas. Los indicadores de eficacia “son comparaciones de lo realizado con los objetivos previamente establecidos, es decir, miden si los objetivos y metas se cumplieron” (Fleitman en Gaona, 2016).	Nivel de ventas concretadas	$\frac{\text{(Ventas realizadas)}}{\text{(Ventas perdidas por brecha de stock + Ventas realizadas)}}$
					Nivel de cumplimiento de ventas proyectadas	$\frac{\text{(Demanda proyectada - Demanda real)}}{\text{(Demanda real)}}$
¿De que manera la analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejora la fuerza de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020?	Analizar el pronóstico de la demanda basado en la analítica de datos para incrementar la eficiencia de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020.	La analítica de datos para el rediseño del pronóstico de la demanda mejorará significativamente la eficiencia de ventas en Formamos Acero S.A.C., Lima 2020.		Eficiencia en ventas. Según Domínguez y Muñoz (en Catillo, 2017) la eficiencia del área de ventas se define a la relación de las ventas efectuadas con las ventas presupuestadas. Es un indicador que mide el proceso de venta siendo conveniente revisarlo de forma periódica para corregir oportunamente las desviaciones, también funciona como indicador para medir las ventas de años anteriores, o incluso con las compañías competidoras.	Promedio de pedidos atendidos	$1 - \text{(Promedio porcentual de ventas perdidas por brecha de stock)}$

Anexo N°23

ANEXO N° 03

**CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DE LOS INSTRUMENTOS
VARIABLE INDEPENDIENTE: ANALÍTICA DE DATOS PARA EL PRONÓSTICO DE LA
DEMANDA**

Nº	Dimensiones / ítems	Pertinencia ¹		Relevancia ²		Claridad ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
	I. Análisis de datos							
1	¿Cuáles son los mejores meses de ventas?	X		X		X		
2	¿Qué meses te rechazaron más tus pedidos?	X		X		X		
3	¿Cómo se planifican las ventas en la empresa?	X		X		X		
4	¿Existe un registro histórico de ventas?	X		X		X		
5	¿Es variable el nivel de precios en el mercado?	X		X		X		
	II. Precisión de pronóstico							
6	¿Realizan algún pronóstico de la demanda?	X		X		X		
7	¿El pronóstico de la demanda es exacto o aproximado a la realidad?	X		X		X		
8	¿Realizan reuniones semanales con el área comercial para realizar ajustes de la proyección de la demanda?	X		X		X		

**CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DE LOS INSTRUMENTOS
VARIABLE DEPENDIENTE: PRODUCTIVIDAD DE LAS VENTAS**

N°	Dimensiones / Ítems	Pertinencia ¹		Relevancia ²		Claridad ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
	I. Eficacia de ventas							
1	¿En qué mes se han rechazado tus pedidos por falta de stock?	X		X		X		
2	¿Cuál es el nivel de ventas perdidas al mes?	X		X		X		
3	¿Cuál es el nivel de cumplimiento de ventas proyectadas?	X		X		X		
	II. Eficiencia de ventas							
4	De 10 pedidos ¿Cuántos no se han realizado por falta de stock?	X		X		X		
5	¿Cuántas visitas a su cliente realizas al mes?	X		X		X		
6	¿En qué has realizado más de una visita a tus clientes?	X		X		X		
7	¿En qué mes no has realizado ninguna visita a tus clientes? ¿Porqué?	X		X		X		
8	¿Habitualmente que mes sales de vacaciones?	X		X		X		
9	¿Cuál es la frecuencia de visitas a los clientes?	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): **SI HAY SUFICIENCIA**

Opinión de aplicabilidad: Aplicable [**X**] Aplicable después de corregir [] No aplicable []

Apellidos y nombres del juez validador. Dr/ Mg:

DENIS CHRISTIAN OVALLE PAULINO

DNI: 40234321

Especialidad del validador: **INGENIERO DE SISTEMAS**

13 de Diciembre de 2020



 Firma del Validador

ANEXO N° 03

**CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DE LOS INSTRUMENTOS
VARIABLE INDEPENDIENTE: ANALÍTICA DE DATOS PARA EL PRONÓSTICO DE LA
DEMANDA**

N°	Dimensiones / ítems	Pertinencia ¹		Relevancia ²		Claridad ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
	I. Análisis de datos							
1	¿Cuáles son los mejores meses de ventas?	X		x		X		
2	¿Qué meses te rechazaron más tus pedidos?	X		X		X		
3	¿Cómo se planifican las ventas en la empresa?	X		X		X		
4	¿Existe un registro histórico de ventas?	X		X		X		
5	¿Es variable el nivel de precios en el mercado?	x			x	X		
	II. Precisión de pronóstico							
6	¿Realizan algún pronóstico de la demanda?	X		x		X		
7	¿El pronóstico de la demanda es exacto o aproximado a la realidad?	X		X		X		
8	¿Realizan reuniones semanales con el área comercial para realizar ajustes de la proyección de la demanda?	x		X		X		

**CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DE LOS INSTRUMENTOS
VARIABLE DEPENDIENTE: PRODUCTIVIDAD DE LAS VENTAS**

Nº	Dimensiones / ítems	Pertinencia ¹		Relevancia ²		Claridad ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
I. Eficacia de ventas								
1	¿En qué mes se han rechazado tus pedidos por falta de stock?	x		x		x		
2	¿Cuál es el nivel de ventas perdidas al mes?	x		x		x		
3	¿Cuál es el nivel de cumplimiento de ventas proyectadas?	x		x		x		
II. Eficiencia de ventas								
4	De 10 pedidos ¿Cuántos no se han realizado por falta de stock?	x		x		x		
5	¿Cuántas visitas a su cliente realizas al mes?	x		x		x		
6	¿En qué has realizado más de una visita a tus clientes?	x			x	x		
7	¿En qué mes no has realizado ninguna visita a tus clientes? ¿Porqué?	x			x	x		
8	¿Habitualmente que mes sales de vacaciones?	x		x		x		
9	¿Cuál es la frecuencia de visitas a los clientes?	x		x		x		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): Hay Suficiencia

Opinión de aplicabilidad: Aplicable (X) Aplicable después de corregir () No Aplicable ()

Apellidos y Nombres del Validador:.....Jorge A. Bojórquez Segura

Nº DNI:.....10318709 ... CIP:..... 92660..

Especialidad del Validador:Ing.Industrial.

Grado Académico: Magister (X) Doctor ()

13 de Diciembre de 2020

.....
Firma del Validador

**AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN Y UTILIZACIÓN ACADÉMICA PARA
LOS DERECHOS DE AUTOR**



TERÁN	RÍOS
APELLIDO PATERNO	APELLIDO MATERNO

JUAN JESÚS	N00150343
NOMBRE(S)	CÓDIGO

LICENCIADO	INGENIERÍA EMPRESARIAL	BREÑA
GRADO/TÍTULO	CARRERA PROFESIONAL / PROGRAMA EPEC	CAMPUS

ANALÍTICA DE DATOS PARA EL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA Y SU INFLUENCIA EN LA MEJORA DE LA PRODUCTIVIDAD DE LAS VENTAS EN FORMAMOS ACERO S.A.C. LIMA 2020.

TÍTULO DEL
<input type="checkbox"/> TRABAJO DE INVESTIGACIÓN, <input checked="" type="checkbox"/> TESIS, <input type="checkbox"/> TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL

A través de este documento, autorizo que el presente texto pueda servir como material académico de acuerdo con la normativa sobre derechos de autor que rige en el Perú, de conformidad con el Decreto Legislativo N° 822 (Ley sobre el Derecho de Autor) promulgada en 1996 y la Ley N° 30035 de Repositorio Nacional de Ciencia y Tecnología e Innovación de Acceso Abierto. Según las siguientes condiciones:

Autorización de publicación de documento en el Repositorio Institucional de UPN		Marque con una "X" (solo una opción)	
TOTAL (Recomendado)	Documento de acceso público (texto completo).		
PARCIAL (Según Resolución N° 033-2016-SUNEDU/CD)	Solo se publicará la información básica (Metadatos): portada, índice de contenido, resumen ejecutivo, abstract y referencias bibliográficas durante un periodo de Embargo* seleccionado por el autor, luego del cual se publicará en forma Total (texto completo) para el acceso público.	Periodo de embargo	
		6 meses	
		1 año	
		3 años	X

* Periodo de confidencialidad o de embargo: tiempo establecido por el autor para que el trabajo de investigación a texto completo no esté disponible en el repositorio (Reglamento RENATI de SUNEDU).

Lima, miércoles, 9 de Diciembre de 2020

Firma del Autor

CÓDIGO DE DOCUMENTO	COR-F-REC-VAC-05.07.	NÚMERO VERSIÓN	07	PÁGINA	Página 1 de 1
FECHA DE VIGENCIA	12/05/2020				

Anexo N°29

CARTA DE AUTORIZACIÓN DE USO DE INFORMACIÓN DE EMPRESA



Yo Luis Dyer Fernández, identificado con DNI 10308523, en mi calidad de Gerente Comercial del área Comercial de la empresa/institución Formamos Acero S.A.C. con R.U.C N° 20521178362 ubicada en la ciudad de Lima.

OTORGO LA AUTORIZACIÓN,

Al señor Juan Jesús Terán Ríos identificado con DNI N° 74218785, egresado de la (X) Carrera profesional o () Programa de Postgrado de Ingeniería Empresarial para que utilice la siguiente información de la empresa:

El registro general de las ventas del año 2015 (febrero – diciembre), 2016 (enero – diciembre), 2017 (enero – diciembre), 2018 (enero), utilizando 36 meses para la elaboración de su tesis, con la finalidad de que pueda desarrollar su () Trabajo de Investigación, (X)Tesis o () Trabajo de suficiencia profesional para optar al grado de () Bachiller, () Maestro, () Doctor o (X)Titulo Profesional.

Adjunto a esta carta, está la siguiente documentación:

- () Ficha RUC
- () *Vigencia de Poder (Para informes de suficiencia profesional)
- () Otro (ROF, MOF, Resolución, etc. para el caso de empresas públicas válido tanto para Tesis, Trabajo de Investigación o Trabajo de Suficiencia Profesional).

* Nota: En el caso este formato se use como regularización o continuidad del trámite durante la coyuntura de emergencia – Covid19, se debe de omitir la "Vigencia de Poder" requerido para los informes de Suficiencia Profesional.

Indicar si el Representante que autoriza la información de la empresa, solicita mantener el nombre o cualquier distintivo de la empresa en reserva, marcando con una "X" la opción seleccionada.

- () Mantener en Reserva el nombre o cualquier distintivo de la empresa; o
- () Mencionar el nombre de la empresa.

Firma y sello del Representante Legal
DNI: 10308523

El Egresado/Bachiller declara que los datos emitidos en esta carta y en el Trabajo de Investigación, en la Tesis son auténticos. En caso de comprobarse la falsedad de datos, el Egresado será sometido al inicio del procedimiento disciplinario correspondiente; asimismo, asumirá toda la responsabilidad ante posibles acciones legales que la empresa, otorgante de información, pueda ejecutar.

Firma del Egresado
DNI: 74218782

CÓDIGO DE DOCUMENTO	COR.F.REC.VAC.05.04	NÚMERO VERSIÓN	05	PÁGINA	Página 1 de 1
FECHA DE VIGENCIA	31/12/2020				

ACTA DE AUTORIZACIÓN PARA PRESENTACIÓN DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

El asesor Jorge Bojórquez, docente de la Universidad Privada del Norte, Facultad de Ingeniería, Carrera profesional de Ingeniería de Sistemas Computacionales, ha realizado el seguimiento del proceso de formulación y desarrollo del proyecto de investigación del(os) estudiante(s):

- Terán Ríos Juan Jesús

Por cuanto, **CONSIDERA** que el proyecto de investigación titulado: “ANALÍTICA DE DATOS PARA EL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA Y SU INFLUENCIA EN LA MEJORA DE LA PRODUCTIVIDAD DE LAS VENTAS EN FORMAMOS ACERO S.A.C. LIMA 2020 Para aspirar al título profesional por la Universidad Privada del Norte, reúne las condiciones adecuadas, por lo cual, **AUTORIZA** al(los) interesado(s) para su presentación.

Mg. Jorge Bojórquez Segura

Asesor