



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN,
INNOVACIÓN Y TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA**

CENTRO DE POSTGRADOS

**MAESTRÍA EN GESTIÓN DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN E
INTELIGENCIA DE NEGOCIOS**

**TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE: MAGISTER EN GESTIÓN DE SISTEMAS DE
INFORMACIÓN E INTELIGENCIA DE NEGOCIOS**

TEMA: “APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA
PROYECCIÓN DE PRODUCTIVIDAD LABORAL EN LÍNEAS DE
ENSAMBLE UTILIZANDO EL RITMO CARDIACO COMO
FACTOR DE IMPACTO EN LA EFICIENCIA.”

AUTOR: ZAMBRANO SALVADOR, JUAN WLADIMIR

DIRECTOR: SANCHO ARIAS, JOSÉ ALBERTO

SANGOLQUÍ

2017



VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, INNOVACIÓN Y
TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA

MAESTRÍA EN GESTIÓN DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN E
INTELIGENCIA DE NEGOCIOS

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, ***“APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA PROYECCIÓN DE PRODUCTIVIDAD LABORAL EN LÍNEAS DE ENSAMBLE UTILIZANDO EL RITMO CARDIACO COMO FACTOR DE IMPACTO EN LA EFICIENCIA”*** realizado por el señor ***ZAMBRANO SALVADOR JUAN WLADIMIR***, ha sido revisado en su totalidad y analizado por el software anti-plagio, el mismo cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, por lo tanto me permito acreditarlo y autorizar al señor ***ZAMBRANO SALVADOR JUAN WLADIMIR*** para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, noviembre del 2017

JOSÉ ALBERTO SANCHO ARIAS
DIRECTOR DE TESIS



**VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, INNOVACIÓN Y
TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA**

**MAESTRÍA EN GESTIÓN DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN E
INTELIGENCIA DE NEGOCIOS**

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Yo, **ZAMBRANO SALVADOR JUAN WLADIMIR**, con cédula de identidad N° 1713214045, declaro que este trabajo de titulación **“APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA PROYECCIÓN DE PRODUCTIVIDAD LABORAL EN LÍNEAS DE ENSAMBLE UTILIZANDO EL RITMO CARDIACO COMO FACTOR DE IMPACTO EN LA EFICIENCIA”** ha sido desarrollado considerando los métodos de investigación existentes, así como también se ha respetado los derechos intelectuales de terceros considerándose en las citas bibliográficas.

Consecuentemente declaro que este trabajo es de mi autoría, en virtud de ello me declaro responsable del contenido, veracidad y alcance de la investigación mencionada.

Sangolquí, noviembre del 2017

ZAMBRANO SALVADOR JUAN WLADIMIR

C.C. 1713214045



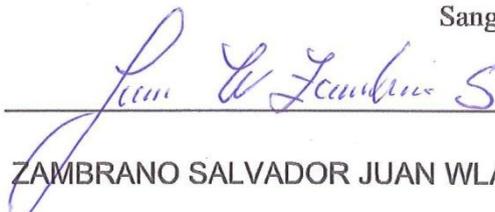
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, INNOVACIÓN Y
TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA

MAESTRÍA EN GESTIÓN DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN E
INTELIGENCIA DE NEGOCIOS

AUTORIZACIÓN

Yo, **ZAMBRANO SALVADOR JUAN WLADIMIR**, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca Virtual de la institución el presente trabajo de titulación **“APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA PROYECCIÓN DE PRODUCTIVIDAD LABORAL EN LÍNEAS DE ENSAMBLE UTILIZANDO EL RITMO CARDIACO COMO FACTOR DE IMPACTO EN LA EFICIENCIA”** cuyo contenido, ideas y criterios son de mi autoría y responsabilidad.

Sangolquí, noviembre del 2017


ZAMBRANO SALVADOR JUAN WLADIMIR

C.C. 1713214045

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a las industrias en vías de desarrollo que han tomado como posta para su crecimiento la evolución de su personal operativo tanto en conocimiento como en ejecución del trabajo.

A aquellas empresas que incentivan a todo el personal involucrado en la producción a desempeñarse creativamente en su área de trabajo y que impulsan a que estos tomen interés en las diversas actividades que la empresa realiza. A aquellos jefes directivos que han descubierto las bondades de impulsar en sus equipos de trabajo la necesidad de aportar con ideas y ganas al crecimiento de la empresa y que asumen su rol de líderes interesándose por las condiciones en las que se desempeñan sus trabajadores.

A aquellos operadores que garantizan el éxito de la industria llevando consigo las ganas de adquirir capacidades y habilidades que les permitan desempeñar su labor con cada vez mayor eficiencia y que a la vez se empapan de la estructura de la misma para conseguir la eficiencia en su desempeño.

A mis amigos y familia que con lo poco o mucho que poseen me han empujado a concluir este proyecto de manera directa, tangible y palpable.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a todas las personas que han aportado con algún detalle a este estudio y a aquellas que han puesto su intelecto, asertividad, pro actividad, amistad y entereza en estructurar y completar este estudio que es un reto a mis propias capacidades cognitivas, pero no así a mis ganas de descubrir y crear. Agradezco a mi familia por apoyarme en cada una de las etapas de mi vida y en particular por inspirarme siempre confianza y ganas a la hora de romper parámetros establecidos.

ÍNDICE GENERAL

CERTIFICACIÓN.....	ii
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD.....	iii
AUTORIZACIÓN.....	iv
DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTO	vi
ÍNDICE GENERAL	vii
ÍNDICE DE TABLAS.....	x
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xii
RESUMEN.....	xii
ABSTRACT	xii

CAPÍTULO I

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Justificación e Importancia	1
1.1.1 Estado del arte a nivel mundial y local	2
1.1.2 Planteamiento del problema.....	4
1.1.3 Formulación del problema a resolver.....	5
1.2. Hipótesis (en caso de tesis de investigación)	6
1.3. Objetivo General	6
1.4. Objetivos Específicos.....	6

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes Investigativos.....	7
2.2. Fundamentación teórica.	18

2.3. Sistemas variables.....	26
2.4. Operacionalización de las variables.....	29
2.5. Modalidad de la investigación	30
2.6. Tipos de investigación.....	30
2.7. Diseño de la investigación	31
2.8. Niveles de investigación	33
2.9. Población y Muestra.....	33
2.10. Técnica de la recolección de datos.....	34
2.10.1. Instrumentos.....	34
2.10.2. Validez y confiabilidad	35
2.11. Técnicas de análisis de datos.....	35
2.12. Técnicas de comprobación de hipótesis	37

CAPÍTULO III

RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN

3.1. Organización de información original	39
3.1.1 Recolección de Datos.....	39
3.1.2 Herramientas informáticas de análisis	40
3.1.3 Clasificación de datos para análisis.....	41
3.2 Análisis de resultados.....	41
3.2.1 Pulso Normal.....	42
3.2.2 Pulso Anormal.....	54
3.2.3 Sistólica Normal.....	64
3.2.4 Sistólica Anormal.....	76
3.2.5 Diastólica Normal	88
3.2.6 Diastólica Anormal	100
3.3 Discusión de los resultados	112
3.4 Comprobación de hipótesis	112
3.5. Planteamiento de la propuesta.....	119
3.6. Antecedentes de la propuesta	119
3.7. Justificación.....	119
3.8. Objetivos	120

3.9. Fundamentación propuesta.....	120
3.10. Diseño de la propuesta	121
3.11. Metodología para ejecutar la propuesta	127

CAPÍTULO IV

4.1. Conclusiones	128
4.2. Líneas de Trabajo Futuro	129

BIBLIOGRAFÍA

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Clasificación de presión arterial.....	19
Tabla 2 Clasificación de frecuencia cardiaca.....	20
Tabla 3 Características de las Redes Neuronales.....	21
Tabla 4 Tabla de operacionalización de las variables.....	29
Tabla 5 Clasificador original de datos	40
Tabla 6 Organizador de datos originales.....	41
Tabla 7 Análisis comparativo - Pulso Normal - Operario 1- AJ.....	42
Tabla 8 Análisis comparativo – pulso normal – Operario 2 - AJ.....	44
Tabla 9 Análisis comparativo - Pulso Normal - Operario 1 - AD	46
Tabla 10 Análisis comparativo – Pulso Normal – Operario 2 - AD	48
Tabla 11 Análisis comparativo – Pulso Normal – Operario 1 - AA	50
Tabla 12 Análisis comparativo – Pulso Normal – Operario 2 - AA	52
Tabla 13 Análisis comparativo – Pulso Anormal – Operario 1 - AJ	54
Tabla 14 Análisis comparativo – Pulso Anormal – Operario 1 - AJ	56
Tabla 15 Análisis comparativo – Pulso Anormal – Operario 1 - AD	58
Tabla 16 Análisis Comparativo – Pulso Anormal – Operario 2 - AD	60
Tabla 17 Análisis comparativo – Pulso Anormal – Operario 1 - AA	62
Tabla 18 Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 1 - AJ.....	64
Tabla 19 Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 1 - AJ.....	66
Tabla 20 Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 1 – AD.....	68
Tabla 21 Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 2 – AD.....	70
Tabla 22 Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 1 – AA.....	72
Tabla 23 Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 2 –AA.....	74
Tabla 24 Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 1 – AJ.....	76
Tabla 25 Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 2 - AJ.....	78
Tabla 26 Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 1- AD	80
Tabla 27 Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 2 -AD	82
Tabla 28 Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 1- AA	84
Tabla 29 Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 2 - AA	86
Tabla 30 Análisis comparativo – Diastólica Normal – Operario 1- AJ	88

Tabla 31 Análisis comparativo – Diastólica Normal – Operario 2 - AJ	90
Tabla 32 Análisis comparativo – Diastólica Normal – Operario 1 - AD.....	92
Tabla 33 Análisis comparativo – Diastólica Normal – Operario 2 - AD.....	94
Tabla 35 Análisis comparativo - Diastólica Normal – Operario 2 - AA	98
Tabla 36 Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 1 - AJ.....	100
Tabla 37 Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 2 - AJ.....	102
Tabla 38 Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 1 - AD.....	104
Tabla 39 Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 2 - AD.....	106
Tabla 40 Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 1 - AA.....	108
Tabla 41 Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 2 - AA.....	110
Tabla 42 Análisis de Varianza por Kilos - Tipo III - Suma de Cuadrados	113
Tabla 43 Media de kilos por nivel de factor operador	113
Tabla 44 Media de kilos por nivel de factor tipo	114
Tabla 45 Media de kilos nivel de combinación entre factor, evento y operador	114
Tabla 46 Media de kilos, error estándar e intervalos factor/evento/tipo.....	114
Tabla 47 Media de kilos, error estándar e intervalos factor/operador/tipo	115
Tabla 48 Media de kilos, error estándar e intervalos operador/tipo.....	115
Tabla 49 Procedimiento de diferencia mínima (LSD) de Fisher	116
Tabla 50 Procedimiento de comparación múltiple.....	116
Tabla 51 Clasificador datos modificado	121
Tabla 52 Comparativa Matriz de confusión – Datos Bootstrapping.....	126
Tabla 53 Comparativa Matriz de confusión – Datos Originales.....	126

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Línea de Ensamble Empresa Chaide	39
Figura 2 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 – AJ	42
Figura 3 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 1 - AJ.....	43
Figura 4 Desempeño en la gráfica de la técnica Bootstrapping	44
Figura 5 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 2 - AJ.....	45
Figura 6 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AD.....	46
Figura 7 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 1 – AD.....	47
Figura 8 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AD.....	48
Figura 9 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 2 - AD	49
Figura 10 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AA.....	50
Figura 11 Resultado de pruebas de normalidad – Operario 1 – AA	51
Figura 12 Comparativo campana de Gauss – Operario 2 – AA.....	52
Figura 13 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 2 – AA.....	53
Figura 14 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 - AJ.....	54
Figura 15 Resultados de pruebas de normalidad	55
Figura 16 Comparativo campana de Gauss – Operario 2 – AJ.....	56
Figura 17 : Resultados de pruebas de anormalidad –Operario 2 – AJ.....	57
Figura 18 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 – AD.....	58
Figura 19 Resultados de pruebas de anormalidad – Operario 1 – AD.....	59
Figura 20 Comparativo campana de Gauss- Operario 2 – AD	60
Figura 21 Resultados de pruebas de anormalidad – Operario 2 – AD.....	61
Figura 22 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 - AA AJ.....	62
Figura 23 Resultados de pruebas de anormalidad — Operario 1 – AA.....	63
Figura 24 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 - AJ.....	64
Figura 25 Resultados de las pruebas de normalidad – Operario 1 - AJ	65
Figura 26 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AJ.....	66
Figura 27 Resultados de pruebas de normalidad– Operario 2 – AJ.....	67
Figura 28 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 – AD.....	68
Figura 29 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 1 – AD.....	69
Figura 30 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 – AD.....	70

Figura 31 Resultados de pruebas de normalidad– Operario 2 – AD.....	71
Figura 32 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 – AA.....	72
Figura 33 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 1 – AA.....	73
Figura 34 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 – AA.....	74
Figura 35 Resultados pruebas de normalidad –Operario 2 – AA	75
Figura 36 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 – AJ	76
Figura 37 Resultados de pruebas de anormalidad – Operario 1 – AJ	77
Figura 38 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AJ.....	78
Figura 39 Resultados pruebas de anormalidad – Operario 2 - AJ.....	79
Figura 40 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AD.....	80
Figura 41 Resultados pruebas de anormalidad – Operario 2 - AD	81
Figura 42 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AD.....	82
Figura 43 Resultados de pruebas de normalidad –Operario 2 - AD	83
Figura 44 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AA.....	84
Figura 45 Resultados de pruebas de normalidad– Operario 1 - AA	85
Figura 46 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AA.....	86
Figura 47 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 2 - AA	87
Figura 48 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AJ.....	88
Figura 49 Resultados de pruebas de normalidad– Operario 1 - AJ.....	89
Figura 50 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 -AJ.....	90
Figura 51 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 2 - AJ.....	91
Figura 52 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AD.....	92
Figura 53 Resultados de pruebas de normalidad– Operario 1 - AD	93
Figura 54 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AD.....	94
Figura 55 Resultados de pruebas de normalidad– Operario 2 -AD.....	95
Figura 56 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 -AA.....	96
Figura 57 Resultados de pruebas de normalidad– Operario 1 - AA	97
Figura 58 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AA.....	98
Figura 59 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 2 -AA	99
Figura 60 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AJ.....	100
Figura 61 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 1 -AJ.....	101
Figura 62 : Comparativa campana de Gauss – Operario 2 -AJ.....	102

Figura 63 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 2 - AJ.....	103
Figura 64 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AD.....	104
Figura 65 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 1 - AD	105
Figura 66 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 -AD.....	106
Figura 67 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 2 - AD	107
Figura 68 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AA.....	108
Figura 69 Resultados de pruebas de normalidad – Operario 1 - AA	109
Figura 70 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AA.....	110
Figura 71 Resultados de pruebas de normalidad –Operario 2 - AA	111
Figura 72 Gráfico de dispersión.....	117
Figura 73 Comportamiento de los datos respecto a la media	117
Figura 74 Tendencia incremental de la media de producción.....	118
Figura 75 Estructura de Red Neuronal Backpropagation	125
Figura 76 Funcionamiento de la Red Neuronal	125

RESUMEN

El mejoramiento constante de los procesos dentro de una empresa es un mecanismo indispensable para el éxito de la misma, sobre todo si estas son unidades productivas cuyos procesos involucran directamente la elaboración de algún producto. Dentro de este contexto y enfocándonos en el proceso de producción, la línea de ensamblado es considerada la parte central del mismo y dado que dicha actividad es realizada de forma manual su tratamiento debe ser más profundo y completo tomando en cuenta que el factor humano genera siempre un margen de error. Reducir al mínimo este margen de error, aprovechando la capacidad, el talento y la motivación del trabajador; son las metas que se desean alcanzar con el desarrollo de este proyecto. Este estudio busca incrementar la eficiencia de un proceso de ensamblado en una empresa productora de colchones analizando la relación ritmo cardíaco – productividad del trabajador y de esta manera establecer parámetros de la respuesta humana a la tarea que realiza a diario cuyos datos permitan generar un modelo utilizando redes neuronales de predicción del comportamiento productivo.

ABSTRACT

The constant improvement of the processes within a company is an indispensable mechanism for the success of the same, especially if these are productive units whose processes directly involve the elaboration of some product. Within this context and focusing on the production process, the assembly line is considered the central part of it and given that this activity is performed manually, its treatment must be more thorough and complete taking into account that the human factor always generates a margin of error. To minimize this margin of error, taking advantage of the capacity, the talent and the motivation of the worker; are the goals that are desired to achieve with the development of this project. This study aims to increase the efficiency of an assembly process in a company producing mattresses by analyzing the relationship between the worker 's heart rate and productivity and in this way establish parameters of the human response to the daily task whose data allows to generate a model using neural networks for predicting productive behavior.

CAPÍTULO I

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Justificación e Importancia

El uso efectivo del trabajo es uno de los temas más críticos que afectan el desempeño de los sistemas de producción donde los costos de mano de obra son altos, ya sea porque las operaciones de producción son laboralmente intensas o porque los sistemas de producción requieren de mano de obra altamente calificada. La mayoría de los nuevos trabajadores son seleccionados por su habilidad de aprendizaje, su flexibilidad mental y por sus competencias sociales, intentando de esta manera desarrollar una infraestructura laboral que provea medidas centrales de selección en términos de alto desempeño.

Sin embargo existen compañías que buscan constantemente nuevas formas de reducir sus costos laborales y cambiar la estrategia en el manejo de la fuerza laboral, Se ha evolucionado de implementar una perfecta división de la fuerza de trabajo a una estrategia que toma ventaja de la agilidad del trabajador de muchas maneras. De esta forma, una de las maneras de mejorar la flexibilidad de un trabajador es enseñarle a desempeñar varias tareas. Las políticas de entrenamiento por aprendizaje son conocidas por arrojar muchos otros aspectos positivos como el mejoramiento de la comunicación entre trabajadores, el aumento de la satisfacción del trabajador y la automotivación, menos aburrimiento, menos estrés por repetición y menos fatiga.

El mejoramiento constante de los procesos es un mecanismo beneficioso para la empresa colchonera ecuatoriana, sobre todo en aquellos procesos que involucren directamente producción manual. Dentro de este contexto, la línea de ensamblado del proceso de producción de colchones es la parte central del mismo y por tanto requiere de un tratamiento más profundo y completo. Las tareas que se llevan a cabo dentro de este proceso son absolutamente manuales, por este motivo se cuenta con un factor de error elevado en cada una de ellas. Reducir estos errores al mínimo,

aprovechar la capacidad, el talento y la motivación del trabajador dentro de la actividad que más se ajuste a su perfil productivo e incrementar la eficiencia del proceso es un asunto importante a tratar para la empresa.

El desarrollo de este proyecto busca incrementar la eficiencia del proceso de ensamblado, analizando la relación entre los indicadores fisiológicos específicamente la presión y el pulso con la productividad del trabajador para determinar la respuesta del mismo a la tarea que realiza a diario y generar una predicción del comportamiento productivo dentro de cada actividad de la línea de ensamblaje usando redes neuronales como herramienta para el análisis de proyección.

1.1.1 Estado del arte a nivel mundial y local

Es inherente a la naturaleza del hombre tratar siempre de ir más allá, adquirir conocimiento para generar una habilidad y por ende dominar el entorno en el que se desenvuelve. El resultado de este proceso ha sido siempre impredecible, desde conseguir entender nuestro entorno hasta averiguar el funcionamiento de nosotros mismos, jamás los resultados han sido concluyentes, se ha requerido de enormes sacrificios y fracasos para conseguirlo y, aun así, en la barrera límite de nuestro intelecto no logramos comprenderlo todo. Es por eso, que al conocer la limitante que la mente humana posee en velocidad y precisión, se ha desarrollado máquinas que funcionen tal como lo haría un cerebro humano, pero sin la limitación de la velocidad y la precisión, a esto se le conoce como Inteligencia Artificial, un intento de duplicar nuestra capacidad de aprender, entender y percibir el entorno. (Bartlett, Littlewort, & Lainscsek, 2004)

La comunicación entre las máquinas y el ser humano siempre llevaba un rango de ventaja para este último por tratarse de quien implementaba sus conocimientos adquiridos para desarrollar equipos más rápidos, capaces y eficientes. Sin embargo junto a la evolución de los materiales para construir máquinas también ha crecido la capacidad de almacenamiento de información y la velocidad con que se analizan los datos llevando al ser humano a desarrollar mecanismos inteligentes como Redes Neuronales Artificiales (RNAs), Lógica Difusa (Fuzzy Logic), Inteligencia Artificial

(IA), etc.; a ser utilizadas para desarrollar nuevas interfaces operativas y aplicables a diversos campos de estudio como la medicina, la educación, la electrónica, etc., La brecha anteriormente mencionada se reduce drásticamente y es turno de la máquina de mostrarnos lo que el cerebro puede hacer. Esta interacción, humano – máquina, empuja al desarrollo de algoritmos que administran gran cantidad de información y al mismo tiempo reducen tasas de error en cálculos complejos, es decir, los datos pueden ser analizados e interpretados de forma más rápida, eficiente y consciente. (Alwakeel, Alhalabi, & Aggoune, 2015)

Uno de los mecanismos inteligentes desarrollados por el ser humano para emular el proceso de aprendizaje de este son las RNAs (Redes Neuronales Artificiales). De acuerdo con Toro, Mejía y Salazar (2004), “Las redes neuronales artificiales son modelos matemáticos que tratan de hacer una pequeña emulación del funcionamiento del cerebro humano. Son metodologías novedosas que permiten hacer pronósticos donde hay cierto comportamiento no lineal”. Así, destacando que la capacidad de resolución de problemas de los seres humanos se desarrolla en base a la experiencia obtenida, (experiencia acumulada), se concluye que las redes neuronales tratan de simular este comportamiento. El aprendizaje inicia con la estimulación de una neurona a través de entradas de información, las cuales se procesan y al momento de trabajar conjuntamente con un gran número de ellas se inicia la obtención de una solución a una problemática planteada, como, por ejemplo: ¿Influyen los factores biológicos en la productividad de un trabajador?

Si tomamos en cuenta que el cuerpo es nuestro medio de conexión con el entorno y también nuestro canal de aprendizaje, es lógico sugerir que la estabilidad de los parámetros biológicos que nos permiten realizar una actividad es sumamente importante para determinar si dicha actividad será llevada a cabo con productividad. Los estudios primarios acerca de la influencia que tienen ciertos factores biológicos como: colesterol, el dilatamiento de pupilas, las calorías quemadas, el pulso cardiaco, el ritmo respiratorio, la temperatura corporal, en la productividad laboral, son muy escasos. Existen estudios ergonómicos, análisis médicos y psicológicos sobre la productividad de los empleados influenciados por estímulos externos como luz, ansiedad, que son realizados con la finalidad de mejorar las condiciones de los

empleados en su entorno laboral. Existen también estudios de automatización de procesos usando aprendizaje automático que buscan reemplazar la labor humana por maquinaria inteligente en trabajos repetitivos y aunque este último es inevitable que se convierta en una realidad a largo plazo, es imprescindible apearse a las condiciones actuales de producción y maximizar la productividad de los trabajadores. Actualmente muchas empresas hacen diferentes esfuerzos por medir la productividad de sus empleados, dejando a un lado todos los factores externos e internos que incide en el rendimiento humano. (Sánchez, 2009)

1.1.2 Planteamiento del problema

Al alcanzar los estándares de calidad propuestos se percibe que los resultados obtenidos son tan buenos que no requieren ser mejorados. Dentro de este contexto se podría decir que el comportamiento del proceso de producción de la línea de ensamblado de la fábrica de colchones Chaide y Chaide se halla dentro de los parámetros establecidos como aceptable tanto en fallos producidos y desperdicio de material como en unidades obtenidas. Así mismo, los trabajadores se desempeñan dentro de sus funciones productivas ateniéndose al concepto de labor competente. Sin embargo, esto no quiere decir que el proceso productivo anteriormente mencionado carezca de puntos susceptibles de mejoramiento.

Uno de los aspectos importantes a ser tomados en cuenta a la hora de establecer mecanismos de mejoramiento es la influencia externa que el proceso productivo pueda experimentar que comprometa la capacidad de los trabajadores de superar sus propios límites productivos. El calor, la luz, el ruido, el nivel físico de exigencia, etc.; podrían ser considerados factores determinantes de los resultados obtenidos. Sin embargo, estos factores ya no son un problema determinante en el proceso productivo dada la atención que diversas investigaciones han puesto en el tema y que han logrado conseguir que el ambiente en el que se desarrolla la actividad productiva sea lo más confortable posible.

Asumiendo que los factores externos se hallen bajo control aún no se ha tomado en cuenta los factores internos (fisiología del trabajador) que pudieran influir

directamente en la productividad de los mismos, relacionándola con los fallos y su costo final; y que por ende afecten la eficiencia y eficacia del proceso productivo. Es obvio suponer que los errores cometidos durante el proceso de producción no desaparecerán en su totalidad dada la humanidad de la mano de obra pero se podrían reducir considerablemente si el trabajador es reorganizado continuamente de acuerdo a su estado fisiológico individual (cansancio, depresión, humor, preferencia) obtenido de un patrón de aprendizaje que es el resultado de la aplicación de redes neuronales utilizando los datos que el ritmo cardiaco de los trabajadores de la línea de ensamblaje generen durante un periodo establecido de tiempo y de esta manera elaborar un modelo de predicción que sugiera a diario en que punto de la línea el trabajador es más productivo o lo será.

1.1.3 Formulación del problema a resolver

¿Es susceptible de mejoramiento la ejecución de las actividades de los trabajadores de la línea de ensamblado durante el proceso de ensamblaje?

¿Se toma en cuenta el estado físico, mental y emocional del trabajador para designar las tareas a ser desempeñadas durante el proceso de ensamblado?

¿Es posible establecer un patrón de comportamiento del trabajador que maximice sus capacidades dentro de las actividades que se realizan durante el proceso de ensamblado?

¿Se ha llevado a cabo un estudio de eficiencia del proceso de ensamblado?

¿Se ha proyectado el rendimiento de los trabajadores del área de ensamblado para ejecución de políticas de mejoramiento?

¿Se ha establecido políticas de capacitación de los trabajadores para hacerlos multitarea y facilitar su acoplamiento dentro del proceso?

1.2. Hipótesis (en caso de tesis de investigación)

La aplicación de redes neuronales usando la relación ritmo cardiaco-desempeño permitirá proyectar el comportamiento productivo de los trabajadores de la línea de ensamblaje en cada una de sus etapas durante la jornada laboral y así establecer un patrón de predicción que permita maximizar la capacidad productiva del trabajador y la eficiencia del proceso.

1.3. Objetivo General

Analizar la influencia del ritmo cardiaco del trabajador en la producción de unidades diarias y la factibilidad de proyección del rendimiento laboral de la línea de ensamblado usando redes neuronales.

1.4. Objetivos Específicos

- Establecer una relación entre el ritmo cardiaco del trabajador y las actividades que realiza durante las diferentes etapas del proceso de ensamblado dentro de la jornada laboral.
- Utilizar redes neuronales para establecer un patrón de comportamiento del trabajador durante el proceso de ensamblado y determinar los picos de mayor o menor productividad del mismo.
- Predecir el comportamiento de los trabajadores dentro de las diferentes etapas del proceso y durante toda la jornada laboral.
- Proyectar a corto plazo comportamientos productivos de los trabajadores de la línea de ensamblado basándonos en los patrones que las redes neurales arrojen.

CAPÍTULO II.

MARCO TEÓRICO Y METODOLÓGICO

2.1 Antecedentes Investigativos

Sabemos con certeza que la agilidad, capacidad y destreza de un individuo es resultado de diversos factores, los factores externos que determinan su incremento o mejoramiento como el entrenamiento continuo y los factores internos que permiten dicho mejoramiento. Estos factores internos que pueden llegar a posibilitar el desempeño ágil, capaz y diestro de un individuo en cualquier área de actividad son generalmente tomados como variables decisivas para la salud física del individuo, pero no como un detonante de ineptitud o bajo desempeño en dichas actividades.

De acuerdo con (Targa Ana, 2007) el conocimiento anatómico y funcional del cerebro, también realiza un análisis de los ritmos circadianos y por último centra su estudio en las funciones cognitivas y en la comprensión de la fisiología de las constantes vitales. Para esto se plantean dos hipótesis. La primera hipótesis asegura que la privación del sueño de 24 horas repercute en las funciones cognitivas de los seres humanos. La segunda hipótesis asevera que las constantes basales circadianas: la tensión arterial, la frecuencia cardíaca la saturación del oxígeno la temperatura periférica se ven afectadas con la privación del sueño. (p.5)

Todos los seres vivos poseen ritmos biológicos que determinan el funcionamiento de su fisiología. El sincronizador más frecuente de estos ritmos es la luz, aunque se han estudiado otros tipos como lo son la temperatura, la comida, las interacciones sociales. El estudio conceptualiza los tipos de ritmos que posee el organismo del ser humano según su frecuencia:

- Los ritmos circadianos que tienen una frecuencia aproximada de 24 horas el ejemplo más sencillo es el ciclo sueño –vigilia,

- Los ritmos infradianos son aquellos que su frecuencia es mayor a 24 horas, ejemplo: la menstruación. (Targa Ana, 2007)
- Los ritmos ultradianos: sus frecuencias son inferiores a la diaria generalmente es entre tres minutos hasta tres horas un ejemplo de este ritmo son: la frecuencia cardiaca y la frecuencia respiratoria. (Targa Ana, 2007)

También menciona las hormonas que interactúan con los ritmos biológicos las cuales son:

- Noradrenalina que es la causante de mantener activo al ser humano en la vigilia.
- La dopamina que facilita el estado de alerta durante el día.
- La acetilcolina que está implicada en la regularización del sueño en las fases más profundas.
- Gaba que es un neurotransmisor del sistema nervioso central involucrado indirectamente en el sueño.
- Melatonina es la principal hormona sensible a la luz que aumenta cuando oscurece y disminuye en el día. (Targa Ana, 2007)

El ritmo circadiano es la adaptación del cuerpo al movimiento de rotación y traslación de la tierra teniendo gran influencia en estos los periodos de luz y oscuridad. La tensión arterial y la frecuencia cardiaca siguen un ritmo ultradiano, por la noche existe una disminución importante de estas constantes y en la mañana, coincidiendo con el inicio de la actividad, ambas aumentan. Las oscilaciones durante el día dependerán de condiciones diversas en relación con la actividad que se desarrolla, produciéndose dos picos durante el día, uno a las 09:00 de la mañana y otro a las 17:00 horas. (Targa Ana, 2007)

El artículo apunta a realizar un análisis estadístico utilizando la técnica de análisis de varianzas para encontrar la correlación entre las condiciones biológicas y la hora de sueño. Las condiciones biológicas que analiza son la tensión arterial, la frecuencia cardiaca, la saturación del oxígeno y la temperatura. Como consecuencia se

estableció que las frecuencias cardiacas no se ven afectadas por la privación del sueño, la saturación de oxígeno tienen una correlación directa con las horas de sueño, pero no se encuentran diferencias significativas en el estudio, la temperatura tampoco es significativa, así como la tensión arterial. Hay que tomar en cuenta que las limitaciones en la obtención de registros hacen complicada la valoración de estas variables. Por otra parte, las funciones cognitivas en especial la tensión se altera con la privación del sueño y es proporcional al déficit de horas dormidas, esto aumenta el riesgo de accidentes pues incrementa la probabilidad de errores en las actividades que se realizan. (Targa Ana, 2007)

Dentro de este contexto, de acuerdo con (Sánchez, 2009) se afirma que la alteración de los ritmos circadianos, que generalmente cambian cada 24 horas y trabajan como el reloj biológico del cuerpo, influyen de manera directa en la productividad del trabajador. Los ritmos circadianos o reloj biológico del cuerpo se regulan mediante la exposición a la luz, esto garantiza el descanso en las noches y la vigilia en las mañanas. Una alteración de estos ciclos en los trabajadores asegura el estudio, produce una caída de la velocidad de reacción, rendimiento, habilidades cognitivas, etc. (p.11).

Adentrándonos un poco más en este estudio, el análisis de los turnos rotativos laborales a los que son sometidos los trabajadores arroja resultados que aseguran que aquellos empleados que laboran dentro de los turnos nocturnos son incapaces de conciliar bien el sueño en horas de la mañana dado que están expuestos a mayor cantidad de luz y estímulos auditivos. Esta situación a largo plazo produce cambios en el sueño, haciendo que este sea cada vez más ligero y por ende se traduzca en alteraciones biológicas de temperatura, pulso, saturación, presión, etc.; sin olvidar la reducción drástica de interacción familiar y social que altera su comportamiento. Por otro lado, la fisiología del individuo también se ve alterada por los cambios en la ingesta de alimentos. Los trabajadores que se integran al turno de la noche generalmente ingieren alimentos a deshoras, en grandes cantidades y sin mesura atentando de esta manera con la salud y contrayendo enfermedades serias como la colesterolemia, diabetes, hipertensión, etc. (Sánchez, 2009)

Al estudiar los datos que brinda esta investigación es lógico suponer que aquellos trabajadores que son sometidos a cambios bruscos de turnos de trabajo tendrán alto riesgo de deterioro físico y cognitivo. Lo óptimo para las empresas es mantener turnos fijos de trabajo, sin cambios repentinos en los turnos, proporcionar descansos de 24 horas entre turnos para mantener en los trabajadores el estado de alerta, reducir errores y accidentes de trabajo, pero por sobre todo mantener inalterable el ritmo circadiano. Sin embargo, estas soluciones no siempre son tomadas en cuenta dado la capacidad económica de las unidades productivas o su política de trato al trabajador, así, los resultados derivados de la aplicación de políticas de producción son inherentes siempre a los trabajadores sobre todo en el aspecto fisiológico. (Sánchez, 2009)

Ateniéndonos a lo referido anteriormente, los procesos de selección para actividades productivas en los que los trabajadores tengan que ser sometidos a turnos y cambios deberían ser establecidos de acuerdo con la capacidad del mismo para manejar los cambios. Es recomendable dar a conocer al personal acerca de las consecuencias que el trabajo nocturno puede tener en su fisiología y comportamiento y capacitarlos para reducir al máximo sus efectos. El entrenamiento para adaptación a cambios que alteren el ritmo circadiano debe ser lo necesariamente amplio como para poder disminuir el impacto de los efectos de esta alteración. Así también, al considerar que dentro de los turnos nocturnos la exposición a la luz es tal vez mayor que en el día debido a la intensidad de las luces nocturnas lo recomendable es reducir el ruido y la intensidad de la luz para controlar los cambios circadianos, esto obviamente ayudaría a incrementar la eficiencia y la reducción de riesgos de salud ocupacional de los trabajadores. (Sánchez, 2009)

Uno de los factores resultantes de un trabajo arduo y continuo, con alta exigencia en responsabilidad y capacidad, y con descanso e interacción social limitada o muy reducida es el Estrés. El Estrés es considerado una enfermedad crónica, en algunos países, está incluido dentro de los tratamientos que ofrece la seguridad social pública y de manera gratuita y es tomado como causa directa de depresión, suicidio, homicidio o improductividad. (Sánchez, 2009)

La relación directa entre esta enfermedad y la productividad ha obligado a las empresas a incluir dentro de sus políticas mecanismos que reduzcan la posibilidad de contraerla y a la vez a instaurados métodos para detectarla. (Sánchez, 2009)

En el estudio (Suranga & Gunawardhane, 2013), se centra en definir los diferentes métodos que existe para poder reconocer los niveles de estrés humanos. Entre los métodos referidos para determinar el estrés de las personas se destacan:

- Variaciones del ritmo cardiaco
- Dilatación de las pupilas
- Cambios de conducta
- Cambios en la apariencia facial

Al estudiar cada uno de los métodos anteriormente descritos cabe varias limitantes como el tiempo, los recursos necesarios para ejecutarlos y la tecnología necesaria para aplicarlos. Ahora bien, apartándonos de estas limitantes, la efectividad de los métodos es directamente proporcional a su grado de dificultad. El estrés medido a través del ritmo cardiaco es el más efectivo pues al detectar los cambios de frecuencia cardiaca en los diversos estados físicos que un trabajador posee, no requiere un mayor nivel de tecnología en la toma de datos, la alteración del proceso productivo es mínimo, los recursos utilizados bajos y el tiempo empleado irrisorio. La detección de Estrés usando como referente la dilatación de las pupilas requiere tecnología inteligente que reconozca y genere patrones de comportamiento. Los cambios conductuales podrían ser un buen mecanismo de detección de Estrés, pero involucraría la toma de datos antes de que dicha enfermedad se manifieste, además de un contraste de los datos tomados después del apareamiento de los síntomas con otras enfermedades que pudieran ser confundidas con Estrés. Los cambios de la apariencia facial al igual que la detección de las pupilas requiere de sistemas inteligentes de análisis y detección de patrones que generen mapas conductuales atados a síntomas, diagnósticos y cura. Otro problema que poseen los métodos de análisis de estrés es la capacidad de aislar las fluctuaciones de los patrones por

sucesos emocionales. Los sucesos emocionales pueden crear ruido en el cálculo de significancias en los experimentos. (p.242)

El estudio establece las condiciones para probar su teoría de medición de estrés a través del uso de un simple teclado como medio físico de detección aplicando la premisa de que la velocidad de escritura sobre el teclado de cada individuo estudiado podría ofrecer datos que permitan establecer patrones de reconocimiento de estrés. Los individuos bajo investigación eran estudiantes de la Universidad de Colombo a los cuales se los dividió en dos grupos, se les aplicó un examen para someterlos a diferentes niveles de estrés y así tomar datos post y pre estrés. El problema que se plantea es si hay alguna diferencia entre los dos grupos de estudiantes en su forma de escribir en el teclado del ordenador dependiendo de su nivel de estrés. Los resultados de la investigación dieron positivo. En condiciones de estrés los examinados crean un patrón diferente antes y después de ser sometidos a estrés. De esta manera se demuestra que es posible determinar el grado de estrés de un trabajador mediante el teclado de su ordenador, facilitando en gran medida el levantamiento de información en tiempo real que ayude a establecer curvas de rendimiento en tareas administrativas. (Suranga & Gunawardhane, 2013)

Cabe mencionar que el estrés bajo control es un aliado necesario para incrementar la productividad. Sin embargo, cuando una persona es sometida constantemente a niveles elevados de estrés, puede verse afectada en su salud física y mental. Lastimosamente, los efectos de estrés constante solo pueden ser detectados cuando los síntomas son prácticamente incontrolables, desde tensión muscular crónica que lleva a parálisis facial o inmovilidad temporal hasta afecciones orgánicas graves como diabetes, hipertensión, hígado graso, colon irritable, etc. (Suranga & Gunawardhane, 2013)

Al referirnos a estrés tomamos en cuenta tanto lo físico como lo mental. El desgaste mental que resulta de periodos largos de intenso trabajo intelectual bajo presión también genera efectos de estrés que se traducen en síntomas fisiológicos. (Suranga & Gunawardhane, 2013)

En el artículo publicado por (Muñoz González Elvia Luz, 2006), se destaca los efectos del estrés en la productividad humana en maquilas de fabricación electrónica señalando que en países en vías de desarrollo las exigencias en la producción derivan en el incremento de las jornadas repetitivas de trabajo que requiere más concentración y que por ende producen mayor estrés. El estrés afecta no solo al desempeño físico sino también al fisiológico alterando el ritmo cardiaco, la presión sanguínea e involucrado también a su perfil conductual con la adquisición de enfermedades como el alcoholismo, tabaquismo, violencia. (p.559)

El estudio tiene como objetivo considerar ciertos factores ergonómicos individuales y organizacionales como determinantes en el incremento del estrés laboral en trabajadores de la industria electrónica. Para esta investigación se consideró la participación de 96 trabajadores de dicha área con un mínimo de un mes dentro del trabajo. Se tomaron en cuenta algunas variables tales como:

Factores ergonómicos del trabajo

- Uso de la extremidad superior
- Manejo manual de materiales
- Repetición
- Duración
- Carga Estática
- Uso de la fuerza

Carga de trabajo mental

- Demanda Mental
- Demanda Física
- Demanda temporal
- Esfuerzo
- Rendimiento

- Frustración

Estrés y apoyo en el trabajo

- Apoyo en el Trabajo
- Duración de la Jornada

Variables sociodemográficas

- Sexo
- Edad
- Escolaridad
- Estado civil
- Numero de dependientes
- Duración de la jornada

El análisis se hizo utilizando un proceso estadístico ANOVA para determinar la significancia entre factores. Los resultados concluyeron que para los factores ergonómicos solo dos variables son significativas: el uso de la extremidad superior y el manejo manual de materiales. Esto quiere decir que estas dos variables contribuyen positivamente con el incremento del estrés laboral. En lo que concierne al estrés y apoyo en el trabajo, solo la duración de la jornada contribuye directamente al incremento del estrés laboral. Con respecto a la carga de trabajo mental, solo tres variables tuvieron un grado significativo: la frustración, la demanda temporal, la demanda mental. Las variables sociodemográficas pertenecientes a sexo y edad tienen relación con el nivel de estrés. En el resto de variables sociodemográficas no se encontró significancia entre el estrés y dichas condiciones. Los resultados obtenidos sugieren la necesidad de un modelo predictivo que tome en cuenta los factores significativos anteriormente mencionados para apoyar la toma de decisiones y así salvaguardar la integridad física y mental de los trabajadores en las maquilas de la industria electrónica. (Muñoz González Elvia Luz, 2006)

Un aspecto particular que aún no se ha tomado en cuenta dentro del proceso productivo es la capacidad que tienen los trabajadores de aprender nuevos procesos. Un trabajador no tendría que ser destinado durante toda su vida laboral a especializarse en una sola etapa del proceso productivo y así limitarlo, sino que se lo debería instruir en cada ámbito del proceso, es decir, en cada etapa, para lograr que este pueda ser flexible de mover a diferentes procesos sin alterar la productividad e incluso incrementarla de ser posible. (Muñoz González Elvia Luz, 2006)

El estudio publicado por (Wang Oian, 2013), se centra en la fabricación de automóviles usando ensamble semiautomático, pero también involucrando de manera importante a la mano de obra humana. En este caso, el trabajador tiene amplio conocimiento del proceso de ensamble en todas sus etapas y puede ser movido de una a otra según se requiere, a este concepto se le denomina “trabajadores móviles”. Esta estrategia busca maximizar la capacidad de aprendizaje y ejecución del trabajador para incrementar la productividad, eficacia y eficiencia del proceso de ensamblaje. Se toman datos del desempeño del trabajador en cada etapa de la línea de ensamblaje para elaborar curvas de aprendizaje y así poder determinar en qué posiciones el trabajador es más productivo y en cuales lo es menos. Los resultados sugerirán reconfiguraciones de la línea de ensamblaje para que el proceso encaje con la productividad de cada trabajador en cada etapa del proceso de ensamblaje. (p.141)

Actualmente la asignación de responsabilidades a los trabajadores del campo automotriz les corresponde a los trabajadores industriales que diseñan el proceso productivo y es directamente proporcional a la experiencia y habilidad que poseen. (Wang Oian, 2013)

Sin embargo, el tema del factor humano dentro de una planta de producción es complejo y crítico pues requiere un trato especial si consideramos que el humano limita sus capacidades a su estado físico y mental además de ser fácilmente influenciado por el medio en el que se desempeña. De esta manera, aunque la automatización sería una salida viable a este problema, es una solución costosa, un tanto complicada y no completamente acertada si se toma en cuenta que ciertas tareas

que requieren puntos de vista guiados por la consciencia, experiencia y razón, no pueden aun ser desempeñadas por maquinas. (Wang Oian, 2013)

Por otro lado, un punto crítico de este estudio es que el costo de capacitación que requeriría un trabajador móvil sería alto pero efectivo a mediano y largo plazo, reduciendo dentro de este periodo de tiempo costos de mano de obra y recursos. Lógicamente, las tareas múltiples a las que sería capaz de enfrentar el trabajador móvil tendrían que ser equilibradas a las horas legales de trabajo y al estado físico y mental del trabajador. Siendo este último un aspecto muy complicado de resolver a la hora de elaborar modelos de simulación, pues los parámetros a tomar en cuenta para cada eventualidad son innumerables y la tarea sería titánica. (Wang Oian, 2013)

Las curvas de aprendizaje ayudarían a determinar cuánto tiempo se demora el trabajador en realizar su tarea en cada etapa del proceso de ensamblaje de manera repetitiva tomando en cuenta que la experiencia se logra con la práctica continua y esta a su vez permite reducir el tiempo de producción. (Wang Oian, 2013)

En el artículo publicado por (Ratnayake Chandima, 2014) , enfoca el uso de redes neuronales para planificar la producción, estabilizar procesos e incrementar la eficiencia del mismo dentro del ensamble de nodulos de diferentes tipos y características en la empresa Electro Lux. El proceso consta de cuatro estaciones de trabajo cada una con un trabajador a cargo de la misma. (p.264)

El estudio busca la estabilización del proceso de ensamblaje considerando como variables de influencia la destreza, numero de errores y capacidad de producción de cada trabajador. Para el efecto, se crea una red neuronal de perceptrón multicapa para el aprendizaje del comportamiento de dichas variables que permitirá predecir la capacidad productiva de cada encargado del proceso. Se utiliza, por un lado, un análisis estadístico en paralelo para tratar de encontrar una correlación lineal entre las variables y así predecir comportamiento, sin tener éxito, mientras que al aplicar la red neuronal se pudo tener resultados favorables en la predicción de producción de cada trabajador y de todos en conjunto, arrojado información sobre la capacidad máxima del proceso productivo y los posibles desequilibrios y cuellos de botella que

puede ser usada como una herramienta de toma de decisiones. (Ratnayake Chandima, 2014)

Como conclusión un trabajador requiere de cuatro semanas en el mismo proceso para obtener la experticia necesaria y así equilibrar la línea de ensamble sin causar conflicto a las otras tres estaciones de trabajo. Así mismo un trabajador alcanza su mayor eficiencia a las dos semanas de mantener un trabajo repetitivo constante. (Ratnayake Chandima, 2014)

Finalmente, el artículo evidencia la necesidad de automatizar la planificación para los procesos de producción mediante sistemas inteligentes expertos pues estos consideran variables que normalmente son difíciles de evaluar como la eficiencia humana o la influencia de factores externos y así alcanzar la mayor eficiencia y menor costo. (Ratnayake Chandima, 2014)

La importancia que está tomando los modelos de simulación en la planificación de procesos productivos es bastante evidente en compañías de gran calibre. Los efectos que esta aplicación produce a mediano y largo plazo en la producción son muy significativos. (Ratnayake Chandima, 2014)

De acuerdo con (Thomas Philippe, 2014), se menciona la necesidad de un modelo de simulación de producción en un taller aserradero aplicando algoritmos de toma de decisiones, arboles de decisión o redes neuronales basadas en la teoría de restricciones para reducir los cuellos de botellas en las líneas de producción. El problema radica en que en determinados puntos la capacidad de producción se reduce y sumados logran disminuir la misma en un 60%. El localizar donde se hallan estos puntos en cada parte de la línea de producción a tiempo real resulta una tarea complicada. (p.534)

La producción del taller se basa en dos líneas en paralelo. La primera línea produce los artículos principales mientras que la segunda se encarga de los secundarios para posteriormente unirse y formar una sola línea de ensamblaje en un punto de la línea. (Thomas Philippe, 2014)

El estudio divide las líneas de producción por celdas de trabajo donde se puede segregar los cuellos de botella, luego aplicar la estrategia de producir inventarios en proceso para equilibrar la labor en cada punto de las líneas y posteriormente elaborar modelos de simulación usando la técnica del árbol de decisión plateado que usa un algoritmo de regresión, el cual ajusta los nodos de cada ramificación para predecir el comportamiento de cada actividad de la línea y de esta manera clasificar la información entrante al nodo que más se ajusta a la estructura de entrada de los datos. (Thomas Philippe, 2014)

El objetivo del estudio radica en comparar el uso de modelos inteligentes para ajustar errores de predicción llegando a la conclusión de que la aplicación del árbol de regresión dio resultados más satisfactorios que el uso de la red. Se demostró que para este proceso se ajusta mejor los arboles de decisión que reducen el error en la asignación de los cuellos de botella. También concluye que los arboles de decisión son una alternativa viable en el caso propuesto pues su aplicación es más sencilla y permiten al técnico concentrarse más en definir y equilibrar los cuellos de botella. (Thomas Philippe, 2014)

2.2. Fundamentación teórica.

La influencia que ejerce el medio ambiente en el que nos desenvolvemos en nuestro comportamiento frente a actividades de todo tipo se evidencia a través de los cambios internos que nuestro cuerpo muestra. Existen parámetros medibles de esta influencia que se pueden analizar como las constantes fisiológicas que determinan nuestro ritmo cardiaco, temperatura corporal, presión arterial, etc. (Staff, 2012)

Constantes fisiológicas.

Establecen parámetros que indican la normalidad en la respuesta que el cuerpo tiene con respecto a la influencia del medio en el que se desenvuelve el individuo. La normalidad o anormalidad de estas constantes se miden tomando en cuenta el medio y la presión que ejerce sobre el individuo. (Staff, 2012)

Presión Arterial.

La presión Arterial es la fuerza generada por la sangre que produce la contracción de los ventrículos. Esto se produce por el paso de la sangre a través de las arterias más grandes hacia las arterias más pequeñas generando la velocidad del flujo sanguíneo el cual se regula en su viaje por los vasos. A través de la arteria aorta circula la mayor cantidad de sangre en el organismo y es aquí donde se puede medir con mayor exactitud la velocidad promedio del flujo sanguíneo el cual en condiciones normales y a una edad adulta llega a 120 mm hg en la presión sistólica y 80 mm hg en la presión diastólica. En la Tabla 1 podemos ver el detalle. (Staff, 2012)

Presión Sistólica

Se mide a través de la fuerza que ejerce la sangre contra las paredes de los vasos sanguíneos al pasar por estos y representa el nivel máximo normal al que puede llegar la presión cuando el corazón se contrae. (Staff, 2012)

Presión Diastólica

Se mide a través de la fuerza que ejerce la sangre contra las paredes de los vasos sanguíneos al pasar por estos y representa el nivel mínimo normal al que puede llegar la presión cuando el corazón se expande. (Staff, 2012)

Tabla 1
Clasificación de presión arterial

CLASIFICACION DE LA PRESION ARTERIAL		
TIPO	RANGO	
	Baja (minima)	Alta (maxima)
Optima	80	120
Normal	85	130
Normal - Alta	85 - 89	130 - 139
Grado I	90 - 99	140 - 159
Grado II	100 - 109	160 - 179
Grado III	110 o +	180 o +
Hipertension sistolica aislada	90 o -	140 o +
Fuente: Staff, 2002		

Frecuencia Cardiaca.

La frecuencia cardiaca es la medida del número de contracciones del corazón en una unidad de tiempo. Esto se debe a la velocidad del paso de sangre por el corazón que ocasiona que el musculo se contraiga o se dilate para mantener el paso de oxígeno al organismo equilibrado de acuerdo a la actividad física del cuerpo. Ver la Tabla 2. (Heyward, 2008)

Taquicardia

Es cuando el corazón posee un aceleramiento en cada latido, puede ser ocasionado por emociones fuertes o por actividad física intensa, también puede ser ocasionada por una infección o por algún padecimiento cardiaca. (Heyward, 2008)

Bradycardia

Es el bombeo lento de la sangre por el corazón, puede ser síntoma de infarto o de presencia de hipertensión, es normal en deportistas, pero mientras más edad posee la persona puede originar un padecimiento más grave. (Heyward, 2008)

Es importante mencionar que la frecuencia cardiaca es la forma en que las arterias y los vasos reaccionan a la presión que ejerce el flujo sanguíneo sobre ellas en una unidad de tiempo y que la presión arterial mide la fuerza por unidad de superficie que produce la sangre al pasar por las arterias y contraer las paredes de los vasos sanguíneos. (Heyward, 2008)

Tabla 2

Clasificación de frecuencia cardiaca

FRECUENCIA CARDIACA	
TIPO	LATIDOS POR MINUTO
Braquicardia	<60
Normal	60 - 85
Taquicardia	>90

Fuente: Heyward, 2008

Redes Neuronales.

Consiste en una simulación sistemática usando como base el comportamiento del cerebro que interpreta las señales eléctricas que recibe de la percepción de la realidad que envían los sentidos y luego conforma mecanismos de respuesta inmediata para que el ser humano pueda interactuar con el medio. (Ledesma, 2006)

La teoría de inteligencia artificial usa el concepto de neuronas las cuales en el ser humano se encargan de transferir la información captada desde la corteza del cerebro hasta el hipocampo. Bajo este concepto las redes neuronales artificiales están formadas de neuronas que se regulan con pesos asignados basados en valores de entrada y valores objetivos que luego son comparados con los valores de salida, de esta manera se determina la validez del modelo generado por dichos pesos. También poseen una función de aprendizaje para ajustar los pesos de acuerdo a los valores de error obtenidos en los datos de salida. Las redes neuronales artificiales poseen neuronas en la capa superior o en capas ocultas con la finalidad de ajustar la exactitud de los datos de salida. El inconveniente con el uso de las redes neuronales es su exactitud al momento de generar modelos de predicción debido a los valores fronterizos que en ocasiones no se disciernen dentro del valor más óptimo sino del valor más exacto. Ver Tabla 3. (Ledesma, 2006)

Tabla 3
Características de las Redes Neuronales

REDES NEURONALES		
TIPO	CARACTERISTICAS	
	FORMACION	FUNCION
Red de perceptron simple	Una sola capa	Resolucion de problemas linealmente segmentables en una sola capa.
Red de perceptron Multicapa	Multiples capas	Resolucion de problemas que no son linealmente segmentables en una sola capa
Red Backpropagation	Multiples capas	Funciones de aprendizaje logaritmico
	Algoritmo Feedforward	Pureline
		Tangencia
Red Adalina	Una capa o multicapa	Resolucion de problemas linealmente segmentables en una o varias capas con valor de ajuste.
	Regla Widrow - Holf	
Fuente: Ledesma, 2006		

Líneas de Ensamble.

Consiste en un ordenamiento de procesos balaceados y dependientes entre sí con la finalidad de maximizar las unidades fabricadas en un proceso de producción y que está basado en el ensamble por piezas de manera sistemática. El balaceo de línea busca equilibrar las actividades de cada proceso de acuerdo a las capacidades de respuesta en cada punto. El tiempo de fabricación de una unidad en una línea de ensamble está dado por el ritmo de trabajo del proceso más lento, por este motivo es importante segmentar los tiempos de fabricación y los descansos en cada punto de la línea llamados también tiempos muertos y así poder calcular la eficiencia de cada proceso, reducir costos de producción y tiempos de respuesta. (Benjamin W. Niebel, 2004)

Las líneas de ensamble pueden estar completamente automatizadas con robots sincronizados mutuamente, sin embargo, el constante mantenimiento preventivo para mantener a las maquinas funcionando a un ritmo constante eleva los costos de mantenimiento con personal capacitado y los costos de inversión inicial. Las líneas de ensamble manuales dependen absolutamente del trabajo humano, por lo que sus costos a la hora de cubrir errores son altos. Además, el inconveniente con esta estrategia es la dificultad de medir el rendimiento humano y predecir su comportamiento para lograr una planificación constante de producción. Las líneas de ensamble mixtas donde el trabajo humano complementa el trabajo mecánico son las que más se utiliza en los procesos productivos, agiliza el tiempo de respuesta en cada etapa de la línea tomando como ventaja la mecanización, pero también la deducción del trabajador, aunque en esta estrategia el factor humano sigue siendo una debilidad al no poder predecir su comportamiento. (Benjamin W. Niebel, 2004)

Calificación del Desempeño.

La calificación del desempeño es el principal paso en el proceso de medición del trabajo. Se deben establecer estándares de desempeño óptimo que permitirán medir las variaciones de este durante la calificación. Las variables a tomar en cuenta para establecer estos estándares óptimos son aquellas variables que se consideran en

cualquier medición de estándar (edad, peso, altura, condiciones ambientales, etc). (Benjamin W. Niebel, 2004)

Métodos para calificar.

Calificación de Velocidad.

Este método analiza la velocidad de trabajo de cada operario y lo compara con el desempeño de un operario más experimentado. (Benjamin W. Niebel, 2004)

Método Westinghouse.

Este sistema desarrollado por Westinghouse Electric. Considera cuatro factores: habilidad, esfuerzo, condiciones, consistencia. La habilidad consiste en la sincronización adecuada de la motricidad de cada operario, la cual suele incrementarse con el tiempo y la experticia. El esfuerzo se basa principalmente en la velocidad con la que el operario desarrolla una actividad y su capacidad de mantener un ritmo uniforme en el transcurso de la jornada. Las condiciones se refieren a los factores que afectan al operario, pero no a la operación, por ejemplo, la temperatura, la humedad, la saturación del oxígeno. La consistencia menciona que los datos deben tomarse en distintas ocasiones si estos mantienen el patrón de comportamiento, es decir, que tienen una consistencia perfecta. (Benjamin W. Niebel, 2004)

Calificación Sintética.

Se basa en medir el desempeño de manera sistemática considerando el comportamiento de los datos obtenidos en el análisis de esfuerzo fundamental con el análisis de los tiempos elementales observados. (Benjamin W. Niebel, 2004)

Calificación Objetiva.

Esta calificación divide las tareas que son necesarias para un desarrollo normal del trabajo y el resto de tareas que se realizan en el proceso. La variable a tomar en cuenta aquí es el esfuerzo que se requiere para el desarrollo de cada tarea. (Benjamin W. Niebel, 2004)

Pruebas de Hipótesis.

En muchos campos de la ingeniería, administración, o investigación en ocasiones se necesita tomar decisiones respecto a un problema planteado. El apoyo estadístico a esta toma de decisiones se le llama prueba de hipótesis. La hipótesis estadística es la comparación de un parámetro estadístico a un planteamiento dado. Las pruebas de hipótesis dependen de una muestra aleatoria contenida en una población. Se plantea una hipótesis nula la cual será una afirmación de la interrogante y una hipótesis alternativa que será una negación de la interrogante. Generalmente suele rechazarse la hipótesis nula y aceptar la hipótesis alternativa pero este procedimiento puede llevar a caer en lo que se conoce como “los errores de la prueba de hipótesis”. (Montgomery, 2005)

El error tipo I, también conocido como nivel de significancia, es cuando se rechaza la hipótesis nula siendo verdadera. Es importante tomar en cuenta que ese nivel de significancia dependerá del tamaño de la muestra y del planteamiento. El error tipo II es cuando se acepta la hipótesis nula siendo falsa. (Montgomery, 2005)

Bootstrapping.

Es una técnica que realiza inferencias estadísticas a los datos cuando son insuficientes para efectuar un análisis satisfactorio. La finalidad, es realizar estimaciones de la población basados en una pequeña muestra de la misma y obtener parámetros poblacionales aproximados. El bootstrapping extrae una nueva muestra basado en la muestra original, de esta forma, el primer elemento puede ser elegido nuevamente para realizar una nueva extracción. Cada elemento tiene una probabilidad $1/n$ de ser elegido. El método bootstrapping es conveniente para muestras de entre 10 a 20 elementos no así para muestras menores a 5 elementos. (Christopher Z. Mooney, 1993)

El desarrollo de la informática permitió que las técnicas de re muestreo sean posibles de desarrollar. Se puede elaborar inferencias y a la vez contrastes de hipótesis siendo una alternativa para pruebas paramétricas y no paramétricas (Christopher Z. Mooney, 1993)

Diseños Estadístico de Experimentos.

Interpretando a Montgomery D. C. (2005): Son los pasos a seguir para enfocar un planteamiento de modo que este pueda probarse estadísticamente y sacar conclusiones positivas o negativas respecto a la veracidad del problema planteado. El diseño de experimentos está compuesto por dos fases: el diseño del experimento y el análisis del experimento, esto debido a que el análisis del experimento está enteramente ligado al diseño que se plateo para el experimento. Los principios básicos para el diseño experimental son:

Que sea posible replicar.

Este principio se refiere a la capacidad del experimento de ser repetido basado claramente en las mismas condiciones planteadas inicialmente. Esto permite al investigador analizar la variabilidad y en los errores en el caso de realizarlo con muestras significativas.

Aleatorización.

Es el factor clave en el análisis de experimentos se refiere a que los instrumentos y los procesos para la toma de información deben ser totalmente aleatorios para que el diseño experimental sea efectivo, de esta manera se puede evidenciar el comportamiento real del planteamiento

Formación de bloques.

Es una técnica para reducir el ruido en los datos tomados, entendiendo como ruido a factores que no son relevantes para nuestra investigación pero que terminan alterando en cierta medida nuestra toma de datos.

2.3 Sistemas variables.

Frecuencia Cardiaca – Variable independiente

Definición Conceptual

Se tomará la frecuencia cardiaca de dos trabajadores en las líneas de producción de una fábrica de colchones mediante medidores cardiacos durante la jornada laboral en las fases de descanso y de inicio de la jornada, esta información será recopilada manualmente y será alimentada en un cuadro de Excel.

Definición Operacional

Para el levantamiento de la toma de datos:

- Elegir dos trabajadores experimentados de similar edad, peso y altura.
- Tomar los datos durante los descansos del trabajador con un medidor de presión y ritmo cardiaco.
- Guardar la información diaria en formato de Excel en una hoja direccionada a cada trabajador.
- Analizar la información y su grado de significancia.
- Crear una red neuronal la cual será alimentada con esta información en el caso de ser significativa.

Dimensiones

- Taquicardia
- Bradicardia

Presión Arterial – Variable independiente

Definición Conceptual

Tomar la presión diastólica y sistólica de dos trabajadores de similar edad, experiencia

peso y altura mediante un medidor de presión durante los periodos de descanso para

alimentar un formato de Excel diariamente con la información recolectada.

Definición Operacional

Para el levantamiento de la toma de datos:

- Elegir dos trabajadores experimentados de similar edad, peso y altura
- Tomar las mediciones durante los descansos del trabajador con un medidor de presión y ritmo cardiaco.
- Guardar la información diaria en un formato de Excel en una hoja direccionada a cada trabajador.
- Analizar la información y su grado de significancia.
- Crear una red neuronal la cual será alimentada con esta información en el caso de ser significativa.

Dimensiones

- Presión Arterial Óptima
- Presión Arterial Normal
- Presión Arterial Normal Alta
- Presión Arterial Hipertensión Grado I
- Presión Arterial Hipertensión Grado II
- Presión Arterial Hipertensión Grado III
- Presión Arterial Hipertensión Sistólica Aislada

Productividad Laboral – Variable dependiente.

Definición Conceptual.

Obtener durante los descansos el número de unidades producidas por cada trabajador de manera diaria. Esta información se transformará de unidades a kilos para estandarizar la información obtenida e ingresarla en un formato de Excel dedicado para esta labor.

Definición Operacional.

- Para el levantamiento de la toma de datos:
- Elegir dos trabajadores experimentados de similar edad, peso y altura
- Tomar las mediciones durante los descansos del trabajador sobre la cantidad producida en kilos.
- Guardar la información diaria en un formato de Excel en una hoja direccionada a cada trabajador.
- Analizar la información y su grado de significancia.
- Crear una red neuronal la cual será alimentada con esta información en el caso de ser significativa.

Dimensiones

- Tiempo
- Número de unidades producidas. Ver Tabla 4

2.4 Operacionalización de las variables.

Tabla 4

Tabla de operacionalización de las variables

VARIABLE	TIPO	OPERACIONALIZACION		DESCRIPCION	INDICADOR
		ESCALA REAL	ESCALA PARA ANALISIS		
Frecuencia Cardiac	Cuantitativa Continua	menor a 60	Anormal	Según estado fisiológico del trabajador	Numero de palpaciones por minuto
		60 - 85	Normal		
		mayor a 90	Anormal		
Presion Arterial	Cuantitativa Continua	<120 y <80	Normal	Según la edad y actividad física del trabajador	Presion Diastolica
		<130 y <85	Normal		
		130 - 139/ 85 - 89	Anormal		
		140 - 159/ 90 - 99	Anormal		
		160 - 179/ 100 - 109	Anormal	Presion Sistolica	
		140 o + / 90 o -	Anormal		
180 o + / 110 o +	Anormal				
Productividad	Cualitativa Nominal	si es productivo	si es productivo	Según el promedio de producción entre tomas de información	Numero de Kilos producidos
		no es productivo	no es productivo		
Elaborado por: Wladimir Zambrano					

2.5. Modalidad de la investigación

La investigación realizada se centra en la productividad como objeto de mejoramiento. El comportamiento físico del trabajador durante el proceso de producción se ha tomado como variable influyente en la eficacia y eficiencia del mismo. Los parámetros considerados dentro del estudio fueron establecidos con el objetivo de poder evaluar, analizar y diseñar una estrategia que permita innovar la forma en que se maneja el proceso productivo tomando en cuenta no solo condiciones externas sino también aspectos fisiológicos que pudieran desencadenar en respuestas negativas del trabajador hacia su actividad laboral.

El estudio se basa en una investigación de campo que ha permitido la recolección de datos medibles y cuantificables. De la misma forma, cuenta con un apoyo investigativo cualitativo que estructura de manera teórica los procedimientos a utilizarse para llevar a cabo la investigación.

2.6. Tipos de investigación

- *Investigación Cuantitativa*

El estudio de variables fisiológicas medibles como el ritmo cardiaco y la presión arterial fueron expresados de forma cuantitativa a través de la toma de datos de las constantes vitales en tiempo real de cada uno de los trabajadores involucrados en la línea de ensamblaje durante un periodo de tiempo óptimo para la recolección de información. Los datos fueron recopilados, organizados y analizados usando mecanismos estadísticos determinados como necesarios dentro de este estudio para descartar o corroborar la hipótesis establecida como problema de investigación.

- *Investigación no experimental*

La alteración del comportamiento fisiológico de un individuo puede deberse a diversos factores tanto externos como internos. Dentro de este estudio, las variables

involucradas (pulso, ritmo cardiaco) han sido analizadas dentro de un ambiente no manipulable, en condiciones normales de trabajo y bajo parámetros externos determinados como óptimos para el desarrollo normal de la producción. Las condiciones físicas de los trabajadores fueron evaluadas con anterioridad para establecer un punto de partida que muestre la normalidad de las constantes vitales antes de iniciar el estudio.

- ***Investigación Comparativa***

Los parámetros físicos establecidos como variables de influencia (edad, peso, altura, rendimiento físico) de los participantes en la investigación (trabajadores de la línea ensamblaje) fueron establecidos y medidos al inicio de la investigación para luego ser comparados con los datos recolectados al final del estudio. Los resultados ayudaron a establecer patrones de comportamiento fisiológico que pudieron afectar al rendimiento laboral de los trabajadores y que por tanto inciden en la productividad del proceso.

- ***Investigación Ex Post Facto***

Las diferencias o similitudes de los datos recopilados durante la investigación entre los dos trabajadores de nuestro estudio determinaron el grado de relación que existe entre el número de unidades producidas por cada uno y sus condiciones fisiológicas. Este grado de relación permitió hallar un patrón individual en el comportamiento de cada individuo.

2.7. Diseño de la investigación

La investigación busca establecer un grado de relación entre las variables fisiológicas que determinan las constantes vitales del trabajador y la productividad que este pudiera alcanzar durante su jornada laboral. El estudio se desarrolla dentro de una planta de fabricación de colchones centrándose en la línea de ensamblaje como punto de análisis dado el nivel de exigencia física requerida y la importancia de sus actividades dentro de la producción.

El proceso de ensamblaje está estructurado por dos líneas que llevan a cabo el mismo trabajo. Cada línea opera con 15 trabajadores multifunción que se mueven dentro de ella según se requiera y cada una consta de 4 etapas de producción: Alimentación, Armado, Cerrado y Plastificado. La investigación aísla la etapa de Armado del proceso para ser analizado como objeto de estudio y a los 4 operarios encargados de esta actividad para ser sujetos de estudio. Se toma como individuos de análisis a dos de los cuatro trabajadores que presenten características similares en cuanto a edad, peso, altura y experiencia.

Los operarios de las líneas de ensamblaje son multifunción por que han sido capacitados en cada una de las etapas del ensamblaje y pueden ser dispuestos de acuerdo a las necesidades de producción. Con esto se pretende que este concepto multifunción garantice la versatilidad y eficiencia en las labores productivas dada la premisa de que la capacidad de producción de un trabajador es directamente proporcional a su habilidad y destreza en la tarea que desempeña.

Es relevante establecer que la diversificación de la producción de acuerdo a modelos o tipos de colchones trae consigo la variación de los materiales y medidas (0.50mts, 1.35mts, 1.60mts, 2mts) para fabricarlos. Esto determina el nivel de esfuerzo, el tiempo y los recursos que se apliquen en el proceso y complica la obtención de datos, es por eso que se ha regulado el mix de producción en una medida estándar para que los datos se expresen en kilogramos. Todo el proceso productivo es grabado diariamente en códigos de barras que proporcionan información sobre la fecha de elaboración, los nombres de los trabajadores y las maquinas que fabrican cada lote. Esta información es ingresada en el sistema informático de producción para determinar el número de colchones fabricados en un día. Bajo esta premisa se solicitó grabar la información tres veces al día para posteriormente compararla con nuestra toma de datos.

Se ha dividido la toma de datos en tres etapas que no interfieran con el normal desarrollo de la producción. La toma A, que se realiza antes de empezar la jornada laboral, es decir a las 7:00 am, y que permitirá establecer la carga física original con la que los operarios llegan a trabajar. La toma B que se realiza antes del primer

receso, a las 9:00 am, que permitirá determinar el comportamiento de las variables (pulso, ritmo cardíaco) luego de realizado su primer esfuerzo físico. La toma C que se realiza antes del almuerzo, a las 12:00 am que permitirá medir las condiciones fisiológicas del trabajador antes del cierre de la jornada laboral.

2.8. Niveles de investigación

El siguiente estudio posee un nivel de investigación comprensivo, ya que busca explicar la relación que existe entre el pulso y la presión con el rendimiento de un trabajador, predecir y proponer una solución tecnológica mediante inteligencia artificial para proyectar dicho rendimiento basado en su estado fisiológico al iniciar la jornada laboral.

- **Nivel Explicativo:** El pulso y la presión pueden determinar el rendimiento de un trabajador.
- **Nivel Descriptivo:** Estudios previos o datos explicativos que pudieran ayudar a establecer una correlación entre las variables de estudio (pulso, presión, productividad).
- **Nivel Correlacional:** Establecer una correlación entre las variables de estudio y determinar el nivel de influencia que una de las variables tiene sobre las demás o viceversa.

2.9. Población y Muestra

Este trabajo se enfoca en la línea de ensamblado donde los procesos son netamente manuales. En esta área trabajan 40 personas distribuidos en 37 operadores, 1 jefe de área y 2 asistentes. La línea de ensamble se compone de 2 líneas que realizan las mismas actividades y cada una está dividida en 4 etapas: Alimentadores, Armadores, Cerradores, Plastificadores.

- ***Población***

La población comprende a los 37 operarios de la línea de ensamblado, divididos de forma equitativa en las 2 líneas de ensamblado. Los operarios son multifunción y pueden intervenir en cada una de las etapas de producción según sea la necesidad de la misma.

- ***Muestra***

La muestra se reduce a 2 de los 4 operarios que realizan las labores de Armado dentro de las 4 etapas de producción de la línea de ensamblado. La línea de ensamblado consta de dos líneas que realizan las mismas actividades. Cada operario de la muestra pertenece a una línea de ensamblado.

Los datos se toman durante 2 meses establecidos como meses de fabricación estándar que son mayo y junio considerando días laborables y restando días de ajuste de producción.

2.10. Técnica de la recolección de datos

La técnica escogida para la recolección de datos es la observación. Usando un pulsímetro medico se mide la presión y el pulso de los 2 operarios que se encargan de la etapa de Armado dentro de las líneas de ensamble, en 3 secciones de la jornada laboral: Antes del inicio de jornada, antes del receso, antes del almuerzo. Los datos son ingresados en un archivo de Excel durante el tiempo determinado para el estudio junto con la producción obtenida por los operarios dentro de los periodos de toma de datos.

2.10.1. Instrumentos

Tensiómetro medico de muñeca marca MICROLIFE BP3B200

- Medicion de pulso y ritmo cardiaco

- Inflado y desinflado automatico
- Operación con un solo botón
- Memorias 99
- Usuarios 2
- Puerto USB
- Resultados precisos
- Pantalla LCD
- Detector de latidos irregulares

2.10.2. Validez y confiabilidad

Se eligió la marca MICROLIFE por ser una marca reconocida a nivel mundial y de fácil acceso a sus productos en Ecuador. Brinda la garantía, la precisión, y la facilidad de manejo requerida en cada toma de información para nuestro estudio. Posee la función multiusuario que es importante para grabar la información de las lecturas tomadas de cada trabajador de manera individual. Permite extraer la información en el computador a través de una conexión USB.

2.11. Técnicas de análisis de datos

Diseño Experimental

Para el desarrollo de este trabajo utilizamos las técnicas del diseño experimental. Su uso se fundamenta en la realización de pruebas para luego identificar los factores que afectan al comportamiento de las mismas. El estudio se centra en investigaciones de campo cuyas condiciones no son controladas. El uso de diseños experimentales nos servirá para definir y ordenar de mejor manera nuestro planteamiento y así simplificar el análisis de los datos.

Realización de replicas

Cabe mencionar que no es lo mismo las mediciones repetidas y la realización de réplicas. Las mediciones repetidas se basan en repeticiones al momento de tomar nuestras, estas mediciones tienen la finalidad de medir la variabilidad de los datos tomados. La realización de réplicas repite el experimento básico. El estudio se centra en dos personas para mantener este principio.

Aleatorización

Se entiende que tanto el material como el orden en el que se realizan las mediciones se hacen al azar con la finalidad de mantener la exactitud en la aplicación de los métodos estadísticos que se utilizaran para probar nuestra hipótesis.

Formación De bloques

La formación de bloques es importante para reducir el grado de influencia que poseen ciertos factores en nuestro análisis, y lograr minimizar el ruido existente en las tomas de información iniciales.

Histograma

Usamos histogramas para visualizar la distribución de probabilidades que poseen nuestros datos y determinar el uso correcto de los estadísticos para el desarrollo de nuestros cálculos.

Distribución Normal

Buscaremos aproximarnos a una distribución normal para facilitar el análisis de la información recolectada y minimizar el ruido de los datos.

Bootstrapping

Usamos la técnica de re-muestreo (bootstrap) para incrementar nuestras mediciones y aproximar nuestros datos a una distribución normal con la finalidad de comparar la media muestral con el comportamiento de producción y discretizar nuestra información y así reducir el error en las estimaciones.

2.12. Técnicas de comprobación de hipótesis

El análisis se lleva a cabo a través de la inferencia de las varianzas de distribuciones normales y mediante ajuste de modelos de regresión. Comparamos las varianzas de los coeficientes de nuestro modelo lineal a través del planteamiento de una hipótesis nula que establezca la posibilidad de que las varianzas de los coeficientes de nuestro modelo son iguales entre sí. Como hipótesis alternativa planteamos la posibilidad de que al menos una sea diferente.

La técnica de ajuste de modelos de regresión es normalmente utilizada en el diseño de experimentos. Generalmente el investigador requiere un modelo de aproximación para determinar el grado de interacción de los factores del problema planteado. Con la finalidad de facilitar la comprensión del planteamiento los modelos polinomiales de orden inferior suelen ajustarse de mejor manera a esta necesidad.

2.13. Prueba de Hipótesis

Evento =3 tipo= 3 Operador= 2 Medición=2

$$\begin{array}{l}
 H_0 = \delta_1 \dots \dots \dots = \delta_a \\
 \left. \vphantom{H_0} \right\} \\
 H_1 = \text{al menos 1 es diferente.}
 \end{array}$$

$$\begin{array}{l}
 H_0 = \beta_1 \dots \dots \dots = \beta_b \\
 \left. \vphantom{H_0} \right\} \\
 H_1 = \text{al menos 1 es diferente.}
 \end{array}$$

$$H_0 = \alpha_1 \dots \dots \dots = \alpha_c$$

$$H_1 = \text{al menos 1 es diferente.}$$

$$H_0 = (\bar{\gamma} \beta)_{\mu} = \dots \dots \dots = (\bar{\gamma} \beta)_{\mu \text{ ab}}$$

$$H_1 = \text{al menos 1 es diferente.}$$

$$H_0 = (\bar{\gamma} \alpha)_{\mu} = \dots \dots \dots = (\bar{\gamma} \alpha)_{\mu \text{ ac}}$$

$$H_1 = \text{al menos 1 es diferente.}$$

$$H_0 = (\alpha \beta)_{\mu} = \dots \dots \dots = (\alpha \beta)_{\mu \text{ bc}}$$

$$H_1 = \text{al menos 1 es diferente.}$$

$$H_0 = (\bar{\gamma} \alpha \beta)_{\mu} = \dots \dots \dots = (\bar{\gamma} \alpha \beta)_{\mu \text{ abc}}$$

$$H_1 = \text{al menos 1 es diferente.}$$

3.10 Modelo

$$\gamma_{ijkl} = \mu + \bar{\gamma}_i + \beta_j + \alpha_k + (\bar{\gamma} \beta)_{ij} + (\bar{\gamma} \alpha)_{ik} + (\alpha \beta)_{kj} + (\bar{\gamma} \alpha \beta)_{ijk}$$

Se realiza la estimación de mínimos cuadrados de cada parámetro. Se calcula el error estándar y se usa un estadístico de prueba t , F y el valor p para concluir si las variables de nuestro modelo contribuyen de manera significativa a la hipótesis o no.

CAPÍTULO III

RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN

La información acumulada durante el estudio se presenta en esta sección ateniéndose a un orden específico de análisis. La siguiente ilustración muestra con detalle cómo se procederá a estructurar los datos obtenidos.

3.1. Organización de información original

3.1.1 Recolección de Datos

Es prudente recordar que la información que será analizada ha sido obtenida de dos operarios de las líneas de ensamblaje, uno de cada una de ellas, cuya labor es el armado de colchones. Ver Ilustración 1

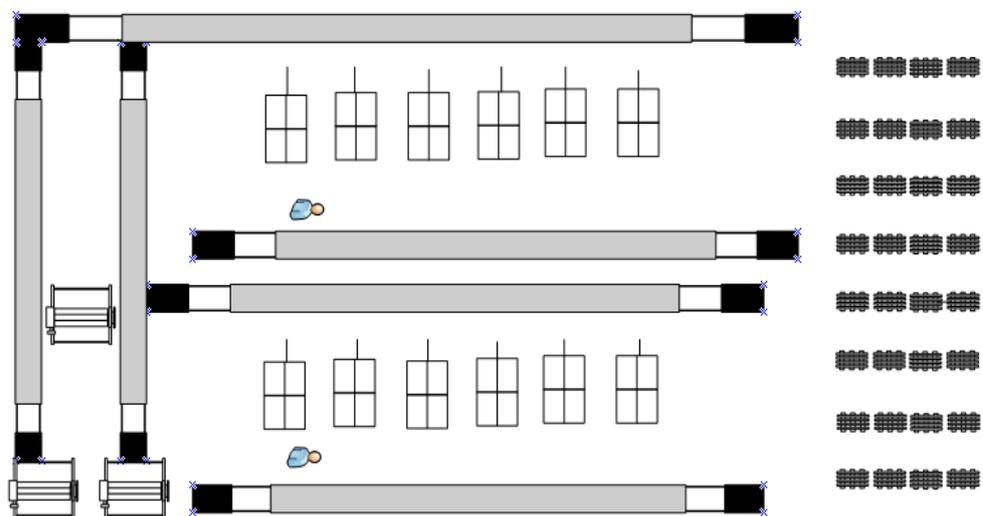


Figura 1 Línea de Ensamble Empresa Chaide

Fuente: Chaide

Los datos acumulados han sido tomados y clasificados basándose en primera instancia en una estructura rustica de recolección que toma en cuenta las variables esenciales en las que se basa la investigación y variables adicionales que se requieren considerar para distribuir la información de manera correcta. Ver Tabla 5

Tabla 5
Clasificador original de datos

Recoleccion de Datos	
Descripcion	Tipo Campo
Dia	Fecha
Hora	Texto
Evento	Texto
SYS (sistolica)	Numerico
DIA (diastolica)	Numerico
PUL (pulso)	Numerico
Nombre	Texto
Descripción	Texto
Cantidad	Numerico
Peso neto Uni	Numerico
Volumen Uni	Numerico
Peso Total	Numerico
Volumen Total	Numerico
Tabla original para la toma de datos en tiempo real	

Se tomará en cuenta para el análisis de los datos solo las variables consideradas determinantes para el estudio como son el PESO producido, el PULSO y la PRESIÓN que serán clasificados considerando los rangos de normalidad y anormalidad destacados en el Cuadro 1 y 2 de esta investigación.

3.1.2 Herramientas informáticas de análisis

Se usará tres programas informáticos que aportaran con herramientas de análisis las cuales son requeridas dentro de este estudio.

- R STUDIO que se usara para el desarrollo de Bootstrapping,
- EASYFIT que se aplicara para el análisis de las distribuciones estadísticas de los datos obtenidos.
- STATGRAPHICS que ayudara con el análisis multivariable para comprobar las hipótesis planteadas.

3.1.3 Clasificación de datos para análisis

Los datos originales obtenidos se clasificarán utilizando 4 categorías que contienen las variables necesarias para iniciar el análisis estadístico de los mismos. Ver Tabla 6.

Tabla 6
Organizador de datos originales

Organizador de datos originales										
Operario	Evento			Tipo				Kilos		
	Antes de la jornada	Antes del desayuno	Antes del almuerzo	Sistolica Normal	Sistolica Anormal	Diastolica Normal	Diastolica Anormal		Presion Normal	Presion Anormal
Operario 1										
Operario 2										
Los datos originales son reordenados basandose en esta clasificacion.										

De esta manera nos concentramos en los siguientes factores:

- Evento: Se refiere a la clasificación de cada toma de datos:
- Operador: Se refiere al nombre del operador del cual se obtuvo la información en nuestro caso:
- Tipo: Se refiere al tipo de medición que estamos analizando se clasifica en:
- Kilos: Se refieren a los kilos de producción obtenidos por cada trabajador en cada clasificación.

3.2 Análisis de resultados

Una vez organizados los datos de la manera requerida, se ha procedido a codificar los factores de organización tomando en cuenta las primeras letras de cada uno para facilitar el manejo de la información en los programas elegidos.

El resultado obtenido es un re muestreo que multiplica la toma original hasta 1000 veces. El análisis de la información obtenida de cada bloque permite determinar el comportamiento estadístico de la misma y el grado de efectividad que el uso de esta puede aportar a la comprobación de hipótesis.

A continuación, analizamos el comportamiento de los datos.

3.2.1 Pulso Normal

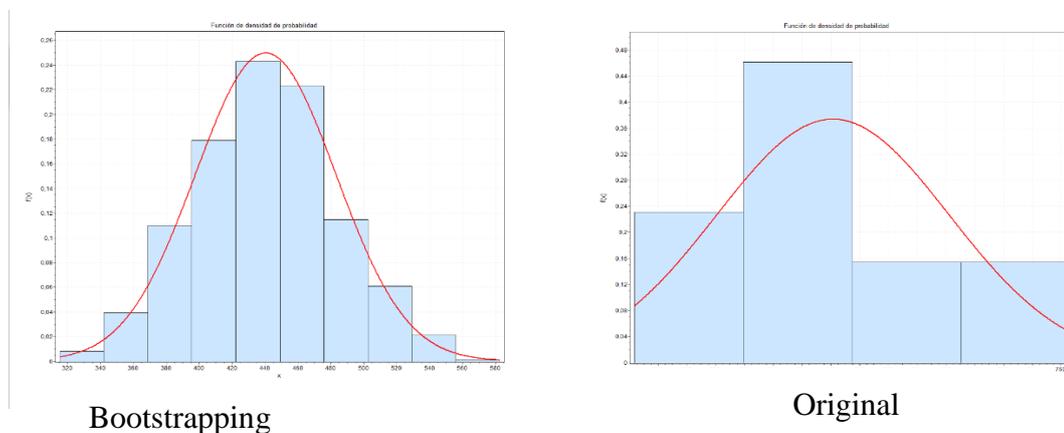
3.2.1.1 Antes de la Jornada

Operario 1: Operario 1 – Pulso Normal

Tabla 7

Análisis comparativo - Pulso Normal - Operario 1- AJ

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	13
Rango	267,3	605,4
Media	440,39	442,99
Varianza	1822,5	26129
Desviacion estandar	42,691	161,64
Coef. De desviacion	0,09694	0,36489
Error estandar	1,35	44,832
Asimetria	0,05148	0,33037
Curtosis	-0,19778	0,30719
Percentil		
Min	315,33	166,9
5%	369,21	166,9
10%	384,75	207,34
25% (Q1)	411,95	315,65
50% (Mediana)	440,95	447,2
75% (Q3)	469,01	548,45
90%	497,03	718,78
95%	512,63	772,3
Max	582,63	772,3
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping
Figura 2 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 – AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01809				
Valor P	0,89282				
Rango	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,32154				
Rango	3				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	4,2222				
Valor P	0,89619				
Rango	2				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 3 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 - AJ

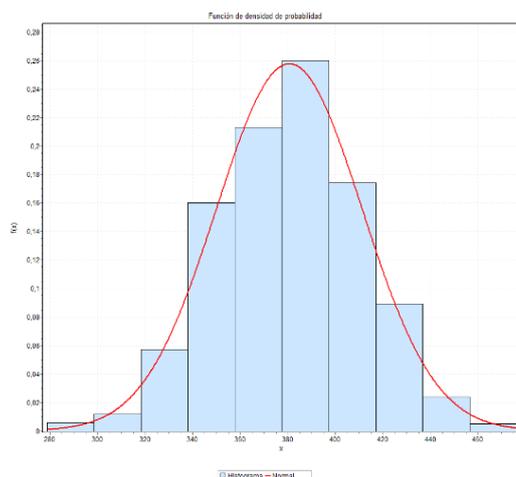
Una vez realizada la técnica de Bootstrapping podemos evidenciar una atenuación de la desviación estándar. La curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico junto con una leve asimetría positiva. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, la distribución se acerca a la normal en un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 7, Ilustración 2, Ilustración 3.

Operario 2: Operario2 – Pulso Normal

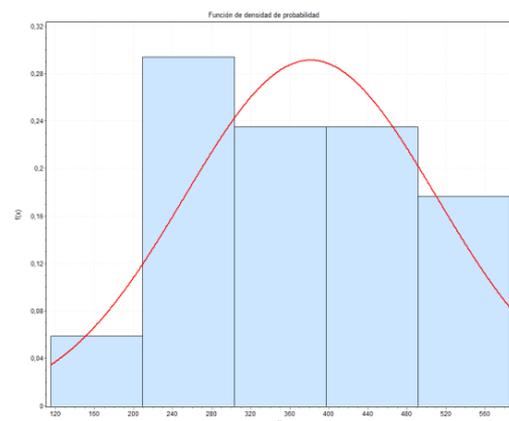
Tabla 8

Análisis comparativo – pulso normal – Operario 2 - AJ

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	17
Rango	197,51	470
Media	380,56	381,29
Varianza	934,78	16570
Desviacion estandar	30,574	128,73
Coef. De desviacion	0,08034	0,33761
Error estandar	0,96684	31,221
Asimetria	-0,04818	-0,12343
Curtosis	0,07909	-0,42716
Percentil		
Min	278,72	115,3
5%	330,57	115,3
10%	342,12	213,22
25% (Q1)	358,68	282,75
50% (Mediana)	381,55	354,1
75% (Q3)	400,74	483,64
90%	419,9	563,62
95%	430,4	585,3
Max	476,22	585,3
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Figura 4 Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01655				
Valor P	0,94272				
Rango	5				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,19818				
Rango	2				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	4,3044				
Valor P	0,89026				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 5 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AJ

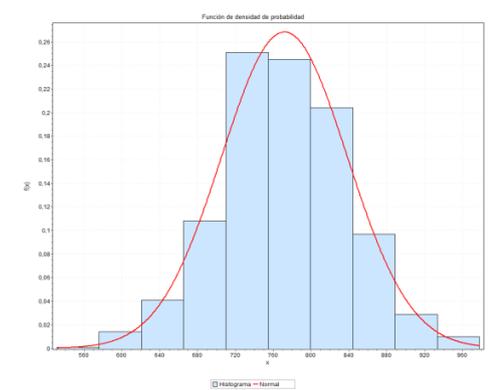
En este segmento de datos evidenciamos la atenuación de la desviación estándar, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto con una leve asimetría negativa.

Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, la distribución se acerca a la normal en un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 8, Ilustración 4, Ilustración 5.

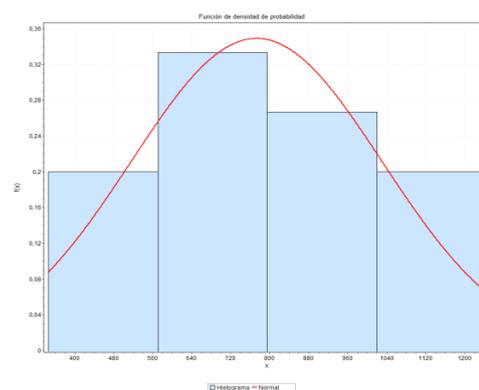
3.2.1.2 Antes del desayuno

Operario 1: Operario 1 – Pulso Normal**Tabla 9****Análisis comparativo - Pulso Normal - Operario 1 - AD**

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	15
Rango	446,77	899,6
Media	771,85	772,94
Varianza	4410,3	66105
Desviacion estandar	66,41	257,11
Coef. De desviacion	0,08604	0,33264
Error estandar	2,1001	66,385
Asimetria	0,00514	0,04067
Curtosis	0,057	-0,53387
Percentil		
Min	531,27	345,5
5%	659,59	345,5
10%	693,98	385,16
25% (Q1)	729,07	606,2
50% (Mediana)	769,67	787,5
75% (Q3)	817,19	923,4
90%	859,61	1147,7
95%	883,36	1245,1
Max	978,03	1245,1
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 6 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02457				
Valor P	0,57315				
Rango	16				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,63866				
Rango	13				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	10,64				
Valor P	0,30116				
Rango	23				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 7 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 – AD

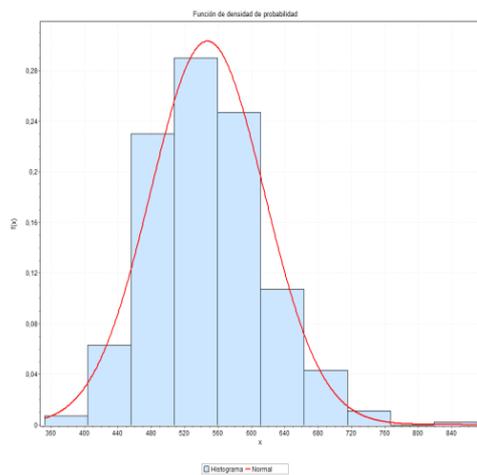
En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto con una leve asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 9, Ilustración 6, Ilustración 7.

Operario 2: Operario 2 – Pulso Normal

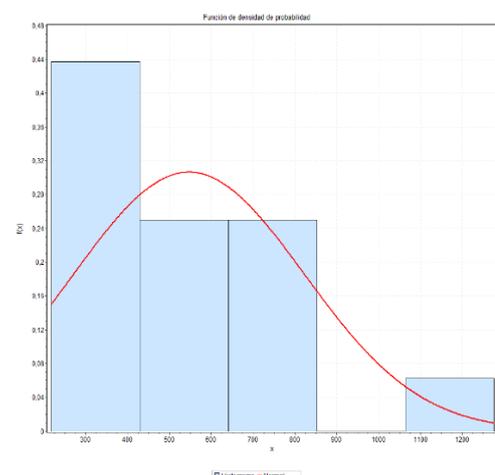
Tabla 10

Análisis comparativo – Pulso Normal – Operario 2 - AD

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	16
Rango	518,79	1059,1
Media	547,3	546,47
Varianza	4655,2	76074
Desviacion estandar	68,229	275,81
Coef. De desviacion	0,12467	0,50472
Error estandar	2,1576	68,954
Asimetria	0,47879	1,2972
Curtosis	0,70575	1,863
Percentil		
Min	351,86	217,1
5%	445,78	217,1
10%	463,39	275,9
25% (Q1)	499,64	328,5
50% (Mediana)	542,98	462,25
75% (Q3)	590,2	722,9
90%	633,77	974,22
95%	667,46	1276,2
Max	870,65	1276,2
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 8 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,03134				
Valor P	0,27414				
Rango	25				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	2,0947				
Rango	25				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	Sí	Sí	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	11,355				
Valor P	0,25217				
Rango	22				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

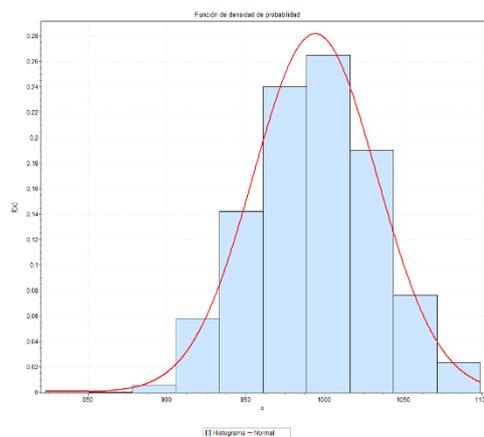
Figura 9 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AD

En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto con una leve asimetría positiva. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80% y 90% en las tres pruebas. Ver Tabla 10, Ilustración 8, Ilustración 9.

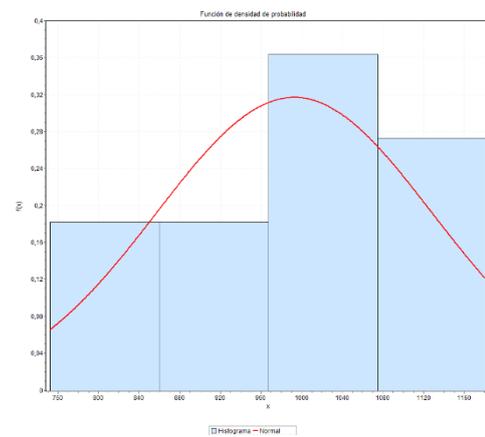
3.2.1.3 Antes del Almuerzo (AA)

Operario 1: Operario1 – Pulso Normal**Tabla 11****Análisis comparativo – Pulso Normal – Operario 1 - AA**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	11
Rango	276,27	430,5
Media	994,05	992,66
Varianza	1529,9	18356
Desviacion estandar	39,114	135,48
Coef. De desviacion	0,03935	0,13649
Error estandar	1,2369	40,85
Asimetria	-0,06313	-0,33571
Curtosis	-0,00612	-0,73315
Percentil		
Min	822,79	752,2
5%	929,72	752,2
10%	943,52	767,86
25% (Q1)	966,67	884,6
50% (Mediana)	994,09	993,9
75% (Q3)	1021	1117,6
90%	1043,6	1175,2
95%	1059,7	1182,7
Max	1099,1	1182,7
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 10 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01327				
Valor P	0,99365				
Rango	3				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,17005				
Rango	2				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	4,8519				
Valor P	0,84702				
Rango	3				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 11 Resultado de pruebas de normalidad - programa EASY FIT – Operario 1 – AA

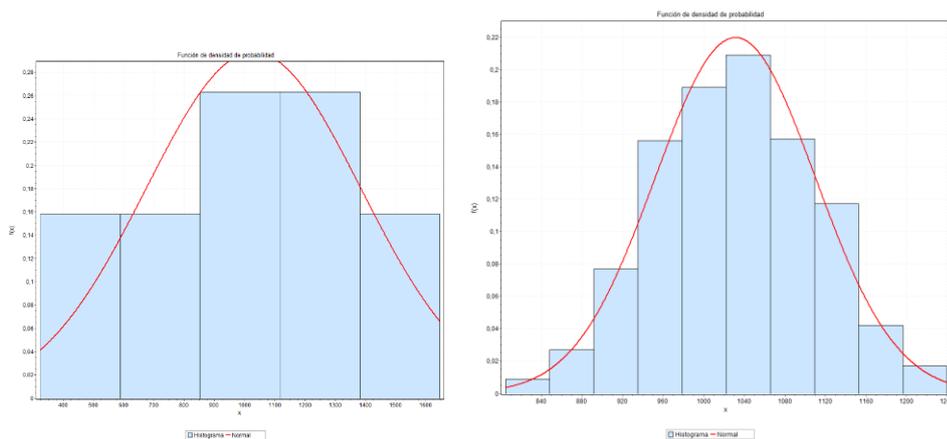
En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto con una leve asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 11, Ilustración 11, Ilustración 10.

Operario 2: Operario2 – Pulso Normal

Tabla 12

Análisis comparativo – Pulso Normal – Operario 2 - AA

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	19
Rango	435,24	1323,6
Media	1031,3	1029,5
Varianza	6244,7	1,2631
Desviacion estandar	79,024	355,41
Coef. De desviacion	0,07663	0,34523
Error estandar	2,4989	81,536
Asimetria	0,0012	-0,20618
Curtosis	-0,32909	-0,42745
Percentil		
Min	804,63	323
5%	901,17	323
10%	926,06	483,4
25% (Q1)	973,54	812,3
50% (Mediana)	1032	1020,1
75% (Q3)	1086,3	1281,4
90%	1133,8	1554,9
95%	1159,5	1646,6
Max	1239,9	1646,6
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping

Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 12 Comparativo campana de Gauss – Operario 2 – AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02439				
Valor P	0,58266				
Rango	15				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,47649				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	6,303				
Valor P	0,70926				
Rango	14				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 13 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 – AA

En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto con una leve asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 12, Ilustración 12, Ilustración 13.

3.2.2 Pulso Anormal

3.2.2.1 Antes de la Jornada

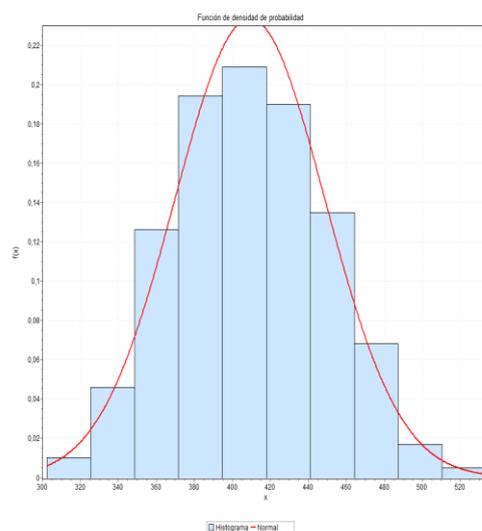
Operario 1: Operario 1 – Pulso Anormal – AJ

Tabla 13

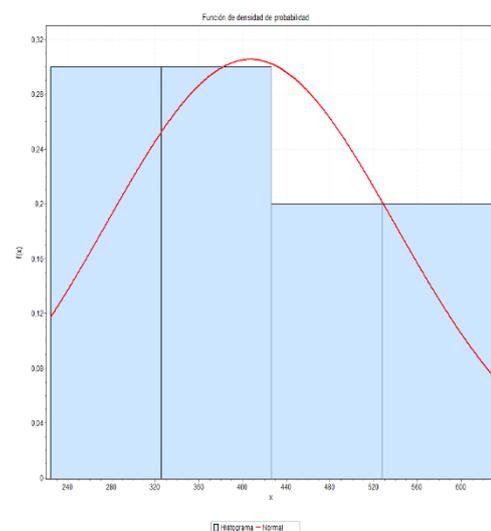
Análisis comparativo – Pulso Anormal – Operario 1 - AJ

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	10
Rango	231,22	404,8
Media	409,25	407,2
Varianza	1559,4	17480
Desviacion estandar	39,489	132,21
Coef. De desviacion	0,09649	0,32469
Error estandar	1,2488	41,809
Asimetria	0,10897	0,47083
Curtosis	-0,34353	-0,63766
Percentil		
Min	302,31	224,1
5%	346,85	224,1
10%	358,54	229,43
25% (Q1)	379,83	292,33
50% (Mediana)	408,37	382,55
75% (Q3)	437,82	502,62
90%	461,25	625,25
95%	474,32	628,9
Max	533,53	628,9

Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping
Figura 14 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 - AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,03287				
Valor P	0,22509				
Rango	24				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,86718				
Rango	16				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	10,349				
Valor P	0,32297				
Rango	9				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 15 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT –

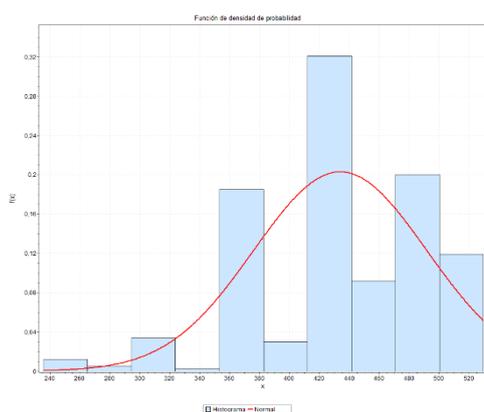
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 13, Ilustración 14, Ilustración 15.

Operario 2: Operario2 – Pulso Anormal – AJ

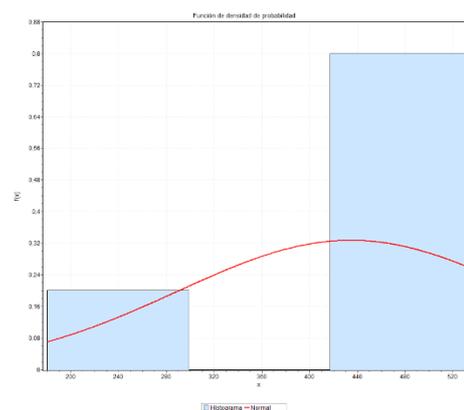
Tabla 14

Análisis comparativo – Pulso Anormal – Operario 1 - AJ

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	5
Rango	293,84	355,8
Media	433,82	434,24
Varianza	3339,9	20968
Desviacion estandar	57,792	144,8
Coef. De desviacion	0,13322	0,33347
Error estandar	1,8275	64,759
Asimetria	-0,66294	-2,0347
Curtosis	0,31183	4,2837
Percentil		
Min	235,64	180
5%	316,22	180
10%	363,08	180
25% (Q1)	387,16	319,1
50% (Mediana)	434,24	493
75% (Q3)	488,28	520
90%	505,4	535,8
95%	511,72	535,8
Max	529,48	535,8
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 16 Comparativo campana de Gauss – Operario 2 – AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,11404				
Valor P	8,6582E-12				
Rango	16				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	16,523				
Rango	11				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	453,58				
Valor P	0				
Rango	34				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí

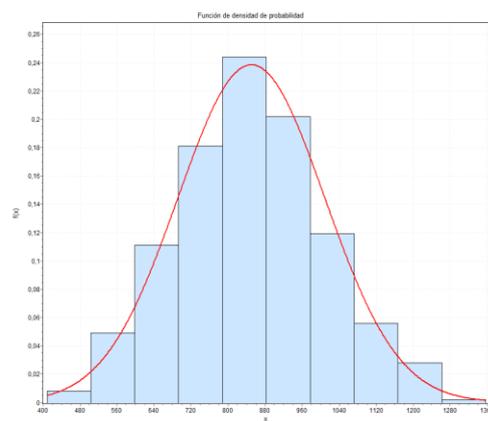
Figura 17 : Resultados de pruebas de anormalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 – AJ

En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico y una asimetría negativa. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%,98% y 99%. Ver Tabla 14, Ilustración 16, Ilustración 17.

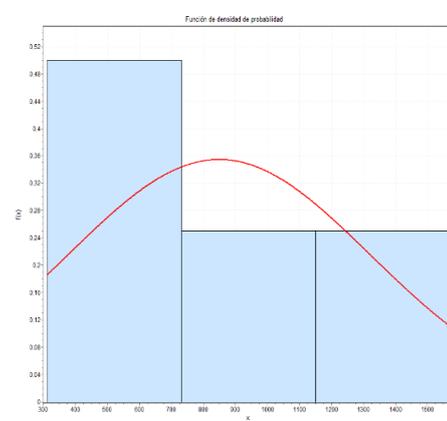
4.2.2.2 Antes del Desayuno

Operario 1: Operario1 – Pulso Anormal – AD**Tabla 15****Análisis comparativo – Pulso Anormal – Operario 1 - AD**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	8
Rango	948	1260,1
Media	850,34	848,19
Varianza	25160	2,2355
Desviacion estandar	158,62	472,81
Coef. De desviacion	0,18654	0,55744
Error estandar	5,016	167,16
Asimetria	0,16379	0,667
Curtosis	-0,22943	-1,0949
Percentil		
Min	408,71	310,5
5%	585,6	310,5
10%	641,1	310,5
25% (Q1)	743,79	461,95
50% (Mediana)	842,08	691,05
75% (Q3)	958,98	1371,4
90%	1055,5	1570,6
95%	1131,8	1570,6
Max	1356,7	1570,6
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 18 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 – AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02501				
Valor P	0,55047				
Rango	18				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,69112				
Rango	15				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	2,696				
Valor P	0,97514				
Rango	2				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

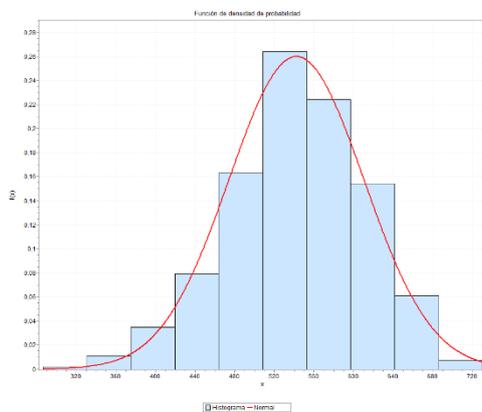
Figura 19 Resultados de pruebas de anormalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 – AD

En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 15, Ilustración 18, Ilustración 19.

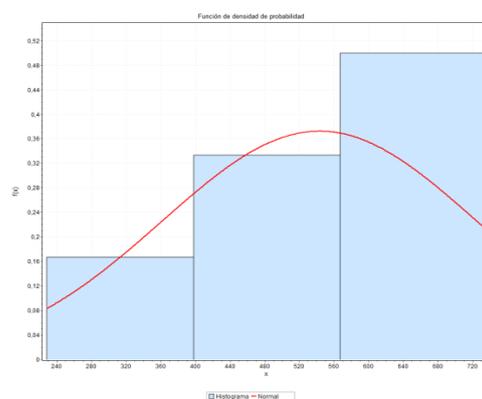
Operario 2: Operario2 – Pulso Anormal – AD

Tabla 16
Análisis Comparativo – Pulso Anormal – Operario 2 - AD

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	6
Rango	443,92	508,4
Media	542,15	543,02
Varianza	4641,8	32965
Desviacion estandar	68,131	181,56
Coef. De desviacion	0,12567	0,33436
Error estandar	2,1545	74,123
Asimetria	-0,31862	-1,02
Curtosis	0,03402	1,3682
Percentil		
Min	286,22	228,1
5%	420,96	228,1
10%	452,15	228,1
25% (Q1)	499,23	425,13
50% (Mediana)	546,69	552,2
75% (Q3)	591,39	707,85
90%	627,75	736,5
95%	649,54	736,5
Max	730,13	736,5
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Figura 20 Comparativo campana de Gauss- Operario 2 – AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,04072				
Valor P	0,07063				
Rango	15				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	Sí	Sí	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	1,4144				
Rango	10				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	Sí	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	19,304				
Valor P	0,02273				
Rango	10				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	No	No

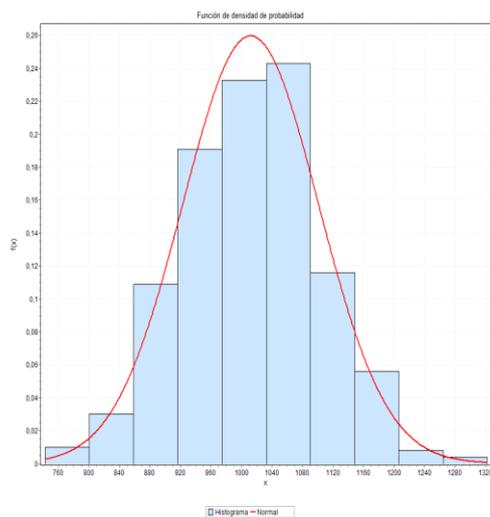
Figura 21 Resultados de pruebas de anormalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 – AD

En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 16, Ilustración 20, Ilustración 21.

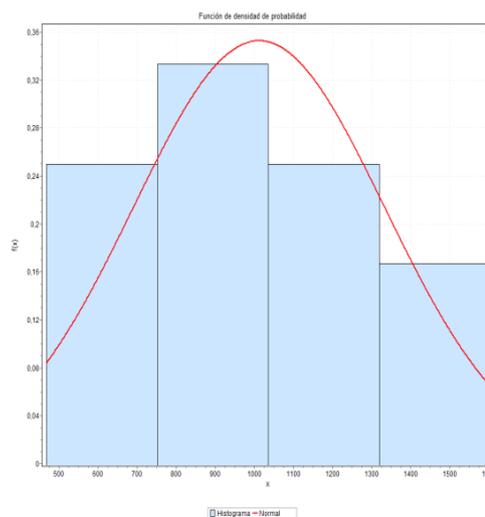
3.2.2.3 Antes del Almuerzo

Operario 1: Operario1 – Pulso Anormal – AA**Tabla 17****Análisis comparativo – Pulso Anormal – Operario 1 - AA**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	12
Rango	579,9	1137,1
Media	1012	1011
Varianza	7934,7	1,0335
Desviacion estandar	89,077	321,48
Coef. De desviacion	0,08802	0,31799
Error estandar	2,8169	92,802
Asimetria	0,06078	0,18433
Curtosis	0,04091	-0,1943
Percentil		
Min	742,45	466,6
5%	864,18	466,6
10%	894,53	532,75
25% (Q1)	949,53	731,7
50% (Mediana)	1014,9	984
75% (Q3)	1070,5	1273,8
90%	1123	1535,5
95%	1160,3	1603,7
Max	1322,3	1603,7
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 22 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 - AA AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02163				
Valor P	0,7292				
Rango	4				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,31453				
Rango	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	8,4913				
Valor P	0,48549				
Rango	3				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 23 Resultados de pruebas de anormalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 – AA

En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 17, Ilustración 22, Ilustración 23.

3.2.3 Sistólica Normal

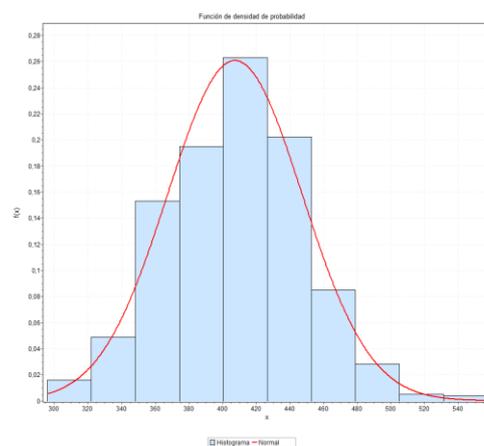
3.2.3.1 Antes de la Jornada

Operario 1: Operario1 – Sistólica Normal – AJ

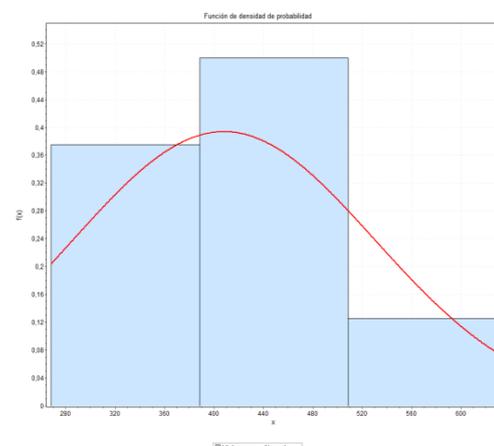
Tabla 18

Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 1 - AJ

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	8
Rango	261,35	360,9
Media	407,35	407,96
Varianza	1598,4	14854
Desviacion estandar	39,98	121,88
Coef. De desviacion	0,09815	0,29875
Error estandar	1,2643	43,09
Asimetria	0,17328	0,54225
Curtosis	0,18679	0,04761
Percentil		
Min	295,94	268
5%	343,99	568
10%	358,74	268
25% (Q1)	380,66	286,58
50% (Mediana)	406,81	430,9
75% (Q3)	433,24	467,52
90%	455,85	628,9
95%	473,98	628,9
Max	557,29	628,9
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 24 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 - AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02652				
Valor P	0,47493				
Rango	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,79402				
Rango	10				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	25,339				
Valor P	0,00262				
Rango	4				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí

Figura 25 Resultados de las pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 - AJ

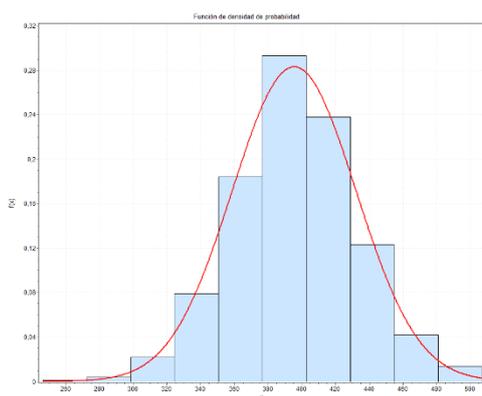
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%, según la prueba de Chi cuadrado rechazamos la hipótesis nula de normalidad en los niveles de confianza antes mencionados. Ver Tabla 18, Ilustración 24, Ilustración 25.

Operario 2: Operario2 – Sistólica Normal – AJ

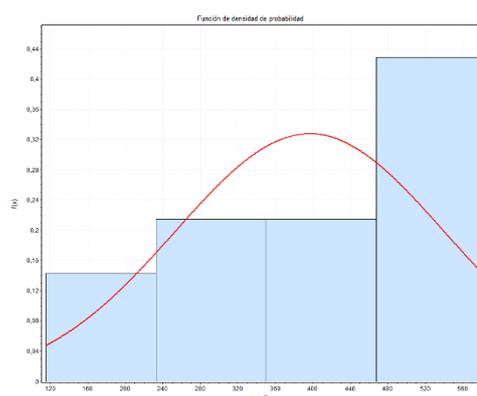
Tabla 19

Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 1 - AJ

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	14
Rango	260,48	470
Media	395,49	396,57
Varianza	1347,5	20482
Desviacion estandar	36,708	143,12
Coef. De desviacion	0,09282	0,36088
Error estandar	1,1608	38,25
Asimetria	-0,04302	-0,59647
Curtosis	0,22529	-0,52578
Percentil		
Min	246,38	115,3
5%	335,62	115,3
10%	349,4	147,65
25% (Q1)	371,49	286,97
50% (Mediana)	395,18	426,65
75% (Q3)	419,6	503,7
90%	441,44	571,75
95%	457,13	585,3
Max	506,86	585,3
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 26 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02711				
Valor P	0,44653				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,39881				
Rango	4				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	7,0458				
Valor P	0,63235				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

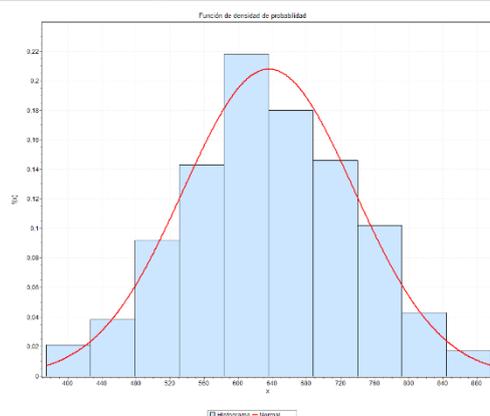
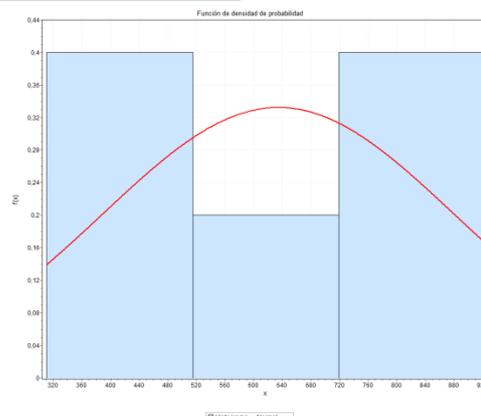
Figura 27 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 – AJ

En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%,98% y 99%. Ver Tabla 19, Ilustración 26, Ilustración 27.

3.2.3.2 Antes del Desayuno

Operario 1: Operario 1 – Sistólica Normal – AD**Tabla 20****Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 1 – AD**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	5
Rango	521,8	612,9
Media	635,74	634,34
Varianza	10016	60220
Desviacion estandar	100,08	245,4
Coef. De desviacion	0,15742	0,38686
Error estandar	3,1648	109,75
Asimetria	-0,10255	-0,29705
Curtosis	-0,32715	-1,3618
Percentil		
Min	374,42	310,5
5%	469,82	310,5
10%	511,76	310,5
25% (Q1)	565,22	390,4
50% (Mediana)	634,34	680
75% (Q3)	708,24	855,45
90%	765,09	923,4
95%	798,58	923,4
Max	896,22	923,4
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		

**Bootstrapping****Original**

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 28 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 – AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,03083				
Valor P	0,29181				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,75602				
Rango	6				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	17,368				
Valor P	0,04326				
Rango	11				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	No	No

Figura 29 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 – AD

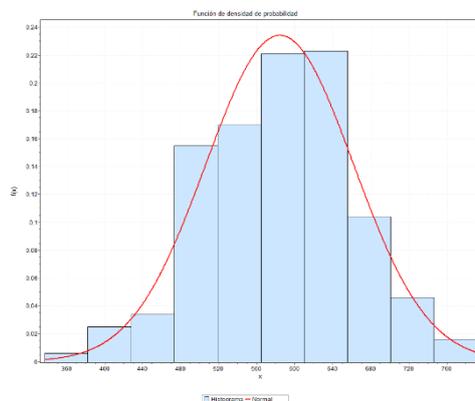
En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%,98% y 99%, según la prueba Chi cuadrado se rechaza la hipótesis nula para un nivel de confianza del 80% y 90%. Ver Tabla 20, Ilustración 28, Ilustración 29

Operario 2: Operario2 – Sistólica Normal – AD

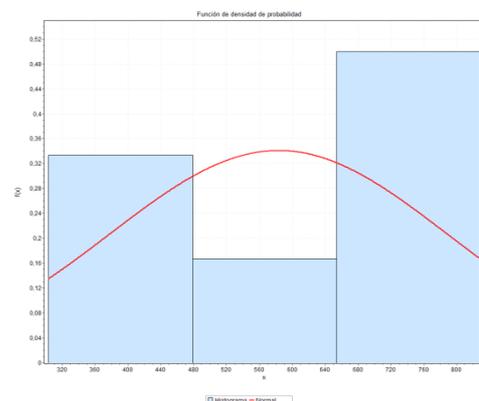
Tabla 21

Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 2 – AD

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	6
Rango	455,45	526,4
Media	584,15	583,07
Varianza	6018,7	42222
Desviacion estandar	77,58	205,48
Coef. De desviacion	0,13281	0,35241
Error estandar	2,4533	83,887
Asimetria	-0,13589	-0,26935
Curtosis	-0,09782	-1,6932
Percentil		
Min	336,63	303,1
5%	449,01	303,1
10%	484,99	303,1
25% (Q1)	528,87	378,55
50% (Mediana)	588,22	612,8
75% (Q3)	635,98	79,75
90%	685,03	829,5
95%	710,64	829,5
Max	792,08	829,5
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 30 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 – AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02742				
Valor P	0,43228				
Rango	8				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,5932				
Rango	6				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	18,196				
Valor P	0,03297				
Rango	9				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	No	No

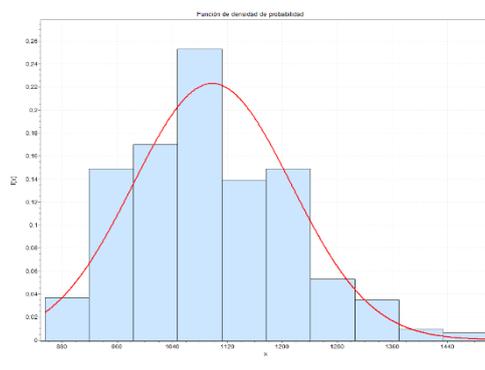
Figura 31 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 – AD

En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%, según la prueba Chi cuadrado se rechaza la hipótesis nula para un nivel de confianza del 80% ,90% y 95%. Ver Tabla 21, Ilustración 30, Ilustración 31.

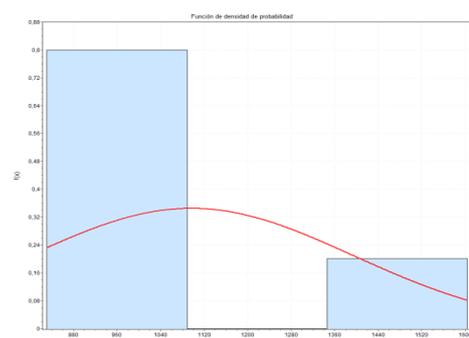
3.2.3.3 Antes del Almuerzo

Operario 1: Operario 1 – Sistólica Normal - AA**Tabla 22****Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 1 – AA**

Parametros	Boostrapping Original	
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	5
Rango	644,16	773,2
Media	1098	1096
Varianza	13271	89000
Desviacion estandar	115,2	298,3
Coef. De desviacion	0,10492	0,2722
Error estandar	3,6429	133,42
Asimetria	0,48381	1,7036
Curtosis	-0,06493	3,3461
Percentil		
Min	854,44	830,5
5%	929,2	830,5
10%	953,14	830,5
25% (Q1)	1005,5	890,35
50% (Mediana)	1094,3	1017,4
75% (Q3)	1177,2	1341
90%	1250,6	1603,7
95%	1317,2	1603,7
Max	1498,6	1603,7
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 32 Comparativo campana de Gauss – Operario 1 – AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,0694				
Valor P	1,2364E-4				
Rango	33				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	5,2591				
Rango	31				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	53,105				
Valor P	2,7924E-8				
Rango	11				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí

Figura 33 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 – AA

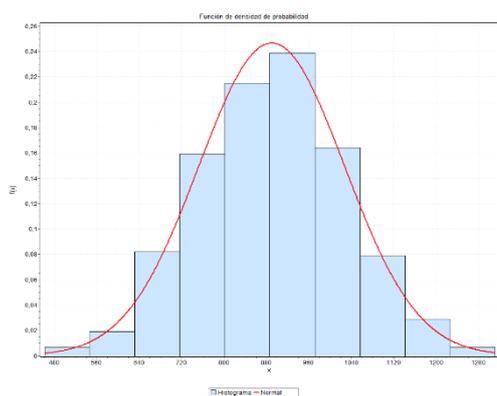
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 22, Ilustración 32, Ilustración 33.

Operario 2: Operario2 – Sistólica Normal – AA

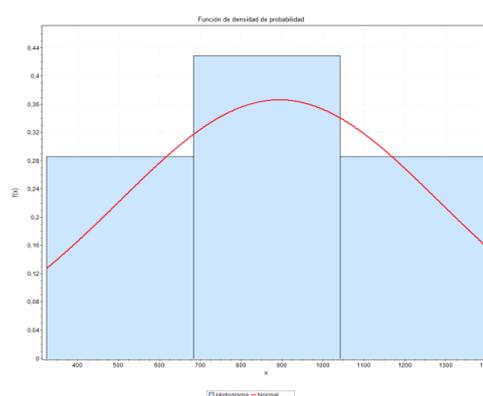
Tabla 23

Análisis comparativo – Sistólica Normal – Operario 2 –AA

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	7
Rango	849,31	1078,7
Media	889,77	892,61
Varianza	18854	1,5359
Desviacion estandar	137,31	391,91
Coef. De desviacion	0,15432	0,43906
Error estandar	4,3421	148,13
Asimetria	-0,03101	-0,24776
Curtosis	0,02131	-1,0054
Percentil		
Min	461,64	323
5%	672,46	323
10%	710,89	323
25% (Q1)	792,36	483,4
50% (Mediana)	892,61	932,9
75% (Q3)	981,67	1274,9
90%	1064,8	1401,7
95%	1102,3	1401,7
Max	1311	1401,7
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 34 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 – AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02246				
Valor P	0,68529				
Rango	8				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,37198				
Rango	2				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	7,8588				
Valor P	0,54843				
Rango	5				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 35 Resultados pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 – AA

En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 23, Ilustración 34, Ilustración 35.

3.2.4 Sistólica Anormal

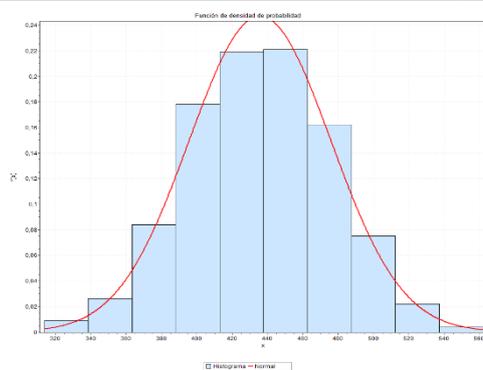
3.2.4.1 Antes de la Jornada

Operario 1: Operario 1 – Sistólica Anormal – AJ

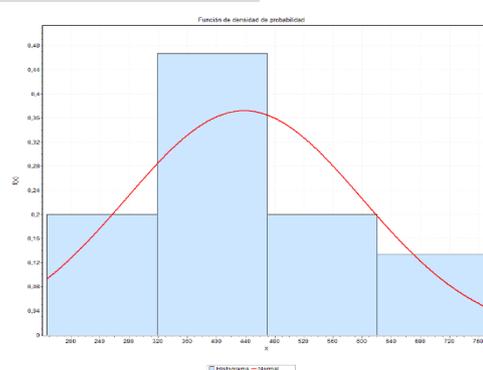
Tabla 24

Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 1 – AJ

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	6
Rango	455,45	526,4
Media	584,15	583,07
Varianza	6018,7	42222
Desviación estandar	77,58	205,48
Coef. De desviación	0,13281	0,35241
Error estandar	2,4533	83,887
Asimetría	-0,13589	-0,26935
Curtosis	-0,09782	-1,6932
Percentil		
Min	336,63	303,1
5%	449,01	303,1
10%	484,99	303,1
25% (Q1)	528,87	378,55
50% (Mediana)	588,22	612,8
75% (Q3)	635,98	79,75
90%	685,03	829,5
95%	710,64	829,5
Max	792,08	829,5
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 36 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 – AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01659				
Valor P	0,94175				
Rango	8				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,2415				
Rango	5				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	3,7506				
Valor P	0,92705				
Rango	4				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 37 Resultados de pruebas de anormalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 – AJ

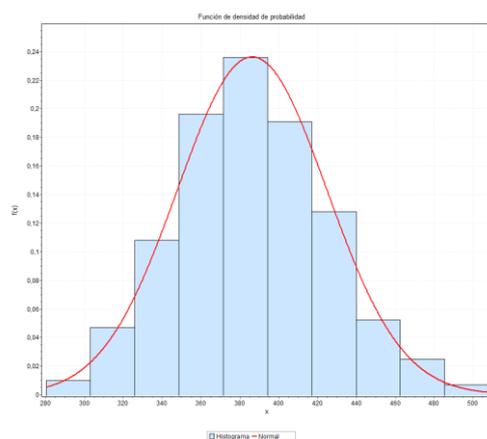
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 24, Ilustración 36, Ilustración 37.

Operario 2: Operario2 – Sistólica Anormal - AJ

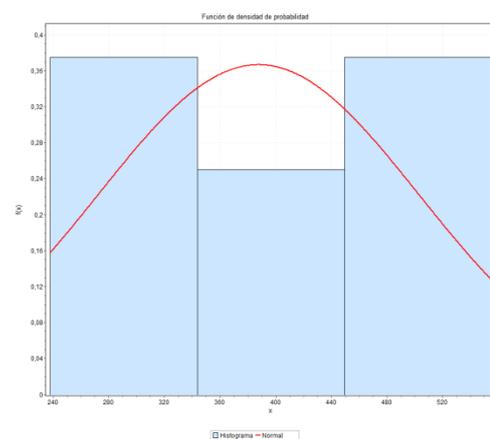
Tabla 25

Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 2 - AJ

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	8
Rango	227,78	318,0
Media	386,3	387,64
Varianza	1479,1	13308,0
Desviacion estandar	38,459	115,36
Coef. De desviacion	0,09956	0,2976
Error estandar	1,2162	40,786
Asimetria	0,14979	0,12039
Curtosis	-0,12399	-14655
Percentil		
Min	280,27	237,7
5%	324,09	237,7
10%	337,46	237,7
25% (Q1)	358,38	276,45
50% (Mediana)	386,18	387,55
75% (Q3)	411,16	492,7
90%	435,77	555,7
95%	453,0	555,7
Max	508,1	555,7
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 38 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01986				
Valor P	0,81743				
Rango	6				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,50975				
Rango	14				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	9,3836				
Valor P	0,40265				
Rango	19				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

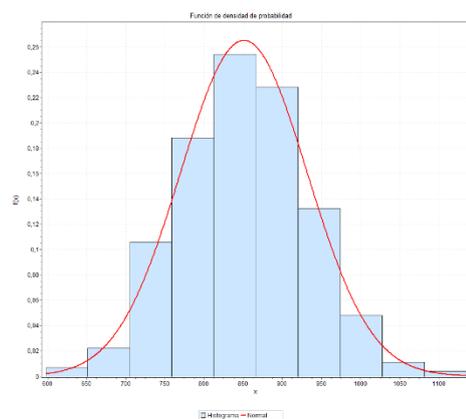
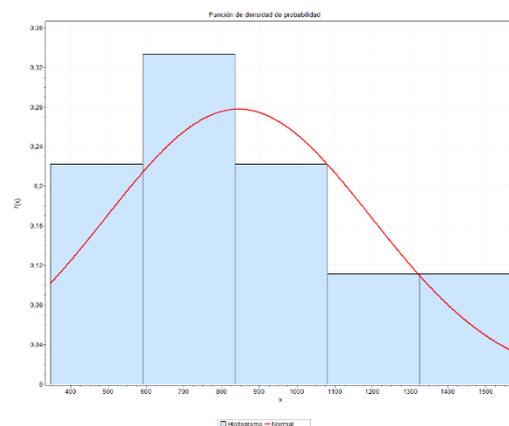
Figura 39 Resultados pruebas de anormalidad – Programa EASY –FIT – Operario 2 - AJ

En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%,98% y 99%. Ver Tabla 25, Ilustración 38, Ilustración 39.

3.2.4.2 Antes del Desayuno

Operario 1: Operario1 – Sistólica Anormal – AD**Tabla 26****Análisis comparativo – Presión Sistólica Anormal – Operario 1- AD**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	18
Rango	537,54	1225,1
Media	850,9	844,88
Varianza	6546,7	1,239E+05
Desviacion estandar	80,912	351,93
Coef. De desviacion	0,0951	0,41654
Error estandar	2,5586	82,951
Asimetria	0,09997	0,60432
Curtosis	0,06066	-0,26289
Percentil		
Min	597,62	345,5
5%	720,88	345,5
10%	747,43	404,99
25% (Q1)	796,64	595,38
50% (Mediana)	850,6	784,5
75% (Q3)	904,77	1080,0
90%	956,12	1486,6
95%	985,9	1570,6
Max	1135,2	1570,6
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		

**Bootstrapping****Original**

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 40 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01612				
Valor P	0,95362				
Rango	10				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,1882				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	2,6008				
Valor P	0,97805				
Rango	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 41 Resultados pruebas de anormalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AD

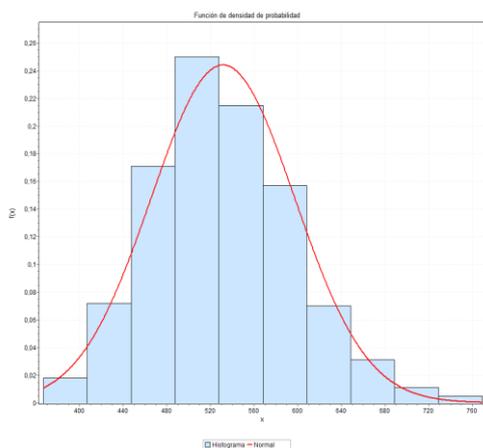
En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 26, Ilustración 40, Ilustración 41.

Operario 2: Operario2 – Sistólica Anormal - AD

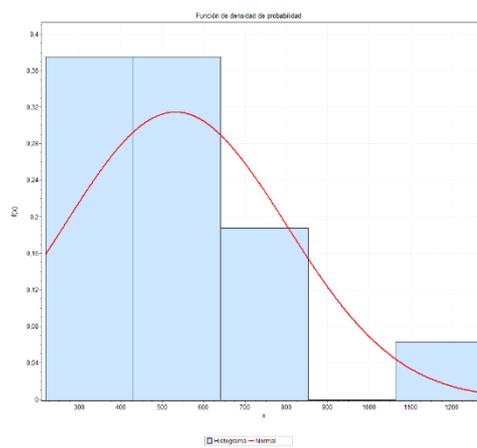
Tabla 27

Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 2 -AD

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	16
Rango	402,44	1059,1
Media	531,4	531,45
Varianza	4325,1	72217,0
Desviación estandar	65,766	268,73
Coef. De desviación	0,12375	0,50566
Error estandar	2,0797	67,183
Asimetría	0,39423	1,4462
Curtosis	0,20517	2,8679
Percentil		
Min	366,79	217,1
5%	430,36	217,1
10%	449,49	224,80
25% (Q1)	484,14	328,5
50% (Mediana)	526,3	480,65
75% (Q3)	574,39	683,32
90%	615,8	974,22
95%	646,3	1276,2
Max	769,23	1276,2
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 42 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]

Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,04066				
Valor P	0,07128				
Rango	32				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	Sí	Sí	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	1,9106				
Rango	28				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	Sí	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	11,285				
Valor P	0,25665				
Rango	29				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

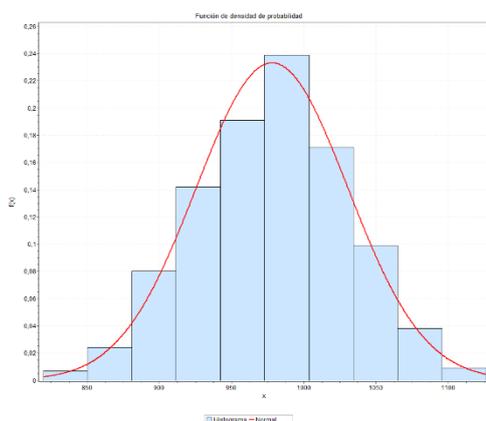
Figura 43 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AD

En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 95% ,98% y 99%. Ver Tabla 27, Ilustración 42, Ilustración 43.

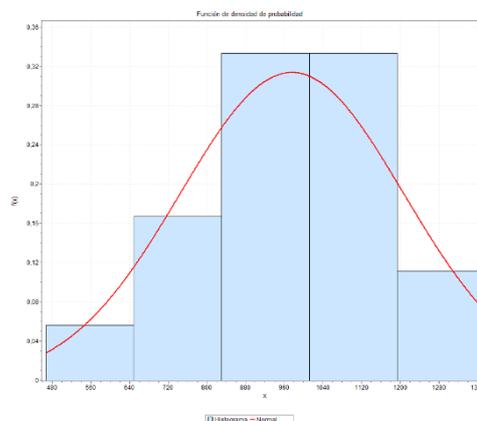
3.2.4.3 Antes del Almuerzo

Operario 1: Operario1 – Sistólica Anormal – AA**Tabla 28****Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 1- AA**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	18
Rango	306,77	909,7
Media	978,0	976,17
Varianza	2754,0	53535,0
Desviacion estandar	52,479	231,38
Coef. De desviacion	0,05366	0,23703
Error estandar	1,6595	54,536
Asimetria	-0,0513	-0,36055
Curtosis	-0,21466	0,09691
Percentil		
Min	819,56	466,6
5%	891,43	466,6
10%	907,76	665,05
25% (Q1)	941,82	824,8
50% (Mediana)	979,1	982,65
75% (Q3)	1013,4	1143,1
90%	1044,8	1323,5
95%	1064,5	1376,3
Max	1126,30	1376,3
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 44 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01796				
Valor P	0,89764				
Rango	6				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,30356				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	4,6834				
Valor P	0,86099				
Rango	2				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 45 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 - AA

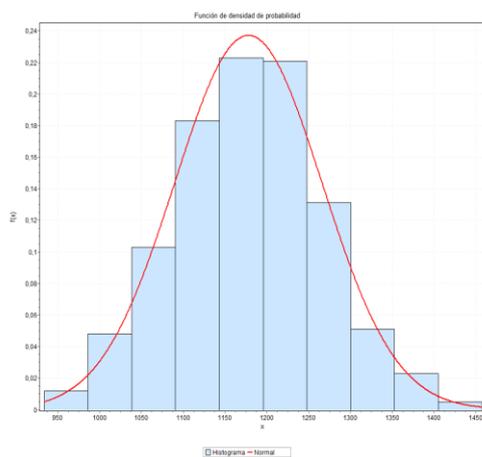
En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 28, Ilustración 44, Ilustración 45.

Operario 2: Operario2 – Sistolica Anormal – AA

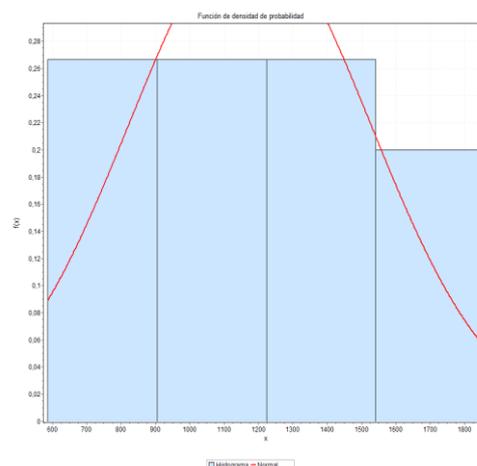
Tabla 29

Análisis comparativo – Sistólica Anormal – Operario 2 - AA

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	15
Rango	523,51	1275,3
Media	1178,0	1174,7
Varianza	7750,8	1,239E+05
Desviacion estandar	88,039	352,02
Coef. De desviacion	0,07474	0,29966
Error estandar	2,784	90,89
Asimetria	0,0126	0,2557
Curtosis	-0,15641	-0,36844
Percentil		
Min	933,76	585,3
5%	1029,40	585,3
10%	1057,3	673,32
25% (Q1)	1120,3	895,9
50% (Mediana)	1181,0	1203,3
75% (Q3)	1237,8	1402,7
90%	1291,7	1732,2
95%	1321,8	1860,6
Max	1457,30	1860,6
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 46 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02289				
Valor P	0,66245				
Rango	6				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,42123				
Rango	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	7,4145				
Valor P	0,59405				
Rango	4				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 47 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AA

En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 29, Ilustración 46, Ilustración 47.

3.2.5 Diastólica Normal

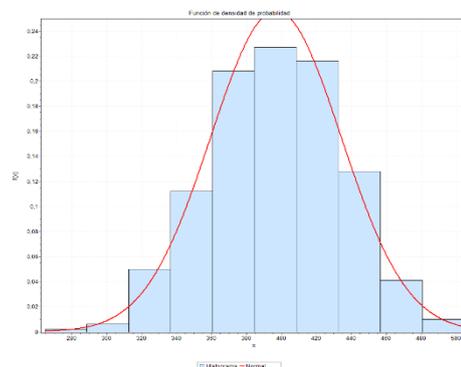
3.2.5.1 Antes de la Jornada

Operario 1: Operario1 – Diastólica Normal – AJ

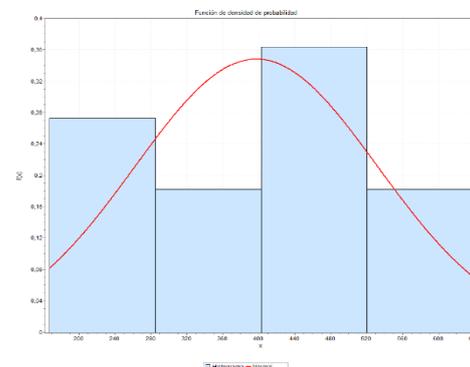
Tabla 30

Análisis comparativo – Diastólica Normal – Operario 1- AJ

Parametros	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	11
Rango	239,95	471,6
Media	396,75	397,28
Varianza	1396,8	18266,0
Desviacion estandar	37,374	135,15
Coef. De desviacion	0,0942	0,34019
Error estandar	1,1819	40,75
Asimetria	-0,05112	0,03612
Curtosis	-0,23352	-0,20786
Percentil		
Min	264,47	166,9
5%	333,91	166,9
10%	348,21	187,12
25% (Q1)	370,0	283
50% (Mediana)	396,55	414,6
75% (Q3)	423,81	472,7
90%	444,5	618,62
95%	457,0	638,5
Max	504,42	638,5
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 48 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02222				
Valor P	0,69826				
Rango	9				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,52885				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	6,3812				
Valor P	0,70125				
Rango	9				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 49 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 - AJ

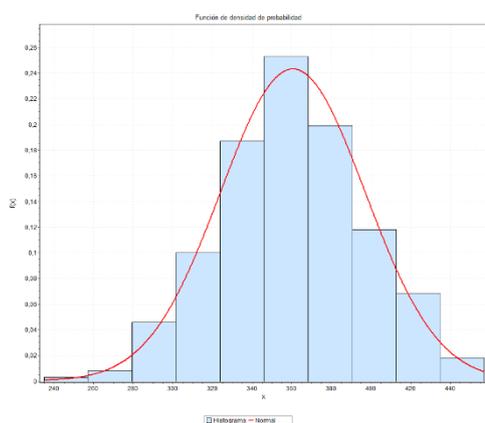
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 30, Ilustración 48, Ilustración 49.

Operario 2: Operario2 – Diastólica Normal – AJ

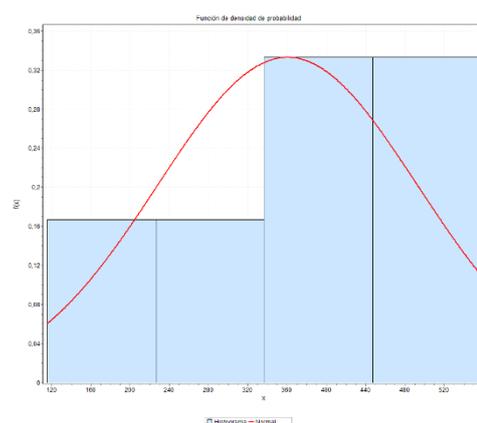
Tabla 31

Análisis comparativo – Presión Diastólica Normal – Operario 2 - AJ

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	12
Rango	222,16	442,9
Media	360,54	360,43
Varianza	1327,0	17582,0
Desviacion estandar	36,428	132,6
Coef. De desviacion	0,10104	0,36788
Error estandar	1,152	38,277
Asimetria	-0,03252	-0,36029
Curtosis	-0,17939	-0,43523
Percentil		
Min	234,97	115,3
5%	299,47	115,3
10%	313,7	134,7
25% (Q1)	336,24	278,53
50% (Mediana)	360,18	352,45
75% (Q3)	385,63	487,17
90%	409,0	538,64
95%	421,4	558,2
Max	457,13	558,2
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 50 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 -AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01706				
Valor P	0,92801				
Rango	5				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,22681				
Rango	6				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	6,4664				
Valor P	0,69248				
Rango	10				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

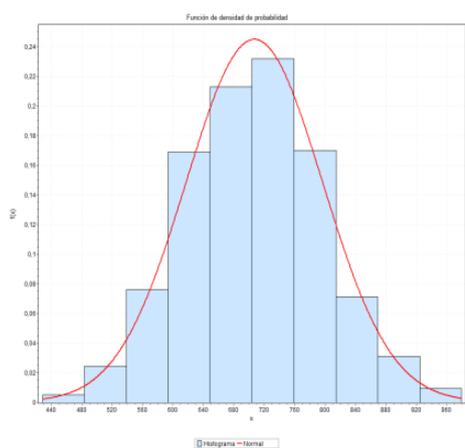
Figura 51 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AJ

En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 31, Ilustración 50, Ilustración 51.

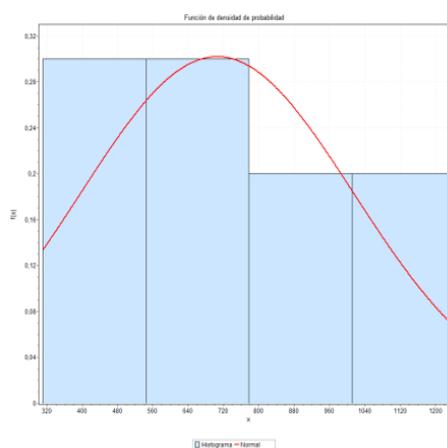
3.2.5.2 Antes del Desayuno

Operario 1: Operario1 – Diastólica Normal – AD**Tabla 32****Análisis comparativo – Diastólica Normal – Operario 1 - AD**

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	10
Rango	551,17	934,6
Media	706,94	705,37
Varianza	8049,5	95328,0
Desviacion estandar	89,719	308,75
Coef. De desviacion	0,12691	0,43772
Error estandar	2,8372	97,636
Asimetria	0,07146	0,45494
Curtosis	-0,14485	-0,70434
Percentil		
Min	428,34	310,5
5%	564,36	310,5
10%	591,04	314,0
25% (Q1)	642,58	439,1
50% (Mediana)	705,61	652,5
75% (Q3)	767,35	962,32
90%	821,81	1228,5
95%	859,69	1245,1
Max	979,5	1245,1
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 52 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02318				
Valor P	0,64708				
Rango	14				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,0515:
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,32014				
Rango	8				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	4,7111				
Valor P	0,85873				
Rango	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 53 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 - AD

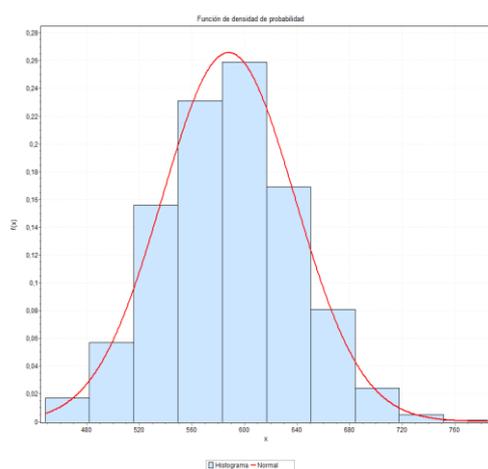
En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 32, Ilustración 52, Ilustración 53.

Operario 2: Operario2 – Diastólica Normal – AD

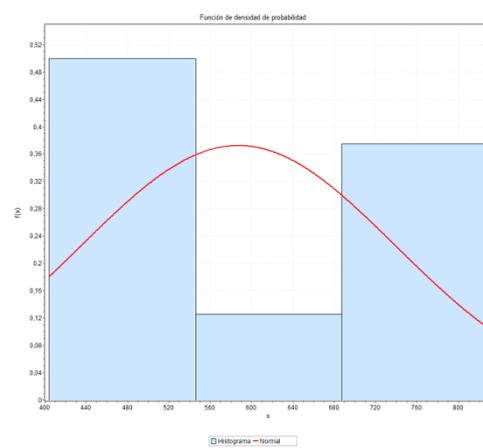
Tabla 33

Análisis comparativo – Presión Diastólica Normal – Operario 2 - AD

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	8
Rango	336,68	425,8
Media	587,84	587,08
Varianza	2552,0	23139,0
Desviacion estandar	50,518	152,11
Coef. De desviacion	0,08594	0,2591
Error estandar	1,5975	53,78
Asimetria	0,10223	0,46703
Curtosis	-0,0408	-1,2208
Percentil		
Min	448,32	403,7
5%	504,84	403,7
10%	522,32	403,7
25% (Q1)	552,1	458,13
50% (Mediana)	587,08	552,2
75% (Q3)	621,77	726,88
90%	652,63	829,5
95%	671,96	829,5
Max	785,0	829,5
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 54 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01297				
Valor P	0,99527				
Rango	2				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,14159				
Rango	4				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	3,9351				
Valor P	0,91563				
Rango	19				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 55 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2-AD

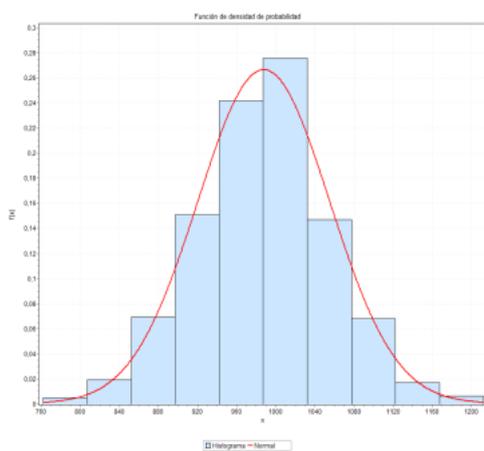
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto a una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 33, Ilustración 54, Ilustración 55.

3.2.5.3 Antes del Almuerzo

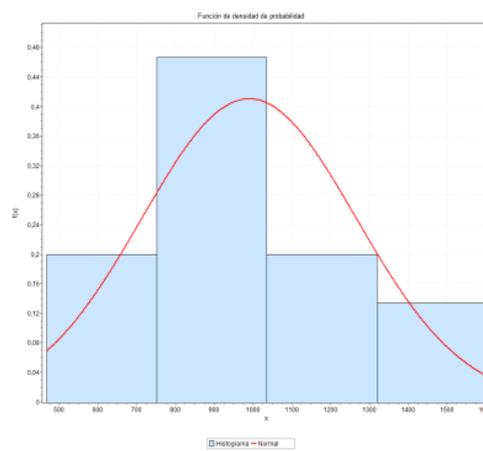
Operario 1: Operario1 – Diastólica Normal - AA**Tabla****Análisis comparativo – Diastólica Normal – Operario 1- AA**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	15
Rango	450,57	1137,1
Media	987,67	988,94
Varianza	4540,0	76326,0
Desviacion estandar	67,379	276,27
Coef. De desviacion	0,06822	0,27936
Error estandar	2,1307	71,333
Asimetria	0,03744	0,38403
Curtosis	0,22666	1,0911
Percentil		
Min	761,88	466,6
5%	876,89	466,6
10%	900,56	598,9
25% (Q1)	943,8	830,5
50% (Mediana)	988,64	971,4
75% (Q3)	1029,2	1142,4
90%	1073,8	1467,3
95%	1103,50	1603,7
Max	1212,4	1603,7

Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 56 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 -AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02915				
Valor P	0,35656				
Rango	15				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,66465				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	8,6903				
Valor P	0,46634				
Rango	5				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 57 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 - AA

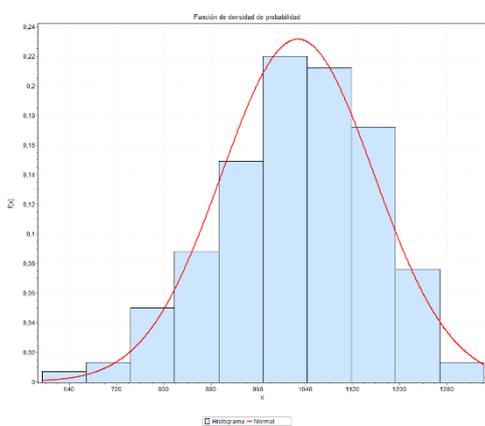
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto a una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 34, Ilustración 56, Ilustración 57.

Operario 2: Operario2 – Diastólica Normal – AA

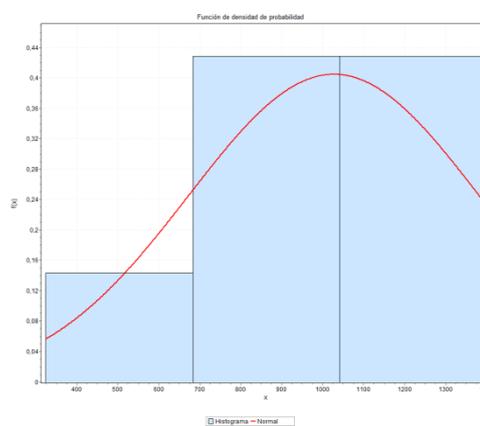
Tabla 34

Análisis comparativo - Diastólica Normal – Operario 2 - AA

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	7
Rango	749,36	1078,7
Media	1027,3	1027,4
Varianza	16677,0	1,26E+05
Desviacion estandar	129,14	354,47
Coef. De desviacion	0,1257	0,34503
Error estandar	4,0838	133,98
Asimetria	-0,39828	-1,4286
Curtosis	-0,15291	2,6329
Percentil		
Min	593,41	323
5%	796,03	323
10%	850,47	323
25% (Q1)	940,4	932,9
50% (Mediana)	1035,3	1020,1
75% (Q3)	1123,6	1274,9
90%	1187,1	1401,7
95%	1221,30	1401,7
Max	1342,8	1401,7
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 58 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,04153				
Valor P	0,06178				
Rango	14				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	Sí	Sí	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	3,0472				
Rango	9				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	22,53				
Valor P	0,00734				
Rango	10				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí

Figura 59 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 -AA

En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 98% y 99%. Ver Tabla 35, Ilustración 58, Ilustración 59.

3.2.6 Diastólica Anormal

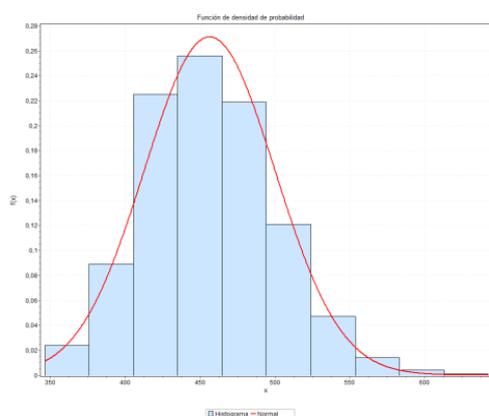
3.2.6.1 Antes de la Jornada

Operario 1: Operario1 – Diastólica Anormal - AJ

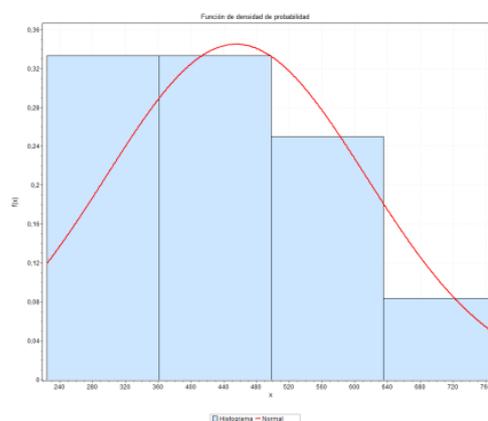
Tabla 35

Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 1 - AJ

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	12
Rango	296,33	548,2
Media	456,23	455,07
Varianza	1899,8	25117,0
Desviacion estandar	43,587	158,48
Coef. De desviacion	0,09554	0,34826
Error estandar	1,3783	45,75
Asimetria	0,33299	0,5479
Curtosis	0,14044	-0,12754
Percentil		
Min	346,04	224,1
5%	389,75	224,1
10%	402,34	240,09
25% (Q1)	424,5	349,55
50% (Mediana)	452,77	432,25
75% (Q3)	483,31	583,75
90%	515,07	729,28
95%	532,63	772,3
Max	642,4	772,3
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 60 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,03458				
Valor P	0,17858				
Rango	29				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	Sí	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	1,4463				
Rango	25				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	Sí	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	10,08				
Valor P	0,34403				
Rango	24				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 61 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 -AJ

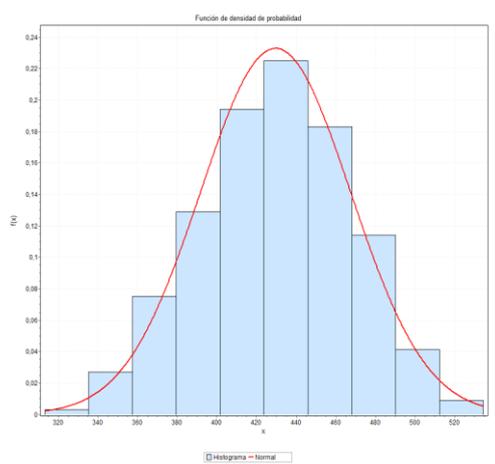
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto a una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 36, Ilustración 60, Ilustración 61.

Operario 2: Operario2 – Diastólica Anormal – AJ

Tabla 36

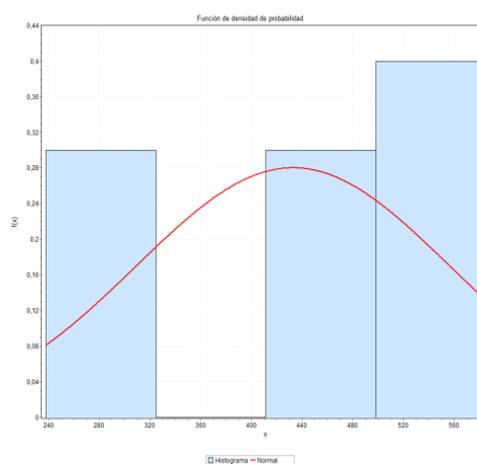
Análisis comparativo – Presión Diastólica Anormal – Operario 2 - AJ

Parametros	Bootstrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	10
Rango	221,35	347,6
Media	429,61	432,79
Varianza	1438,6	1,53E+04
Desviacion estandar	37,929	123,77
Coef. De desviacion	0,08829	0,28598
Error estandar	1,1994	39,14
Asimetria	-0,09641	-0,53015
Curtosis	-0,34757	-1,189
Percentil		
Min	313,12	237,7
5%	365,77	237,7
10%	376,91	240,71
25% (Q1)	403,2	293,75
50% (Mediana)	431,06	459
75% (Q3)	457,69	540,77
90%	476,74	582,34
95%	490,63	585,3
Max	534,5	585,3
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping



Original

Figura 62 : Comparativa campana de Gauss – Operario 2 -AJ

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02421				
Valor P	0,59229				
Rango	11				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,79269				
Rango	8				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	26,37				
Valor P	0,00178				
Rango	20				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí

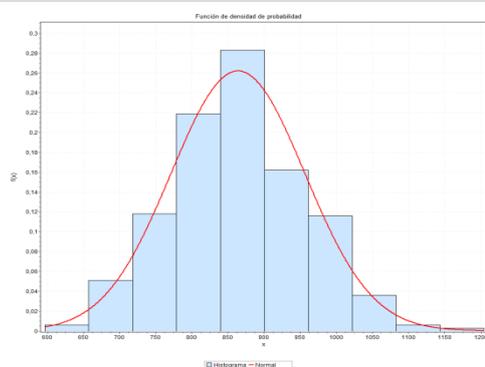
Figura 63 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AJ

En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto a una asimetría negativa, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 37, Ilustración 62, Ilustración 63.

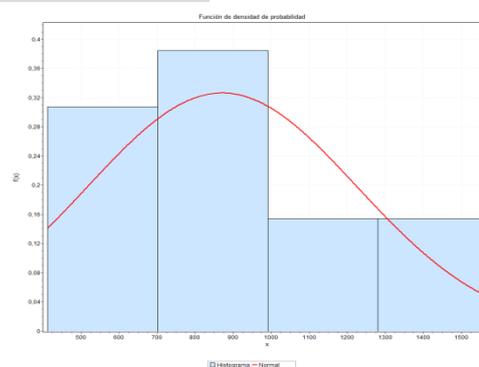
3.2.6.2 Antes del Desayuno

Operario 1: Operario1 – Diastólica Anormal – AD**Tabla 37****Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 1 - AD**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	13
Rango	607,52	1159
Media	863,75	871,22
Varianza	8557,1	1,26E+05
Desviacion estandar	92,504	354.31
Coef. De desviacion	0,1071	0,40668
Error estandar	2,9252	98,268
Asimetria	0,1885	0,79545
Curtosis	0,02951	0,17911
Percentil		
Min	596,43	411,6
5%	711,73	411,6
10%	743,29	418,28
25% (Q1)	802,0	616,15
50% (Mediana)	861,18	787,5
75% (Q3)	920,33	1068,3
90%	990,97	1533,3
95%	1018,70	1570,6
Max	1204,0	1570,6
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica

Figura 64 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,02764				
Valor P	0,42212				
Rango	21				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,91534				
Rango	19				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	17,912				
Valor P	0,03621				
Rango	19				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	No	No

Figura 65 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 - AD

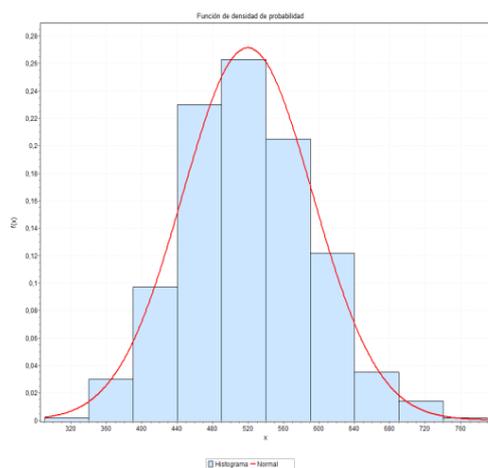
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%, para la prueba Chi cuadrado no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 98% y 99%. Ver Tabla 38, Ilustración 64, Ilustración 65.

Operario 2: Operario2 – Diastólica Anormal – AD

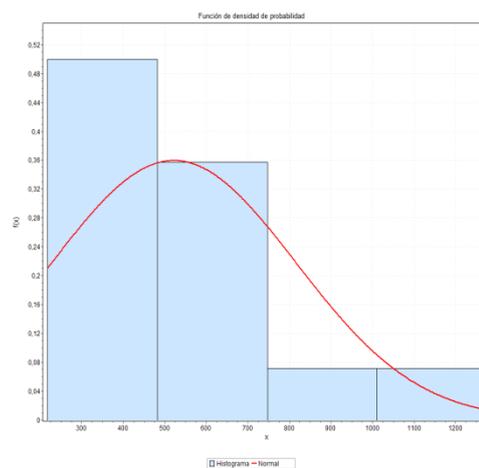
Tabla 38

Análisis comparativo – Presión Diastólica Anormal – Operario 2 - AD

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	14
Rango	499,62	1059,1
Media	519,65	521,79
Varianza	5394,0	86332,0
Desviacion estandar	73,444	293,82
Coef. De desviacion	0,14133	0,56311
Error estandar	2,3225	78,527
Asimetria	0,24359	1,3784
Curtosis	-0,00205	2,0922
Percentil		
Min	290,37	217,1
5%	404,92	217,1
10%	429,43	222,6
25% (Q1)	468,16	302,6
50% (Mediana)	515,29	455,3
75% (Q3)	569,15	706,52
90%	618,59	1060,5
95%	640,56	1276,2
Max	789,99	1276,2
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 66 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 -AD

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,03507				
Valor P	0,16688				
Rango	28				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	Sí	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	1,1575				
Rango	21				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	13,941				
Valor P	0,12445				
Rango	29				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	No	No	No	No

Figura 67 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AD

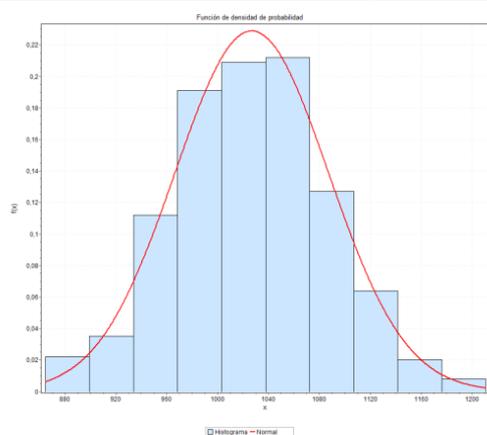
En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 39, Ilustración 66, Ilustración 67.

3.2.6.3 Antes del Almuerzo

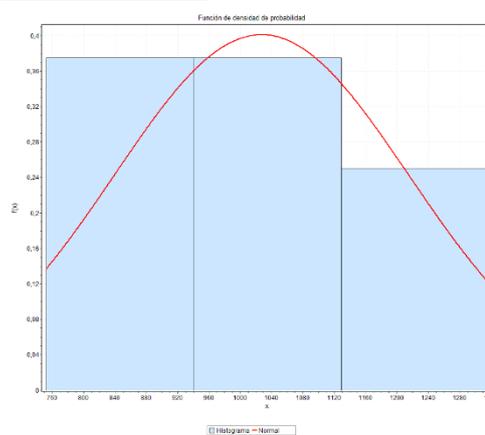
Operario 1: Operario1 – Diastólica Anormal – AA**Tabla 39****Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 1 - AA**

Parametros	Boostrapping	Original
	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	8
Rango	346,21	565,4
Media	1026,8	1027,1
Varianza	3642,6	35162,0
Desviacion estandar	60,354	187,51
Coef. De desviacion	0,05878	0,18256
Error estandar	1,9086	66,296
Asimetria	0,06082	-0,00725
Curtosis	-0,09722	-0,76638
Percentil		
Min	864,6	752,2
5%	927,0	752,2
10%	951,64	752,2
25% (Q1)	984,82	857,9
50% (Mediana)	1026,8	1056,6
75% (Q3)	1064,8	1166,4
90%	1104,2	1317,6
95%	1130,6	1317,6
Max	1210,8	1317,6

Efectos en indicadores estadísticos del uso de la técnica bootstrapping sobre los datos originales.



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 68 Comparativa campana de Gauss – Operario 1 - AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01669				
Valor P	0,93885				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,17286				
Rango	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	2,7756				
Valor P	0,97253				
Rango	16				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	No	No	No	No	No

Figura 69 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 1 - AA

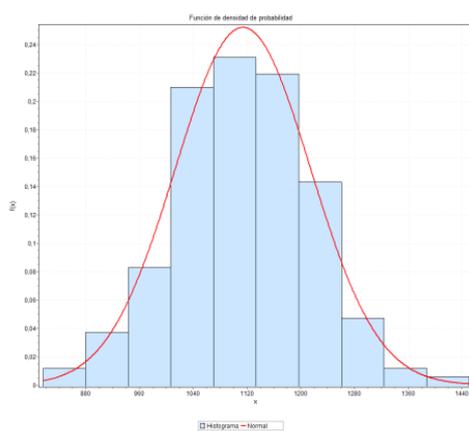
En el grafico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Platicúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Chi cuadrado, Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%. Ver Tabla 40, Ilustración 68, Ilustración 69.

Operario 2: Operario2 – Diastólica Anormal – AA

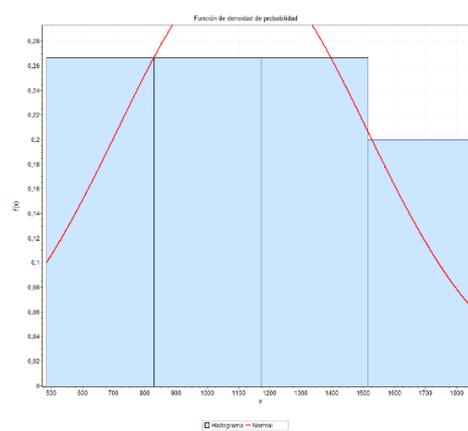
Tabla 40

Análisis comparativo – Diastólica Anormal – Operario 2 - AA

Parametros	Valor	Valor
Estadística		
Tamaño de la muestra	1000	15
Rango	634,67	1377,2
Media	1114,1	1111,9
Varianza	10095,0	1,61E+05
Desviacion estandar	100,47	400,74
Coef. De desviacion	0,09018	0,36042
Error estandar	3,1772	103,47
Asimetria	0,01181	0,24402
Curtosis	0,15063	-0,726
Percentil		
Min	816,38	483,4
5%	943,98	483,4
10%	989,31	544,54
25% (Q1)	1045,5	812,3
50% (Mediana)	1111,9	1045,9
75% (Q3)	1182,7	1402,7
90%	1237,6	1732,2
95%	1276,0	1860,6
Max	1451,1	1860,6
Efectos en indicadores estadísticos del uso de la tecnica bootstrapping sobre los datos originales.		



Bootstrapping



Original

Desempeño en la gráfica de una distribución normal de la técnica Bootstrapping

Figura 70 Comparativa campana de Gauss – Operario 2 - AA

Bondad de ajuste - Detalles [ocultar]					
Normal [#44]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,01725				
Valor P	0,92225				
Rango	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,03393	0,03867	0,04294	0,048	0,05151
Rechazar?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	1000				
Estadística	0,371				
Rango	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	No	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	9				
Estadística	17,251				
Valor P	0,04493				
Rango	6				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
Rechazar?	Sí	Sí	Sí	No	No

Figura 71 Resultados de pruebas de normalidad – Programa EASY FIT – Operario 2 - AA

En el gráfico evidenciamos la atenuación de la desviación estándar gracias al re-muestreo, la curtosis nos indica un comportamiento Leptocúrtico, junto una asimetría positiva, ya que consideramos una tolerancia de $\pm 0,50$ para aceptar simetría concluimos un comportamiento simétrico. Según las pruebas de normalidad Anderson-Darling y Kolmogorov-Smirnov, no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 80%, 90%, 95%, 98% y 99%, para la prueba Chi cuadrado no se rechaza la hipótesis nula de una distribución normal a un nivel de confianza del 98% y 99%. Ver Tabla 41, Ilustración 70, Ilustración 71.

3.3 Discusión de los resultados

- El uso de bootstrapping como técnica de re-muestreo facilita el manejo de los datos para realizar los análisis de varianzas que se requieren y de esta manera comprobar la hipótesis. Se evidencia como esta técnica reduce el error estándar correspondiente a la toma de datos y minimiza el ruido dentro de los mismos.
- La multiplicar la muestra por 1000 tomas en cada segmento de información se puede identificar una clara tendencia a la normalización.
- Existe un comportamiento aislado de cada operador en lo que respecta a su productividad y tendencia productiva.
- Es conveniente dividir en dos grupos los datos basados en las medias de producción de cada segmento para de esta manera mejorar el aprovechamiento de cada toma y reducir los datos asimétricos que se encuentran fuera de la tolerancia en los límites fisiológicos estipulados de acuerdo a la bibliografía presentada.

3.4 Comprobación de hipótesis

La tabla de ANOVA descompone la variabilidad de kilos en contribuciones debido a diversos factores. Se mide la contribución de cada factor esencial, usando las sumas de cuadrados tipo III (el valor por defecto) elegidas. Los valores P ponen a prueba la significación estadística de cada uno de los factores, puesto que los valores de 6 P son inferiores a 0,05, estos factores tienen un efecto estadísticamente significativo en kilos al nivel de confianza del 95,0%. Este procedimiento, dados suficientes datos, realiza un análisis multifactor de varianza para kilos, construye varias pruebas y gráficos para determinar qué factores tienen un efecto estadísticamente significativo en Kilos y también determina interacciones significativas entre los factores,. Las pruebas F de la Tabla 42 ANOVA permiten identificar los factores significativos. Para cada factor significativo, las Pruebas de

Rango Múltiple le dirán qué medios son significativamente diferentes de los otros. El gráfico de medios y la gráfica de interacción ayuda a interpretar los efectos significativos. Las parcelas residuales permiten juzgar si los supuestos que subyacen al análisis de varianza son violentados por los datos.

Tabla 41
Análisis de Varianza por Kilos - Tipo III - Suma de Cuadrados

Factores	Suma de Cuadrados	Df	Media de Cuadrados	F-Ratio	P-Value
MAIN EFFECTS					
A:Evento	2,00E+09	2	1,00E+09	124210,31	0
B:Operador	4,65E+07	1	4,65E+07	5768,72	0
C:Tipo	2,12E+07	5	4,25E+06	526,97	0
INTERACTIONS					
AB	1,01E+08	2	5,05E+07	6267,89	0
AC	6,10E+06	10	609506	75,63	0
BC	3,74E+06	5	747540	92,76	0
RESIDUAL	2,82E+08	34974	8059,25		
TOTAL (CORRECTED)	2,69E+09	34999			
Todas las relaciones F se basan en el error cuadrático medio residual.					

La Tabla 43, Tabla 44, Tabla 45, Tabla 46, Tabla 47, Tabla 48 muestran la media de Kilos para cada nivel del factor evento. También muestra el error estándar de cada media, que es una medida de su variabilidad de muestreo. Las dos columnas más a la derecha muestran 95,0% de intervalos de confianza para cada uno de los medios.

Tabla 42
Media de kilos por nivel de factor operador

Evento	Cuenta	Media	Error Estandar	Limite Bajo	Limite Alto
Antes de la Jornada	12000	411,01	0,819515	409,401	412,614
Antes Almuerzo	11000	1030,2	0,934391	1028,4	1032,06
Antes de Breack	12000	666	0,819515	664,393	667,605
Esta tabla muestra la media de Kilos para cada nivel del factor operador. También muestra el error estándar de cada media, que es una medida de su variabilidad de muestreo. Las dos columnas mas a la derecha muestran un 95% de intervalos de confianza para cada uno de los medios					

Tabla 43
Media de kilos por nivel de factor tipo

Operador	Cuenta	Media	Error Estandar	Limite Bajo	Limite Alto
Jorge Pila	17000	664,72	0,732996	663,285	666,158
Marco Chasig	18000	740,1	0,669131	738,791	741,414

La tabla muestra la media de kilos para cada nivel del factor tipo. Tambien muestra el error estándar de cada media, que es una medida de su variabilidad de muestreo. Las dos columnas mas a la derecha muestran 95,0% de intervalos de confianza para cada uno de los medios.

Tabla 44
Media de kilos para cada nivel de combinación entre factor, evento y operador

Tipo	Cuenta	Media	Error Estandar	Limite Bajo	Limite Alto
Diastolica-Anormal	6000	735,031	1,15897	732,76	737,302
Diastolica-Normal	6000	677,846	1,15897	675,58	680,118
Pulso-Anormal	5000	712,215	1,46599	709,34	715,088
Pulso-Normal	6000	694,233	1,15897	691,96	696,505
Sistolica-Anormal	6000	726,731	1,15897	724,46	729,002
Sistolica-Normal	6000	668,416	1,15897	666,14	670,687

La tabla muestra la media de kilos para cada nivel de la combinacion entre el factor, evento y operador y muestra el error estandar de cada media que es una medida de su variabilidad de muestreo. Las dos columnas mas a la derecha muestran 95,0% de intervalos de confianza para cada uno de los medios

Tabla 45
Media de kilos, error estándar e intervalos de confianza - Combinación factor/evento/tipo

Evento por Operador	Cuenta	Media	Error Estandar	Limite Bajo	Limite Alto
Antes de la Jornada,Jorge Pila	6000	397,72	1,15897	395,448	399,991
Antes de la Jornada,Marco Chasig	6000	424,295	1,15897	422,024	426,567
Antes Almuerzo,Jorge Pila	5000	1044,36	1,46599	1041,48	1047,23
Antes Almuerzo,Marco Chasig	6000	1016,1	1,15897	1013,83	1018,37
Antes de Breack,Jorge Pila	6000	552,087	1,15897	549,816	554,359
Antes de Breack,Marco Chasig	6000	779,911	1,15897	777,64	782,183

La tabla muestra la media de kilos para cada nivel de la combinacion entre el factor, evento y tipo. Muestra el error estandar de cada media, que es una medida de su variabilidad de muestreo. Las dos columnas mas a la derecha muestran el 95% de intervalos de confianza para cada uno de los medios

Tabla 46

Media de kilos, error estándar e intervalos de confianza por nivel de combinación factor/operador/tipo

Evento por Tipo	Cuenta	Media	Error Estandar	Limite Bajo	Limite Alto
Antes de la Jornada, Diastolica-Anormal	2000	442,92	2,00739	438,99	446,9
Antes de la Jornada, Diastolica-Normal	2000	378,65	2,00739	374,71	382,6
Antes de la Jornada, Pulso-Anormal	2000	421,54	2,00739	417,6	425,5
Antes de la Jornada, Pulso-Normal	2000	410,48	2,00739	406,54	414,4
Antes de la Jornada, Sistolica-Anormal	2000	411,04	2,00739	407,11	415
Antes de la Jornada, Sistolica-Normal	2000	401,42	2,00739	397,49	405,4
Antes Almuerzo, Diastolica-Anormal	2000	1070,5	2,00739	1066,5	1074
Antes Almuerzo, Diastolica-Normal	2000	1007,5	2,00739	1003,6	1011
Antes Almuerzo, Pulso-Anormal	1000	1018,9	3,35901	1012,3	1025
Antes Almuerzo, Pulso-Normal	2000	1012,7	2,00739	1008,7	1017
Antes Almuerzo, Sistolica-Anormal	2000	1078	2,00739	1074,1	1082
Antes Almuerzo, Sistolica-Normal	2000	993,88	2,00739	989,95	997,8
Antes de Breack, Diastolica-Anormal	2000	691,7	2,00739	687,76	695,6
Antes de Breack, Diastolica-Normal	2000	647,39	2,00739	643,45	651,3
Antes de Breack, Pulso-Anormal	2000	696,24	2,00739	692,31	700,2
Antes de Breack, Pulso-Normal	2000	659,58	2,00739	655,64	663,5
Antes de Breack, Sistolica-Anormal	2000	691,15	2,00739	687,21	695,1
Antes de Breack, Sistolica-Normal	2000	609,95	2,00739	606,01	613,9

La tabla muestra la media de kilos para cada nivel de la combinación entre el factor, operados y tipo.

También muestra el error estándar de cada media, que es una medida de su vulnerabilidad de muestreo

Los dos columnas más a la derecha muestran 95% de intervalos de confianza para cada uno de los medios

Tabla 47

Media de kilos, error estándar e intervalos de confianza por nivel de combinación operador/tipo

Operador por Tipo	Cuenta	Media	Error Estandar	Limite Bajo	Limite Alto
Jorge Pila, Diastolica-Anormal	3000	687,79	1,63903	684,579	691
Jorge Pila, Diastolica-Normal	3000	658,57	1,63903	655,358	661,78
Jorge Pila, Pulso-Anormal	2000	667,22	2,43107	662,456	671,99
Jorge Pila, Pulso-Normal	3000	653,04	1,63903	649,825	656,25
Jorge Pila, Sistolica-Anormal	3000	698,57	1,63903	695,357	701,78
Jorge Pila, Sistolica-Normal	3000	623,14	1,63903	619,926	626,35
Marco Chasig, Diastolica-Anormal	3000	782,27	1,63903	779,058	785,48
Marco Chasig, Diastolica-Normal	3000	697,12	1,63903	693,91	700,34
Marco Chasig, Pulso-Anormal	3000	757,21	1,63903	753,996	760,42
Marco Chasig, Pulso-Normal	3000	735,43	1,63903	732,217	738,64
Marco Chasig, Sistolica-Anormal	3000	754,89	1,63903	751,679	758,1
Marco Chasig, Sistolica-Normal	3000	713,69	1,63903	710,481	716,91

Tabla 48
Procedimiento de diferencia mínima (LSD) de Fisher

Method: 95,0 percent LSD				
Tipo	Count	LS Mean	LS Sigma	Homogeneous Groups
Sistolica-Normal	6000	668,416	1,15897	X
Diastolica-Normal	6000	677,846	1,15897	X
Pulso-Normal	6000	694,233	1,15897	X
Pulso-Anormal	5000	712,215	1,46599	X
Sistolica-Anormal	6000	726,731	1,15897	X
Diastolica-Anormal	6000	735,031	1,15897	X

Se identifican 6 grupos homogéneos usando columnas de X's. Dentro de cada columna, los niveles que contiene X forma un grupo de medios dentro del cual no hay diferencias estadísticamente significativas.

El método actualmente utilizado para discriminar entre los medios es el procedimiento de diferencia mínima (LSD) de Fisher. Con este método, existe un riesgo del 5,0% de llamar a cada par de medios significativamente diferentes cuando la diferencia real es igual a 0. Ver Tabla 49.

Tabla 49
Procedimiento de comparación múltiple

Contrast	Sig.	Difference	+/- Limits
Diastolica-Anormal - Diastolica-Normal	*	57,1843	3,21245
Diastolica-Anormal - Pulso-Anormal	*	22,8159	3,66275
Diastolica-Anormal - Pulso-Normal	*	40,7973	3,21245
Diastolica-Anormal - Sistolica-Anormal	*	8,30007	3,21245
Diastolica-Anormal - Sistolica-Normal	*	66,6149	3,21245
Diastolica-Normal - Pulso-Anormal	*	-34,3684	3,66275
Diastolica-Normal - Pulso-Normal	*	-16,387	3,21245
Diastolica-Normal - Sistolica-Anormal	*	-48,8843	3,21245
Diastolica-Normal - Sistolica-Normal	*	9,43057	3,21245
Pulso-Anormal - Pulso-Normal	*	17,9814	3,66275
Pulso-Anormal - Sistolica-Anormal	*	-14,5158	3,66275
Pulso-Anormal - Sistolica-Normal	*	43,799	3,66275
Pulso-Normal - Sistolica-Anormal	*	-32,4972	3,21245
Pulso-Normal - Sistolica-Normal	*	25,8176	3,21245
Sistolica-Anormal - Sistolica-Normal	*	58,3148	3,21245

La tabla aplica un procedimiento de comparación múltiple para determinar que medios son significativamente diferentes de otros.

La mitad inferior de la salida muestra la diferencia estimada entre cada par de medias. Se ha colocado un asterisco junto a 15 pares, lo que indica que estos pares muestran diferencias estadísticamente significativas en el nivel de confianza del 95,0%. . Ver Tabla 50.

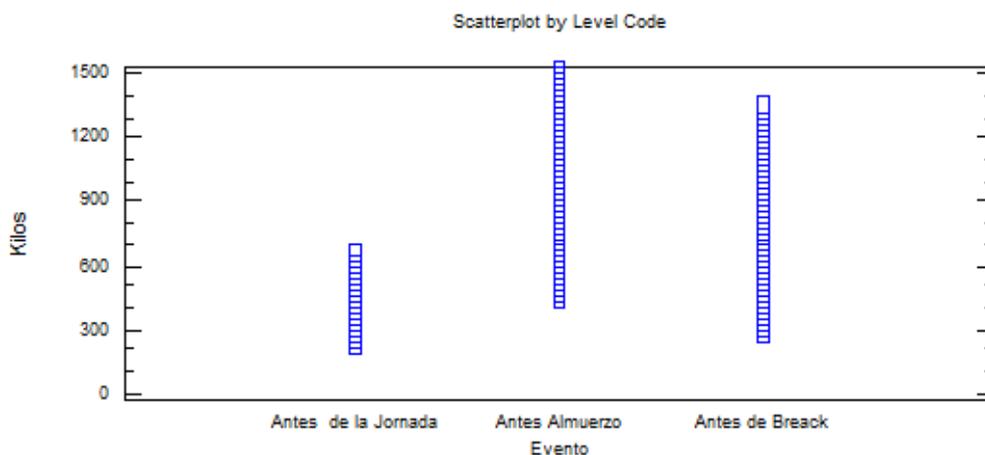


Figura 72 Gráfico de dispersión

En la Ilustración 72 de dispersión se evidencia el agrupamiento de los datos por tipo. Claramente se muestra la tendencia de fabricación de las tres jornadas donde se obtuvieron los datos. Podemos concluir en base al análisis de productividad que existe un mejor ritmo de trabajo en la jornada matutina.

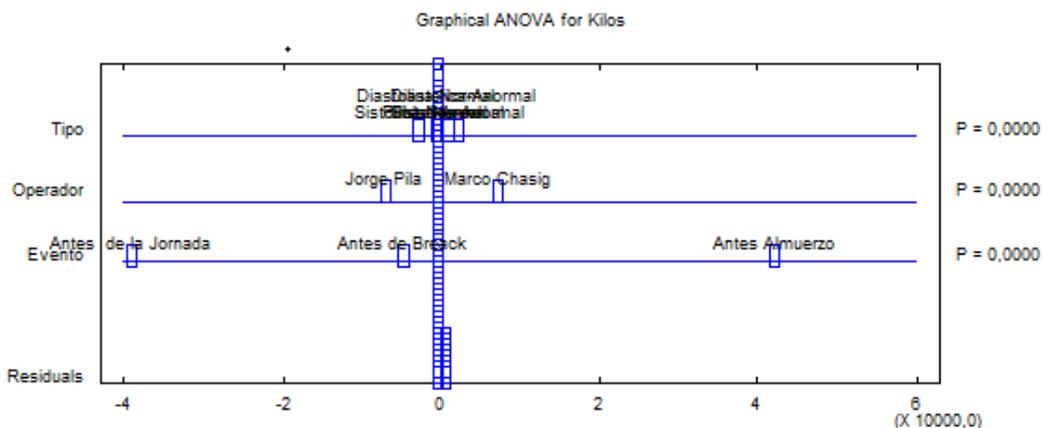


Figura 73 Comportamiento de los datos respecto a la media

En base a la Ilustración73 se puede asumir que los datos poseen un comportamiento aproximadamente normal según el agrupamiento con respecto a la media.

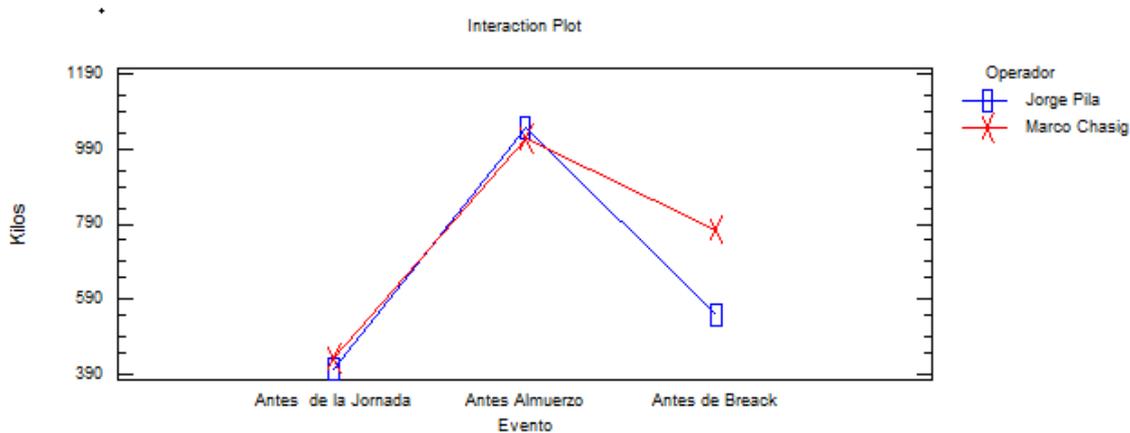


Figura 74 Tendencia incremental de la media de producción

En la Ilustración 74 se analiza la tendencia incremental de la media de producción en el transcurso del día. Cada trabajador posee una productividad similar luego del almuerzo. Se concluye que el comportamiento independiente de cada operador en su rendimiento.

3.5. Planteamiento de la propuesta

Se propone el uso de una red neuronal para predecir el comportamiento productivo de los trabajadores con la finalidad de que esta proporcione la información necesaria para establecer asignaciones previas de actividades antes de iniciar el día de labores dentro del área de ensamble de la empresa en estudio. Esta propuesta otorga datos que serán requeridos para un estudio posterior de asignaciones automáticas de labores a cada trabajador basándose en sus indicadores fisiológicos y así maximizar la producción en las líneas de ensamble.

3.6. Antecedentes de la propuesta

La asignación de tareas dentro de la línea de ensamblaje es actualmente determinadas por el nivel de experiencia, habilidad o edad de cada trabajador lo que provoca un desequilibrio entre la producción planificada y la producción real que podría ser reducido en gran medida si se pudiera establecer un parámetro de conducta que garantice una planificación productiva más cercana de la real dentro de la línea de ensamblaje.

3.7. Justificación

La necesidad de incluir una herramienta de clasificación y pronóstico basados en el estudio realizado en este trabajo es relevante. Actualmente la asignación de labores en la empresa de estudio posee una probabilidad aleatoria de asertividad, es decir, la decisión más acertada de determinación de la labor de un trabajador está supeditada simplemente a que dicho trabajador tenga un rendimiento satisfactorio en la producción diaria por factores de habilidad y experiencia más no de comportamientos.

De entre las diferentes técnicas que nos proporciona la data Mining se eligió usar redes neuronales por ser la más versátil en el aprendizaje del comportamiento

productivo de cada trabajador. Debido a que cada individuo de la línea de ensamble posee un comportamiento fisiológico individual junto con su habilidad y experiencia, es importante segmentar el análisis a cada miembro que componen la cadena productiva de este proceso.

3.8. Objetivos

- Estructurar una red neuronal multicapa para generar aprendizaje comportamental productivo.
- Establecer una relación estable y significativa entre las variables fisiológicas (pulso – presión) y la productividad dentro de una actividad determinada sujeta a una línea de producción previamente escogida.
- Recolectar información real y fiable de los parámetros establecidos como variables de estudio para alimentar a la red neuronal creada.
- Estructurar, organizar y clasificar la información original obtenida para el análisis estadístico de los datos.
- Demostrar la factibilidad del uso de una red neuronal multicapa, para predecir la productividad humana basándonos en los indicadores fisiológicos principales (Presión, Pulso).

3.9. Fundamentación propuesta

Como se mencionó anteriormente según el artículo publicado (Ratnayake Chandima, 2014) , el gran aporte que proporciona el uso de redes neuronales en la planificación de producción basados en la experiencia y habilidad de cada trabajador para establecer una codificación específica de cada variable y de esta forma entrenar a la red neuronal multicapa para predecir la productividad humana.

El uso de una red neuronal para predecir el comportamiento productivo de un trabajador basado en los factores fisiológicos mencionados en este trabajo es viable.

La propuesta busca reducir la aleatoriedad en la asignación de labores y asegurar al menos una probabilidad del 51% de asertividad en el pronóstico de productividad de un trabajador (Ratnayake Chandima, 2014)

3.10. Diseño de la propuesta

Sobre la base del estudio realizado en el capítulo IV de esta investigación, se ha tomado la media de producción de cada operador y segmentado según el factor evento. De esta manera, se transforma la información del factor kilos de producción en datos categóricos con dos posibles salidas 0 o 1. Se usa el número 0 para definir que un trabajador opero en determinado intervalo de tiempo por debajo de su media de producción. Se asigna el número 1 para identificar que el trabajador opero en el mismo intervalo de tiempo, pero por encima de su media de producción. . Ver Tabla 51.

Tabla 50

Clasificador datos modificado

Descripcion	Tipo Campo	Tipo Campo
Evento	Texto	Categórico
Tipo	Texto	Categórico
Operador	Texto	Categórico
Prod(Si/No)	Numerico	Label

Debido a la complejidad de los procesos de estructuración de la red neuronal y a la asignación de parámetros de cálculo, es conveniente entender como introducción al estudio, los conceptos utilizados a través de la investigación para completar el estudio.

Red Backpropagation

Los pesos de las capas se ajustan, analizando las entradas y salidas de la red, con la finalidad de reducir el error de la estimación en cada entrenamiento. Posee dos capas, actúa en dos fases en la primera fase se analizan las entradas junto con las

salidas, se calculan los errores y luego regresa a la segunda capa para ajustar los pesos de la red. (RapidMiner, 2014)

Ciclo de aprendizaje

El ciclo de aprendizaje se entiende como el ajuste de los pesos para la pared entrenados, se requieren muchos ciclos de entrenamiento para darle el tiempo a la red neuronal de ajustarlos correctamente y reducir el error sin caer en el sobre entrenamiento. (RapidMiner, 2014)

Ratio de Aprendizaje

Proporciona los parámetros necesarios para detectar el punto mínimo de la función de error de una red neuronal, mientras mayor sea la amplitud de este valor mayor será la probabilidad de no encontrar un punto mínimo adecuado y caer en mínimos locales. (RapidMiner, 2014)

Momentum

Nos ayuda a considerar la gradiente de la curva de error para acelerar la actualización de los pesos basados en el ratio de aprendizaje con la finalidad de acelerar el proceso de minimización del error sin la tendencia a caer en mínimos locales. (RapidMiner, 2014)

Validacion Cruzada(Coss-validation)

Esta técnica nos permite reducir el sobre entrenamiento de la red. Consiste en tomar dos subconjuntos de datos denominados datos de entrenamiento y datos de prueba. Con estos datos se busca ajustar el modelo para que los datos de prueba se acerquen lo más posible a los datos de entrenamiento. (RapidMiner, 2014)

Sobre entrenamiento

Sucede cuando los datos de prueba desconocidos no se ajustan lo suficientemente bien como los datos de entrenamiento a pesar de que sea tomada del mismo grupo que los datos de entrenamiento. (RapidMiner, 2014)

Considerados los conceptos anteriores cabe destacar que se usaron 700 ciclos de aprendizaje, un ratio de aprendizaje de 0.3, un momentum de 0.2 y una validación cruzada para evitar el sobre entrenamiento de datos. Se realizaron dos análisis para contrastar los resultados, el primero usando los datos con Bootstrapping y el segundo usando los datos originales.

Para el análisis de datos originales por el número reducido de los mismos, se realizó la consideración de que cada trabajador fue diferente cada día de toma de datos.

Dentro de la estructuración y ejecución del estudio se utilizaron los siguientes operadores

Retrive:

Carga la información a Rapidminer que previamente hemos convertido en una base de datos interna. (RapidMiner, 2014)

Nominal to Numerical:

No ayuda a codificar la data de manera numérica a los datos que se ingresaron en formato de texto de manera categórica. (RapidMiner, 2014)

Split Data:

Nos ayuda a separar de acuerdo a porcentajes la base datos ingresada, en este caso sirve para dividir los datos de entrenamiento y los de prueba. (RapidMiner, 2014)

Multiply:

Sirve como operador de enlace para copiar los datos de entrada y dividirlos en la salida. (RapidMiner, 2014)

Neural Net:

El operador neural net permite generar un modelo de red backpropagation, el cual es el motor de nuestro pronóstico. (RapidMiner, 2014)

X-Validation:

Para que una red no cargue en sobre entrenamientos es necesario aplicar un validador, existen diferentes métodos de validación, en nuestro caso usamos crossvalidation o validación cruzada, en operador x-validation-xprediction nos permiten aplicar este tipo de validaciones en Rapidminer. (RapidMiner, 2014)

Apply Model:

Este operador ejecuta los resultados del modelo entrenado que generó la red neuronal, con los datos de prueba que se dividieron al inicio del proceso, de esta manera nos permite calcular la precisión del pronóstico en base a los errores estimados. (RapidMiner, 2014)

Performance:

Genera la información requerida como índices de correlación o el porcentaje de acierto de la red para los análisis previos de efectividad. (RapidMiner, 2014)

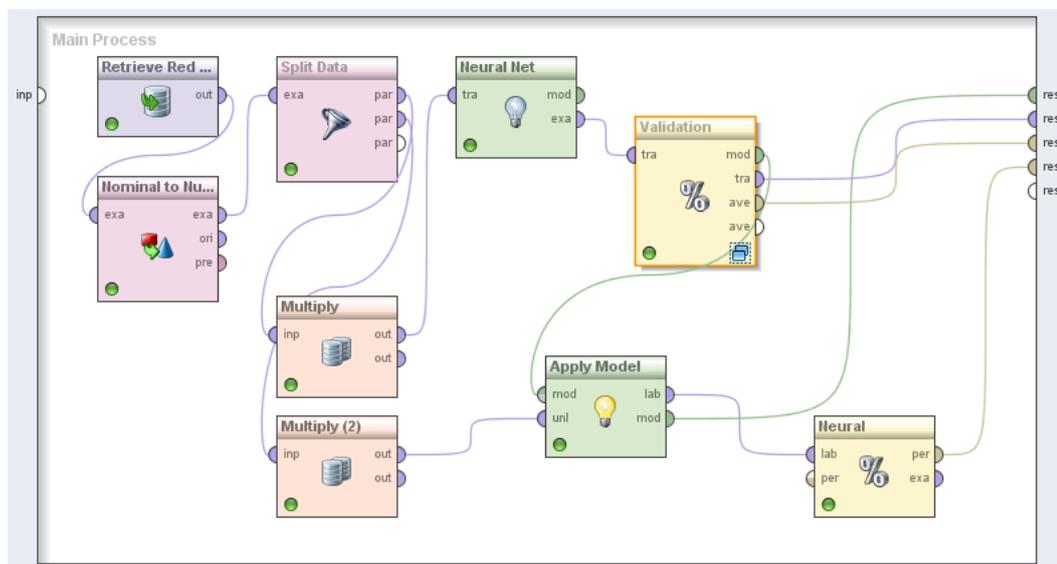


Figura 75 Estructura de Red Neuronal Backpropagation

La estructura de la red neuronal **Backpropagation** se creó con 12 entradas las cuales se interpretaron en el capítulo 4 como factores y 8 neuronas en la capa oculta de la red para proyectar dos salidas. Ver Ilustración 75, Ilustración 76.

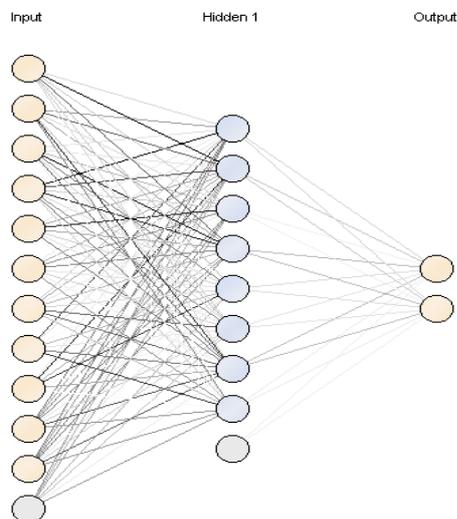


Figura 76 Funcionamiento de la Red Neuronal

En la Tabla 52 se puede observar el porcentaje de asertividad de la red neuronal usando los datos generados con el re muestreo. En primera instancia se determina lo importante de realizar la validación y evitar así el sobre entrenamiento. La red sin validación del modelo proporciona una efectividad del 70% mas no es del todo confiable ya que al ingresar nuevos datos de prueba se puede caer en un error en la

predicción. El modelo creado proporciona una efectividad real del 68.21% para proyectar la productividad humana basados en sus factores fisiológicos.

Tabla 51

Comparativa Matriz de confusión – Datos Bootstrapping

	Sin cross-validation			Con cross-validation		
Accuracy:	70%			68.21%		
	true 0.0	true 1.0	class precision	true 0.0	true 1.0	class precision
pred. 0.0	2524	1145	68.79%	2899	1395	67.51%
pred.1.0	1080	2251	67.58%	705	2001	73.95%
class recall	70.03%	66.28%		80.44%	58.92%	

Con la finalidad de contrastar los resultados arrojados por el re muestreo, se generó otro modelo usando solo los datos originales pero considerando múltiple operador. Para este fin, se realizó la suposición de un operador diferente cada día en la toma de datos. El resultado es un 90% de efectividad sin validación de modelo y un 92.50 % de efectividad con validación del modelo. . Ver Tabla 53.

Tabla 52

Comparativa Matriz de confusión – Datos Originales

	Sin cross-validation			Con cross-validation		
Accuracy:	90%			92.50%		
	true 0.0	true 1.0	class precision	true 0.0	true 1.0	class precision
pred. 0.0	39	4	90.70%	39	2	95.12%
pred.1.0	4	33	89.19%	4	35	89.74%
class recall	90.70%	89.19%		90.70%	94.59%	

Según los análisis de contraste y re muestreo se puede concluir que el 68,21% es el mínimo de efectividad que el modelo ofrece usando grandes volúmenes de datos. Al automatizarse el ingreso de datos para los factores de ritmo cardiaco y presión, el modelo va obtener una tendencia incremental en su efectividad.

3.11. Metodología para ejecutar la propuesta

La ejecución de la propuesta requiere considerar los siguientes puntos de acción:

- Recolectar la información de pulso y presión de cada trabajador de manera dinámica en las tres jornadas mencionadas en este trabajo
- Guardar la información de productividad de cada trabajador en las tres jornadas mencionadas en este estudio.
- Cargar la información en un base de datos
- Realizar un procedimiento ETL para transformar la información recolectada en dos grupos, productivos y no productivos basados en su promedio de productividad.
- Realizar un procedimiento ETL para asignar la información recolectada de pulso y presión a su respectivo segmento de acuerdo a la clasificación medica de cada indicador fisiológico.
- Cargar la información en la red neuronal.

CAPÍTULO IV

CONCLUSIONES Y LINEAS DE TRABAJO FUTURO

4.1. Conclusiones

- Los factores fisiológicos del trabajador inciden de manera directa sobre la forma como se lleva a cabo la actividad asignada. Estos factores son evidentemente influenciados por el medio externo de trabajo, pero también por eventos de origen físico.
- Es posible predecir el comportamiento productivo de un trabajador basado en sus factores fisiológicos, usando redes neuronales para las proyecciones del comportamiento de la productividad. Esta información proporciona a las secciones de planificación datos más certeros de la capacidad de producción diaria.
- El uso de una red neuronal no es efectiva por si sola para la proyección de datos, es importante evitar el sobre entrenamiento validando previamente el modelo de red creado.
- La red neuronal permite establecer parámetros de comportamiento que pueden impulsar una mejora en la planificación de producción potenciando los resultados positivos en cuanto a productividad.
- La posibilidad de implantación de este modelo dentro de una industria productiva es cada vez más alta tomando en cuenta los parámetros de mejoras que las mismas han tenido a lo largo de los últimos años en el país.
- Ciertamente la relación entre los parámetros médicos que identifican el estrés o el cansancio y las perspectivas de producción está determinada como cierta en la investigación, aunque es evidente la carencia de un interés en potenciadores de este tipo para la productividad.

4.2. Líneas de Trabajo Futuro

- Aplicar el estudio a nivel global dentro de la línea de producción de manera que la información recolectada permita establecer parámetros de comportamiento a través de todo el proceso productivo y así potenciar los resultados productivos de la actividad.
- La implementación de este modelo de forma integral dentro de una industria podría reducir progresiva y considerablemente los márgenes de error en la producción y obviamente contraer los márgenes de gasto por este rubro a la vez que permitiría a los trabajadores interactuar con todas las etapas productivas de manera eficiente siendo cada una de sus actividades producto de una planificación consciente y eficaz.
- Capacitar a todos los operadores que conforman la línea de ensamble en todas las funciones que se desarrollan en la misma sería acertado para potenciar la productividad de las mismas, tomando en cuenta que el costo inherente a esta decisión sería siempre una inversión que generaría réditos a largo plazo.
- La experticia en el manejo de la creación de redes neuronales debe ser un requisito indispensable para la aplicación de esta investigación además de requerirse conocimientos en productividad, recursos humanos, procesos, estadística e industrialización. Todos estos conceptos deben ser entendidos y unificados para que la estructuración de la predicción sea certera.
- El periodo de aplicación del estudio debe ser planificado de acuerdo a los recursos que la industria posea, así como también con un análisis previo de la necesidad de la misma de impulsar este tipo de aplicaciones tecnológicas dentro de sus líneas productivas, muchas veces los requerimientos que la producción exige son sobredimensionadas a la hora de la aplicabilidad tecnológica.

BIBLIOGRAFÍA

- Aakvaag, N., & Frey, J.-E. (2006). *Redes de sensores inalámbricos*. p. 39-41. ABB.
- Akhtar, S., Choundhary, A., & Kumar, V. (2015). *Design Issues for Wireless Sensor Networks and Smart Humidity Sensor for Precision Agriculture: A Review*. . International Conference on Soft Computing Techniques and Implementations, 181-187.
- Alwakeel, S., Alhalabi, B., & Aggoune, H. (2015). A Machine Learning Based WSN System for Autism Activity Recognition. . *IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*.
- Baronti, P., Prashnt, P., & Vince, W. (2007). Wireless sensor networks: A survey on the state of the art and the 802.15.4 and ZigBee standards. . *Wired/wireless Internet Communications*, , 1655-1695.
- Bartlett, B., Littlewort, G., & Lainscsek, C. (2004). Machine learning methods for fully automatic recognition of facial expressions and facial actions. *Systems, Man and Cybernetics*, . *IEEE International Conference* , 592-597.
- Benjamin, W., & Niebel, A. F. (2004). *Ingeniería industrial: métodos, estándares y diseño del trabajo (11 ed.)*. México: Alfaomega, Ed.
- Bernard Grabot, B. V. (2014). *Advances in Production Management Systems. IFIP WG 5.7 International Conference, APMS (págs. 20-24)*. . Ajaccio: Springer .
- Berral-García, J. (2016). *A Quick View on Current Techniques and Machine Learning Algorithms for Big Data Analytics* , 1-4. ICTON.
- Brownlee, J. (2015). *Machine Learning Algorithms* . . *Machine Learning Mastery*.
- Caprile, S. (2012). *Desarrollo con microcontroladores ARM Cortex-M3*. : . Buenos Aires: Punto Libro.

- Castro Silva, J. A. (2016). *Sistema de riego autónomo basado en la Internet de las Cosas*. . Máster Universitario en Dirección e Ingeniería- Universidad Internacional de la Rioja.
- Celada-Funes, E., Román, D. A., & Beferull, B. (2014). A reliable CSMA protocol for high performance broadcast communications in a WSN. . *Ad Hoc and Sensor Networking Symposium*,, 473-484.
- Chin, J., & Callaghan, V. (2013). Educational Living Labs: A Novel Internet-of-Things Based Approach to Teaching and Research. . *Intelligent Environments (IE), 2013 9th International Conference* , 92-99.
- Christopher Z. Mooney, R. D. (1993). *A Nonparametric Approach to Statistical Inference* (ilustrada ed.). (SAGE, Ed.) Virginia, EE.UU.
- Guilherme, & Vieira, J. W. (2013). (2003). Rescheduling Manufacturing. *Systems:A Framework Of Strategies, Policies, And Methods. Journal of Sheduling* 6,, 39-62.
- Hanson, J. (25 de 07 de 2016). *Five Innovative Real-Time Business Intelligence Tools*. Obtenido de Pubnub: <https://www.pubnub.com/blog/2013-08-30-five-innovative-real-time-business-intelligence-tools/>
- Heyward, V. H. (2008). *Evaluación de la aptitud física y prescripción del ejercicio* (Reimpresión ed. Madrid, España.: E. M. Panamericana, Ed.
- Jhon, G. E., & Monteiro, J. I. (2014). WSN Technologies for Low Data Rate and Power Constrained Applications. . *First International Conference on Computational Systems and Communications (ICCSC)*, , 116-121.
- Khalid Saeed, A. C. (2013). *Computer Information Systems And Industrial Managment. 12th IFIP TC8 International Conference* (págs. 25-27). Krakow: CISIM.
- Kishore Kodali, R., & Muraleedhar, A. (2015). WSN in Spice Cultivation . National Institute of Technology, Warangal. 1173-1176.

- Ledesma. (2006). *Inteligencia artificial*. México.
- Montgomery, D. C. (2005). *Diseño y análisis de experimentos*. (L. Wiley, Ed.) Balderas, México.
- Muñoz González Elvia Luz, M. G. (2006). La carga de trabajo mental como factor de riesgo de estrés en trabajadores de la Industria Electrónica. *Revista Latinoamericana de Psicología*, 38(2), 259-270.
- RapidMiner. (2014). *RapidMiner Studio Manual*. Recuperado el 19 de 09 de 2017, de RapidMiner Documentation: <https://docs.rapidminer.com/>
- Ratnayake Chandima, S. D. (2014). IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems. *Use of MCDM and All Techniques for Mechanization of In-Service Inspection Planning Process* (págs. 264-271). Heidelberg: Springer Berlin.
- Sánchez, S. C. (2009). Los ritmos circadianos y la productividad laboral. . *El Cuaderno-Escuela de Ciencias Estrategias Vol 3 N°5*, , 39-57.
- Silverthorn, D. U. (2008). *Fisiología Humana. Un enfoque integrado 4a edición (reimpresión ed.)*. . Madrid, España: Editorial Médica Panamericana.
- Soqui, M., & Vázquez, L. (2017). *Aplicación de la simulación, para justificar la implementación de proyectos ergonómicos, en líneas de producción conensamble manual: caso empresa TERADYNE*. . Obtenido de <http://www.semec.org.mx/archivos/5-21.pdf>
- Staff, E. (2012). *Clinica Mayo Sobre Hipertension*. (S. Plaza & Janes Editoriales, Ed.). México: Trillas.
- Suranga, D. W., & Gunawardhane, P. M. (2013). *Non Invasive Human Stress Detection Using Key Stroke Dynamics and Pattern Variations. International Conference on Advances in ICT for Emerging Regions(ICTer)* (págs. 240-247). Colombo: University of Colombo School of Computing.

- Targa Ana, V. M. (2007). Impacto en la privación del sueño en las funciones cognitivas y las constantes basales. *Grupo Sahel, Bachillerato II Aula Escola Europea*, 130.
- Thomas Philippe, S. M.-C. (2014). CART for supply chain simulation models reduction. *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems* (págs. 530-537). Heidelberg: Springer Berlin.
- Thomopoulos, N. T. (2014). *Assembly Line Planning and Control. Switzerland: Springer International*.
- Toro, O., Mejía, D., & Salazar, H. (2004). Pronóstico de ventas usando redes neuronales. . *Scientia Et Technica. vol X (26) - Universidad Tecnológica de Pereira- Colombia.*, 25-30.
- Wang Oian, S. M. (2013). Modeling human performance within an automotive engine assembly line. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 141-148.
- Wang, X., Zhao, J., Yang, D., Li, N., Sun, C., & Liu, H. (2010). Biomechatronic Approach to a Multi-Fingered Hand Prosthesis. *International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics. Tokyo: IEEE*.
- Z., C., & Mooney, R. D. (2003). *A Nonparametric Approach to Statistical Inference (ilustrada ed.)*. Virginia, EE.UU.: SAGE, Ed.
- Zafer, S., Turgay Tugay, B., & Cho, J. (2010). Fall Detection by Using K-Nearest Neighbor Algorithm on WSN data. . *IEEE Globecom 2010 Workshop on Advances in Communications and Networks*, , 2054-2058.