

FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES ESCUELA PROFESIONAL DE ADMINISTRACIÓN

Data mining en la gestión de procesos de negocio de la empresa Calling SAC, San Isidro, 2020

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE: Licenciado en Administración

AUTOR:

De La Barra Ochoa-Duboc, Diego Sebastián (ORCID: 0000-0002-4601-0576)

ASESOR:

Dr. Dávila Arenaza Víctor Demetrio (ORCID: 0000-0002-8917-1919)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Gestión de Organizaciones

LIMA - PERÚ 2020

Dedicatoria

El presente Trabajo de investigación, va dedicado a mis padres, los cuales me han brindado su apoyo, paciencia e inspiración, para culminar mi formación profesional, a mi asesor, por su guía, adaptabilidad y ser una fuente importante de conocimiento.

Agradecimiento

Agradezco a mis padres, por motivarme siempre a culminar mis metas, a mis docentes los cuales han contribuido en mi desarrollo profesional y a mi asesor el cual me ha guiado en el desarrollo eficiente de mi investigación

Índice de contenidos

Carátula	i
Dedicatoria	ii
Agradecimiento	iii
Índice de contenidos	iv
Índice de tablas	V
Índice de gráficos y figuras	vi
Resumen	vii
Abstract	viii
I. INTRODUCCIÓN	1
II. MARCO TEÓRICO	4
III. METODOLOGÍA	9
3.1. Tipo y diseño de investigación	19
3.2. Variables y operacionalización	20
3.3. Población (criterios de selección), muestra, muestreo,	23
3.4. Técnicas e instrumento de recolección de datos	23
3.5. Procedimientos	26
3.6.Método de análisis de datos	26
3.7. Aspectos éticos	26
III. RESULTADOS	27
IV. DISCUSIÓN	39
V. CONCLUSIONES	42
VI. RECOMENDACIONES	43
REFERENCIAS	44
ANEXOS	47
	53

Índice de tablas

Tabla 1 Data mining Agrupada	25
Tabla 2 Procesamiento de los datos agrupada	25
Tabla 3: Análisis de resultados	26
Tabla 4 valoración agrupada	26
Tabla 5 gestión de procesos de negocio	27
Tabla 6 Nivel tecnológico	27
Tabla 7 Indicadores de medición de desempeño	28
Tabla 8 Dueño del proceso	28
Tabla 9 prueba de normalidad	29
Tabla 10 Niveles de correlación	30
Tabla 11 Resumen de resultados de Hipótesis General	30
Tabla 12 prueba de Anova hipótesis general	31
Tabla 13 Resumen de resultados de Hipótesis especifica 1	32
Tabla 14 Prueba de Anova hipótesis especifica 1	32
Tabla 15 Resumen de resultados de hipótesis especifica 2	33
Tabla 16 Prueba de Anova hipótesis especifica 2	33
Tabla 17 Resumen de resultados de hipótesis especifica 3	34
Tabla 18 Prueba de Anova hipótesis especifica 3	34

Índice de Gráficos

Gráfico 1 Data mining Agrupada	25
Gráfico 2 Procesamiento de los datos agrupada	25
Gráfico 3: Análisis de resultados	26
Gráfico 4 valoración agrupada	26
Gráfico 5 gestión de procesos de negocio	27
Gráfico 6 Nivel tecnológico	27
Gráfico 7 Indicadores de medición de desempeño	28
Gráfico 8 Dueño del proceso	28

Resumen

La investigación tuvo como objetivo general determinar la influencia de la data mining en la gestión de procesos de negocio de la empresa Calling SAC. El método utilizado fue el hipotético deductivo, el enfoque de la investigación fue el cuantitativo, el diseño fue no experimental de corte transversal, el nivel de la investigación fue explicativacausal y el tipo fue aplicada. Referente a los datos población de estudio, estuvo conformada por 81 colaboradores, debido a ello se tomó a toda la población como muestra, no obstante, como técnica de recolección de datos se utilizó la encuesta y el instrumento fue el cuestionario, conformado por 19 ítems, el cual fue validado a través de un juicio de expertos. Para determinar la fiabilidad del instrumento se aplicó el coeficiente de alfa de Cronbach y el resultado fue 0.863, lo cual indica que es fiable. De acuerdo a los resultados que se obtuvo con el estadístico Rho de Spearman el nivel de correlación fue de 0.573 lo cual indica que existe una correlación positiva considerable, por otro lado, el nivel de significancia de la hipótesis general fue de 0.000, debido a ello se aprobó la hipótesis alterna y un nivel de influencia entre la variable independiente y dependiente de 32.8 % por lo que se concluye que existe influencia significativa del datamining en la gestión de procesos de negocios de la empresa de la empresa Calling.

Palabras clave: Data mining, Gestión, procesos, negocio.

Abstract

The research had the general objective of determining the influence of data mining on the business process management of the Calling SAC company. The method used was the hypothetical deductive one, the research focus was quantitative, the design was non-experimental with a cross-section, the level of the research was explanatorycausal and the type was applied. Regarding the data of the study population, it was made up of 81 collaborators, due to this, the entire population was taken as a sample, however, the survey was used as the data collection technique and the instrument was the questionnaire, made up of 19 items., which was validated through expert judgment. To determine the reliability of the instrument, the Cronbach's alpha coefficient was applied and the result was 0.863, which indicates that it is reliable. According to the results obtained with the Spearman's Rho statistic, the correlation level was 0.573, which indicates that there is a considerable positive correlation, on the other hand, the significance level of the general hypothesis was 0.000, due to this the alternative hypothesis was approved and a level of influence between the independent and dependent variable of 32.8%, therefore it is concluded that there is a significant influence of datamining in the management of business processes of the company of the Calling company.

Keywords: Data mining, Management, processes, business.

I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad las empresas han venido acumulando una cantidad abundante de datos e información de sus procesos, hábitos de sus clientes y distintas actividades propias de su gestión, toda esa información acumulada es un gran recurso que utilizada de forma correcta a través del ordenamiento y análisis de los mismos servirán para tomar decisiones estratégicas de forma objetiva basada en datos y resultados, que permitirán prevenir y adaptarse a los cambios que puedan ocurrir en el entorno de la organización. Por otro lado, muchas de las empresas buscan aumentar su posicionamiento en el mercado, invirtiendo los recursos necesarios, utilizando para ello diversas estrategias las cuales buscan mejorar sus procesos para así lograr la eficiencia y el cumplimiento de objetivos de forma rentable y sostenible. Por lo tanto, una eficiente gestión de la información de grandes volúmenes de datos de las actividades del negocio, podrán servir de punto de referencia para aplicar de forma eficiente las acciones que optimicen los procesos de las organizaciones.

El diario El Periódico (2018) en el artículo ¿Cómo conseguir clientes con Data mining o minería de datos?, publicado el 20-11-2020 Informó que En la actualidad muchas de las empresas vienen acumulando una cantidad abundante de información y datos las cuales son el resultado de muchos de los procesos, comportamientos de los empleados y de los clientes que vienen almacenando a través de diversos sistemas, los cuales no suelen ser explotados en sus totalidad, debido a esto las organizaciones no suelen aprovechar de forma óptima esta gran recurso, tomando decisiones o planificando estrategias de forma improvisada o subjetivas, este tipo de comportamientos los vienen presentando tanto las micro pequeñas, medianas y grandes empresas, debido a ello las posibilidades que las organizaciones entren en crisis. Por otro lado, El diario Conexión ESAN (2018) en su artículo " Cuatro interesantes aplicaciones empresariales de Data Mining", publicado el 08-08-2020 indicó, que el Data mining tiene aplicaciones muy valiosas en la empresas, su utilidad radica en la filtración y estudios de datos internos que pueden ayudar a las empresas a replantear sus estrategias, pero verificamos que muchas empresas no aplican la gestión inteligente de los datos, incluso en el ámbito nacional a pesar de que las metodologías de data minig ya tienen mucho tiempo de vigencia, recién está tomando protagonismo en el empresariado formal.

Cetina (2016) en su artículo "Gestión de procesos con BPM", indicó que dada la evolución de la gestión de los procesos, las empresas en la actualidad buscan obtener ventajas competitivas y diferenciales, para ello tienes que adaptarse constantemente a los cambios propios de los mercados y en la actualidad vemos que muchas organizaciones no logran hacerlo, a pesar de que invirtieron muchos recursos, pero verificamos que al final los gastos aumentan y las utilidades bajan, dado que muchas de las empresas solo buscan tener volumen productivo y aumentar las ventas, pero no se centran en la optimización de los procesos, que le permitan ser más eficientes y gestionar a menor costo, por otro lado, El diario Gestión (2016) en su artículo "¿Cuáles son las ventajas de optimizar los procesos de en las empresas? Publicado el 2-05-2016, menciona que es de suma importancia aplicar estrategias de mejora de procesos de negocio debido a que muchas de las organizaciones están entrando en crisis por problemas ligados al retorno sobre la inversión, las empresas no interpretan que cada vez el mercado es más duro y que las grandes inversiones no sirven si es que no generan utilidad, se sabe que la optimización de procesos está orientada a ayudar a la organización en la reducción de costos, en prevenir el déficit operativo y la desocupación de la mano de obra y con ello buscar elevar el grado de satisfacción del usuario final, pero se verifica que muchas de las empresas estas más enfocadas en solo vender, cumplir las metas a corto plazo, lo cual en el corto plazo.

La empresa Calling SAC, Dado a la fuerte competencia, la magnitud de los clientes, la alta complejidad de los servicios ofrecidos y la importancia mantener fidelizado a cada cliente, constantemente la empresa invierte una gran cantidad de fondos en tecnología para poder desarrollar sus funciones de manera óptima, pero se ha verificado que se utilizan recursos sin considerar la eficiencia. por política de la empresa toda actividad del negocio suele almacenarse, en los sistemas ERP que utilizan, pero dicha información no suele utilizarse, considerando que es de suma importancia para prevenir problemáticas

La investigación se ha justificado de forma pertinente debido a que a que se buscó, investigar a profundidad nuevas metodologías y recursos que me permitan ser más competitivas a las empresas del sector nacional, dado que según el portal Pqs.pe (2019), indica que cuatro de cada diez personas tienen la intención de realizar un emprendimiento; esto genera la apertura de 4 mil empresas por año, pero más del 75% cierran sus puertas antes del 4 año de ser aperturadas. En el

ámbito social, beneficiara a los colaborares especialistas y directivos de la empresa Calling Perú SAC, debido a que se investigará cual es el nivel de influencia que el data mining puede tener sobre las BPM de la empresa, con el objetivo de que los mismos puedan ser más empleables y puedan aplicar lo aprendido al empresariado peruano. Con respecto a las implicancias prácticas, la investigación ha dado grandes aportes debido a que al buscar medir la relación del datamining en las BPM de la empresa, se podrán aplicar estrategias más optimas. El valor teórico, es amplio dado a que facilitara información sustentada de metodologías que permitan optimizar a las empresas tomando como base una empresa nacional, Debido a que se ha utilizado el método científico, el presente trabajo podrá servir como referencia para otros proyectos de investigación los cuales busquen aplicar las variables de estudio mostradas o similares.

Debido a todo lo mencionado la investigación tuvo como objetivo general Determinar la influencia del datamining en la gestión de procesos de negocios de la empresa Calling SAC San isidro- 2020 y a su vez tuvo como objetivo específicos, Determinar la influencia del procesamiento de datos en la gestión de procesos de negocios en la empresa Calling SAC, Determinar la influencia del análisis de datos en la gestión de procesos de negocios en la empresa Calling SAC, Determinar la influencia de la valoración del datamining en la gestión de procesos de negocio de la empresa Calling SA. Las Hipótesis general planteada fue: Existe influencia del datamining en la gestión de procesos de negocios en la empresa Calling, teniendo como hipótesis especificas: Existe influencia entre Datamining y los niveles tecnológicos en la empresa Calling, Existe influencia entre Datamining y los indicadores de medición de desempeño en la empresa Calling; Existe influencia entre Datamining y el especialista del negocio/proceso en la empresa Calling.

II. MARCO TEÓRICO

Los artículos científicos considerados como antecedentes con relación al Data mining son los siguientes : Banks (2019) Tuvo como Objetivo Demostrar como el data mining es fundamental para cualquier gestión de e- comerce, los resultados

indicaron que la influencia de la gestión de datamining, en las e-comerce son significativas e influyen directamente en los resultados de los objetivos de e-comerce, por otro lado, Raghavendra (2019) tuvo como objetivo demostrar como la inteligencia artificial y el datamining, han cambiado la forma de manejar el marketing, los resultados indicaron que el marketing que se da soporte en herramientas tecnológicas y datos es 100% más eficiente que una operación de marketing tradicional, no obstante, Klineberg (2019) tuvo como objetivo, demostrar como las metodologías del datamining es un pilar fundamental para la gestión microeconómica, los resultados indicaron que el datamining influye totalmente en la gestión microeconómica debido a que se tienen acceso a los datos ordenados de forma lógica de las organizaciones y se puede descubrir o predecir anomalías que mermen el rendimiento.

Barbosa, Feng (2016) tuvieron como objetivo demostrar como el datamining puede extraer datos de las redes sociales de forma óptima para usos comerciales, los resultados indican que el data minig puede recopilar datos de forma óptima y aplicarlo de forma multidisciplinaria en las organizaciones, siendo un recurso valioso para las áreas estratégicas de una organización, por otro lado, Richins, Stapleton (2018), tuvieron como objetivo demostrar cómo el data mining impacta de manera positiva en el ámbito contable, los resultados indicaron que el datamining si impacta de manera positiva en la gestión contable, debido al enfoque cuantificador y de ordenamiento de datos que presenta, lo cual facilita cualquier proceso ligado a la administración contable, por otro lado Basiron, Shankar, Jasmi, Maseleno (2018), tuvieron como objetivo demostrar como un sistema basado en minería de datos, puede gestionar una entrega eficiente de becas, Los resultados indican, que el proceso de dataminng es preciso en un 95%, para facilitar becas ya que mide y ordena los datos de rendimiento de manera automatizada. Ying, Cheng, Hemeng (2018), tuvieron como objetivo demostrar como el datamining puede lograr optimizar los procesos de producción y operaciones, Los resultados indican que el dataminno si optimiza la gestión de producción, de forma sostenible contribuyendo a cada parte del proceso y ayudando al cumplimiento ágil de los objetivos, no obstante, Bartoletti, Pes, Serusi (2018), tuvieron como objetivo, demostrar que gracias al dataminno se puede detectar las estafas del tipo Ponzi, el mercado de cryptomonedas, Lo resultados indican que gracias al datamining se puede detectar de forma precisa las estafas Ponzi, debido a que puede no solo cuantificar si no descubrir los patrones redundantes de cualquier acción ilícita en el entorno de criptomonedas. Meskens (2017) demostrar que se puede predecir el rendimiento académico gracias al datamining, los resultados indican que el datamining por su naturaleza descubridora puede ordenar los datos de forma lógica, puede generar modelos predictivos para medir el rendimiento académico, los cuales van mejorando con cada abastecimiento de datos.

Gerarld, Seshadri (2016) Tuvieron como objetivo demostrar como las interacciones en internet que tienen las personas se transforman en datos de alto valor para potenciar cualquier negocio, los resultados indican que los datos generados por internet si son de alto valor para cualquier negocio siempre y cuando sean administrados de manera coherente, por otro lado, O´ Leary (2016) tuvo como objetivo demostrar como el data mining ejecutado en Twitter sirve para generar modelos predictivos para satisfacer necesidades de clientes y los resultados indicaron que Twitter puede proveer información de alto valor gracias al datamining las cuales pueden ser aplicables para la gestión de estrategias inteligentes, Valery, Barbosa, Feng (2016) tuvieron como objetivo demostrar como el datamining puede extraer datos de las redes sociales de forma óptima, los resultados indican que el data minig puede recopilar datos de forma óptima y aplicarlo en varios campos para la toma de decisiones, Taranu (2016) como el datamining puede anticipar las tendencias de condiciones médicas de un paciente, los resultados indican que el datamining permite localizar patrones predictivos que varíen la condición médica de los pacientes, los cuales ayudan al trabajo preventivo. Abu (2016) tuvo como objetivo demostrar como el datamining puede predecir el rendimiento de los estudiantes, los resultados indican que no solo se predice el rendimiento de los estudiantes si no también el comportamiento, los cual ayuda a planificar estrategias a medida de la organización, Kenedy, Moss (2015) tuvieron como objetivo demostrar como el dataminno puede extraer de forma eficiente conocimiento de las redes sociales, los resultados indican que la dataminng permite adquirir información de alto valor de los usuarios de redes sociales para distintas aplicaciones, los cuales se van actualizando de forma constante. Elayditon, Bahari (2015) tuvieron como objetivo demostrar la relación del CRM y el datamining para prevenir de forma eficiente el comportamiento del cliente, los resultados indicaron, que si existe una relación alta entre el CRM y el dataminng para detectar patrones de comportamiento en clientes dado que el CRM

registra la información y el datamining la procesa. Krzyztof (2015) tuvo como objetivo descubrir los patrones de uso de electrodomésticos, para así medir los consumos de forma inteligente, los resultados indican que el datamining permite de forma eficiente encontrar los patrones de uso y así estimar demanda y entender las tendencias

Referente a tesis Nacionales, Cheng. (2019), tuvo como objetivo utilizar las metodologías de data minig para cuantificar las interacciones de los usuarios en TripAdvisor y analizar la satisfacción de los mismos, los resultados obtenidos indican que el datamining permite encontrar patrones de comportamiento los cuales sirven para analizar la satisfacción de los clientes y aplicar estrategias coherentes, no obstante, Con respecto a tesis internacionales Seddik (2018) tuvo como objetivo demostrar como las redes basadas en data mining optimizan el despacho logístico aéreo y los resultados indicaron que el datamining si optimiza el despacho logístico aéreo, dado que tiene facilidad de procesar de forma ágil los altos volúmenes de datos producto de la gestión de despacho aéreo, por otro lado, Bandaru, Amos, Den (2017) Tuvieron como objetivo demostrar que los métodos del datamining, son perfectamente compatibles para optimizar el cumplimiento de objetivos de una organización, los resultados indicaron que si existe una alta compatibilidad, pero que depende mucho del nivel de conocimiento de los operadores de la estrategia.

Para generar una valides, la investigación tomo como teoría científica para la variable dataminng, la teoría matemática de la comunicación, la cual fue propuesta por Claude E Shannon y Warren Weaver en la década de los años 1940 en su artículo científico titulado mathematical theory of communication, centrándose en los problemas que surgen en los sistemas en los sistemas diseñados a manipular información y como obtener la mejor información, por otro lado desarrolla una explicación sobre el proceso de transferencia de información el cual un ente cibernético, recibe y capta información, la codifica y la convierte en un sistema cifrado de transmisión, pasándolo de esa forma a un centro de coordinación que la descodifica, para luego tomar decisiones

Con relación a la variable gestión de procesos de negocio (BPM) los artículos científicos tomados como antecedentes son: Steiner (2019) tuvo como objetivo demostrar como las BPM son un pilar fundamental para la sostenibilidad d ellos negocios actuales, los resultados indicaron que las BMP optimizan de forma total

los negocios, pero que es importante plantear una estrategia de seguimiento de tareas para asegurar el cumplimiento de objetivos, siempre y cuando sea controlado, Radolsavljevic (2019) tuvo como objetivo en demostrar la relación que existe entre las BPM y la mejora de la gestión de personas, los resultados indican que si existe relación entre la mejora de la gestión de personas y el BPM, dado que la tecnología en la cual se da soporte el BPM se encarga de automatizar todos los procesos que implican a ambos, por otro lado, Zelt, Recket, Schmiedel, Vom Brocke (2019) tuvieron como objetivo ofrecer una teoría de contingencia para las BPM, que propone factores de contingencia relevantes para una gestión exitosa, los resultados indican que un plan de contingencia en el BPM, permite mitigar las problemáticas en la gestión, lo cual se traduce en un ahorro de costos y protección del cumplimiento de los tiempos de gestión, Lamont (2019), tuvo como objetivo demostrar como las BMP pueden ayudar de forma efectiva a cumplir el GDPR, los resultados indican que por la naturaleza de automatización y control que tiene el BPM, es una opción eficiente para cumplir el GPDR. Radescu, Ardelean (2019) tuvieron como objetivo desarrollar una aplicación de aprendizaje de procesos bancarios basados en BPM, los resultados indican que enfocar el desarrollo de la aplicación en BPM, permitió a que no solo sirva para optimizar los procesos bancarios si no también otros procesos de suma importancia en la organización

Hammer (2018), tuvo como objetivo demostrar como las BPM, pueden optimizar de manera integrada todos los procesos de una empresa en situación de riesgo y los resultados indican, que las BPM si optimizan los procesos de una empresa en riesgo pero que es necesario aplicar estrategias de sostenibilidad, Mendling, Weber, Von Brocke (2018) tuvieron como objetivo demostrar como las BPM, sirve para tener un mejor control sobre la tecnología Block Chain, se utilizó, el resultado indica que las BMP permiten optimizar el control de la tecnología Block Chain, dado que el BPM se centra en gestionar los procesos de forma coherente y Block Chain es una tecnología con procesos altamente complejos, Klun,Trkman (2018), tuvo como objetivo explorar el estado actual del BPM, para verificar si es sostenible en el futuro, los resultados indicaron que las BPM serán de mucha utilidad en el futuro, dado que puede adaptarse a las nuevas tecnologías, lo cual da posibilidades infinitas de actualizaciones y mejoras, no obstante, Melinova, Mendling (2018) tuvo como objetivo demostrar como el BPM e su factor clave de

éxito en las organizaciones, los resultados indican que las BMP, pueden optimizar la gestión de cualquier organización por su naturaleza adaptable.

Grefen, Turetken (2017) tuvieron como objetivo demostrar como las BPM influyen en la optimización de los e-comerce, los resultaos indican que las BPM no solo influyen en la eficiencia de los e-comerce, sino también en su sostenibilidad dado que se encarga de analizar cada etapa del proceso los cuales abarca desde la prospección hasta las estrategias de recompra, no obstante para Hvan, Raymi, Moller (2016) tuvieron como objetivo demostrar la relación del BMP, en la mejora de la gestión TI, los resultados indicaron que si existe una relación elevada de las BMP con respecto a la gestión eficiencia de las gestión de TI, debido a que ambos coinciden en que a mejor tecnología, mayor posibilidad de eficiencia, en las organizaciones.

Buyya, Chang (2016) tuvieron como objetivo verificar cual es la relación de las BMP, con la gestión del internet de las cosas los resultados indican que a mayor eficiencia de la BMP mejora la gestión del internet de las cosas, dado que al ser una tecnología que carácter autómata, el BMP permite administrarla de forma inteligente, Tannock, Pawar, Brasiotis,Pradapwong (2015), tuvo como objetivo analizar la relación de las BPM, la cadena de suministro y el desempeño organizacional, Los resultados indican que si hay una relación representativa debido a que sus procesos son altamente compatibles debido a que en la cadena de suministro el análisis de cada proceso implica aumentar la posibilidad de mejores resultados. Rosemann, Vom Brocke (2014) tuvieron objetivo demostrar como el BPM, puede adaptarse a cualquier organización independientemente a su dimensión, los resultados indicaron, que el BPM, puede adaptarse a cualquier organización, pero depende mucho del seguimiento y la tecnología disponible

Referente a las tesis nacionales, Calle (2014) tuvo como objetivo general implementar una solución para automatizar los procesos de gestión de reclamos de una entidad financiera usando las BPM, los resultados indicaron que gracias a los procesos BMP, la gestión de reclamos tiene procesos óptimos y sostenibles, dado que se encarga de realizar un seguimiento exhaustivo a cada etapa del proceso de reclamo, lo cual se traduce en mayor satisfacción. Referente a tesis internacionales Seyfried (2019) tuvo como objetivo demostrar como las BPM, en combinación con las TI, generan altas oportunidades de desarrollo, los resultados indican que las BPM, asistidas con una gestión eficiente de TI, optimizan cualquier

organización que tenga la capacidad de adecuar estos procesos, Por otro lado, Erasmus (2019) tuvo como objetivo aplicar las BMP en la gestión de procesos en producción y manufactura, los resultados indicaron que las BMP, son perfectamente compatibles en los procesos industriales a gran escala.

Con respecto a las teorías científicas relacionadas a la investigación, se ha tomado como base referencial la Teoría General de sistemas (TGS), Llamada también teoría general de sistemas (TGS) Propuesta por Ludwig Von Bertalanffy en 1950, Estudia la complejidad de cada proceso de un sistema, para así entender la contribución de cada parte y como cada uno de estos procesos influye en el resultado final de la actividad del sistema

Bertalanfly (1968) indica que la teoría general de sistemas es un instrumento que facilita modelos utilizables y transferibles entre diferente campos y elementos (interacción e interdependencia) para ser medidos cuantitativa y cualitativamente y analizar como la modificación de un elemento del sistema altera el resultado.

También existe coherencia con los artículos científicos publicado por

III. METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño de la investigación

3.1.1. Tipo de la investigación: Aplicada

Para la validación del tipo de investigación se ha tomado como referencia ha Bahena (2014) quien define, que la investigación aplicada, concentra su enfoque en las posibilidades concretas de llevar a la práctica las teorías generales y destinan sus esfuerzos en la resolución de las necesidades de la sociedad e individuos.

3.1.2. Diseño de la investigación: No experimental de corte transversal

La investigación aplicó el diseño no experimental, pero para validar de forma teórica se tomó como referencia ha, Hernández, Fernández y Batista (2014) que definen que el diseño es la estrategia que se desarrolla para adquirir información que se necesita en una investigación y responder el planteamiento, no obstante la investigación utilizó el tipo de diseño no experimental lo cual para validar la aplicación de su uso, se tomó como referencia Hernández et al. (2014) indica que los estudios que se ejecutan sin la modificación del estado natural de las variables y en los que solo se observan los fenómenos en su ambiente para analizarlos. Con respecto a la transversalidad de la investigación se toma como fundamento teórico al libro de Hernández et al. (2014) que definen la investigación de corte transversal recopilan datos en un momento único.

Nivel de la investigación: Explicativo- Causal

Debido a que en la investigación utilizó el nivel explicativo-causal, para validar la elección, se tomó como referencia ha Bernal (2014) el cual define, que la investigación explicativa busca plantear el porqué de las cosas o fenómenos y analizan las causas y efectos de la correlación entre variables.

Método de la investigación: Hipotético- Deductivo

Según Bernal (2010) el método- Hipotético deductivo se define como un procedimiento que plantea Hipótesis y busca refutar o falsear a las mismas, deduciendo de ellas conclusiones que deben confrontarse con hechos.

Enfoque de la investigación: Cuantitativo

La investigación ha empleado el enfoque cuantitativo y para sustentar la elección del enfoque mencionado se citó a Hernández, et al. (2014) que definen al enfoque cuantitativo emplear la recolección y consolidación de datos para validar la investigación tomando como base medición cuantitativa y el análisis estadístico, con el fin de establecer pautas de comportamiento y probar teorías.

3.2. Variables y operacionalización

3.2.1. Variable independiente: Data mining

Kantardzic (2019) Indica que el data mining busca obtener información de alto valor, extrayéndola de fuente de datos en bruto, utiliza diversos métodos que se dan soporte en la tecnología, se vuelve una fuente confiable para la toma de decisiones basadas en inteligencia.

Con respecto a las dimensiones se tomaron en cuenta las siguiente

Dimensión: Procesamiento de los datos

Según Brown (2014) define que el procesamiento de datos hace referencia a la comprobación de la calidad de los datos, para poder modelarlos de manera óptima, en esta fase del trabajo se busca transformar los datos de su forma natural a un modelo ideal propio del negocio y las necesidades de análisis.

Indicadores de la dimensión procesamiento de datos

Para poder medir la dimensión procesamiento de datos, se utilizaron los siguientes indicadores: dimensionamiento de los datos, calidad de los datos y precisión del procesamiento.

Dimensión: Análisis de los resultados

Para definir la dimensión de forma valida, se tomó como referencia a Brown (2014) que indica, que el análisis de resultados, es un proceso donde verificamos si el proceso utilizado ha sido eficiente y a su vez verificar si los resultados se encuentran dentro de las expectativas, se ejecuta varias pruebas en distintos escenarios del negocio, antes de valorarla.

- Indicadores de la dimensión análisis de resultados

Para el caso de la dimensión mencionada se utilizaron los indicadores, costos operativos, tiempos de operación, efectividad del resultado, los cuales han servido para realizar las mediciones.

Dimensión: Valoración

Según Brown (2014) define que la valoración, es un proceso en donde se revisa el nivel de contribución (valor) del modelo creado para el análisis de datos, se verifica cual es el nivel de importancia de la información y conocimiento obtenido, para el cumplimiento de objetivos de negocio.

Indicadores de la dimensión valoración

Los indicadores utilizados para esta dimensión fueron: nivel de precisión, conocimiento obtenido y scoring.

3.2.2. Variable dependiente: Gestión de procesos de negocio (BPM)

Referente a las teorías relacionadas a la variable gestión de procesos de negocio (BPM), Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión orientadas a procesos que ayudan a mejorar la eficiencia y eficacia de los servicios que producen valor, dándose soporte constante en la tecnología, medición y control de los procesos manuales y automáticos, con el fin de innovar y optimizar los procesos de principio a fin, con la finalidad de cumplir los objetivos organizacionales con mayor agilidad, rentabilidad y sostenibilidad, por otro lado Hitpass (2017) define que los procesos de negocio son los que generan valor en el cliente y a su vez son un conjunto de actividades que impulsadas por eventos y se ejecutan en una cierta secuencia que crean valor para un cliente interno o externo y están divididos en tres Proceso de negocio estratégicos, Para la planificación de la estrategia corporativa, Proceso de negocio operativos, Son los procesos que intervienen en la actividad principal de la empresa y Proceso de negocio de control, Orientados a monitorear, prever y corregir desviaciones.

Con respecto a las dimensiones tomadas para la variable gestión de proceso de negocio se tomaron en cuenta las siguientes:

Dimensión: Nivel tecnológico

Para definir la dimensión nivel tecnológico se tomó la definición de Sarsanedas (2017) el cual indica que, el nivel tecnológico es el conjunto de los medios técnicos disponibles para realizar las tareas y a su vez mide la capacidad de esos medios para realizar las actividades para las cuales están destinadas.

Indicadores de la dimensión nivel tecnológico.

Los indicadores que se utilizaron para medir la dimensión mencionada fueron, la actualización tecnológica, nivel de automatización y calidad de la tecnología.

Dimensión: Indicadores de medición de desempeño (KPI)

Para definir la dimensión indicadores de medición de desempeño (KPI), se ha tomado como referencia a Hitpass (2017) el cual define que los indicadores de medición desempeño o KPI por sus siglas en inglés (key perfomance indicator) son aquellos hitos o señalizadores claves del desempeño y mide el grado de cumplimiento de los objetivos y sus deviaciones.

- Indicadores de la dimensión KPI

Con respecto a los indicadores para medir la dimensión KPI, se eligieron a la capacidad productiva, efectividad de la gestión y la calidad de gestión.

Dimensión: Dueño del proceso.

Con respecto a la dimensión dueño de proceso, Hitpass (2017) define, llamado también, suele ser un miembro de la alta dirección de la empresa y responsable de una línea de negocio completa y de plasmar la estrategia del proceso de negocio, es la persona que toma las decisiones y asigna los recursos, para que la gestión del BPM sea optima, la responsabilidad del resultado recae en él.

- Indicadores de la dimensión dueño del proceso.

Referente a los indicadores dueños de proceso se tomarán en cuenta los siguientes indicadores: conocimiento certificado, gestión de recursos y capacidad resolutiva.

La consolidación de las definiciones teóricas y operacionales de nuestras variables estarán ubicadas en la matriz operacionalización de variables ubicados en el anexo 1

3.3. Población, Muestra y muestreo

La investigación o universo de estudio estuvo conformada por la totalidad de colaboradores que son 81 de la empresa Calling Perú SAC, ubicado en calle Amador Merino Reyna 467, distrito de San Isidro. Lo manifestado se sustenta con Hernández, et. al (2014) quienes definen que la población es el conjunto de todos los casos que concuerdan con determinadas características.

Criterios de inclusión:

- colaboradores en planilla con más de un año de antigüedad.

-Colaboradores con acceso a información de gestión para realizar sus actividades.

Criterios de exclusión

- -Colaboradores con menos de un año de servicio.
- -Colaboradores que realizan servicio de mantenimiento.
- -Colaboradores que realizan servicios de seguridad.

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.4.1. Técnica

La técnica que se aplicó en la investigación para recolectar los datos fue la encuesta, dicha aseveración se sustentó con Bernal (2014) que define a la encuesta como la técnica más utilizada y se fundamenta en un conjunto de preguntas o cuestionario que se prepara con el objetivo de recaudar información de las personas.

3.4.2. Instrumento

Referente al instrumento para recopilar los datos, la investigación utilizó el cuestionario y para poder sustentar la elección se tomó como referencia ha Hernández, et. al (2014) que definen que el cuestionario es un conjunto de preguntas respecto a las variables que se van a medir.

3.4.3. Validez del instrumento

El Instrumento ha sido validado por el método de juicio de expertos, los mismos que estuvieron conformados por cinco docentes de la escuela de administración de la universidad César Vallejo, los cuales son: el Dr. Dávila Arenaza Víctor Demetrio, Dr. Vásquez Espinoza Juan Manuel, Dr. Carranza Estela Teodoro, Dr. Manrique Céspedes Julio y Mg. Barca Barrientos Jesús, los mismos que están comprendidos en el anexo N°2 llamados Validez por el método juicio de expertos de las variables datamining y gestión de procesos de negocio y matrices debidamente suscritas en la "La Matriz de validación del instrumento de obtención de datos " quienes

analizaron y dieron su opinión respecto a cada ítem del cuestionario, con respecto a las variables, dimensiones e indicadores respectivos

Dicha afirmación se sustentó por Hernández, et al. (2014) quienes afirman que la validez del instrumento por juicio de expertos, es el nivel en el que se mide la variable, según el criterio de profesionales especializados en el tema de la investigación.

3.4.4. Confiabilidad del instrumento

La confiabilidad del instrumento ha sido determinada mediante el estadístico Alfa de Cronbach y el procesamiento de datos se realizó en el programa SPSS teniendo como fuente de información los resultados de una encuesta piloto a una muestra compuesta por 10 sujetos de estudios. El resultado de fiabilidad fue de 0.863 que según la escala de coeficiente de Alfa de Cronbach es una fiabilidad muy alta. Dicho procedimiento se sustenta con Bernal (2010) quien define que la confiabilidad de un instrumento está referida al proceso mediante el cual se valida si los resultados son coherentes o no al aplicar reiteradas veces en la misma muestra.

El resumen de los resultados de fiabilidad se podrá verificar en el anexo N°3.

3.5. Procedimientos

3.5.1. Metodología para obtener los datos

- Se preparo los instrumentos para obtención de datos de acuerdo a la muestra establecida de 81 cuestionarios
- Se solicito la base de datos de contacto de los colaboradores de la empresa Calling SAC y se les envío un link para ingresar a la encuesta virtual mediante el aplicativo WhatsApp para que puedan completar el cuestionario a través d ellos formularios de Google
- Se recepcionó por la misma vía los 81 formularios, debidamente consignados por los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC

3.5.2. Coordinación y autorización del contexto de estudio.

- Se coordino con la gerencia de operaciones con el fin de que autorice el desarrollo de la investigación en la empresa antes mencionada.
- Se logró la autorización respectiva el 03-06-2020, la misma que se adjunta en la presente tesis.

3.5.3. Procesamiento de los datos

- Una vez obtenido los 81 cuestionarios, se volcaron los datos a una hoja de cálculo de Excel, para realizar la tabulación de los resultados.
- Tabulado los resultados, se procesaron en el software SPSS para así obtener las pruebas de hipótesis, tabulaciones, gráficos y resultados, para su posterior interpretación.

3.6. Método de análisis de datos

3.6.1. Método de análisis descriptivo

Se Realizó el método de análisis descriptivo de los datos recogidos mediante el instrumento de investigación de cada variable y dimensiones de estudio lográndose tablas y gráficas de frecuencia mediante el uso del software SPSS a nivel de variables y dimensiones de la investigación; las mismas que fueron analizadas e interpretadas; dicha acción fue sustentado con Hernández, et al. (2014) quienes definen que la estadística descriptiva para cada variable es el proceso de describir datos, los valores o puntuaciones obtenidas para cada variable mediante la distribución de las frecuencias o distribuciones de cada variable.

3.6.2. Método de análisis inferencial

Se realizó el análisis inferencial respecto a las hipótesis planteadas mediante el programa SPSS el mismo que nos da como resultado el nivel de correlación y significancia, mediante el estadístico de Roh Spearman; los que han permitido aceptar o rechazar la hipótesis; así mismo dichos resultados han sido debidamente interpretados con el propósito de concluir si existe o no influencia entre las variables respectivas. Dicha acción se ha sustentado con Hernández, et al. (2014) quienes definen que la estadística inferencial se utiliza fundamentos para probar hipótesis y estimar parámetros.

3.7. Aspectos Éticos

La investigación ha sido desarrollada con autenticidad y transparencia, respectando el derecho intelectual sobre las fuentes relacionadas con la variable data mining y gestión de procesos de negocio, citando a los autores, siguiendo las normativas del manual APA y a su vez parafraseando las ideas de la literatura revisada, para evitar la duplicidad del contenido, así mismo se ha respetado el anonimato de los sujetos de estudio y la veracidad y exactitud de los resultados obtenidos.

IV. RESULTADOS

4.1. Análisis descriptivo

Los resultados obtenidos luego de procesar los datos obtenidos con el instrumento de recolección de datos en el software SPSS con respecto a las variables y sus dimensiones fueron los siguiente:

4.1.1. Resultados de la variable independiente datamining y sus dimensiones

Tabla 1 Data mining Agrupada

	Frecuencia	Porcentaje
ocasionalmente	4	4,9
casi siempre	65	80,2
siempre	12	14,8
Total	81	100,0

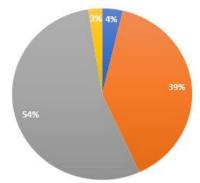


Figura 1: variable datamining

Interpretación: De acuerdo a los resultados obtenidos de las encuestas ejecutadas a los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, referente a la aplicación del datamining que comprende las dimensiones procesamiento de los datos, análisis de resultados y valoración, en su aportación en la organización como instrumento de gestión de datos, indicaron lo siguiente el 80.2% consideran casi siempre, el 14.8% siempre y 4% ocasionalmente.

4.1.1.1. Interpretación de los resultados de la dimensión Procesamiento de los datos

Tabla 2 Procesamiento de los datos agrupada



			Frecuencia	Porcentaje
		ocasionalmente	20	24,7
	Válido	casi siempre	53	65,4
	valido	siempre	8	9,9
		Total	81	100,0
			Frecuencia	Porcentaje
		Casi Nunca	3	3,7
		Ocasionalmente	32	39,5
V	/álido Casi siempre		44	54,3
		Siempre	2	2,5
		Total	81	100,0
			<u> </u>	



Figura 2: Procesamiento de los datos

Interpretación: Los resultados obtenidos mediante la técnica encuesta con relación a la frecuencia de la aplicación de la compilación y tratamiento de la información que perciben los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, lo cual está comprendido en la dimensión procesamiento de los datos que incluye los indicadores: Dimensionamiento de los datos, Calidad de los datos y precisión del procesamiento, consideran que el 54.3% casi siempre, 39.5% ocasionalmente, 3,7% casi nunca y 2.5% siempre.

4.1.1.2. Interpretación de los resultados de la dimensión análisis de resultados

Tabla 3: Análisis de resultados



Interpretación: Los resultados obtenidos mediante la técnica encuesta con relación a la precisión del monitoreo de las operaciones de revisión de datos que perciben los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, lo cual está comprendido en la dimensión Análisis de resultados que incluye los indicadores: Costos operativo, tiempos de operación y efectividad del resultado, consideran que el 65.4% casi siempre, 24.7% ocasionalmente y 9.9% siempre.

4.1.1.3. Interpretación de los resultados de la dimensión valoración.

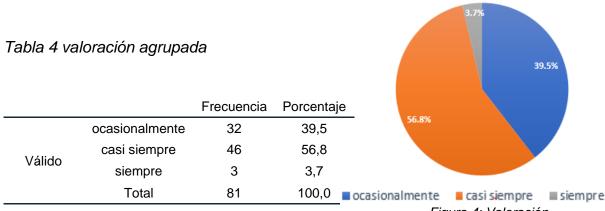


Figura 4: Valoración

Interpretación: Los resultados obtenidos mediante la técnica encuesta con relación a la evaluación de la importancia y contribución de la información facilitada que perciben los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, lo cual está comprendido en la dimensión Análisis de resultados que incluye los indicadores: Nivel de precisión, conocimiento obtenido y scoring consideran que el 56.8% casi siempre, 39.5% ocasionalmente y 3.7% siempre.

4.1.2. Resultados de la variable dependiente gestión de procesos de negocio (BMP) y sus dimensiones.

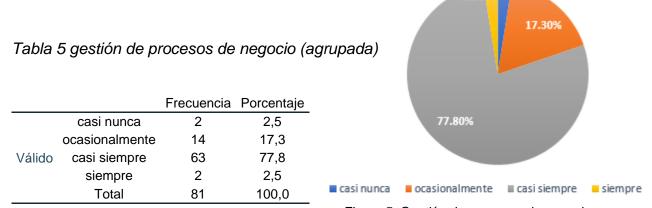


Figura 5: Gestión de procesos de negocio

Interpretación: De acuerdo a los resultados obtenidos de las encuestas ejecutadas a los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, referente a la aplicación de la gestión de procesos de negocio (BPM) que comprende las dimensiones nivel tecnológico, indicadores de medición de desempeño (KPI) y dueño del proceso, en su aportación en la organización como instrumento de optimización de procesos, indicaron lo siguiente el 77.8% consideran casi siempre, el 17.3% ocasionalmente,2.5% siempre y 2.5% casi nunca.

4.1.2.1 Interpretación de los resultados de la dimensión nivel tecnológico

Tabla 6 Nivel tecnológico

		Frecuencia	Porcentaje
	casi nunca	3	3,7
	ocasionalmente	35	43,2
Válido ca	casi siempre	42	51,9
	siempre	1	1,2
	Total	81	100,0



Figura 6: Nivel Tecnológico

Interpretación: Los resultados obtenidos mediante la técnica encuesta con relación a la capacidad y calidad de infraestructura tecnológica para la ejecución de procesos, que perciben los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, lo cual está comprendido en la dimensión nivel tecnológico de resultados que incluye los indicadores: Actualización tecnológica, nivel de automatización y calidad de la tecnología, consideran que el 51.9% casi siempre, 43.2% ocasionalmente y 3.7% casi nunca.

4.1.2.2. Interpretación de los resultados de la dimensión indicadores de medición de desempeños (KPI)

Tabla 7 Indicadores de medición de desempeño (KPI)

		Frecuencia	Porcentaje
	ocasionalmente	13	16,0
Válido	casi siempre	52	64,2
	siempre	16	19,8
	Total	81	100,0



Figura 7: KPI

Interpretación: Los resultados obtenidos mediante la técnica encuesta con relación a la medición constante de la gestión de las actividades y resultados, que perciben los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, lo cual está comprendido en la dimensión

nivel tecnológico de resultados que incluye los indicadores: Actualización tecnológica, nivel de automatización y calidad de la tecnología, consideran que el 64.2% casi siempre,18.8% siempre y 16% ocasionalmente.

4.1.2.3. Interpretación de los resultados de la dimensión dueño/especialista de proceso

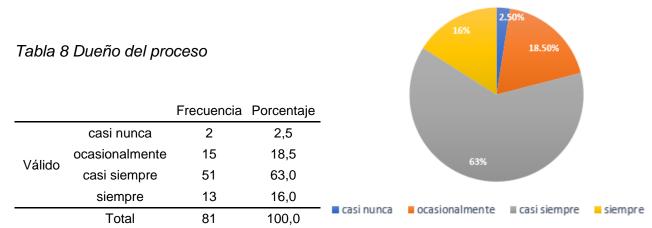


Figura 8: dueño del proceso

Interpretación: Los resultados obtenidos mediante la técnica encuesta con relación al nivel de cualidades, desempeño y resultados de los responsables de procesos, que perciben los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, lo cual está comprendido en la dimensión dueño de proceso que incluye los indicadores: conocimiento certificado, gestión de recursos y capacidad resolutiva, consideran que el 63% casi siempre,18.5% ocasionalmente, 16% siempre y 2,5% casi nunca.

4.2. Pruebas de normalidad

Tabla 9 prueba de normalidad

Pruebas de normalidad						
		Kolmogorov-			Shapiro-	
	Estadístico	Smirnov gl	Sig	Estadístico	Wilk gl	Sig.
GESTIÓN DE PROCESOS DE NEGOCIO (AGRUPADA)	0.453	81	0,000	0.606	81	0,000
DATAMINING AGRUPADA	0.441	81	0,000	0.593	81	0,000

H₀ la distribución de datos muestrales es normal

H₁ la distribución de datos muestrales no es normal

Regla de decisión

Si α<0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna.

Si α>0.05 se rechaza la hipótesis alterna y se acepta la hipótesis nula.

Interpretación: de acuerdo a los resultados que se aprecian en la tabla 9 prueba de normalidad, la significancia encontrada de acuerdo al estadístico de Kolmogoriv-Smirnov es 0.000 y de acuerdo a la regla de decisión α <0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna por tanto la distribución en la muestra es no normal o paramétrica

4.3. Análisis inferencial

4.3.1. prueba de hipótesis General

Rango	Relación		
-0.91 a -1.00	Correlación negativa perfecta		
-0.76 a -0.90	Correlación negativa muy fuerte		
-0.51 a -0.75	Correlación negativa considerable		
-0.11 a -0.50	Correlación negativa media		
-0.01 a -0.10	Correlación negativa débil		
0.00	No existe correlación		
+0.01 a +0.10	Correlación positiva débil		
+0.11 a +0.50	Correlación positiva media		
+0.51 a +0.75	Correlación positiva considerable		
+0.76 a +0.90	Correlación positiva muy fuerte		
+0.91 a +1.00	Correlación positiva perfecta		

Tabla 10 Niveles de correlación

Nota: Tomado de Metodología de la investigación, Sexta edición, por Hernández, R., Fernández, C., y Baptista, P., 2014, México D.F., México: McGraw-Hill

Regla de decisión:

Si α<0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna.

Si α>0.05 se rechaza la hipótesis alterna y se acepta la hipótesis nula.

H₁: Si Existe influencia del datamining en la gestión de procesos de negocios en la empresa Calling

H₀: No Existe influencia del datamining en la gestión de procesos de negocios en la empresa Calling

Tabla 11

Resumen de resultados de Hipótesis General

Modelo	R	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Sig. Cambio en F
1	,573ª	0.328	0.42966	0.000

Tabla 12

	Suma de cuadrados	gl	media cuadrática	F	Sig
Regresión	4.205	1	4.205	22.776	,000
residuo	14.584	79	0.185		
total	18.799	80			

Interpretación: De acuerdo a los resultados que se muestran en la tabla 10 el coeficiente de correlación Rho de Spearman es 0,573, el mismo que de acuerdo a la tabla 9 "coeficiente de correlación", considera como correlación positiva considerable, por otro lado se verifica también que el R² ajustado (coeficiente de determinación) es de 32.8% información que permite concluir que la variable independiente data mining influye en la variable gestión de procesos de negocio en un 32.8%, no obstante la significancia mostrado en la tabla 12 es de 0,00 y de acuerdo a la regla de decisión

Sig. α<0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna; en consecuencia, se ha determinado que existe influencia positiva considerable entre las variables data mining y Gestión de procesos de negocio

4.3.2. Prueba de hipótesis especificas

- Hipótesis especifica 1: ¿Existe influencia entre Datamining en los niveles tecnológicos en la empresa Calling?
- Regla de decisión:

Si α<0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna.

Si α>0.05 se rechaza la hipótesis alterna y se acepta la hipótesis nula.

H₁: Si Existe influencia del datamining en la dimensión nivel tecnológico en la empresa Calling

H₀: No Existe influencia del datamining en la dimensión nivel tecnológico en la empresa Calling

Tabla 13

Resumen de resultados de Hipótesis especifica 1

Modelo	R	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Sig. Cambio en F
1	,512ª	0.2621	0.5807	0.0318

Tabla 14

Anova

	Suma de cuadrados	gl	media cuadrática	F	Sig	
Regresión	1.611	1	1.611	4.779	,003	_
residuo	26.636	79	0.337			

total 28.247 80

Interpretación: De acuerdo a los resultados que se muestran en la tabla 13 el coeficiente de correlación Rho de Spearman es 0,512, el mismo que de acuerdo a la tabla 9 "coeficiente de correlación", considera como correlación positiva considerable, por otro lado se verifica también que el R^2 ajustado (coeficiente de determinación) es de 26.21% información que permite concluir que la variable independiente data mining influye en la dimensión nivel tecnológico en un 26.21%, no obstante la significancia mostrado en la tabla 14 es de 0,03 y de acuerdo a la regla de decisión Sig. α <0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna; en consecuencia, se ha determinado que existe influencia positiva media entre las variable data mining y la dimensión nivel tecnológico.

- Hipótesis especifica 2: ¿Existe influencia entre Datamining y los indicadores de medición de desempeño en la empresa Calling?
- Regla de decisión:

Si α<0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna.

Si α>0.05 se rechaza la hipótesis alterna y se acepta la hipótesis nula.

H₁: Si Existe influencia del datamining en la dimensión indicadores de medición de desempeño en la empresa Calling.

H₀: No Existe influencia del datamining en la dimensión indicadores de medición de desempeño en la empresa Calling.

Tabla 15

Resumen de resultados de hipótesis especifica 2

Modelo	R	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Sig. Cambio en F
1	,554ª	0.306	0.51768	0.000

Anova

	Suma de cuadrados	gl	media cuadrática	F	Sig
Regresión	5.49	1	5.49	20.466	,000
residuo	21.171	79	0.268		
total	26.661	80			

Tabla 16

Interpretación: De acuerdo a los resultados que se muestran en la tabla 13 el coeficiente de correlación Rho de Spearman es 0,554, el mismo que de acuerdo a la tabla 9 "coeficiente de correlación", considera como correlación positiva considerable, por otro lado se verifica también que el R^2 ajustado (coeficiente de determinación) es de 30.6% información que permite concluir que la variable independiente data mining influye en la dimensión nivel tecnológico en un 30.6%, no obstante la significancia mostrado en la tabla 16 es de 0,00 y de acuerdo a la regla de decisión Sig. α <0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna; en consecuencia, se ha determinado que existe influencia positiva considerable entre las variable data mining e indicadores medición de desempeño.

- Hipótesis especifica 3: ¿Existe influencia entre Datamining y la dimensión dueño/especialista del proceso de en la empresa Calling?
- Regla de decisión:

Si α<0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna.

Si α>0.05 se rechaza la hipótesis alterna y se acepta la hipótesis nula.

H₁: Si Existe influencia del datamining en la dimensión dueño/ especialista de proceso en la empresa Calling.

H₀: No Si Existe influencia del datamining en la dimensión dueño/ especialista de proceso en la empresa Calling.

Tabla 17

Resumen de resultados de hipótesis especifica 3

	Modelo	R	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Sig. Cambio en F
1		,547ª	0.299	0.59620	0.001

Tabla 18 Anova

	Suma de cuadrados	gl	media cuadrática	F	Sig
Regresión	3.856	1	3.856	10.848	,001
residuo	28.081	79	0.355		
total	31.937	80			

Interpretación: De acuerdo a los resultados que se muestran en la tabla 13 el coeficiente de correlación Rho de Spearman es 0,547, el mismo que de acuerdo a la tabla 9 "coeficiente de correlación", considera como correlación positiva considerable, por otro lado se verifica también que el R^2 ajustado (coeficiente de determinación) es de 29.9% información que permite concluir que la variable independiente data mining influye en la dimensión nivel tecnológico en un 29.9%, no obstante la significancia mostrado en la tabla 18 es de 0,01 y de acuerdo a la regla de decisión Sig. α <0.05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna; en consecuencia, se ha determinado que existe influencia positiva considerable entre las variable data mining y la dimensión dueño/especialista del procesos

V. DISCUSIÓN

5.1. Objetivo General

El objetivo general de la investigación ha sido determinar la influencia del datamining en la gestión de procesos de negocio; al respecto y de acuerdo a los resultados obtenidos mediante el estadístico Rho de Spearman con un coeficiente de 0.573, se ha establecido que existe una influencia positiva considerable entre la variable independiente datamining y la variable dependiente gestión de proceso de negocio, por otro lado el R² es de 32.8% por lo que se concluyó que la influencia del datamining sobre la gestión de procesos de negocio es de 32.8%.

Dicho resultado está dentro de los alcances de la teoría matemática de la información de Shannon y Webear (1940) quien define que la información es procesada por un elemento cibernético el cual se encarga de codificarla para obtener información y luego poder tomar decisiones basadas en inteligencia, dicha información al ser fiable y comprobada gracias a la validación y comprobación servirá como parámetro de decisión y elemento de análisis para las actividades en la cual se haya

solicitado la cual pueda ser aplicable para la resolución de problemas propias del entorno del receptor. Es por ello Bartanafly (1946) indica que la teoría general de sistemas es un instrumento que facilita modelos utilizables y transferibles entre diferente campos y elementos (interacción e interdependencia) para ser medidos cuantitativa y cualitativamente y analizar como la modificación de un elemento del sistema altera el resultado, por otro lado existe coherencia con los artículos científicos de Bartoletti, Pes, Serusi (2018) Concluyeron por que la gestión de dataminng permiten ubicar de forma inteligente y ágil, las tendencias que pueda tener un usuario o empresa del rubro financiero dado que almacenan todos los datos de las gestiones que realizan y al ser analizados de forma eficaz se puede prevenir el fraude bancario y así optimizar los procesos de seguridad del rubro en mención, otro lado, Ying, Cheng, Hemeng (2018) concluyeron que el datamining si puede optimizar la gestión de producción y operaciones debido a que compila todos los datos de las actividades principales de las gestión de operaciones, como lo son la capacidad productiva, niveles de error y horas empleadas entre otros, las cuales permiten poder realizar acciones preventivas gracias a la verificación de las tendencias, los cuales permiten anticiparse o estimar el comportamiento de las operaciones, Gerhard, Seshadri (2016) los cuales concluyeron que el datamining permite potenciar cualquier tipo de negocio gracias a que extrae datos confiables de la organización, del mercado y los competidores, que agrupados y visualizados de forma coherente, permiten detectar patrones de comportamientos y tendencias que permiten ubicar las oportunidades de mejora y las buenas prácticas con el fin de replicarlas y optimizar los procesos y actividades de la organización. No obstante, Radescu y Aredelean, concluyeron que todas las herramientas que se deseen implementar en el comercio electrónico y la banca en línea deben estar sostenida en datos, para asegurar el planteamiento eficiente de indicadores para la gestión de proceso de negocio, puesto a que al ejecutar procesos delicados no deben estar planteados en base a percepciones si no en hecho coherentes pasada en información histórica en la cual se encuentre tendencias para ejecutar estrategias prospectivas, por otro lado Tannock, Pawar y Brasiotis (2019) concluyeron que aplicar una ciencia de datos inteligente permite aumentar las posibilidades de éxito en la implementación de la gestión de proceso de negocio orientadas a optimizar la cadena de suministro ya que se podrá localizar las tendencias y desviaciones de la ejecución de los proceso en tiempo real y con ello se podrán generar estrategias preventivas que permitan tener un resultado eficiente y sostenible.

5.2. Objetivos Específicos.

5.2.1. Objetivo específico 1

El primer objetivo específico de la investigación fue determinar la influencia del procesamiento de los datos en la gestión de procesos de negocio y de acuerdo a los resultados obtenidos con el estadístico Rho de spearman con un coeficiente de 0.512 lo cual establece que existe una influencia considerable entre la dimensión de la variable independiente procesamiento de los datos y la variable dependiente gestión de procesos de negocio, el nivel de significancia es 0.00, así mismo de acuerdo al R² ajustado el cual es de 26.21% indica que la dimensión procesamiento de los datos influye en un 26.21% en la variable dependiente gestión de procesos de negocio.

Dicho resultado está dentro de los alcances de la teoría matemática de la comunicación propuesta por Shanon y Wearber (1940) la cual define que el procesamiento o decodificación de los datos es una parte fundamental del proceso de obtención de información debido a que es allí donde se obtendrá la fuente primaria del conocimiento el cual será enviado al que receptor, de igual manera considera de a mayor calidad en el procesamiento de datos mayor es la calidad de la información obtenida por ende es más confiable y más eficiente para la toma de decisiones, por otro lado en la teoría general de sistemas propuesta por Bartanafly (1948) se indica que parte del proceso de análisis del comportamiento de un sistema, es la verificación de los datos y los resultados para de cada etapa o elemento del sistema para así tener mayor entendimiento del posible resultado que se pueda obtener producto de la actividad sistémica, Así mismo existe coherencia con las conclusiones de los artículos científicos de Ying, Cheng, Hemeng (2018) concluyeron que el procesamiento de datos en el data mining permite ordenar los datos a medida de lo que el negocio e necesita y es en esta etapa donde se van a detectar los elementos clave para encontrar conocimiento el cual en el futuro serpa utilizado para la toma de decisiones.

Por otro lado, Barbosa, Feng (2016) concluyeron que el procesamiento de datos en el datamining es el elemento clave en la obtención de información de alto valor no obstante referente a la variable independiente gestión de procesos de negocios Radolsavljevic (2019) concluye que la gestión de procesos de negocios, optimizan de forma sistemática las empresas, pero que es importante establecer indicadores de medición constante los cuales deben ser controlados de forma frecuente y a tiempo real mediante herramientas tecnológicas, las cuales nos solo permitan medir la operatividad del proceso, si no también almacenar data las cuales una vez procesada servirán como información históricos los cuales servirán para analizar las tendencias

del proceso y entender el comportamiento del mismo para optimizar los recursos que se utiliza

por otro lado, Hammer (2018), concluye que gestión de procesos de negocio puede optimizar los procesos de una empresa en situación de riesgo debido a que inicialmente establece como punto de partida indicadores de medición para poder analizar los resultados a tiempo real, pero también es importante acumular toda la data y poder procesarla para poder analizar las tendencias de los resultados operativos y establecer soluciones a medida de la situación del negocio.

5.2.2. Objetivo específico 2

El segundo objetivo específico fue, Determinar la influencia del análisis de resultados en la gestión de procesos de negocio, que de acuerdo a los resultados obtenidos con el estadístico Rho de Spearman con un coeficiente de 0.554 lo cual establece que existe una influencia considerable entre la dimensión análisis de resultados y la variable dependiente gestión de procesos de negocio así mismo, la Sig.0.00, no obstante de acuerdo al R² ajustado el cual es de 30.6% por lo que la dimensión análisis de resultados influye en un 30.6% en la variable dependiente.

Dicho resultado es coherente con la teoría conceptual de Brown (2014) el cual define, que el análisis de resultados, es un proceso donde verificamos si el proceso utilizado ha sido eficiente y a su vez verificar si los resultados se encuentran dentro de las expectativas, se ejecuta varias pruebas en distintos escenarios del negocio, antes de valorarla. Por otro lado, hitpass (2017) define que en la gestión de procesos de negocio el análisis de resultados medición de indicadores y control de los procesos, son de suma importancia para lograr la optimización en la organización.

Por otro lado, se detecta concordancia con los artículos científicos de Kennedy y Moss, que concluyeron que el análisis de los datos permite ejecutar acciones estratégicas con mayor transparencia dado que se verifica a fondo las posibilidades de aplicación de alguna estrategia basada en datos lo cual permite que el negocio aumente sus posibilidades de no aplicar estrategias que no les permita aumentar su

rentabilidad, por otro lado, O'Leary (2015) concluyó que el análisis de los datos , es un proceso importante para poder conocer el posible contexto u escenario que pueda presentarse y a su vez ejecutar estrategias predictivas que nos permitan estimar que situaciones se puedan presentar en el proceso de operaciones para así no solo establecer un plan para cumplir el objetivo si no también distintas contingencias. No obstante, Bernhard y Astudillo (2019) concluyeron que en la gestión de proceso de negocio el control de los procesos constante y el análisis de resultados constante permite mejorar el desempeño y la calidad de los procesos organizativos, permite que los responsables del proceso puedan entender de una manera más eficiente el entorno en donde operan lo cual tiene como consecuencia que puedan tomar decisiones acorde a la realidad, la cual no solo estén orientadas a resolver el problema o cumplir el objetivo si no también a ser más rentables.

5.2.3. Objetivo específico 3

El tercer objetivo específico fue, Determinar la influencia de la valoración en la gestión de procesos de negocio, que de acuerdo a los resultados obtenidos con el estadístico Rho de Spearman con un coeficiente de 0.547 lo cual establece que existe una influencia considerable entre la dimensión valoración y la variable dependiente gestión de procesos de negocio así mismo al de acuerdo R² ajustado el cual es de 29.9% por lo que la dimensión análisis de resultados influye en un 29.9% en la variable dependiente.

Dicho resultado está dentro de los alcances del libro data mining for dummies de Brown (2014), el cual define que la valoración, es un proceso en donde se revisa el nivel de contribución (valor) del modelo creado para el análisis de datos, se verifica cual es el nivel de importancia de la información y conocimiento obtenido, para el cumplimiento de objetivos de negocio. Por otro lado, los resultados también| están dentro de los alcances del libro BPM Hitpass (2017) define que la valoración permite clasificar los resultados y las estadísticas de los mismos de manera coherente, de tal manera que permitan elegir las estrategias o procesos más eficientes y acorde al contexto de la organización.

Así mismo existe coherencia con las conclusiones de los artículos científicos de turketen, Grefen, Gilsing y Adal (2019) quienes concluyeron que la valoración o scoring, permite clasificar de forma coherente los elementos que intervienen en la

ejecución de los procesos, clasificando desde los más óptimos hasta los que necesitan mayores oportunidades de mejora, de esa manera se puede utilizar los recursos según la necesidad de las circunstancias, por otro lado la valoración sirve para lograr el estándar ideal en un proceso, el cual permite que el rendimiento sea homologado y por ende la capacidad de gestión crece de forma positiva, no obstante Altindag (2015) concluyó que la valoración de los recursos, permiten tomar decisiones inteligentes basados en datos que están ligados al rendimiento del factor humano, recursos tecnológicos, los cuales serán usados de forma coherente sobre todo en los momentos críticos. No obstante Abu (2016) concluye que la valoración de resultados, en el dataminng, permiten analizar qué proceso fue el más eficiente, no solo se trata de lograr el objetivo si no de verificar cual de todos los procesos fue el más optimo y rentable

5.3. Hipótesis

5.3.1. Hipótesis general

La hipótesis general propuesta fue si existe influencia del datamining en la gestión de procesos de negocio en la empresa Calling, para probar dicha hipótesis primero se determinó si la distribución de la muestra es normal o no normal; dado que la muestra está compuesta por 81 sujeto de estudio debido a ello se realizó prueba de normalidad utilizando el estadístico de Kolmogorov- Smirnov el cual día como resultado Sig.0.00, comprobándose que la muestra de distribución es no paramétrica, en consecuencia se determinó utilizar el estadístico no paramétrico Rho de spearman obteniéndose como resultado 0.523 la misma que indica que existe una relación positiva considerable, por otro lado el R² es de 32.8% lo cual indica que la variable independiente datamining influye en un 32.8% en la variable dependiente gestión de procesos de negocio, el nivel de significancia es de 0,00; en consecuencia teniendo en cuenta dicho resultado se ha probado que nuestra hipótesis planteada es verdadera por lo que confirmamos que uno de los hallazgos más importantes de nuestra investigación es que la variable independiente datamining tiene una influencia positiva considerable sobre la variable dependiente gestión de procesos de negocio.

5.3.2. Hipótesis específicas.

5.3.2.1 Hipótesis especifica 1

La hipótesis especifica 1 propuesta fue si existe influencia del datamining en niveles tecnológicos de la empresa Calling, para probar dicha hipótesis primero se determinó si la distribución de la muestra es normal o no normal; dado que la muestra está compuesta por 81 sujeto de estudio debido a ello se realizó prueba de normalidad utilizando el estadístico de Kolmogorov-Smirnov el cual día como resultado Sig.0.00, comprobándose que la muestra de distribución es no paramétrica, en consecuencia se determinó utilizar el estadístico no paramétrico Rho de spearman obteniéndose como resultado 0,512, la misma que indica que existe una relación positiva considerable, por otro lado el R2 es de 26.21% lo cual indica que la variable independiente datamining influye en un 26.21% en la variable dependiente gestión de procesos de negocio, el nivel de significancia es de 0,03; en consecuencia teniendo en cuenta dicho resultado se ha probado que nuestra hipótesis planteada es verdadera por lo que confirmamos que uno de los hallazgos más importantes de nuestra investigación es que la variable independiente datamining tiene una influencia positiva considerable sobre la dimensión nivel tecnológico de la variable dependiente gestión de procesos de negocio.

5.3.2.2. Hipótesis especifica 2

La hipótesis especifica 2 propuesta fue si existe influencia del datamining en los indicadores de medición de desempeño (KPI) de la empresa Calling , para probar dicha hipótesis primero se determinó si la distribución de la muestra es normal o no normal; dado que la muestra está compuesta por 81 sujeto de estudio debido a ello se realizó prueba de normalidad utilizando el estadístico de Kolmogorov-Smirnov el cual día como resultado Sig.0.00, comprobándose que la muestra de distribución es no paramétrica, en consecuencia se determinó utilizar el estadístico no paramétrico Rho de spearman obteniéndose como resultado 0,554, la misma que indica que existe una relación positiva considerable, por otro lado el R² es de 26.21% lo cual indica que la variable independiente datamining influye en un 26.21% en la variable dependiente gestión de procesos de negocio, el nivel de significancia es de 0,00; en consecuencia teniendo en cuenta dicho resultado se ha probado que nuestra hipótesis planteada es verdadera por lo que confirmamos que uno de los hallazgos más importantes de nuestra investigación es que la variable independiente datamining tiene una influencia positiva considerable sobre la dimensión indicadores de medición de desempeño (KPI) de la variable dependiente gestión de procesos de negocio.

5.3.2.2. Hipótesis especifica 3

La hipótesis especifica 3 propuesta fue si existe influencia del datamining en los indicadores de medición de desempeño (KPI) de la empresa Calling, para probar dicha hipótesis primero se determinó si la distribución de la muestra es normal o no normal; dado que la muestra está compuesta por 81 sujeto de estudio debido a ello se realizó prueba de normalidad utilizando el estadístico de Kolmogorov-Smirnov el cual día como resultado Sig.0.000, comprobándose que la muestra de distribución es no paramétrica, en consecuencia se determinó utilizar el estadístico no paramétrico Rho de spearman obteniéndose como resultado 0,547, la misma que indica que existe una relación positiva considerable, por otro lado el R² es de 29.9% lo cual indica que la variable independiente datamining influye en un 29.9.06% en la variable dependiente gestión de procesos de negocio, el nivel de significancia es de 0,001; en consecuencia teniendo en cuenta dicho resultado se ha probado que nuestra hipótesis planteada es verdadera por lo que confirmamos que uno de los hallazgos más importantes de nuestra investigación es que la variable independiente datamining tiene una influencia positiva considerable sobre la dimensión indicadores dueño/especialista del proceso de la variable dependiente gestión de procesos de negocio.

5.4. Resultados descriptivos

5.4.1. Variable independiente: Datamining

De acuerdo a los resultados obtenido al realizar las encuetas a los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, con relación a la aplicación del datamining que comprende las dimensiones procesamiento de los datos, análisis de resultados y valoración; el 80.2% consideran casi siempre, el 14.8% siempre y 4% ocasionalmente. Considerando dichos resultados identificamos un resultado que se ejecuta el datamining ocasionalmente esta información demuestra que lo que corresponde al indicador precisión del procesamiento que corresponde a la dimensión procesamiento de los datos y el indicador costos operativos que corresponde a la dimensión indicadores de medición de desempeño, los mismos que requieren una propuesta de solución en el contexto de estudio.

5.4.1. Variable dependiente: Gestión de proceso de negocio

De acuerdo a los resultados obtenido al realizar las encuetas a los colaboradores de la empresa Calling Perú SAC, con relación a la aplicación de la gestión de proceso de negocio que comprende las dimensiones nivel tecnológico, indicadores de medición de desempeño y especialista del proceso; 77.8% consideran casi siempre, el 17.3% ocasionalmente,2.5% siempre y 2.5% casi nunca. Considerando dichos resultados identificamos un importante porcentaje que indica que ocasionalmente utilizan la gestión de proceso de negocio y un porcentaje que indica que casi nunca dicha información demuestra que lo que corresponde al indicador calidad de la tecnología p que corresponde a la dimensión nivel, el mismo que requieren una propuesta de solución en el contexto de estudio.

VI. CONCLUSIONES

- 6.1. De acuerdo a los hallazgos de mayor pertinencia encontrados como son porcentaje significativo que consideran que se desarrollan el datamining y la gestión de procesos de negocio; con un grado de influencia de 32.8% y una significancia de 0.000, no obstante la teoría de la matemática de la información propuesta por Shannon y Weaber (1940) en las que están comprendidas la variable independiente datamining y la teoría general de sistemas propuestas por Bartanafly (1948) en la que están comprendidas la variable dependiente y los artículos científicos de Tannock, Pawar y Brasiotis (2019), de Bartoletti, Pes, Serusi (2018), Ying, Cheng, Hemeng (2018) Gerhard, Seshadri (2016) y Radescu y Aredelean (2015), los cuales tienen coherencia con los resultados del estudio; no obstante se comprobado que la hipótesis planteada es verdadera. Por lo tanto, de acuerdo al objetivo general planteado se ha determinado que el datamining tiene una influencia considerable de 32.8% sobre la gestión de procesos de negocio.
- 6.2. De acuerdo a los hallazgos de mayor pertinencia encontrados como son el porcentaje significativo que consideran que se desarrolla entre el datamining y la dimensión de la variable dependiente nivel tecnológico, con un grado de influencia de 26.21% y una significancia de 0.003, no obstante la teoría de la matemática de la información propuesta por Shannon y Weaber (1940) en las que están comprendidas la variable independiente datamining y la teoría general de sistemas propuestas por Bartanafly (1948) en la que están comprendidas la variable dependiente y los artículos científicos de

Radolsavljevic (2019), Ying, Cheng, Hemeng (2018), Hammer (2018)y Barbosa, Feng (2016) los cuales tienen coherencia con los resultados del estudio; no obstante se comprobado que la hipótesis especifica planteada es verdadera. Por lo tanto, de acuerdo al objetivo específico 1 planteado se ha determinado que el datamining tiene una influencia media de 26.28% sobre la dimensión de la variable independiente nivel tecnológico.

- 6.3. De acuerdo a los hallazgos de mayor pertinencia encontrados como son el porcentaje significativo que consideran que se desarrolla entre el datamining y la dimensión de la variable dependiente indicadores de medición de desempaño (KPI), con un grado de influencia de 30.6% y una significancia de 0.000, no obstante, en el libro BPM de Hitpass (2017), en la se define la dimensión indicadores de medición de desempeño y la teoría matemática de la información propuesta por Shannon y Weaber (1940) en las que están comprendidas la variable independiente datamining y los artículos científicos de Bernhard y Astudillo (2019), Kennedy y Moss (2018) y O'Leary (2015) los cuales tienen coherencia con los resultados del estudio; no obstante se comprobado que la hipótesis específica 2 planteada es verdadera. Por lo tanto, de acuerdo al objetivo específico 2 planteado se ha determinado que el datamining tiene una influencia considerable de 31.6% sobre la dimensión de la variable independiente indicadores de medición de desempeño (KPI)
- 6.4. De acuerdo a los hallazgos de mayor pertinencia encontrados como son el porcentaje significativo que consideran que se desarrolla entre el datamining y la dimensión de la variable dueño/ especialista del proceso, con un grado de influencia de 29.9% y una significancia de 0.000, no obstante, en el libro BPM de Hitpass (2017), en la se define la dimensión dueño/ especialista del proceso y la teoría matemática de la información propuesta por Shannon y Weaber (1940) en las que están comprendidas la variable independiente datamining y los artículos científicos de Turketen, Grefen, Gilsing y Adal (2019), Abu (2016) y Altindag (2015) los cuales tienen coherencia con los resultados del estudio; no obstante se comprobado que la hipótesis específica 3 planteada es verdadera. Por lo tanto, de acuerdo al objetivo específico 3 planteado se ha

determinado que el datamining tiene una influencia considerable de 29.9% sobre la dimensión de la variable independiente dueño/ especialista del proceso.

VII. RECOMENDACIONES

- 7.1. Descubierto el nivel de influencia que tiene el datamining, en la gestión de procesos de negocio el cual es de 38%, se recomienda a las áreas de operaciones e inteligencia de negocio de la empresa que gestionen procedimientos de control de calidad de las bases de datos que se procesen, debido a que cualquier problemática o error que ocurra en el proceso de datamining, influenciará en los procesos de negocio de le empresa y esto tendrá como consecuencia que los objetivos o la calidad de la gestión en general no cumpla las expectativas e impacte de forma negativa a los clientes.
- 7.2. Las Gerencias y jefaturas de la empresa, deben aplicar una política constante de evaluación y verificación del grado de calidad que pueda tener el procesamiento de los datos, aplicando metodológicas de control y soluciones tecnológicas, para que cada etapa de dichos procesos, puedan presentar probabilidades de errores bajos y no afecten al desarrollo de la gestión de procesos de negocio y no produzca incidencias ni retrasos operativos.
- 7.3. La gerencia de operaciones debe aplicar protocolos de validación y fiabilidad constantes en los procesos de análisis de datos que ejecute la empresa dado que el grado de influencia que tienen dicha etapa del proceso de datamining es importante para llevar acabo de forma óptima la gestión de procesos de negocio, de igual manera es importante que en caso se detecte un proceso de análisis fiable sea replicable y escalable a todas las áreas de la empresa, para lograr la optimización de los procesos a forma total.
- 7.4. La gerencia de operaciones debe ejecutar estrategias para replicar todos los procesos en donde se haya obtenido mayor valoración de información obtenido

gracias al datamining, de esa manera se podrá asegurar tener mayores posibilidades de obtención de información de alta calidad para la toma de decisiones estratégicas aplicables en la gestión de procesos de negocio, así podrá mejorar de forma progresiva para asegurar el cumplimiento de objetivos de forma rentable.

REFERENCIAS

Marquez (2018) ¿Cómo conseguir nuevos clientes con datamining o minería de datos?, Barcelona, elperiodico.com, recuperado de: https://www.elperiodico.com/es/hablemos-de-futuro/20181120/conseguir-nuevos-clientes-datamining-mineria-datos-7148734

Conexión Esan (2017) Cuatro interesantes aplicaciones para el datamining, Lima, esan.edu.pe, recuperado de : https://www.esan.edu.pe/apuntes-empresariales/2017/08/cuatro-interesantes-aplicaciones-empresariales-de-datamining/

Cetina, M (abril, 2016) Gestión de procesos con BPM, Revista Tecnología, Investigación y academia (4). Recuperado de: https://revistas.udistrital.edu.co/index.php/tia/article/download/8387/pdf/

Diario Gestión (2016) ¿Cuáles son las ventajas de optimizar los procesos en las empresas?, Lima, gestiión.pe recuperado de : https://gestion.pe/tendencias/son-ventajas-optimizar-procesos-empresas-121297-noticia/

PQS (2019) ¿Qué PASA?: EN EL Perú el 75% de negocios fracasan antes d ellos 4 años, Perú, pqs.pe, recuperado de : https://www.pqs.pe/emprendimiento/que-pasa-en-peru-el-75-de-negocios-fracasa-antes-de-los-4-anos

Gestión (2017) Ocho de cada 10 emprendimientos Fracasan antes de cumplir 5 años de vida, Perú, gestión.pe, recuperado de : https://gestion.pe/economia/empresas/ocho-10-emprendimientos-fracasan-cumplir-5-anos-vida-149066-noticia/

Raghavendra, p (octubre, 2019) Intelligent (artificial) marketing: A data mining perspective, revista: International Journal of Management, IT and Engineering (9), recuperado

de:

http://www.indianjournals.com/ijor.aspx?target=ijor:ijmie&volume=9&issue=5&article= 020

Banks, L. y Said, Y (2019) *Data Mining in Electronic Commerce, revista:*Statistical science (35) recuperado de:

https://dialnet.unirioja.es/servlet/revista?codigo=5383

Raghavan, P. y Papadimitriou. C (2019) *A Microeconomic View of Data Mining*, revista: Data mining and knowledge discovery (33) recuperado de: https://dialnet.unirioja.es/servlet/revista?codigo=402

Jasmi, K. Basiron, B. y Huda, M (junio, 2018) *Decision Support System of Scholarship Grantee Selection using Data Mining*, revista: International Journal of Pure and Applied Mathematics (15) recuperado de : https://www.researchgate.net/publication/326070980_Decision_Support_System_of_Scholarship_Grantee_Selection_using_Data_Mining

Richins, G. Steapleton, A. Stratopulus, T. y Wong, C (2017) *Opportunity or Threat for the Accounting Profession?*, revista: Journal of information systems (31) recuperado de: https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6446680

Cheng, B. Chang, C y Liu, I (2015) Enhancing care services quality of nursing homes using data mining, revista: Quality control and applied statistics (60) recuperado de: https://dialnet.unirioja.es/servlet/revista?codigo=18842

Bartoletti, M. Pes, B. y Serusi, S (noviembre, 2018) *Data Mining for Detecting Bitcoin Ponzi* Schemes, revista: Crypto Valley Conference on Blockchain Technology (10)

Recuperado de: https://ieeexplore.ieee.org/document/8525395

Feng, J. y Torres, V. (Agosto, 2018) Systems and methods for social media data mining, revista: AT&T Intellectual recuperdado de: https://patents.google.com/patent/US9262517B2/en

Abu, S. (2016) Educational Data Mining & Students' Performance Prediction, revista: international Journal of Advanced Computer Science and Applications (7)

recuperado de

https://pdfs.semanticscholar.org/b280/216a1d63015afc6a3d1aac9595aeb2b7dd5a.pdf

Cheng, Y. Sun, k y Zhang, H (Agosto, 2018) *Data and knowledge mining with big data towards smart production*, revista: Journal of Industrial Information Integration (9) recuperado de: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2452414X17300584

O'Leary, D (2015) Twitter mining for discovery, prediction and causality, revista : Intelligent systems in accounting, finance & management (22) recuperado de : https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5193760

Taranu, I. (abril, 2015) Data mining in healthcare: decision making and precision, revista: Database Systems Journal (6) recuperado de: http://dbjournal.ro/archive/22/22_5.pdf

Kennedy, H. y Moss, G. (Julio, 2015) *Known or knowing publics? Social media data mining and the question of public agency*, revista: Big Data y Society, recuperado de: https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/2053951715611145

Elayidon, S y Bahari, F. (Octubre, 2015) *An Efficient CRM-Data Mining Framework for the Prediction of Customer Behaviour*, revista: Procedia Computer Science (46) recuperado de : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915002008

Gajowniczek, K. y Zabowski, T. (julio, 2015) Data Mining Techniques for Detecting Household Characteristics Based on Smart Meter Data, revista: Energies (8) recuperado de: https://www.mdpi.com/1996-1073/8/7/7407/htm

Recker, J. Schmiedel,T. Brocke, J. (setiembre, 2019) A theory of contingent business process management, revista: Business Process Management Journal (25), recuperado de : https://www.researchgate.net/publication/329411348_A_theory_of_contingent_busin ess_process_management

Hammer, M (Abril, 2014) What is Business Process Management?, revista: Handbook on Business Process Management recuperado de: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-45100-3_1#citeas

Steiner, F. y Tupa, J. (abril, 2019) Industry 4.0 and business process management, revista: Technical Journal (13) recuperado de https://hrcak.srce.hr/index.php?show=clanak&id_clanak_jezik=333680&lang=en

Radosavljevic, M. y Andjelkovic A. (noviembre, 2016) *Assessment of Business Culture Impact on Process Management Implementation*: Mediating Role of Emotional Intelligence, revista: Journal of Economic and Business Studies (2) recuperado de: https://www.pubtexto.com/article_pdf/675/279/pubtexto_675_279_21122019054619.pdf

Lamont, J. (Diciembre, 2018) *BPM: Meeting the GDPR challenge*, revista: KMWORD magazine recuperado de : https://www.kmworld.com/Articles/Editorial/Features/BPM-Meeting-the-GDPR-challenge-129182.aspx

Tudor, A. Radescu, R. (2019) *E-business Learning Tool for Online Banking Based on BPM (Business Process Management)*, revista: The International Scientific Conference eLearning and Software for Education (1) recuperado de: https://search.proquest.com/docview/2213791333?pq-origsite=gscholar

Grefen, P. y Turetken, O. (2017) Advanced business process management in networked E-business scenarios, revista: International Journal of E-Business Research (13) recuperado: https://dl.acm.org/doi/10.4018/IJEBR.2017100105

Melinova, M. y Mendling, J. (Julio, 2018) *Identifying do's and don'ts using the integrated business process management framework*, revista: Business Process Management Journal recuperado de: https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/BPMJ-10-2016-0214/full/html

Trkman, P. y Klun, M. (Enero, 2018) Business process management – at the crossroads, revista: Business Process Management Journal (24) recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/317844210_Business_process_management_-_at_the_crossroads

Tannock, J. Braziotis, C. y Pawar, K. (diciembre, 2015) Business process management and supply chain collaboration: a critical comparison, revista: Logistics Research (8) recuperado de : https://www.researchgate.net/publication/283277616_Business_process_manageme nt_and_supply_chain_collaboration_a_critical_comparison

Greffen, P. y Turetken, O. (junio 2017) Designing Service-Dominant Business Models, revista: European Conference on Information System recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/316715809_Designing_Service-Dominant_Business_Models

Chang, Ch. Srirama, S. y Buyya, R (diciembre, 2016) Mobile Cloud Business Process Management System for the Internet of Things: A Survey, revista: *ACM Computing Survey* (49) recuperado de: https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3012000

Rosemann, M. y Brocke, j. (abril, 2014) The Six Core Elements of Business Process Management, revista: Handbook on Business Process Management recuperado de: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-45100-3 5

Tanock, J. Braziotis, C. (diciembre 2015) Business process management and supply chain collaboration: a critical comparison, revista: Logistics Research (8) recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/283277616_Business_process_manageme nt_and_supply_chain_collaboration_a_critical_comparison

Pacora, A (2018) Mejora de los indicadores de productividad en empresas de servicios Mypes, a través del monitoreo y control lean - six sigma, usando herramientas de data mining (Tesis para bachiller) recuperada de : http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/20.500.12404/12420/PACORA_ JAMBLICO_PRODUCTIVIDAD_MYPES_MONITOREO.pdf?sequence=1&isAllowed= y

Mosqueira, Javier. Castillo Alexander. Y Cheang.V (2019) Elementos de la satisfacción en base a comentarios de Tripadvisor durante el 2017 bajo el enfoque Data Mining: caso de peruanos que se desplazaron en ruta nacional y clase económica en Latam (tesis para Licenciatura) recuperado de: http://repositorio.usil.edu.pe/bitstream/USIL/8628/1/2019_Castillo-Rudas.pdf

Belkoura, S. (2017) Complex Networks and Data Mining: Toward a new perspective for the understanding of Air Transportation (tesis para Ph. D) recuperado de : https://pdfs.semanticscholar.org/f309/e34c2f774d93ee80009b17e03f9ae2057adb.pdf

Calle , L. (2013) Desarrollo de una solución para automatizar los procesos de atención de reclamos de una entidad financiera, utilizando un sistema de gestión por procesos de negocio BPMS (tesis para obtener el grado de ingeniero en informática) recuperado de :

http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/20.500.12404/4804/CALLE_LIZ ET_DESARROLLO_AUTOMATIZAR_PROCESOS_ENTIDAD_FINANCIERA_NEGO CIO_BPMS.pdf?sequence=4&isAllowed=y

Johanes. L (2019) Business Process Management in the Digital Age: Advancements in Data, Networks, and Opportunities (tesis para obtener elgrado de doctor), recuperado de : https://epub.uni-bayreuth.de/4462/1/Diss_Ver%C3%B6ffentlichung_V02.pdf

Erasmus.J (2019) The application of business process management in smart manufacturing (tesis para conseguir el Ph.D) recuperado de: https://pure.tue.nl/ws/files/138259266/20191119_Erasmus.pdf

Bronw, M (2014) Data Mining for Dummies, recuperado de https://search.proquest.com/docview/2131219116/bookReader?accountid=37408

Kantardzic,M (2019) Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms, recuperado de https://books.google.com.pe/books?id=kAC1DwAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=DATA+MINING&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwijr9Oj26XpAhUnn-AKHZBtDekQ6AEIKjAA#v=onepage&q=DATA%20MINING&f=false

Sosa, A. y Calderón, C. (2013) Manual de teoría de la comunicación: I- primeras explicaciones, recuperado de: https://books.google.com.pe/books?id=_ViVBAAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=calderon+y+sosa+teoria+de+la+comunicaci%C3%B3n&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwj3-vCpwcnpAhVnU98KHWTuBKYQ6AEIKjAA#v=onepage&q=calderon%20y%20sosa%20teoria%20de%20la%20comunicaci%C3%B3n&f=false

Shannon, Claude. (1981) Teoría matemática de la comunicación, recuperado de : https://books.google.com.pe/books?id=dHpCAAAACAAJ&dq=teoria+matematica+de +la+comunicaci%C3%B3n&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwi3mqXpwcnpAhVCdt8KHVN wC70Q6AEIJzAA

- Bertalanfly, L. (1989). Teoría general de los sistemas. (7a. Ed.) Nueva York: George Braziller
- Hitpass, B. (2017). BPM Fundamentos y conceptos de implementación. (4ª. Ed.). Santiago de Chile: BHH Lta
- Sarsanedas, A. (2015). La filosofía de la Tecnología. (2ª .Ed.) Barcelona: UOC Publishing
- Hernández, R., Fernández, C. y Baptista, M. (2014). Metodología de la investigación. (6° ed.) México: McGraw-Hill.
- Bernal, C. (2010). *Metodología de la investigación científica*. (3° ed.). Colombia: Pearson Educación
- Bahena, G (2017) Metodología de la investigación, serie integral por competencias (3ª. Ed.) Mexico: Grupo editorial Patria.
- Ruiz. B. (2013) Instrumentos y técnicas de investigación Educativa (3ª. Ed.) USA: DANAGA

ANEXO 1: MATRIZ DE OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES

VARIABLE INDEPENDIENTE	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ÍTEMS	ESCALA DE MEDICIÓN
			Dragosamianto do	dimensionamiento de los datos	1	
	Kantardzic		Procesamiento de los datos	Calidad de los datos	1	
	(2019) Indica que el data mining busca extraer	Para medir las	los dates	Precisión del procesamiento	1	_
	información de alto valor,	variables de investigación		Costos operativos	1	•
	extrayéndola de fuente de datos en bruto, utiliza	Marketing	Análisis de los	Tiempos de operación	1	ORDINAL
DATAMINING	diversos métodos que se dan soporte en la	experiencial se han determinado las dimensiones,	resultados	Efectividad del resultado	1	
	tecnología, se vuelve una	indicadores y el		Nivel de precisión	1	
	fuente confiable para la toma de decisiones basadas en inteligencia.	instrumento respectivo.	Valoración	Conocimiento obtenido Scoring	1	
VARIABLE 2	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEMS	ESCALA DE MEDICIÓN
VARIABLE 2	DEFINICIÓN CONCEPTUAL		DIMENSIONES	Actualización	ITEMS	DE
VARIABLE 2	DEFINICIÓN CONCEPTUAL Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión		DIMENSIONES Nivel tecnológico			DE
VARIABLE 2	Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión orientadas a procesos que ayudan a mejorar la eficiencia	OPERACIONAL Para medir las		Actualización tecnológica Nivel de	1	DE
VARIABLE 2	Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión orientadas a procesos que ayudan a mejorar la eficiencia y eficacia de los servicios que	Para medir las variables de		Actualización tecnológica Nivel de Automatización Calidad de la	1	DE
VARIABLE 2	Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión orientadas a procesos que ayudan a mejorar la eficiencia	OPERACIONAL Para medir las	Nivel tecnológico Indicador de medición de	Actualización tecnológica Nivel de Automatización Calidad de la tecnología	1 1 1	DE
CALIDAD DE	Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión orientadas a procesos que ayudan a mejorar la eficiencia y eficacia de los servicios que producen valor, dándose soporte constante en la tecnología, medición y control	Para medir las variables de investigación calidad de servicio se han	Nivel tecnológico Indicador de	Actualización tecnológica Nivel de Automatización Calidad de la tecnología Capacidad Productiva	1 1 1	DE
	Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión orientadas a procesos que ayudan a mejorar la eficiencia y eficacia de los servicios que producen valor, dándose soporte constante en la tecnología, medición y control de los procesos manuales y automáticos, con el fin de	Para medir las variables de investigación calidad de servicio se han determinado las dimensiones,	Nivel tecnológico Indicador de medición de desempeño (KPI)	Actualización tecnológica Nivel de Automatización Calidad de la tecnología Capacidad Productiva Efectividad de la Gestión	1 1 1 1	DE MEDICIÓN
CALIDAD DE	Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión orientadas a procesos que ayudan a mejorar la eficiencia y eficacia de los servicios que producen valor, dándose soporte constante en la tecnología, medición y control de los procesos manuales y	Para medir las variables de investigación calidad de servicio se han determinado las	Nivel tecnológico Indicador de medición de	Actualización tecnológica Nivel de Automatización Calidad de la tecnología Capacidad Productiva Efectividad de la Gestión Calidad de la gestión Conocimiento	1 1 1 1 1	DE MEDICIÓN
CALIDAD DE	Hitpass (2017) Son aquellas prácticas de análisis de gestión orientadas a procesos que ayudan a mejorar la eficiencia y eficacia de los servicios que producen valor, dándose soporte constante en la tecnología, medición y control de los procesos manuales y automáticos, con el fin de innovar y optimizar los	Para medir las variables de investigación calidad de servicio se han determinado las dimensiones, indicadores y el	Nivel tecnológico Indicador de medición de desempeño (KPI) Dueño del	Actualización tecnológica Nivel de Automatización Calidad de la tecnología Capacidad Productiva Efectividad de la Gestión Calidad de la gestión Conocimiento Certificado	1 1 1 1 1	DE MEDICIÓN

ANEXO 2: CUESTIONARIO REALIZADO A LOS COLABORADORES DE LA EMPRESA CALLING PERÚ SAC

N Dimens 1	Preguntas VARIABLE INDEPEN sión: Procesamiento de los datos Aplican de forma constante el dimensionamiento de	Siempre DIENTE: DA	Casi siempre	Ocasionalmente	Casi nunca	nunca
	VARIABLE INDEPEN sión: Procesamiento de los datos Aplican de forma constante el dimensionamiento de	DIENTE: DA	siempre		nunca	
	sión: Procesamiento de los datos Aplican de forma constante el dimensionamiento de	DIENTE: DA	TO A B STRIPPIC	,		
1			TAMINING	j		
	1. 11 11					
	datos de los procesos de la empresa					
2	Encuentra errores en los datos que le facilitan para encontrar nuevos conocimientos para el negocio					
3	Se presentan errores en la gestión de procesamiento de los datos en su empresa					
	sión: Análisis de los resultados		ı			
4	Existe continuidad en la cual los recursos solicitados para gestionar el datamining suelen ser costosos					
5	La información de alto valor se entrega oportunamente					
6	Adquiere conocimiento e información de alto valor para sus procesos para lograr los resultados					
Dimens	sión: Valoración					
7	Luego de que se le ha facilitado la nueva información o conocimiento, encuentra errores o información que no le sean de utilidad					
8	El conocimiento obtenido por el data mining, genera grandes aportes a la empresa					
9	Recibe conocimiento de alto valor, para optimizar los procesos de su empresa					
	Variable dependiente: Ge	stión de proc	esos de nego	cio		
Dimens	sión: Nivel tecnológico					
10	Actualizan frecuentemente la tecnología que se utiliza dentro la empresa					
11	Ha sido Ud. asistido por procesos automáticos para facilitar su gestión					
12	La infraestructura tecnológica que utilizan en su empresa presenta fallas, las cuales no le permitan ejecutar los procesos de la cual es responsable					
Dimens	sión: KPI de procesos					
13	Los procesos de negocio le permiten alcanzar sus objetivos de productividad					
14	Percibe Ud. Que los procesos que se realizan en la empresa son eficientes					
15	Los procesos son ejecutados con la calidad de gestión requeridas por su organización					
Dimens	sión: Especialista del negocio/proceso					
16	Los especialistas de procesos de la organización presentan el nivel de conocimiento necesario para dirigir la gestión del negocio					
17	La gestión de los recursos facilitados para ejecutar los procesos en su empresa es eficiente					
18	Los especialistas de negocio de su empresa resuelven de forma eficiente las incidencias que ocurren de forma inesperada					
19	Los especialistas del negocio ejecutan estrategias para prevenir incidencias con los procesos de su organización					

ANEXO 3: CONFIABILIDAD DEL INSTRUMENTO "CUESTIONARIO PARA ENCUESTAR A LOS COLABORADORES DE LA EMPRESA CALLING PERÚ SAC"

Resumen de procesamientos de las variables para conocer la fiabilidad Resumen de procesamiento de casos

Resu	men de pr ca	ocesamie: sos	nto de							
		N	%							
Casos	Válido	10	100,0							
	Excluido ^a	0	,0							
	Total 10 100,0									
tod	eliminación p as las variabl cedimiento.		asa en							

Estadísticas de fiabilidad

Alfa de ronbach	N de elementos
,863	19

Rango	Magnitud
0.01 a 0.20	Muy baja
0.21 a 0.40	Baja
0.41 a 0.60	Moderada
0.61 a 0.80	Alta
0.81 a 1.00	Muy alta

Escala de coeficiente de Alfa de Cronbach

Fuente: Tomado de Instrumentos y técnicas de investigación educativa, tercera edición, por Ruíz, C., 2013, Houston-Texas, USA: Bookbaby Editorial.

Interpretación: De acuerdo a los resultados obtenidos con el estadístico de alfa de Cronbach en el programa SPSS el coeficiente es de 0.863 el mismo que es considerado de acuerdo a la escala de coeficiente de Alfa de Cronbach como alta confiabilidad, por lo que el instrumento es confiable

ANEXO 4: MATRICES DE VALIDACIÓN DE INSTRUMENTO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

de la inve	stigación: Data mi bres del investiga	ining en la gestión de dor: De La Barra Ocho	Iftulo de la investigación: Data mining en la gestión de proceso de negocio de la empresa Calling Perú SAC, San Isidro 2019. Apellidos y nombres del investigador: De La Barra Ochoa- Duboc, Diego Sebastián			
Ape	Ilidos y nombres c	Apellidos y nombres del experto: Conna	Aレス」 ESTE M TEODONO DNI			
VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEM /PREGUNTA ESC	ESCALA SI	SI CUMPLE CU	NO OPINIÓN/SUGERENCIAS
		Dimensionamiento de los datos	Aplican de forma constante el dimensionamiento de datos de los procesos de la empresa		\	
	Procesamiento de los	Calida	Encuentra errores en los datos que le facilitan para encontrar nuevos conocimientos para el negocio		\	
		Precisión del procesamiento	Se presentan errores en la gestión de procesamiento de los datos en su empresa		\	
		Costos operativos	Existe continuidad en la cual los recursos solicitados para gestionar el datamining suelen ser costosos			
VARIABLE INDEPENDIENTE:	Analisís de los resultados	Tiempos de operación	La información de alto valor se entrega oportunamente		\	
DATAMINING		Efectividad del resultados	Adquiere conocimiento e información de alto valor para sus procesos para lograr los resultados		\	
		Nivel de precisión	Luego de que se le ha facilitado la nueva información o conocimiento, encuentra errores o información ou en no le sean de utilidad		\	
	Valoración	Gesgtión del conocimiento	El conocimiento obtenido por el data mining, genera grandes aportes a la empresa			
		Scoring	Recibe conocimiento de alto valor, para optimizar los procesos de su empresa			
		Actualización tenologica	Actualizan frecuentemente la tecnología que se utiliza dentro la empresa Ord	Ordinal		
	Nivel tecnologico	Nivel de automatización	Ha sido Ud. asistido por procesos automáticos para facilitar su gestión	,		
		Calidad de la tecnología	La infraestructura tecnológica que utilizan en su empresa presenta fallas, las cuales no le permitan ejecutar los procesos de la cual es responsable			
		Capacidad Productiva	Los procesos de negocio le permiten alcanzar sus objetivos de productividad		/	
Variable dependiente:	KPI de procesos	Efectividad de la Gestión	Percibe Ud. Que los procesos que se realizan en la empresa son eficientes		\	
Gestión de procesos de		Calidad de la gestión	Los procesos son ejecutados con la calidad de gestión requeridas por su organización			
negocio		Conocimiento Certificado	Los especialistas de procesos de la organización presentan el nivel de conocimiento necesario para dirigir la gestión del negocio			
	Especialista del	Gestión de recursos	La gestión de los recursos facilitados para ejecutar los procesos en su empresa son eficientes			
	negocio/proceso		Los especialistas de negocio de su empresa resuelven de forma eficiente las incidencias que ocurren de forma inesperada		/	
		Capacidad resolutiva	Los especialistas del negocio ejecutan estrategias para prevenir incidencias con los procesos de su oreanización			

INDEPENDIENTE: DATAMINING

VARIABLE

VARIABLES

Firma de experto

dependiente: procesos de

Variable

Gestión de

negocio

Fecha: 2.2....DE11..2019

V)	
0	
0	
L	
- Person	
1	
4	
-	
home	
100	
m	
-	
0	
1	
100	
111	
1	
-	
120577	
~	
()	
-	
0	
K	
TR	
STR	
STR	
USTR	
NSTR	
INSTR	
INSTR	
LINSTR	
LINSTR	
EL INSTR	
EL INSTR	
DEL INSTR	
DEL INSTR	
DEL INSTR	
U DEL INSTR	
N DEL INSTR	
IN DEL INSTR	
<i>SAN DEL INSTR</i>	
ÓN DEL INSTR	
IÓN DEL INSTR	
CIÓN DEL INSTR	
CIÓN DEL INSTR	
ACIÓN DEL INSTR	
ACIÓN DEL INSTR	
JACIÓN DEL INSTR	
DACIÓN DEL INSTR	
IDACIÓN DEL INSTR	
IDACIÓN DEL INSTR	
LIDACIÓN DEL INSTR	
ALIDACIÓN DEL INSTR	
ALIDACIÓN DEL INSTR	
/ALIDACIÓN DEL INSTR	
VALIDACIÓN DEL INSTR	
VALIDACIÓN DEL INSTR	
E VALIDACIÓN DEL INSTR	
E VALIDACIÓN DEL INSTR	
DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
Z DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
Z DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
IZ DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
SIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
RIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
TRIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
TRIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
ATRIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
ATRIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
1ATRIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTR	
MATRIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO DE OBTENCIÓN DE DATOS	

Apellidos y no	Apellidos y nombres del investigador: l		De La Barra Ochoa- Duboc, Diego Sebastian				
A	Apellidos y nombres del experto:		MBA. BARCA BARA; EN TOI JESC E. DNI:46.1.76.1.7.3 ASPECTO POR EVALUAR		0		
VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEM /PREGUNTA	ESCALA	SI CUMPLE CLIN	NO	OPINIÓN/SUGERENCIAS
		Dimensionamiento de los datos	¿Aplican de forma constante el dimensionamiento de datos de los procesos de la empresa?		\		
	Procesamiento de los datos	Calidad de los datos	¿Encuentra errores en los datos que le facilitan para encontrar nuevos conocimientos para el negocio?	6	\		
		Precisión del procesamiento	¿Se presentan errores en la gestión de procesamiento de los datos en su empresa?	1	\		
T. SOLIDON		Costos operativos	¿Existe continuidad en la cual los recursos solicitados para gestionar el datamining suelen ser costosos?				
INDEPENDIENTE:	Analisís de los resultados	Tiempos de operación	ذلاء información de alto valor se entrega oportunamente?		\		
DALAMINING		Efectividad del resultados	¿Adquiere conocimiento e información de alto valor para sus procesos para lograr los resultados?				
		Nivel de precisión	¿Luego de que se le ha facilitado la nueva información o conocimiento, encuentra errores o información que no le sean de utilidad?	1			
	Valoración	Gesgtión del conocimiento	¿El conocimiento obtenido por el data mining, genera grandes aportes a la empresa?				
		Scoring	¿Recibe conocimiento de alto valor, para optimizar los procesos de su empresa?				
		Actualización tenologica	ال المرابعة	Ordinal			
	Nivel tecnologico	Nivel de automatización	لاطاع sido Ud. asistido por procesos automáticos para facilitar su gestión؟	_	\		
		Calidad de la tecnología	Lta infraestructura tecnológica que utilizan en su empresa presenta fallas, las cuales no le permitan ejecutar los procesos de la cual es responsable?				
oldeireV		Capacidad Productiva	¿Los procesos de negocio le permiten alcanzar sus objetivos de productividad?				
dependiente:	KPI de procesos	Efectívidad de la Gestión	¿Percibe Ud. Que los procesos que se realizan en la empresa son eficientes?	1,			
procesos de		Calidad de la gestión	¿Los procesos son ejecutados con la calidad de gestión requeridas por su organización?	1		-	
ODOS AL		Conocímiento Certificado	¿Los especialistas de procesos de la organización presentan el nivel de conocimiento necesario para dirigir la esestión del nepocio?				
	Especialista del	Gestión de recursos	¿ La gestión de los recursos facilitados para ejecutar los procesos en su empresa son eficientes?				
	negocio/proceso	Capacidad recolutiva	¿Los especialistas de negocio de su empresa resueliven de forma eficiente las incidencias que ocurren de forma inesperada?	1			
			¿los especialistas del negocio ejecutan estrategias para prevenir incidencias con los procesos de cu	1		+	-

Firma de experto

MATRIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO DE OBTENCIÓN DE DATOS

Apellidos y noi	mbres del investiga	dor: De La Barra Ocho	uboc, Diego Sebastián				
Ap	Apellidos y nombres del experto:	del experto: Mannigue	Copedy, Julyo				
		. 0	ASPECTO POR EVAL				
VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEM /PREGUNTA	ESCALA SI CI	SI CUMPLE CUM	NO	OPINIÓN/SUGEREN
		Dimensionamiento de los datos	Aplican de forma constante el dimensionamiento de datos de los procesos de la empresa	\			
	Procesamiento de los datos	Calidad de los datos	Encuentra errores en los datos que le facilitan para encontrar nuevos conocimientos para el negocio		\		
		Precisión del procesamiento	Se presentan errores en la gestión de procesamiento de los datos en su empresa				
		Costos operativos	Existe continuidad en la cual los recursos solicitados para gestionar el datamining suelen ser costosos	\			
INDEPENDIENTE:	Analisís de los resultados	Tiempos de operación	La información de alto valor se entrega oportunamente	1,			
DALAMINING		Efectividad del resultados	Adquiere conocimiento e información de alto valor para sus procesos para lograr los resultados				
		Nivel de precisión	Luego de que se le ha facilitado la nueva información o conocimiento, encuentra errores o información que no le sean de utilidad		_		
	Valoración	Gesgtión del conocimiento	El conocimiento obtenido por el data mining, genera grandes aportes a la empresa				
		Scoring	Recibe conocimiento de alto valor, para optimizar los procesos de su empresa				
		Actualización tenologica	Actualizan frecuentemente la tecnología que se utiliza dentro la empresa Or	Ordinal			
	Nivel tecnologico	Nivel de automatización	Ha sido Ud. asistido por procesos automáticos para facilitar su gestión				
		Calidad de la tecnología	La infraestructura tecnológica que utilizan en su empresa presenta fallas, las cuales no le permitan ejecutar los procesos de la cual es responsable				
Variable		Capacidad Productiva	Los procesos de negocio le permiten alcanzar sus objetivos de productividad	\			
dependiente:	KPI de procesos	Efectividad de la Gestión	Percibe Ud. Que los procesos que se realizan en la empresa son eficientes		\		
procesos de		Calidad de la gestión	Los procesos son ejecutados con la calidad de gestión requeridas por su organización	<u>'</u>			
		Conocimiento Certificado	Los especialistas de procesos de la organización presentan el nivel de conocimiento necesario para dirigir la gestión del negocio				
	Especialista del	Gestión de recursos	La gestión de los recursos facilitados para ejecutar los procesos en su empresa son eficientes				
	negocio/proceso	Canacidad recolutiva	Los especialistas de negocio de su empresa resuelven de forma eficiente las incidencias que ocurren de forma inesperada	\			
		cabacidad icooldina	Los especialistas del negocio ejecutan estrategias para prevenir incidencias con los procesos de su nraniparión	1			

MATRIZ DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO DE OBTENCIÓN DE DATOS

Apellidos y nombres del investigador: De La Barra Ochoa- Duboc, Diego Sebastián Apellidos y nombres del experto: ひょうひょん オルチンカス 2名 ULC 行席と DNI… にふぶだ…に	Apellidos y nombres del investigador: De La Barra Ochoa- Duboc, Diego Sebastiân Apellidos y nombres del experto: ヘッ・の Aort は Are・シュルタ Are・シュスタ	dor: De La Barra Ochoa- Duboc, lel experto: ムャ・の Aort A	ARENDED U				
			ASPECTO POR EVAL				
VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEM /PREGUNTA	ESCALA SI C	SI CUMPLE C	NO	OPINIÓN/SUGERENC
		Dimensionamiento de los datos	Aplican de forma constante el dimensionamiento de datos de los procesos de la empresa		\		
	Procesamiento de los datos	Calid	Encuentra errores en los datos que le facilitan para encontrar nuevos conocimientos para el negocio		\		
		Precisión del procesamiento	Se presentan errores en la gestión de procesamiento de los datos en su empresa		/		
		Costos operativos	Existe continuidad en la cual los recursos solicitados para gestionar el datamining suelen ser costosos		\		
VARIABLE INDEPENDIENTE:	Analisís de los resultados	Tiempos de operación	La información de alto valor se entrega oportunamente		1		
DATAMINING		Efectividad del resultados	Adquiere conocimiento e información de alto valor para sus procesos para lograr los resultados		/		
		Nivel de precisión	Luego de que se le ha facilitado la nueva información o conocimiento, encuentra errores o información que no le sean de utilidad		/		
	Valoración	Gesgtión del conocimiento	El conocimiento obtenido por el data mining, genera grandes aportes a la empresa		1		
		Scoring	Recibe conocimiento de alto valor, para optimizar los procesos de su empresa		/		
		Actualización tenologica	Actualizan frecuentemente la tecnología que se utiliza dentro la empresa	Ordinal			
	Nivel tecnologico	Nivel de automatización	Ha sido Ud. asistido por procesos automáticos para facilitar su gestión		\		
		Calidad de la tecnología	La infraestructura tecnológica que utilizan en su empresa presenta fallas, las cuales no le permitan ejecutar los procesos de la cual es responsable		/		
No. of the		Capacidad Productiva	Los procesos de negocio le permiten akanzar sus objetivos de productividad		(
dependiente:	KPI de procesos	Efectividad de la Gestión	Percibe Ud. Que los procesos que se realizan en la empresa son eficientes		\		
procesos de		Calidad de la gestión	Los procesos son ejecutados con la calidad de gestión requeridas por su organización				
negocio		Conocimiento Certificado	Los especialistas de procesos de la organización presentan el nivel de conocimiento necesarlo para dirigir la gestión del negocio		1		
	Especialista del	Gestión de recursos	La gestión de los recursos facilitados para ejecutar los procesos en su empresa son eficientes		/		
	negocio/proceso	cuitalizada lachiaceac	Los especialistas de negocio de su empresa resuelven de forma eficiente las incidencias que ocurren de forma inesperada)	÷	
		Capacidad lesolutiva	Los especialistas del negocio ejecutan estrategias para prevenir incidencias con los procesos de su organización				

Firma de experto

ANEXO 5 CARTA DE CONCENTIMIENTO INFORMADO PARA APLICACIÓN DE INSTRUMENTOS DE RECOLECCIÓN DE DATOS



ANEXO 6: PROCESAMIENTO DE DATOS EN SPSS

Archivo	<u>E</u> ditar <u>V</u> er <u>!</u>	<u>D</u> atos <u>T</u> rans	formar	<u>A</u> naliz	ar <u>G</u> ráfic	os <u>U</u> tilidades	Ampliaciones	Ventana A	y <u>u</u> da			
			<u>a</u>		_ _	P H		A Q)			
	Nombre	Tipo	A	nchura	Decimales	Etiqueta	Valores	Perdidos	Columnas	Alineación	Medida	Rol
13	p13	Numérico	8	()		{1, nunca}	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
14	p14	Numérico	8	()		{1, nunca}	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
15	p15	Numérico	8	()		{1, nunca}	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
16	p16	Numérico	8	()		{1, nunca}	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
17	p17	Numérico	8	()		{1, nunca}	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
18	p18	Numérico	8	()		{1, nunca}	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
19	p19	Numérico	8	()		{1, nunca}	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
20	VI	Numérico	8	2	2	DATAMINING	{1,00, nunc	Ninguno	8	≣ Derecha	🔗 Escala	> Entrada
21	VI2	Numérico	5	()	DATAMINING ({1, ocasiona	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
22	VID1	Numérico	8	2	2	PROCESAMIE	{1,00, ocasi	Ninguno	8	≣ Derecha	Escala	> Entrada
23	VID11	Numérico	5	()	PROCESAMIE	{1, casi nun	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
24	VID2	Numérico	8	2	2	ANÁLISIS DE	{1,00, casi	Ninguno	8	≣ Derecha	🔗 Escala	> Entrada
25	VID22	Numérico	5	()	ANÁLISIS DE	{1, ocasiona	Ninguno	8	≣ Derecha	d Ordinal	> Entrada
26	VID3	Numérico	8	2	2	VALORACIÓN	{1,00, ocasi	Ninguno	8	≣ Derecha	🔗 Escala	> Entrada
27	VID33	Numérico	5	()	VALORACIÓN	{1, ocasiona	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
28	VD	Numérico	8	2	2	GESTIÓN DE	{1,00, ocasi	Ninguno	8	≣ Derecha	Escala	> Entrada
29	VD2	Numérico	5	()	GESTIÓN DE	{1, casi nun	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
30	VDD1	Numérico	8	2	2	NIVEL TECNO	{1,00, casi	Ninguno	8	≣ Derecha	Escala	> Entrada
31	VDD11	Numérico	5	()	NIVEL TECNO	{1, casi nun	Ninguno	8	≣ Derecha	d Ordinal	> Entrada
32	VDD2	Numérico	8	2	2	INDICADORES	{1,00, casi	Ninguno	8	≣ Derecha	Escala	> Entrada
33	VDD22	Numérico	5	()	INDICADORES	{1, ocasiona	Ninguno	8	≣ Derecha	Ordinal	> Entrada
34	VDD3	Numérico	8	2	2	DUEÑO DEL P	{1,00, ocasi	Ninguno	8	■ Derecha	Escala	> Entrada
35	VDD33	Numérico	5	()	DUEÑO DEL P	{1, casi nun	Ninguno	8	■ Derecha		> Entrada

ANEXO 7: MAPA DE CALOR PARA LA IDENTIFICACIÓN DE DESVIACIONES EN EL ISTRUMENTO DE EVALUACIÓN

			D	ATA	MI	NIN	G				GI	ESTIĆ	N DI	E PRO	OCES	OS D	E NE	G.	
		D1			D2			D3			D1			D2			D	3	
N°/ITEM	i1	i2	i3	i4	i5	i6	i7	i8	i9	i10	i11	i12	i13	i14	i15	i16	i17	i18	i19
1	4	4	3	3	4	4	3	4	4	3	4	3	4	4	4	4	3	4	4
2	5	4	3	5	4	5	3	5	4	4	5	3	4	4	4	5	3	4	4
3	5	5	2	2	5	5	2	5	5	5	4	2	4	5	5	5	5	5	5
4	5	4	3	5	4	4	3	5	4	3	4	3	5	5	5	5	5	5	5
5	5	5	1	1	5	5	1	5	5	5	5	1	5	4	5	5	5	5	5
6	5	5	3	2	5	5	1	5	5	5	5	2	4	4	5	5	5	5	5
7	5	5	2	2	5	5	2	4	4	4	5	2	4	5	5	5	5	5	5
8	3	4	3	2	3	3	4	4	4	4	4	4	3	3	3	4	4	4	2
9	2	3	2	2	4	4	2	4	4	3	3	3	4	4	4	4	4	4	5
10	4	4	3	3	4	4	3	5	4	4	3	2	4	4	5	5	4	4	4
11	3	4	3	5	4	5	2	5	5	2	2	3	4	3	5	5	2	1	1
12	3	3	3	3	3	5	5	4	3	2	5	5	5	3	3	3	5	5	4
13	3	4	2	3	4	4	2	4	4	3	4	3	4	4	5	5	4	4	4
14	4	5	4	3	4	3	2	3	2	5	5	2	5	5	5	5	5	5	3
15	5	4	3	3	3	4	4	5	4	3	3	3	4	3	3	4	4	4	3
16	5	5	2	2	5	4	2	5	5	4	5	2	4	5	5	5	5	5	5
17	4	5	5	3	5	4	2	5	5	5	5	2	5	5	5	5	4	5	4
18	4	5	2	3	4	4	2	5	3	4	4	2	4	4	4	5	4	4	4
19	4	4	2	3	4	4	4	4	4	3	4	4	4	3	4	3	3	3	3
20	5	4	2	2	2	4	3	3	3	2	3	3	4	3	3	3	4	3	3
21	5	4	4	4	3	4	5	5	4	3	2	3	4	4	4	4	3	3	3
22	1	4	2	3	3	4	3	4	2	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3
23	4	4	2	3	5	5	2	5	5	4	4	2	4	5	5	4	5	4	5
24	5	5	1	3	5	5	2	4	4	4	5	1	5	5	5	5	5	5	5
25	5	5	3	2	4	5	2	4	5	4	3	3	5	5	5	5	5	5	5
26	3	4	2	2	4	4	3	4	3	4	3	3	4	3	3	4	3	5	4
27	4	4	3	4	4	5	3	5	4	5	5	3	5	4	5	4	4	4	5
28	3	4	3	3	4	3	2	3	3	2	3	4	3	3	3	3	3	3	3
29	5	5	1	2	5	5	1	5	5	5	2	1	5	5	5	5	5	5	5
30	4	4	4	4	3	3	4	3	3	2	2	3	2	3	3	3	2	2	3
31	4	4	4	4	4	4	2	4	3	3	4	2	4	5	4	4	4	4	4
32	4	4	3	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
33	5	5	3	5	5	4	4	4	5	5	4	4	4	4	4	4	4	4	4
34	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
35	2	2	5	2	4	4	4	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4
36	4	4	2	3	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
37	5	5	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
38	3	3	3	4	2	2	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	2	3	3

39	4	4	2	3	4	4	4	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
40	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
41	5	4	2	3	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	5	4	4
42	4	4	2	3	4	4	4	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
43	4	4	3	4	4	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4
44	4	4	2	4	5	5	4	4	4	4	4	2	4	5	4	4	4	4	4
45	4	4	2	3	4	4	4	4	4	4	4	2	4	5	5	5	5	5	5
46	4	4	2	3	4	4	2	4	4	3	4	3	4	4	4	4	4	4	4
47	4	4	3	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
48	4	4	2	4	4	4	2	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4
49	4	4	3	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	5	4	4
50	4	4	2	4	4	4	3	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
51	4	4	2	4	4	4	3	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	3	4
52	4	4	2	4	4	4	2	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
53	4	4	2	4	4	5	2	3	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
54	5	5	1	5	5	5	1	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
55	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
56	4	4	2	4	4	4	2	5	5	5	5	1	4	4	4	4	4	5	5
57	4	4	2	4	4	3	2	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
58	4	4	2	5	5	5	2	4	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4
59	4	5	2	3	5	5	2	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4
60	4	4	3	3	4	4	2	4	5	4	4	1	5	4	4	4	4	4	4
61	4	4	2	1	4	4	2	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4
62	4	5	3	2	4	4	2	4	3	4	4	3	4	4	4	5	5	5	5
63	4	5	1	4	4	4	1	4	5	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
64	5	5	2	3	5	5	5	5	5	4	4	3	5	5	5	5	5	5	5
65	4	4	3	3	4	4	4	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4
66	4	4	3	4	4	4	2	4	4	4	4	3	4	4	4	4	3	5	3
67	4	4	3	4	4	5	2	5	4	4	4	4	4	4	4	4	5	4	4
68	5	4	3	4	4	3	3	5	5	5	5	3	5	5	5	4	4	4	4
69	4	4	3	3	3	3	2	3	4	4	3	2	3	4	4	4	3	3	4
70	4	4	3	4	5	5	5	4	4	4	4	2	3	3	3	3	3	3	4
71	4	3	2	3	3	3	3	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	4
72	4	3	5	3	4	5	4	4	3	3	4	5	3	4	4	4	3	4	3
73	4	5	3	4	3	3	5	4	3	4	3	3	4	1	3	1	4	5	5
74	5	5	5	5	5	3	3	4	3	4	4	5	4	4	3	5	3	3	3
75	4	4	3	4	4	3	5	4	3	3	3	3	3	5	4	3	2	4	2
76	3	4	3	3	4	4	3	3	4	3	4	4	4	4	4	3	4	4	4
77	5	2	5	3	2	4	2	3	2	3	4	4	4	4	1	3	4	3	2
78	3	1	3	3	3	3	3	3	2	2	2	1	3	3	2	3	3	2	3
79	3	3	2	4	3	2	5	5	4	3	5	4	3	5	2	4	3	4	3
80	4	4	5	5	4	4	4	4	5	4	5	4	4	3	5	5	4	3	4
81	5	3	5	4	5	5	5	4	4	3	4	3	4	4	3	3	4	5	5