

Carmen Paradinas Márquez /
Juan Andrés Rodríguez Lora /
Daniel Becerra Fernández (eds.)

Empresa, empresariedad y comunicación mercantil

Ciencias sociales en abierto 3



PETER LANG

Información bibliográfica publicada por la Deutsche Nationalbibliothek

La Deutsche Nationalbibliothek recoge esta publicación en la Deutsche Nationalbibliografie; los datos bibliográficos detallados están disponibles en Internet en <http://dnb.d-nb.d>.

Catalogación en publicación de la Biblioteca del Congreso

Para este libro ha sido solicitado un registro en el catálogo CIP de la Biblioteca del Congreso.

Ni Fórum XXI ni el editor se hacen responsables de las opiniones recogidas, comentarios y manifestaciones vertidas por los autores. La presente obra recoge exclusivamente la opinión de su autor como manifestación de su derecho de libertad de expression.

La Editorial se opone expresamente a que cualquiera de las páginas de esta obra o partes de ella sean utilizadas para la realización de resúmenes de prensa.



ISSN 2944-4276

ISBN 978-3-631-91589-9 (Print)

E-ISBN 978-3-631-93120-2 (E-PDF)

E-ISBN 978-3-631-93247-6 (EPUB)

DOI 10.3726/b22631

© 2024 Peter Lang Group AG, Lausanne

Publicado por Peter Lang GmbH, Berlín, Alemania

info@peterlang.com - www.peterlang.com

Todos los derechos reservados.

Esta publicación no puede ser reproducida, ni en todo ni en parte, ni registrada o transmitida por un sistema de recuperación de información, en ninguna forma ni por ningún medio, sea mecánico, fotoquímico, electrónico, magnético, electroóptico, por fotocopia, o cualquier otro, sin el permiso previo por escrito de la editorial.

Personal Contributor's Complimentary Copy

Not for Sale

© 2025 Peter Lang Group AG

ÍNDICE

PRÓLOGO

Carmen Paradinas Márquez, Juan Andrés Rodríguez Lora, Daniel Becerra Fernández21

NEGOCIOS TV Y LA VIABILIDAD DE LA INFORMACIÓN ECONÓMICA EN ESPAÑOL EN FORMATO AUDIOVISUAL

Javier Ablitas Cía, Javier Sedano Rodríguez.....23

ANÁLISIS COMPARATIVO SOBRE RELACIÓN RENTABILIDAD - RIESGO EN LA INDUSTRIA ENERGÉTICA DE LATINOAMÉRICA

David Ricardo Africano Franco, Alfredo Guzmán Rincón37

DESALACIÓN: ADQUISICIÓN DE CONOCIMIENTOS Y COMPETENCIAS A TRAVÉS DE LA RELACIÓN UNIVERSIDAD-EMPRESA

Natalia Alegría Gutiérrez, Igor Peñalva Bengoa, Charles Pinto47

LA COLABORACIÓN ENTRE LA UNIVERSIDAD Y LA EMPRESA COMO FÓRMULA DE CAPTACIÓN DE TALENTO Y GENERACIÓN DE EMPLEO

María Henar Alonso-Mosquera.....55

LAS MYPES DE GAMARRA Y SU ESTRATEGIA COMERCIAL POST COVID 19

Pedro Barrientos-Felipa.....63

PROTOCOLO SINTERGIAL: UNA NUEVA VISIÓN A TRAVÉS DEL RETCAMBIO

María Nella Bonato Contreras.....77

RESIGNIFICANDO LOS ECOSISTEMAS DE EMPRENDIMIENTO RURAL DESDE UNA EXPERIENCIA EN CUNDINAMARCA, COLOMBIA

Leonardo Cardona Gómez, Ana María Torres Hernández, José Crisanto Vacca.....91

TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN (TIC) COMO FACTOR DE PRODUCCIÓN Y GENERADOR DE CONOCIMIENTO EN RED DE EMPRESAS DEL SECTOR PESQUERO CAMARONERO, EN SINALOA, MÉXICO

Liberato Cervantes Martínez, María Teresa de Jesús De La Paz Rosales, Andrés Ultreras Rodríguez, Gabriel Arturo Farías Rojas.....99

EL RETO DE LA INNOVACIÓN EMPRESARIAL, EL EMPRENDIMIENTO Y LA GOBERNANZA DEMOCRÁTICA DE LAS POLÍTICAS TERRITORIALES DE EMPLEO

José Manuel Corrales Aznar 111

EL CENTRO INTERNACIONAL ANSUR TEILFE: CÓMO Y POR QUÉ EMPRENDER CREANDO UNA EBC EN HUMANIDADES

Antonella d'Angelis.....123

RELEVANCIA DE LAS IES PÚBLICAS EN EL PROCESO DE TRANSFERENCIA DE CONOCIMIENTO AL TEJIDO PRODUCTIVO REGIONAL

Helí Hassán Díaz González, Sergio Armando Quiñonez Linss, Arturo César López García133

POSITIVE OUTCOMES OF UNIVERSITY LINKAGE PROJECT: ENHANCING STUDENT EDUCATION AND FOSTERING GROWTH IN THE TRANSPORTATION INDUSTRY

Fabián Díaz Muñoz, Carolina Parreño Bonilla.....145

EL ÍNDICE DE AGUA NO CONTABILIZADA: EL CASO DE LA EMPRESA ESPUFLAN E.S.P., COLOMBIA

Idis Norely Duarte, Jaidi Yanid Jara Ochoa y Angarita Álvarez.....159

EVOLUCIÓN DE LA COMUNICACIÓN ORGANIZACIONAL Y LA RESPONSABILIDAD SOCIAL CORPORATIVA: CONTRIBUCIONES AL DESARROLLO SOSTENIBLE

Marto Egidio Piqueras.....173

AGILE METHODOLOGIES AND CUSTOMER CENTRICITY: FRIENDS OR FOES?

María Eizaguirre Diéguez, Robert Polding.....183

EMPRESAS ZOMBIS Y ESTRUCTURA DE CAPITAL EN EL SECTOR MANUFACTURERO DEL ECUADOR

Stefany Espinoza Pardo, Dolores Rojas Toledo197

LOS EVENTOS EXPERIENCIALES. UNA HERRAMIENTA ESTRATÉGICA EN LA COMUNICACIÓN EMPRESARIAL

Alberto García Minaya, Ruth Fernández Hernández.....209

IMPACTO DE LA GESTIÓN FINANCIERA EN EL RENDIMIENTO EMPRESARIAL DE LAS PYMES EN TABASCO (MÉXICO)

Elizabeth García Moreno219

EL MEDIT EN LA RESPONSABILIDAD SOCIAL EMPRESARIAL INDUSTRIAL

Jenny Jazmín Gómez Murcia.....	229
IMPACTO DE LA INFORMALIDAD EN EL SECTOR GASTRONÓMICO EN EL TURISMO Y LA ECONOMÍA DEL MUNICIPIO DE VILLETA, COLOMBIA	
Claudia Fanny Gutiérrez Navarro	241
INFORMAL SALES IN BOGOTA: THE PRIVATIZATION OF PUBLIC SPACE AS A STATE POLICY	
Daniel Antonio Hernández Linares.....	255
PRÁCTICAS ÉTICAS PARA IMPULSAR LA CULTURA ORGANIZACIONAL	
Danny Maldonado, Mónica Abendaño-Ramírez, Cesibel Valdiviezo-Abad.....	265
HACIA LA RECONSTRUCCIÓN DEL EMPRENDIMIENTO RURAL: UN ANÁLISIS DE NECESIDADES, DESAFÍOS Y OPORTUNIDADES	
Magda Alejandra Martínez Daza	275
CARACTERIZACIÓN TÉCNICO-ECONÓMICA Y RENTABILIDAD DE LA PATATA TEMPRANA EN LA COMARCA DEL CAMPO DE CARTAGENA	
David Martínez Granados, José Jiménez Meca, Javier Calatrava Leyva.....	287
CARACTERIZACIÓN DEL COMPROMISO ORGANIZACIONAL DEL SUCESOR EN LA EMPRESA FAMILIAR	
Jorge Eduardo Mendoza-Woodman	301
PERTINENCIA DE LAS REDES SOCIALES DIGITALES, COMO ESTRATEGIA DE VISIBILIZACIÓN EN UN SECTOR DE LAS PYMES BOGOTANAS	
John Jairo Molina Roncancio	315
MEDELLÍN DIGITAL. EL SALTO TECNOLÓGICO DE LAS PYMES	
Juan David Monsalve Ospina.....	327
CONCEPTOS BÁSICOS PARA EMPRENDER EL ESTUDIO DE LAS FINANZAS INTERNACIONALES	
William Moreno López	341
ANÁLISIS DE LOS FACTORES INFLUYENTES EN LAS OPORTUNIDADES AL EMPRENDEDURISMO DE LOS ESTUDIANTES DE FACEA DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE ITAPÚA	
Gustavo Nuñez Esquivel.....	353
INNOVATION IN THE FAST-MOVING CONSUMER GOODS INDUSTRY IN SPAIN	
Alba Ramírez Pagès, Marc Polo López	363

GAMIFICACIÓN EN LOS PROCESOS DE SELECCIÓN DE PERSONAL Y CAPTACIÓN DEL TALENTO

Fernando Rodríguez-López 375

LA ECONOMÍA CIRCULAR EN LA INDUSTRIA DE ALIMENTACIÓN Y BEBIDAS. UNA PROPUESTA DE INNOVACIÓN

María Isabel Ros Clemente, María del Carmen Conesa Pérez 387

IDEAS DEL EMPRESARIO VENEZOLANO ENRIQUE SÁNCHEZ

David Ruiz Chataing..... 399

PRONÓSTICOS DE EXPORTACIÓN DEL BANANO EN ECUADOR A TRAVÉS DE MACHINE LEARNING

Ángel Ramón Sabando García, Mikel Ugando Peñate, Reinaldo Armas Herrera, Angel Alexander Higuerey-Gómez, Pierina D'Elia-Di Michele, Elvia Rosalía Inga Llanez 409

QUAIS OS CONTRIBUTOS DA COMUNICAÇÃO INTERNA PARA A COMUNICAÇÃO ESTRATÉGICA? APRESENTAÇÃO DE METODOLOGIA DE ESTUDO SOBRE TENDÊNCIAS DE COMUNICAÇÃO INTERNA EM PORTUGAL

João Simão, Patrícia Tavares¹ 423

PERCEPCIÓN DE LA CALIDAD DEL PROGRAMA DE CONTADURÍA PÚBLICA EN MODALIDAD VIRTUAL

Alejandro Mario Torres Garay 431

TRIPLE BOTTOM LINE DEL GRUPO SALINAS: UN CASO DE AGROEMPREDIMIENTO

Giuseppe Vanoni, Alfonso Omaña Guerrero 441

ASPECTOS DE PROTECCIÓN LABORAL APLICABLES A LAS POLÍTICAS DE COMPLIANCE EMPRESARIAL EN VENEZUELA

Liliana Vaudo Godina..... 455

PRONÓSTICOS DE EXPORTACIÓN DEL BANANO EN ECUADOR A TRAVÉS DE MACHINE LEARNING

Ángel Ramón Sabando García¹, Mikel Ugando Peñate¹, Reinaldo Armas Herrera², Angel Alexander Higuerey-Gómez^{2,3}, Pierina D'Elia-Di Michele³ y Elvia Rosalía Inga Llenez³

El presente texto nace en el marco del Proyecto: "Impacto del cambio climático en empresas agrícolas de la zona 4 (Manabí y Santo Domingo de los Tsáchilas) y zona 7 (Loja, Zamora Chinchipe y El Oro) del Ecuador y su influencia en la producción, exportación y desempeño financiero empresarial" aprobado en la Convocatoria de Proyectos de Investigación de la Pontificia Universidad Católica del Ecuador, CP-PUCESD-2023 del Grupo de investigación PLANNING, INNOVATION AND FINANCIAL MODELING APPLIED (FINNOVAPLAN).

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años el uso de modelos no lineales para la predicción y clasificación, a través de algoritmos y técnicas computacionales avanzadas (*Machine Learning* en inglés), han surgido como alternativa eficiente para modelar procesos económicos. (Cuevas *et al.*, 2019). En los procesos de exportaciones se destaca el uso de modelos ARIMA para pronosticar el precio de productos agrícolas, cuya variable financiera es el reflector más sensible del mercado. La tendencia de los precios está directamente relacionada con el desarrollo de las exportaciones, así como con el sustento de los agricultores, (Mao *et al.*, 2022).

Se considera al aprendizaje automático o de máquinas (*Machine Learning*), como una subárea en el campo de la computación e informática, además de estar estrechamente ligada a la inteligencia artificial (Jones *et al.*, 2022). La Inteligencia Artificial (IA), como rama revolucionaria de la Ciencia de la Computación, constituye una herramienta robusta para enfrentar tareas de pronóstico y clasificación en actividades tan sensibles como la planificación financiera. En ello, la variable ingreso constituye un indicador económico indispensable para modelar la disponibilidad de efectivo en una organización y proyectar sus movimientos futuros, en aras de lograr un proceso de toma de decisiones sobre el efectivo con un mínimo de riesgo (Cuevas *et al.*, 2019).

Los modelos de *Machine Learning* como la regresión lineal múltiple o la técnica de *Extreme Gradient Boosting* (XGBOOST) resultaron ser eficaces en cuanto a la capacidad

1. Pontificia Universidad Católica del Ecuador-Sede Santo Domingo, PuceSD (Ecuador).

2. Universidad Técnica Particular de Loja, UTPL (Ecuador).

3. U. de los Andes (Venezuela).

predictiva de los precios de la acción Apple que cotiza en la Bolsa de Valores de New York. Esto abre la posibilidad de poder utilizar otros tipos de técnicas en torno al *Machine Learning* (Evaristo, 2022). Basándose en supuestos a cinco años con la *Regresión Ridge* se pronostican ventas desde 2021 a 2025, correlacionando las variables ingresos históricos de la empresa camaronesa versus el precio promedio del camarón mediante una interpolación polinomial. Comparando ambas líneas de tendencia resultantes se demuestra que los ingresos esperados conservan un comportamiento no lineal acorde con su desempeño histórico (Cordero, 2022).

Inclusive, se destaca el empleo de algoritmos de IA más evolucionados para abarcar más objetos de estudio y poder hacer frente a la incertidumbre por medio del análisis completo de escenarios futuros con respecto a las materias primas que se relacionan entre sí, las cuales conllevan un alto impacto multisectorial al producto interno bruto brasileño, como lo observado con el tejido agroindustrial de la caña de azúcar conjuntamente con el etanol (Pereira, 2021).

El resultado de la evidencia empírica determina a nivel comparativo que los algoritmos Arima y *Random Forest* no tienen buena precisión ni ajuste de datos; por ende, no se cumplen sus pronósticos a futuro, criterio compartido con Gil y Seguro (2022); donde se obtiene el mejor puntaje, pero no es correcto afirmar que sea la mejor técnica de *Machine Learning*; por otra parte, el algoritmo *Prophet* se comporta de manera regular, como indicador intermedio en la predicción comparando con números de casos a tiempo real (Ruiz, 2021). Modelos alternativos para el análisis de series financieras, usando los criterios AIC y BIC, son considerados por Casas y Cepeda (2008), donde el modelo GARCH (1,2), es el que mejor explica el comportamiento de los precios de las acciones y el modelo EGARCH (2,1) es el que mejor explica la serie de los retornos.

El *Machine Learning* no es un proceso sencillo. Conforme el algoritmo recibe datos de entrenamiento, es posible producir modelos más precisos basados en datos. Un modelo de este tipo es la salida de información que se genera cuando entrena su algoritmo de *Machine Learning* con datos. Después del entrenamiento, al proporcionar un modelo con una entrada, se le dará una salida. Por ejemplo, un algoritmo predictivo creará un modelo predictivo (Salamanca y Castro, 2021). Con dicha información se desarrollan modelos de predicción de IA y se determina, por su mayor exactitud, al modelo de Árbol de Decisión como el predictor más idóneo de futuros desastres ecológicos (Inga, 2022).

La IA es uno de los conceptos más novedosos de los últimos tiempos, debido a que las herramientas que esta proporciona logran cumplir con parámetros necesarios en el ámbito empresarial. El *Machine Learning* proporciona los recursos necesarios para analizar todos los escenarios que una empresa requiera al momento de manejar todos los datos que se van generando largo plazo.

La propuesta de Saltos y Villacis (2022) en el uso del aprendizaje no supervisado y utilizando la regresión lineal procede a realizar un pronóstico para impulsar de forma adecuada las ventas y en un futuro mejorar los indicadores que puedan afectar el rendimiento de la empresa. Villachica Pérez *et al.* (2022) sustentan el hecho del modelo de predicción basado en *Machine Learning* como una herramienta primordial; su uso genera información que permite tomar decisiones que afectarán de manera positiva a los procesos de negocio.

Los aportes de Martínez *et al.* (2022) se destacan en pronósticos de madurez del banano cultivado al suroeste del Ecuador, los cuales pueden predecirse como inmaduro, maduro o sobre maduro, a través de algoritmos de *Machine Learning*, con un promedio de exactitud del 91 %. Ugando *et al.* (2023) realizan contribuciones importantes a la modelación

econométrica aplicada a través de pronósticos de niveles exportables para el plátano barraganete en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, Ecuador. El modelo estocástico, propuesto por Sabando *et al.* (2022), representa un mejor pronóstico de las ventas, precio y kilogramos exportados de jengibre, al presentar coeficientes significativos y menores errores de predicción y, por defecto, la simulación es alentadora para niveles altos de exportaciones de jengibre para Ecuador.

Yajure (2022) estudia los algoritmos de aprendizaje automático para agrupar los datos de acuerdo con los tipos de clientes. La técnica permite reducir la dimensión de los datos previo a la aplicación del algoritmo de regresión lineal, obteniendo un modelo para predecir la energía eléctrica total con un alto coeficiente de determinación (R^2) de 0,981. Por otra parte, la investigación propuesta por Pérez (2022) analiza múltiples modelos de aprendizaje automático, *Tree*, K-vecinos más cercanos (K-NN), *Naive Bayes* (NB), regresión logística, *Support Vector Machine* y *Multilayer Perceptron* logrando una precisión muy cercana al 100%.

Un sistema artificial tiene muchas ventajas, como su gran rapidez de funcionamiento o su adaptabilidad al estar basado en un servicio en la nube. Sin duda, el tema de la robustez y las condiciones adversas que pueden afectar este sistema es un tema para trabajar en el futuro, siendo las propuestas existentes interesantes y muestran importantes bondades en su desarrollo (Petrlik y Rodríguez, 2022). Sin embargo, en este campo se encuentran algunas inconsistencias como la evidencia de múltiples tendencias de procesos especulativos y vulnerabilidades del sistema financiero, con tendencia a burbujas financieras (Demmler y Fernández, 2022).

Diversos modelos empíricos resultan ventajosos, como el propuesto por Peñafiel (2021), donde se diseñan portafolios de inversión para la gestión de riesgos y la medición de la volatilidad en mercados financieros para capturar potenciales oportunidades o pérdidas de inversión a través de modelos TGARCH (1,1) y EGARCH (1,1) permitiendo una respuesta asimétrica de la varianza condicionada en función del signo de los residuos.

De igual forma Rosas *et al.* (2019) emplean un modelo con innovaciones T de Student (ARIMA-GJR-GARCH) aplicado sobre datos diarios de 1997 a 2019, evidenciando la existencia de un mayor impacto de las depreciaciones cambiarias sobre la volatilidad del tipo de cambio. La medición de estos impactos se realizó a través de técnicas de modelos econométricos para analizar las fluctuaciones de los rendimientos de los activos diarios generados por las variaciones de los precios de cierre de dichos activos durante los periodos observados (Pérez y Mican, 2016).

Debido al avance de la IA, el pronóstico del tiempo basado en métodos de extrapolación está captando mucha atención. Trabajos recientes, (Steffenel *et al.*, 2023), están permitiendo el desarrollo de modelos de predicción espacio temporales basados en el análisis de series temporales históricas, imágenes y datos satelitales, lo cual indiscutiblemente es información interesante que pueden conducir a modelos de predicción precisos y rápidos. En el aprendizaje federado, los modelos dirigidos a clientes han presentado alta heterogeneidad estadística que conducen a variaciones de rendimiento y algunas estimaciones de parámetros pueden ser más confiables que otras (Ahmad *et al.*, 2023). Las series temporales sujetas a cambios de régimen han atraído mucho interés en dominios como la econometría, las finanzas o la meteorología (Dama y Sinoquet, 2023).

Promover nuevas investigaciones basadas en IA sobre los fundamentos de la estadística y el análisis de decisiones operativas en varias áreas, así como la innovación en modelado financiero, algorítmico y computacional en modelos dinámicos para resolver problemas cada vez más complejos y desafiantes en el análisis y pronóstico de series temporales

multivariadas, es uno de los grandes retos de nuestro sistema económico y financiero mundial (West, 2020).

2. OBJETIVOS

Esta investigación tiene como objetivo la aplicación de IA para pronosticar el precio de la caja exportada del banano ecuatoriano a través de algoritmos no supervisados de *Random Forecast*.

3. METODOLOGÍA

La metodología empleada es retrospectiva, utilizando datos históricos del precio y prospectiva al mirar el futuro del precio del banano. La muestra esta compuesta por 117 movimientos financieros con respecto al precio, empezando desde la semana 1 del año 2021 hasta la semana 13 del año 2023. Los datos fueron recolectados de la Asociación de Exportadores de Banano del Ecuador (AEBE), equivalentes a más del 70% de las exportaciones de banano del país; por tanto, se considera el número uno en exportaciones de banano a nivel mundial conformado por las empresas: Costatrading, Excelban, Exportadora Bananera Noboa S.A., Rey Banano del Pacífico y Unión de Bananeros Ecuatorianos. En la actualidad AEBE sigue incrementando su número de socios con 48 principales, que representan el 74% de la oferta exportable del Ecuador, y 47 adherentes teniendo de esta manera representantes en toda la cadena de suministro.

3.1. Procedimiento

Dentro del análisis estadístico, el software estadístico utilizado es Rstudio, empleando algoritmos inteligentes que seleccionen los mejores modelos predictivos de series temporales para pronósticos financieros de los precios del banano. Fue seleccionado un modelo paramétrico con media y varianza constante conocido como ARIMA (Fierro *et al.*, 2022); de la misma forma, se empleó en función de los datos para esta variable un modelo Autorregresivo de Coeficiente Heterocedástico (ARCH) al presentar la variable precio una varianza y media que no son constante (Argueta y Humberstone, 2022). En esta misma línea, la IA seleccionó un modelo GARCH, que presenta una alta volatilidad financiera, donde la varianza condicional depende de las observaciones históricas (Barbosa *et al.*, 2019).

Modelo ARIMA, ARCH y GARCH

Inicialmente, se procede a realizar un análisis confirmatorio de series temporales a través del modelo autorregresivo de media móvil, conocido como ARIMA (Box Jenkins, 1994), considerando que los datos de la variable financiera precio del banano, posee una media y varianza constante, el algoritmo autoarima del paquete estadístico Rstudio, escogió un ARIMA (2,1,0); es decir, los datos presentan una autocorrelación de orden AR(2) y una diferencia estacionaria de orden I (1), sin embargo, no se demostró cambio brusco en el promedio móvil, generando un modelo de orden MA (0), cuyo algoritmo se describe a continuación: .

El modelo ARCH mejora si se incorpora un nivel de volatilidad de la largo plazo para la varianza () que recibe una ponderación () en la expresión de la varianza o de la volatilidad. Su algoritmo sigue la formulación: . Donde, la suma de los pesos o las ponderaciones debería ser igual a . Por tanto, este es un modelo ARCH (m) si denotamos que, .

El modelo GARCH (1,1) combina la varianza en un periodo histórico con un parámetro o constante de la varianza rezagada conocida como volatilidad financiera. Requiere que los parámetros para que la varianza sea estable. En caso contrario, la ponderación, el peso aplicado a la varianza de largo plazo sería negativo. El modelo sigue la nomenclatura: . El software gratuito RStudio junto con las librerías y paquetes es una herramienta poderosa para el análisis exploratorio, confirmatorio y predictivos de variables financieras (Vargas y Chavarro, 2022).

4. DESARROLLO DE LA INVESTIGACIÓN

4.1. Análisis exploratorio y aplicación del modelo ARIMA

Inicialmente, se realiza un análisis exploratorio de los datos correspondiente a la variable financiera precio de la caja exportada del banano ecuatoriano (figura 1). La simulación registró una variable no estacionaria; es decir, la media y la varianzas no son constantes para valores históricos. De la misma forma, se percibe un mayor crecimiento a partir de la semana 87 hasta la semana 117. Superando un precio de \$7,00 dólares por caja exportada. Vale indicar que la dinámica del precio inició desde la semana 1 del año 2021 hasta la semana 13 del año 2023.

En esta misma línea, para realizar un modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA), en primer lugar, se procede a transformar la serie temporal no estacionaria a una serie estacionaria, mediante la función *ur.kpss*. Para realizar en R el contraste KPSS, se debe hacer uso de las funciones *ur.kpss* de la librería *urca* o de la función *kpss.test*. La corrida de esta prueba con una diferencia de la media aritmética reportó un valor del test estadístico significativo de 0,06 muy cercano al 0,05 nivel de significancia. En este sentido, las hipótesis planteadas son:

H_0 =no existe raíz unitaria p valor $>0,05 \leftrightarrow$ La serie precio es no estacionaria.

H_1 =existe raíz unitaria p valor $\leq 0,05 \leftrightarrow$ La serie precio es estacionaria.

Bajo este escenario, se evidencia la aceptación de la hipótesis alternativa (H_1), es decir, la serie se volvió estacionaria mediante una raíz unitaria de la diferencia de la media móvil generando un orden I ($I=1$); por lo cual, la tendencia desaparece volviendo los datos con media y varianza constante.



Figura 1. Modelo de la ecuación estructural para los ítems y constructo del instrumento. Fuente: Elaboración propia.

A partir que se corroboró que la serie de tiempo precio del banano se volvió estacionaria mediante una diferencia, se procede a realizar el modelo autorregresivo integrado de media móvil de Box y Jenkins (1994); es decir, que el modelo ARIMA, integra a la autocorrelación (AR), la integración de la tendencia y la estacionalidad (I), así como también la media aritmética (MA). Para este caso, se empleó la IA, permitiendo que el software Rstudio mediante la función auto-arma seleccionará el mejor modelo de predicción para el precio del banano.

En el marco de la modelación ARIMA, la función auto-arma de la librería *Forecast* de R, proporciona una opción rápida para construir pronósticos con series temporales, debido a que evalúa entre todos los posibles modelos, al mejor modelo considerando diversos criterios: tendencia, estacionariedad, estacionalidad, diferencias de media móvil, autorregresión, entre otras. Simultáneamente, considera a las pruebas de bondades de ajuste que proporciona diferentes contrastes para generar una confiabilidad en la simulación financiera.

En este sentido, la función auto-arma seleccionó al modelo financiero ARIMA (2,1,0) a través de una serie de combinaciones (17 combinaciones); es decir, este modelo registró un criterio para los diferentes contrastes aceptables; por tanto, Akaike (AIC=322,81); un Akaike ajustado (AICc=323,03) y un índice de coeficiente bayesiano aceptable (BIC=331,07). Así mismo, los coeficientes del modelo autorregresivo de orden 2 (AR=2), presentaron los coeficientes AR (1) =0,4051 y AR (2) =-0,3651. Bajo estos criterios se evidencia que el modelo ARIMA (2,1,0) es el mejor para el precio de la caja de banano ecuatoriano.

A continuación, se validan los residuales del modelo ARIMA (2,1,0) para la variable financiera precio del banano, a través del test de Ljung-Box, en el cual se visualiza que el valor *p*, supera al 5% de significancia (*P-value*=0,212); por lo tanto, se aprecia ruido blanco y paseo aleatorio; es decir, existe un proceso normalizado para los residuos del modelo e independencia para cada movimiento financiero.

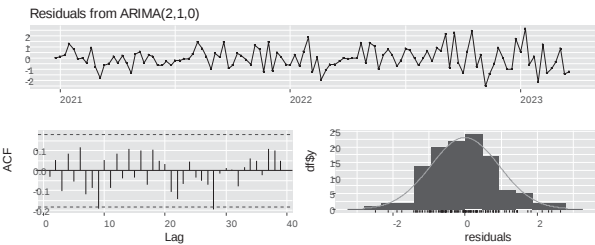


Figura 2. Dinámica de la residualidad para el modelo ARIMA (2,1,0). Fuente: Elaboración propia.

El proceso de la validez residual del modelo ARIMA (2,1,0) se puede evidenciar en la figura 2, donde el gráfico de líneas demuestra un comportamiento homocedástico, de la misma forma, el gráfico de la autocorrelación simple (ACF) con valores que están dentro de un intervalo de confianza, provocando ruido blanco. En este mismo escenario, el gráfico de histograma presenta la mayor concentración de los datos entre 0 y 1, lo que confirma que los residuales del modelo tienen distribución normal; confirmando que este proceso es un modelo paramétrico. La figura 3 recoge la predicción del banano para el año 2023.

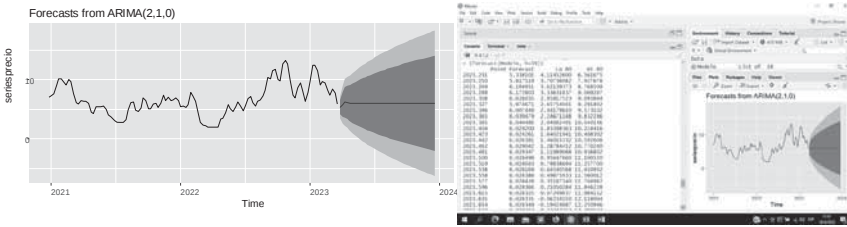


Figura 3. Pronósticos del precio del banano ecuatoriano. Fuente: Elaboración propia.

Una vez realizado el modelo homocedástico, que conlleva a una media y varianza constante, se procede a comparar el modelo homocedástico con un modelo heterocedástico, con la finalidad de validar la hipótesis de que el modelo heterocedástico predice con mayor asertividad la dinámica del comportamiento del precio del banano. Por tanto, se realiza un comportamiento de los errores elevado al cuadrado que se evidencia en la figura 4, donde se visualiza que a partir de la semana 85 se presenta una alta variabilidad de los residuos, llegando a deducir que es aconsejable aplicar un modelo con condicional heterocedástico (ARCH).

A partir del método gráfico, que demostró la volatilidad financiera para la variable precio, se procede a realizar el método analítico empleando la función `dynlm` que procesa datos para una serie de tiempo. En esta se demuestra en la prueba de bondad de ajuste T de Student para los residuos con una diferencia o rezago, que los residuales al cuadrado no poseen alta varianza al presentar un valor por encima del 5%. ($p=0,899$). Del mismo modo, esta función genera los residuales estandarizados con la prueba de bondad de ajuste de Fisher, además de los coeficientes autorregresivos para el modelo obtenido.

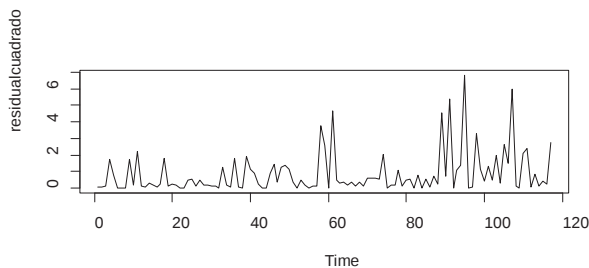


Figura 4. Dinámica residual al cuadrado para la simulación precio del banano. Fuente: Elaboración propia.

La función `ArchTest`, para el precio de la caja de banano exportada, se emplea para una serie de tiempo con efecto ARCH usando las opciones predeterminadas. Se ingresan los datos de la serie temporal como un vector numérico, pero en este caso con 2 rezagos, arrojando el precio del banano un proceso de condición heterocedástico ($p<0,05$) con un Chi Cuadrado alto ($\chi^2=73,166$) que representa un $p\text{-value} < 2.2e-16$, demostrando que los residuales al cuadrado presentan media y varianza que no son constante; es decir, existe volatilidad financiera. Esta se comprueba con el multiplicador de Lagrange (LM) para la heterocedasticidad condicional autorregresiva (ARCH). Se calcula la prueba del

multiplicador de Lagrange para la heterocedasticidad condicional, según lo descrito por Tsay (2005).

A través del algoritmo de IA, apoyándose en la función *ugarchspec*, se escoge el mejor modelo predictivo, seleccionando el modelo SGARCH. Tanto alfa como beta miden la asimetría y se relacionan con el modelo homocedástico ARMA. Simultáneamente, este paquete estadístico utiliza de forma inteligente la función *ugarchfit* para ajustar una variedad de modelos GARCH en los casos de análisis univariante. Esta función primero calcula un conjunto de puntos de partida factibles que se utilizan para iniciar la recursión GARCH. Seleccionando de esta manera un proceso GARCH + complemento ARMA con la finalidad de realizar los pronósticos a través de esta función.

En la figura 5 se visualiza inicialmente que la *Machine Learning* no supervisada selecciona a un modelo GARCH (1,1), probando con un modelo estándar ARMA (1,1). Se generan los parámetros óptimos de las estimaciones, para el caso del modelo ARMA sus parámetros son validados a través de la prueba de bondad de ajuste T de Student, mostrando valores significativos al 5% ($p<0,05$). En esta misma línea, los parámetros omega y alfa no presentaron significancia estadística; sin embargo, el parámetro beta1 mostró significancia al 5% ($p=0,000$) con un t de Student alto ($t=8,265$).



Figura 5. Coeficientes y prueba de bondad de ajuste para el modelo heterocedástico y homocedástico. Fuente: Elaboración propia.

Debe dejarse claro que este proceso se obtuvo de unas series de combinaciones numéricas, con la finalidad de que los parámetros de la mayoría de ellos presentarán significancia

estadística. En este mismo escenario, la prueba robusta para los errores estandarizados mostró significancia para la mayoría de los coeficientes, salvo el coeficiente omega que no presentó significancia. Quedando demostrado que el precio del banano ecuatoriano forma un modelo GARCH (1,1) + ARMA (1,1); es decir, esta variable financiera posee varianza y errores muy dispersos demostrando volatilidad financiera.

Finalmente, se obtienen los valores de la varianza y los residuales del modelo heterocedástico con la función `modeloptimo@fit$var` (figura 6), en la cual se evidencian valores superiores a la unidad, demostrando que un proceso de varianza no constante. Del mismo modo, los residuales se obtuvieron con la función `(modeloptimo@fit$residuals)^2`, evidenciándose que dichos valores superan a la unidad. Estos datos no hacen más que confirmar que el precio del banano ecuatoriano corresponde a un proceso de alta volatilidad financiera.

Este nivel de aceptación y confiabilidad se pudo obtener mediante el test máxima verosimilitud. De la validación del modelo ajustado las medidas de ajuste de la parsimonia se ajustaron los coeficientes; es decir, mantuvieron un incremento en el (PCFI) de 0,827 y en el (PNFI) de 0,766; por lo tanto, son parámetros aceptables (Arredondo-Trapero et al., 2018).

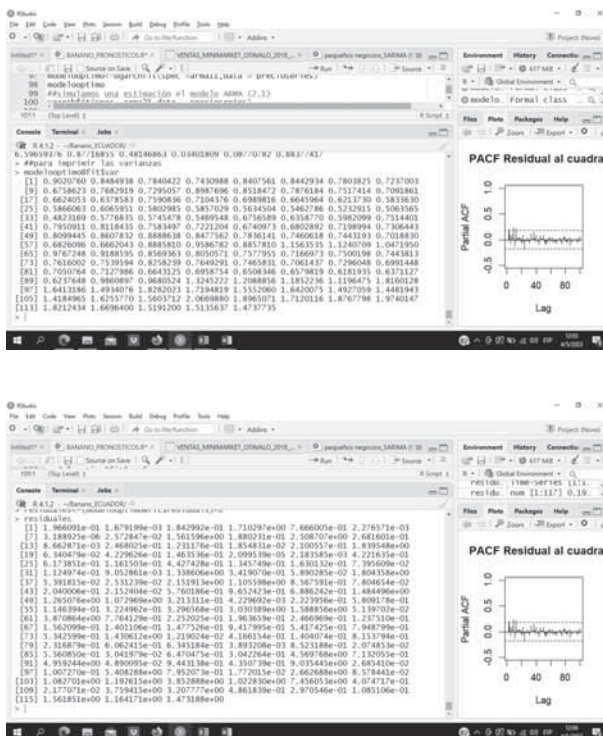


Figura 6. Dinámica de la varianza y los residuales para el modelo heterocedástico. Fuente: Elaboración propia.

Por último, en la figura 7 se evidencia la dinámica del precio de la caja de banano ecuatoriano exportado a través del modelo autorregresivo integrado de media aritmética ARIMA (2,1,0) mostrando un precio inicial de \$ 5,338 dólares, en la semana 18 se plasma un valor de \$ 6,028 dólares y finaliza con este mismo valor (6,028). Sin embargo, el modelo general autorregresivo condicional heterocedástico GARCH (1,1), presenta un valor inicial de \$ 5,349 dólares, para la semana 18 arrojó 6,443 y culmina con un precio de 6,588 dólares. Estos hallazgos permiten deducir que el modelo condicional heterocedástico predice de mejor forma el precio del banano, y esto se debe a que considera la media y la varianza no constante, conocido este hecho como la volatilidad financiera; es decir, los modelos heterocedástico generados mediante la IA son ideales para predecir variables financieras a mediano y largo plazo.

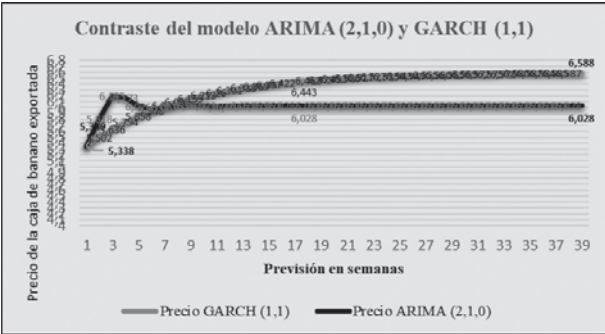


Figura 7. Dinámica del precio de banano a través del modelo ARIMA y GARCH. Fuente: Elaboración propia.

4.2. Discusión de resultados

Los resultados de este trabajo presentan similitud con el de Ugando *et al.* (2023), porque la variable del modelo ARIMA es el precio de la caja de banano, pero difiere de este al emplear un modelo GARCH que modeliza de forma más apropiada la evolución del precio. Este agumento se puede replicar si se compara con el artículo de Sabando *et al.* (2022), ya que a pesar de que el producto sea el jengibre, solo se utiliza la modelización ARIMA. El uso de los modelos de alta volatilidad permite tener en cuenta shocks externos que se ven reflejado en el precio de los productos agrícolas. Además, los dos artículos citados son casos de estudio; es decir, se analiza a una empresa en concreto, mientras que este trabajo utiliza datos agregados de una asociación de exportadores bananeros que refleja de forma más fidedigna como se comporta el mercado agrícola.

Dentro de las limitaciones encontradas se puede indicar la longitud de la serie temporal debido a que estas técnicas de pronóstico necesitan muchos datos, pero después del análisis de otros artículos similares, se puede afirmar que está en consonancia con estos. Otra limitante suele ser el acceso a los datos. Por lo general estos no son públicos, y requieren una negociación previa para poder ser usados. Como futuras líneas de investigación se extenderá este análisis a otros productos de exportación donde Ecuador sea referente y se probarán otras técnicas de *Machine Learning* para tener diferentes técnicas de predicción.

5. CONCLUSIONES

Los softwares de IA y el uso de algoritmos no supervisados son esenciales para predecir pronósticos financieros de exportaciones a través de datos históricos confiables de rubros agrícolas.

En este trabajo se ha analizado la evolución del precio de la caja del banano de exportación desde inicios 2021 hasta inicios de 2023. La selección de esta fruta se debe a la gran importancia que tiene en las exportaciones no petroleras de Ecuador y que el país es uno de los principales productores a nivel mundial.

La inteligencia artificial seleccionó el mejor modelo para predecir la variable financiera precio del banano ecuatoriano que corresponde a un modelo heterocedástico general sGARCH(1,1) + ARMA (1,1), demostrando que el precio de las exportaciones de banano ecuatoriano corresponde a un escenario de alta volatilidad financiera.

Para el periodo extramuestral la predicción de la caja de banano está fluctuando sobre los 6 dólares, lo cual implica que los exportadores deben estar atentos al mercado y a las predicciones que se generan en modelos como los analizados en este trabajo porque en función de las evoluciones futuras de los precios pueden tomar decisiones gerenciales más acertadas. Estas decisiones implican la mejora del negocio en términos de rentabilidad (ROA y ROE), nivel de costes y supervivencia de la empresa a largo plazo.

6. REFERENCIAS

- Ahmad, A., Luo, W. y Robles-Kelly, A. (2023). Robust federated learning under statistical heterogeneity via hessian-weighted aggregation. *Mach Learn* 112, 633–654. <https://doi.org/10.1007/s10994-022-06292-8>
- Argueta Bermúdez, F.I. y Humberstone Morales, J.E. (2022). Aplicación de modelo ARCH para estimar un intervalo del valor del bitcoin. *Realidad y Reflexión*, 1(55), 14–27. <https://doi.org/10.5377/ryr.v1i55.14410>
- Arredondo-Trapero, F., Vázquez-Parra, J.C. y Dela Garza, J. (2018). Modelo de análisis estructural del comportamiento ciudadano organizacional: el caso de las empresas industriales del noreste de México. *Estudios Gerenciales*, 34(147), 139–148. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2018.147.2593>
- Barbosa Camargo, M.I., Salazar Sarmiento, A. y Peñaloza Gómez, K. J. (2019). Valoración de riesgo mediante modelos GARCH y simulación Montecarlo: evidencia del mercado accionario colombiano. *Semestre Económico*, 22(53), 53–75. <https://doi.org/10.22395/seec.v22n53a3>
- Box, G.E. y Jenkins, G.M. (1994). *Análisis de series temporales: pronóstico y control*. Tercera edición, Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- Casas Monsegny, M. y Cepeda Cuervo, E. (2008). Modelos ARCH, GARCH y EGARCH: aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, 27(48). <https://n9.cl/zsb27c>
- Cuevas-Soto, V., Alvares-Iriarte, S., Azcona-Romero, M., Rodríguez-Rogert, I. (2019). Capacidad predictiva de las Máquinas de Soporte Vectorial. Una aplicación en la planificación financiera. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 13(3), pp. 59–75. <https://www.redalyc.org/journal/3783/378365913005/html/>
- Cordero-Torres, B. P. (2022). Algoritmos de Aprendizaje Supervisado para Proyección de Ventas de Camarón Ecuatoriano con Lenguaje de Programación Python. *Economía Y Negocios*, 13(2), 30–51. <https://doi.org/10.29019/eyn.v13i2.996>

- Dama, F. y Sinoquet, C. (2023). Partially Hidden Markov Chain Multivariate Linear Autoregressive model: inference and forecasting—application to machine health prognostics. *Mach Learn* 112, 45–97. <https://doi.org/10.1007/s10994-022-06209-5>
- Demmler, M. y Fernández Domínguez, A. O. (2022). Speculative bubble tendencies in time series of Bitcoin market prices. *Cuadernos de Economía*, 41(86), 159–183. <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v41n86.85391>
- Evaristo Broncano, R. (2022). Aplicación de técnicas de machine learning para la predicción de los precios de la acción APPLE. *Revista De investigación De Sistemas E Informática*, 15(1), 13–22. <https://doi.org/10.15381/risi.v15i1.23737>
- Fierro Torres, C.Á., Castillo Pérez, V.H. y Torres Saucedo, C.I. (2022). Análisis comparativo de modelos tradicionales y modernos para pronóstico de la demanda: enfoques y características. *RIDE Revista Iberoamericana Para La Investigación Y El Desarrollo Educativo*, 12(24). <https://doi.org/10.23913/ride.v12i24.1203>
- Gil-Vera, V.D. y Seguro-Gallego, C. (2022). Machine learning aplicado al análisis del rendimiento de desarrollos de software. *Revista Politécnica*, 18(35), 128–139. <https://doi.org/10.33571/rpolitec.v18n35a9>
- Inga Alva, A. (2022). Modelo de predicción de derrames de petróleo utilizando Inteligencia Artificial. *Revista de investigación de Sistemas e Informática*, 15(1), 43–52. <https://doi.org/10.15381/risi.v15i1.23752>
- Jones- Ortiz, C.V. y Guzmán – Seraquive, J.E. (2022). Análisis de las técnicas de machine learning aplicadas en la detección de fraudes bancarios. *Revista Científica Ciencia Y Tecnología*, 22(33). <https://doi.org/10.47189/rcct.v22i33.516>
- Mao L, Huang Y, Zhang X, Li S, Huang X (2022). ARIMA model forecasting analysis of the prices of multiple vegetables under the impact of the COVID-19. *PLoS ONE* 17(7): e0271594. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0271594>
- Martínez-Mora, O., Capuñay-Uceda, O., Caucha-Morales, L., y Ruilova-Cueva, M.B. (2022). Modelo predictivo para la medición del estado de madurez de Musáceas sp., cultivadas al suroeste del Ecuador, usando algoritmos de Machine Learning. *Magazine De Las Ciencias: Revista de Investigación e Innovación*, 7(2), 62–72. <https://doi.org/10.33262/rmc.v7i2.2809>
- Peñafiel Chang, L.E. (2021). Trasmisión de Volatilidad del COVID-19 a los Precios de Acciones del Sector Bancario e Industrial de Sudamérica, México y Estados Unidos. *Revista Tecnológica - ESPOL*, 33(1), 21. <https://doi.org/10.37815/rte.v33n1.802>
- Petrlik Azabache, I. C., & Rodríguez Rodríguez, C. (2022). Modelo de visión artificial para la apertura de puerta de acceso a una oficina. *Revista de investigación de Sistemas e Informática*, 15(2), 19–26. <https://doi.org/10.15381/risi.v15i2.23972>
- Pérez Núñez, J.R. (2022). Investigación sobre el método de predicción del cáncer de mama basado en aprendizaje automático. *Revista De investigación De Sistemas E Informática*, 15(2), 5–12. <https://doi.org/10.15381/risi.v15i2.23402>
- Pérez Peña, R. y Mican Silva, A. (2016). Impacto de la volatilidad de los activos financieros en los portafolios de inversión. *Ingenierías USBMed*, 7(2), 21–47. <https://doi.org/10.21500/20275846.1808>
- Pereira, J. W. A. (2021). Uma análise do impacto do preço do açúcar no preço do etanol (2007-2017). Editora Científica Digital. <https://doi.org/10.37885/201202631>
- Rosas Rojas, E., Lapa Guzmán, J., & Baltazar Escalona, J. C. (2019). Volatilidad cambiaria, metas de inflación y crisis financiera global. Evidencia para economías latinoamericanas. *Revista Economía Y Política*, (30), 157–175. <https://doi.org/10.25097/rep.n30.2019.07>

- Ruiz Otondo, J. (2021). Algoritmos Machine Learning (ML): Predicción de casos COVID-19 en Bolivia. *Cuestiones Económicas*, 31(3), <https://doi.org/10.47550/RCE/MEM/31.19>
- Sabando García, Á.R., Ugando Peñate, M., Armas Herrera, R., Higuerey Gómez, Á. A., Espín Estrella, G.M. y Villalón Peñate, A. (2022). Modelación econométrica y estocástica en los pronósticos de ventas de jengibre en Ecuador. *Ingeniería Investigación y desarrollo*, 22(1), 25–43. <https://doi.org/10.19053/1900771X.v22.n1.2022.14453>
- Salamanca Rativa, I. N. y Castro Escorcía, E.J. (2021). Técnicas de aprendizaje automático aplicadas en los sistemas de predicción. *Tecnología Investigación y Academia*, 8(1), 37–53. <https://revistas.udistrital.edu.co/index.php/tia/article/view/17325/17214>
- Salto Intriago, D.A. y Villacis Breilh, O.J. (2022). Implementación de Machine Learning en el área de ventas de la empresa Zapec S.A. [Trabajo de titulación no publicado, Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.] Repositorio Institucional UCGS <http://repositorio.ucsg.edu.ec/handle/3317/18337>
- Steffenel, L.A., Anabor, V. y Kirsch Pinheiro, D. (2023). Forecasting upper atmospheric scalars advection using deep learning: An O3 experiment. *Mach Learn* 112, 765–788. <https://doi.org/10.1007/s10994-020-05944-x>
- Tsay Ruey S. (2005). *Analysis of Financial Time Series*. John Wiley & SONS.
- Ugando Peñate, M., Sabando García, Á.R., Armas Herrera, R., Higuerey Gómez, Á. A. y Villalón Peñate, A. (2023). Modelización econométrica aplicada y pronósticos de niveles exportables para el plátano barraganete en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, Ecuador. *Revista De La Universidad Del Zulia*, 14(39), 139-161. <https://doi.org/10.46925//rdluz.39.08>
- Vargas Ramírez, A.F. y Chavarro Hurtado, B.A. (2022). Evaluar el Software Libre R para el Análisis de Espectros Infrarrojo Empleando Quimiometría. *Ingenierías USBMed*, 13(2), 48–55. <https://doi.org/10.21500/20275846.5155>
- Villachica Pérez, Y. N., Ordoñez Cuthbert, D.K., y Mckensy Sambola, D. (2022). Modelo predictivo basado en Machine Learning dirigido a PYMES de venta, caso de estudio Bluefields. *Ciencia E Interculturalidad*, 30(01), 139–146. <https://doi.org/10.5377/rci.v30i01.14267>
- Yajure Ramírez, C.A. (2022). Pronóstico de consumo de energía eléctrica residencial de corto plazo utilizando algoritmos de aprendizaje automático y profundo. *Revista De investigación De Sistemas E Informática*, 15(2), 27–37. <https://doi.org/10.15381/risi.v15i2.23909>
- West, M. (2020). Bayesian forecasting of multivariate time series: scalability, structure uncertainty and decisions. *Anales del Instituto de Matemática Estadística* 72, 1–31. <https://doi.org/10.1007/s10463-019-00741-3>

Empresa es 'lo emprendido', a lo que hay que entrar (em) en el inicio (pre) para alcanzar algo (hender) y supone la base del sistema económico mundial. El emprendedor o empresario es el motor de este sistema económico que hunde sus raíces en las primeras sociedades civilizadas.

Dada la complejidad de nuestro mundo globalizado, las empresas actuales han de sortear muchos escollos en su viaje hacia el éxito. En estas páginas se analizan las múltiples facetas que rodean al hecho empresarial, entendiendo que el pequeño negocio o la gran multinacional son realidades distintas de una misma naturaleza.

La Academia, siempre atenta a los cambios y necesidades sociales, enfoca, con especial atención en este texto, su microscopio analítico sobre el área de la comunicación mercantil, pues "lo que no se comunica no existe", como bien indicó Marshall McLuhan y, como también saben los mercadotecnas con Ramón Freixa a la cabeza, "si tú no dices quién eres, otros dirán quién no eres". Ambas situaciones son totalmente lesivas para cualquier empresa, sin duda, pero libros como el presente suponen un ejercicio de reflexión que induce a la acción correcta.

La calidad exigible a toda obra científica, y este libro la satisface cumplidamente, viene certificada por el hecho de que lo aquí plasmado deriva de una **dobles revisión por pares ciegos** (*peer review*) lo que garantiza su nivel de excelencia académica irrefutable. Además de esta fórmula *a priori*, este texto queda públicamente expuesto ante los expertos al juicio *a posteriori*, por el que cualquier lector puede refutar lo aquí escrito aportando la carga de la prueba.

Nuestro Comité Editorial, cuyos miembros encabezan las presentes páginas, está compuesto por más de 200 doctores pertenecientes a más de 40 Universidades internacionales, expertos en los variados campos tratados en estas investigaciones.

El presente libro está auspiciado por el **Fórum Internacional de Comunicación y Relaciones Públicas** (Fórum XXI), la **Sociedad Española de Estudios de la Comunicación Iberoamericana** (SEECI) y el Grupo Complutense (nº 931.791) de Investigación en Comunicación **Concilium**.

ISBN 978-3-631-91589-9



www.peterlang.com