



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

Instituto de Ciencias Matemáticas

“Análisis estadístico de las características de una organización logística y de operaciones, para el desarrollo de un sistema de medición de indicadores de gestión bajo el esquema “Tarjetas de Evaluación Balanceadas”

TESIS DE GRADO

Previa la Obtención del Título de:

INGENIERO EN ESTADÍSTICA INFORMÁTICA

Presentada por:

NELSON ALEX QUITO CACERES

GUAYAQUIL – ECUADOR

Año: 2004

AGRADECIMIENTO

A Dios por sobre todas las cosas,
a mi madre por su apoyo y ayuda
en todos los momentos de mi vida
y a todas las personas que de una
u otra manera colaboraron en la
realización de este trabajo,
especialmente a Christian Guzmán
y al Matemático Jhon Ramírez.

DEDICATORIA

A DIOS

A LA MEMORIA DE MI PADRE

A MI MADRE

A MIS HERMANOS

A MARJORIE

TRIBUNAL DE GRADUACIÓN

Mat. Jorge Medina S.
DIRECTOR DEL ICM

Ing. Wehrli Pérez C.
DIRECTOR DE TESIS

Ing. Otto Alvarado M.
VOCAL

Ing. Jorge Fernández R.
VOCAL

DECLARACIÓN EXPRESA

“La responsabilidad del contenido de esta Tesis de Grado, me corresponden exclusivamente; y el patrimonio intelectual de la misma a la ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL”

NELSON ALEX QUITO CACERES

RESUMEN

El presente trabajo es un estudio estadístico de una organización (SAGEMAR S.A.), dedicada a realizar servicios de remolques en los puertos del país, para su realización se estableció el Análisis de Componentes Principales como método para la construcción de indicadores sintéticos de gestión, bajo el esquema “Tarjetas de Evaluación Balanceadas”.

La presentación de la presente investigación y los resultados obtenidos se encuentran divididos en cuatro capítulos de la siguiente forma:

El capítulo 1 se divide en cinco partes, en la primera se define el tema de la tesis, la segunda define los conceptos de medición, la tercera trata sobre los indicadores, la cuarta define los conceptos del cuadro de mando integral y por último se plantea el problema a resolver.

El capítulo 2 estudia el marco teórico de la estadística multivariante a ser utilizada, es decir la técnica multivariante del Análisis de Componentes Principales, que posteriormente se aplica en la elaboración de los indicadores sintéticos.

También trata el uso de escalas de Likert como método para la construcción de indicadores parciales que formarán parte de los indicadores sintéticos

El capítulo 3 determinan las observaciones y las variables que son utilizadas para la realización del presente trabajo y se presenta una breve descripción de cada una de las variables.

El capítulo 4 muestra el estudio en conjunto de las variables, es decir presenta el Análisis estadístico multivariado de los datos.

Por último se presentan las conclusiones y recomendaciones a las que se llegó a partir del análisis realizado al presente trabajo.

INDICE GENERAL

| | Pág. |
|--|-------------|
| RESUMEN..... | II |
| ÍNDICE GENERAL..... | III |
| ÍNDICE DE FIGURAS..... | IV |
| ÍNDICE DE TABLAS..... | V |
| INTRODUCCIÓN..... | 1 |
| | |
| CAPITULO 1 | |
| 1. ASPECTOS GENERALES DE LA TESIS..... | 3 |
| 1.1. Definición del tema de tesis..... | 3 |
| 1.2. Medir..... | 4 |
| 1.2.1 Cultura de medición en las organizaciones..... | 4 |
| 1.2.2. Pasos para el proceso de medición..... | 6 |
| 1.3. Indicadores..... | 7 |
| 1.3.1. Utilidad..... | 7 |
| 1.3.2. Características de un buen indicador..... | 8 |
| 1.3.3. Tipos de indicadores..... | 11 |

| | |
|---|----|
| 1.4. Cuadro de Mando Integral..... | 12 |
| 1.4.1. La perspectiva financiera..... | 13 |
| 1.4.2. La perspectiva del cliente..... | 15 |
| 1.4.3. La perspectiva del proceso interno..... | 16 |
| 1.4.4. La perspectiva de formación y crecimiento..... | 20 |
| 1.5. Planteamiento del problema a resolver..... | 23 |

CAPITULO 2

| | |
|--|----|
| 2. MARCO TEÓRICO DE LA ESTADÍSTICA MULTIVARIANTE A SER APLICADA..... | 26 |
| 2.1. Introducción al Análisis Multivariante..... | 27 |
| 2.2. Valor Teórico..... | 28 |
| 2.3. Clasificación de las técnicas multivariantes..... | 29 |
| 2.3.1. Descriptivas o Interdependientes..... | 29 |
| 2.3.2. Explicativas o Dependientes..... | 29 |
| 2.4. Análisis multivariado a utilizar..... | 30 |
| 2.5. Análisis de Componentes Principales..... | 30 |
| 2.5.1. Introducción..... | 30 |
| 2.5.2. Planteamiento del problema..... | 32 |
| 2.5.3. Calculo de los componentes..... | 41 |
| 2.5.3.1. Calculo del primer componente..... | 41 |
| 2.5.3.2. Calculo del segundo componente..... | 43 |

| | |
|--|----|
| 2.5.4. Generalización..... | 45 |
| 2.5.5. Propiedades de los componentes..... | 47 |
| 2.5.6. Análisis normado o con correlaciones..... | 53 |
| 2.5.7. Interpretación de los componentes..... | 58 |
| 2.5.7.1. Selección del número de componentes..... | 60 |
| 2.5.7.2. Representación gráfica..... | 62 |
| 2.5.8. Datos atípicos..... | 64 |
| 2.5.9. Generalizaciones..... | 66 |
| 2.6. Escala de Likert..... | 68 |
| 2.6.1. Dirección de las afirmaciones..... | 68 |
| 2.6.2. Forma de obtener las puntuaciones..... | 70 |
| 2.6.3. Como se construye una escala de Likert..... | 71 |
| 2.6.4. Manera de aplicar la escala..... | 72 |

CAPITULO 3

| | |
|---|----|
| 3. DETERMINACIÓN DE LAS VARIABLES QUE SON MOTIVOS DE INVESTIGACIÓN..... | 74 |
| 3.1. Definición de las observaciones..... | 74 |
| 3.2. Definición de las variables..... | 76 |
| 3.2.1. X_1 Minutos..... | 78 |
| 3.2.2. X_2 Buques..... | 81 |
| 3.2.3. X_3 Remolcadores..... | 84 |

| | |
|--|-----|
| 3.2.4. X ₄ TRB Facturado..... | 87 |
| 3.2.5. X ₅ TRB Movilizado..... | 90 |
| 3.2.6. X ₆ Faenas..... | 93 |
| 3.2.7. X ₇ Maniobras..... | 96 |
| 3.2.8. X ₈ Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes. | 99 |
| 3.2.9. X ₉ Seguridad en la operación del remolcador..... | 102 |
| 3.2.10. X ₁₀ Destreza en las faenas ejecutadas..... | 105 |
| 3.2.11. X ₁₁ Tiempo de respuesta al requerimiento..... | 108 |
| 3.2.12. X ₁₂ Comunicaciones remolcador-practico..... | 111 |
| 3.2.13. X ₁₃ Atención de nuestro personal..... | 114 |
| 3.2.14. X ₉ Servicio prestado..... | 117 |
| 3.3. Estadísticos descriptivos..... | 120 |

CAPITULO 4

| | |
|--|-----|
| 4. APLICACIÓN DE COMPONENTES PRINCIPALES PARA LA CONSTRUCCION DE INDICADORES DE GESTION BAJO EL ESQUEMA DE TARJETAS BALANCEADAS..... | 121 |
| 4.1. Aplicación del Análisis de Componentes Principales..... | 122 |
| 4.2. Análisis previo de los datos y comprobación de la hipótesis..... | 122 |
| 4.2.1. Análisis inicial de los datos..... | 123 |
| 4.2.2. Normalidad..... | 124 |

| | |
|---|---------|
| 4.3. Análisis de los Valores y Vectores Propios de las Componentes Principales..... | 125 |
| 4.4. Interpretación de las Componentes Principales en función de su correlación con las variables originales..... | 130 |
| 4.5. Análisis de los Individuos..... | 134 |
| 4.5.1. Análisis de los Individuos según el Factor 1..... | 135 |
| 4.5.2. Análisis de los Individuos según el Factor 2..... | 136 |
| CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES..... | 142 |

ANEXOS

BIBLIOGRAFÍA

INDICE DE FIGURAS

| | Pág. |
|---|-------------|
| Figura 2.5 Ejemplo de la recta que minimiza las distancias ortogonales de los puntos a ella..... | 34 |
| Figura 2.6 Representación grafica de la relación entre componentes principales y estandarización multivariante..... | 52 |
| Figura 3.2.1 Histograma de la variable X_1 Minutos..... | 80 |
| Figura 3.2.2 Histograma de la variable X_2 Buques..... | 83 |
| Figura 3.2.3 Histograma de la variable X_3 Remolcadores..... | 86 |
| Figura 3.2.4 Histograma de la variable X_4 TRB Facturado..... | 89 |
| Figura 3.2.5 Histograma de la variable X_5 TRB Movilizado..... | 92 |
| Figura 3.2.6 Histograma de la variable X_6 Faenas..... | 95 |
| Figura 3.2.7 Histograma de la variable X_7 Maniobras..... | 98 |
| Figura 3.2.8 Histograma de la variable X_8 Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes..... | 101 |
| Figura 3.2.9 Histograma de la variable X_9 Seguridad en la operación del remolcador..... | 104 |
| Figura 3.2.10 Histograma de la variable X_{10} Destreza en las faenas ejecutadas..... | 107 |

| | | |
|---------------|--|-----|
| Figura 3.2.11 | Histograma de la variable X_{11} Tiempo de respuesta al requerimiento..... | 110 |
| Figura 3.2.12 | Histograma de la variable X_{12} Comunicaciones remolcador-práctico..... | 113 |
| Figura 3.2.13 | Histograma de la variable X_{13} Atención de nuestro personal..... | 116 |
| Figura 3.2.14 | Histograma de la variable X_{14} Servicio prestado | 119 |
| Figura 4.1 | Varianza explicada por cada componente..... | 132 |
| Figura 4.2 | Coordenadas de las variables originales en los ejes principales..... | 134 |
| Figura 4.3 | Agencias según la aplicación de los factores..... | 137 |

INDICE DE TABLAS

| | Pág. |
|---|-------------|
| Tabla 3.2.1 Tabla de Frecuencia de la variable X_1 Minutos..... | 79 |
| Tabla 3.2.2 Tabla de Frecuencia de la variable X_2 Buques..... | 82 |
| Tabla 3.2.3 Tabla de Frecuencia de la variable X_3 Remolcadores..... | 85 |
| Tabla 3.2.4 Tabla de Frecuencia de la variable X_4 TRB Facturado..... | 88 |
| Tabla 3.2.5 Tabla de Frecuencia de la variable X_5 TRB Movilizado..... | 91 |
| Tabla 3.2.6 Tabla de Frecuencia de la variable X_6 Faenas..... | 94 |
| Tabla 3.2.7 Tabla de Frecuencia de la variable X_7 Maniobras | 97 |
| Tabla 3.2.8 Tabla de Frecuencia de la variable X_8 Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes | 100 |
| Tabla 3.2.9 Tabla de Frecuencia de la variable X_9 Seguridad en la operación del remolcador..... | 103 |
| Tabla 3.2.10 Tabla de Frecuencia de la variable X_{10} Destreza en las faenas ejecutadas..... | 106 |
| Tabla 3.2.11 Tabla de Frecuencia de la variable X_{11} Tiempo de respuesta al requerimiento..... | 109 |
| Tabla 3.2.12 Tabla de Frecuencia de la variable X_{12} Comunicaciones remolcador-práctico..... | 112 |
| Tabla 3.2.13 Tabla de Frecuencia de la variable X_{13} Atención de nuestro personal..... | 115 |

| | | |
|--------------|---|-----|
| Tabla 3.2.14 | Tabla de Frecuencia de la variable X_{14} Servicio prestado | 118 |
| Tabla 4.1 | Tabla de Valores Propios obtenidos de la Matriz R y Porcentaje de la varianza total explicada..... | 126 |
| Tabla 4.2 | Tabla de valores propios con sus respectivos vectores propios, basados en el número de factores..... | 129 |
| Tabla 4.3 | Coordenadas de las Variables originales en los ejes principales..... | 131 |
| Tabla 4.4 | Tabla de los Individuos según el Factor 1..... | 135 |
| Tabla 4.5 | Tabla de los individuos según el Factor 2..... | 136 |

INTRODUCCIÓN

La competitividad internacional, la apertura de los mercados y la globalización, representan uno de los mayores retos para el país a comienzos del nuevo siglo, esto nos obliga a formular procesos que proporcionen el equipo de instrumentos necesarios para alcanzar el éxito competitivo futuro.

Una de las necesidades básicas de las organizaciones es la evaluación de su gestión, saber si se están cumpliendo sus objetivos, si fueron suficientes los recursos destinados para su logro, si los recursos fueron utilizados de la manera mas eficiente y eficaz, saber donde es necesario mejorar, es decir poder medir su desempeño y comparar los resultados obtenidos con criterios previamente establecidos con el fin de poder hacer un juicio de valor tomando en cuenta la magnitud de la diferencia encontrada entre lo previsto y lo obtenido.

Por estas razones el desarrollo de un sistema de medición de indicadores bajo el esquema “Tarjetas de evaluación balanceadas”, más que un sistema de medición es un sistema de gestión que nos sirven como guías para la gestión actual, así mismo para marcar los objetivos estratégicos de la actuación futura.

El Cuadro de mando Integral (The Balanced Scorecard) desarrollado por Robert S. Kaplan y David P. Norton muestra la forma como utilizar esta herramienta. La relación entre el trabajo a desarrollarse con otras investigaciones se basa fundamentalmente en el uso de algunos métodos y técnicas usadas por Kaplan y Norton y la diferencia que pretende imponer este trabajo radica en el análisis estadístico de indicadores de gestión específicos para las organizaciones que utilizan procesos logísticos y de operaciones, estos indicadores tienen la finalidad de medir cuantitativamente los avances de estas organizaciones en la aplicación de sus procesos y evaluar su gestión en el largo plazo.

CAPITULO 1

1. ASPECTOS GENERALES DE LA TESIS

1.1. Definición del tema de tesis

El tema de tesis fue propuesto con el título “Análisis estadístico de las características de una organización logística y de operaciones, para el desarrollo de un sistema de medición de indicadores de gestión bajo el esquema “Tarjetas de Evaluación Balanceadas”.

El objetivo principal a conseguir a lo largo de la misma es analizar estadísticamente los resultados de los principales indicadores de gestión que permitan a las organizaciones medir su desempeño, utilizando métodos univariados y multivariados y tratar de determinar su interrelación e incidencia en los resultados de la organización.

1.2. Medir

Es la actividad que permite calcular, evaluar comparar y establecer un punto de partida, de llegada o parámetro sobre cualquier aspecto.

Al medir es posible identificar puntos deficientes, tomar decisiones sobre las prioridades de trabajo y valorar los resultados de las estrategias que ya se han implementado.

Adicionalmente si se comparan estas mediciones con la de otros, es posible establecer la gestión, resultados y niveles de desarrollo, logrando conocer las fortalezas y debilidades frente a la organización.

1.2.1. Cultura de medición en las organizaciones

En una organización la cultura de medición permite tener control y entendimiento de cada proceso, producto o servicio y su contribución a los objetivos de la organización, de esta forma facilita a la gerencia tomar decisiones más acertadas y oportunas.

Implementar la cultura de medición es una estrategia que busca desarrollar en la organización la habilidad de evaluar las diferentes áreas de gestión, con el objetivo de conocer los puntos críticos de desempeño y generar planes de trabajo sobre la base de un proceso continuo de medición.

Un proceso continuo de medición permite a las compañías de forma oportuna identificar debilidades, oportunidades, fortalezas y amenazas e implementar estrategias y correctivos que permitan aprovechar al máximo las ventajas competitivas y superar los problemas sin generar mayores contratiempos a la organización.

Se deben medir aquellos aspectos que permitan valorar qué tan bien se están haciendo las cosas y que tan eficiente es la utilización de los recursos para lograr hacerlas; así como el resultado de estrategias y cambios adoptados en cualquier gestión.

1.2.2. Pasos para el proceso de medición

1. Conocer la misión, la visión y los factores críticos de éxito de la organización.
2. Identificar los procesos críticos que al ser mejorados, aportan un excelente valor agregado para la organización.
3. Definir los indicadores que se van a utilizar, de acuerdo con los aspectos que se desean controlar.
4. Establecer los datos necesarios para calcular los indicadores, manteniendo sistemas de medición estándar utilizados por diversos sectores.
5. Determinar el origen de los datos. Si actualmente se cuenta con ellos, establecer la fuente de esta información.

1.3. Indicadores

Un indicador es una relación de datos numéricos que hacen posible evaluar el desempeño y los resultados en cada componente de gestión clave para la organización, permiten determinar que tan cerca se está del cumplimiento de las metas y objetivos trazados. Los indicadores pueden estar expresados en unidades de medida como horas, días, o como un porcentaje.

Es indispensable que toda organización desarrolle un buen manejo de los indicadores con el fin de poder utilizar la información que generan de forma oportuna. Sin embargo, un indicador por sí solo no dice mucho. La realidad reflejada en el indicador debe ser analizada crítica y exhaustivamente, tanto para elaborar diagnósticos, como para formular y evaluar políticas, programas y proyectos.

1.3.1. Utilidad

Los indicadores deben ser utilizados como herramientas para evaluar la gestión de las organizaciones y son útiles para los siguientes fines.

- Evaluar la gestión y poder diagnosticar en que situación se encuentra la organización.

- Se debe tener el menor número de indicadores de una variable, siempre y cuando éstos sean realmente representativos de la misma.
- Se deben poseer formas de medición específicas.
- Adecuar a la realidad objetivos, metas y estrategias.
- Cada indicador posee sólo una relación de probabilidad con respecto a la variable.

Los indicadores en forma aislada son de poca utilidad, pero cuando se analizan sus resultados a través de variables de tiempo, lugar y personas, combinadas con otros indicadores, se obtienen herramientas capaces de permitir mantener periódicamente controlada la situación tomar decisiones y verificar si las decisiones fueron las correctas.

1.3.2. Características de un buen indicador

En algunos casos no es posible incorporar a una investigación todos los indicadores posibles, en estos casos será necesario elegir aquellos indicadores que más directamente reflejen el concepto que nos interesa.

Por otra parte se elegirán aquellos que resulten más accesibles a los medios de que disponemos para medirlos, la selección de indicadores es una tarea difícil ya que estos pueden ser difíciles de medir o en algunos casos no miden exactamente la variable. Las características de un buen indicador son las siguientes:

- Sirve para un propósito y su diseño tiene en cuenta este propósito.
- Tiene relación con un asunto de interés actual o futuro.
- Es válido, es decir que mide lo que se pretende medir.
- Es objetivo ya que permite obtener el mismo resultado cuando la obtención del indicador es hecha por observadores distintos, en circunstancias análogas.
- Es sensible en la manera de poder captar los cambios ocurridos
- Es específico es decir aplicable solo a la situación de que se trata
- Es inequívoco en su significado y se puede obtener sin dificultad.

- Es consistente en el transcurso del tiempo y se lo obtiene oportunamente.
- Es preciso y transparente (fácilmente entendido e interpretado por los usuarios).
- Es dado a conocer periódicamente a las partes interesadas.

Los criterios arriba mencionados tienen varias implicaciones que condicionan y limitan los tipos de indicadores que se pueden desarrollar y la forma como se pueden construir, presentar y utilizar.

Los indicadores deben simplificar, sin sesgar, las interdependencias, al mismo tiempo, si los indicadores deben ser sensibles al cambio, es necesario que se basen en datos exactos y consistentes. Deben ser dinámicos, es decir se deben actualizar y corregir en la medida en que el entorno cambia: cambios no solamente en las condiciones específicas que ellos describen, sino también en la disponibilidad de datos, o en los niveles de interés y necesidades de sus usuarios.

1.3.3. Tipos de Indicadores

Los tipos de indicadores se pueden clasificar en:

1. Según como se expresa la valoración, los indicadores pueden ser:
 - Nominativos o cualitativos, si solo expresan la presencia o ausencia de una cualidad
 - Cuantitativos, si están en forma numérica.
2. Por su importancia relativa, se pueden clasificar como:
 - Esenciales o principales
 - Secundarios o complementarios
3. Según su grado de complejidad, pueden ser:
 - Simples, si están constituidos por una medida directa y única del aspecto a evaluar, generalmente en un contexto de tiempo y lugar.
 - Compuestos, si corresponden a números relativos o quebrados: razones, proporciones, índices, tasas.

4. Por el aspecto que evalúan, pueden ser:

- Organizacionales.
- Técnicos.
- Económicos.
- Normativos

1.4. Cuadro de Mando Integral

El cuadro de mando integral proporciona un marco que traduce la visión y estrategia de una empresa, en un conjunto de indicadores de actuación, utiliza las mediciones para informar a los empleados sobre los causantes del éxito actual y futuro.

El cuadro de mando integral transforma la misión y la estrategia en objetivos e indicadores organizados en cuatro perspectivas diferentes: finanzas, clientes, procesos internos y formación y crecimiento.

El cuadro de mando integral debe ser utilizado como un sistema de comunicación, de información y de formación y no como un sistema de control.

Las cuatro perspectivas del cuadro de mando integral permiten un equilibrio entre los objetivos a corto y largo plazo, entre los resultados deseados y los inductores de actuación de esos resultados y entre las medidas objetivas más duras y las más suaves y subjetivas.

1.4.1. La perspectiva financiera

El cuadro de mando integral retiene la perspectiva financiera, ya que los indicadores financieros son valiosos para resumir las consecuencias económicas, de acciones que ya se han realizado. Las medidas de actuación financiera indican si la estrategia de una empresa, su puesta en práctica y ejecución, están contribuyendo a la mejora del mínimo aceptable.

Los objetivos financieros acostumbran a relacionarse con la rentabilidad, medida, rápido crecimiento de las ventas, etc.

Los objetivos financieros representan el objetivo a largo plazo de la organización, proporcionar rendimientos superiores basados en el capital invertido.

El cuadro de mando integral puede hacer que los objetivos financieros sean explícitos y que se adapten a la medida de las unidades de negocio, en las diferentes fases de su crecimiento y ciclo de vida.

El cuadro de mando permite que la alta dirección especifique como se evaluará la organización a largo plazo y las variables que se consideran más importantes para la creación de los objetivos de resultados a largo plazo.

Los inductores de la perspectiva financiera serán ajustados a medida del sector económico, el entorno competitivo y la estrategia de la unidad de negocio. Todos los objetivos y medidas de las demás perspectivas del cuadro de mando deben ser vinculados a la consecución de uno o más objetivos de la perspectiva financiera, esta vinculación con los objetivos financieros reconoce de forma explícita que el objetivo a largo plazo del negocio es la generación de rendimiento financiero, cada una de las medidas que se seleccionen para un cuadro de mando debe formar parte de un vínculo de las relaciones de causa-efecto.

El cuadro de mando no es un grupo de objetivos aislados, desconectados, el cuadro de mando debe contar la estrategia, empezando por los objetivos financieros a largo plazo, vinculándolos a la secuencia de acciones que deben realizarse con los procesos financieros, los clientes, los procesos internos y finalmente con los empleados y los sistemas.

1.4.2 La perspectiva del cliente

En el cuadro de mando integral bajo la perspectiva del cliente, los directivos identifican los segmentos de clientes y de mercado, en los que competirá la organización. Esta perspectiva acostumbra a incluir varias medidas fundamentales o genéricas de los resultados satisfactorios, que resultan de una estrategia bien formulada y bien implantada.

Los indicadores fundamentales incluyen la satisfacción del cliente, la retención de los clientes, la adquisición de nuevos clientes, la rentabilidad del cliente y la cuota de mercado en los segmentos seleccionados.

Pero la perspectiva del cliente debe incluir también indicadores del valor añadido que la empresa aporta a los clientes de segmentos específicos. La perspectiva del cliente permite a los directivos de las organizaciones articular la estrategia de cliente basada en el mercado, que proporcionará unos rendimientos financieros futuros de categoría superior.

Los indicadores no comunican lo que los empleados deberían estar haciendo para alcanzar los resultados deseados. La alta dirección debe identificar que clientes, valoran y eligen la propuesta de valor que ellos entregaran a sus clientes.

Los indicadores que la organización puede utilizar para desarrollar las mediciones de tiempo, calidad y precio de la perspectiva del cliente de su cuadro de mando integral.

1.4.3. La perspectiva del proceso interno

En la perspectiva del proceso interno, se identifican los procesos críticos internos en los que la organización debe ser excelente. Estos procesos permiten:

- Entregar las propuestas de valor que atraerán y retendrán a los clientes de los segmentos de mercado seleccionado.
- Satisfacer las expectativas de excelentes rendimientos financieros de los accionistas.

Las medidas de los procesos internos se centran en aquellos que tendrán el mayor impacto en la satisfacción del cliente y en la consecución de los objetivos financieros.

La perspectiva de los procesos internos, revela dos diferencias fundamentales entre el enfoque tradicional y el del cuadro de mando integral a las mediciones de la actuación. Los enfoques tradicionales intentan vigilar y mejorar los procesos existentes. Pueden ir más allá de las medidas financieras de la actuación, incorporando medidas de calidad y basadas en el tiempo, pero siguen centrándose en la mejora de los procesos existentes.

Sin embargo el enfoque del cuadro de mando integral acostumbra a identificar unos procesos totalmente nuevos, en los que la organización deberá ser excelente para satisfacer los objetivos financieros y del cliente.

Los objetivos del cuadro de mando integral de los procesos internos realizarán algunos procesos, varios de los cuales puede que en la actualidad no se estén llevando a cabo y que son más críticos para que la estrategia de una organización tenga éxito.

Los sistemas tradicionales de medición de la actuación se centran en los procesos de entrega de los servicios de hoy a los clientes de hoy. Intentan controlar y mejorar las operaciones existentes.

La organización crea valor al producir, entregar y servir este servicio al cliente a un coste inferior al precio que recibe.

La perspectiva del proceso interno del cuadro de mando integral incorpora objetivos y medidas para el ciclo de innovación, así como para el ciclo de operaciones.

Los sistemas de medición de la actuación convencionales se centran únicamente en controlar, seguir y mejorar los indicadores de coste y calidad y los basados en la duración de los procesos de negocios existentes.

En contraste el cuadro de mando integral permite que las demandas de la actuación del proceso interno se deriven de las expectativas de los clientes externos concretos.

El proceso de innovación subraya la importancia de la identificación de las características de los segmentos del mercado que la organización desea satisfacer con sus servicios futuros y de diseñar y desarrollar los servicios que satisfarán a esos segmentos seleccionados, este enfoque permite que la organización ponga un énfasis considerable en los procesos de investigación, diseño y desarrollo que dan como resultado nuevos servicios y mercados.

El proceso operativo sigue siendo importante y las organizaciones deben identificar las características de coste, calidad, tiempo y actuación que permitirán entregar servicios superiores a sus clientes existentes.

El proceso de servicio postventa permite a la organización presentar cuando es conveniente, aspectos importantes del servicio que se dan después de que el servicio adquirido ha sido entregado al cliente.

1.4.4. La perspectiva de formación y crecimiento

La cuarta perspectiva del cuadro de mando integral, la formación o aprendizaje y el crecimiento, identifica la infraestructura que la empresa debe construir para crear una mejora y crecimiento a largo plazo.

La perspectiva del cliente y del proceso interno identifican los factores más críticos para el éxito actual y futuro. Es poco probable que las empresas sean capaces de alcanzar sus objetivos a largo plazo para los procesos internos y de clientes utilizando las tecnologías y capacidades actuales. Además, la intensa competencia global exige que las empresas mejoren, continuamente, sus capacidades para entregar valor a sus clientes y accionistas.

La formación y el crecimiento de una organización proceden de tres fuentes principales: las personas, los sistemas y los procedimientos de la organización.

Los objetivos financieros, de clientes y de procesos internos del cuadro de mando integral revelaran grandes vacíos entre las capacidades existentes de las personas, los sistemas y los procedimientos; al mismo tiempo, mostraran que será necesario para alcanzar una actuación que represente un gran adelanto.

Para llenar estos vacíos, los negocios tendrán que invertir en la recalificación de empleados, potenciar los sistemas y tecnología de la información y coordinar los procedimientos y rutinas de la organización. Estos objetivos están articulados en la perspectiva de crecimiento y formación del cuadro de mando integral.

Al igual que con la perspectiva del cliente, las medidas basadas en los empleados incluyen una mezcla de indicadores de resultados genéricos, satisfacción, retención, entrenamiento y habilidades de los empleados, junto con los inductores específicos de estas medidas genéricas, como unos índices detallados y concretos para el negocio involucrado de las habilidades concretas que se requieren para el nuevo entorno competitivo.

Las capacidades de los sistemas de información pueden medirse a través de la disponibilidad en tiempo real, de la información fiable e importante sobre los clientes y los procesos internos, que se facilita a los empleados que se encuentran en primera línea de toma de decisiones y de actuación. Los procedimientos de la organización pueden examinar la coherencia de los incentivos a empleados con los factores de éxito general de la organización y con las tasa de mejora, medida en los procesos críticos internos y basados en los clientes.

El cuadro de mando integral traduce la visión y la estrategia en objetivos e indicadores a través de un conjunto equilibrado de perspectivas.

La ausencia de medidas específicas para la organización indica la oportunidad de desarrollo futuro de indicadores sobre el empleado, los sistemas y la organización, que pueden vincularse mucho más estrechamente a la estrategia de la organización.

1.5. Planteamiento del problema a resolver

En la actualidad las organizaciones están atravesando un sin número de complicaciones no solo económicos sino también relacionales, ante esto la alta dirección está en una etapa de restricciones, debido a la falta de producción, el bajo índice de las ventas, etc.

Entender y ser capaces de diagnosticar la situación financiera de las organizaciones es algo básico en la administración, la gerencia debe entender durante su proceso de planeación cuales son los factores que afectan el desempeño futuro de la organización.

Existen varios indicadores contables y financieros que son utilizados para determinar las condiciones de las organizaciones desde el punto de vista de rentabilidad, riesgo, liquidez, endeudamiento, etc.; estos indicadores sirven para determinar la condición financiera actual de la organización. Pero estos indicadores financieros no son lo suficientemente adecuados para poder predecir el comportamiento futuro de la organización.

Los indicadores financieros nos dicen algo, pero no todo, sobre la historia de las acciones pasadas y no consiguen proporcionar una guía adecuada para las acciones que hay que realizar hoy y el día después, para crear un valor financiero futuro.

La técnica que permite realizar un análisis de los factores que afectan el desempeño futuro de la organización, el centro de este modelo conceptual es el uso del Balanced ScoreCard (Tarjetas de Evaluación Balanceadas) como herramienta para el diseño e implementación del plan, así como para la medición de la gestión.

El cuadro de mando integral nació de la necesidad de establecer un equilibrio entre la gestión financiera y las demás variables que condicionan la vida de una organización, una estrategia de cambio solo es posible si además de las variables financieras se gestionan otras variables.

En el presente trabajo se utilizarán tanto indicadores financieros como indicadores no financieros, en lo financiero se utilizarán indicadores que midan el tonelaje de registro bruto facturado y movilizado, el número de remolcadores que se utilizarán para prestar los diferentes servicios, indicadores que midan la cantidad de maniobras realizadas y la cantidad de faenas realizadas, indicadores que midan el número de buques remolcados.

En la parte no financiera en cambio se utilizarán indicadores que midan los procesos internos de la organización, indicadores que midan la respuesta oportuna a las quejas y reclamos de los clientes, indicadores que midan la seguridad en las operaciones realizadas, indicadores que midan la destreza en las faenas ejecutadas con esto se puede la competencia de los empleados, indicadores que midan el tiempo de respuesta al requerimiento, indicadores que midan las comunicaciones existentes entre el practico y el remolcador, indicadores que midan la atención del personal a los servicios prestados, indicadores que midan en general la satisfacción de los clientes a los servicios prestados.

CAPITULO 2

2. MARCO TEÓRICO DE LA ESTADÍSTICA MULTIVARIANTE A SER APLICADA

El objetivo de este capítulo es poder proporcionar los conocimientos básicos en estadística multivariada.

En estudios en los cuales se tienen una gran cantidad de datos se suelen utilizar muchas variables, por ende el respectivo análisis resulta muy complejo ya que las variables están muy relacionadas entre sí y es difícil utilizar técnicas descriptivas para reducir la dimensión de los datos.

El análisis multivariante es adecuado para comprender la estructura de los datos

2.1. Introducción al Análisis Multivariante

El análisis multivariante se refiere a todos los métodos estadísticos que analizan simultáneamente medidas múltiples de cada individuo u objeto sometido a investigación. Cualquier análisis simultáneo de más de dos variables puede ser considerado aproximadamente como un análisis multivariante.

En sentido estricto, muchas técnicas multivariantes son extensiones del análisis univariante (análisis de distribuciones de una sola variable) y del análisis bivariante (clasificaciones cruzadas, correlación, análisis de la varianza y regresiones simples utilizadas para analizar dos variables).

En muchas ocasiones las técnicas multivariantes son un medio de representar en un análisis simple aquello que requirió varios análisis utilizando técnicas univariantes.

Para ser considerado verdaderamente multivariante, todas las variables deben de ser aleatorias y estar interrelacionadas de tal forma que sus diferentes efectos no puedan ser interpretados separadamente con algún sentido.

El propósito del análisis multivariantes es medir, explicar y predecir el grado de relación de los valores teóricos (combinaciones múltiples de variables) y no solo en el número de variables u observaciones.

2.2. Valor Teórico

El elemento esencial del análisis multivariante es el valor teórico, una combinación lineal de variables con ponderaciones determinadas empíricamente.

El investigador especifica las variables, mientras que las ponderaciones son objeto específico de determinación por parte de la técnica multivariante.

Un valor teórico de n variables ponderadas (X_1 a X_n) puede expresarse matemáticamente así:

$$\text{Valor teórico} = w_1X_1 + w_2X_2 + w_3X_3 + \dots + w_nX_n$$

donde X_n es la variable observada y W_n es la ponderación determinada por la técnica multivariante.

El resultado es un valor único que representa una combinación de todo el conjunto de variables que mejor se adaptan al objeto del análisis multivariante específico. En regresiones múltiples, el valor teórico se determina de tal forma que guarde la mejor correlación con la variable que se está prediciendo.

2.3. Clasificación de las técnicas multivariantes.

Las técnicas multivariadas se clasifican en:

2.3.1. Descriptivas o Interdependientes

Un análisis de interdependencia es aquel en que ninguna variable o grupo de variables es definido como independiente o dependiente, más bien el procedimiento implica el análisis de todas las variables del conjunto simultáneamente.

2.3.2. Explicativas o Dependientes

Un análisis de dependencia puede definirse como aquel en el que una variable o conjunto de variables es identificado como la variable dependiente y que va a ser explicada por otras variables conocidas como variables independientes.

2.4. Análisis multivariado a utilizar

Para el desarrollo de esta investigación se ha elegido la siguiente técnica de análisis de datos:

- Análisis de Componentes Principales (Interdependiente)

Debido a que es en principio apropiada para abstraer y revelar estructuras multidimensionales latentes con ciertas propiedades deseadas.

2.5. Análisis de Componentes Principales

El método de Análisis de Componentes Principales permite la estructuración de un conjunto de datos multivariantes obtenidos de una población, cuya distribución no es necesariamente conocida.

2.5.1. Introducción

Un problema central en el análisis de datos multivariantes es la reducción de la dimensionalidad: si es posible describir con precisión los valores de p variables por un pequeño subconjunto $r < p$ de ellas, se habría reducido la dimensión del problema a costa de una pequeña pérdida de información.

El análisis de componentes principales tiene este objetivo: dada n observaciones de p variables, se analiza si es posible representar adecuadamente esta información con un número menor de variables construidas como combinaciones lineales de las originales.

Por ejemplo, con variables con alta dependencia es frecuente que un pequeño número de nuevas variables (menos del 20 por 100 de las originales) expliquen la mayor parte (más del 80 por 100 de la variabilidad original).

La técnica de componentes principales es debida a Hotelling (1933), aunque sus orígenes se encuentran en los ajustes ortogonales por mínimos cuadrados introducidos por K. Pearson (1901). Su utilidad es doble:

1. Permite representar óptimamente en un espacio de dimensión pequeña observaciones de un espacio general p -dimensional. En este sentido, componentes principales es el primer paso para identificar las posibles variables latentes, o no observadas que generan los datos.

2. Permite transformar las variables originales, en general correladas, en nuevas variables incorreladas, facilitando la interpretación de los datos.

2.5.2. Planteamiento del problema

Supongamos que se dispone de los valores de p -variables en n elementos de una población dispuestos en una matriz X de dimensiones $n \times p$, donde las columnas contienen las variables y las filas los elementos. Supondremos en este capítulo que previamente hemos restado a cada variable su media, de manera que las variables de la matriz X tienen media cero y su matriz de covarianzas vendría dada por $1/n X'X$.

El problema que se desea resolver es encontrar un espacio de dimensión más reducida que represente adecuadamente los datos. Puede abordarse desde tres perspectivas equivalentes.

a) Enfoque descriptivo

Se desea encontrar un subespacio de dimensión menor que p tal que al proyectar sobre el los puntos conserven su estructura con la menor distorsión posible. Veamos cómo convertir esta noción intuitiva en un criterio matemático operativo.

Consideremos primero un subespacio de dimensión uno, una recta.

Se desea que las proyecciones de los puntos sobre esta recta mantengan, lo más posible, sus posiciones relativas.

Para concretar, consideremos el caso de dos dimensiones ($p = 2$). La Figura 2.5 indica el diagrama de dispersión y una recta que, intuitivamente, proporciona un buen resumen de los datos, ya que la recta pasa cerca de todos los puntos y las distancias entre ellos se mantienen aproximadamente en su proyección sobre la recta.

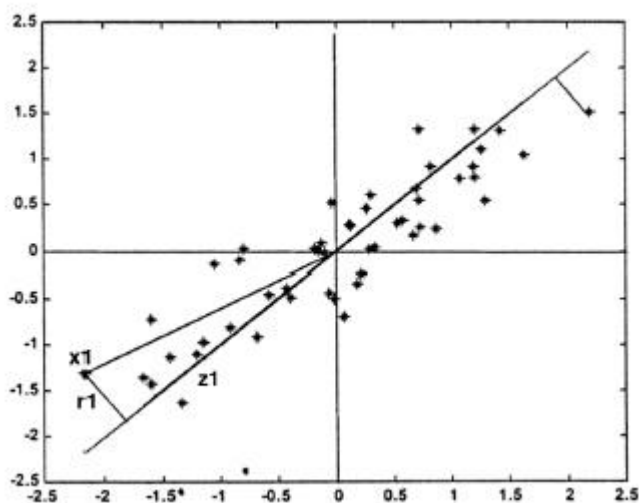


Figura 2.5 Ejemplo de la recta que minimiza las distancias ortogonales de los puntos a ella.

La condición de que la recta pase cerca de la mayoría de los puntos puede concretarse exigiendo que las distancias entre los puntos originales y sus proyecciones sobre la recta sean lo más pequeñas posibles. En consecuencia, si consideramos un punto x_i y una dirección $a_1 = (a_{11}, \dots, a_{1p})'$, definida por un vector a_1 de norma unidad, la proyección del punto x_i sobre esta dirección es el escalar:

$$z_i = a_{11}x_{i1} + \dots + a_{1p}x_{ip} = \mathbf{a}'_1 \mathbf{x}_i \quad (2.1)$$

y el vector que representa esta proyección será $z_i a_1$.

Llamando r_i a la distancia entre el punto x_i , y su proyección sobre la dirección a_1 , este criterio implica:

$$\text{minimizar } \sum_{i=1}^n r_i^2 = \sum_{i=1}^n |\mathbf{x}_i - z_i \mathbf{a}_1|^2, \quad (2.2)$$

donde $|u|$ es la norma euclídea o módulo del vector u .

La Figura 2.5. muestra que al proyectar cada punto sobre la recta se forma un triángulo rectángulo donde la hipotenusa es la distancia del punto al origen, $(\mathbf{x}_i' \mathbf{x}_i)^{1/2}$, y los catetos la proyección del punto sobre la recta (z_i) y la distancia entre el punto y su proyección (r_i). Por el teorema de Pitágoras, podemos escribir:

$$\mathbf{x}_i' \mathbf{x}_i = z_i^2 + r_i^2, \quad (2.3)$$

y sumando esta expresión para todos los puntos, se obtiene:

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i' \mathbf{x}_i = \sum_{i=1}^n z_i^2 + \sum_{i=1}^n r_i^2. \quad (2.4)$$

Como el primer miembro es constante, minimizar

$\sum_{i=1}^n r_i^2$, la suma de las distancias a la recta de

todos los puntos, es equivalente a maximizar

$\sum_{i=1}^n z_i^2$, la suma al cuadrado de los valores de las

proyecciones. Como las proyecciones z_i son, por

(2.1) variables de media cero, maximizar la suma de

sus cuadrados equivale a maximizar su varianza, y

obtenemos el criterio de encontrar la dirección de

proyección que maximice la varianza de los datos

proyectados.

Este resultado es intuitivo: la recta de la Figura 2.5.

parece adecuada porque conserva lo mas posible la

variabilidad original de los puntos.

Si en lugar de buscar la dirección que pasa cerca de

los puntos buscamos la dirección tal que los puntos

proyectados sobre ella conserven lo más posible sus

distancias relativas llegamos al mismo criterio.

En efecto, si llamamos $d_{ij}^2 = \mathbf{x}_i' \mathbf{x}_j$ a los cuadrados de las distancias originales entre los puntos y $\hat{d}_{ij}^2 = (z_i - z_j)^2$ a las distancias entre los puntos proyectados sobre una recta, deseamos que:

$$D = \sum_i \sum_j (d_{ij}^2 - \hat{d}_{ij}^2)$$

sea mínima. Como la suma de las distancias originales es fija, minimizar D requiere maximizar $\sum_i \sum_j \hat{d}_{ij}^2$, las distancias entre los puntos proyectados.

b) Enfoque estadístico

Representar puntos p dimensionales con la mínima pérdida de información en un espacio de dimensión uno es equivalente a sustituir las p variables originales por una nueva variable, z_1 , que resuma óptimamente la información.

Esto supone que la nueva variable debe tener globalmente máxima correlación con las originales o, en otros términos, debe permitir prever las variables originales con la máxima precisión.

Esto no será posible si la nueva variable toma un valor semejante en todos los elementos, y la condición para que podamos prever con la mínima pérdida de información los datos observados, es utilizar la variable de máxima variabilidad.

Volviendo a la Figura 2.5 se observa que la variable escalar obtenida al proyectar los puntos sobre la recta sirve para prever bien el conjunto de los datos.

La recta indicada en la figura no es la línea de regresión de ninguna de las variables con respecto a la otra, que se obtienen minimizando las distancias verticales u horizontales, sino la que minimiza las distancias ortogonales o entre los puntos y la recta y se encuentra entre ambas rectas de regresión.

Este enfoque puede extenderse para obtener el mejor subespacio resumen de los datos de dimensión 2. Para ello, calcularemos el plano que mejor aproxima a los puntos.

El problema se reduce a encontrar una nueva dirección definida por un vector unitario, a_2 , que, sin pérdida de generalidad, puede tomarse ortogonal a a_1 , y que verifique la condición de que la proyección de un punto sobre este eje maximice las distancias entre los puntos proyectados.

Estadísticamente esto equivale a encontrar una segunda variable z_2 , incorrelada con la anterior, y que tenga varianza máxima.

En general, la componente z_r ($r < p$) tendrá varianza máxima entre todas las combinaciones lineales de las p variables originales, con la condición de estar incorrelada con las z_1, \dots, z_{r-1} previamente obtenidas.

c) Enfoque geométrico

El problema puede abordarse desde un punto de vista geométrico con el mismo resultado final.

Si consideramos la nube de puntos de la Figura 2.5. vemos que los puntos se sitúan siguiendo una elipse y podemos describirlos por su proyección en la dirección del eje mayor de la elipse, este eje es la recta que minimiza las distancias ortogonales, con lo que volvemos al problema que ya hemos resuelto.

En varias dimensiones tendremos elipsoides, y la mejor aproximación a los datos es la proporcionada por su proyección sobre el eje mayor del elipsoide.

Intuitivamente la mejor aproximación en dos dimensiones es la proyección sobre el plano de los dos ejes mayores del elipsoide y así sucesivamente.

Considerar los ejes del elipsoide como nuevas variables originales supone pasar de variables correladas a variables ortogonales o incorreladas como veremos a continuación.

2.5.3. Cálculo de los componentes

2.5.3.1. Cálculo del primer componente

El primer componente principal se define como la combinación lineal de las variables originales que tiene varianza máxima.

Los valores en este primer componente de los n individuos se representaran por un vector z_1 , dado por $z_1 = Xa_1$.

Como las variables originales tienen media cero también z_1 tendrá media nula.

Su varianza será:

$$\frac{1}{n}z_1'z_1 = \frac{1}{n}a_1'X'Xa_1 = a_1'Sa_1 \quad (2.5)$$

donde S es la matriz de varianzas y covarianzas de las observaciones.

Es obvio que podemos maximizar la varianza sin límite aumentando el módulo del vector a_1 .

Para que la maximización de (2.5) tenga solución debemos imponer una restricción al modulo del vector \mathbf{a}_1 , y sin perdida de generalidad, impondremos que $\mathbf{a}_1' \mathbf{a}_1 = 1$. Introduciremos esta restricción mediante el multiplicador de Lagrange:

$$M = \mathbf{a}_1' \mathbf{S} \mathbf{a}_1 - \lambda (\mathbf{a}_1' \mathbf{a}_1 - 1)$$

y maximizaremos esta expresión de la forma habitual derivando respecto a los componentes de \mathbf{a}_1 e igualando a cero. Entonces

$$\frac{\partial M}{\partial \mathbf{a}_1} = 2\mathbf{S} \mathbf{a}_1 - 2\lambda \mathbf{a}_1 = 0,$$

cuya solución es:

$$\mathbf{S} \mathbf{a}_1 = \lambda \mathbf{a}_1, \tag{2.6}$$

que implica que \mathbf{a}_1 es un vector propio de la matriz \mathbf{S} , y λ su correspondiente valor propio. Para determinar que valor propio de \mathbf{S} es la solución de (2.6), multiplicando por la izquierda por \mathbf{a}_1' esta ecuación

$$\mathbf{a}_1' \mathbf{S} \mathbf{a}_1 = \lambda \mathbf{a}_1' \mathbf{a}_1 = \lambda$$

y concluimos, por (2.5), que es la varianza de z_1 . Como esta es la cantidad que queremos maximizar, λ será el mayor valor propio de la matriz S . Su vector asociado, a_1 , define los coeficientes de cada variable en el primer componente principal.

2.5.3.2. Cálculo del segundo componente

Vamos a obtener el mejor plano de proyección de las variables X . Lo calcularemos estableciendo como función objetivo que la suma de las varianzas de $z_1 = Xa_1$ y $z_2 = Xa_2$ sea máxima, donde a_1 y a_2 son los vectores que definen el plano.

La función objetivo será:

$$\phi = a_1' S a_1 + a_2' S a_2 - \lambda_1 (a_1' a_1 - 1) - \lambda_2 (a_2' a_2 - 1) \quad (2.7)$$

que incorpora las restricciones de que las direcciones deben de tener módulo unitario $(a_i' a_i) = 1, i = 1, 2$.

Derivando e igualando a cero:

$$\frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{a}_1} = 2\mathbf{S}\mathbf{a}_1 - 2\lambda_1\mathbf{a}_1 = 0$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{a}_2} = 2\mathbf{S}\mathbf{a}_2 - 2\lambda_2\mathbf{a}_2 = 0$$

La solución de este sistema es:

$$\mathbf{S}\mathbf{a}_1 = \lambda_1\mathbf{a}_1, \tag{2.8}$$

$$\mathbf{S}\mathbf{a}_2 = \lambda_2\mathbf{a}_2 \tag{2.9}$$

que indica que \mathbf{a}_1 y \mathbf{a}_2 deben ser vectores propios de \mathbf{S} . Tomando los vectores propios de norma uno y sustituyendo en (2.7), se obtiene que, en el máximo, la función objetivo es

$$\phi = \lambda_1 + \lambda_2 \tag{2.10}$$

es claro que λ_1 y λ_2 deben ser los dos autovalores mayores de la matriz \mathbf{S} y \mathbf{a}_1 y \mathbf{a}_2 sus correspondientes auto vectores. Observemos que la covarianza entre z_1 y z_2 , dada por $\mathbf{a}_1' \mathbf{S} \mathbf{a}_2$ es cero ya que $\mathbf{a}_1' \mathbf{a}_2 = 0$, y las variables z_1 y z_2 estarán incorreladas.

2.5.4. Generalización

El espacio de dimensión r que mejor representa a los puntos viene definido por los vectores propios asociados a los r mayores valores propios de S . Estas direcciones se denominan direcciones principales de los datos y a las nuevas variables por ellas definidas componentes principales.

En general, la matriz X (y por tanto la S) tiene rango p , existiendo entonces tantas componentes principales como variables que se obtendrán calculando los valores propios o raíces características, $\lambda_1, \dots, \lambda_p$, de la matriz de varianzas y covarianzas de las variables, S , mediante:

$$|\mathbf{S} - \lambda \mathbf{I}| = 0 \quad (2.11)$$

y sus vectores asociados son:

$$(\mathbf{S} - \lambda_i \mathbf{I}) \mathbf{a}_i = 0. \quad (2.12)$$

Los términos λ_i son reales, al ser la matriz S simétrica, y positivos, ya que S es definida positiva.

Por ser S simétrica si λ_j y λ_h son dos raíces distintas sus vectores asociados son ortogonales.

Si S fuese semidefinida positiva de rango $r < p$, lo que ocurriría si $p-r$ variables fuesen combinación lineal de las demás, habría solamente r raíces características positivas y el resto serían ceros.

Llamando Z a la matriz cuyas columnas son los valores de los p componentes en los n individuos, estas nuevas variables están relacionadas con las originales mediante:

$$Z = XA$$

donde $A'A = I$. Calcular los componentes principales equivale a aplicar una transformación ortogonal A a las variables X (ejes originales) para obtener unas nuevas variables Z incorreladas entre si.

Esta operación puede interpretarse como elegir unos nuevos ejes coordenados, que coincidan con los "ejes naturales" de los datos.

2.5.5. Propiedades de los componentes

Los componentes principales son nuevas variables con las propiedades siguientes:

1. Conservan la variabilidad inicial: la suma de las varianzas de los componentes es igual a la suma de las varianzas de las variables originales, y la varianza generalizada de los componentes es igual a la original.

Comprobemos el primer punto. Como $\text{Var}(z_h) = \lambda_h$ y la suma de los valores propios es la traza de la matriz:

$$\text{tr}(\mathbf{S}) = \text{Var}(x_1) + \dots + \text{Var}(x_p) = \lambda_1 + \dots + \lambda_p$$

por tanto $\sum_{i=1}^p \text{Var}(x_i) = \sum \lambda_i = \sum_{i=1}^p \text{Var}(z_i)$.

Las nuevas variables z_i tienen conjuntamente la misma variabilidad que las variables originales.

Los componentes principales también conservan la Varianza generalizada, (determinante de la matriz de covarianzas de las variables).

Como el determinante es el producto de los valores propios, llamando S_z a la matriz de covarianzas de los componentes, que es diagonal con términos λ_i :

$$|S_x| = \lambda_1 \dots \lambda_p = \prod_{i=1}^p \text{Var}(z_i) = |S_z|.$$

2. La proporción de variabilidad explicada por un componente es el cociente entre su varianza, el valor propio asociado al vector propio que lo define, y la suma de los valores propios de la matriz. En efecto, la varianza de la componente h es λ_h y la suma de las varianzas de las variables originales es $\sum_{i=1}^p \lambda_i$, igual, como acabamos de ver, a la suma de las varianzas de los componentes.

La proporción de variabilidad total explicada por el componente h es $\lambda_h / \sum \lambda_i$.

3. Las covarianzas entre cada componente principal y las variables X vienen dadas por el producto de las coordenadas del vector propio que define el componente por su valor propio:

$$Cov(z_i; x_1, \dots, x_p) = \lambda_i \mathbf{a}_i = (\lambda_i a_{i1}, \dots, \lambda_i a_{ip})$$

donde \mathbf{a}_i es vector de coeficientes de la componente z_i .

Para justificar este resultado, vamos a calcular la matriz $p \times p$ de covarianzas entre los componentes y las variables originales.

Esta matriz es:

$$Cov(z, x) = \frac{1}{n} \mathbf{Z}' \mathbf{X}$$

y su primera fila proporciona las covarianzas entre la primera componente y las p variables originales. Como $\mathbf{Z} = \mathbf{X}\mathbf{A}$, sustituyendo

$$Cov(z, x) = \frac{1}{n} \mathbf{A}' \mathbf{X}' \mathbf{X} = \mathbf{A}' \mathbf{S} = \mathbf{D} \mathbf{A}',$$

donde \mathbf{A} contiene en columnas los vectores propios de \mathbf{S} y \mathbf{D} es la matriz diagonal de los valores propios. En consecuencia, la covarianza entre, por ejemplo, el primer componente principal y las p variables vendrá dada por la primera fila de $\mathbf{A}'\mathbf{S}$, es decir $\mathbf{a}'_1 \mathbf{S}$ o también $\lambda_1 \mathbf{a}'_1$, donde \mathbf{a}'_1 es el vector de coeficientes de la primera componente principal.

4. La correlación entre un componente principal y una variable X es proporcional al coeficiente de esa variable en la definición del componente, y el coeficiente de proporcionalidad es el cociente entre la desviación típica del componente y la desviación típica de la variable.

Para comprobarlo:

$$\text{Corr}(z_i; x_j) = \frac{\text{Cov}(z_i x_j)}{\sqrt{\text{Var}(z_i)\text{Var}(x_j)}} = \frac{\lambda_i a_{ij}}{\sqrt{\lambda_i s_j^2}} = a_{ij} \frac{\sqrt{\lambda_i}}{s_j}$$

5. Las r componentes principales ($r < p$) proporcionan la predicción lineal óptima con r variables del conjunto de variables X .

6. Si estandarizamos los componentes principales, dividiendo cada uno por su desviación típica, se obtiene la estandarización multivariante de los datos originales.

Estandarizando los componentes Z por sus desviaciones típicas, se obtienen las nuevas variables:

$$Y_c = ZD^{-1/2} = XAD^{-1/2}$$

donde $D^{-1/2}$ es la matriz que contienen las inversas de las desviaciones típicas de las componentes. Hemos visto en el capítulo anterior que la estandarización multivariante de una matriz de variables X de media cero se define como:

$$Y_s = XAD^{-1/2}A'$$

Tanto las variables Y_c como las Y_s tienen matriz de covarianzas identidad, pero unas pueden ser una rotación de las otras.

Esto no altera sus propiedades, y la estandarización multivariante puede interpretarse como:

- (1) obtener los componentes principales;
- (2) estandarizarlos para que tengan todos la misma varianza.

Esta relación se presenta gráficamente en la Figura 2.6.

La transformación mediante componentes principales conduce a variables incorreladas pero con distinta varianza.

Puede interpretarse como rotar los ejes de la elipse que definen los puntos para que coincidan con sus ejes naturales.

La estandarización multivariante produce variables incorreladas con varianza unidad, lo que supone buscar los ejes naturales y luego estandarizarlos.

En consecuencia, si estandarizamos los componentes se obtiene las variables estandarizadas de forma multivariante.

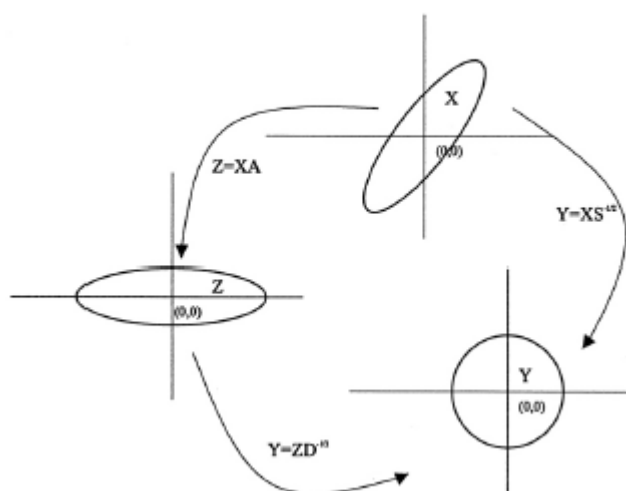


Figura 2.6 Representación grafica de la relación entre componentes principales y estandarización multivariante.

2.5.6. Análisis normado o con correlaciones

Los componentes principales se obtienen maximizando la varianza de la proyección.

En términos de las variables originales esto supone maximizar:

$$M = \sum_{i=1}^p a_i^2 s_i^2 + 2 \sum_{i=1}^p \sum_{j=i+1}^p a_i a_j s_{ij} \quad (2.13)$$

con la restricción $a'a = 1$.

Si alguna de las variables, por ejemplo la primera, tiene una varianza s_1^2 , mayor que las demás, la manera de aumentar M es hacer tan grande como podamos la coordenada a_1 asociada a esta variable.

En el límite, si una variable tiene una varianza mucho mayor que las demás, el primer componente principal coincidirá muy aproximadamente con esta variable.

Cuando las variables tienen unidades distintas esta propiedad no es conveniente: si disminuimos la escala de medida de una variable cualquiera, de manera que aumenten en magnitud sus valores numéricos (pasamos por ejemplo de medir en Km. A medir en metros), el peso de esa variable en el análisis aumentara, ya que en (2.13):

(1) su varianza será mayor y aumentara su coeficiente en el componente, a_i^2 pues contribuye más a aumentar M;

(2) sus covarianzas con todas las variables aumentarán, con el consiguiente efecto de incrementar a_i .

En resumen, cuando las escalas de medida de las variables son muy distintas, la maximización de (2.13) dependerá decisivamente de estas escalas de medida y las variables con valores más grandes tendrán más peso en el análisis.

Si queremos evitar este problema, conviene estandarizar las variables antes de calcular los componentes, de manera que las magnitudes de los valores numéricos de las variables X sean similares.

La estandarización resuelve otro posible problema. Si las variabilidades de las X son muy distintas, las variables con mayor varianza van a influir más en la determinación de la primera componente.

Este problema se evita al estandarizar las variables, ya que entonces las varianzas son la unidad, y las covarianzas son los coeficientes de correlación. La ecuación a maximizar se transforma en:

$$M' = 1 + 2 \sum_{i=1}^P \sum_{j=i+1}^P a_i a_j r_{ij} \quad (2.14)$$

siendo r_{ij} el coeficiente de correlación lineal entre las variables i y j . En consecuencia, la solución depende de las correlaciones y no de las varianzas.

Los componentes principales normados se obtienen calculando los vectores y valores propios de la matriz R , de coeficientes de correlación.

Llamando λ_p^R a las raíces características de esa matriz, que suponemos no singular, se verifica que:

$$\sum_{i=1}^p \lambda_i^R = \text{traza}(R) = p \quad (2.15)$$

Las propiedades de los componentes extraídos de R son:

1. La proporción de variación explicada por λ_p^R será:

$$\frac{\lambda_p^R}{p} \quad (2.16)$$

2. Las correlaciones entre cada componente z_j y las variables X originales vienen dados directamente por

$a'_j \sqrt{\lambda_j}$ siendo $z_j = Xa_j$.

Cuando las variables X originales están en distintas unidades conviene aplicar el análisis de la matriz de correlaciones o análisis normado.

Cuando las variables tienen las mismas unidades, ambas alternativas son posibles. Si las diferencias entre las varianzas de las variables son informativas y queremos tenerlas en cuenta en el análisis, no debemos estandarizar las variables: por ejemplo, supongamos dos índices con la misma base pero uno fluctúa mucho y el otro es casi constante.

Este hecho es informativo, y para tenerlo en cuenta no se deben estandarizar las variables, de manera que el índice de mayor variabilidad tenga más peso. Por el contrario, si las diferencias de variabilidad no son relevantes se eliminan con el análisis normado.

En caso de duda, conviene realizar ambos análisis, y seleccionar aquél que conduzca a conclusiones más informativas.

2.5.7. Interpretación de los componentes

Cuando existe una alta correlación positiva entre todas las variables, el primer componente principal tiene todas sus coordenadas del mismo signo y puede interpretarse como un promedio ponderado de todas las variables, o un factor global de “tamaño”.

Los restantes componentes se interpretan como factores “de forma” y típicamente tienen coordenadas positivas y negativas, que implica que contraponen unos grupos de variables frente a otros.

Estos factores de forma pueden frecuentemente escribirse como medias ponderadas de dos grupos de variables con distinto signo y contraponen las variables de un signo a las del otro.

La interpretación de los componentes se simplifica suponiendo que los coeficientes pequeños son cero y redondeando los coeficientes grandes para expresar el componente como cocientes, diferencias o sumas entre variables.

Estas aproximaciones son razonables si modifican poco la estructura del componente y mejoran su interpretación.

Una medida del cambio introducido al modificar un vector propio de a_i a a_{iM} es el cambio en la proporción de variabilidad explicada por el componente.

Si el valor propio asociado a a_i es λ_i , el componente explica el $\lambda_i / \sum \lambda_j$ de la variabilidad.

Si ahora modificamos el vector a a_{iM} , la varianza de la proyección de los datos sobre este componente es

$\lambda_{iM} = \mathbf{a}'_{iM} \mathbf{S} \mathbf{a}_{iM} = (\tilde{\mathbf{X}} \mathbf{a}_{iM})' (\tilde{\mathbf{X}} \mathbf{a}_{iM}) / n$ la varianza del componente, y la proporción de variabilidad explicada será $\lambda_{iM} / \sum \lambda_j$.

El cambio relativo será $(\lambda_i - \lambda_{iM}) / \lambda_i$, ya que siempre $\lambda_i \geq \lambda_{iM}$, y si este cambio es pequeño, está justificada la modificación si favorece la interpretación.

2.5.7.1. Selección del número de componentes

Se han sugerido distintas reglas para seleccionar el número de componentes:

1. Realizar un gráfico de λ_i frente a i . Comenzar seleccionando componentes hasta que los restantes tengan aproximadamente el mismo valor de λ_i .

La idea es buscar un “codo” en el gráfico, es decir, un punto a partir del cual los valores propios son aproximadamente iguales.

El criterio es quedarse con un número de componentes que excluya los asociados a valores pequeños y aproximadamente del mismo tamaño.

2. Seleccionar componentes hasta cubrir una proporción determinada de varianza, como el 80 o el 90 por 100. Esta regla es arbitraria y debe aplicarse con cierto cuidado.

Por ejemplo, es posible que un único componente de “tamaño” recoja el 90 por 100 de la variabilidad y sin embargo, pueden existir otros componentes que sean muy adecuados para explicar la “forma” de las variables.

3. Desechar aquellos componentes asociados a valores propios inferiores a una cota, que suele fijarse como la varianza media, $\sum \lambda_i/p$.

En particular, cuando se trabaja con la matriz de correlación, el valor medio de los componentes es 1, y esta regla lleva a seleccionar los valores propios mayores que la unidad.

De nuevo esta regla es arbitraria: una variable que sea independiente del resto suele llevarse un componente principal y puede tener un valor propio mayor que la unidad. Sin embargo, si está incorrelada con el resto puede ser una variable poco relevante para el análisis, y no aportar mucho a la comprensión del fenómeno global.

2.5.7.2. Representación gráfica

La interpretación de los componentes principales se favorece representando las proyecciones de las observaciones sobre un espacio de dimensión dos, definido por parejas de los componentes principales más importantes.

La proyección de cualquier observación sobre un componente es directamente el valor del componente para esa observación.

La representación habitual es tomar dos ejes ortogonales que representen los dos componentes considerados y situar cada punto sobre ese plano por sus coordenadas con relación a estos ejes, que son los valores de los dos componentes para esa observación.

La interpretación se favorece representando en el mismo plano, además de las observaciones, las variables originales.

Esto puede hacerse utilizando como coordenadas su coeficiente de correlación con cada uno de los ejes. El vector de correlaciones entre el primer componente y las variables originales viene dado por $\lambda_1^{1/2} \mathbf{a}'_1 \mathbf{D}$, donde D es una matriz diagonal cuyos términos son las inversas de las desviaciones típicas de cada variable.

La matriz de correlaciones R_{cv} entre los p componentes y las p variables tendrá como filas los términos $\lambda_j^{1/2} \mathbf{a}'_j \mathbf{D}$ y puede escribirse:

$$\mathbf{R}_{cv} = \mathbf{\Lambda}^{1/2} \mathbf{A} \mathbf{D}$$

donde A es la matriz de vectores propios, $\mathbf{\Lambda}^{1/2}$ es la matriz diagonal con términos $\sqrt{\lambda_i}$ y en el análisis normado como las variables se estandarizan a varianza unidad las correlaciones será simplemente $\mathbf{\Lambda}^{1/2} \mathbf{A}$.

Tiene la ventaja de representar las variables y las observaciones en un mismo gráfico. Conviene investigar si transformando las variables se obtiene una interpretación más simple.

Como regla general, cuando al tomar logaritmos las variables X tienen una distribución aproximadamente simétrica, conviene realizar el análisis de componentes principales sobre los logaritmos de las variables.

Es importante recordar que las covarianzas (o correlaciones) miden únicamente las relaciones lineales entre las variables. Cuando entre ellas existan relaciones fuertes no lineales el análisis de componentes principales puede dar una información muy parcial de las variables.

2.5.8. Datos atípicos

Antes de obtener los componentes principales conviene asegurarse de que no existen datos atípicos, ya que estos pueden distorsionar totalmente la matriz de covarianzas.

Para ilustrar su efecto sobre los componentes, supongamos el caso más simple en que un error de medida introduce un valor atípico grande en la primera variable.

Su efecto será aumentar mucho la varianza de esta variable y disminuir las covarianzas con las restantes, con lo que, si hacemos el atípico muy grande, la matriz S será, aproximadamente:

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \mathbf{0}' \\ \mathbf{0} & \mathbf{S}_{22} \end{bmatrix}$$

donde $\mathbf{0}' = (0, 0, \dots, 0)$.

Esta matriz tiene un vector propio $(1, 0, \dots, 0)$ unido al valor propio σ_1^2 y, si σ_1^2 es muy grande, este será el primer componente principal. Por tanto, un valor atípico suficientemente grande distorsiona todos los componentes que podemos obtener de la matriz afectada.

El resultado anterior sugiere que las componentes principales podrían utilizarse para detectar datos atípicos multivariantes, ya que un valor muy extremo se llevara un componente principal y aparecerá como extremo sobre esta componente.

2.5.9. Generalizaciones

La idea de componentes principales puede extenderse para buscar representaciones no lineales de los datos que expliquen su estructura. Este enfoque es especialmente interesante si sospechamos que los datos pueden disponerse siguiendo una determinada superficie en el espacio.

Como hemos visto, los vectores propios ligados a valores propios próximos a cero son muy importantes, porque revelan relaciones de poca variabilidad de los datos. Por ejemplo, supongamos para simplificar una variable bidimensional donde, aproximadamente, $f(x_1) + f(x_2) = c$.

Entonces, si hacemos componentes principales de las cuatro variables $(x_1, x_2, f(x_1), f(x_2))$ encontraremos un valor propio muy próximo a cero con un vector propio de la forma $(0, 0, 1, 1)$.

Generalizando esta idea, si existe una relación cualquiera no lineal entre las variables, como esta relación podemos aproximarla por una relación polinómica.

$$f(x_1, \dots, x_p) = \sum a_i x_i + \sum b_{ij} x_i x_j + \sum c_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

si incluimos nuevas variables adicionales como x_1^2, \dots, x_p^2 o productos de variables $x_1 x_2$, etc., y extraemos los componentes principales de la matriz de correlaciones entre todas estas variables, si los puntos tienen una relación no lineal ésta se detectará ligada a un valor propio próximo a cero. Este enfoque se conoce a veces como componentes principales generalizados.

El inconveniente de introducir nuevas variables, transformaciones de las iniciales, es que inmediatamente aumenta mucho la dimensión del problema, con lo que si la muestra no es muy grande podemos tener una matriz de correlaciones singular.

Por otro lado, la interpretación de los resultados de este análisis, salvo en casos muy especiales, no suele ser fácil, con lo que esta herramienta se utiliza poco en la exploración de datos multivariantes.

2.6. Escala de Likert

Este método fue desarrollado por Rensis Likert y consiste en un conjunto de ítems presentados en forma de afirmaciones o juicios ante los cuales se pide la reacción de los sujetos a los que se administra.

Se presenta cada afirmación y se pide al sujeto que externé su reacción eligiendo uno de los cinco puntos de la escala. A cada punto se le asigna un valor numérico.

Así el sujeto obtiene una puntuación respecto a la afirmación y al final se obtiene su puntuación total sumando las puntuaciones obtenidas en relación a todas las afirmaciones.

Las afirmaciones califican al objeto de actitud que está midiendo y deben expresar solo una relación lógica. Es muy recomendable que no excedan aproximadamente las 20 palabras.

2.6.1. Dirección de las afirmaciones

Las afirmaciones pueden tener dirección: favorable o positiva y desfavorables o negativa. Y esta dirección es muy importante para saber cómo se codifican las alternativas de respuesta.

Si la afirmación es positiva, significa que califica favorablemente al objeto de actitud y entre los sujetos estén mas de acuerdo con la afirmación, su actitud es más favorable. Por lo tanto, cuando las afirmaciones son positivas se califican comúnmente de la siguiente manera:

- (5) Muy de acuerdo
- (4) De acuerdo
- (3) Ni de acuerdo ni en desacuerdo
- (2) En desacuerdo
- (1) Muy en desacuerdo.

Si la afirmación es negativa significa que califica desfavorablemente al objeto de actitud y entre los sujetos estén mas de acuerdo con la afirmación, su actitud es menos favorable, estos es mas desfavorable.

- (1) Muy de acuerdo
- (2) De acuerdo
- (3) Ni de acuerdo ni en desacuerdo
- (4) En desacuerdo
- (5) Muy en desacuerdo

2.6.2. Forma de obtener las puntuaciones

Las puntuaciones de las escalas de Likert se obtienen sumando los valores obtenidos respecto a cada frase. Por ellos se le denomina escala aditiva.

Si los respondientes tienen poca capacidad de discriminar pueden incluirse dos o tres categorías. Por el contrario, se son personas con un nivel educativo elevado y capacidad de discriminación, pueden incluirse siete categorías.

Pero en el caso anterior, debe recalcarse que el número de categorías de respuesta debe ser el mismo para todos los ítems, si son tres, son tres para todos los ítems, etc.

Un aspecto muy importante de la escala de Likert es que asume que los ítems o afirmaciones miden la actitud hacia un mismo objeto subyacente. Si se van a medir actitudes hacia varios objetos, deberá incluirse una escala por objeto aunque se presente conjuntamente, pero se califican por separado.

Una puntuación se considera alta o baja según el número de ítems o afirmaciones, por ejemplo en una escala de ocho ítems, la escala mínima es de ocho (1+1+1+1+1+1+1+1) y la máxima es de 40 (5+5+5+5+5+5+5+5).

En la escala de Likert a veces se califica el promedio obtenido en la escala mediante la sencilla fórmula PT/NT , donde PT es la puntuación total en la escala y NT es el número de las afirmaciones y entonces una puntuación se analiza en continuo de 1 al 5.

La escala de Likert es en estricto sentido, una medición ordinal, sin embargo es común que se le trabaje como si fuera de intervalo.

2.6.3. Como se construye una escala de Likert

Una escala de Likert se construye generando un elevado número de afirmaciones que califiquen el objeto de actitud y se administran a un grupo piloto para obtener las puntuaciones del grupo en cada afirmación.

Estas puntuaciones se correlacionan con las puntuaciones del grupo a toda la escala (la suma de las puntuaciones de todas las afirmaciones), y las afirmaciones cuyas puntuaciones se correlacionan significativamente con las puntuaciones de toda la escala, se seleccionan para integrar el instrumento de medición. Así mismo, debe calcularse la confiabilidad y validez de la escala.

2.6.4. Maneras de aplicar la escala

Existen dos formas básicas de aplicar una escala de Likert. La primera es de una manera auto administrado: se le entrega la escala al respondiente y este marca respecto a cada afirmación, la categoría que mejor describe su reacción o respuesta. Es decir, marcan su respuesta.

La otra forma es la entrevista, un entrevistador lee las afirmaciones y alternativas de respuesta al sujeto y anota lo que le conteste. Cuando se aplica vía entrevista, es muy necesario que le entregue al respondiente una tarjeta donde se muestran las alternativas de respuesta o categorías.

Al construir una escala de Likert debemos asegurar que las afirmaciones y alternativas de respuesta serán comprendidas por los sujetos a los que se le aplicara y que estos tendrán la capacidad de discriminación requerida.

CAPITULO 3

3. DETERMINACIÓN DE LAS VARIABLES QUE SON MOTIVO DE INVESTIGACIÓN

3.1. Definición de las observaciones

Para el desarrollo del presente trabajo se utilizó la base de datos de SAGEMAR S.A. correspondiente al año 2003 y el estudio se lo realizó en los puertos en los cuales esta prestó servicio como son:

- Guayaquil (APG y Río)
- Puerto Bolívar (APB)
- Esmeraldas (APE)

Se consideraron a los 19 clientes fijos existentes hasta el año 2003 y se incluyeron a los clientes esporádicos que tuvo la empresa agrupándolos en una sola observación.

Es decir que en total existirán 20 observaciones, las cuales son las siguientes:

1. NAVESMAR
2. NAVELAT
3. TERMINAVES
4. INCHAPE SHIPPING
5. ECUAGENTS
6. TRANSFRIGO
7. GEMAR
8. NAVISUR
9. BADEMAR
10. MAERSK
11. EVER GREEN
12. TRANSEC
13. REMAR
14. TRANSOCEANICA
15. INVESTAMAR
16. SAN LUCAS

17. CARVIGO
18. MARGLOBAL
19. TRANSMABO
20. CLIENTES ESPORADICOS

3.2. Definición de las variables

En este capítulo se describen las variables que se han considerado relevantes para el estudio de este trabajo, para determinar esas variables se consulto a la Alta Dirección de SAGEMAR S.A.

En estas entrevistas se les consultó ¿Qué es lo que ellos querían lograr de su organización?, ¿Qué información ellos consideraban necesaria para la investigación?, gracias a la colaboración que se obtuvo de ellos llegamos a las variables que se estudian.

En el **ANEXO A** podrá encontrarse definiciones sobre las variables.

- | | |
|----------------|----------------|
| X ₁ | Minutos |
| X ₂ | Buques |
| X ₃ | Remolcadores |
| X ₄ | TRB Facturado |
| X ₅ | TRB Movilizado |
| X ₆ | Faenas |
| X ₇ | Maniobras |

- X₈ Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes
- X₉ Seguridad en la operación del remolcador
- X₁₀ Destreza en las faenas ejecutadas
- X₁₁ Tiempo de respuesta al requerimiento
- X₁₂ Comunicaciones remolcador-práctico
- X₁₃ Atención de nuestro personal
- X₁₄ Servicio prestado.

3.2.1. X_1 Minutos

Esta variable nos indica el tiempo total en minutos que utilizaron las agencias en las diferentes Autoridades Portuarias del país al realizar las respectivas maniobras para sus servicios.

En la tabla 3.2.1. se puede observar que la agencia TRANSMABO utilizó 26.819 minutos de maniobras, esta agencia representa el cliente que más tiempo utilizó los servicios con un 17,30%, esto nos quiere decir que de cada 100 minutos que se realizan maniobras 17,3 minutos se los realiza a la agencia TRANSMABO.

De la misma forma se puede observar que la agencia NAVESMAR utilizó 1.105 minutos de maniobras, esta agencia representa el cliente que menos tiempo utilizó los servicios con un 0,7%, esto nos quiere decir que de cada 100 minutos que se realizan maniobras 0,7 minutos se los realiza a NAVESMAR.

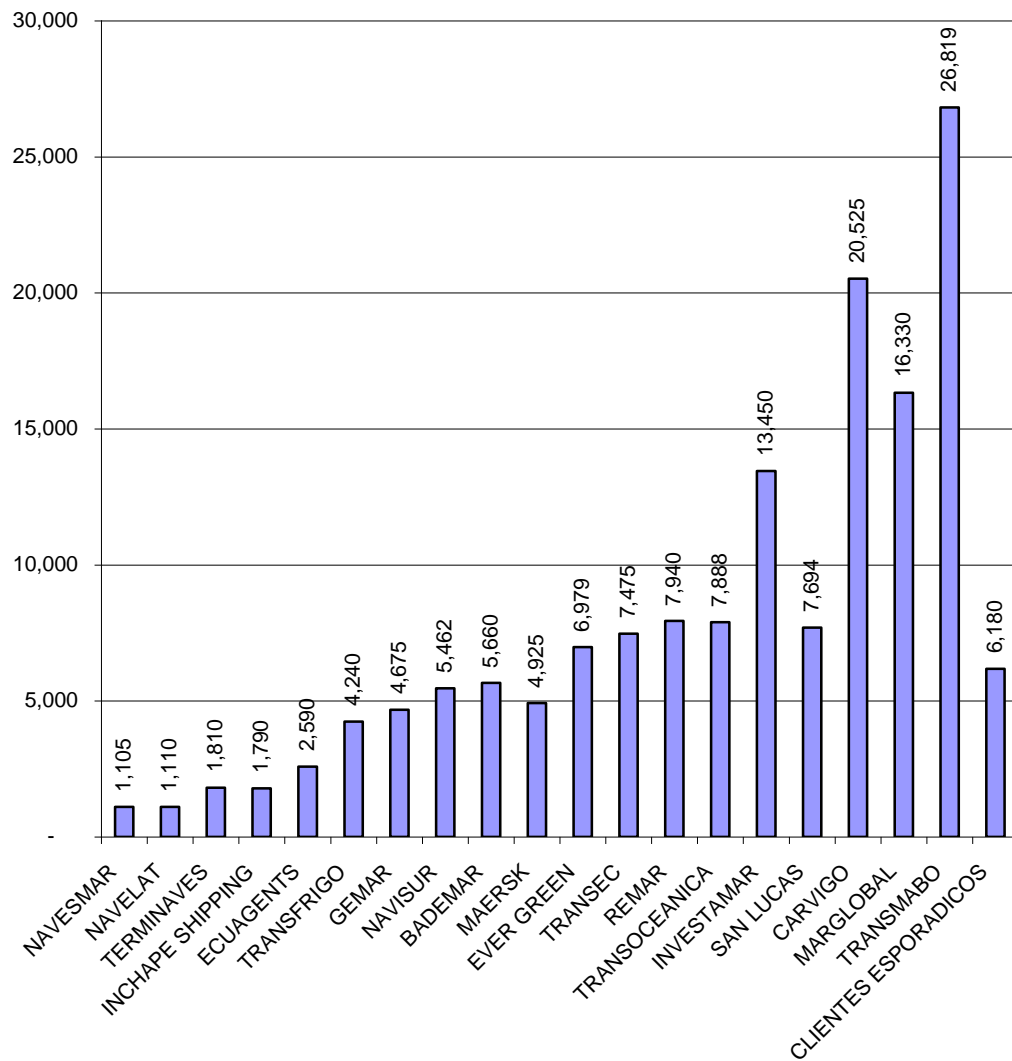
Tabla 3.2.1.**Tabla de Frecuencia de la variable X_1 Minutos**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | FRECUENCIA RELATIVA |
|----------------------|-------------------|--------------------------------|
| NAVESMAR | 1,105 | 0.007 |
| NAVELAT | 1,110 | 0.007 |
| TERMINAVES | 1,810 | 0.012 |
| INCHAPE SHIPPING | 1,790 | 0.012 |
| ECUAGENTS | 2,590 | 0.017 |
| TRANSFRIGO | 4,240 | 0.027 |
| GEMAR | 4,675 | 0.030 |
| NAVISUR | 5,462 | 0.035 |
| BADEMAR | 5,660 | 0.037 |
| MAERSK | 4,925 | 0.032 |
| EVER GREEN | 6,979 | 0.045 |
| TRANSEC | 7,475 | 0.048 |
| REMAR | 7,940 | 0.051 |
| TRANSOCEANICA | 7,888 | 0.051 |
| INVESTAMAR | 13,450 | 0.087 |
| SAN LUCAS | 7,694 | 0.050 |
| CARVIGO | 20,525 | 0.133 |
| MARGLOBAL | 16,330 | 0.106 |
| TRANSMABO | 26,819 | 0.173 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 6,180 | 0.040 |
| TOTAL | 154,647 | 1.000 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.1.

Histograma de la variable X_1 Minutos

3.2.2. X_2 Buques

Esta variable nos indica el número de buques que utilizaron las agencias en las diferentes maniobras realizadas por los remolcadores de SAGEMAR S.A.

En la tabla 3.2.2. se puede observar que la agencia CARVIGO utilizó 89 buques para la realización de las maniobras, esta agencia representa el cliente que más buques utilizó con un 16,5%, esto nos quiere decir que de cada 100 buques que los remolcadores de SAGEMAR S.A. realizan maniobras 16,5 son de la agencia CARVIGO.

De la misma forma se puede observar que la agencia TERMINAVES utilizó apenas 1 buque, esta agencia representa el cliente que menos buques utilizó para las diferentes maniobras realizadas por los remolcadores de SAGEMAR S.A. con un 0,002%, esto nos quiere decir que de cada 100 buques que se realizan maniobras 0,2 buques pertenecen a la agencia TERMINAVES.

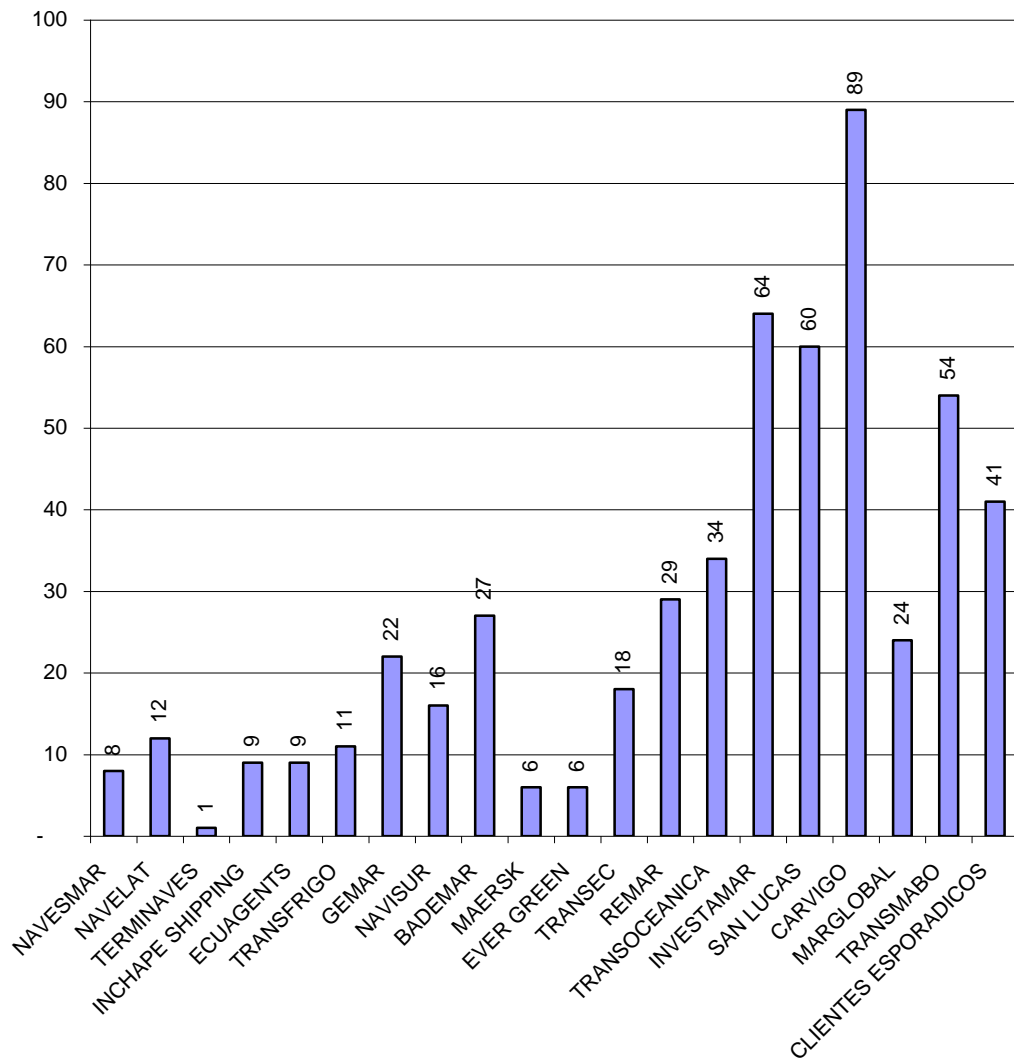
Tabla 3.2.2.**Tabla de Frecuencia de la variable X₂ Buques**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | FRECUENCIA RELATIVA |
|----------------------|-------------------|--------------------------------|
| NAVESMAR | 8 | 0.015 |
| NAVELAT | 12 | 0.022 |
| TERMINAVES | 1 | 0.002 |
| INCHAPE SHIPPING | 9 | 0.017 |
| ECUAGENTS | 9 | 0.017 |
| TRANSFRIGO | 11 | 0.020 |
| GEMAR | 22 | 0.041 |
| NAVISUR | 16 | 0.030 |
| BADEMAR | 27 | 0.050 |
| MAERSK | 6 | 0.011 |
| EVER GREEN | 6 | 0.011 |
| TRANSEC | 18 | 0.033 |
| REMAR | 29 | 0.054 |
| TRANSOCEANICA | 34 | 0.063 |
| INVESTAMAR | 64 | 0.119 |
| SAN LUCAS | 60 | 0.111 |
| CARVIGO | 89 | 0.165 |
| MARGLOBAL | 24 | 0.044 |
| TRANSMABO | 54 | 0.100 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 41 | 0.076 |
| TOTAL | 540 | 1.000 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.2.

Histograma de la variable X₂ Buques

3.2.3. X₃ Remolcadores

Esta variable nos indica el número de remolcadores que utilizó SAGEMAR S.A., al momento de realizar las maniobras a las agencias.

En la tabla 3.2.3. se puede observar que la agencia TRANSMABO utilizó 849 remolcadores para la realización de las maniobras, esta agencia representa el cliente que más remolcadores utilizó con un 23,3%, esto nos quiere decir que de cada 100 remolcadores usados de SAGEMAR S.A. 23,3 son usados por la agencia TRANSMABO.

De la misma forma se puede observar que la agencia NAVELAT utilizó 25 remolcadores, esta agencia representa el cliente que menos remolcadores utilizó con un 0,007%, esto nos quiere decir que de cada 100 remolcadores usados de SAGEMAR S.A. 0,7 son usados por la agencia NAVELAT.

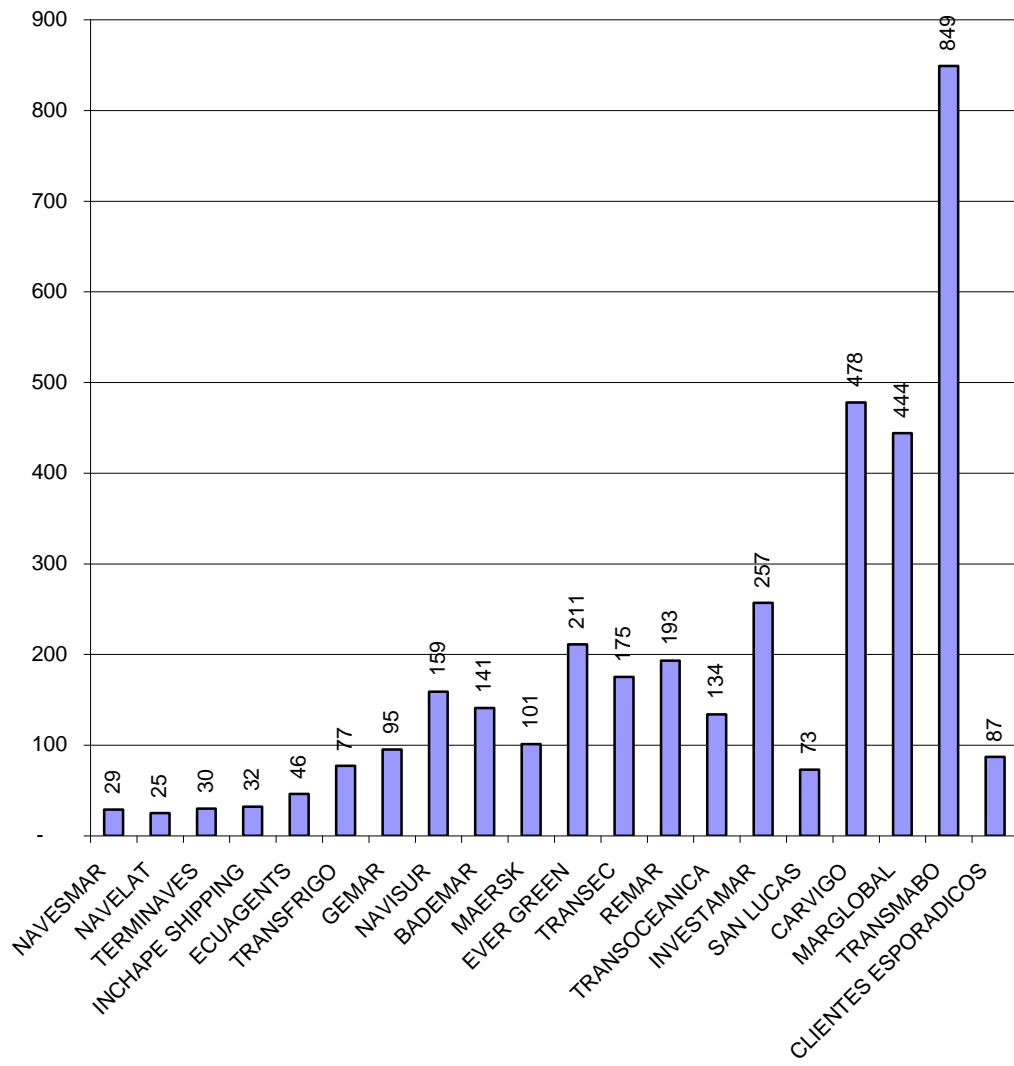
Tabla 3.2.3.**Tabla de Frecuencia de la variable X_3 Remolcadores**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | FRECUENCIA RELATIVA |
|----------------------|-------------------|--------------------------------|
| NAVESMAR | 29 | 0.008 |
| NAVELAT | 25 | 0.007 |
| TERMINAVES | 30 | 0.008 |
| INCHAPE SHIPPING | 32 | 0.009 |
| ECUAGENTS | 46 | 0.013 |
| TRANSFRIGO | 77 | 0.021 |
| GEMAR | 95 | 0.026 |
| NAVISUR | 159 | 0.044 |
| BADEMAR | 141 | 0.039 |
| MAERSK | 101 | 0.028 |
| EVER GREEN | 211 | 0.058 |
| TRANSEC | 175 | 0.048 |
| REMAR | 193 | 0.053 |
| TRANSOCEANICA | 134 | 0.037 |
| INVESTAMAR | 257 | 0.071 |
| SAN LUCAS | 73 | 0.020 |
| CARVIGO | 478 | 0.131 |
| MARGLOBAL | 444 | 0.122 |
| TRANSMABO | 849 | 0.233 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 87 | 0.024 |
| TOTAL | 3,636 | 1.000 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.3.

Histograma de la variable X_3 Remolcadores

3.2.4. X₄ TRB Facturado

Esta variable nos indica el número de Tonelaje de Registro Bruto (TRB) que se facturó en el 2003 a cada una de las agencias en los diferentes puertos del país. El Tonelaje de Registro Bruto o TRB en su forma abreviada es el peso que registran los barcos a quienes se les realizan las diferentes maniobras.

En la tabla 3.2.4. se puede observar que la agencia TRANSMABO utilizó un TRB de 7.846.843 para la realización de las maniobras, esta agencia representa el cliente que más TRB facturo con un 18,9%, esto nos quiere decir que de cada 100 TRB facturado por SAGEMAR S.A. a las agencias, 18,9 se los factura a la agencia TRANSMABO.

De la misma forma se puede observar que la agencia NAVELAT utilizo un TRB de 313.492 para la realización de las maniobras, esta agencia representa el cliente que menos TRB facturó con un 0,8% esto nos quiere decir que de cada 100 TRB facturados por SAGEMAR S.A. a las agencias, 0,8 se los factura a la agencia NAVELAT. .

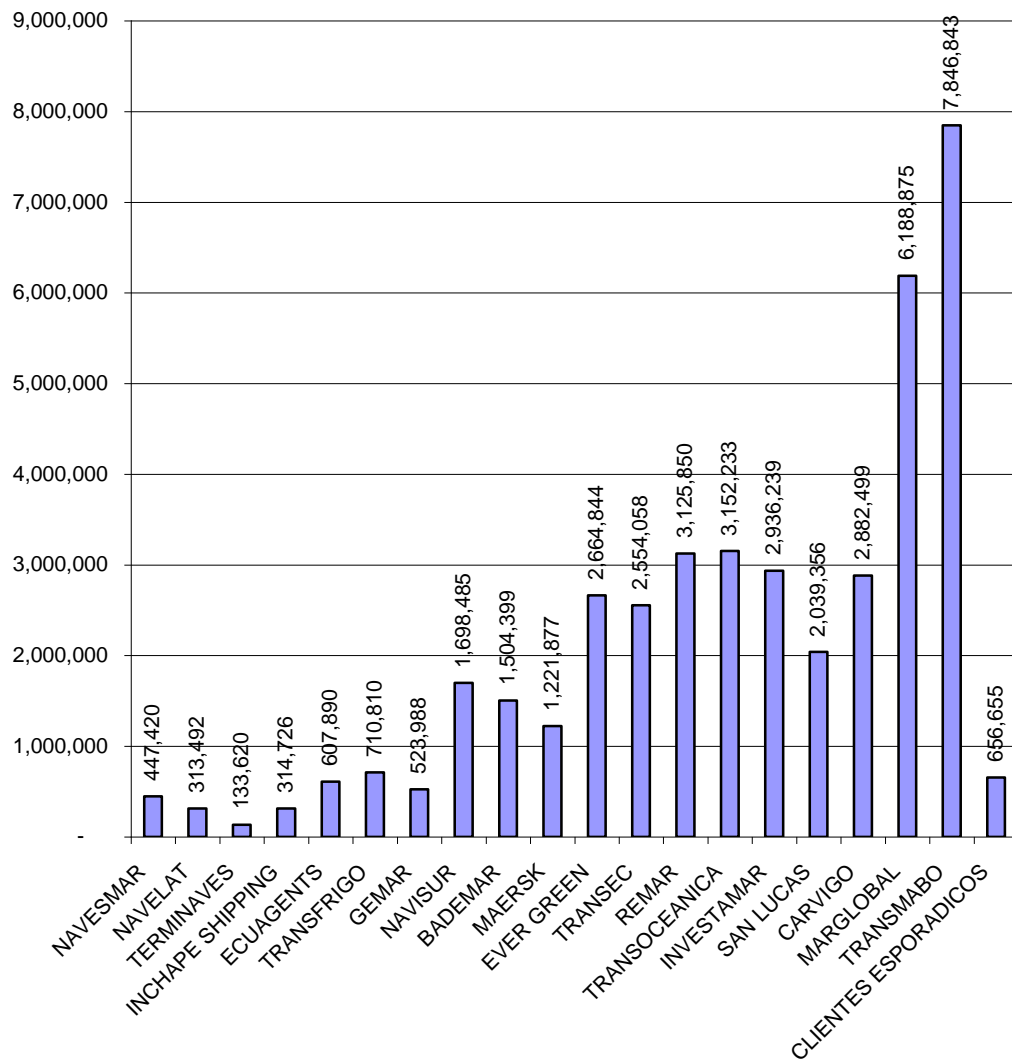
Tabla 3.2.4.**Tabla de Frecuencia de la variable X₄ TRB Facturado**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | FRECUENCIA RELATIVA |
|----------------------|-------------------|--------------------------------|
| NAVESMAR | 447,420 | 0.011 |
| NAVELAT | 313,492 | 0.008 |
| TERMINAVES | 133,620 | 0.003 |
| INCHAPE SHIPPING | 314,726 | 0.008 |
| ECUAGENTS | 607,890 | 0.015 |
| TRANSFRIGO | 710,810 | 0.017 |
| GEMAR | 523,988 | 0.013 |
| NAVISUR | 1,698,485 | 0.041 |
| BADEMAR | 1,504,399 | 0.036 |
| MAERSK | 1,221,877 | 0.029 |
| EVER GREEN | 2,664,844 | 0.064 |
| TRANSEC | 2,554,058 | 0.062 |
| REMAR | 3,125,850 | 0.075 |
| TRANSOCEANICA | 3,152,233 | 0.076 |
| INVESTAMAR | 2,936,239 | 0.071 |
| SAN LUCAS | 2,039,356 | 0.049 |
| CARVIGO | 2,882,499 | 0.069 |
| MARGLOBAL | 6,188,875 | 0.149 |
| TRANSMABO | 7,846,843 | 0.189 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 656,655 | 0.016 |
| TOTAL | 41,524,159 | 1.000 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.4.

Histograma de la variable X_4 TRB Facturado

3.2.5. X₉ TRB Movilizado

Esta variable nos indica el número de Tonelaje de Registro Bruto (TRB) que se movilizó en el 2003 a cada una de las agencias en los diferentes puertos del país. El Tonelaje de Registro Bruto o TRB en su forma abreviada es el peso que registran los barcos a quienes se les realizan las diferentes maniobras.

En la tabla 3.2.5. se puede observar que a la agencia TRANSMABO se movilizó un TRB de 6.100.669, esta agencia representa el cliente que más TRB movilizó con un 18,8%, esto nos quiere decir que de cada 100 TRB movilizados por SAGEMAR S.A. a las agencias, 18,8 se los movilizó a la agencia TRANSMABO.

De la misma forma se puede observar que a la agencia NAVELAT se movilizó un TRB de 187.778, esta agencia representa el cliente que menos TRB movilizó con un 0,6% esto nos quiere decir que de cada 100 TRB movilizados por SAGEMAR S.A. a las agencias, 0,6 se los movilizó a la agencia NAVELAT. .

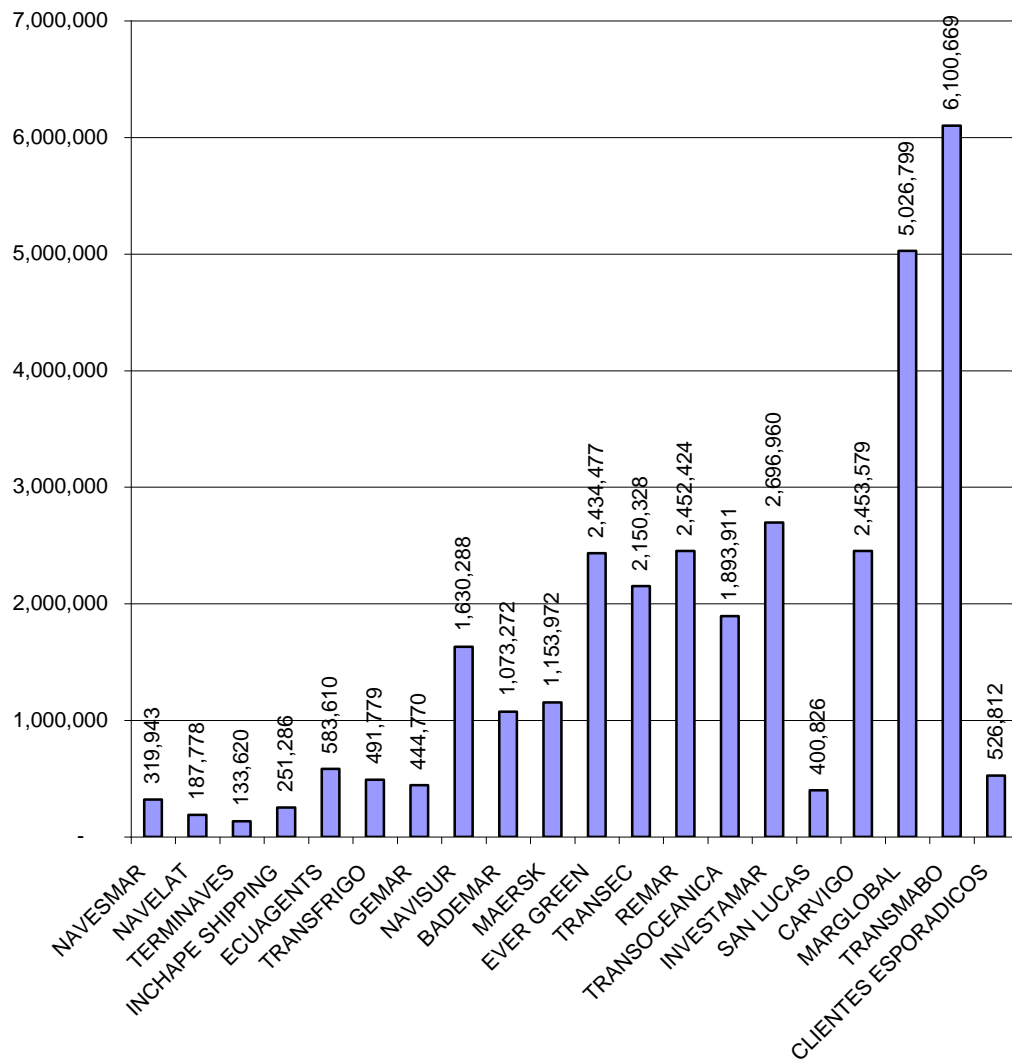
Tabla 3.2.5.**Tabla de Frecuencia de la variable X₅ TRB Movilizado**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | FRECUENCIA RELATIVA |
|----------------------|-------------------|--------------------------------|
| NAVESMAR | 319,943 | 0.010 |
| NAVELAT | 187,778 | 0.006 |
| TERMINAVES | 133,620 | 0.004 |
| INCHAPE SHIPPING | 251,286 | 0.008 |
| ECUAGENTS | 583,610 | 0.018 |
| TRANSFRIGO | 491,779 | 0.015 |
| GEMAR | 444,770 | 0.014 |
| NAVISUR | 1,630,288 | 0.050 |
| BADEMAR | 1,073,272 | 0.033 |
| MAERSK | 1,153,972 | 0.036 |
| EVER GREEN | 2,434,477 | 0.075 |
| TRANSEC | 2,150,328 | 0.066 |
| REMAR | 2,452,424 | 0.076 |
| TRANSOCEANICA | 1,893,911 | 0.058 |
| INVESTAMAR | 2,696,960 | 0.083 |
| SAN LUCAS | 400,826 | 0.012 |
| CARVIGO | 2,453,579 | 0.076 |
| MARGLOBAL | 5,026,799 | 0.155 |
| TRANSMABO | 6,100,669 | 0.188 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 526,812 | 0.016 |
| TOTAL | 32,407,099 | 1.000 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.5.

Histograma de la variable X₅ TRB Movilizado

3.2.6. X₆ Faenas

Esta variable nos indica el número de faenas realizadas por los remolcadores de SAGEMAR S.A. a cada una de las agencias en los diferentes puertos del país.

En la tabla 3.2.6. se puede observar que la agencia TRANSMABO realizó un total de 901 faenas, esta agencia representa el cliente que más faenas realizó con un 25,1%, esto nos quiere decir que de cada 100 faenas realizadas por SAGEMAR S.A. a las agencias, 25,1 se las realizó a la agencia TRANSMABO.

De la misma forma se puede observar que la agencia NAVESMAR realizó un total de 23 faenas, esta agencia representa el cliente que menos faenas realizó con un 0,6% esto nos quiere decir que de cada 100 faenas realizadas por SAGEMAR S.A. a las agencias, 0,6 se los realiza a la agencia NAVESMAR.

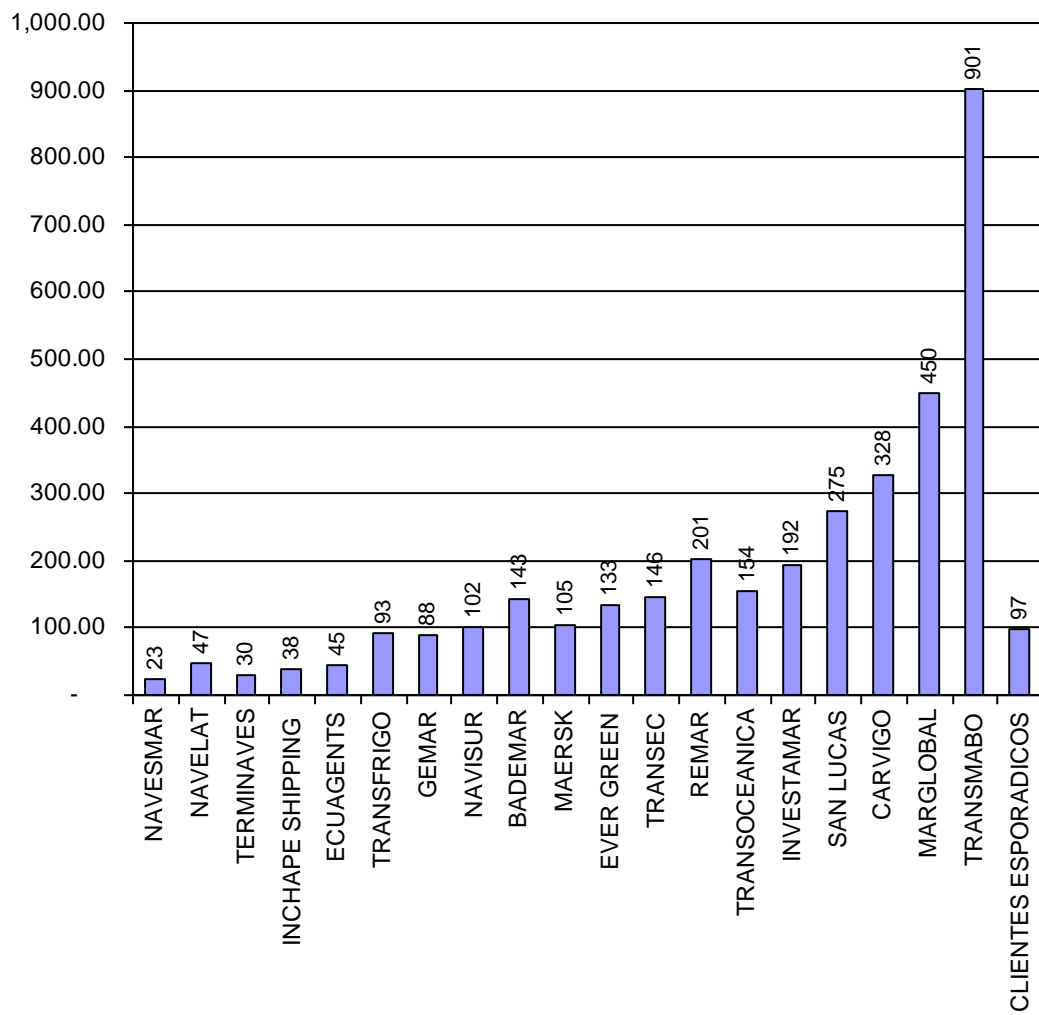
Tabla 3.2.6.**Tabla de Frecuencia de la variable X_6 Faenas**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | FRECUENCIA RELATIVA |
|----------------------|-------------------|--------------------------------|
| NAVESMAR | 23 | 0.006 |
| NAVELAT | 47 | 0.013 |
| TERMINAVES | 30 | 0.008 |
| INCHAPE SHIPPING | 38 | 0.011 |
| ECUAGENTS | 45 | 0.013 |
| TRANSFRIGO | 93 | 0.026 |
| GEMAR | 88 | 0.025 |
| NAVISUR | 102 | 0.028 |
| BADEMAR | 143 | 0.040 |
| MAERSK | 105 | 0.029 |
| EVER GREEN | 133 | 0.037 |
| TRANSEC | 146 | 0.041 |
| REMAR | 201 | 0.056 |
| TRANSOCEANICA | 154 | 0.043 |
| INVESTAMAR | 192 | 0.053 |
| SAN LUCAS | 275 | 0.077 |
| CARVIGO | 328 | 0.091 |
| MARGLOBAL | 450 | 0.125 |
| TRANSMABO | 901 | 0.251 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 97 | 0.027 |
| TOTAL | 3,591 | 1.000 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.6.

Histograma de la variable X_6 Faenas

3.2.7. X₇ Maniobras

Esta variable nos indica el número de maniobras realizadas por los remolcadores de SAGEMAR S.A. a cada una de las agencias en los diferentes puertos del país.

En la tabla 3.2.7. se puede observar que a la agencia TRANSMABO realizó un total de 645 maniobras, esta agencia representa el cliente que más maniobras realizó con un 22,10%, esto nos quiere decir que de cada 100 maniobras realizadas por SAGEMAR S.A. a las agencias, 22,10 se las realizó a la agencia TRANSMABO.

De la misma forma se puede observar que a la agencia NAVESMAR realizó un total de 22 maniobras, esta agencia representa el cliente que menos maniobras realizó con un 0,8% esto nos quiere decir que de cada 100 maniobras realizadas por SAGEMAR S.A. a las agencias, 0,8 se los realiza a la agencia NAVESMAR.

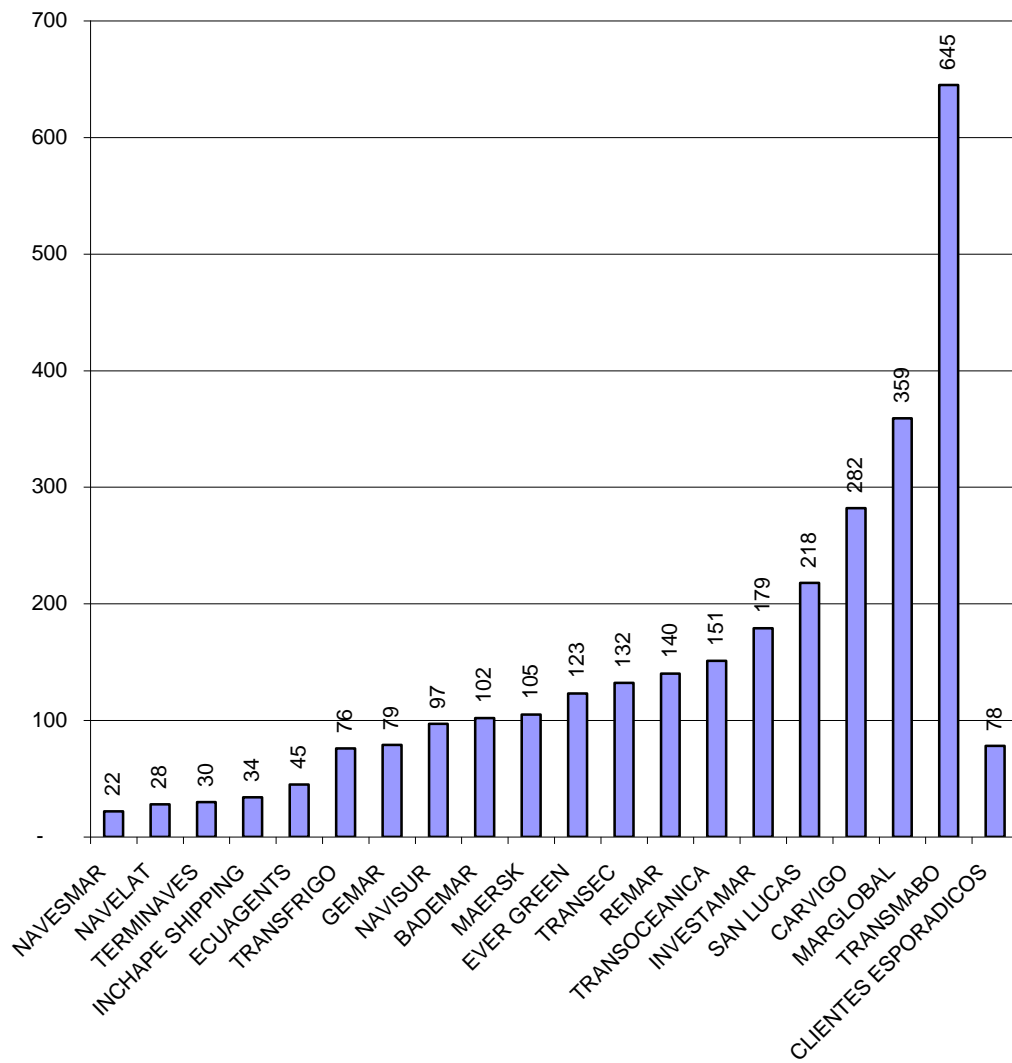
Tabla 3.2.7.**Tabla de Frecuencia de la variable X₇ Maniobras**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | FRECUENCIA RELATIVA |
|----------------------|-------------------|--------------------------------|
| NAVESMAR | 22 | 0.008 |
| NAVELAT | 28 | 0.010 |
| TERMINAVES | 30 | 0.010 |
| INCHAPE SHIPPING | 34 | 0.012 |
| ECUAGENTS | 45 | 0.015 |
| TRANSFRIGO | 76 | 0.026 |
| GEMAR | 79 | 0.027 |
| NAVISUR | 97 | 0.033 |
| BADEMAR | 102 | 0.035 |
| MAERSK | 105 | 0.036 |
| EVER GREEN | 123 | 0.042 |
| TRANSEC | 132 | 0.045 |
| REMAR | 140 | 0.048 |
| TRANSOCEANICA | 151 | 0.052 |
| INVESTAMAR | 179 | 0.061 |
| SAN LUCAS | 218 | 0.075 |
| CARVIGO | 282 | 0.096 |
| MARGLOBAL | 359 | 0.123 |
| TRANSMABO | 645 | 0.221 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 78 | 0.027 |
| TOTAL | 2,925 | 1.000 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.7.

Histograma de la variable X_7 Maniobras

3.2.8. X₈ Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes.

Esta variable nos indica el grado de atención a las quejas, reclamos o inquietudes que calificaron las agencias, en una encuesta de satisfacción al cliente que se realizó con el fin de poder conocer e identificar las oportunidades de mejora, para de esta forma poder medir el grado de satisfacción de los clientes.

En la tabla 3.2.8. se puede observar que la agencia INCHAPE SHIPPING y SAN LUCAS fueron las agencias que mejor calificaron con un puntaje equivalente al 100%, se puede interpretar entonces que las quejas, reclamos e inquietudes a estas agencias son realizados en forma oportuna.

De la misma forma se observa que la agencia INVESTAMAR es entre todas las agencias encuestadas las que menos calificó con un puntaje equivalente al 60%, se podría interpretar que la atención a las quejas, reclamos e inquietudes de esta agencia es aceptable.

Tabla 3.2.8.

Tabla de Frecuencia de la variable X_8 Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes

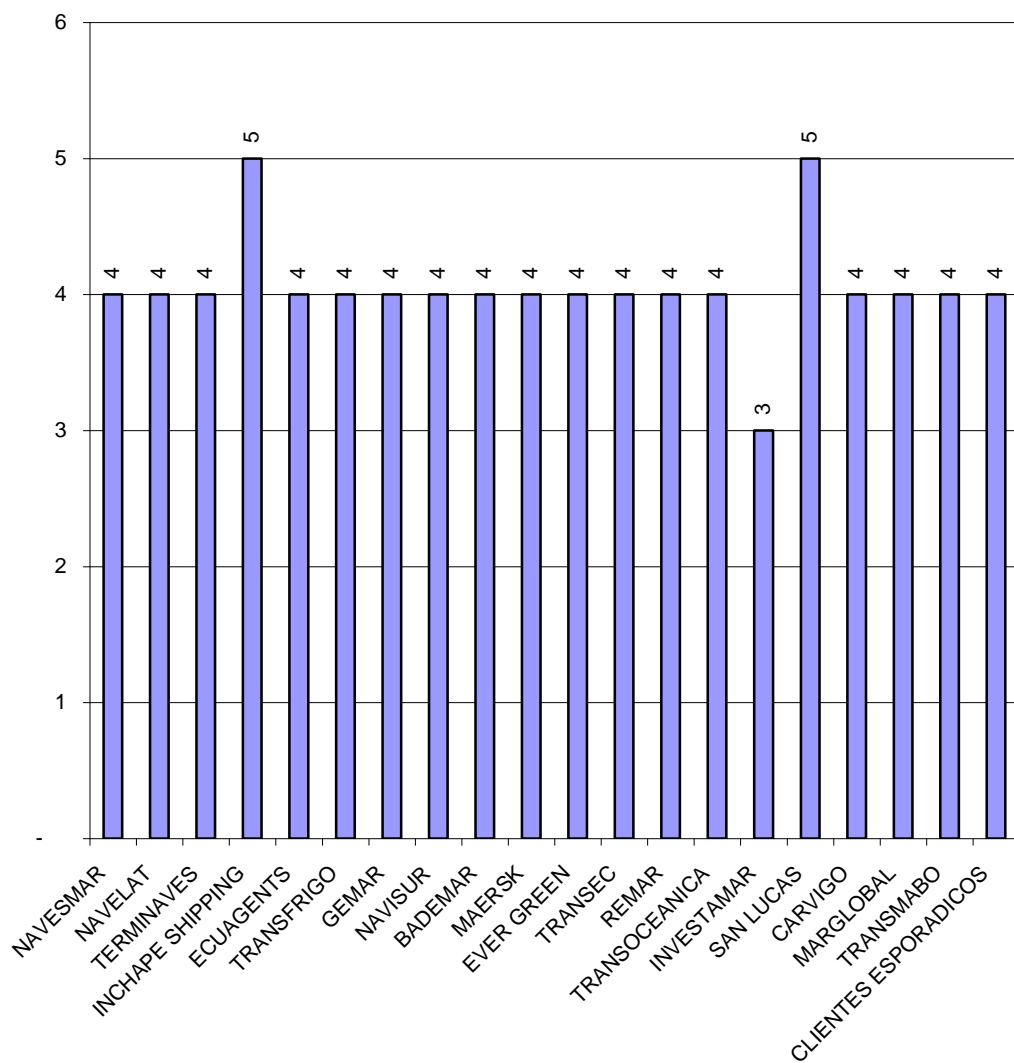
(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | % |
|----------------------|-------------------|----------|
| NAVESMAR | 4 | 0.80 |
| NAVELAT | 4 | 0.80 |
| TERMINAVES | 4 | 0.80 |
| INCHAPE SHIPPING | 5 | 1.00 |
| ECUAGENTS | 4 | 0.80 |
| TRANSFRIGO | 4 | 0.80 |
| GEMAR | 4 | 0.80 |
| NAVISUR | 4 | 0.80 |
| BADEMAR | 4 | 0.80 |
| MAERSK | 4 | 0.80 |
| EVER GREEN | 4 | 0.80 |
| TRANSEC | 4 | 0.80 |
| REMAR | 4 | 0.80 |
| TRANSOCEANICA | 4 | 0.80 |
| INVESTAMAR | 3 | 0.60 |
| SAN LUCAS | 5 | 1.00 |
| CARVIGO | 4 | 0.80 |
| MARGLOBAL | 4 | 0.80 |
| TRANSMABO | 4 | 0.80 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 4 | 0.80 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.8.

Histograma de la variable X_8 Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes



3.2.9. X₉ Seguridad en la operación del remolcador

Esta variable nos indica el grado de seguridad en la operación del remolcador que calificaron las agencias, en una encuesta de satisfacción al cliente que se realizó con el fin de poder conocer e identificar las oportunidades de mejora, para de esta forma poder medir el grado de satisfacción de los clientes.

En la tabla 3.2.9. se puede observar que las agencias: INCHAPE SHIPPING, TRANSFRIGO, GEMAR, NAVISUR, EVER GREEN, REMAR, TRANSOCEANICA, y TRANSMABO fueron las agencias que mejor calificaron con un puntaje equivalente al 100%, se puede interpretar entonces que las medidas de seguridad en la operación de los remolcadores a estas agencias son excelentemente realizadas.

De la misma forma se observa que a las demás agencias encuestadas la seguridad en la operación de los remolcadores es realizada en forma buena.

Tabla 3.2.9.

**Tabla de Frecuencia de la variable X₉ Seguridad en la
operación del remolcador**

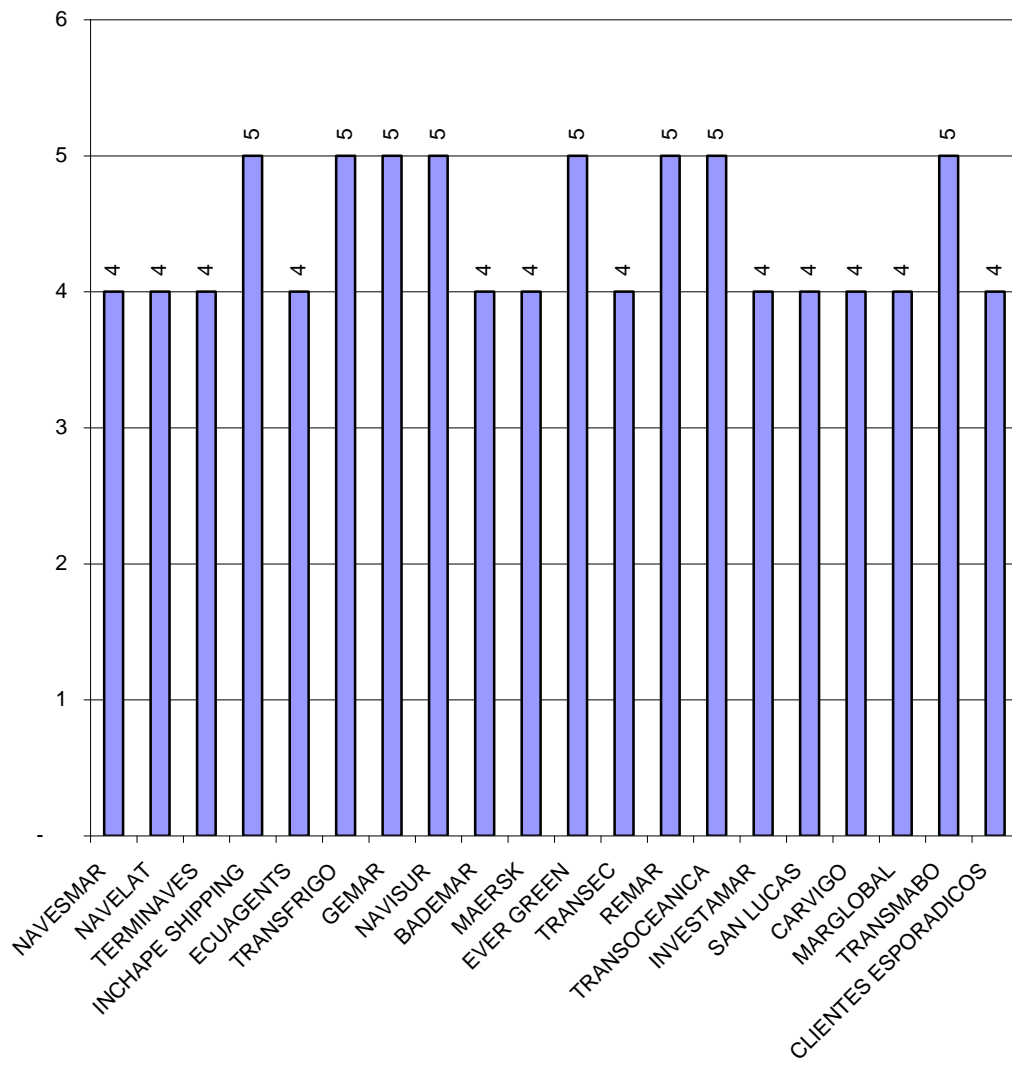
(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | % |
|----------------------|-------------------|----------|
| NAVESMAR | 4 | 0.80 |
| NAVELAT | 4 | 0.80 |
| TERMINAVES | 4 | 0.80 |
| INCHAPE SHIPPING | 5 | 1.00 |
| ECUAGENTS | 4 | 0.80 |
| TRANSFRIGO | 5 | 1.00 |
| GEMAR | 5 | 1.00 |
| NAVISUR | 5 | 1.00 |
| BADEMAR | 4 | 0.80 |
| MAERSK | 4 | 0.80 |
| EVER GREEN | 5 | 1.00 |
| TRANSEC | 4 | 0.80 |
| REMAR | 5 | 1.00 |
| TRANSOCEANICA | 5 | 1.00 |
| INVESTAMAR | 4 | 0.80 |
| SAN LUCAS | 4 | 0.80 |
| CARVIGO | 4 | 0.80 |
| MARGLOBAL | 4 | 0.80 |
| TRANSMABO | 5 | 1.00 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 4 | 0.80 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.9.

Histograma de la variable X_9 Seguridad en la operación del remolcador



3.2.10. X₁₀ Destreza en las faenas ejecutadas

Esta variable nos indica el grado de destreza en las faenas ejecutadas que calificaron las agencias, en una encuesta de satisfacción al cliente que se realizó con el fin de poder conocer e identificar las oportunidades de mejora, para de esta forma poder medir el grado de satisfacción de los clientes.

En la tabla 3.2.10. se puede observar que las agencias: INCHAPE SHIPPING, GEMAR, NAVISUR, REMAR y TRANSMABO fueron las agencias que mejor calificaron con un puntaje equivalente al 100%, se puede interpretar entonces que la destreza en las faenas ejecutadas por los remolcadores a estas agencias son excelentemente realizados.

De la misma forma se observa que la agencia INVESTAMAR es entre todas las agencias encuestadas las que menos calificó con un puntaje equivalente al 40%, se podría interpretar que la destreza en las faenas ejecutadas a esta agencia es regular.

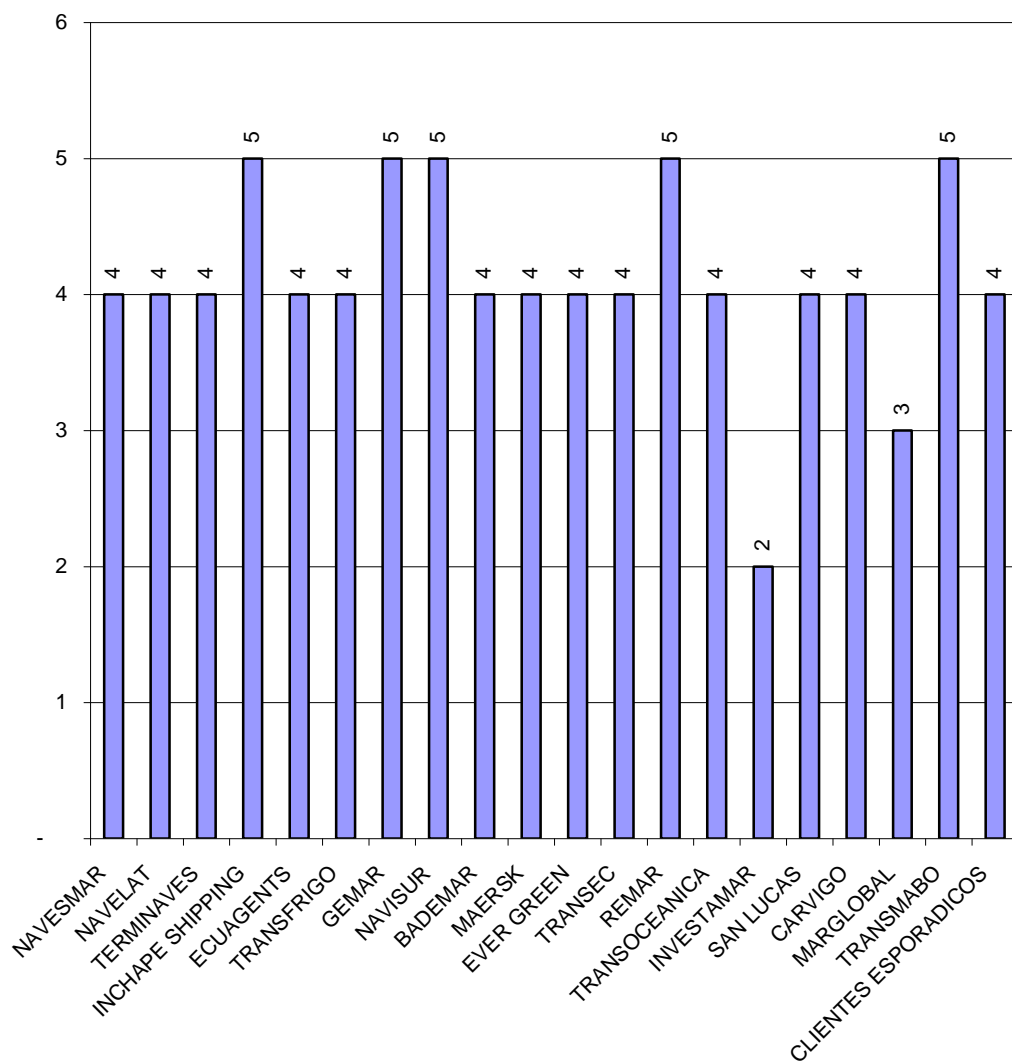
Tabla 3.2.10.**Tabla de Frecuencia de la variable X_{10} Destreza en las faenas****ejecutadas**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | % |
|----------------------|-------------------|----------|
| NAVESMAR | 4 | 0.80 |
| NAVELAT | 4 | 0.80 |
| TERMINAVES | 4 | 0.80 |
| INCHAPE SHIPPING | 5 | 1.00 |
| ECUAGENTS | 4 | 0.80 |
| TRANSFRIGO | 4 | 0.80 |
| GEMAR | 5 | 1.00 |
| NAVISUR | 5 | 1.00 |
| BADEMAR | 4 | 0.80 |
| MAERSK | 4 | 0.80 |
| EVER GREEN | 4 | 0.80 |
| TRANSEC | 4 | 0.80 |
| REMAR | 5 | 1.00 |
| TRANSOCEANICA | 4 | 0.80 |
| INVESTAMAR | 2 | 0.40 |
| SAN LUCAS | 4 | 0.80 |
| CARVIGO | 4 | 0.80 |
| MARGLOBAL | 3 | 0.60 |
| TRANSMABO | 5 | 1.00 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 4 | 0.80 |

Figura 3.2.10.

Histograma de la variable X_{10} Destreza en las faenas ejecutadas



3.2.11. X₁₁ Tiempo de respuesta al requerimiento

Esta variable nos indica el grado del tiempo de respuesta al requerimiento que calificaron las agencias, en una encuesta de satisfacción al cliente que se realizó con el fin de poder conocer e identificar las oportunidades de mejora, para de esta forma poder medir el grado de satisfacción de los clientes.

En la tabla 3.2.11. se puede observar que las agencias: NAVELAT, INCHAPE SHIPPING, GEMAR, NAVISUR, REMAR y TRANSMABO fueron las agencias que mejor calificaron con un puntaje equivalente al 100%, se puede interpretar entonces que el tiempo de respuesta al requerimiento por los remolcadores a estas agencias son excelentemente realizados.

De la misma forma se observa que la agencia INVESTAMAR es entre todas las agencias encuestadas las que menos calificó con un puntaje equivalente al 40%, se podría interpretar que el tiempo de respuesta al requerimiento por los remolcadores a esta agencia es regular.

Tabla 3.2.11.

Tabla de Frecuencia de la variable X_{11} Tiempo de respuesta al requerimiento

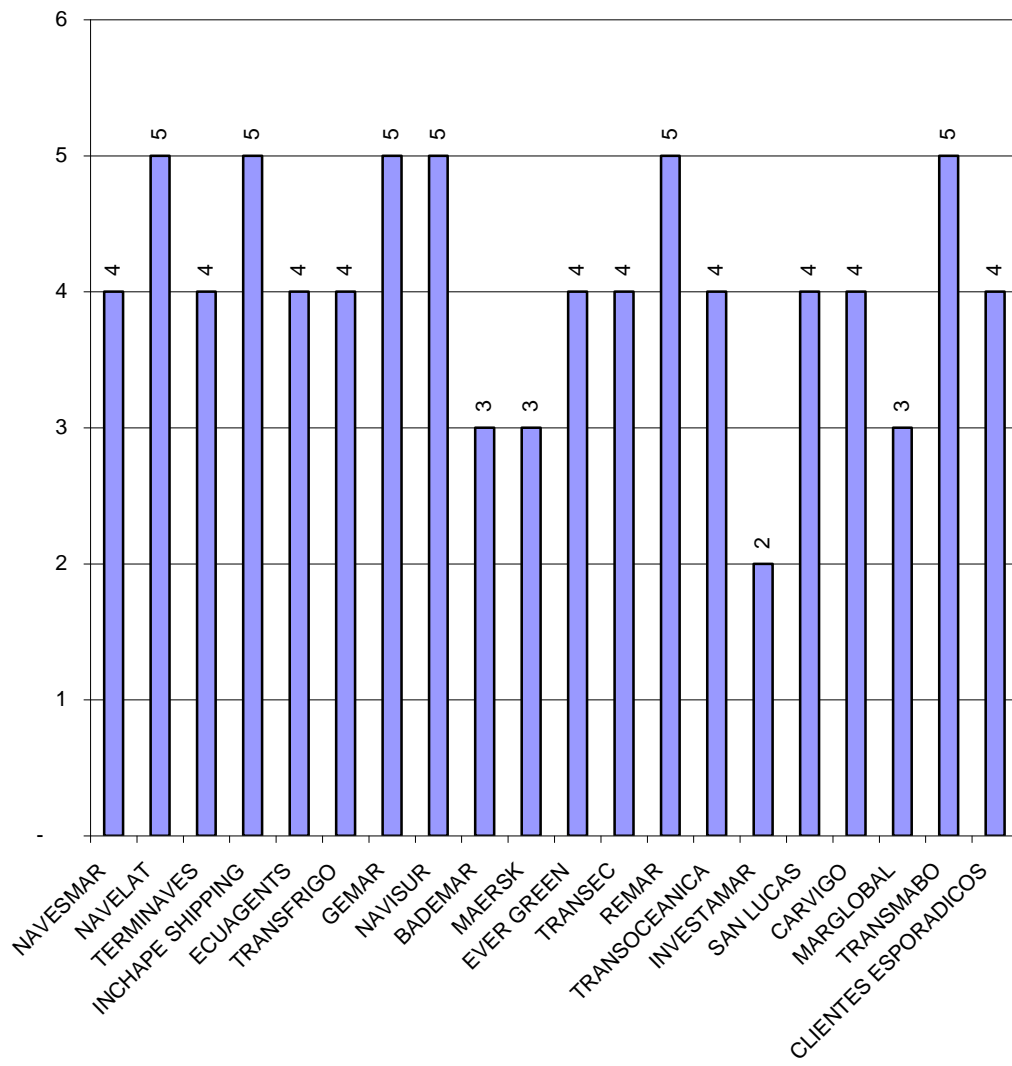
(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | % |
|----------------------|-------------------|----------|
| NAVESMAR | 4 | 0.80 |
| NAVELAT | 5 | 1.00 |
| TERMINAVES | 4 | 0.80 |
| INCHAPE SHIPPING | 5 | 1.00 |
| ECUAGENTS | 4 | 0.80 |
| TRANSFRIGO | 4 | 0.80 |
| GEMAR | 5 | 1.00 |
| NAVISUR | 5 | 1.00 |
| BADEMAR | 3 | 0.60 |
| MAERSK | 3 | 0.60 |
| EVER GREEN | 4 | 0.80 |
| TRANSEC | 4 | 0.80 |
| REMAR | 5 | 1.00 |
| TRANSOCEANICA | 4 | 0.80 |
| INVESTAMAR | 2 | 0.40 |
| SAN LUCAS | 4 | 0.80 |
| CARVIGO | 4 | 0.80 |
| MARGLOBAL | 3 | 0.60 |
| TRANSMABO | 5 | 1.00 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 4 | 0.80 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.11.

Histograma de la variable X_{11} Tiempo de respuesta al requerimiento



3.2.12. X₁₂ Comunicaciones remolcador-práctico

Esta variable nos indica el grado que existe en las comunicaciones entre el remolcador y el practico que calificaron las agencias, en una encuesta de satisfacción al cliente que se realizó con el fin de poder conocer e identificar las oportunidades de mejora, para de esta forma poder medir el grado de satisfacción de los clientes.

En la tabla 3.2.12. se puede observar que las agencias: INCHAPE SHIPPING y TRANSMABO fueron las agencias que mejor calificaron con un puntaje equivalente al 100%, se puede interpretar entonces que la comunicación entre el práctico y el remolcador a estas agencias son excelentemente realizados.

De la misma forma se observa que la agencia INVESTAMAR es entre todas las agencias encuestadas las que menos calificó con un puntaje equivalente al 20%, se podría interpretar que la comunicación entre el práctico y el remolcador a esta agencia es mala.

Tabla 3.2.12.**Tabla de Frecuencia de la variable X_{12} Comunicaciones****remolcador-practico**

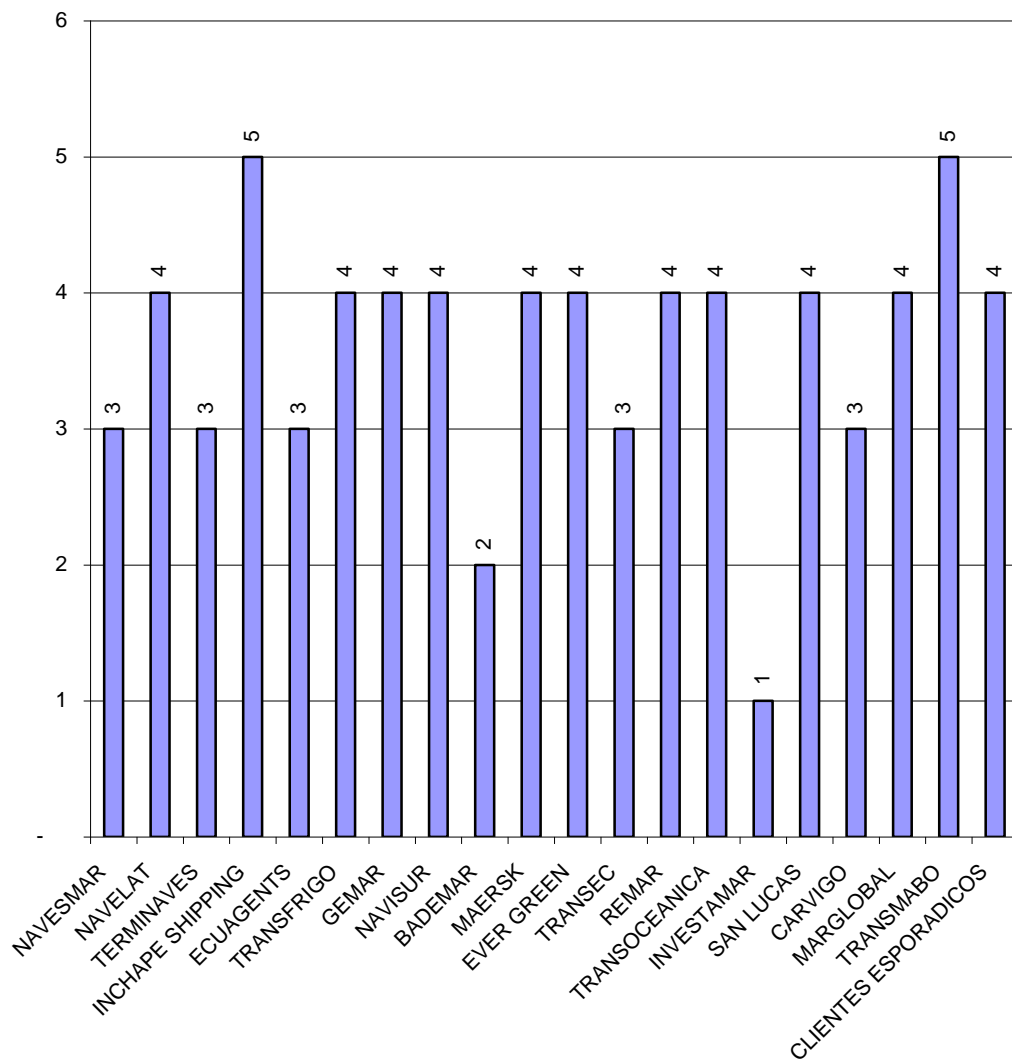
(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | % |
|----------------------|-------------------|----------|
| NAVESMAR | 3 | 0.60 |
| NAVELAT | 4 | 0.80 |
| TERMINAVES | 3 | 0.60 |
| INCHAPE SHIPPING | 5 | 1.00 |
| ECUAGENTS | 3 | 0.60 |
| TRANSFRIGO | 4 | 0.80 |
| GEMAR | 4 | 0.80 |
| NAVISUR | 4 | 0.80 |
| BADEMAR | 2 | 0.40 |
| MAERSK | 4 | 0.80 |
| EVER GREEN | 4 | 0.80 |
| TRANSEC | 3 | 0.60 |
| REMAR | 4 | 0.80 |
| TRANSOCEANICA | 4 | 0.80 |
| INVESTAMAR | 1 | 0.20 |
| SAN LUCAS | 4 | 0.80 |
| CARVIGO | 3 | 0.60 |
| MARGLOBAL | 4 | 0.80 |
| TRANSMABO | 5 | 1.00 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 4 | 0.80 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.12.

Histograma de la variable X_{12} Comunicaciones remolcador-práctico



3.2.13. X₁₃ Atención de nuestro personal

Esta variable nos indica el grado que existe en la atención de nuestro personal a los clientes que calificaron las agencias, en una encuesta de satisfacción al cliente que se realizó con el fin de poder conocer e identificar las oportunidades de mejora, para de esta forma poder medir el grado de satisfacción de los clientes.

En la tabla 3.2.13. se puede observar que las agencias: NAVELAT, INCHAPE SHIPPING, GEMAR, NAVISUR, REMAR, SAN LUCAS y TRANSMABO fueron las agencias que mejor calificaron con un puntaje equivalente al 100%, se puede interpretar entonces que la atención de nuestro personal a estas agencias son excelentemente realizados.

De la misma forma se observa que la agencia BADEMAR es entre todas las agencias encuestadas las que menos calificó con un puntaje equivalente al 40%, se podría interpretar que la atención de nuestro personal a esta agencia es regular.

Tabla 3.2.13.

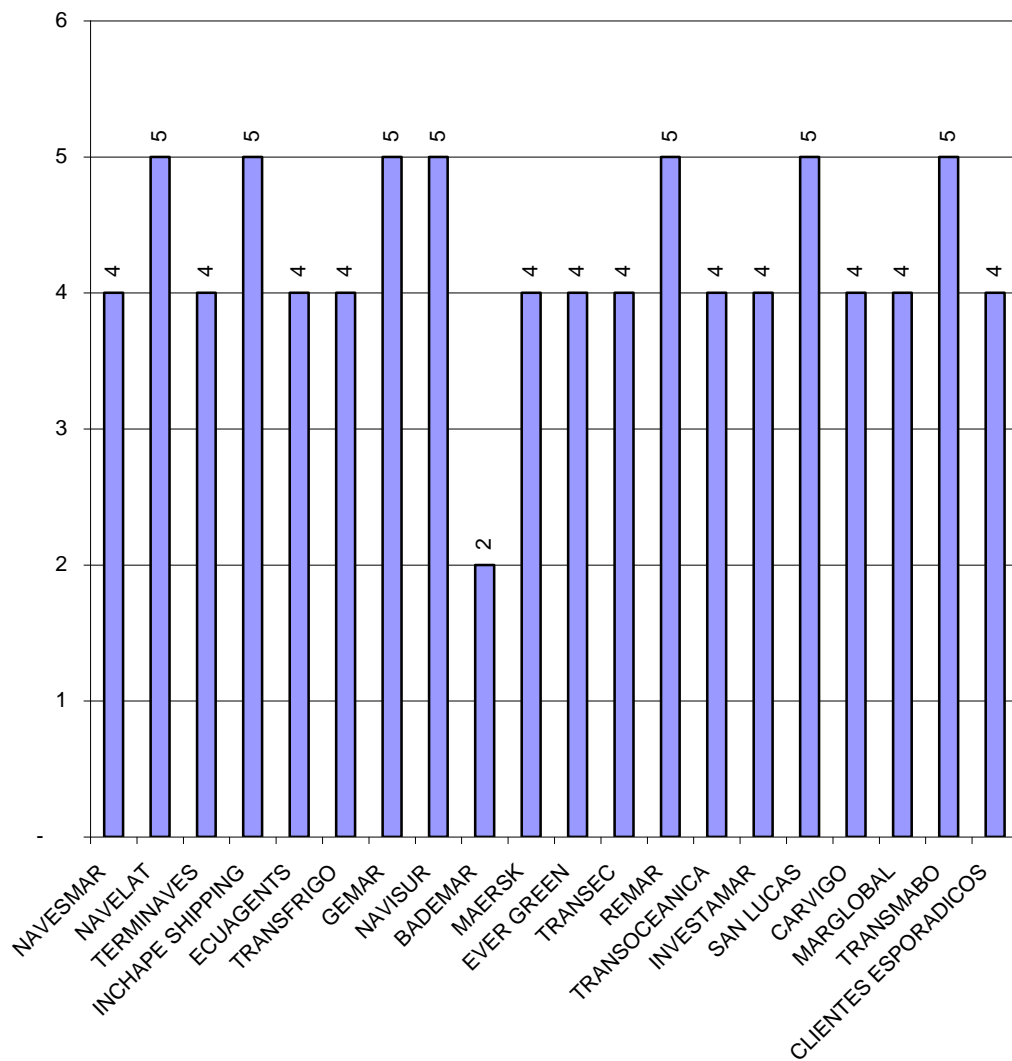
Tabla de Frecuencia de la variable X₁₃ Atención de nuestro personal

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | % |
|----------------------|-------------------|----------|
| NAVESMAR | 4 | 0.80 |
| NAVELAT | 5 | 1.00 |
| TERMINAVES | 4 | 0.80 |
| INCHAPE SHIPPING | 5 | 1.00 |
| ECUAGENTS | 4 | 0.80 |
| TRANSFRIGO | 4 | 0.80 |
| GEMAR | 5 | 1.00 |
| NAVISUR | 5 | 1.00 |
| BADEMAR | 2 | 0.40 |
| MAERSK | 4 | 0.80 |
| EVER GREEN | 4 | 0.80 |
| TRANSEC | 4 | 0.80 |
| REMAR | 5 | 1.00 |
| TRANSOCEANICA | 4 | 0.80 |
| INVESTAMAR | 4 | 0.80 |
| SAN LUCAS | 5 | 1.00 |
| CARVIGO | 4 | 0.80 |
| MARGLOBAL | 4 | 0.80 |
| TRANSMABO | 5 | 1.00 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 4 | 0.80 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.13.

Histograma de la variable X_{13} Atención de nuestro personal

3.2.14. X₁₄ Servicio prestado.

Esta variable nos indica el grado del servicio prestado que calificaron las agencias, en una encuesta de satisfacción al cliente que se realizó con el fin de poder conocer e identificar las oportunidades de mejora, para de esta forma poder medir el grado de satisfacción de los clientes.

En la tabla 3.2.14. se puede observar que las agencias: NAVELAT, INCHAPE SHIPPING, GEMAR, NAVISUR y REMAR fueron las agencias que mejor calificaron con un puntaje equivalente al 100%, se puede interpretar entonces que el servicio prestado a estas agencias son excelentes.

De la misma forma se observa que la agencia INVESTAMAR es entre todas las agencias encuestadas las que menos calificó con un puntaje equivalente al 60%, se podría interpretar que el servicio prestado a esta agencia es aceptable.

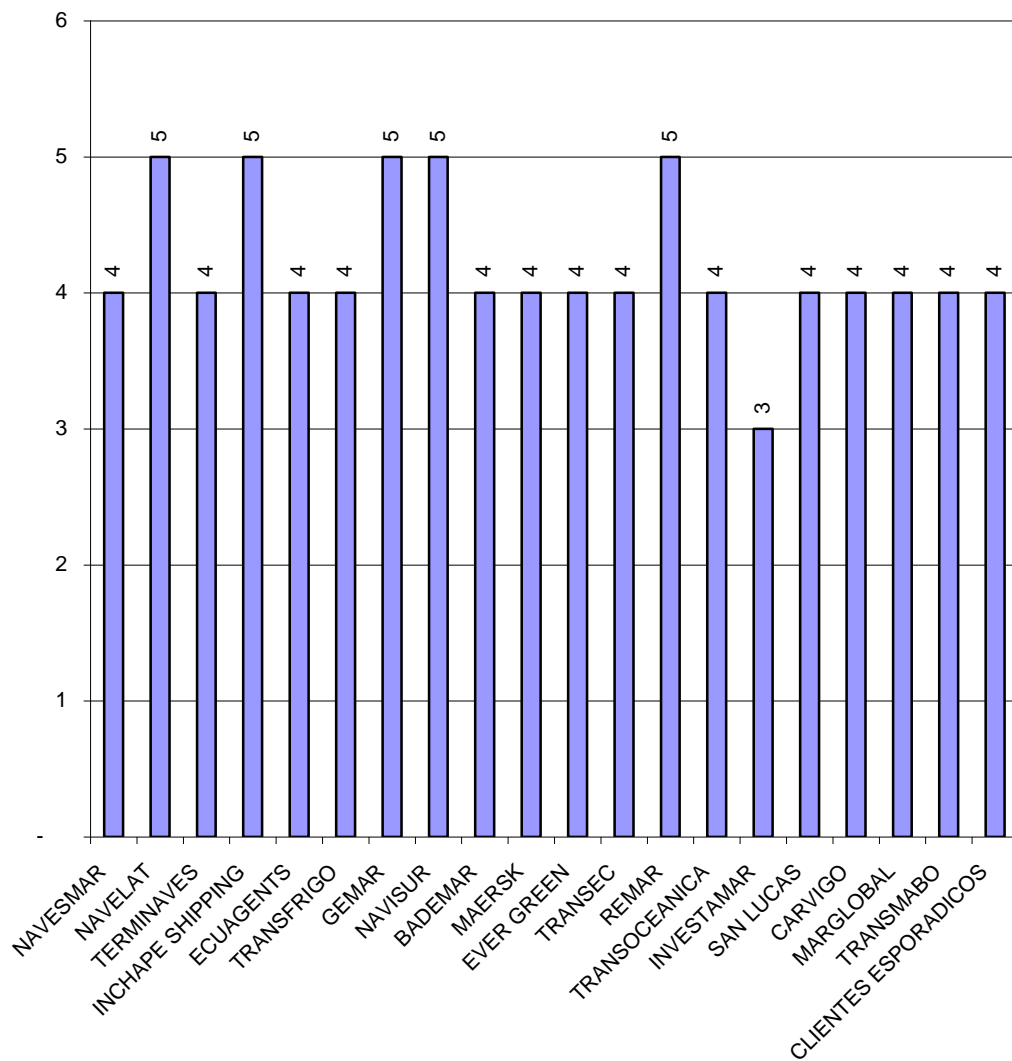
Tabla 3.2.14.**Tabla de Frecuencia de la variable X₁₄ Servicio prestado**

(Año 2003)

| AGENCIAS | FRECUENCIA | % |
|----------------------|-------------------|----------|
| NAVESMAR | 4 | 0,80 |
| NAVELAT | 5 | 1,00 |
| TERMINAVES | 4 | 0,80 |
| INCHAPE SHIPPING | 5 | 1,00 |
| ECUAGENTS | 4 | 0,80 |
| TRANSFRIGO | 4 | 0,80 |
| GEMAR | 5 | 1,00 |
| NAVISUR | 5 | 1,00 |
| BADEMAR | 4 | 0,80 |
| MAERSK | 4 | 0,80 |
| EVER GREEN | 4 | 0,80 |
| TRANSEC | 4 | 0,80 |
| REMAR | 5 | 1,00 |
| TRANSOCEANICA | 4 | 0,80 |
| INVESTAMAR | 3 | 0,60 |
| SAN LUCAS | 4 | 0,80 |
| CARVIGO | 4 | 0,80 |
| MARGLOBAL | 4 | 0,80 |
| TRANSMABO | 4 | 0,80 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 4 | 0,80 |

Fuente: Base de datos de SAGEMAR S.A.

Figura 3.2.14.

Histograma de la variable X_{14} Servicio prestado

3.3. Estadísticos descriptivos

Haciendo el uso de estadísticos descriptivos, podemos comprobar ciertas situaciones que fueron analizadas por medio de los gráficos anteriormente mostrados.

A continuación en el **ANEXO B** presentamos los estadísticos descriptivos realizados a cada una de las 14 variables que se estudiaron en el presente trabajo.

CAPITULO 4

4. APLICACIÓN DE COMPONENTES PRINCIPALES PARA LA CONSTRUCCIÓN DE INDICADORES DE GESTIÓN BAJO EL ESQUEMA DE TARJETAS BALANCEADAS

El objetivo fundamental y motivación de este trabajo es poder aplicar la técnica multivariante del Análisis de Componentes Principales, ya que vamos a disponer de un elevado número de variables, así como detectar la potencial relación entre las variables consideradas y aplicar en consecuencia el citado método para el agrupamiento de variables.

4.1. Aplicación del Análisis de Componentes Principales

Antes de comenzar el desarrollo de las componentes principales, mediante el cual se pretende hallar los indicadores sintéticos bajo el esquema de las tarjetas balanceadas (Balanced Scorecard), es necesario primero analizar que clase de análisis de componentes principales se va a realizar.

El análisis de componentes principales que se propone en el presente trabajo es normado, en el cual las variables serán centradas y reducidas, razón por la cual las componentes se constituirán con los vectores propios de la matriz de correlación R .

4.2. Análisis previo de los datos y comprobación de la hipótesis.

La formulación y la comprobación de la hipótesis previa viene motivada por la necesidad de que los datos cumplan una serie de requisitos necesarios para la realización del Análisis de Componentes Principales, con esto se asegura una mayor fiabilidad en los resultados obtenidos.

La hipótesis a comprobar es la normalidad, el incumplimiento de esta hipótesis nos lleva a la realización de transformaciones adecuadas, con el objetivo de poder obtener un índice de fiabilidad alto en nuestros resultados.

4.2.1. Análisis inicial de los datos

En el **ANEXO C** presentamos a la matriz de correlación de las variables.

Observando la matriz de correlaciones, podemos darnos cuenta que existen pares de variables con coeficientes de correlación bastantes significativos es decir altos.

Este hecho es de gran utilidad a la hora de aplicar técnicas de reducción de datos ya que si las variables no están relacionadas, no tendría sentido aplicarlas.

Si nos fijamos en las variables TRB Facturado (X4) y TRB Movilizado (X5) el coeficiente que presentan tiene un valor de 0.977, evidentemente es de esperar que si existe un mayor número de TRB Movilizado va a existir un mayor número de TRB Facturado, de la misma forma ocurre con Remolcadores (X3) y Faenas (X6).

Además el determinante de la matriz de correlaciones es: $|R| = 1,819E-14$, este valor es prácticamente cero, lo cual indica que existe una correlación fuerte.

4.2.2. Normalidad

Comencemos con el estudio de la normalidad, analizando cada variable unidimensional mediante procedimientos gráficos y posteriormente analíticos, el uso de histogramas, nos puede ser de gran utilidad a la hora de decidir si las variables se distribuyen normalmente. Como se puede observar en los histogramas de cada una de las variables analizadas en el Capítulo 3, podemos obtener una idea de las variables que van a presentar problemas de normalidad así como problemas de simetría y Kurtosis.

Aunque los métodos gráficos son bastante intuitivos, el rigor nos conduce a efectuar un contraste para la comprobación de la normalidad (Kolmogorov – Smirnov) en cada una de las variables y si resultan ser todas normales, entonces contrastaremos la normalidad multivariante.

Los resultados de estos contrastes y los gráficos de probabilidad normal para las variables los podemos observar en el **ANEXO D**.

En algunas variables hemos rechazado la hipótesis de normalidad, por lo que se descarta el contraste multivariante, el incumplimiento leve de la hipótesis de normalidad no condiciona demasiado la fiabilidad de los resultados.

La matriz de datos la podemos observar en el **ANEXO E**

4.3. Análisis de los Valores y Vectores Propios de las Componentes Principales

Calculando los valores propios de la matriz R y la varianza total explicada por la componente asociada:

$$\text{Varianza Total Explicada} = \frac{\lambda (j)}{\text{Trasa S}}$$

Se tiene el siguiente resultado:

Tabla 4.1.

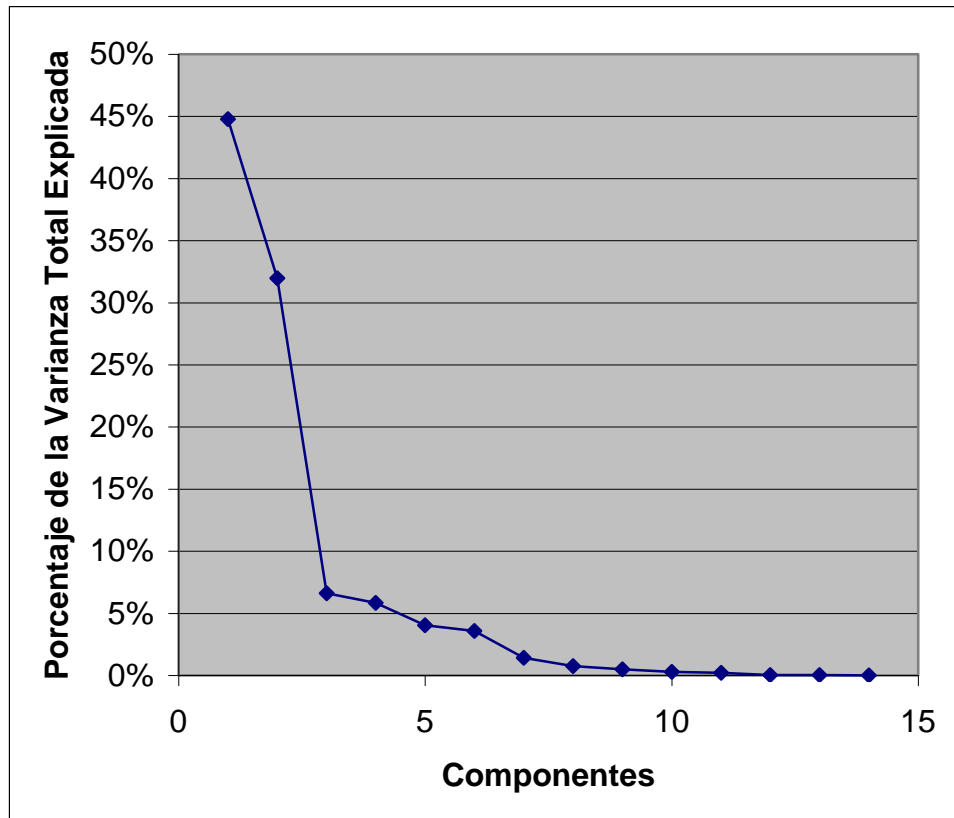
Tabla de Valores Propios obtenidos de la Matriz R y Porcentaje de la varianza total explicada

| P | Valor Propio | Proporción de la Varianza Total Explicada | |
|----|--------------|---|-------------|
| | | Absoluta % | Acumulada % |
| 1 | 6.2236 | 44.45% | 44.45% |
| 2 | 4.5053 | 32.28% | 76.64% |
| 3 | 0.9273 | 6.62% | 83.26% |
| 4 | 0.8246 | 5.89% | 89.15% |
| 5 | 0.5633 | 4.02% | 93.17% |
| 6 | 0.4990 | 3.56% | 96.74% |
| 7 | 0.2003 | 1.43% | 98.17% |
| 8 | 0.0993 | 0.71% | 98.88% |
| 9 | 0.0667 | 0.48% | 99.36% |
| 10 | 0.0499 | 0.36% | 99.71% |
| 11 | 0.0353 | 0.25% | 99.97% |
| 12 | 0.0034 | 0.02% | 99.99% |
| 13 | 0.0010 | 0.01% | 100% |
| 14 | 0.0002 | 0.0% | 100% |

La suma de los valores propios es igual a 14, el número total de variables consideradas y varianza total explicada si se consideran todos los componentes.

El gráfico de la varianza explicada por cada componente, servirá de ayuda para poder determinar el número de componentes a considerar en el respectivo análisis.

Figura 4.1.
Varianza explicada por cada componente



El criterio para seleccionar el número de componentes, se puede observar en el gráfico que se produce el “codo” alrededor del tercer componente, pero los valores de los valores propios mayores que 1 recaen desde el segundo componente, por lo tanto los dos primeros componentes son escogidos.

Este número de componentes ($q=2$), recoge el siguiente porcentaje de cantidad de información:

$$\text{Porcentaje Varianza Explicada por } q \text{ primeros componentes} = \frac{\sum_{j=1}^q \lambda(j)}{\sum_{j=1}^p \lambda(j)} * 100$$

$$= \frac{1.072,89}{13,999}$$

$$= 76,64 \%$$

Se calcula los vectores propios correspondientes a los dos primeros valores propios.

Tabla 4.2.

Tabla de valores propios con sus respectivos vectores propios,
basados en el número de factores.

| Valores Propios | | | | | |
|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 6.223 | 4.505 | 0.927 | 0.824 | 0.563 |
| Vectores Propios | | | | | |
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| X1 | 0.392 | 0.038 | -0.072 | -0.108 | 0.106 |
| X2 | 0.263 | -0.047 | -0.473 | -0.570 | 0.206 |
| X3 | 0.384 | 0.090 | 0.070 | 0.040 | 0.174 |
| X4 | 0.378 | 0.075 | 0.113 | 0.179 | -0.097 |
| X5 | 0.373 | 0.053 | 0.251 | 0.156 | -0.048 |
| X6 | 0.375 | 0.129 | -0.085 | 0.124 | 0.017 |
| X7 | 0.384 | 0.107 | -0.093 | 0.102 | -0.017 |
| X8 | -0.116 | 0.269 | -0.654 | 0.395 | -0.158 |
| X9 | -0.005 | 0.326 | 0.471 | -0.256 | -0.228 |
| X10 | -0.089 | 0.409 | 0.040 | 0.110 | 0.468 |
| X11 | -0.090 | 0.425 | 0.021 | -0.127 | 0.300 |
| X12 | 0.000 | 0.424 | -0.032 | 0.227 | -0.424 |
| X13 | -0.011 | 0.341 | -0.124 | -0.528 | -0.452 |
| X14 | -0.174 | 0.360 | 0.070 | -0.013 | 0.365 |

4.4. Interpretación de las Componentes Principales en función de su correlación con las variables originales.

Después de haber calculado las nuevas variables, es muy importante analizar la correlación existente entre las variables originales y las nuevas variables, esto es debido a que pueden existir nuevas variables que pueden resultar redundantes en el trabajo estas se agrupan en componentes principales o factores y se interpretan a partir de su correlación con las variables originales.

La correlación es la proyección de la variable sobre la componente, es decir si una variable esta correlacionada con una componente, esta se ubicará mas cerca de la coordenada, mientras mayor este correlacionada una variable sobre el componente, mayor peso tendrá esta en la explicación del mismo. Los cálculos de las correlaciones se las realizan de la siguiente forma:

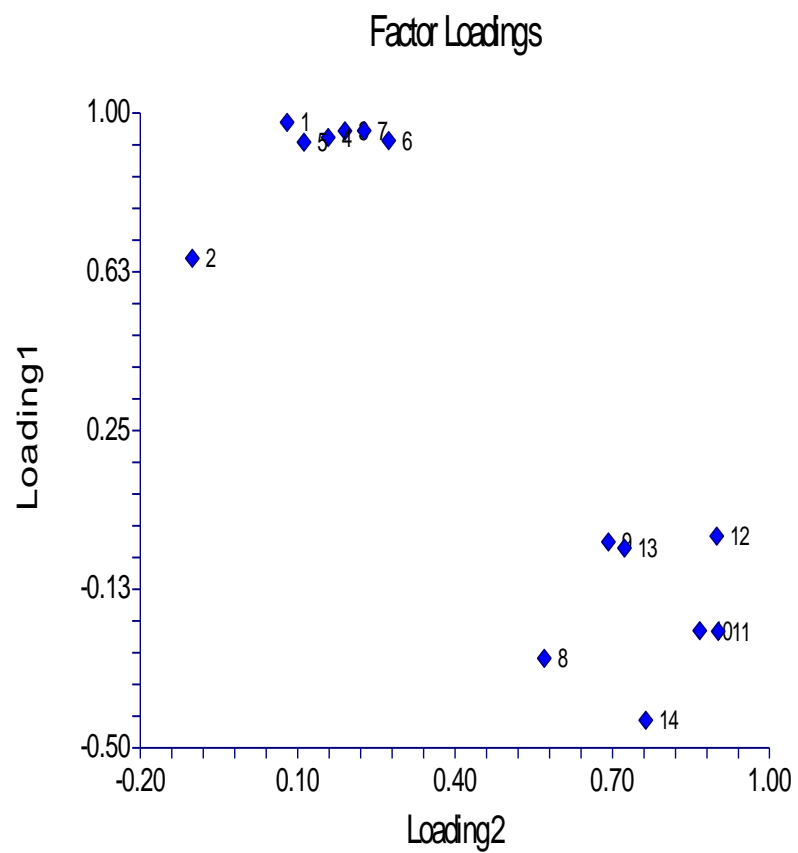
$$r(ij) = C(ij) [\lambda(j)]^{1/2}$$

Tabla 4.3.
Coordenadas de las Variables originales en los ejes
principales

| | Factor1 | Factor2 | Factor3 | Factor4 | Factor5 |
|------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| X1 | 0.978 | 0.080 | -0.069 | -0.098 | 0.080 |
| X2 | 0.657 | -0.101 | -0.456 | -0.518 | 0.155 |
| X3 | 0.958 | 0.190 | 0.068 | 0.037 | 0.131 |
| X4 | 0.942 | 0.158 | 0.109 | 0.163 | -0.073 |
| X5 | 0.931 | 0.112 | 0.242 | 0.142 | -0.036 |
| X6 | 0.935 | 0.274 | -0.082 | 0.112 | 0.013 |
| X7 | 0.958 | 0.227 | -0.090 | 0.093 | -0.013 |
| X8 | -0.288 | 0.571 | -0.630 | 0.358 | -0.119 |
| X9 | -0.013 | 0.693 | 0.454 | -0.232 | -0.171 |
| X10 | -0.223 | 0.867 | 0.039 | 0.100 | 0.351 |
| X11 | -0.225 | 0.902 | 0.020 | -0.116 | 0.225 |
| X12 | 0.000 | 0.900 | -0.030 | 0.206 | -0.318 |
| X13 | -0.028 | 0.724 | -0.119 | -0.479 | -0.339 |
| X14 | -0.435 | 0.764 | 0.068 | -0.012 | 0.274 |

Gráficamente mostraremos las coordenadas de las variables originales en los ejes principales:

Figura 4.2.
Coordenadas de las variables originales en los ejes
principales



La varianza explicada por cada componente será la siguiente:

| | |
|---------------------|-------|
| Componente 1 | 6.223 |
| Componente 2 | 4.505 |

Cuyo porcentaje de varianza explicada será el siguiente:

| | |
|---------------------|-------|
| Componente 1 | 44.45 |
| Componente 2 | 32.18 |

Debido a que las dos primeras Componentes Principales explican más del 75% es suficiente trabajar con los 2 primeros ejes principales

En el primer eje principal Y_1 las variables que más pesan son:

X_1 Minutos, X_7 Maniobras, X_3 Remolcadores, X_4 TRB Facturado, X_6 Faenas, X_5 TRB Movilizado, X_2 Buques.

Por esta razón a este eje se le denominará “**Indicador Sintético Financiero**”, pues las variables arribas mencionadas corresponden a este tipo de indicadores.

En el segundo eje principal Y_2 las variables que más pesan son:

X_{11} Tiempo de respuesta al requerimiento, X_{12} Comunicaciones Remolcador - Practico, X_{10} Destreza en las faenas ejecutadas, X_{14} Servicio prestado, X_{13} Atención de nuestro personal, X_9 Seguridad en la operación del Remolcador, X_8 Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes.

Por esta razón a este eje se le denominará “**Indicador Sintético No Financiero**”, pues las variables arribas mencionadas corresponden a este tipo de indicadores.

Y_1 y Y_2 pueden servir como indicadores sintéticos referentes a los aspectos financieros y no financieros respectivamente.

Observación: Además se define que las variables X_2 Buques, perteneciente a la Primera Componente Principal y X_8 Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes, perteneciente a la Segunda Componente Principal, ambas tienen un comportamiento diferente.

El grupo de variables 1 y 2, no están muy correlacionadas, el grupo 1 corresponde a los indicadores sintéticos financieros y el grupo 2 corresponde a los indicadores sintéticos no financieros.

4.5. Análisis de los Individuos

Para representar a todos los individuos de forma gráfica, de tal manera que se puedan interpretar grupos de acuerdo a sus distancias se aplicará el criterio de escoger las 2 Componentes Principales de mayor explicación asociadas a un análisis de individuos, se utilizará el término “Factor” para diferenciar a estos Componentes Principales del análisis de variables presentado anteriormente.

4.5.1. Análisis de los Individuos según el Factor 1

El Primer Factor encontrado en el análisis de individuos se lo puede ver en la siguiente tabla.

Tabla 4.4.

Tabla de los Individuos según el Factor 1

| Row | Agencia | Factor 1 |
|-----|----------------------|----------|
| 4 | INCHAPE SHIPPING | -1.128 |
| 2 | NAVELAT | -0.970 |
| 3 | TERMINAVES | -0.845 |
| 1 | NAVESMAR | -0.804 |
| 7 | GEMAR | -0.719 |
| 5 | ECUAGENTS | -0.674 |
| 6 | TRANSFRIGO | -0.540 |
| 8 | NAVISUR | -0.451 |
| 20 | CLIENTES ESPORADICOS | -0.354 |
| 10 | MAERSK | -0.341 |
| 9 | BADEMAR | -0.148 |
| 13 | REMAR | -0.006 |
| 11 | EVER GREEN | 0.010 |
| 16 | SAN LUCAS | 0.015 |
| 12 | TRANSEC | 0.037 |
| 14 | TRANSOCEANICA | 0.130 |
| 15 | INVESTAMAR | 1.046 |
| 17 | CARVIGO | 1.237 |
| 18 | MARGLOBAL | 1.575 |
| 19 | TRANSMABO | 2.928 |

4.5.2. Análisis de los Individuos según el Factor 2

El Segundo Factor encontrado en el análisis de individuos se lo puede ver en la siguiente tabla.

Tabla 4.5.

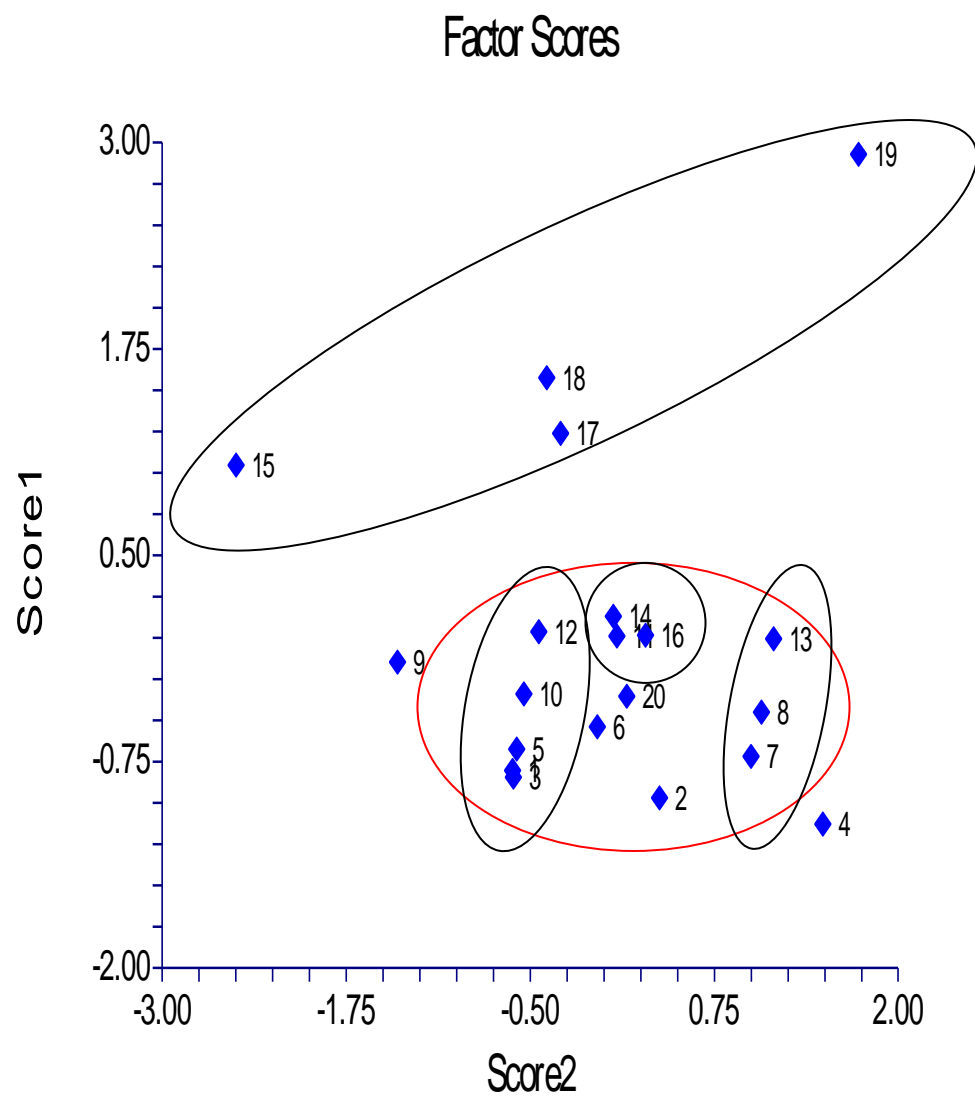
Tabla de los Individuos según el Factor 2

| Row | Agencia | Factor 2 |
|------------|----------------------|-----------------|
| 15 | INVESTAMAR | -2.498 |
| 9 | BADEMAR | -1.401 |
| 1 | NAVESMAR | -0.619 |
| 3 | TERMINAVES | -0.614 |
| 5 | ECUAGENTS | -0.591 |
| 10 | MAERSK | -0.542 |
| 12 | TRANSEC | -0.441 |
| 18 | MARGLOBAL | -0.387 |
| 17 | CARVIGO | -0.293 |
| 6 | TRANSFRIGO | -0.043 |
| 14 | TRANSOCEANICA | 0.066 |
| 11 | EVER GREEN | 0.090 |
| 20 | CLIENTES ESPORADICOS | 0.157 |
| 16 | SAN LUCAS | 0.284 |
| 2 | NAVELAT | 0.380 |
| 7 | GEMAR | 1.001 |
| 8 | NAVISUR | 1.072 |
| 13 | REMAR | 1.156 |
| 4 | INCHAPE SHIPPING | 1.489 |
| 19 | TRANSMABO | 1.732 |

En la siguiente figura podemos observarlos gráficamente

Figura 4.3.

Agencias según la aplicación de los factores



En la figura se puede observar a los individuos (Agencias), según su comportamiento con el Primer Factor (Score 1) y su comportamiento con el Segundo Factor (Score 2).

En el gráfico cada uno de los números representa una agencia, que es detallada a continuación:

- 1 NAVESMAR
- 2 NAVELAT
- 3 TERMINAVES
- 4 INCHAPE SHIPPING
- 5 ECUAGENTS
- 6 TRANSMABO
- 7 GEMAR
- 8 NAVISUR
- 9 BADEMAR
- 10 MAERSK
- 11 EVER GREEN
- 12 TRANSEC
- 13 REMAR
- 14 TRANSOCEANICA
- 15 INVESTAMAR
- 16 SAN LUCAS

- 17 CARVIGO
- 18 MARGLOBAL
- 19 TRANSMABO
- 20 CLIENTES ESPORADICOS

Lo que puede analizarse a partir de este gráfico, son la distancias que existen entre ellos y observar como se agrupan los individuos, si siguen alguna tendencia o relación en función de los factores.

En este análisis podemos clasificar dos grupos:

- Aquellos que presentan una alta correlación positiva con los factores encontrados.
- Aquellos que no presentan una correlación entre factores.

Los primeros a menor representación en el Factor 1, tienen una menor representación en el Factor 2 y a mayor representación en el Factor 1, mayor representación en el Factor 2. Quienes pertenecen a este grupo son:

- 15 INVESTAMAR
- 17 CARVIGO
- 18 MARGLOBAL
- 19 TRANSMABO

Estos individuos aunque tienen el mismo comportamiento se encuentran muy alejados entre sí.

El segundo grupo encontrado en los valores más altos del Factor 2, ya que la mayoría tiene un coeficiente mayor al promedio del eje, pero en relación al Factor 1, no tiene ninguna relación ni tienen ninguna tendencia.

Se puede decir que todo este grupo de individuos sigue una característica homogénea, ya que su distancia es mínima y la nube de puntos casi se asemeja a un círculo.

Sin embargo de entre ellos existen dos patrones de comportamiento.

- A un mínimo cambio en el Factor 2, tienen un cambio muy alto en el Factor 1.

Estos son dos sub – grupos:

A

3 TERMINABES

5 ECUAGENTS

10 MAERSK

12 TRANSEC

B

7 GEMAR

8 NAVISUR

13 REMAR

Otro grupo es el que registra la menor distancia observada en todos los individuos es el conformado por.

1 NAVESMAR

14 TRANSOCEANICA

16 SAN LUCAS

Tratar de utilizar la experiencia y los valores de la matriz de datos, para entender porque son tan homogéneos entre si.

CONCLUSIONES

Después de haber investigado y analizado los resultados obtenidos en el estudio de las características de una organización logística y de operaciones, para el desarrollo de un sistema de indicadores de gestión bajo el esquema de “Tarjetas de Evaluación Balanceadas”, se llegó a las siguientes conclusiones:

1. Se utilizaron 154.647 minutos en el año 2003 para la realización de las maniobras. La correlación entre las variables minutos y remolcadores (0.965) es muy alta por lo que se puede concluir que mayor tiempo utilizado mayor es el número de remolcadores necesarios para la operación y viceversa.
2. Se realizaron maniobras a 548 buques: La correlación existente entre las variables buques y Atención de nuestro personal es muy baja, por lo que se puede concluir que no afecta el número de buques que se asista para disminuir el grado de atención de nuestro personal.

3. Se utilizaron un total de 3.636 veces los remolcadores. La correlación existente entre las variables remolcadores y faenas (0.987) es muy alta por lo que se puede concluir que mayor número de remolcadores va haber un mayor número de faenas y viceversa.
4. Se facturó un total de 41.524.159 Toneladas de Registro Bruto. La correlación entre las variables TRB Facturado y TRB Movilizado (0.977) es muy alta, por lo que se puede concluir que mayor TRB Facturado, va existir un mayor número de TRB Movilizado y viceversa.
5. Se movilizó un total de 32.407.099 Toneladas de Registro Bruto. La agencia TRANSMABO es la que mas TRB Movilizó con un total de 6.100.669 que representa el 18,8% del total movilizado, esta agencia a la vez representa la que mas facturó, como se concluyo en el punto anterior al existir una fuerte correlación de esta variable con la de TRB Facturado.
6. Se realizaron un total de 3.591 faenas y la correlación existente entre esta variable con la variable Maniobras (0.975) es muy alta por lo que se puede concluir que ha mayor número de faenas existe un mayor numero de maniobras y viceversa.

7. Se realizaron un total de 2.925 maniobras y la correlación existente entre esta variable y la variable destreza en las faenas ejecutadas (-0.007) es muy baja, por lo que se puede concluir que el número de maniobras realizadas no afecta al grado de destreza en las faenas ejecutadas y viceversa.
8. La agencia TRANSMABO representa la que financieramente mayor aportación tiene al ser la que mayor tiempo utilizó los servicios con un total de 26.819 minutos, lo que representa el 17,30% , de la misma forma esta agencia utilizó 849 veces los servicios de los remolcadores, lo que representa el 23,3%, facturó un total de 7.846.843 Toneladas de Registro Bruto, que representa el 18,9%, movilizó un total de 6.100.669, Toneladas de Registro Bruto, que representan el 18,8%, realizó 901 faenas, que representan el 25,1% y por último hizo un total de 645 maniobras, que representan el 22,10%.
9. La agencia TRANSMABO representa la que según los índices no financieros mayor aportación tiene al ser la que de acuerdo a las variables: Seguridad en la operación del remolcador, Destreza en las faenas ejecutadas, Tiempo de respuesta al requerimiento, Comunicaciones remolcador-práctico y Atención de nuestro personal, la agencia que calificó a los servicios prestados por SAGEMAR S.A..

10. La agencia INCHAPE SHIPPING, según el indicador sintético financiero representa la que un menor grado de aportación tiene al índice, pero según el indicador sintético no financiero es la que mejor califica el grado de aceptación de los servicios prestados por SAGEMAR S.A., después de la agencia TRANSMABO, esto se puede interpretar que esta agencia podría tener un grado significativo de crecimiento en el año 2004, siempre y cuando se mantenga o mejore el servicio y que esta realice un mayor número de maniobras.
11. La correlación existente entre las variables: Minutos, Buques, Remolcadores, TRB Facturado, TRB Movilizado, Faenas y Maniobras es bastante alta entre ellas por lo que se puede concluir que este conjunto de variables dada su naturaleza y por ser principalmente las que mayor peso tienen en la primera componente principal van a formar el **Indicador Sintético Financiero**
12. La correlación existente entre las variables: Respuesta oportuna a quejas, reclamos e inquietudes, seguridad en la operación del remolcador, Destreza en las faenas ejecutadas, Tiempo de respuesta al requerimiento, Comunicaciones remolcador-práctico, Atención de nuestro personal y Servicio prestado, son altas por lo que se puede concluir que este conjunto de variables dada su naturaleza y por ser

principalmente las que mayor peso tienen en la segunda componente principal van a formar el **Indicador Sintético No Financiero**.

13. No necesariamente una agencia que tenga un índice alto en la parte financiera lo va a tener en la parte no financiera.
14. La matriz de datos generales de 20 individuos por 14 variables se redujo a 2 componentes principales las que representan el 76.64% de la varianza total. De acuerdo a las variables que mayor información aportan a cada componente la primera componente principal aporta con un 44.45% de la varianza total, mientras que la segunda componente principal aporta con un 32.28% de la varianza total.

RECOMENDACIONES

Luego de haber realizado el presente trabajo, podemos hacer las siguientes recomendaciones:

1. Actualizar y depurar la base de datos que tiene SAGEMAR S.A., pues la información que tenían algunas variables no se encontraban y se tuvo que recurrir a los registros impresos, retrasando la realización del análisis de los datos.
2. Considerar para el año 2004 el ingreso a la base de datos del Puerto de Manta con el fin de obtener a todos los puertos del país en el Cuadro de Mando Integral de la compañía.
3. Diseñar indicadores no financieros que midan la perspectiva del proceso interno y la perspectiva de formación y crecimiento de una manera mas especifica y que estos se alineen al objetivo que se plantee la organización.

4. Construir el cuadro de mando integral en SAGEMAR S.A. y las estrategias en base a los resultados obtenidos del Análisis estadístico del presente trabajo, cabe recalcar que la implementación de este sistema, solo puede conseguirse si la Alta Dirección esta comprometida en este proceso, caso contrario este fracasaría.

5. Complementar el diseño del cuadro de mando integral en base al Sistema de Gestión de Calidad de SAGEMAR S.A. con el fin de alinear la misma estrategia en los dos sistemas y de esta manera mejorar los procesos.

ANEXOS

ANEXO A

CONCEPTOS REFERENTES A LOS INDIVIDUOS Y LAS VARIABLES UTILIZADAS

Agencia.- Persona jurídica relacionada con armadores (dueños de los barcos) y operadores de buques con el fin de poder atender los buques de los armadores.

Remolcadores.- Artefacto naval utilizado para prestar servicios de maniobras portuarias, remolques y asistencia de naves en peligro tanto dentro como fuera de bahías, ríos, etc.

TRB Facturado.- Tonelaje de Registro Bruto que se facturó a las agencias navieras.

TRB Movilizado.- Tonelaje de Registro Bruto que se movilizó a las agencias navieras.

Faenas.- Operación realizada por los remolcadores al prestar los servicios.

Maniobra.- Faena realizada por un remolcador para eventos tales como: atraque, desatraque, abarluamiento, desabarluamiento, salvataje, etc.

ANEXO B

ESTADISTICOS DESCRIPTIVOS

| | X1 | X2 | X3 | X4 |
|----------------------------|-----------|--------|-----------|------------|
| Número de casos | 20 | 20 | 20 | 20 |
| Mínimo | 1,105 | 1 | 25 | 133,620 |
| Máximo | 26,819 | 89 | 849 | 7,846,843 |
| Rango | 25,714 | 88 | 824 | 7,713,223 |
| Suma | 154,647 | 540 | 3,636 | 41,524,200 |
| Mediana | 5,920 | 20 | 117.5 | 1,601,442 |
| Media | 7.732E+03 | 27 | 181.8 | 2.076E+06 |
| CI Superior 95% | 1.088E+04 | 38.036 | 276.048 | 3.017E+06 |
| CI Inferior 95% | 4.582E+03 | 15.964 | 87.552 | 1.136E+06 |
| Error Estándar | 1.505E+03 | 5.273 | 45.030 | 4.493E+05 |
| Desviación Estándar | 6.732E+03 | 23.580 | 201.379 | 2.009E+06 |
| Varianza | 4.532E+07 | 556 | 4.055E+04 | 4.038E+12 |
| Covarianza | 0.871 | 0.873 | 1.108 | 0.968 |
| Sesgo (G1) | 1.651 | 1.264 | 2.292 | 1.656 |
| SE Sesgo | 0.512 | 0.512 | 0.512 | 0.512 |
| Kurtosis (G2) | 2.559 | 1.072 | 5.843 | 2.920 |
| SE Kurtosis | 0.992 | 0.992 | 0.992 | 0.992 |

| | X5 | X6 | X7 | X8 |
|----------------------------|------------|------------|-----------|-----------|
| Número de casos | 20 | 20 | 20 | 20 |
| Mínimo | 133,620 | 23 | 22 | 3 |
| Máximo | 6.101E+06 | 901 | 645 | 5 |
| Rango | 5.967E+06 | 878 | 623 | 2 |
| Suma | 32,407,100 | 3,591 | 2,925 | 81 |
| Mediana | 1.114E+06 | 119 | 103.5 | 4 |
| Media | 1.620E+06 | 179.55 | 146.25 | 4.05 |
| CI Superior 95% | 2.380E+06 | 273.615 | 214.618 | 4.234 |
| CI Inferior 95% | 8.611E+05 | 85.485 | 77.882 | 3.866 |
| Error Estándar | 3.627E+05 | 44.942 | 32.665 | 0.088 |
| Desviación Estándar | 1.622E+06 | 200.987 | 146.081 | 0.394 |
| Varianza | 2.632E+12 | 40,395.734 | 2.134E+04 | 0.155 |
| Covarianza | 1.001 | 1.119 | 0.999 | 0.097 |
| Sesgo (G1) | 1.562 | 2.749 | 2.396 | 0.531 |
| SE Sesgo | 0.512 | 0.512 | 0.512 | 0.512 |
| Kurtosis (G2) | 2.348 | 8.821 | 6.812 | 4.985 |
| SE Kurtosis | 0.992 | 0.992 | 0.992 | 0.992 |

| | X9 | X10 | X11 | X12 |
|----------------------------|-----------|------------|------------|------------|
| Número de casos | 20 | 20 | 20 | 20 |
| Mínimo | 4 | 2 | 2 | 1 |
| Máximo | 5 | 5 | 5 | 5 |
| Rango | 1 | 3 | 3 | 4 |
| Suma | 89 | 82 | 81 | 72 |
| Mediana | 4 | 4 | 4 | 4 |
| Media | 4.45 | 4.1 | 4.05 | 3.60 |
| CI Superior 95% | 4.689 | 4.436 | 4.436 | 4.040 |
| CI Inferior 95% | 4.211 | 3.764 | 3.664 | 3.160 |
| Error Estándar | 0.114 | 0.161 | 0.185 | 0.210 |
| Desviación Estándar | 0.510 | 0.718 | 0.826 | 0.940 |
| Varianza | 0.261 | 0.516 | 0.682 | 0.884 |
| Covarianza | 0.115 | 0.175 | 0.204 | 0.261 |
| Sesgo (G1) | 0.218 | 1.099 | 0.722 | 1.165 |
| SE Sesgo | 0.512 | 0.512 | 0.512 | 0.512 |
| Kurtosis (G2) | 2.183 | 3.030 | 0.534 | 2.085 |
| SE Kurtosis | 0.992 | 0.992 | 0.992 | 0.992 |

| | X13 | X14 |
|----------------------------|------------|------------|
| Número de casos | 20 | 20 |
| Mínimo | 2 | 3 |
| Máximo | 5 | 5 |
| Rango | 3 | 2 |
| Suma | 86 | 84 |
| Mediana | 4 | 4 |
| Media | 4.30 | 4.20 |
| CI Superior 95% | 4.643 | 4.445 |
| CI Inferior 95% | 3.957 | 3.955 |
| Error Estándar | 0.164 | 0.117 |
| Desviación Estándar | 0.733 | 0.523 |
| Varianza | 0.537 | 0.274 |
| Covarianza | 0.170 | 0.125 |
| | - | |
| Sesgo (G1) | 1.445 | 0.294 |
| SE Sesgo | 0.512 | 0.512 |
| Kurtosis (G2) | 3.979 | 0.457 |
| SE Kurtosis | 0.992 | 0.992 |

ANEXO C

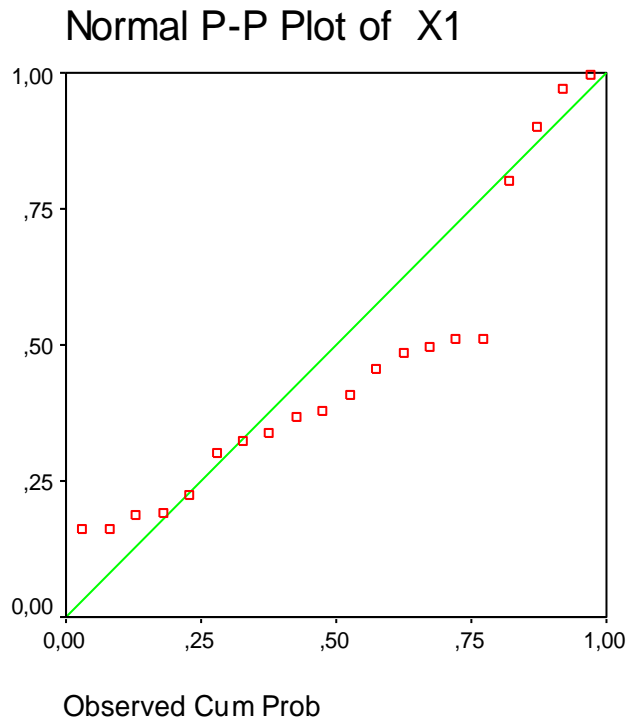
MATRIZ DE CORRELACION DE LAS VARIABLES

| | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 | X13 | X14 |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-----|
| X1 | 1 | | | | | | | | | | | | | |
| X2 | 0.738 | 1 | | | | | | | | | | | | |
| X3 | 0.965 | 0.565 | 1 | | | | | | | | | | | |
| X4 | 0.890 | 0.461 | 0.911 | 1 | | | | | | | | | | |
| X5 | 0.883 | 0.399 | 0.924 | 0.977 | 1 | | | | | | | | | |
| X6 | 0.944 | 0.510 | 0.987 | 0.931 | 0.932 | 1 | | | | | | | | |
| X7 | 0.945 | 0.586 | 0.956 | 0.937 | 0.895 | 0.975 | 1 | | | | | | | |
| X8 | -0.232 | -0.125 | -0.221 | -0.177 | -0.302 | -0.190 | -0.067 | 1 | | | | | | |
| X9 | 0.036 | -0.092 | 0.103 | 0.103 | 0.104 | 0.109 | 0.075 | 0.144 | 1 | | | | | |
| X10 | -0.131 | -0.236 | 0.002 | -0.099 | -0.126 | 0.008 | -0.007 | 0.539 | 0.589 | 1 | | | | |
| X11 | -0.130 | -0.189 | -0.009 | -0.096 | -0.126 | -0.013 | -0.021 | 0.477 | 0.568 | 0.879 | 1 | | | |
| X12 | 0.044 | -0.218 | 0.146 | 0.176 | 0.119 | 0.200 | 0.229 | 0.625 | 0.614 | 0.686 | 0.705 | 1 | | |
| X13 | 0.042 | 0.082 | 0.050 | 0.038 | 0.006 | 0.080 | 0.117 | 0.310 | 0.464 | 0.440 | 0.670 | 0.642 | 1 | |
| X14 | -0.350 | -0.358 | -0.240 | -0.264 | -0.261 | -0.237 | -0.266 | 0.460 | 0.434 | 0.784 | 0.829 | 0.599 | 0.522 | 1 |

ANEXO D

GRAFICOS DE PROBABILIDAD NORMAL Y CONTRASTE

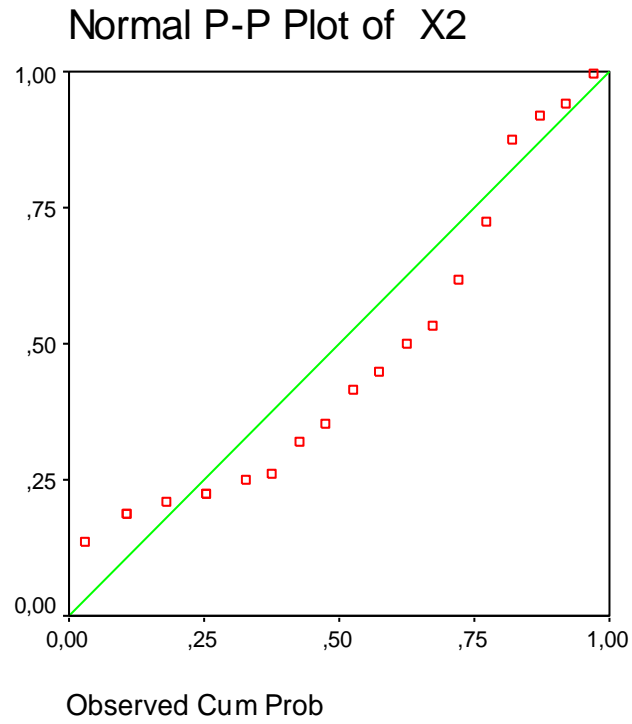
KOLMOGOROV - SMIRNOV



| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X1 |
|------------------------------------|----------------|----------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 7732.35 |
| | Std. Deviation | 6732.313 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.287697 |
| | Positive | 0.287697 |
| | Negative | -0.16246 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.28662 |

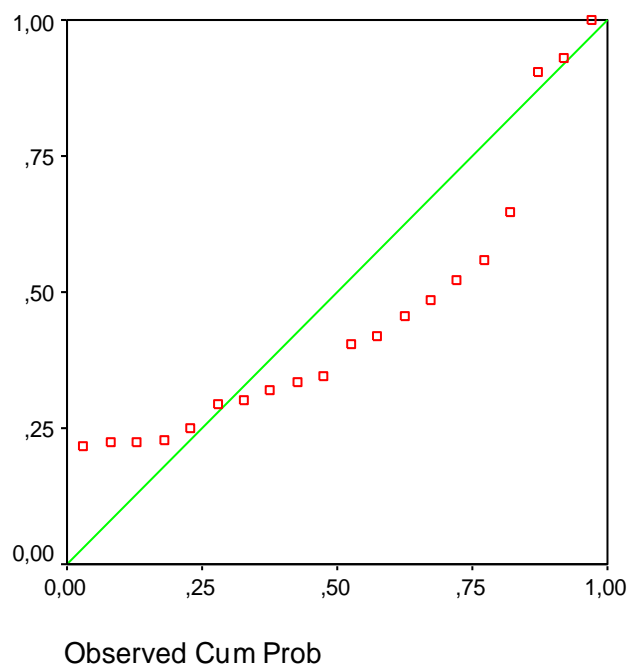
Asymp. Sig. (2-tailed)

0.072972



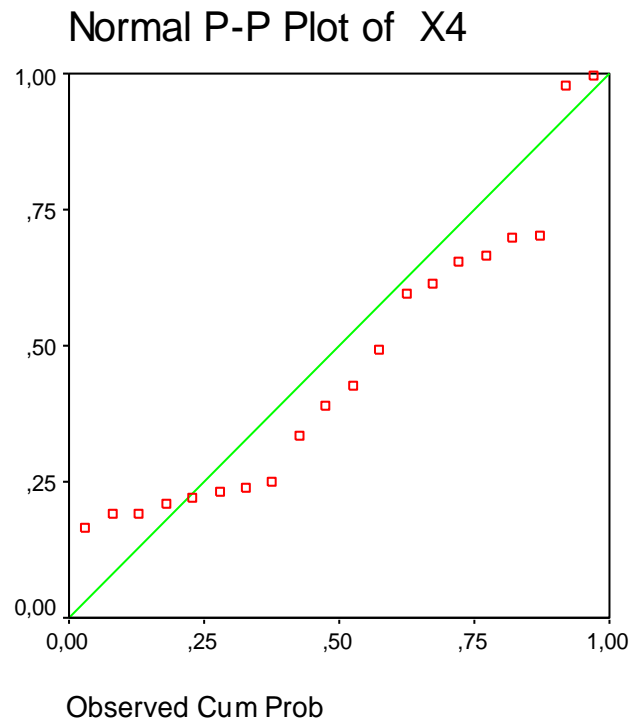
| | | |
|---|----------------|-----------|
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X2 |
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 27 |
| | Std. Deviation | 23.57965 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.166203 |
| | Positive | 0.166203 |
| | Negative | -0.13657 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 0.743281 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.638487 |

Normal P-P Plot of X3



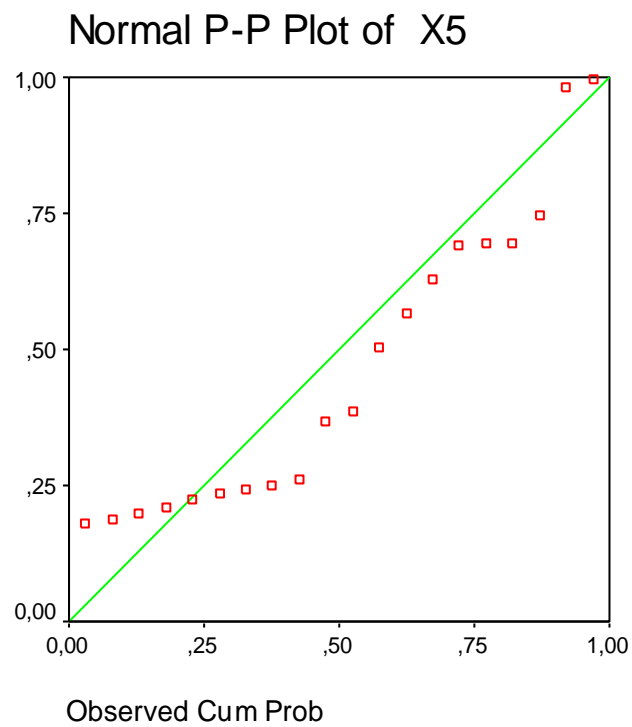
| | | |
|---|----------------|-----------|
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X3 |
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 181.8 |
| | Std. Deviation | 201.3791 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.242355 |

| | | |
|-------------------------------|----------|----------|
| | Positive | 0.242355 |
| | Negative | -0.2181 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.083846 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.190678 |



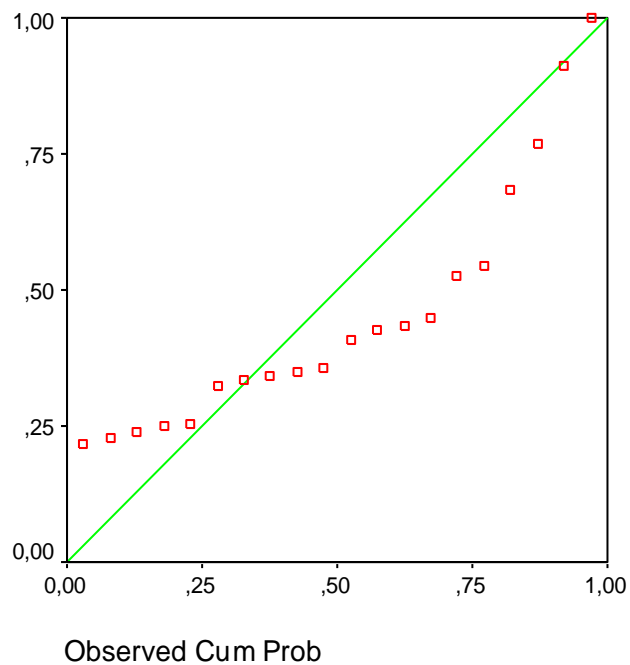
| | |
|---|-----------|
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | X4 |
| N | 20 |

| | | |
|---------------------------------|----------------|----------|
| Normal Parameters | Mean | 2076208 |
| | Std. Deviation | 2009460 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.196159 |
| | Positive | 0.196159 |
| | Negative | -0.16684 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 0.87725 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.424896 |



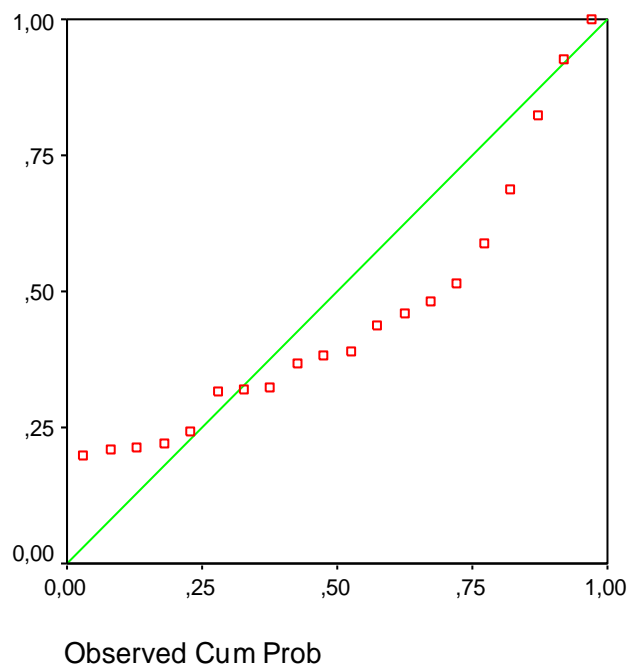
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X5 |
|---|----------------|-----------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 1620355 |
| | Std. Deviation | 1622212 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.188619 |
| | Positive | 0.188619 |
| | Negative | -0.17971 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 0.84353 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.475202 |

Normal P-P Plot of X6



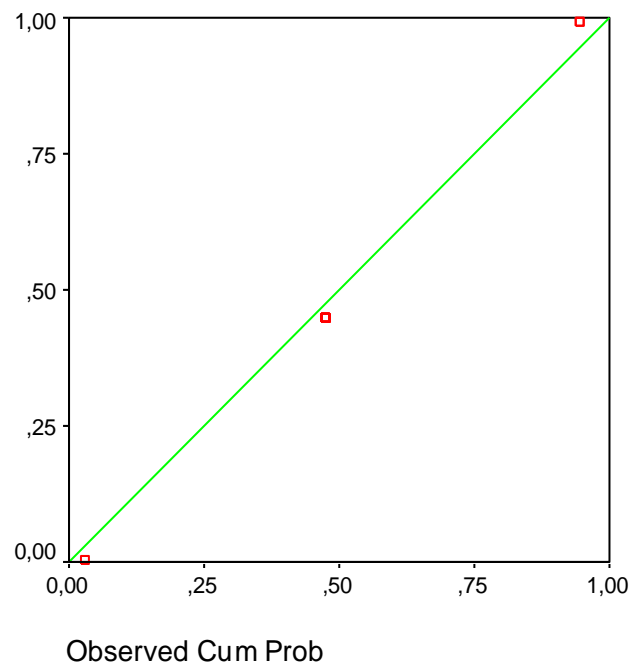
| | | |
|---|----------------|-----------|
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X6 |
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 179.55 |
| | Std. Deviation | 200.9869 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.257504 |
| | Positive | 0.257504 |
| | Negative | -0.21802 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.151594 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.140923 |

Normal P-P Plot of X7



| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X7 |
|---|----------------|-----------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 146.25 |
| | Std. Deviation | 146.0814 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.23703 |
| | Positive | 0.23703 |
| | Negative | -0.19751 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.060032 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.211112 |

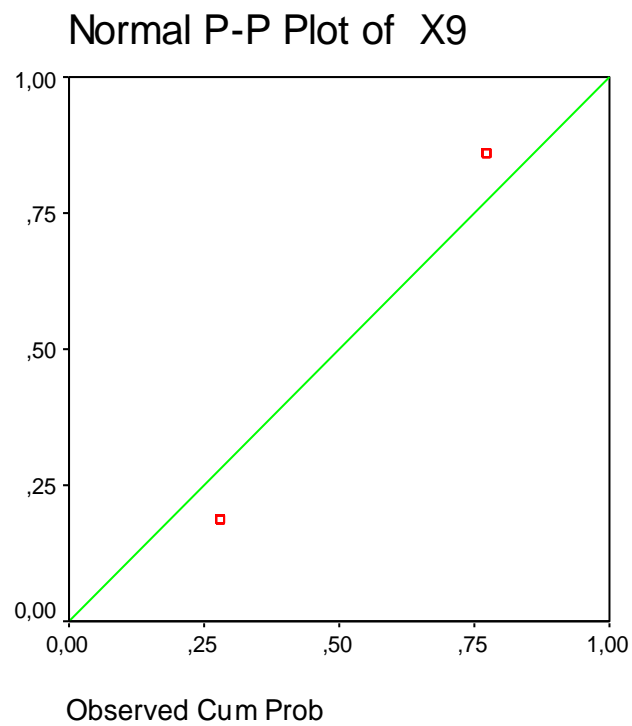
Normal P-P Plot of X8



| | | |
|---|----------------|-----------|
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X8 |
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 4.05 |
| | Std. Deviation | 0.394034 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.450487 |
| | Positive | 0.450487 |
| | Negative | -0.39951 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 2.014641 |

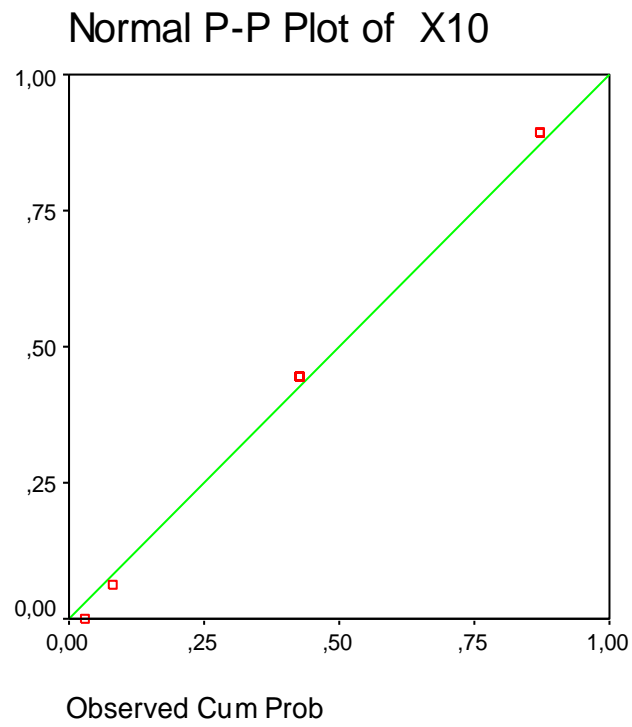
Asymp. Sig. (2-tailed)

0.000597



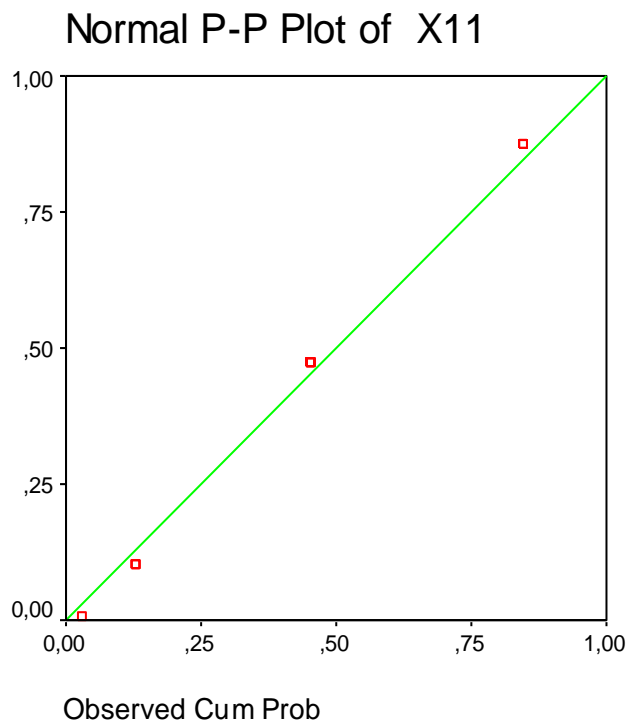
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X9 |
|------------------------------------|----------------|----------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 4.45 |
| | Std. Deviation | 0.510418 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.361012 |
| | Positive | 0.361012 |

| | | |
|-------------------------------|----------|----------|
| | Negative | -0.30938 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.614493 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.010889 |



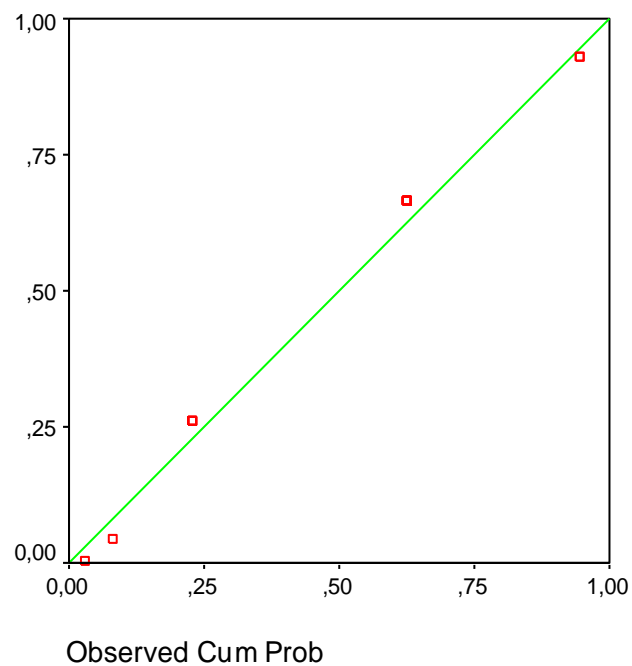
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X10 |
|---|------|------------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 4.1 |

| | | |
|---------------------------------|----------------|----------|
| | Std. Deviation | 0.718185 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.34463 |
| | Positive | 0.30537 |
| | Negative | -0.34463 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.541234 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.01729 |



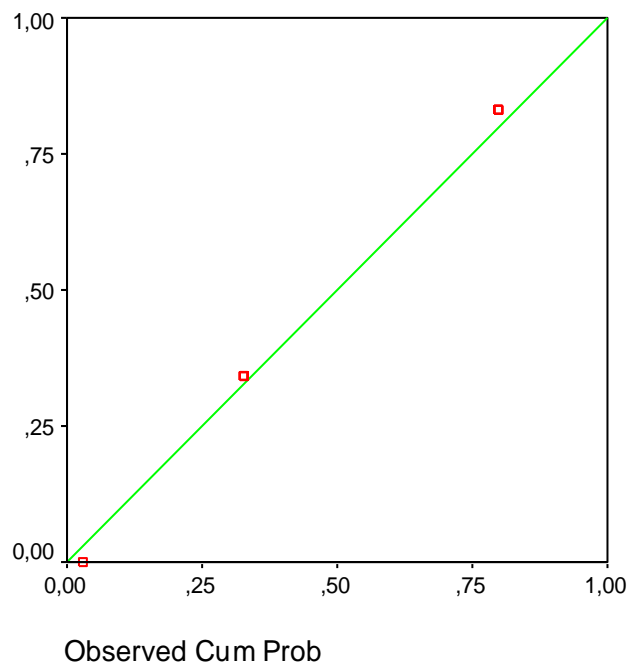
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X11 |
|---|----------------|------------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 4.05 |
| | Std. Deviation | 0.825578 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.275853 |
| | Positive | 0.224147 |
| | Negative | -0.27585 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.233653 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.095297 |

Normal P-P Plot of X12



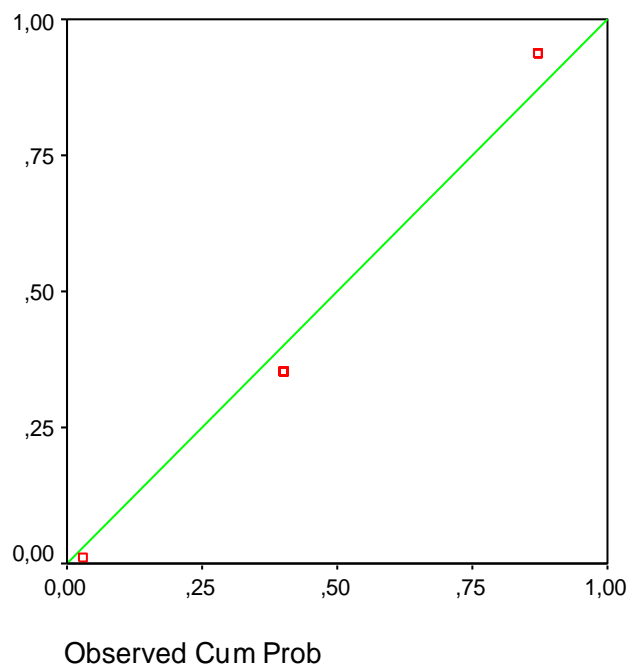
| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X12 |
|---|----------------|------------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 3.6 |
| | Std. Deviation | 0.940325 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.314722 |
| | Positive | 0.235278 |
| | Negative | -0.31472 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.40748 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.03805 |

Normal P-P Plot of X13



| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X13 |
|---|----------------|------------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 4.3 |
| | Std. Deviation | 0.732695 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.291106 |
| | Positive | 0.258894 |
| | Negative | -0.29111 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.301864 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.067435 |

Normal P-P Plot of X14



| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | X14 |
|---|----------------|------------|
| N | | 20 |
| Normal Parameters | Mean | 4.2 |
| | Std. Deviation | 0.523148 |
| Most Extreme Differences | Absolute | 0.398881 |
| | Positive | 0.398881 |
| | Negative | -0.30112 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | 1.783849 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | 0.003444 |

ANEXO E

| MATRIZ DE DATOS | | | | | | | | | | | | | | |
|----------------------|--------|----|-----|-----------|-----------|-----|-----|----|----|-----|-----|-----|-----|-----|
| AGENCIAS | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | X7 | X8 | X9 | X10 | X11 | X12 | X13 | X14 |
| NAVESMAR | 1,105 | 8 | 29 | 447,420 | 319,943 | 23 | 22 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 |
| NAVELAT | 1,110 | 12 | 25 | 313,492 | 187,778 | 47 | 28 | 4 | 4 | 4 | 5 | 4 | 5 | 5 |
| TERMINAVES | 1,810 | 1 | 30 | 133,620 | 133,620 | 30 | 30 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 |
| INCHAPE SHIPPING | 1,790 | 9 | 32 | 314,726 | 251,286 | 38 | 34 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| ECUAGENTS | 2,590 | 9 | 46 | 607,890 | 583,610 | 45 | 45 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 |
| TRANSFRIGO | 4,240 | 11 | 77 | 710,810 | 491,779 | 93 | 76 | 4 | 5 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 |
| GEMAR | 4,675 | 22 | 95 | 523,988 | 444,770 | 88 | 79 | 4 | 5 | 5 | 5 | 4 | 5 | 5 |
| NAVISUR | 5,462 | 16 | 159 | 1,698,485 | 1,630,288 | 102 | 97 | 4 | 5 | 5 | 5 | 4 | 5 | 5 |
| BADEMAR | 5,660 | 27 | 141 | 1,504,399 | 1,073,272 | 143 | 102 | 4 | 4 | 4 | 3 | 2 | 2 | 4 |
| MAERSK | 4,925 | 6 | 101 | 1,221,877 | 1,153,972 | 105 | 105 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 | 4 |
| EVERGREEN | 6,979 | 6 | 211 | 2,664,844 | 2,434,477 | 133 | 123 | 4 | 5 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 |
| TRANSEC | 7,475 | 18 | 175 | 2,554,058 | 2,150,328 | 146 | 132 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 |
| REMAR | 7,940 | 29 | 193 | 3,125,850 | 2,452,424 | 201 | 140 | 4 | 5 | 5 | 5 | 4 | 5 | 5 |
| TRANSOCEANICA | 7,888 | 34 | 134 | 3,152,233 | 1,893,911 | 154 | 151 | 4 | 5 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 |
| INVESTAMAR | 13,450 | 64 | 257 | 2,936,239 | 2,696,960 | 192 | 179 | 3 | 4 | 2 | 2 | 1 | 4 | 3 |
| SAN LUCAS | 7,694 | 60 | 73 | 2,039,356 | 400,826 | 275 | 218 | 5 | 4 | 4 | 4 | 4 | 5 | 4 |
| CARVIGO | 20,525 | 89 | 478 | 2,882,499 | 2,453,579 | 328 | 282 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 |
| MARGLOBAL | 16,330 | 24 | 444 | 6,188,875 | 5,026,799 | 450 | 359 | 4 | 4 | 3 | 3 | 4 | 4 | 4 |
| TRANSMABO | 26,819 | 54 | 849 | 7,846,843 | 6,100,669 | 901 | 645 | 4 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 4 |
| CLIENTES ESPORADICOS | 6,180 | 41 | 87 | 656,655 | 526,812 | 97 | 78 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 |

BIBLIOGRAFÍA

1. ROBERT S. KAPLAN, DAVID P. NORTON (2002), “Cuadro de Mando Integral (The Balanced Scorecard)” Segunda Edición, Ediciones Gestión 2000, S.A., Barcelona.
2. DAVID NORTON, “Balanced Scorecard”, Congreso de Management 2003, 2 y 3 de Octubre de 2003, Swissotel – Quito.
3. J.F. HAIR. Jr., R.E. ANDERSON., R.L.TATHAM., W.C. BLACK, “Análisis Multivariante” Quinta Edición, Editorial Prentice – Hall Iberia, Madrid.
4. FREUND JONH, WALPOLE RONALD. (1990), “Estadística Matemática con Aplicaciones.” Cuarta Edición, Editorial Prentice - Hall Hispanoamericana, S.A. México.

5. JONSON. (1994), "Statistical Multivariate Analysis.", Prentice - Hall Hispanoamericana, S.A. México.

6. MANUEL ATO, JUAN JOSE LOPEZ (1994), "Fundamentos de Estadística con SYSTAT", Edición RA-MA 1994, Editorial Addison – Wesley Iberoamericana, S.A. Wilmington, Delaware, E.U.A.

7. HUGO E.R. UYTERHOEVEN, ROBERT W. ACKERMAN Y JOHN W. ROSENBLUM (1980), "La Estrategia y la Organización". Primera Edición, Editorial Diana, S.A. México.