



UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO:

DE MAGISTER EN MATEMÁTICAS

TÍTULO DEL PROYECTO

**PROPUESTA DE UN MODELO MATEMÁTICO APLICADO AL
PRONÓSTICO DE PRODUCCIÓN UTILIZADO REGRESIÓN
MULTIVARIADO APLICADO A UNA FÁBRICA DE GALLETA DE SAL
DE 100*67 g.**

TUTOR

MSC. KEYLA GUERRERO RUIZ

AUTOR

DPL.S. HOLGER LUIS CORONEL MONTECÉ

MILAGRO, NOVIEMBRE DE 2022

10 Noviembre del 2022

ACEPTACIÓN DEL TUTOR

Yo, Ing. Keyla Stefania Guerrero Ruiz. Megcp, en calidad de Tutora de Proyecto de Investigación, nombrado por el Comité Académico del Programa de Maestría en Matemática de la Universidad Estatal de Milagro.

CERTIFICO

Que he analizado el Proyecto de Investigación con el tema "PROPUESTA DE UN MODELO MATEMÁTICO APLICADO AL PRONÓSTICO DE PRODUCCIÓN UTILIZADO REGRESIÓN MULTIVARIADO APLICADO A UNA FÁBRICA DE GALLETA DE SAL DE 100*67 g. Elaborado por el LCDO. HOLGER LUIS CORONEL MONTECÉ, el mismo que reúne las condiciones y requisitos previos para ser defendido ante el tribunal examinador, para optar por el título de MAGÍSTER EN MATEMÁTICA MENCIÓN MODELACIÓN MATEMÁTICA.

Milagro, a los diez días del mes de noviembre del 2022



Firmado electrónicamente por:
**KEYLA
STEFANIA
GUERRERO RUIZ**

Ing. Keyla Stefania Guerrero Ruiz. Megcp
TUTORA DE PROYECTO

DECLARACIÓN DE AUTORÍA DE LA INVESTIGACIÓN

El / la autor/a de esta investigación declara ante el Comité Académico del Programa de Maestría en Matemática de la Universidad Estatal de Milagro, que el trabajo presentado de mi propia autoría, no contiene material escrito por otra persona, salvo el que está referenciado debidamente en el texto; parte del presente documento o en su totalidad no ha sido aceptado para el otorgamiento de cualquier otro Título de una institución nacional o extranjera

Milagro, 24 de noviembre de 2022

DPL.S. Holger Luis Coronel Montecé
C.I. 091655705 1

CERTIFICACIÓN DE LA DEFENSA EI TRIBUNAL CALIFICADOR



VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO DIRECCIÓN DE POSGRADO ACTA DE SUSTENTACIÓN MAESTRIA EN MATEMÁTICA

En la Dirección de Posgrado de la Universidad Estatal de Milagro, a los veinticuatro días del mes de noviembre del dos mil veintidos, siendo las 14:00 horas, de forma VIRTUAL comparece el/la maestrante, CORONEL MONTECÉ HOLGER LUIS, a defender el Trabajo de Titulación denominado " **PROPUESTA DE UN MODELO MATEMÁTICO APLICADO AL PRONÓSTICO DE PRODUCCIÓN UTILIZADO REGRESIÓN MULTIVARIADO APLICADO A UNA FÁBRICA DE GALLETA DE SAL DE 100*67 G.**", ante el Tribunal de Calificación integrado por: Msc. BUCHELI CARPIO LUIS ANGEL, Presidente(a), M.S.C. SORNOZA BRIONES KLEBER JOEL en calidad de Vocal; y, Mee TORRES ORDOÑEZ LUIS HENRY que actúa como Secretario/a.

Una vez defendido el trabajo de titulación; examinado por los integrantes del Tribunal de Calificación, escuchada la defensa y las preguntas formuladas sobre el contenido del mismo al maestrante compareciente, durante el tiempo reglamentario, obtuvo la calificación de: **72.67** equivalente a: **REGULAR**.

Para constancia de lo actuado firman en unidad de acto el Tribunal de Calificación, siendo las 15:00 horas.



Firmado electrónicamente por:
**LUIS ANGEL
BUCHELI**

Msc. BUCHELI CARPIO LUIS ANGEL
PRESIDENTE/A DEL TRIBUNAL



Firmado electrónicamente por:
**LUIS HENRY
TORRES
ORDONEZ**

Mee TORRES ORDOÑEZ LUIS HENRY
SECRETARIO/A DEL TRIBUNAL



Firmado electrónicamente por:
**KLEBER JOEL
SORNOZA
BRIONES**

M.S.C. SORNOZA BRIONES KLEBER JOEL
VOCAL



Firmado electrónicamente por:
**HOLGER LUIS
CORONEL
MONTECE**

CORONEL MONTECÉ HOLGER LUIS
MAGÍSTER

DEDICATORIA

A mis hijos Maite y Andrés...

que son el motor que me mantiene luchando por adquirir conocimiento y a su vez sirve para que ellos vean lo necesario e importante del aprendizaje.

A mi madre Olga...

Quien puede ver y sentirse orgullosa porque sus anhelos se cumplen al verme triunfar día a día.

A mi padre Luis...

Que, aunque físicamente no está junto a mí siempre vivirá en mi corazón por ser aquel ser que me inspiro al continuo aprendizaje para conseguir el éxito profesional.

A mi mejor amiga y esposa Katty ...

Quien me ha sabido tener paciencia y mantenerse junto a mí en las buenas y malas demostrándome con amor que todo se puede.

A mi familia, amigos y conocidos....

que valoran como un elemento positivo y me han sabido dar esas palabras de apoyo y alegría.

DPL.S. Holger Luis Coronel Montecé

AGRADECIMIENTO

A la Universidad Estatal de Milagro y a la colectividad de docentes de la Maestría, pues han sido los facilitadores de nuevos conocimientos que nos preparan hacia nuevos desafíos competitivos. Del mismo modo reconozco que gracias a mi tutora del proyecto con su guía en el proceso de elaboración del documento.

DPL.S. Holger Luis Coronel Montecé

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Señor Doctor

Fabricio Guevara Viejó

Rector de la Universidad Estatal de Milagro Presente.

Ciudad. -

Mediante el presente documento, libre y voluntariamente procedo a hacer entrega de la Cesión de Derecho del Autor del Trabajo realizado como requisito previo para la obtención de mi Título de Cuarto Nivel, cuyo tema fue **“PROPUESTA DE UN MODELO MATEMÁTICO APLICADO AL PRONÓSTICO DE PRODUCCIÓN UTILIZADO REGRESIÓN MULTIVARIADO APLICADO A UNA FÁBRICA DE GALLETA DE SAL DE 100*67 g”** y que corresponde al Instituto de Posgrado y Educación Continua

Milagro, a los 24 días del mes de noviembre del 2022

DPL.S. Holger Luis Coronel Montecé

C.I. 091655705 1

ÍNDICE GENERAL

DECLARACIÓN DE AUTORÍA DE LA INVESTIGACIÓN	iii
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I.....	3
1.1 Planteamiento Del Problema.....	3
1.2 Delimitación del problema.....	5
1.3 Formulación del problema	6
1.4 Sistematización del problema.....	6
1.5 Objetivos	6
1.5.1 Objetivo General.....	6
1.5.2 Objetivos Específicos	7
1.6 Justificación e importancia	7
1.6.1 Justificación Teórica.....	8
1.6.2 Justificación metodológica	8
1.6.3 Justificación practica.....	8
1.7 Hipótesis	9
1.7.1 Hipótesis General.....	9
1.7.2 Hipótesis Particular.....	9
CAPÍTULO II.....	10
2.1 Marco Teórico.....	10
2.1.1 Modelo matemático.....	10
2.1.2 Pronóstico de producción.....	11
2.1.3 Regresión Multivariada	13
2.2 Marco Conceptual	19
2.3 Marco referencial.....	20
CAPÍTULO III.....	23
MARCO METODOLÓGICO	23
3.1 Tipo de Investigación.....	23
3.2 Diseño de la Investigación	24
3.3 Población y Muestra	24
3.4 Conceptualización y operacionalización de variables.....	24
3.5 Variables de investigación	25

3.6 Método, Técnica y Uso de Software de Tratamiento y Análisis de Datos ...	27
PROPUESTA.....	28
4.1 Formulación del modelo de regresión lineal múltiple.....	28
4.2 Supuesto de Normalidad	28
4.3 Supuesto de Independencia de las observaciones.....	31
4.4 Supuesto de Homocedasticidad	31
4.5 Supuesto de linealidad	32
4.6 Supuesto de multicolinealidad.....	33
4.7 El Modelo Matemático de Regresión Multivariada	34
4.8 Comparación de los datos reales con los datos pronosticados.....	36
CONCLUSIONES	38
BIBLIOGRAFÍA	42

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	25
<i>Operacionalización de variable</i>	25
Tabla 2	26
<i>Variable dependiente</i>	26
Tabla 3	26
<i>Cantidad de Producción Programada CPP (kg)</i>	26
Tabla 4	27
<i>Horas Laborales Planificadas HLP (hr)</i>	27
Tabla 5	27
<i>Paradas No Programadas PNP (hr)</i>	27
Tabla 6	29
<i>Pruebas de normalidad</i>	29
Tabla 7	30
<i>Estadísticas de residuos^a</i>	30
Tabla 8	31
<i>Resumen del modelo^b</i>	31
Tabla 9	32
<i>Correlaciones</i>	32
Tabla 10	34
<i>Diagnósticos de colinealidad^a</i>	34
Tabla 11	35
<i>ANOVA^a</i>	35
Tabla 12	36
<i>Coefficientes^a</i>	36
Tabla 13	37
<i>Estadísticas de muestras emparejadas</i>	37
Tabla 14	37
<i>Correlaciones de muestras emparejadas</i>	37
Tabla 15	37
<i>Prueba de muestras emparejadas</i>	37

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Figura 1	29
<i>Histograma</i>	29
Figura 2	30
<i>Gráfico P-P normal de regresión de Residuos estandarizado</i>	30
Figura 3	31
<i>Gráfico de dispersión</i>	31
Figura 4	33
<i>Correlación de variables</i>	33
Figura 5	38
<i>Comparación entre CPR_RM - CPR</i>	38

RESUMEN

El presente trabajo de investigación consiste en el desarrollo de un modelo matemático utilizando regresión multivariada, que permita pronosticar la producción de galletas de sal en presentación de 100*67 g en una microempresa; para lograr esto se realizó una caracterización subjetiva de las principales variables que intervienen en el proceso productivo teniendo en cuenta la información suministrada por la empresa, descartando las que son derivadas de otras. La metodología aplicada es de tipo cuantitativa y la técnica de tipo primaria para la recolección de datos. A continuación, se realizó la formulación del modelo matemático utilizando regresión multivariada en el programa SPSS, luego se procedió a realizar la validación del modelo utilizando el criterio de los supuestos de regresión multivariada los cuales son: supuesto de normalidad, supuesto de correlación de variables, supuesto de multicolinealidad, supuesto de independencia de errores, supuesto de homocedasticidad, supuesto de normalidad de residuos. Como resultado y análisis del presente trabajo se puede concluir que el modelo matemático propuesto es aceptable pues cumple con los supuestos de regresión, el valor de R cuadrado es aceptable.

Palabras Claves:

Modelo matemático, Pronósticos, Regresión multivariada, Proceso, Productividad.

ABSTRAC

The present research work consists of the development of a mathematical model using multivariate regression, which allows forecasting the production of crackers in presentation of 100*67 g in a microenterprise; To achieve this, a subjective characterization of the main variables involved in the production process was carried out, taking into account the information provided by the company, discarding those that are derived from others. The methodology applied is quantitative and the technique is primary for data collection. Next, the formulation of the mathematical model was carried out using multivariate regression in the SPSS program, then the validation of the model was carried out using the criterion of the multivariate regression assumptions, which are: assumption of normality, assumption of correlation of variables, assumption of multicollinearity, assumption of independence of errors, assumption of homoscedasticity, assumption of normality of residuals. As a result, and analysis of this work, it can be concluded that the proposed mathematical model is acceptable because it meets the regression assumptions, the value of R squared is acceptable

Keywords:

Mathematical model, Forecasting, Multivariate regression, Process, Productivity

INTRODUCCIÓN

Las microempresas durante años han venido utilizando métodos pocos eficientes que les han permitido pronosticar cuanto es lo va a producir al final de un período de tiempo dado, estos métodos han resultado ser ineficientes o pocos precisos en muchas ocasiones, lo que ha ocasionado que las microempresas incurran en gastos o pérdidas

Por lo tanto, resulta fundamental lograr presentar un modelo matemático que se acople lo más posible a la realidad de cada microempresa, esté modelo deberá poder tomar en cuenta la mayor cantidad de variables independientes que aporten al modelo matemático y que representen lo mejor posible el proceso de producción.

El objetivo de la vigente investigación es proponer un modelo matemático utilizando la regresión multivariada que permita entender como las variables independientes influyen o aportan a la descripción del proceso de producción de la microempresa, entendiendo la relación causa efecto entre las variables independientes y la variable subordinada

Capítulo 1. En el proceso de este se especifica el bosquejo, delimitación formulación y sistematización del problema; el objetivo general y los específicos; además la justificación teórica, metodológica y práctica.

Capítulo 2. Este se acomoda de cuatro partes, marco teórico, marco conceptual, marco referencial; en esta parte se respalda la parte investigativa de los modelos matemáticos, la regresión multivariada, el pronóstico de producción, para ello se investiga en libros, paper, tesis, entre otros; documentos que sirven como sustento para nuestra investigación,

Capítulo 3. Se despliegan los prototipos y diseños de investigación empleados en el proceso y análisis del presente trabajo, muestra, población y las herramientas de recolección de datos y análisis del mismo.

Capítulo 4. En este apartado se plantea la propuesta del modelo matemático, el cual está respaldado en algunas supuestos de la regresión multivariado como son: relación lineal, independencia de las observaciones, Homocedasticidad, distribución normal de residuos, entre otros; además de demuestra la bondad del modelo matemático al realizar una comparación entre los valores de cantidad de producción real con los valores obtenidos con la cantidad de producción real pronosticada que es obtenida con el modelo matemático desarrollado.

CAPÍTULO I

1.1 Planteamiento Del Problema

Para esclarecer de forma acertada, se debió observar varias indicaciones y luego estas analizarlas con respecto a producción en servicios alimenticios es así que se estudió varios conceptos de acuerdo al año que fueron expresados, luego estas generan sus cambios al pasar el tiempo y llegar a la actualidad.

Es el sector de la producción de servicios alimenticios quien juega un papel muy importante en la economía a nivel mundial, el vocablo industria alimentaria abarca un conjunto de actividades industriales dirigidas al tratamiento, la transformación, la preparación, la conservación y el envasado de productos alimenticios (Berkowitz, 1998).

Las empresas presentan un gran reto al momento de saber o predecir cuál es el volumen de producción que deben realizar periódicamente con la finalidad de abastecer las demandas del mercado, que número de trabajadores deben tener y cuantas horas deben trabajar para poder producir lo planificado, etc. (Hair y otros, 1999).

Según el informe sobre el comercio mundial 2016 de la organización mundial del comercio en su (p. 61) manifiesta, “Según estimaciones basadas en las Encuestas de Empresas del Banco Mundial, aplicadas a más de 3.000 grandes empresas que empezaron siendo pymes en 85 economías en desarrollo, hay una correlación negativa entre el tamaño inicial de las empresas y el número de años que tardaron en comenzar a exportar” antes se debe comprender lo que expresan (Render y Heizer, 2007) “se debería tener como consideración los siguientes semblantes: la influencia de la demanda de los recursos y productos, gestión operativa del listado, validez en la gratificación de recursos dentro del proceso productivo, operatividad adecuada y óptima tanto en la distribución, proyección de producción y eficiencia del uso de la materia prima y demás materiales” (p. 87).

Las MYPYMES a nivel mundial representan El 90% de los proveedores del mundo emplean al 50% de la fuerza laboral y representan el 50% del PIB mundial (Valdés Díaz de Villegas y Sánchez Soto, 2012). El crecimiento de las mypymes está sujeto a las fuerzas productivas, predicción de los requerimientos del mercado.

Las PYMES en América Latina resultan muy importante por su contribución en la generación de empleo (Tello Cabello, 2014), el principal reto que tienen estas empresas es poder predecir la producción (López Rodríguez & Zapata Zuluaga, 2018). Estas empresas de enfrentan a algunos errores al momento de intentar predecir la producción: utilizar sólo un método de pronóstico de demanda, no vincular la demanda histórica con la información de mercado, no administrar el margen de error, elegir una base insuficiente de datos, no considerar que la demanda puede ser elástica, ignorar el ciclo de vida (Méndez Giraldu & Lopez Santana, 2014).

En un estudio de Análisis Econométrico de la Producción en la Industria de Alimentos y Bebidas del Ecuador Durante el Periodo 2007 –2017 (Cacho & Espinoza-Layana, 2019), se presenta un modelo el cual presenta como variable dependiente a la producción, y como variables independientes: capital, número de empleados, inventario inicial, materia prima, consumo de combustible, gastos de servicios básicos.

Gladys Melgarejo (Melgarejo Estremadoyro, 2016), en su trabajo muestra como hallar el valor óptimo a producir del producto en el mes y de esta manera optimizar el volumen de la producción logrando atender los pedidos a tiempo; El estudio se realiza en una empresa de Lubricantes que se encuentra en un periodo de crecimiento desde la producción hasta los despachos del producto en sachets (Banco Central del Ecuador, 2017), (Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros, 2018).

Un modelo es una representación matemática simplificada de una realidad compleja. Modelar es la acción de construir un modelo, de encorsetar la realidad. El desarrollo de un modelo puede involucrar un equipo multidisciplinario compuesto por matemáticos, estadísticos, ingenieros, etc. que aportan diferentes perspectivas y conocimiento en la representación de la realidad. Un modelo es, en definitiva, una

herramienta de ayuda a la toma de decisiones; por esta razón, sus resultados deben ser inteligibles y útiles (Ramos y otros, 2010).

El principal problema al que se enfrenta la empresa en la previsión de la demanda es la baja eficiencia de la previsión de datos. (Sánchez Sánchez, 2018) (p. 6). por tal motivo en (p.43), El rendimiento se puede medir por el error de pronóstico, que es qué tan cerca está el pronóstico de la demanda real (Zafra Mejía & Gutiérrez Gil, 2015).

Cabrera González y De León Arias (2015) indica que “muestra que las empresas nacionales pueden predecir el comportamiento del mercado de manera razonable, oportuna y con la menor cantidad de error. Por lo tanto, esto debe tenerse en cuenta al hacer pronósticos. algunos factores que de una u otra manera pueden influir en el proceso de producción como es: el histórico de la producción, el tiempo de paradas programadas de las máquinas, el tiempo de paradas no programadas de las máquinas, las horas hombres reales que se trabaja, etc.” (p. 47).

Una opción alternativa es usar modelos multivariados para las predicciones, la ventaja de usarlos es encontrar relaciones entre variables de entrada y variables de salida, es decir, trabajar con varias variables de entrada o independientes y una sola variable de salida. Hostput o dependiente. (Ojeda de la Cruz y otros, 2021), (Ruiz Espejo, 2016).

Por ello nace la pregunta, ¿se puede desarrollar un modelo matemático que permita pronosticar la producción de una fábrica de galletas de sal de presentación 100*67 g utilizando regresión multivariada?

1.2 Delimitación del problema

Espacio

El presente trabajo de investigación se realiza en Ecuador en la Región Costa, Provincia del Guayas, Ciudad de Guayaquil, en una pequeña compañía.

Tiempo

La información obtenida está dentro del rango previsto de valides de una investigación científica, de 10 años.

Universo

El estudio se fundamenta en la representación de un modelo matemático de producción manejando antecedentes históricos de proceso de los 2 posteriores años.

1.3 Formulación del problema

¿De qué manera el uso de la regresión multivariada ayudara en el desarrollo de un modelo matemático que permita pronosticar de manera ágil la producción en una fábrica de galleta de sal de presentación 100*67 g?

1.4 Sistematización del problema

¿Mediante el análisis de los componentes de un modelo matemático se podrá identificar los factores que inciden en la producción de galleta de sal de presentación 100*67 g?

¿Es posible analizar la variación de cada factor que afecta la producción de galleta presentación 100*67g?

¿Debería ser posible edificar un modelo matemático adecuado que pueda predecir la producción de forma dinámica aplicándolo a una factoría de galletas de 100*67 g utilizando una regresión multivariable.?

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo General

Proponer un modelo matemático idóneo que permita poder pronosticar de manera ágil y eficiente la producción en una fábrica de galleta de sal de presentación 100*67 g. empleando el método de Regresión lineal Multivariada

1.5.2 Objetivos Específicos

- Identificar las variables que afectan en la producción de galleta de sal de presentación 100*67 g.
- Analizar los cambios en cada uno de los factores que afectan la producción de galletas de 100*67g.
- Construir un modelo matemático idóneo que permita poder pronosticar de manera ágil y eficiente la producción aplicándolo a una fábrica de galleta de sal de presentación 100*67 g. empleando el método de Regresión lineal Multivariada.

1.6 Justificación e importancia

Un método de alta estimación es el que basa en simulaciones computacionales de los eventos cuyos modelos matemáticos están basados en resultados reales o históricos; estos modelos matemáticos realizan figuraciones del perfeccionamiento de dicho suceso acorde con los datos suministrados en base al conocimiento y experiencia (FAO, 2021).

Lo antepuesto se contrapone al uso de márgenes conservadores tanto en los modelos matemáticos como en las hipótesis del desarrollo de dichos eventos (Ojeda de la Cruz y otros, 2021). Esto sucede, dado que se ha reconocido que el tener un entendimiento más realista de los diferentes fenómenos que pueden ocurrir durante la operación anormal, es mucho más deseable que simplemente poner márgenes o límites a parámetros críticos de operación y seguridad basados en suposiciones conservadoras (Nations, 2020).

Por lo tanto, esta investigación tiene como finalidad presentar un modelo matemático que ayude a la empresa en su proceso de pronóstico de forma más precisa, reduciendo el error.

Cumpliendo a la seriedad de la presente investigación, esta ofrecerá como plataforma para próximas investigaciones de diferentes empresas que quieran replicarlo

Finalmente se presenta una estrategia que permita la construcción de un modelo aplicado a la realidad de la industria, no volviéndose una camisa de fuerza, sino que permite su cambio o actualización según los cambios en la demanda del mercado

1.6.1 Justificación Teórica

Debido a los múltiples cambios en la demanda de productos por parte de los consumidores y a la necesidad de ahorro en costo de producción de por parte de las empresas, hoy resulta más que necesario el interés por entender cómo se elabora y desarrollo un modelo matemático aplicado a la producción, y con el análisis de la big data de la empresa resulta importante entender el uso de la Regresión Multivariada (Banco Central del Ecuador, 2017).

1.6.2 Justificación metodológica

El vigente trabajo de exploración se basa en el análisis metodológico de los múltiples factores que impresionan el pronóstico de fabricación como son: horas reales trabajadas (Hr), horas de paras no programadas (Hr), horas de paras programadas (Hr), horas hombres trabajadas (HH), trabajo (kg). Para ellos se plantea poder excluir o equiparar cuáles son las que más o menos colaboran en la preparación del modelo matemáticos.

En el uso de la regresión multivariada será transcendental poder comprobar el grado de significancia de cada una de las variables independientes intervinientes en el modelo, y el valor de R cuadrado dado que este valor explica que tan bien el modelo de ajusta a los productos suministrado para su preparación.

1.6.3 Justificación practica

Este trabajo de investigación justifica porque con el modelo matemático que se obtenga, permitirá a la empresa realizar un mejor pronóstico de producción, dado que

se identifica de manera precisa cuales son las variables que inciden en la producción, produciendo un ahorro económico para la empresa.

Se espera que este modelo sea mucho más apegado a la realidad de la producción en la empresa, y podría ser escalable a cualquier otro producto que la planta elabore; además que podrá ser utilizado por cualquier tipo de empresa.

1.7 Hipótesis

1.7.1 Hipótesis General

Si se diseña un modelo matemático utilizando Regresión Multivariada, se logrará pronosticar de manera eficiente la producción de galletas de sal en presentación de 100*67 g.

1.7.2 Hipótesis Particular

Es posible poder identificar los factores que inciden en la producción de galleta de sal de presentación 100*67 g.

Es posible poder discriminar que factores influyen en la variabilidad de un modelo de pronósticos de producción de galleta de sal de presentación 100*67 g.

Es posible construir un modelo matemático apropiado que permita pronosticar de manera ágil la producción aplicándolo a una fábrica de galleta de sal de presentación 100*67 g utilizando Regresión Multivariada.

CAPÍTULO II

2.1 Marco Teórico

2.1.1 Modelo matemático.

Las matemáticas dan un aporte considerable de instrumentos, incluido el uso de modelos que consienten un excelente análisis de la situación. Dichos modelos manejan un lenguaje matemático para lograr esta representación, también brindan consejos sobre la mejor decisión sobre cuál sería el resultado. (Narro Ramírez, 1996).

Un modelo matemático es una simple grafía de la realidad, mediante el uso de funciones que representan su procedimiento o ecuaciones que constituyen sus relaciones. Para ilustrarse de un sistema, un modelo matemático se empieza igualando los aspectos trascendentales o definitorios del sistema y relatándolos mediante expresiones matemáticas. La idea en construcción es encontrar una armonía entre la facilidad y la reproducibilidad del comportamiento para que se pueda entender, analizar y predecir, variando el valor de la (s) variable (s) que puede trazarlo para reflejar la fuerza de todo el procedimiento. (Bocco, funciones elementales para construir modelos matemáticos, 2010).

Al representar matemáticamente los factores y relaciones involucradas en un problema, existen ciertas ventajas, de las cuales: permite el uso de herramientas matemáticas desarrolladas para implementar una solución, y proporciona un medio de búsqueda sistemático, claro y eficiente. También permite evaluar diferentes posibles soluciones y tomar la mejor decisión. Las matemáticas proporcionan una gran cantidad de modelos, cuyas soluciones se pueden obtener fácilmente a través de paquetes de software de computadora. Estos paradigmas incluyen: programación lineal, programación entera, programación no lineal, programación dinámica y programación multi-objetivo. (Narro Ramírez, 1996).

Algunas de las particularidades codiciadas de los modelos matemáticos son la elegancia de las fórmulas, su sencillez y la máxima adaptación posible al sistema que se está elaborando, teniendo en cuenta la finalidad y el nivel de detalle del

investigador. Los modelos reproducen el funcionamiento de un sistema y producen los valores de las variables de salida, es decir, los resultados obtenidos de acuerdo al modelo. Esta adaptación hace referencia a que estos valores generados por el modelo deben ser similares (aunque tendrán un margen de error) a los valores observados en la práctica. Originalmente, existen dos procesos en la construcción de un modelo matemático: condensar los componentes, variables y relaciones que coexisten en el sistema a modelar, el nivel de la narración que es adecuado para el nivel pretendido y la cuantificación de estas relaciones. Estas relaciones alcanzan describirse por medio de una ecuación simple (como el modelo de éxito de Einstein) o una red compleja de ecuaciones interrelacionadas. El lenguaje simbólico matemático permite la expresión de ideas muy complejas y es una herramienta ideal para este propósito. (De Torres Curth, 2015).

En la actualidad, las compañías buscan mejorar los conocimientos en todas las áreas de su estructura organizacional, manipulando de alguna manera nociones y herramientas de gestión de procesos; Sin requisición, ahora se reconoce la jerarquía de tener una metodología integrada, con un enfoque particular en las cadenas de provisión. En estos procesos de mejora, se requiere una gestión adecuada de los procesos críticos como la estimación de la demanda, la planificación de inventarios, la planificación de los recursos de producción, la planificación de la distribución y la producción y la planificación de la producción. (Rubio Guerrero, 2017).

2.1.2 Pronóstico de producción.

A partir de un pronóstico, un tomador de decisiones puede determinar la capacidad necesaria para satisfacer una necesidad de pronóstico dada, así como también realizar una evaluación de capacidad con anticipación para evitar la subutilización o los cuellos de botella. El logro de la precisión es de vital importancia para la gestión empresarial, ya que es una de las premisas para planificar, organizar, implementar y controlar la logística de un conjunto actividades o procesos, coordinados para utilizar los factores de producción en de la manera más eficiente posible, priorizando los procesos más importantes y sus actividades clave, para que las decisiones que se tomen sobre ellos tengan el mayor impacto positivo posible. (Orlando Lao y otros, 2017)

El pronóstico se utiliza en las organizaciones para determinar la disponibilidad de demanda para ingresar al mercado, determinar la capacidad necesaria para el diseño y cambio de instalaciones en el mediano y corto plazo. Lo que respecta a la precisión de los pronósticos, encuentran que la formación del personal a cargo de esta actividad es un factor decisivo en su precisión. Además de la capacitación de los empleados, el tamaño de la empresa, la competencia del mercado, el volumen de productos, el uso de pronósticos combinados y el tiempo de pronóstico, entre otros aspectos, también afectan la precisión del pronóstico. (Rubio Guerrero, 2017)

Existen diferentes técnicas para estimar pronósticos, estos pueden ser cualitativo o cuantitativo. Las técnicas cualitativas son relevantes cuando no se dispone de datos, especialmente en el caso de lanzamientos de productos. Las técnicas cuantitativas se utilizan cuando se dispone de datos históricos y cuando se requieren proyecciones futuras a corto o medio plazo los métodos de pronóstico pueden ser causales porque incluyen factores que pueden afectar la cantidad pronosticada, p. B. de temperatura, humedad, estación, etc. o series de tiempo, ya que intentan predecir el futuro basándose en información pasada y sus necesidades pueden exhibir tendencias, estacionalidad y comportamiento cíclico o aleatorio. (Arroyo García y otros, 2017)

La creciente demanda de una amplia variedad de productos requiere que los fabricantes implementen programas y programas de producción más precisos y flexibles para maximizar los recursos materiales y el esfuerzo y cumplir con los tiempos de entrega de los clientes. La intuición, el conocimiento y la información disponible son esenciales para crear pronósticos que minimicen los cambios. Considerar las ventas futuras es una tarea compleja que se puede simplificar utilizando información de mercado, movimientos de inventario o recibos de ventas pasadas como fuentes de datos. (Moreno Castro, 2019)

Los métodos de pronóstico generalmente aceptados se pueden dividir en cinco categorías:

1. Evaluación ejecutiva.
2. Investigación.

3. Análisis de series de tiempo.
4. Análisis de regresión.
5. Pruebas de mercado.

La selección de uno o más procesos obedecen a varios ingredientes, abarcando el costo, los objetivos de predicción, la seguridad e importancia de los fundamentos reales de ventas, el tiempo disponible para el pronóstico, el prototipo de utilidad y las particularidades del mercado, la disponibilidad y más. Se alienta a las empresas a combinar diferentes métodos de previsión para planificar la producción, minimizar los costes y utilizar nuevas tecnologías con menores requisitos de capital. Esto permite a las empresas maximizar la rentabilidad. La tecnología de pronóstico de ventas incluida en este texto tiene como objetivo reducir las fluctuaciones en las estimaciones al facilitar el uso de métodos cualitativos y estructurados que pueden captar, calcular y moderar los pronósticos. (Moreno Castro, 2019)

Uno de los objetivos transcendentales de cualquier ciencia es pronosticar la actuación futura de un explícito fenómeno. Esto, entre otras cosas, permite al científico conocer, predecir, organizar, planificar y desarrollar estrategias para lograr beneficios específicos o colectivos (Cunningham y otros, 2007).

2.1.3 Regresión Multivariada

La regresión es una técnica estadística que calcula la similitud con una función matemática. Por ejemplo, el modelo más simple de regresión lineal simple, brinda siguientes magnitudes: la magnitud de la correlación; ganancia marginal, el valor de uno de ellos cuando el otro es cero, y si la relación puede considerarse significativa/fuerte o insignificante/débil. La regresión lineal múltiple intenta ajustar modelos lineales o no lineales entre una variable dependiente y varias variables independientes. Es importante comprobar esto con este tipo de modelo la varianza de la variable (heterocedasticidad), la multicolinealidad y la especificación. (Montero Granados, 2016)

Uno de los principales supuestos del análisis de regresión lineal es que existe una relación causal entre las variables analizadas, lo que no puede demostrarse mediante un análisis de regresión (Baeza Serrato & Vázquez López, 2014).

Generalmente se dice que el valor de una variable puede retroceder contra el valor de la otra variable si hay una línea llamada línea de regresión que coincide casi exactamente con el valor observado. La regresión se utiliza para identificar posibles relaciones causales o, si no hay duda sobre ellas, para predecir otra variable. Cuando dos variables tienen una relación determinista, un valor determina exactamente al otro. Hay otras ecuaciones que pueden hacer esto explicar mejor la relación entre dos variables. Polinomios, exponentes logarítmicos, etc. Por otro lado, si tiene varias variables independientes y solo una variable dependiente, utilice la regresión múltiple para medir la variabilidad de la segunda variable, se utiliza un conjunto de estas variables para predecir. El concepto es el mismo que para la regresión simple, pero el cálculo es más largo. Se trata de un trabajo que requiere técnicas de regresión múltiple para analizar la relación entre múltiples variables independientes y una sola variable dependiente solo aumentando la disponibilidad de computadoras y programas para análisis estadístico. (Dagnino S., 2014)

En un modelo de regresión lineal múltiple, la variable dependiente es una variable independiente y una función lineal de k elementos correspondientes a perturbaciones o errores aleatorios. El modelo también contiene otros términos. Cuando la variable dependiente o variable de respuesta está representada por y , la variable independiente o variable explicativa está representada por $x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_k$ a las variables independientes o explicativas; por ε al error o perturbación aleatoria, el modelo de regresión multivariado o regresión lineal múltiple viene dado por la siguiente expresión:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i$$

Los parámetros $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$ son fijos y desconocidos.

β_0 = intersección en Y

β_1 = pendiente de Y con la variable X_1 manteniendo constante las variables X_2, X_3, \dots, X_k

β_2 = pendiente de Y con la variable X_2 manteniendo constante las variables X_1, X_3, \dots, X_k

β_3 = pendiente de Y con la variable X_3 manteniendo constante las variables $X_1, X_2, X_4, \dots, X_k$

β_k = pendiente de Y con la variable X_k manteniendo constante las variables $X_1, X_2, X_3, \dots, X_{k-1}$

ε_i = es el termino de error aleatorio en Y para la observación en i , que tiene la media 0 y la varianza σ^2

El modelo muestral estimado es

$$y_i = b_0 + b_1x_{1i} + b_2x_{2i} + b_3x_{3i} + \dots + b_kx_{ki} + e_i$$

Para lo cual e_i es el excedente o la diferencia entre la cuantía observada en Y y el valor considerado de Y obtenido utilizando los factores estimados b_j , donde $j = 1, \dots, k$. Este procedimiento de regresión adquiere estimaciones simultaneas b_j de los coeficientes de guía poblacional β_j manejando la técnica de mínimos cuadrados.

Supuestos habituales de la regresión multivariada

El modelo de regresión poblacional múltiple es

$$y_i = \beta_0 + \beta_1x_{1i} + \beta_2x_{2i} + \beta_3x_{3i} + \dots + \beta_kx_{ki} + \varepsilon_i$$

Y suponga que hay n conjuntos de observaciones disponibles. Se realizan las siguientes suposiciones generales sobre el modelo:

1. Las x_{ji} son justo los números fijos, o bien recomendaciones de variables casuales, X_j , que son autónomos de los procesos de error, ε_i . En un secundario caso, la inferencia se efectúa condicionado a los productos observados de las x_{ji} .

2. El valor esperado de la variable aleatoria Y es una función lineal de las variables independientes X_j .
3. Los términos de error son variables aleatorias cuya media es 0 y que tiene la misma varianza σ^2 . Este último supuesto se denomina homocedasticidad o varianza uniforme.

$$E[\varepsilon_i] = 0 \quad \text{y} \quad E[\varepsilon_i^2] = \sigma^2 \quad \text{para } (i = 1, 2, 3, \dots, n)$$

4. Los procesos de error casual ε_i , no constan aglutinados entre sí, por lo que

$$E[\varepsilon_i \varepsilon_j] = 0 \quad \text{para todo } i \neq j$$

5. No es aleatorio descubrir un acumulado de cifras que no sean equivalentes a cero, $c_0, c_1, c_2, c_3, \dots, c_k$, tal que

$$c_0 + c_1 x_{1i} + c_2 x_{2i} + c_3 x_{3i} + \dots + c_k x_{ki} = 0$$

esta es la propiedad de la ausencia de relación lineal entre las X_j

Método de mínimos cuadrados

El método de mínimos cuadrados de regresión multivariada calcula un factor de estimación para minimizar la suma de cuadrados de los residuos. Recuérdese que el residuo es:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

donde y_i es el valor observado de Y e \hat{y}_i es el valor de Y predicho a partir de la regresión.

En términos formales, minimizamos SCE :

$$SCE = \sum_{i=1}^n e_i^2$$

$$SCE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$SCE = \sum_{i=1}^n (y_i - (b_0 + b_1x_{1i} + b_2x_{2i} + b_3x_{3i} + \dots + b_kx_{ki}))^2$$

Descomposición de la suma de los cuadrados y coeficientes de determinación.

Comenzaremos con un exploratorio de regresión de mínimos cuadrados multivariable

$$y_i = b_0 + b_1x_{1i} + b_2x_{2i} + b_3x_{3i} + \dots + b_kx_{ki} + e_i = \hat{y}_i + e_i$$

en lo cual las b_j La estimación por mínimos cuadrados de los coeficientes del modelo poblacional y las e_i son los residuos del modelo de regresión estimado.

La variabilidad del modelo puede dividirse en los componentes

$$STC = SCR + SCE$$

en que estos equipos se concretan de la subsiguiente representación

Suma total de los cuadrados

$$STC = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

$$STC = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Suma de los cuadrados de los errores

$$SCE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2$$

Suma de los cuadrados de la regresión

$$SCR = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 +$$

Este problema se puede interpretar de la siguiente manera:

Variabilidad muestral total = variabilidad explicada + variabilidad no explicada

El coeficiente de determinación r^2 de la regresión ajustada es la proporción de la variabilidad muestral total explicada en la regresión.

$$r^2 = \frac{SCR}{STC} = 1 - \frac{SCE}{STC}$$

y se deduce que

$$0 \leq r^2 \leq 1$$

Los coeficientes se eligen de modo que la suma de los cuadrados entre los valores observados y predichos se minimice, es decir, se minimice la varianza residual.

Coefficiente de determinación ajustado.

Algunos especializados mencionan que cuando se trabaja con modelos de regresión multivariado, se debe utilizar **r^2 ajustada**, para reflejar el número de variables independientes en el modelo y el tamaño de la muestra. Es muy importante informar la **r^2 ajustada** al predecir la misma variable dependiente, pero al comparar dos o más modelos de regresión con diferentes números de variables independientes.

r^2 ajustada

$$r_{aj}^2 = 1 - \left[(1 - r^2) \frac{n - 1}{n - k - 1} \right]$$

en lo cual k es el dígito de variables independientes en la igualdad de regresión

$$r_{aj}^2 = 1 - \frac{\frac{SCE}{(n - k - 1)}}{\frac{STC}{(n - 1)}}$$

Usamos este orden para expresar el hecho de que las variables explicativas no relacionadas inducen a una ligera deducción en la suma de los cuadrados de los errores. Por lo tanto, el r_{aj}^2 permite comparar mejor los modelos de regresión multivariado que tienen diferentes números de variables independientes.

Coeficiente de correlación múltiple.

El coeficiente de correlación múltiple es la correlación entre los valores predichos y observados de la variable dependiente.

$$r = r(\hat{y}, y) = \sqrt{r^2}$$

Así se demuestra que es igual a la raíz cuadrada de muchos coeficientes de determinación. Usamos r como nueva medida de la fuerza de la correlación entre las variables dependientes e independientes. Por lo tanto, es comparable a la correlación entre Y y X en la regresión lineal simple.

2.2 Marco Conceptual

Los siguientes conceptos son tomados del libro “Funciones elementales para construir modelos matemáticos” (Bocco, Funciones elementales para construir modelos matemáticos, 2010)

- **Heterocedasticidad:** se produce cuando la varianza (del error) no es constante en las observaciones llevadas a cabo.

- **Modelo matemático:** es una simple representación del entorno mediante situaciones que describen su procedimiento o ecuaciones que pronuncian sus relaciones.
- **Modelo linealizable:** un modelo de relación entre ambas variables (x, y) puede ser linealizable si una de las dos variables logra convertirse en relación lineal.
- **Multilinealidad:** es la relación de carácter dependiente fuertemente lineal entre más de 2 variables.
- **Pronóstico:** El pronóstico es una estimación del comportamiento de variables estadísticas en eventos futuros.
- **Regresión lineal:** Una destreza de modelado descriptivo que utilizada para describir inconstantes respuestas y continua en función de uno o más predictores.
- **Regresión lineal múltiple:** El modelo de regresión lineal múltiple se utiliza como explicación hacia las variables de respuesta continua relacionadas con varios factores o variables explicativas continuas.
- **Variable dependiente:** Variable objeto del estudio y que sus resultados se pretenden explicar por medio de las variables denominadas independientes.
- **Variable independiente:** Variable que no es empleada para elaborar un modelo que describa el comportamiento de una o más variables de respuesta (variable dependiente).

2.3 Marco referencial

Los siguientes trabajos de investigación sirvieron como referencia para el presente trabajo de investigación, dado que de una u otra manera abordan el tema de investigación y presentan interesantes aportes tanto en la metodología como en la investigación

Alcívar (2000) en su trabajo de investigación “Análisis y evaluación del sistema crediticio en el Ecuador, tanto para bancos como para instituciones financieras”, plantea una interesante comparación entre los modelos de regresión lineal y el modelo de regresión multivariado, analiza el comportamiento del crédito en el país, en los últimos años de la década del 90, presentando un conjunto de datos extensos e interesantes. Analiza que tan bueno es un modelo en comparación con el otro, utiliza

tabla de contingencia, el coeficiente de correlación de Spearman (Alcívar Zavala, 2000)

Limones (2012, en su trabajo “El procedimiento para controlar la producción de defectos en el proceso de conformado de metales. Caso ZF Sachs Auto motivé México”, presenta un método, que permita analizar el estado actual de los procesos de fabricación en la empresa, además sirve para enfrentar el problema de la variabilidad dentro del proceso. El método planteado dentro de su investigación utiliza la probabilidad del modelo de regresión multivariada, así como análisis de datos (Limones Lara, 2012).

Montoya (2017), en su trabajo “Componentes socioeconómicos que inciden en el consumo de agua potable en los hogares mediante regresión múltiple, ciudad de Puno – 2015”, desarrolla un modelo matemático usando regresión multivariada aplicado al consumo mensual de agua potable en la ciudad de Puno, la población de análisis fueron 19209 Flat utiliza un patrón estratificado con una distribución óptima. Para su modelo, analizó 19 variables independientes que afectaron el proceso de selección. El modelo fue sometido a un proceso de validación mediante regresión multivariada (MONTROYA VALER, 2017).

Martínez (2020), en su trabajo de investigación denominado “Modelo de regresión lineal múltiple para pronosticar las ventas de bolsas ecológicas para Boleco S.A. en la ciudad de Bogotá, DC.”, plantea una selección de cuáles considera que deben de ser las principales variables intervinientes en el modelo de regresión lineal múltiple, que para este trabajo fueron: Capacidad de la Bolsa, Clientes, Ventas y Costo de ventas; finalmente validó el modelo con los resultados obtenidos (Forero Gómez & Martínez Lozano, 2020).

Rojas (2020) en su trabajo “Los principales factores de riesgo psicológicos que inciden en los accidentes laborales en la minería aurífera Retamas S.A.”, presenta un modelo matemático utilizando regresión multivariada con variables independientes como: fatiga emocional, la disociación y la ansiedad por el logro personal, para ello

analizaron 20 ítems, que miden la identificados como principales riesgos psicológico que se relacionan con los accidentes de trabajo (ROJAS VICTORIO, 2020).

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

3.1 Tipo de Investigación

Investigación Exploratoria. -

La presente investigación es de tipo exploratoria, debido a que se realiza una aproximación a un tema que no ha sido estudiado a fondo, de manera que a través de la recolección de datos es posible revelar patrones que brindarán la explicación. Con sustento teórico y práctico permitirá desarrollar una propuesta de modelo matemático, logrando así el objetivo de este estudio.

Investigación Documental. -

Este estudio es documental debido a que para su desarrollo se han utilizado diversas fuentes bibliográficas, tales como libros, tesis y artículos académicos, entre otros que sustentan los diferentes temas abordados y abordados en este estudio.

Investigación de Campo. -

Para desarrollar la investigación se utilizará trabajo de campo donde la investigación debe realizarse directamente en los sitios del evento (pequeñas organizaciones) para conocer el estado del entorno problema. Sujeto, donde los investigadores están directamente involucrados en la investigación y las pruebas. El proceso de cada variable de investigación para poder explicarlo y a su vez consultar con un grupo de personas y pequeñas fuentes del proyecto.

Investigación Aplicada. -

La investigación es aplicable porque busca generar conocimiento directamente aplicable a un problema en el campo de la producción. Está previsto desarrollar una herramienta matemática para mejorar la previsión de producción. Se espera que pueda predecir la producción basándose en el efecto de varias variables independientes.

Investigación Cuantitativa. -

La investigación es cuantitativa porque se recopilan y analizan datos numéricos, es decir, datos de producción semanales. Con este método se determina la dirección de la producción o comportamiento, lo que permite realizar predicciones, comprobar relaciones y obtener resultados generales de producción. Se espera que ayude a mejorar los niveles de producción, para que las pequeñas empresas puedan tomar decisiones más precisas.

3.2 Diseño de la Investigación

El objetivo de esta investigación es proponer un modelo matemático adecuado que permita predecir rápidamente la producción de galletas de sal en presentación de 100*67 g en una fábrica utilizando una base regresión multivariada.

El diseño del presente estudio es no experimental, ya que se observará y analizará el fenómeno sin manipular las variables.

Este trabajo es de tipo longitudinal, porque analizamos lo que sucede o se comporta en diferentes momentos para diferentes variables independientes que pueden interferir con la recomendación del modelo matemático.

3.3 Población y Muestra

Para la investigación actual, trabajaremos con todos los datos, es decir, el 100 % de los datos recopilados de la producción de las galletas de sal en presentación de 100*67 g de la pequeña empresa, durante dos años. Los datos recopilados son consistentes con la producción semanal, y cabe señalar que hay semanas en las que las pequeñas empresas no elaboran este producto debido a la baja demanda del mercado.

3.4 Conceptualización y operacionalización de variables

Variable independiente: modelo regresión multivariada.

Variable dependiente: pronóstico de producción

Tabla 1**Operacionalización de variable**

Variable	Definición conceptual	Indicadores	Técnica
Regresión multivariada	Relación entre varias variables independientes (predictoras o explicativas) y otra variable dependiente (criterio, explicada, respuesta)	Valor de los coeficientes de la regresión multivariada.	Prueba de ajuste
Predicción de Producción	La predicción es la suma de kg de galletas de sal de introducción de 100*67 g que debe de promover la empresa	Cantidad (el número sistémico de los datos) Valor máximo (el mayor dígito de los antecedentes). Valor mínimo (el menor dígito de los antecedentes)	Reconocimiento de datos históricos

Elaborado por: El autor.

3.5 Variables de investigación

3.5.1 Variable dependiente:

La variable dependiente a considerar es la cantidad de producción real CPR (kg), y este dato se toma de la información proporcionada por la empresa, y corresponde a los kilogramos reales producidos por la empresa de las galletas de sal en presentación en presentación de 100*67 g.

Tabla 2

Variable dependiente

Variable dependiente	Cantidad de Producción Real
Unidad de medida	Kilogramos

Realizado por: El autor.

3.5.2 Variable independiente:

Como primera aproximación se analizarán 4 posibles variables independientes y con el análisis de la variable excluida se esperaría ver la extensión, peso o contribución de cada variable al modelo matemático, de tal forma que la variable aporte poca o ninguna contribución a la modelo no se tiene en cuenta o se elimina.

a) Cantidad de Producción Programada CPP (kg).

La cantidad de producción programada es el número de kilogramos de producto en de las galletas de sal en presentación en presentación de 100*67 g que la pequeña empresa quiere o espera producir, es decir, el valor teórico, deseado o planificado.

Tabla 3

Cantidad de Producción Programada CPP (kg).

Variable independiente	Cantidad de Producción Programada
Unidad de medida	Kilogramos

Realizado por: El autor.

b) Horas Laborales Planificadas HLP (hr).

c) Las horas de compromiso planificadas corresponden a las horas de trabajo concebidas o especulativas que los individuos deben hacer en el transcurso de la semana para mantenerse productivas y creemos que podemos hacerlo sin riesgo para lograr ser objetivo. Esto es lo que las empresas saben o llaman la Horas Hombre.

Tabla 4

Horas Laborales Planificadas HLP (hr).

Variable independiente	Horas Laborales Planificadas
Unidad de medida	Hora

Realizado por: El autor.

d) **Paradas No Programadas PNP (hr).**

Tiempo de inactividad no planificado: el tiempo de pérdida del equipo como resultado de daño, inoperatividad o daño, es decir, el dispositivo se pone en funcionamiento para su reparación. y sale de la línea de producción. Esta vez afecta a la producción, por lo que cuanto menor sea su valor, mejor.

Tabla 5

Paradas No Programadas PNP (hr)

Variable independiente	Paradas No Programadas
Unidad de medida	Hora

Realizado por: El autor.

3.6 Método, Técnica y Uso de Software de Tratamiento y Análisis de Datos

El método utilizado es el método cuantitativo y las técnicas analíticas son la regresión múltiple o la regresión lineal múltiple, se hará una evaluación de los supuestos básicos del modelo de regresión y se hará el análisis de las variables excluidas para ver cuánto contribuyen a la modelo, es decir, si se deben excluir todas las variables independientes; La calidad ajustada se analizó mediante coeficiente de determinación (R²) y análisis de varianza (ANOVA) y finalmente se obtuvieron los coeficientes de regresión multivariante y su significancia para las variables estudiadas.

La información será procesada por el software estadístico IBM SPSS versión 24 para el procesamiento y análisis de datos.

CAPITULO IV

PROPUESTA

4.1 Formulación del modelo de regresión lineal múltiple

Al aplicar un modelo matemático destinando regresión múltiple, original se selecciona la variable dependiente (Y) y las variables independientes (X), y luego visualice la selección de variables y la ecuación La versátil dependiente o salida concierne a la salida real (CPR), las variables autónomas son: Capacidad esperada, Horas de trabajo esperadas HLP (h), Tiempo de inactividad no planificado PNP.

Donde

$Y = \text{CPR}$ cantidad producida real

$X_1 = \text{CPP}$ cantidad de producción programada.

$X_2 = \text{HLP}$ horas laborables programadas

$X_3 = \text{PNP}$ paradas no programadas

A continuación, empezamos a revisar los supuestos de la regresión multivariada

4.2 Supuesto de Normalidad

Es ficticio en la normalidad pretende mostrar que tanto la variable independiente como la dependiente deben estar tratadas normalmente. Como la muestra es menor de 50 datos entonces debemos usar la prueba Shapiro-Wilk SW, y esta prueba nos indica que la significancia tiene que ser mayor a 0.05 para decir que los datos corresponden a una muestra con distribución normal.

Las hipótesis en el supuesto de normalidad son las siguientes:

H_0 . Los datos de distribución son normales.

H_1 , Los datos de distribución no son normales

Tabla 6

Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístic o	Gl	Sig.	Estadístic o	gl	Sig.
CPP	0,131	36	0,119	0,952	36	0,118
HLP	0,103	36	0,200*	0,961	36	0,228
PNP	0,185	36	0,003	0,948	36	0,092
CPR	0,107	36	0,200*	0,966	36	0,334

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

Realizado por: El autor.

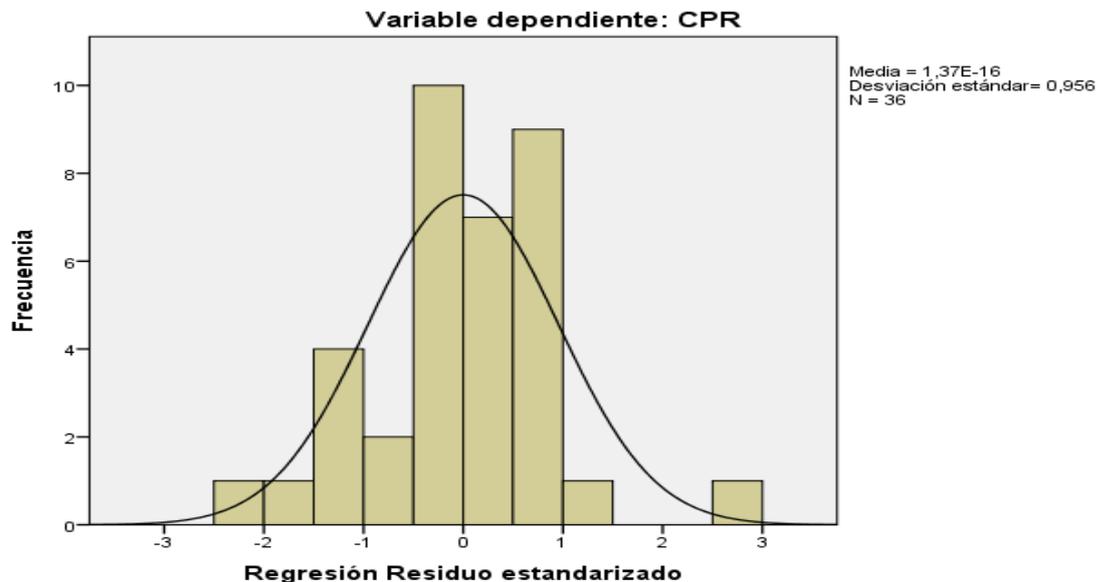
Como podemos observar en la tabla 6, para todas las variables se tiene un valor de p (sig.) > 0,05; por lo que queda demostrado que se cumple con el supuesto de normalidad de los datos.

Normalidad de los residuos

Se comprueba a partir del análisis de los gráficos de residuos estandarizados.

Figura 1

Histograma

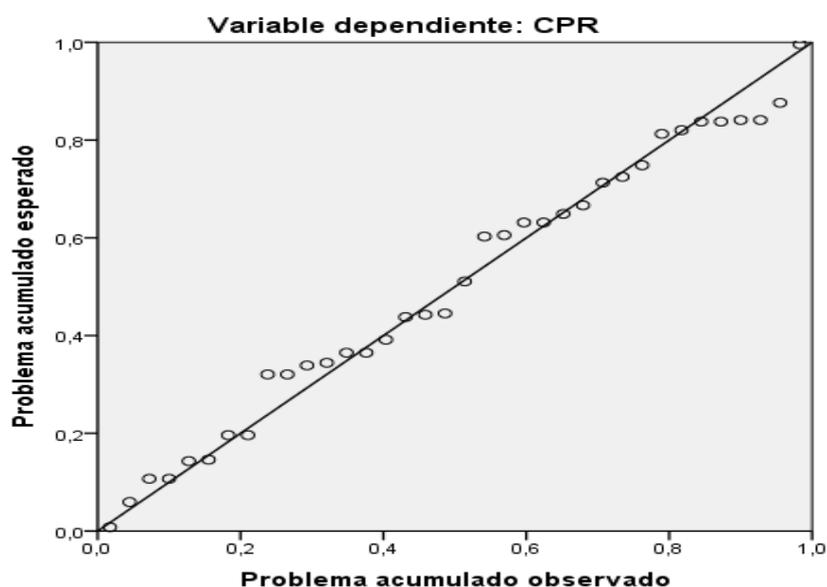


Realizado por: El autor.

En la figura 1 del histograma de los residuos se observa que se ajusta bien a una distribución normal, no existe asimetría ni positiva ni negativa.

Figura 2

Gráfico P-P normal de regresión de Residuos estandarizado



Realizado por: El autor.

En la figura 2 se presenta el gráfico de normalidad, como se puede observar existen valores que están por debajo de la línea, pero estos valores son muy pocos y no están muy separados de la línea; por lo que podemos decir que se ajusta bien a la diagonal del primer cuadrante.

Tabla 7

Estadísticas de residuos^a

	Mínimo	Máximo	Media	Desviación estándar	N
Valor pronosticado	3275,8835	15884,72	8210,083	2897,16338	36
Residuo	-1348,88708	1479,009	0,00000	532,96334	36
Valor pronosticado estándar	-1,703	2,649	0,000	1,000	36
Residuo estándar	-2,420	2,653	0,000	0,956	36

a. Variable dependiente: CPR

Realizado por: El autor.

Para la estadística de residuos emplearemos el criterio que revela que los valores típicos de residuos estándar deben de estar entre +3 y -3

Como observamos en la tabla 7, el valore del residuo estándar mínimo es -2,420 y el valor máximo es de 2,653, por lo que se cumple con el criterio indicado.

4.3 Supuesto de Independencia de las observaciones

Para responder al supuesto de la independencia de errores se utiliza la Prueba de Durbin-Watson. El razonamiento debe decir que existe independencia de las observaciones, es que el valor de Durbin-Watson debe ser lo más cercana posible a 2 con una oscilación de $+ - 1$. Por lo tanto, los valores entre 1 y 3 están bien, para aceptar que los residuos son independientes

Tabla 8

Resumen del modelo^b

Modelo	R	R casilla	R casilla ajustado	Error esquema de la estimación	Durbin-Watson
1	0,983 ^a	0,967	0,964	557,38641	2,429

a. Predictores: (Constante), PNP, HLP, CPP

b. Variable dependiente: CPR

Realizado por: El autor.

En la Tabla 8 se puede observar que el coeficiente de Durbin-Watson tiene un valor de 2,429; que es un valor aceptable muy cercano a 2, por lo que se da por satisfecho el supuesto de independencia de las observaciones

4.4 Supuesto de Homocedasticidad

La Homocedasticidad es una peculiaridad de un modelo de regresión lineal que involucra que la varianza de los errores es constante a lo extendido del tiempo. Además, si la varianza, además de ser constante, también es menor, esto conduce a predicciones del modelo más confiables.

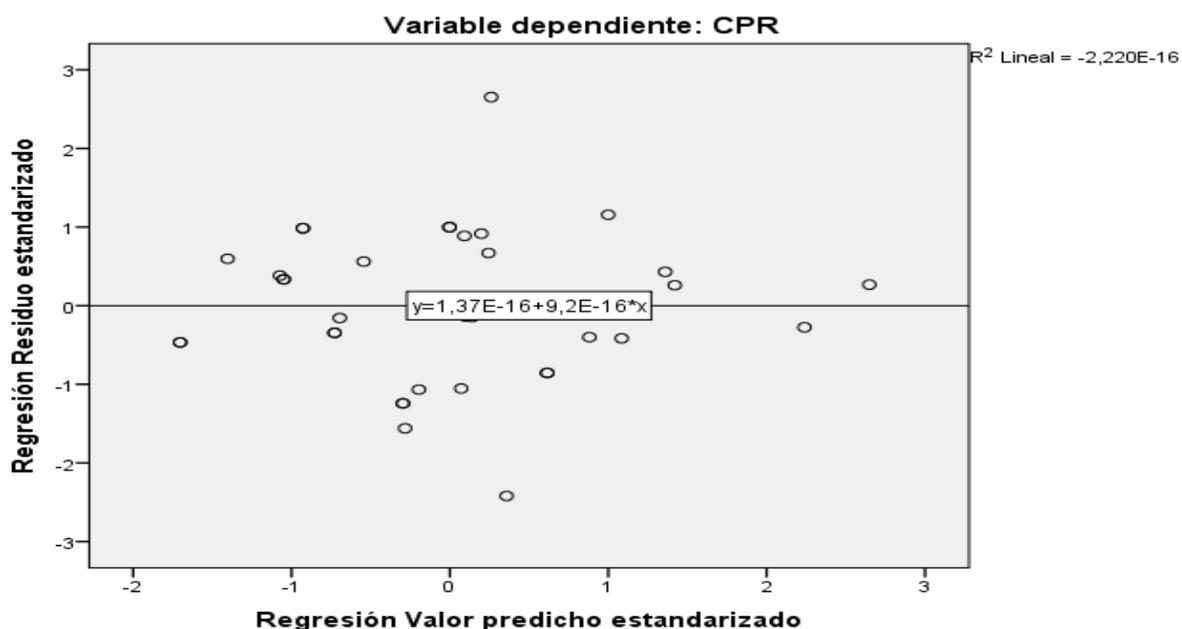
El supuesto de homocedasticidad se reconocerá de forma gráfica; para ello los residuos deben de distribirse de manera homocedastica a lo largo de las puntuaciones predichas

H_0 , la varianza de los datos son iguales.

H_1 , la varianza de datos no son iguales

Figura 3

Gráfico de dispersión



Realizado por: El autor.

A partir del examen de gráfico de dispersión de la fig. 2, se comprueba que los puntos están distribuidos razonablemente bien por lo que se puede decir que no hay ninguna relación sistemática entre los residuos tipificados y los valores pronosticados tipificados de la cantidad de producto a producir.

Por tanto, podemos dar por cumplido el supuesto en cuanto a la homocedastidad de los datos

4.5 Supuesto de linealidad

El supuesto de la linealidad implica que la relación entre la variable dependiente y las independientes debe ser lineal

Tabla 9

Correlaciones

		CPP	HLP	PNP	CPR
CPP	Correlación de Pearson	1	0,912**	0,478**	0,967**
	Sig. (bilateral)		0,000	0,003	0,000
	N	36	36	36	36
HLP	Correlación de Pearson	0,912**	1	0,429**	0,954**
	Sig. (bilateral)	0,000		0,009	0,000
	N	36	36	36	36
PNP	Correlación de Pearson	0,478**	0,429**	1	0,428**
	Sig. (bilateral)	0,003	0,009		0,009
	N	36	36	36	36
CPR	Correlación de Pearson	0,967**	0,954**	0,428**	1

Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,009	
N	36	36	36	36

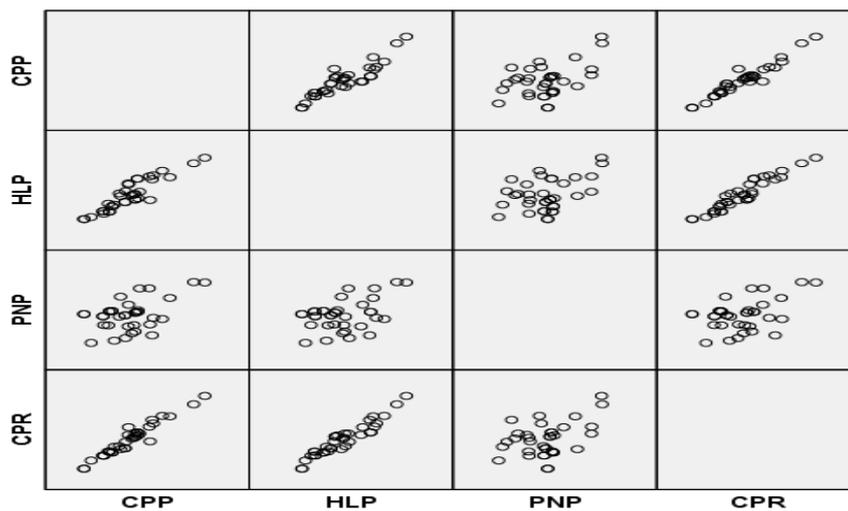
** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Realizado por: El autor.

Como se puede observar en la tabla de correlación, existe una correlación positiva entre las variables de entrada y la variable de salida. En la matriz se observa que todos los valores de correlación de las variables HLP, CPR tienen una alta correlación con la variable dependiente CPP mayor a 0,95; y la variable independiente PNP tiene una baja correlación de 0,428 con la variable dependiente, la correlación es baja, pero existe correlación.

Figura 4

Correlación de variables



realizado por: El autor.

Como se observa en la figura 2, se cumple el supuesto de linealidad entre la variable dependiente CPR y las variables independientes CPP, HLP, PNP, además que se puede observar en la figura existe una correlación positiva entre las variables, unas con una correlación más cercana a 1 que otras.

4.6 Supuesto de multicolinealidad

Para el diagnóstico de colinealidad se usará el VIF (factor de varianza inflada), este supuesto es para saber si hay o no hay multicolinealidad entre las variables

independientes. Ninguna variable independiente puede estar por encima de 10, caso contrario hay multicolinealidad entre las variables

Como se puede observar en la tabla 10, para el presente modelo de regresión multivariada se tiene que ningún valor del VIF es mayor a 10

Para este caso como se va a trabajar con la matriz de Diagnósticos de colinealidad, se debe de seguir los siguientes pasos:

1. Equilibrar los índices que estén elevados del umbral: 30
2. Para los índices reconocidos, emparejar las variables con proporciones de varianza por arriba del 90%: Habrá multicolinealidad si acontece con dos o más factores.

Tabla 10

Diagnósticos de colinealidad^a

Modelo	Dimensión	Autovalor	Índice de condición	Proporciones de varianza			
				(Constante)	CPP	HLP	PNP
1	1	3,846	1,000	0,00	0,00	0,00	0,01
	2	0,084	6,752	0,02	0,02	0,02	0,94
	3	0,061	7,914	0,88	0,05	0,02	0,03
	4	0,008	21,943	0,09	0,93	0,96	0,02

a. Variable dependiente: CPR

Realizado por: El autor.

Como se puede observar en la tabla 10, ningún índice de condición es mayor a 30, se puede concluir que No existe multicolinealidad dado que esto no ocurre con dos o más variables.

4.7 El Modelo Matemático de Regresión Multivariada

El valor de R cuadrado es el coeficiente de determinación, este va de 0 a 1 es decir de 0 al 100%, esto quiere decir que con las variables que se tiene solo se puede predecir un porcentaje de la ecuación lineal.

El total de R-cuadrado preciso tiene un balance en los dígitos de variables independientes que se utilizan para predecir la variable dependiente.

Modelo. - En este esquema se trabajó con un trío de variables independientes: la cantidad de producción planificada CPP, las horas laborales planificadas HLP, paradas no programadas PNP, y como variable dependiente la cantidad de producción real CPR, como se observa en este modelo el R^2 de 0,967, esto quiere decir que con esas tres variables independientes ya se puede explicar un 96,7% de la varianza; y se tiene un R^2 ajustado del 96,4%

Como se puede observar se sustenta el trabajar con un Modelo Matemático con 3 variables, dado que este presenta un mejor ajuste a la realidad, y las 3 variables seleccionadas aportan positivamente a la predicción de la variable dependiente.

Análisis de la Varianza

Tabla 11

ANOVA^a

	Modelo	Aumento de cuadrados	GI	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	293774447,400	3	97924815,800	315,196	0,000 ^b
	Residuo	9941747,352	32	310679,605		
	Total	303716194,700	35			

a. Variable dependiente: CPR

b. Predictores: (Constante), PNP, HLP, CPP

Realizado por: El autor.

La Tabla 10 es un ensayo de análisis de varianza que modela, que la varianza explicada por la regresión es significativamente dispareja de la varianza no explicada.

El estándar detallado utilizado exterioriza un valor del estadístico de prueba $F=315,196$ y tiene un P _ valor equivalente a $0 < 0.05$, por lo que se objeta la hipótesis nula y se finiquita que la dependencia lineal es estadísticamente significativa por lo que el piloto es adecuado.

Tabla 12

Coeficientes^a

Piloto	Factores no estandarizados		Factores estandarizados os Beta	t	Sig.	Esquemas de colinealidad	
	B	Error estándar				Tolerancia	VIF
1 (Constante)	-658,009	338,793		-1,942	0,061		
CPP	0,633	0,084	0,602	7,493	0,000	0,158	6,311
HLP	54,830	10,149	0,422	5,403	0,000	0,168	5,966
PNP	-33,640	29,820	-0,041	-	0,268	0,771	1,297
				1,128			

a. Variable dependiente: CPR

Realizado por: El autor.

Asumiendo los resultados de la tabla 11 se teoriza que el modelo matemático en base a la regresión multivariada para el modelo de pronóstico es

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$$

$$Y = -658,009 + 0,633 X_1 + 54,830 X_2 - 33,640 X_3$$

Donde:

$Y = \text{CPR}$

$X_1 = \text{CPP}$

$X_2 = \text{HLP}$

$X_3 = \text{PNP}$

Como se muestra en la ecuación, se ha podido construir una ecuación que permita predecir la cantidad de producción real en función de tres variables de entrada.

La regresión normalizada nos muestra las variables en la misma dimensión de la siguiente manera:

$$Z = 0,602 Z_1 + 0,422 X_2 - 0,041 X_3$$

4.8 Comparación de los datos reales con los datos pronosticados

A continuación, comparamos los datos reales de producción de CPR con los datos obtenidos por el modelo matemático. propuesto CPR_RM.

Tabla 13**Estadísticas de muestras emparejadas**

		Media	N	Desviación del esquema	Media de error del esquema
Par 1	CPR_RM	8211,4090	36	2897,61338	482,93556
	CPR	8210,0833	36	2945,77758	490,96293

Realizado por: El autor.

Como se puede observar la media de los datos obtenidos con el modelo matemáticos CPR_RM es de 8211,4090, y la media de los datos reales observados CPR es de 8210,083, estas medias son muy semejantes o parecidas, con lo cual al existir una diferencia entre ellas muy pequeñas se puede decir que el modelo matemático es bastante bueno.

Tabla 14**Correlaciones de muestras emparejadas**

		N	Correlación	Sig.
Par 1	CPR_RM & CPR	36	,983	,000

Realizado por: El autor.

La correlación entre los datos construidos con el modelo matemático y los datos reales observados es de 0,983 que es un valor muy cercano a 1 y tiene un P_ valor igual a $0 < 0.05$, por lo que podemos decir que si existe correlación entre las variables.

Tabla 15**Prueba de muestras emparejadas**

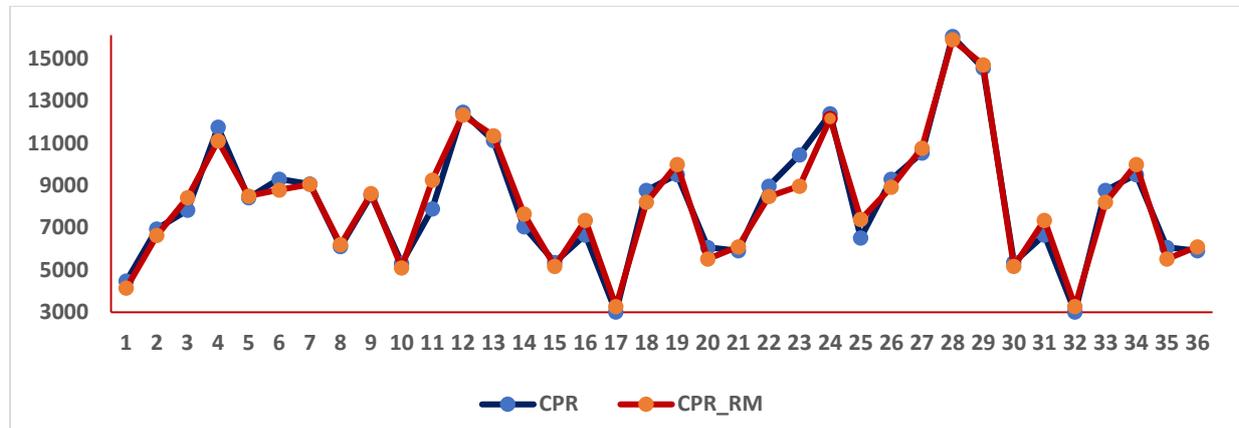
		Diferencias emparejadas					T	gl	Sig. (bilateral)
		Media	Desviación del esquema	Media de error del esquema	95% de intervalo de seguridad de la diferencia				
					Inferior	Superior			
Par 1	CPR_RM - CPR	1,32562	532,96354	88,82726	-179,00330	181,65453	,015	35	,988

Realizado por: El autor.

Como se observa en la tabla 15, la diferencia emparejada entre las medias es muy baja, es de 1,32562, con lo cual se puede decir que es el error que se comete con el modelo matemático propuesto.

Figura 5

Comparación entre CPR_RM - CPR



Realizado por: El autor.

Como se observa en la figura 5, se realiza la asimilación visual entre los valores reales logrados de la planta de fabricación es decir el aforo de Producción Real CPR, con lo valores obtenidos mediante el uso del modelo matemático propuesto por medio de la regresión multivariado CPR_RM.

Se puede observar que el modelo presenta una muy buena aproximación, un buen ajuste, por lo que se puede decir que el modelo sirve para predecir.

CONCLUSIONES

En el presente trabajo se demostró la importancia de aplicar la predicción de la producción en una empresa utilizando regresión lineal múltiple, en la propuesta se sustenta esta idea de manera práctica bajo el análisis de los supuestos y finalmente obteniendo el modelo matemático.

- Se han identificado y caracterizado las variables más relevantes relacionadas con el proceso productivo de la microempresa dedicada a la fabricación de galletas de sal de 100*67g. que son: Un conjunto de manufactura planeada CPP, Horas

laborales planificadas HLP, Paradas no programadas PNP, Cantidad de producción real CPR.

La variabilidad de cada uno de los componentes que influyen en la producción de la galleta se logra por medio de la construcción del modelo de regresión lineal multivariante considera las variables escogidas y la información cuantitativa confirmando la independencia de observaciones, se cumple con la linealidad de las observaciones, el diagnóstico de colinealidad manifiesta no haber problemas de variables independientes correlacionadas entre sí.

- La confirmación del modelo de regresión multivariado para microempresas dedicada a la producción de galletas de sal de 100*67g. el uso de variables explicativas seleccionadas: producción de CPP planificada, horas de trabajo planificadas de HLP, tiempo de inactividad de PNP no planificado le permite predecir la producción real CPR y el modelo matemático tiene una relación significativa del 96,7%. por lo que se puede afirmar que el modelo construido permite pronosticar de forma adecuada la producción real de la microempresa.

RECOMENDACIONES

Se recomienda implementar el modelo matemático obtenido mediante la regresión multivariada en este estudio, este servirá como insumo a la microempresa para que esta pueda pronosticar de forma óptima cual será la cantidad de galleta de sal de 100*67g que la microempresa puede producir bajo las distintas condiciones dadas, de manera que el modelo matemático actúe como una herramienta para la mejora de sus procesos.

Se debe de trabajar en el análisis de otras posibles variables que puedan aportar más en el desarrollo del modelo matemático, para ello se debe trabajar en conjunto con el área de producción y la toma de datos históricos.

La microempresa debe trabajar en gestión de datos del área de producción, para poder mejorar la tomar decisiones vitales con la finalidad que su modelo matemático pueda ser lo mejor apegado a su realidad, de forma tal que esto contribuya en el éxito del negocio.

ANEXOS

Item	Ctd. prod. Plan CPP CJ	Horas laborables Planificadas HLP	paradas no programadas estimadas en horas PNP	Ctd. prod. Real CPR CJ	CPR_RM
1	4096,08	41,61	2,12	4477	4145,05
2	6525,1	59,3	2,67	6946	6634,08
3	7713,06	78,5	3,3	7829	8417,6
4	10513,27	95,63	3,94	11751	11107,93
5	8367,15	73,08	4,42	8419	8497,02
6	8704,18	74,73	4,84	9296	8786,6
7	8000,13	88,42	6,08	9063	9049,32
8	5909,03	60,67	6,32	6108	6196,07
9	8591,13	73,88	6,37	8535	8616,83
10	5424,1	46,35	6,4	5314	5101,69
11	10287,28	65,93	6,55	7898	9248,57
12	11580,23	107,9	7,83	12468	12324,84
13	10629,01	101,32	8,12	11119	11352,31
14	7043,97	75,23	8,39	7048	7643,77
15	5343,24	49,85	8,49	5358	5171,87
16	7653,13	63,07	8,72	6657	7350,99
17	3345	38,67	9,01	3016	3276,42
18	8730,11	66,6	9,34	8761	8205,7
19	8969,95	96,5	9,54	9512	9990,14
20	6002,18	49,32	9,65	6069	5520,76
21	6282,15	56,77	9,77	5909	6102,6
22	9021,16	68,55	9,91	8971	8477,48
23	8027,26	89,77	11,23	10445	8967,29
24	12375,29	98,6	12,86	12387	12149,14
25	7191,24	71,85	13,16	6520	7390,91
26	9190,3	77,82	15,13	9289	8917,15
27	10207,11	99,77	15,17	10538	10763,04
28	16056,29	126,55	16,56	16034	15887,35
29	14876,42	118,57	16,65	14544	14699,72
30	5343,24	49,85	8,49	5358	5171,87
31	7653,13	63,07	8,72	6657	7350,99
32	3345	38,67	9,01	3016	3276,42
33	8730,11	66,6	9,34	8761	8205,7
34	8969,95	96,5	9,54	9512	9990,14
35	6002,18	49,32	9,65	6069	5520,76
36	6282,15	56,77	9,77	5909	6102,6

$$Y = -658,009 + 0,633X_1 + 54,830 X_2 - 33,640 X_3$$

		CPR	CPR_RM
-658,009	1	4477	4145,0
0,633	2	6946	6634,0
54,83	3	7829	8417,5
-33,64	4	11751	11107,7
	5	8419	8496,7
	6	9296	8786,4
	7	9063	9049,6
	8	6108	6196,3
	9	8535	8616,7
	10	5314	5101,5
	11	7898	9248,4
	12	12468	12325,0
	13	11119	11352,4
	14	7048	7643,4
	15	5358	5171,9
	16	6657	7351,2
	17	3016	3276,6
	18	8761	8205,6
	19	9512	9990,1
	20	6069	5521,0
	21	5909	6102,6
	22	8971	8477,6
	23	10445	8967,6
	24	12387	12149,2
	25	6520	7390,9
	26	9289	8917,3
	27	10538	10763,2
	28	16034	15887,3
	29	14544	14699,9
	30	5358	5171,9
	31	6657	7351,2
	32	3016	3276,6
	33	8761	8205,6
	34	9512	9990,1
	35	6069	5521,0
	36	5909	6102,6
	max	16034	15887,3
	min	3016	3276,6

BIBLIOGRAFÍA

- Alcívar Zavala, J. A. (2000). *Análisis y valoración del Sistema Crediticio en el Ecuador, tanto para Bancos como Instituciones Financieras*. Guayaquil: ESPOL.
<https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/4159/1/6687.pdf>
- ARAVENA, M., CAAMANO, C., & GIMENEZ, J. (2008). Modelos matemáticos a través de proyectos. *Revista latinoamericana de investigación en matemática educativa*, 11(1), 49-92.
<http://www.scielo.org.mx/pdf/relime/v11n1/v11n1a3.pdf>
- Arroyo García, D., Sánchez Partida, D., Juárez García, E., & Martínez Flores, J. (2017). Suavizamiento de la demanda del producto final con impacto en el inventario de materias primas de una empresa embotelladora. *Revista de Ingeniería Industrial*, 1(1), 48-62.
https://www.ecorfan.org/republicofperu/research_journals/Revista_de_Ingenieria_Industrial/vol1num1/Revista_de_Ingenier%c3%ada_Industrial_V1_N1_4.pdf
- Baeza Serrato, R., & Vázquez López, J. A. (2014). Transición de un modelo de regresión lineal múltiple predictivo, a un modelo de regresión no lineal. *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia*(71), 59-71.
<https://www.redalyc.org/pdf/430/43031204005.pdf>
- Banco Central del Ecuador. (2017). *Cuentas Nacionales*. Quito: Banco Central del Ecuador.
- Berkowitz, D. E. (1998). INDUSTRIA ALIMENTARIA. En *ENCICLOPEDIA DE SALUD Y SEGURIDAD EN EL TRABAJO* (págs. 67 - 67.35). Madrid: Chantal Dufresne, BA.
<https://www.insst.es/documents/94886/161971/Cap%C3%ADtulo+67.+Industria+alimentaria>
- Bocco, M. (2010). *funciones elementales para construir modelos matemáticos*. (Primera, Ed.) Buenos Aires: Instituto Nacional de Educación Tecnológica.
<http://www.bnm.me.gov.ar/giga1/documentos/EL001843.pdf>

- Bocco, M. (2010). *Funciones elementales para construir modelos matemáticos*. Buenos aires: Instituto Nacional de Educación Tecnológica.
<http://www.bnm.me.gov.ar/giga1/documentos/EL001843.pdf>
- Cabrera González, G., & De León Arias, A. (2019). Modelación markoviana para identificar la dinámica y pronóstico del índice de producción industrial en México de 1980 a 2018. *EconoQuantum*, 16(2), 23 - 41.
<http://econoquantum.cucea.udg.mx/index.php/EQ/article/view/7120/6215>
- Cacho, M. J., & Espinoza-Layana, D. (2019). Análisis Econométrico de la Producción en la Industria de Alimentos y Bebidas del Ecuador Durante el Periodo 2007 –2017. *X-Pedientes Económicos*, 3(6), 6-22.
https://ojs.supercias.gob.ec/index.php/X-pedientes_Economicos/article/view/85/27
- Cunningham, J., Valderrama, G., de Rodríguez, R., Sandoya, R., & Fernández, M. (2007). Modelo de regresión múltiple aplicado al proceso de admisión de la Universidad de Panamá. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 14(2), 251-261. <https://www.redalyc.org/pdf/453/45326939013.pdf>
- Dagnino S., J. (2014). Regresión lineal. *Revista Chilena de Anestesia*, 43(2), 143-149. <https://revistachilenadeanestesia.cl/P11/revchilanestv43n02.14.pdf>
- Damián Llatas, M. R., & Sandoval Santamaría, N. J. (2018). *Modelo óptimo de Pronóstico del Índice mensual de Producción de Electricidad"-Perú en el Periodo 2006 – 2015*. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas. Lambayeque: Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo.
<http://repositorio.unprg.edu.pe/handle/UNPRG/2192>
- De Torres Curth, M. (2015). *Los reyes de la pasarela, modelos matemáticos en las ciencias* (Primera ed.). Buenos Aires: Fundación de Historia Natural Félix de Azara. <https://www.fundacionazara.org.ar/img/libros/modelos-matematicos.pdf>
- FAO. (07 de Octubre de 2021). FAO. (Situación Alimentaria Mundial) Retrieved 08 de Octubre de 2021, from <http://www.fao.org/worldfoodsituation/csdb/es/>

FAO y CEPAL. (2020). *Sistemas alimentarios y COVID-19 en América Latina y el Caribe*. Santiago de Chile: FAO.

<https://doi.org/https://doi.org/10.4060/ca8677es>

Forero Gómez, G., & Martínez Lozano, J. A. (2020). *Modelo de regresión lineal múltiple para el pronóstico de ventas de bolsas ecológicas para la empresa Boleco S.A., en la ciudad de Bogotá D.C.* Bogotá: Universidad Cooperativa de Colombia. <http://hdl.handle.net/20.500.12494/16439>

Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1999). *Análisis multivariante*. Madrid: Prentice Hall.

Informe sobre el comercio mundial (2016) De la organización mundial comercio.

https://www.wto.org/spanish/res_s/booksp_s/world_trade_report16_s.pdf

Limonés Lara, J. A. (2012). *Método para el control de la producción defectuosa dentro del proceso de conformado de metales. Caso ZF Sachs Automotive México*. Saltillo: CORPORACIÓN MEXICANA DE INVESTIGACIÓN EN MATERIALES.

<https://comimsa.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1022/96/1/Tesis%20Jonathan%20A%20Limonés%20L.pdf>

López Rodríguez, S. M., & Zapata Zuluaga, T. (2018). *Técnicas de pronósticos en revisión sistémica de literatura para empresas de confecciones*. Bogotá: Universidad Cooperativa de Colombia.

<http://repository.ucc.edu.co/handle/ucc/12151>

Melgarejo Estremadoyro, G. G. (2016). *Programación lineal para la mejora del proceso de envasado en una empresa de lubricantes*. Lima: UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS.

Méndez Giraldu, G. A., & Lopez Santana, E. R. (2014). Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad. *Tecnura: Tecnología y Cultura Afirmando el Conocimiento*, 18(40), 89-102.

<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4778508>

- Montero Granados, R. (2016). *Modelos de regresión lineal múltiple*. España: Universidad de Granada.
https://www.ugr.es/~montero/matematicas/regresion_lineal.pdf
- Montesinos-López, O. A., & Hernández-Suárez, C. M. (2007). Modelos matemáticos para enfermedades infecciosas. *Salud Pública de México*, 49(3), 218-226.
<http://www.scielo.org.mx/pdf/spm/v49n3/07.pdf>
- MONTOYA VALER, S. K. (2017). *FACTORES SOCIOECONÓMICOS QUE AFECTAN AL CONSUMO DOMÉSTICO DE AGUA POTABLE USANDO LA REGRESIÓN MÚLTIPLE*. Puno: UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO.
https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwio-JDjwKr1AhXtSjABHRhMAOgQFnoECBoQAQ&url=http%3A%2F%2Frepositorio.unap.edu.pe%2Fbitstream%2Fhandle%2FUNAP%2F4967%2FMontoya_Valer_Sharom_Kelly.pdf%3Fsequence%3D1&usg=A
- Morales Tabares , Z. E., Cabrera Campos , A., Vázquez Silva , E., & Caballero Mota , Y. (3 de julio de 2016). MPREDSTOCK : Modelo multivariado de predicción del stock de piezas de repuesto para equipos médicos. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 10(3), 143-159 .
<https://www.redalyc.org/pdf/3783/378346436007.pdf>
- Moreno Castro, T. F. (2019). *El pronóstico de ventas en los negocios: Modelos y Aplicaciones*. Santiago de Chile: RIL editores.
https://repositorio.uaautonoma.cl/bitstream/handle/20.500.12728/3192/Pronostico_de_ventas.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Narro Ramírez, A. E. (1996). Aplicación de algunos modelos matemáticos a la toma de decisiones. *Política y Cultura*(6), 183-198.
<https://www.redalyc.org/pdf/267/26700614.pdf>
- Nations, O. a. (2020). *OCDE-FAO Perspectivas Agrícolas*. OCDE-FAO.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1787/a0848ac0-es>
- Ojeda de la Cruz, A., Ramos Corella, M. A., Quintana Pacheco, J., Ramírez Uribe, G., Miranda Pasos, I., & Verduzco Bojórquez, C. E. (2021). Efectos

sociodemográficos, de urbanización y clima en el consumo de agua doméstica en Hermosillo, Sonora. *Bitácora Urbano Territorial*, 31(2).
<https://doi.org/https://doi.org/10.15446/bitacora.v31n2.86577>

Orlando Lao, Y., Rivas Méndez, A., Pérez Pravia, M. C., & Marrero Delgado, F. (2017). Procedimiento para el pronóstico de la demanda mediante redes neuronales. *Ciencias Holguín*, 23(1), 1-18.
<https://www.redalyc.org/pdf/1815/181549596004.pdf>

Ramos, A., Sánchez, P., Ferrer, J. M., Barquín, J., & Linares, P. (2010). *Modelos matemáticos de optimización*. Madrid: Universidad Pontificia Comillas.
https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/34357606/modelado_en_gams-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1633687201&Signature=EzhFiG-skxPtDHclAwclQ08Qgji~w3TqbHmhGJKqaRfyW1SAldIZH5DDJXiHRLC8v2Tdb-zncNZYV4WfKu0LVXNlkmLiT6NoocHcf21rjOhupk0bIXvhHdDbsWtw~Me7oBaSZ0g4ocy

Render, B., & Heizer, J. (2007). *Administración de la producción*. México: PEARSON EDUCACIÓN.

Rodríguez Velázquez, J. A., & Steegmann Pascual, C. (24 de Junio de 2013). *Modelos Matemáticos*. Retrieved 8 de Octubre de 2021, from
https://recursos.salonesvirtuales.com/wp-content/uploads/bloques/2012/08/Modelos_matematicos.pdf

ROJAS VICTORIO, C. E. (2020). *Principales factores de riesgos psicológicos que influyen en los accidentes de trabajo en la minera aurífera Retamas S.A.* Cerro de Pasco: UNIVERSIDAD DANIEL ALCIDES CARRION.
https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjrs6jV06r1AhWIRTABHXFECUw4ChAWegQIAhAB&url=http%3A%2F%2Frepositorio.undac.edu.pe%2Fbitstream%2Fundac%2F1876%2F1%2FT026_04067250_M.pdf&usg=AOvVaw0FNN0rOV5PtyuLP1ytZKW-

Rubio Guerrero, G. (2017). Perspectiva multivariante de los pronósticos en las PYMES industriales de Ibagué (Colombia). *Revista Facultad de Ciencias*

Económicas: Investigación y Reflexión, 25(2), 25-40.

<https://www.redalyc.org/pdf/909/90952679003.pdf>

Ruiz Espejo, M. (2016). Estimación de regresión multivariante insesgada.

Estadística Española, 58(190), 123-131.

[https://www.researchgate.net/profile/Mariano-Ruiz-](https://www.researchgate.net/profile/Mariano-Ruiz-Espejo/publication/309271229_Estimacion_de_regresion_multivariante_insesgada/links/58076b2e08ae5ed04bfe5082/Estimacion-de-regresion-multivariante-insesgada.pdf)

[Espejo/publication/309271229_Estimacion_de_regresion_multivariante_insesgada/links/58076b2e08ae5ed04bfe5082/Estimacion-de-regresion-multivariante-insesgada.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Mariano-Ruiz-Espejo/publication/309271229_Estimacion_de_regresion_multivariante_insesgada/links/58076b2e08ae5ed04bfe5082/Estimacion-de-regresion-multivariante-insesgada.pdf)

Ruiz Pozo, R. G., Soria Torres, L. O., & Vidarte Ureta, A. T. (2020). *Optimización de la producción de petróleo en el Campo Limoncocha mediante el análisis de pruebas de restauración de presión*. Quito: Universidad Central del Ecuador.

<http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/21549>

Sánchez Sánchez, D. A. (2018). *Modelo ARIMA para el pronóstico de la producción de cacao en el Perú 2012 - 2018*. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas. Trujillo: Universidad Nacional de Trujillo.

<https://doi.org/http://190.223.54.254/bitstream/handle/UNITRU/11563/SÁNCHEZ%20SÁNCHEZ%2c%20David%20Alexander.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. (2018). *Panorama de las MIPYMES y Grandes Empresas en el Ecuador 2013-2017*. Quito: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros.

Tello Cabello, S. Y. (2014). Importancia de la micro, pequeñas y medianas empresas en el desarrollo del país. *LEX*, 12(14), 199-218.

<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.21503/lex.v12i14.623>

Valdés Díaz de Villegas, J. A., & Sánchez Soto, G. A. (2012). LAS MIPYMES EN EL CONTEXTO MUNDIAL: SUS PARTICULARIDADES EN MÉXICO. *Iberóforum*, VII(14), 126-156.

<https://www.redalyc.org/pdf/2110/211026873005.pdf>

Zafra Mejía, C. A., & Gutiérrez Gil, V. H. (2015). Análisis de la producción de lixiviado y biogás bajo condiciones de extracción activa. *Ingenium Revista De*

La Facultad De ingeniería,, 16(31), 9-23.

<https://doi.org/https://doi.org/10.21500/01247492.1365>