

Aplicación de la técnica multivariada Manova a dos variables de control provenientes de tres modelos de simulación estocásticos de un proceso productivo.

Application of the Manova multivariate technique to two control variables from three simulation models of a productive process

J.J. Vargas, J. J. Muñoz, N.A. Paba y N. Ordoñez

Recibido: mayo 14 de 2020 – Aceptado: diciembre 27 de 2020

Resumen— En este artículo fue estudiado el mejoramiento del proceso de fabricación de una empresa productora de ladrillos para construcción en la ciudad de Santa Marta. Mediante simulación se ha modelado el proceso actual y se establecieron alternativas de mejoramiento. El desempeño de estos procesos simulados se ha valorado mediante las variables “Costo por lote” (en pesos colombianos) y el “Tiempo en el sistema” (en horas), ambas programadas en los modelos simulados, las cuales se establecieron como variables de control. Estas variables son las componentes de un vector bivariado cuyos valores fueron obtenidos de muestras provenientes de replicar cada uno de los modelos que luego fueron analizados mediante la utilización de una

técnica proveniente de la estadística multivariada denominada Manova. La prueba de hipótesis multivariada muestra que uno de los modelos presenta mejor desempeño. Basado en los resultados, se concluye que la empresa debería adoptar el mejoramiento encontrado en la simulación.

Palabras clave— Estadística Multivariada, Manova, Modelos Simulados, Variables de Control.

Abstract— In this article, the improvement of the manufacturing process of a construction brick producing company in the city of Santa Marta was studied. By simulation, the current process has been modeled and improvement alternatives have been established. The performance of these simulated processes has been assessed using the variables cost per lot (in Colombian pesos) and the time in the System (in hours), both programmed in the simulated models and which were established as control variables. These variables are the components of a bivariate vector whose values were obtained from samples derived from replicating each of the models, which were then analyzed using a technique derived from multivariate statistics called Manova. The multivariate hypothesis test shows that one of the models presents better performance. Based on the results, it is concluded that the company should adopt the improvement found in the simulation.

Keywords— Multivariate statistics, Manova, Simulated models, Control variables.

¹ Producto derivado del proyecto de investigación “Planteamiento de un modelo de colas M/M/1 con tasa de llegadas bivariada y estado no necesariamente estable”. Presentado por el Grupo de Investigación en Estadística y Métodos cuantitativos, de la Universidad del Magdalena.

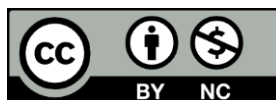
J.J. Vargas, Universidad del Magdalena, Santa Marta, Colombia, email: jvargass@unimagdalena.edu.co.

J. J. Muñoz, Universidad del Magdalena, Santa Marta, Colombia, email: josemunozjm@unimagdalena.edu.co.

N. A. Paba, Universidad del Magdalena, Santa Marta, Colombia, email: nayethpabaal@unimagdalena.edu.co.

N. Ordoñez, Universidad del Magdalena, Santa Marta, Colombia, email: nicolasordonezc@unimagdalena.edu.co.

Como citar este artículo: Vargas, J. J., Muñoz, J. J., Paba, N. A., y Ordoñez, N. Aplicación de la técnica multivariada Manova a dos variables de control provenientes de tres modelos de simulación estocásticos de un proceso productivo, *Entre Ciencia e Ingeniería*, vol. 14, no. 28, pp. 66-75, julio-diciembre, 2020. DOI: <https://doi.org/10.31908/19098367.2056>.



Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0)

I. INTRODUCCIÓN

EN Colombia, la industria del ladrillo de arcilla es heterogénea en su composición, con un notorio nivel de informalidad [1]. La producción de ladrillos se basa en procedimientos artesanales milenarios, y si bien algunas empresas han evolucionado tecnificando el proceso y

realizando grandes inversiones, no deja de ser una realidad que producir ladrillos es un proceso que se puede hacer con pocas inversiones. De acuerdo con la Corporación Ambiental Empresarial, el 25% de las toneladas de ladrillos en Colombia es producido por la gran industria en tan solo el 3% de los hornos, mientras que el 75% restante se produce en el 97% de hornos, lo que corrobora la alta informalidad. Este panorama nos indica que propender por la formalidad es una de nuestras prioridades [1].

Para el 2019 Colombia exportó ladrillos en un 94% a los Estados Unidos, 3% a Francia y un 3% a Guatemala, en total exportó 10.000 USD [2].

Por otra parte, tal y como se muestra en la Fig. 1, se proporciona un estudio del PIB en el sector de la construcción y subsectores [3].

En esta investigación se plantea el reto de mejorar el proceso de fabricación de ladrillos para construcción de una empresa dedicada a esta actividad económica en la ciudad de Santa Marta (Magdalena) y se utilizan dos variables que determinan la rentabilidad y eficiencia del proceso productivo para compararlas entre el sistema actual y dos sistemas

propuestos con mejoras con el fin de determinar estadísticamente qué sistema productivo resulta ser el óptimo. Éstas fueron denominadas variables de control. Con esto se integran dos herramientas estadísticas para minimizar el riesgo de tomar decisiones equívocas basadas en el pensamiento determinístico como se evidenció por medio de visitas al proceso productivo que normalmente lo hace la empresa, cuando en realidad la incertidumbre asociada a la duración de las actividades lo convierten en un proceso estocástico. Un proceso estocástico es una colección de variables aleatorias ($X(t); t \in T$) donde t es un parámetro que se ejecuta sobre un conjunto de índices T . En general, llamamos t el parámetro de tiempo (o simplemente el tiempo) y $T \subseteq \mathbb{R}$. Cada $X(t)$ toma valores en algún conjunto $S \subseteq \mathbb{R}$ llamado espacio de estado; entonces $X(t)$ es el estado del proceso en el momento t [4]. Al tratarse de un proceso estocástico, se ha recurrido a una herramienta de la estadística univariada la cual es la simulación de operaciones para modelar el proceso actual y construir dos modelos con las diferentes alternativas de mejora propuestas.

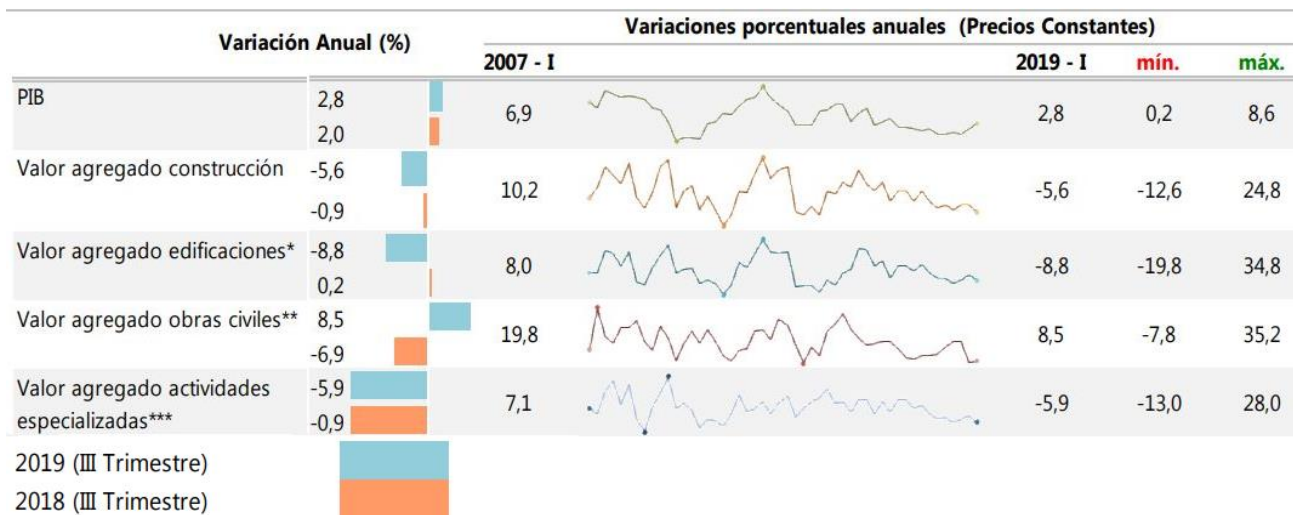


Fig. 1. Variación anual del PIB total, valor agregado construcción y subsectores (a precios constantes) 2007 (I trimestre) – 2019 (III trimestre).

* El valor agregado de edificaciones incluye construcción de edificaciones residenciales y no residenciales.

** Incluye construcción de carreteras y vías de ferrocarril, de proyectos de servicio público y de otras obras de ingeniería civil.

*** A partir del primer trimestre del año 2018 se realiza cambio del año base a 2015 y se incorpora actividades especializadas para la construcción de edificaciones y obras de ingeniería civil (Alquiler de maquinaria y equipo de construcción con operadores).

Fuente: DANE.

Se utilizó también una herramienta de la estadística multivariada como lo es la técnica Manova para el análisis de las tres muestras obtenidas de la simulación, lo anterior para determinar con qué modelo se obtiene mejores resultados.

Cuando se habla de la simulación de procesos se tiende a confundir su verdadero significado y esencia con el manejo de software de simulación; mientras ésta lo que busca es modelar la realidad de los procesos o sistemas y resolver problemas a través de la experimentación de éste, el cual genera como resultados muestras artificiales que permiten la comprensión de aspectos reales [5]. La simulación genera un escenario virtual en el que los cambios no cuestan como en la realidad. Permite validar si se está tomando la mejor decisión o no. En un

modelo estocástico muchas réplicas de simulación (muestras) deben ser realizadas; entonces, el resultado es un promedio de las réplicas y provee solo un estimado del desempeño del modelo. El modelo de simulación ayuda a eliminar las ineficiencias ocultas en un modelo analítico, que solo se detectan cuando el sistema está en operación; es decir, cuando es demasiado tarde [6]. Para esta etapa de la investigación se hizo uso del software ProModel en su versión gratuita “ProModel Student” debido a que éste es uno de los paquetes de software comerciales para simulación más usados en el mercado. Cuenta con herramientas de análisis y diseño que, unidas a la animación de los modelos bajo estudio, permiten al

analista conocer mejor el problema y alcanzar resultados más confiables respecto de las decisiones a tomar [7].

La segunda etapa de la investigación consistió en implementar la técnica Manova para el análisis de las muestras obtenidas de la simulación, al hablar de Manova no está de más mencionar que esta es una técnica proveniente del análisis multivariante o la estadística multivariada. El Análisis Multivariante es el conjunto de métodos estadísticos cuya finalidad es analizar simultáneamente conjuntos de datos multivalentes en el sentido de que hay varias variables medidas para cada individuo u objeto estudiado. Su razón de ser radica en un mejor entendimiento del fenómeno objeto de estudio obteniendo información que los métodos estadísticos univariantes y bivariantes son incapaces de conseguir [8].

El Manova es una técnica de Dependencia que permite estimar las diferencias entre las medias de varias categorías o tratamientos, mediante la comparación conjunta de las Variables Dependientes observadas. Las categorías vienen dadas por el conjunto de criterios que definen distintos estados, cuadros patológicos, grupos humanos, dosis, tratamientos, etc. Las condiciones necesarias para utilizar el Manova son: a) hay varios tratamientos que se definen por el grado, la ausencia o presencia de una Variable Independiente, b) al interior de cada tratamiento hay varios individuos o sujetos, y c) las mediciones para cada individuo o sujeto son independientes. En suma, se realiza un Manova cuando el investigador diseña una situación experimental con varios tratamientos, para evaluar hipótesis concernientes a la varianza de los desempeños grupales en dos o más Variables Dependientes cuantitativas [9]-[11].

Supuestos:

1. Las variables se distribuyen de manera normal por separado, lo cual se evalúa mediante las pruebas de Kolmogorov-Smirnov, Shapiro-Wilk o el gráfico Q-Q normal.

2. Las variables se distribuyen de manera normal en conjunto, lo cual se evalúa mediante los test de Mardia.

3. Las varianzas de cada variable resultan iguales cuando son comparadas entre los grupos (homocedasticidad), lo cual se evalúa mediante el test de Box y su valor F asociado.

4. Los coeficientes de correlación (usualmente r de Pearson) entre dos variables para un mismo grupo son comparables, asimismo para todos los grupos.

5. Las variables dependientes se correlacionan entre sí.

Cuando se desea realizar modificaciones en los procesos de producción para el mejoramiento del mismo que impliquen un costo significativo para la empresa, es necesario realizar comparaciones que permitan determinar si las inversiones que se ejecuten serán eficientes y rentables para cumplir con los objetivos trazados de la organización. Esta es la razón que le da sentido a toda la investigación desarrollada que se encuentra plasmada en este artículo.

Una manera de estimar con anticipación cuáles serían los resultados obtenidos antes de tomar cualquier decisión, es a partir de la simulación. Por tal razón, se presentan tres modelos simulados: un modelo real y dos mejorados. Se estipularon dos variables de control las cuales están relacionadas al proceso de fabricación de ladrillos en la empresa de la cual se generaron los datos que se utilizaron en la investigación. La aplicación de la técnica Manova juega un

papel importante, ya que, para obtener una conclusión confiable y respaldada, se debe contar con una herramienta estadística que permita comparar los diferentes resultados y extraer conclusiones acertadas que disminuyan el riesgo de invertir incorrectamente cualquier tipo de recursos de los que dispone la organización ocasionando pérdidas.

II. METODOLOGÍA

Para el desarrollo de esta investigación se recolectaron en campo muestras de tamaño 30 de cada una de las variables implicadas en el proceso de fabricación de los ladrillos para poder realizar la simulación del proceso utilizando el software estadístico ProModel.

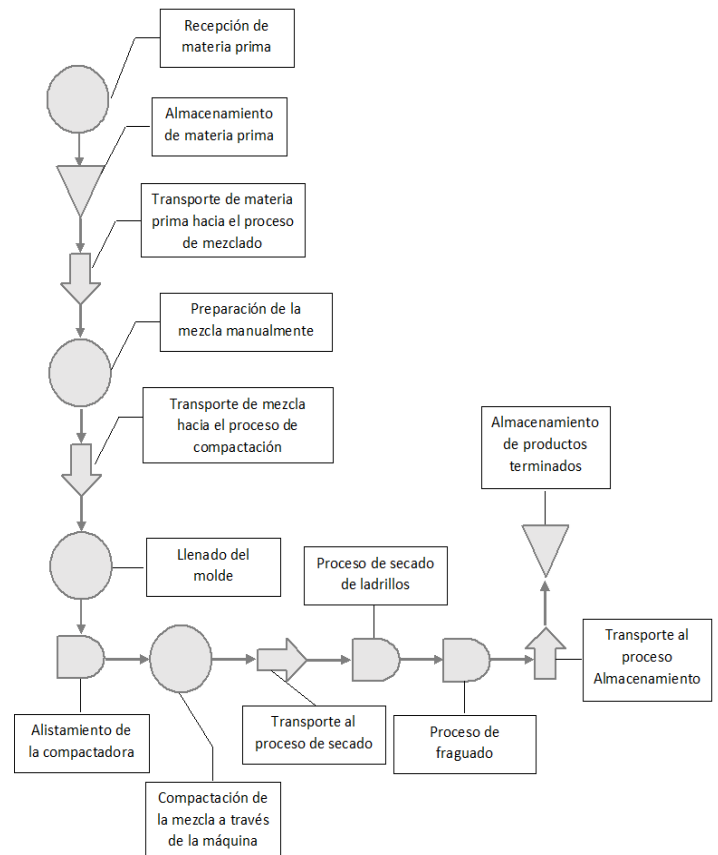


Fig. 2. Diagrama de proceso para el sistema real.

Se recolectaron 10 variables del proceso real y los 30 datos para cada variable están tomados por lote. Estos datos fueron recolectados en 4 días distintos. En la Fig. 2 se muestra el diagrama del proceso real sin mejoras. Se implementaron dos mejoras al proceso: la primera consiste en emplear una máquina para el mezclado, ya que éste se hace de manera manual por los operarios, la segunda mejora consiste en añadirle una cámara de secado-fraguado al proceso con la primera mejora. Con la primera mejora se logra eliminar un transporte del proceso (transporte de mezcla hacia el proceso

de compactación) y se mezcla en un menor tiempo. Con la segunda mejora, los procesos de secado y fraguado que antes se hacían por separado manualmente, ahora se hacen al mismo tiempo en una cámara de secado-fraguado, por lo que el proceso es más rápido y eficiente manteniendo las mismas características de calidad en los ladrillos. En la Fig. 3 y 4 se muestra el diagrama del primer y segundo proceso mejorado respectivamente.

Se tomó de referencia la entidad “Ladrillo seco” ya que es el Output del proceso, sin embargo, la entidad que transcurre durante el ciclo y a la que se le toma el Costo por lote y Tiempo en el sistema es al conjunto Input-Output, donde el Input es la materia prima. Luego de tener esta información depositada en el software, se obtuvo el primer modelo de simulación que representa el proceso real en el estado en que se encuentra en este momento, posterior de haber realizado un análisis del proceso se detectaron cuáles podrían ser las posibles mejoras para éste y se procedió a construir dos modelos nuevos mejorados.

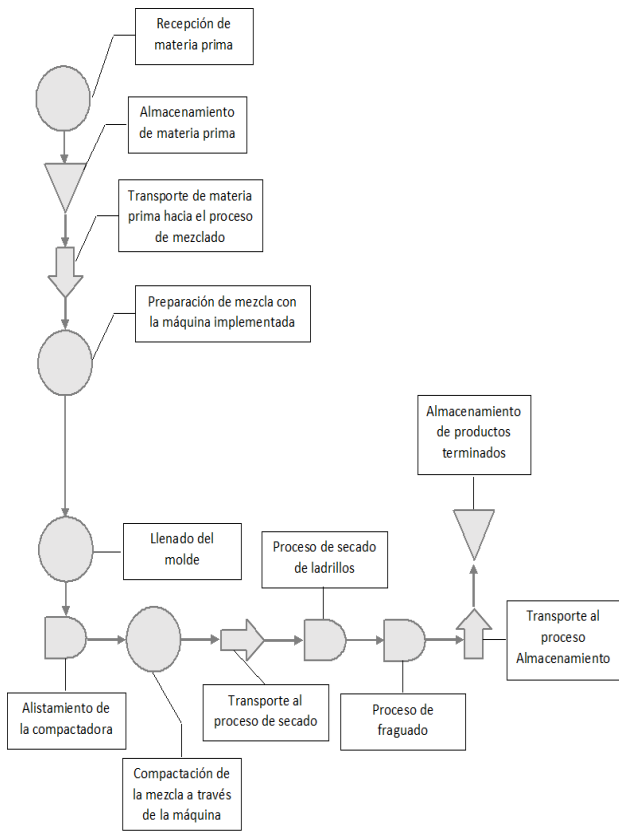


Fig. 3. Diagrama de proceso para el sistema con la primera mejora.

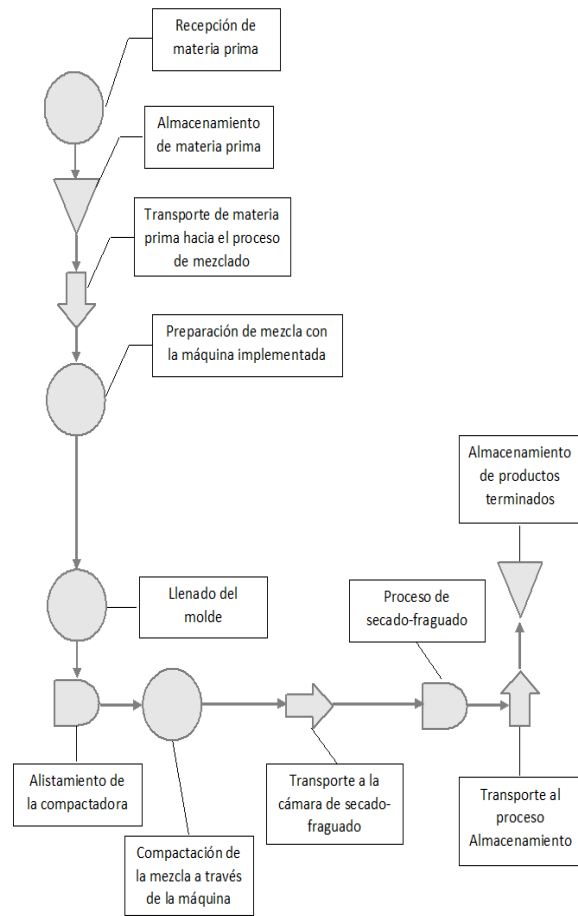


Fig. 4. Diagrama de proceso para el sistema con la segunda mejora.

Una vez Construido los tres modelos estocásticos Simulados (el real y los dos mejorados) del proceso se estipularon las variables de control de acuerdo con éste, las cuales fueron el “Costo por Lote” (en pesos colombianos) y el “Tiempo en sistema” (en horas), y se procedió a realizar 35 réplicas de los tres modelos para obtener las muestras a comparar. La tabla I muestra para cada réplica el resultado de las variables de control para el modelo real y los dos simulados con sus mejoras.

A partir de toda esta información recolectada en ProModel, el siguiente paso fue cargar estos datos en el software estadístico R para realizar las comparaciones pertinentes entre los tres modelos con el uso de la técnica Manova de la Estadística Multivariada, determinar si realmente con las mejoras que se plantearon se obtendrían mejores resultados en las variables controladas y apoyándose en esta misma herramienta se realizaron todas las validaciones de los supuestos para que los resultados estadísticos presentados en esta investigación fueran de gran utilidad para fines de estimación, así, se le permite a la empresa tomar decisiones acertadas.

TABLA I

RESULTADO DE LAS VARIABLES DE CONTROL DE CADA RÉPLICA PARA EL MODELO REAL Y LOS DOS SIMULADOS CON SUS MEJORAS.

* MODELO ÓPTIMO PARA LAS DOS VARIABLES DE CONTROL CONJUNTAMENTE.

Muestra	Modelos	Tiempo en Sistema (Horas)	Costo por Lote (COP)	Muestra	Modelos	Tiempo en Sistema (Horas)	Costo por Lote (COP)	Muestra	Modelos	Tiempo en Sistema (Horas)	Costo por Lote (COP)
1	Real	22,458	\$227.282,79	13	Real	22,496	\$227.547,52	25	Real	22,328	\$226.157,41
	Primera mejora	22,226	\$172.873,99		Primera mejora	22,176	\$172.554,04		Primera mejora	22,217	\$172.820,66
	Segunda mejora*	13,243	\$154.084,70		Segunda mejora*	13,185	\$153.760,02		Segunda mejora*	13,266	\$154.183,69
2	Real	22,379	\$226.684,45	14	Real	22,427	\$226.986,12	26	Real	22,421	\$226.980,35
	Primera mejora	22,115	\$171.923,77		Primera mejora	22,259	\$173.145,73		Primera mejora	22,160	\$172.430,34
	Segunda mejora*	13,242	\$154.140,08		Segunda mejora*	13,269	\$154.425,31		Segunda mejora*	13,274	\$154.432,42
3	Real	22,544	\$227.838,54	15	Real	22,467	\$227.258,33	27	Real	22,401	\$226.837,74
	Primera mejora	22,397	\$174.160,57		Primera mejora	22,268	\$173.302,70		Primera mejora	22,209	\$172.752,98
	Segunda mejora*	13,298	\$154.567,48		Segunda mejora*	13,361	\$155.132,59		Segunda mejora*	13,236	\$154.153,24
4	Real	22,500	\$227.530,17	16	Real	22,425	\$227.014,78	28	Real	22,374	\$226.646,69
	Primera mejora	22,228	\$172.915,15		Primera mejora	22,206	\$172.624,52		Primera mejora	22,239	\$172.826,53
	Segunda mejora*	13,243	\$154.151,17		Segunda mejora*	13,182	\$153.558,05		Segunda mejora*	13,189	\$153.699,21
5	Real	22,346	\$226.449,20	17	Real	22,380	\$226.555,04	29	Real	22,419	\$226.832,69
	Primera mejora	22,184	\$172.501,43		Primera mejora	22,201	\$172.603,18		Primera mejora	22,160	\$172.388,14
	Segunda mejora*	13,193	\$153.904,21		Segunda mejora*	13,212	\$154.025,45		Segunda mejora*	13,167	\$153.521,96
6	Real	22,374	\$226.527,96	18	Real	22,508	\$227.638,17	30	Real	22,377	\$226.523,03
	Primera mejora	22,125	\$172.015,14		Primera mejora	22,200	\$172.646,40		Primera mejora	22,253	\$172.908,98
	Segunda mejora*	13,225	\$154.169,61		Segunda mejora*	13,250	\$154.130,76		Segunda mejora*	13,259	\$154.375,84
7	Real	22,373	\$226.598,22	19	Real	22,406	\$226.938,84	31	Real	22,403	\$226.884,36
	Primera mejora	22,252	\$173.036,21		Primera mejora	22,210	\$172.735,91		Primera mejora	22,173	\$172.438,29
	Segunda mejora*	13,208	\$153.899,06		Segunda mejora*	13,295	\$154.623,03		Segunda mejora*	13,174	\$153.598,25
8	Real	22,542	\$228.044,56	20	Real	22,387	\$226.774,01	32	Real	22,458	\$227.146,18
	Primera mejora	22,208	\$172.774,23		Primera mejora	22,279	\$173.228,07		Primera mejora	22,213	\$172.667,00
	Segunda mejora*	13,234	\$154.081,23		Segunda mejora*	13,192	\$153.728,28		Segunda mejora*	13,224	\$154.077,75
9	Real	22,519	\$227.824,63	21	Real	22,428	\$227.157,35	33	Real	22,379	\$226.531,49
	Primera mejora	22,174	\$172.371,16		Primera mejora	22,177	\$172.550,46		Primera mejora	22,241	\$173.002,44
	Segunda mejora*	13,201	\$153.893,72		Segunda mejora*	13,303	\$154.791,30		Segunda mejora*	13,247	\$154.134,65
10	Real	22,478	\$227.429,98	22	Real	22,353	\$226.465,26	34	Real	22,336	\$226.425,98
	Primera mejora	22,137	\$172.300,38		Primera mejora	22,193	\$172.606,13		Primera mejora	22,245	\$173.115,45
	Segunda mejora*	13,221	\$154.083,75		Segunda mejora*	13,296	\$154.586,60		Segunda mejora*	13,174	\$153.623,29
11	Real	22,365	\$226.507,28	23	Real	22,455	\$227.195,29	35	Real	22,500	\$227.717,29
	Primera mejora	22,246	\$172.989,78		Primera mejora	22,195	\$172.479,19		Primera mejora	22,334	\$173.799,91
	Segunda mejora*	13,227	\$154.098,75		Segunda mejora*	13,122	\$153.244,27		Segunda mejora*	13,227	\$153.914,84
12	Real	22,481	\$227.593,00	24	Real	22,350	\$226.342,77				
	Primera mejora	22,311	\$173.543,13		Primera mejora	22,153	\$172.397,27				
	Segunda mejora*	13,190	\$153.685,52		Segunda mejora*	13,264	\$154.224,57				

III. RESULTADOS

Todos los resultados estadísticos presentados a continuación fueron obtenidos del software estadístico R, mediante aplicación de la técnica Manova.

En la Tabla II, se observa el p-value obtenido, utilizando el estadístico de prueba Traza de Pillai, la Tabla III, muestra el resultado obtenido de la aplicación de la técnica utilizando el estadístico Traza de Lawley Hotelling y la Tabla IV, muestra los resultado de la aplicación la técnica con el estadístico Lambda de Wilks, nótese que realizando diferentes pruebas se encuentran resultados similares, por lo tanto, la evidencia estadística es suficiente para pensar que existe diferencia significativa entre los vectores de medias provenientes de los tres modelos.

Otro resultado de la investigación presentado en las tablas V y VI, es la existencia de diferencias significativas entre las variables dependientes debido a que se encontraron p-valores muy cercanos a cero.

Por otra parte, para que estos resultados fueran útiles para fines de pronósticos y poder darle soporte a esta investigación, se realizaron las pruebas de multinormalidad y normalidad correspondientes. En las tablas VII, VIII y IX se realiza la prueba de normalidad multivariada respectiva para cada grupo (modelos), para realizar esta prueba los datos se dividen en 3 grupos (modelos), mediante el Test de Mardia Skewness y Mardia Kurtosis, donde se puede observar que los P-valores de cada una de las pruebas en los grupos son mayores a 0,05, por ende, los datos analizados se distribuyen como una normal multivariada.

Las tablas X, XI y XII enseñan los resultados obtenidos de la prueba de normalidad univariada en cada grupo con las respectivas variables (Costo por lote y Tiempo en sistema), el estadístico de prueba que se utilizó fue Shapiro-Wilks y podemos observar que se cumple el supuesto de normalidad de los datos, ya que, los P-valores para cada una de las variables analizadas en los 3 grupos son mayores a 0,05.

Para finalizar, se hizo un análisis descriptivo de cada variable en su correspondiente grupo los cuales están reflejados en las tablas XIII, XIV y XV, allí se pueden observar diversos datos descriptivos de las variables analizadas (Costo por lote y Tiempo en sistema).

Añadido al análisis de normalidad multivariado anterior, para cada grupo (test de Mardia Skewness y Mardia Kurtosis) también se realizó el test de Henze-Zirkler para verificar la multinormalidad de los datos los cuales se ven reflejados en las tablas XVI, XVII y XVIII, donde se puede apreciar los P-valores, concluyendo que se cumple el supuesto de multinormalidad.

A continuación, la Fig. 5, 6 y 7 representan las gráficas arrojadas por el programa R para cada uno de los grupos (modelos) donde se representan mediante la distancia de Mahalanobis, dicha distancia incorpora la dependencia de las dos variables por lo que se hace necesario utilizar la matriz de covarianzas.

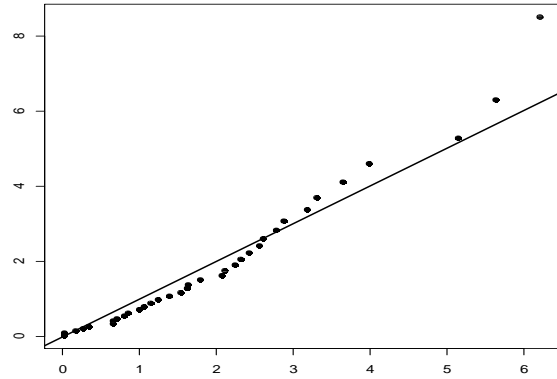


Fig. 5. Distancia de Mahalanobis para las variables dependientes tiempo en sistema y costo por lote (Grupo 1).

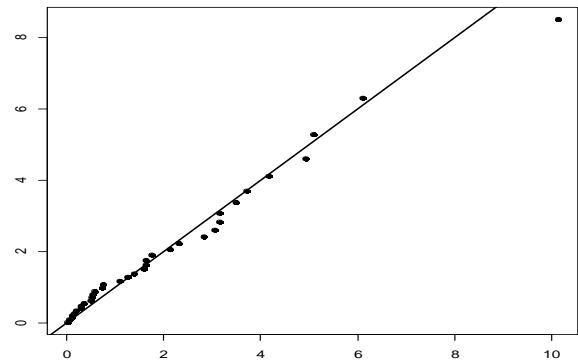


Fig. 6. Distancia de Mahalanobis para las variables dependientes tiempo en sistema y costo por lote (Grupo 2)

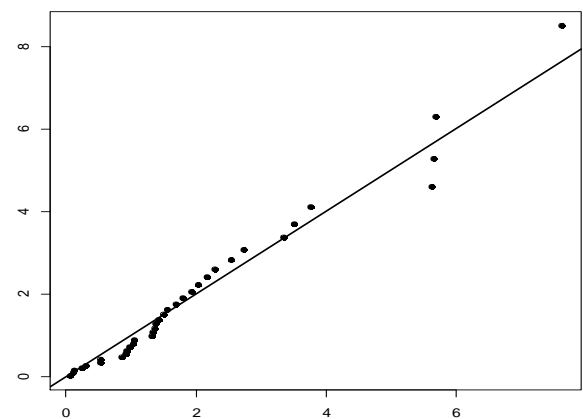


Fig. 7. Distancia de Mahalanobis para las variables dependientes tiempo en sistema y costo por lote (Grupo 3).

TABLA II
RESULTADOS OBTENIDOS DEL SOFTWARE ESTADÍSTICO R CON LA TÉCNICA MANOVA (PILLAI) DEL ANÁLISIS MULTIVARIADO DE DATOS

	Df	Pillai	Approx F	Num Df	Den Df	Pr(>F)
As.factor(MODELO)	2	1.9998	446269	4		204<2.2e^-16***
Residuals	102					

TABLA III
RESULTADOS OBTENIDOS DEL SOFTWARE ESTADÍSTICO R CON LA TÉCNICA MANOVA (HOTELLING-LAWLEY) DEL ANÁLISIS MULTIVARIADO DE DATOS

	Df	Hotelling-Lawley	Approx F	Num Df	Den Df	Pr(>F)
As.factor(MODELO)	2	108808	2720194	4		200<2.2e^-16***
Residuals	102					

TABLA IV
RESULTADOS OBTENIDOS DEL SOFTWARE ESTADÍSTICO R CON LA TÉCNICA MANOVA (WILKS) DEL ANÁLISIS MULTIVARIADO DE DATOS

	Df	Wilks	Approx F	Num Df	Den Df	Pr(>F)
As.factor(MODELO)	2	2.1003e^09	1101865	4		202<2.2e^-16***
Residuals				102		

TABLA V
CORRESPONDE A LA VARIABLE "TIEMPO EN EL SISTEMA"

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
As.factor(MODELO)	2	1928.19	964.1	307325	<2.2e^-16***
Residuals	102	0.32	0.0		

TABLA VI
CORRESPONDE A LA VARIABLE "COSTO POR LOTE"

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
As.factor(MODELO)	2	1.0040e^+11	5.0202e^+10	247418	<2.2e^-16***
Residuals	102	2.0696e^+07	2.0290e^+05		

TABLA VII
PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADA (GRUPO 1)

Test	Statistic	P-value result	
Mardia Skewness	1.2851813386787	0.863884674691692	YES
Mardia Kurtosis	-1.218533372682	0.223021350741991	YES
MVN	<NA>	<NA>	YES

TABLA VIII
PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADA (GRUPO 2)

Test	Statistic	P-value result	
Mardia Skewness	5.27718882461787	0.2600199407539	YES
Mardia Kurtosis	0.405674613686	0.684981697530485	YES
MVN	<NA>	<NA>	YES

TABLA IX
PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADA (GRUPO3)

Test	Statistic	P-value result	
Mardia Skewness	1.22584090233651	0.873826032555971	YES
Mardia Kurtosis	-0.6298752651797	0.528776197183995	YES
MVN	<NA>	<NA>	YES

TABLA X
PRUEBA DE NORMALIDAD UNIVARIADA (GRUPO 1)

Test	Variable Statistic	P-value	Normality	
Shapiro-Wilks	Tiempo en el sistema	0.9489	0.1045	YES
Shapiro-Wilks	Costo por lote	0.9535	0.1455	YES

TABLA XI
PRUEBA DE NORMALIDAD UNIVARIADA (GRUPO 2)

Test	Variable Statistic	P-value	Normality	
Shapiro-Wilks	Tiempo en el sistema	0.9513	0.1244	YES
Shapiro-Wilks	Costo por lote	0.9451	0.0800	YES

TABLA XII
PRUEBA DE NORMALIDAD UNIVARIADA (GRUPO 3)

Test	Variable Statistic	P-value	Normality	
Shapiro-Wilks	Tiempo en el sistema	0.9820	0.8213	YES
Shapiro-Wilks	Costo por lote	0.9745	0.5765	YES

TABLA XIII
ANÁLISIS DESCRIPTIVOS DE CADA VARIABLE (GRUPO 1)

	n	Mean	Std.Dev	Median	Min	Max	25th	75th	Skew	Kurtosis
Tiempo en sistema	35	22.42388	0.06142676	22.41867	22.32771	22.54397	22.37573	22.47247	0.3435776	-1.105
Costo por lote	35	226996.21249	497.76981557	226938.83990	226157.40590	228044.55670	226543.26395	227356.38180	0.3688230	-1.037

TABLA XIV
ANÁLISIS DESCRIPTIVOS DE CADA VARIABLE (GRUPO 2)

	n	Mean	Std.Dev	Median	Min	Max	25th	75th	Skew	Kurtosis
Tiempo en sistema	35	22.21609	0.05797425	22.20897	22.11541	22.39676	22.17659	22.24522	0.8510809	1.123815
Costo por lote	35	172783.69200	456.98035136	172735.91090	171923.77300	174160.56640	172490.30940	172996.10935	0.8611828	1.076675

TABLA XV
ANÁLISIS DESCRIPTIVOS DE CADA VARIABLE (GRUPO 3)

	n	Mean	Std.Dev	Median	Min	Max	25th	75th	Skew	Kurtosis
Tiempo en sistema	35	13.23129	0.04771698	13.22703	13.12215	13.36056	13.1929	13.26117	0.3000792	0.1443328
Costo por lote	35	154077.27458	390.01112783	154084.70170	153244.26630	155132.58560	153826.8688	154204.12680	0.3704531	0.1740927

TABLA XVI
PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADA (GRUPO 1).

Test	HZ	P-value	MVN
Henze-zirkler	0.5334317	0.3060438	YES

TABLA XVII
PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADA (GRUPO 2).

Test	HZ	P-value	MVN
Henze-zirkler	0.4491668	0.4761708	YES

TABLA XVIII
PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADA (GRUPO 3).

Test	HZ	P-value	MVN
Henze-zirkler	0.232877	0.9504521	YES

IV. CONCLUSIONES

A partir de la simulación se pudo realizar posibles mejoras al proceso sin ningún costo alguno, mediante la construcción del modelo actual y gracias a las muestras obtenidas de ésta. Se pudo evidenciar cuales serían los resultados antes de llevarlos a una realidad para poder analizarlos sin incurrir en consecuencias económicas hacia la empresa.

Los resultados estadísticos presentados en este artículo conducen a la conclusión de que las tres muestras son estadísticamente diferentes, por tanto, las mejoras implementadas en los dos procesos simulados sí tienen consecuencias significativas en cuanto a las dos variables de control analizadas, y en específico se tiene un interés por lograr un menor tiempo en el sistema y costo por lote, por lo que se escoge el modelo tres, el cual presentó, en promedio, los valores menores para estas dos variables conjuntamente.

Por medio de visitas al proceso de producción en la empresa, se evidenció que las actividades realizadas desde que entra la materia prima hasta que se completa un lote del producto terminado se hacen manualmente, como recomendación para tecnificar el proceso, se proponen soluciones como una máquina mezcladora y la cámara de secado-fraguado incluidas en el modelo simulado tres. La empresa debe estudiar la viabilidad de la inversión para aplicar estas mejoras (modelo tres), contando con el apoyo de este artículo donde se evidencia que es la mejor opción en eficiencia y costos.

Dado que esta investigación cuenta con el soporte estadístico de pruebas de normalidad y multinormalidad, se valida con un nivel de confianza del 95% el modelo estadístico implementado a través de la técnica Manova y con esto se demuestra la veracidad de las conclusiones presentadas.

La simulación pasó a ser una potente herramienta en este tipo de casos, ya que ésta permitió conocer las condiciones del proceso actual y hacer modificaciones observando las posibles consecuencias sin la necesidad de hacer alguna inversión. Está claro que no habría sido coherente haber empleado simulación sin contar con una técnica estadística que permitiera analizar los resultados de la misma, por tanto, el uso de la técnica Manova facilitó el análisis de las variables aleatorias involucradas en el proceso de fabricación simulado.

Cabe mencionar que los softwares estadísticos R y ProModel fueron de gran utilidad a la hora de realizar la simulación e implementar la técnica Estadística utilizada para la generación de los datos y el análisis de éstos.

REFERENCIAS

- [1] Pimienta, C. (2019). ANDI, Comité del sector Ladrillero. Recuperado de <http://www.andi.com.co/Home/Noticia/15597-ladrilleras-de-colombia-unidas-en-nuevo>.
- [2] Estadísticas del comercio para el desarrollo internacional de las empresas. https://www.trademap.org/Country_SelProductCountry_Map.aspx?nvpm=3%7c170%7c%7c%7c%7c6904%7c%7c%7c4%7c1%7c2%7c2%7c1%7c1%7c2%7c1%7c1, 2019.
- [3] Indicadores Económicos Alrededor de la Construcción (IEAC). (2019). https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/pib_const/Bol_ieac_IIItrim19.pdf.
- [4] Stürzaker, D. Stochastic processes and models. Oxford University Press, 2005.
- [5] Vargas, J. J. Simulación basada en probabilidad. U. Autónoma de Manizales, 2013.
- [6] Torres, P. Simulación de sistemas con el software Arena. Fondo editorial Universidad de Lima, 2017.
- [7] García, E., García, H., y Cárdenas, L. Simulación y análisis de sistemas con ProModel. Segunda edición. México: Pearson, 2013.
- [8] Salvador Figueras, M. (2000): "Introducción al Análisis Multivariante", [en línea] 5campus.com, Estadística <<http://www.5campus.com/leccion/anamul>> [2019].
- [9] Dallas, E. J. Métodos multivariados aplicados al análisis de datos. México: International Thomson Editores, S. A. 2000.
- [10] Ferrán, M. SPSS para Windows. Programación y análisis estadístico. Madrid: McGrawHill, 1996.
- [11] Díaz, L. G y Morales, M. A. Análisis estadísticos de datos multivariados. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia. 2012.
- [12] Hair, J., Anderson, R., Tatham, R., y Black, W. Análisis Multivariante Quinta edición. Madrid: Prentice Hall, 2000.
- [13] Basu, A. K. Introduction to stochastic processes. Alpha Science International Ltd, 2003.
- [14] Brzezniak, Z., y Zastawniak, T. Basic stochastic processes. Springer, 1999.
- [15] Damton, G. Business Process Analysis. Cengage Learning Emea. 2012.
- [16] De Smith, M. Statistical Analysis Handbook. The Winchelsea Press, 2018.
- [17] Field, A. Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics. Fourth Edition. Londres: SAGE Publications Ltd, 2013.
- [18] Gil, I., Guevara, J., García, J., Leguizamón, A., y Rodríguez, G. Process Analysis and Simulation in Chemical Engineering. Springer International Publishing, 2016.
- [19] Grimmett, G. R., y Stürzaker, D. R. Probability and random processes. Oxford: Clarendon Press, 1982.
- [20] Himmelblau, D., y Bischoff, K. Process Analysis and Simulation. New York: John Wiley and Sons, Inc. 1968.
- [21] Kerlinger, F. y Lee, H. Investigación del comportamiento. Métodos de investigación en ciencias sociales. México: McGraw-Hill, 2002.
- [22] Lizasoain, L. y Joaristi, L. Gestión y análisis de datos con SPSS. Versión 11. Madrid: Thompson, 2003.
- [23] Marqués de Sá, J. Applied Statistics Using SPSS, STATISTICA, MATLAB and R. Second Edition. Heidelberg: Springer, 2007.
- [24] Martínez, C. Estadística y Muestreo. Bogotá: Ecoe editores. 2000.
- [25] Romero, R. Curso de introducción a los métodos de análisis estadístico multivariante. Universidad Politécnica de Valencia, 1997.
- [26] Mourtzis, D., Doukas, M and Bernidaki, D, "Simulation in Manufacturing: Review and Challenges", Procedia CIRP, vol. 25, pp. 213-229.
- [27] Sánchez, P.A., Ceballos, F y Sánchez, G, "Análisis del proceso productivo de una empresa de confecciones: modelación y simulación", Ciencia e Ingeniería Neogranadina, vol. 25, no. 2, pp. 137-150, Julio 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.18359/rcin.1436>.
- [28] Davis, J., Eisenhardt, K. and Bingham, C, "Developing theory through simulation methods", Acad. Manag., vol. 32, no. 2, pp. 480-499, Abril 2007. DOI: <https://doi.org/10.5465/amr.2007.24351453>.
- [29] Ramanathan, U, "Performance of supply chain collaboration – A simulation study", Expert Systems with Applications, vol. 41, no. 1, pp. 210-220, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.07.022>.
- [30] Jungwon, Y, "Assembly simulations in virtual environments with optimized haptic path and sequence", Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, vol. 27, no. 2, pp. 306-317, Abril 2011. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2010.07.015>.
- [31] Brondi, C and Carpanzano, E, "A modular framework for the LCA-based simulation of production systems", CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, vol. 4, no. 3, pp. 305-312, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2011.06.006>.
- [32] Banu, Y and Arslan, M, "A simulation based experimental design to analyze factors affecting production flow time", Simulation Modelling Practice and Theory, vol. 16, no. 1, pp. 278-293. Febrero 2008. DOI: [10.1016/j.simpat.2007.11.016](https://doi.org/10.1016/j.simpat.2007.11.016)

- [33] Eryilmaz, M., Kusakci, A., Gavranovic, H and Findik, F, "Analysis of Shoe Manufacturing Factory By Simulation of Production Processes," *Southeast Eur. J. Soft Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 120–127, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.21533/scjournal.v1i1.81>
- [34] Correa, A. P., Castro, J. A., Garcés, C y Ceballos, Y.F, "Simulación y evaluación de un proceso productivo de suelas termoplásticas en Colombia", Entre *Ciencia e Ingeniería*, vol. 14, no. 28, pp.10-16, julio-diciembre 2020.
- [35] Spotorno, R., Pochettino, D. E., Pasero, O., Ohse, J y García, F, "Estudio y desarrollo de un secadero de adobes de ladrillos macizos", *Extensionismo, Innovación y Transferencia Tecnológica*, vol. 4, pp. 229.239, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.30972/eitt.402890>
- [36] Sora, J, "Sistema de mantenimiento de maquinarias para productoras de ladrillos", Tesis de Pregrado, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Lima, Perú, 2010.
- [37] Garay, H, "Revisión Sistemática: Calidad de la Producción de los Ladrillos Artesanales", Trabajo de investigación, Universidad Privada del Norte, Cajamarca, Perú, 2018.
- [38] Huayta, F, "Indicadores de gestión empresarial en la producción de ladrillo artesanal de la región Junín", Tesis de Maestría, Universidad Nacional del Centro de Perú, Huancayo, Perú, 2014.
- [39] Barranzuela, J, "Proceso productivo de los ladrillos de arcilla producidos en la Región Piura", Tesis de pregrado, Universidad de Piura. Facultad de Ingeniería, Piura, Perú, 2014.
- [40] Arizabal, A, "Plan de implementación del sistema de cámara de secado en la producción de ladrillos mecanizados Santa Bárbara S.R.L.", Tesis de Pregrado, Universidad Andina del Cusco, Cusco, Perú, 2015.
- [41] Arce, h y castro, j, "Reingeniería del proceso de mezcla y secado para optimizar las propiedades del ladrillo techo 15 en ladrillera Sagitario", Tesis de Pregrado, Universidad San Ignacio de Loyola, Facultad de Ingeniería, Lima, Perú, 2017.



Nayeth Alejandra Paba Luna. Nació en Santa Marta (Magdalena), el 19 de febrero de 1999. Ingresó como Estudiante de la Universidad del Magdalena en el segundo semestre del año 2016 al programa de Ingeniería Industrial. Actualmente se encuentra en estado académico finalizado en el programa de Ingeniería Industrial., vinculada al semillero de investigación Estadística y Métodos Cuantitativos de la Universidad del Magdalena, sobresaliendo con sus últimas calificaciones, ocupando éstas el tercer puesto en su cohorte. Sus intereses son el Análisis de datos, Optimización de procesos y la Estadística aplicada. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5837-8573>.



Nicolás Ordoñez Castro. Nació en San Gil (Santander), el 18 de enero de 1997. Empezó sus estudios de pregrado en el año 2014 en la Universidad del Magdalena, en el programa de Ingeniería Industrial logrando con sus últimas calificaciones obtenidas destacarse ocupando con ellas el primer puesto de su cohorte. Actualmente obtuvo su título de Ingeniero Industrial y está dedicado a la ingeniería de procesos en procesos de cultivo. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4955-7737>.



Jhon Jairo Vargas Sánchez. Nació en Manizales (Caldas), el 16 de junio de 1971. Doctor en Ingeniería de la Universidad Nacional de Colombia y Magíster en Investigación Operativa y Estadística de la Universidad Tecnológica de Pereira e Ingeniero Industrial de la Universidad Nacional de Colombia. Docente de planta de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Magdalena. Director del grupo de Investigación en Estadística y Métodos

cuantitativos de esta misma Universidad. Entre sus investigaciones se encuentran modelos de análisis envolvente de datos, estadística multivariada, series de tiempo y estadística aplicada. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3799-9850>.



José Jorge Muñoz Mercado. Nació en Pivijay (Magdalena), el 07 de octubre del 2000. Ingresó como estudiante de la Universidad del Magdalena en el programa de Ingeniería Industrial en el segundo semestre del 2016. Actualmente se encuentra en estado académico finalizado en el programa de Ingeniería Industrial, vinculado al semillero de investigación Estadística y Métodos Cuantitativos de la Universidad del Magdalena. Sus intereses al obtener el título

de pregrado son aplicar a estudios de posgrado en Ingeniería Industrial o Ciencias de los datos y, la investigación en esta última. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9335-2392>.