

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO

Colegio de Postgrados

**Aplicación del Modelado de Acomodación
Multivariante para estudiar poblaciones mixtas**

**Jacinto Joaquín Arichabala Concha
Ximena Córdova, PhD., Directora de Tesis**

Tesis de grado presentada como requisito para la obtención del título de Maestría en
Matemáticas Aplicadas

Quito, Mayo 2014

Universidad San Francisco de Quito

Colegio de Postgrados

HOJA DE APROBACIÓN DE TESIS

Aplicación del Modelado de Acomodación Multivariante para estudiar
poblaciones mixtas

Jacinto Joaquín Arichabala Concha

Ximena Córdova, Ph.D.

Directora de Tesis

Eduardo Alba, Ph.D.

Miembro del Comité de Tesis

Pablo Dávila, Ph.D.

Miembro del Comité de Tesis

Carlos Jiménez, Ph.D.

Director de la Maestría en

Matemáticas Aplicadas

Víctor Viteri Breedy, Ph.D.

Decano del Colegio de Postgrados

Quito, Mayo 2014

© DERECHOS DE AUTOR

Por medio del presente documento certifico que he leído la Política de Propiedad Intelectual de la Universidad San Francisco de Quito y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo de investigación quedan sujetos a lo dispuesto en la Política.

Asimismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo de investigación en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Firma: _____

Nombre: Jacinto Joaquín Arichabala Concha

C. I.: 1714054481

Fecha: Quito, mayo de 2014

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a la Suprema Luz que lo ilumina todo, al Creador del Cosmos...

AGRADECIMIENTOS

Agradezco en primer lugar a la Universidad San Francisco de Quito, doy las gracias también a Ximena Córdova, Directora del presente trabajo y a Carlos Jiménez, Director de la maestría.

A todos los profesores de la Maestría en Matemáticas Aplicadas de la USFQ, un agradecimiento especial a Gonzalo Mendieta, gran parte de este trabajo se debe a él, sus observaciones y correcciones ayudaron a lograr la forma que tiene.

Finalmente quiero agradecer a mi esposa Fernanda Salazar y a mis dos tesoros Leo y Karolina por su amor y comprensión.

RESUMEN

En este trabajo abordamos el problema de la evaluación de los niveles de acomodación. El propósito de tal evaluación es determinar límites en cada variable antropométrica, esto es, determinar los valores para las especificaciones de diseño para que un porcentaje dado de la población se ajuste a las características del producto diseñado.

De manera tradicional, los ergonomistas utilizan tablas antropométricas con percentiles para cada dimensión individual cuando evalúan los niveles de acomodación en el desarrollo de un producto nuevo; puesto que muchas variables antropométricas presentan correlaciones muy fuertes, abordar el análisis de las variables antropométricas desde una perspectiva univariada puede dar como resultado modelos de acomodación no representativos, el problema de acomodación se complica aún más cuando la población analizada es una mezcla de subpoblaciones.

Un enfoque alternativo consiste en utilizar el modelado de acomodación multivariante (MAM) que toma en cuenta la correlación entre las variables y que en muchos casos puede proporcionar modelos más sencillos y representativos.

En este trabajo hemos aplicado MAM a dos poblaciones mixtas y hemos encontrado que el MAM ajusta mejor que el método tradicional en todos los casos, hemos construido también descriptores antropométricos para todas las poblaciones y subpoblaciones.

Las poblaciones que hemos analizado son: una muestra de estudiantes universitarios con información de género y una muestra de habitantes del centro de la región Sierra con información de auto identificación étnica.

Palabras Clave: *Antropometría, ergonomía, modelos de acomodación multivariante, poblaciones mixtas, Ecuador.*

ABSTRACT

In this paper we approach the problem of assessing levels of accommodation. The purpose of this evaluation is to assess limits for each anthropometric variable, i.e., determine the values for the design specifications so that a given percentage of the population adapt to the designed product features.

Traditionally, ergonomists use anthropometric tables with percentiles for each individual dimension when assessing levels of accommodation in the development of a new product; since many anthropometric variables exhibit very strong correlations, approaching the analysis of anthropometric variables from an univariate perspective can result in poor accommodation models, the accommodation problem is even more complicated when the population analyzed is a mixture of subpopulations.

An alternative approach is to use multivariate accommodation models (MAM) that take into account the correlation between variables and that in many cases can result in simple and meaningful models.

In this task we have applied MAM to two mixed populations and we have found that MAM fits better than the traditional method in all cases; we have also built anthropometric descriptors for all populations and subpopulations. The populations that we have analyzed are a sample of university students with gender information and a sample of residents of the central Sierra region with information on ethnic self-identification.

Keywords: *Anthropometry, ergonomics, multivariate accommodation models, mixed populations, Ecuador*

TABLA DE CONTENIDOS

1	INTRODUCCIÓN	14
1.1	Antecedentes	14
1.2	Objetivos	16
1.2.1	Generales.	16
1.2.2	Específicos.	16
2	MARCO TEÓRICO	17
2.1	Ergonomía	17
2.1.1	Ergonomía industrial.	17
2.1.2	Antropometría.	18
2.1.3	Diseño ergonómico.	24
2.2	Distribución normal	25
2.2.1	Definición de distribución normal.	26
2.2.2	Propiedades de las variables aleatorias con distribución normal.	27
2.2.3	Percentiles.	28
2.3	Mezcla de distribuciones	29
2.3.1	Reseña histórica.	29
2.3.2	Mezcla finita de distribuciones.	31
2.3.3	Parámetros en la mezcla de densidades Normales.	31
2.4	Componentes principales	32
2.4.1	Cálculo de los componentes principales.	32
2.4.2	Propiedades de las componentes principales.	34
2.4.3	Tablas antropométricas.	35

	10
2.4.4 Modelos de acomodación tradicional y MAM.	36
3 APLICACIÓN DE MAM EN POBLACIONES MIXTAS	39
3.1 Sujetos y medidas antropométricas	39
3.2 Análisis de componentes principales a los datos de género	40
3.2.1 ACP para hombres.	41
3.2.2 ACP para mujeres.	46
3.2.3 ACP para la población combinada de hombres y mujeres.	50
3.3 Análisis de componentes principales a los datos de etnia	52
3.3.1 ACP para hombres mestizos.	53
3.3.2 ACP para mujeres indígenas.	55
3.3.3 ACP para la población combinada de hombres mestizos y mujeres indígenas.	56
3.4 El problema de la normalidad	60
4 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	61
REFERENCIAS	62
A Datos Antropométricos	66

TABLAS

2.1	Definiciones de las medidas antropométricas, (García & Córdova, 2012)	20
2.2	Percentiles 5°, 50° y 95° de hombres mestizos e indígenas (cm), (Lema <i>et al.</i> , 2013)	29
2.3	Dimensiones antropométricas de hombres universitarios (cm), (García & Córdova, 2012)	36
3.1	Matriz de correlaciones población combinada, (Elaboración propia) . .	40
3.2	Cargas y variabilidad cinco CPs (hombres), (Elaboración propia)	41
3.3	Cargas y variabilidad cinco CPs (mujeres), (Elaboración propia)	46
3.4	Cargas y variabilidad cinco CPs (combinada), (Elaboración propia) . .	50
3.5	Matriz de correlaciones población combinada (etnias), (Elaboración propia)	52
3.6	Cargas y variabilidad cinco CPs (hombres mestizos), (Elaboración propia)	53
3.7	Cargas y variabilidad cinco CPs (mujeres indígenas), (Elaboración propia)	55
3.8	Cargas y variabilidad cinco CPs (combinado etnias), (Elaboración propia)	56

FIGURAS

2-1	Medidas antropométricas, adaptación de (Dianat <i>et al.</i> , 2013)	20
2-2	No aditividad de los percentiles,(Gordon & Corner, 2004)	23
2-3	Curva de distribución normal, (Elaboración propia)	26
2-4	Modelado tradicional y MAM, (Elaboración propia)	37
3-1	Variabilidad explicada por los CPs (hombres), (Elaboración propia) . .	41
3-2	Descriptores antropométricos tres CPs (hombres), (Elaboración propia)	42
3-3	Círculo de correlaciones (hombres), (Elaboración propia)	42
3-4	Plano principal (hombres), (Elaboración propia)	43
3-5	Trazas del elipsoide de acomodación al 90% (hombres), (Elaboración propia)	44
3-6	Cuboides vs MAM representación en 2 dimensiones (Elaboración propia)	44
3-7	Reducción en la acomodación usando cubos progresivamente (hombres) (Elaboración propia)	45
3-8	Variabilidad explicada CPs (mujeres), (Elaboración propia)	46
3-9	Plano principal (mujeres), (Elaboración propia)	47
3-10	Descriptores antropométricos tres CPs (mujeres), (Elaboración propia)	48
3-11	Trazas del elipsoide de acomodación al 90% (mujeres), (Elaboración propia)	48
3-12	Reducción en la acomodación usando cubos progresivamente (mujeres), (Elaboración propia)	49
3-13	Plano principal (combinado), (Elaboración propia)	50
3-14	Descriptores antropométricos tres CPs (combinada), (Elaboración propia)	51

3-15 Elipsoide de acomodación población combinada (traza), (Elaboración propia)	52
3-16 Plano principal (hombres mestizos), (Elaboración propia)	54
3-17 Plano principal (mujeres indígenas), (Elaboración propia)	56
3-18 Variabilidad explicada CPs (combinado etnias), (Elaboración propia) .	57
3-19 Plano principal (combinado etnias), (Elaboración propia)	58
3-20 Reducción en la acomodación usando cubos sucesivamente, (Elaboración propia)	58
3-21 Excluidos por población MAM, (Elaboración propia)	59
3-22 Ajuste método tradicional (población mezclada), (Elaboración propia) .	59
3-23 Distribución mezclada datos de género, (Elaboración propia)	60

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

Se ha demostrado que para que el diseño ergonómico sea exitoso los datos antropométricos usados en el diseño de productos y lugares de trabajo tienen que representar las características de los potenciales usuarios (García & Córdova, 2012).

Dado que las distintas variables antropométricas varían de una población a otra, si queremos que el diseño ergonómico sea adecuado necesitaremos disponer de datos antropométricos de la población concreta para la cual se va a diseñar, muchos países han elaborado guías de diseño que garantizan el desarrollo de lugares de trabajo cómodos y seguros. Sin embargo, en los países emergentes como Ecuador estos estudios recién empiezan a tomar la debida importancia (Lema *et al.* , 2013; García & Córdova, 2012) ,esto a pesar de que en la Constitución de la República del Ecuador, en el párrafo 5 del artículo 326 se establece que: "*Toda persona tendrá derecho a desarrollar sus labores en un ambiente adecuado y propicio, que garantice su salud, integridad, seguridad, higiene y bienestar.*" (Constitución del Ecuador, 2008). Esto no será posible si los lugares de trabajo no están diseñados para las personas que los van a utilizar.

La Constitución del 2008 declara también que Ecuador es un estado "*pluricultural y multiétnico*", y dado que la diversidad étnica ha sido siempre un factor importante que afecta a los datos antropométricos y el alcance de sus aplicaciones, son importantes las investigaciones antropométricas para poblaciones mixtas con datos de información étnica y de género, ya que en la actualidad no se pueden encontrar poblaciones aisladas

de estos grupos, sino que los encontramos como una mezcla de todos.

De manera tradicional cuando se diseña un producto, los ergonomistas utilizan tablas antropométricas con percentiles para cada dimensión individual cuando evalúan los niveles de acomodación de un producto o estación de trabajo. El propósito de tal evaluación (modelado de acomodación) es determinar límites en cada variable antropométrica, esto es, determinar los valores para las especificaciones de diseño para que un porcentaje dado de la población se ajuste a las características del producto diseñado (Fernández *et al.* , 2008).

El uso de los percentiles 5 y 95 en el diseño ergonómico busca acomodar el 90% de la población en cada dimensión independientemente. Desafortunadamente las dimensiones humanas son multivariantes por naturaleza y por lo tanto los límites que se determinan por este enfoque, que puede imaginarse como un cuboide multidimensional, da como resultado muchas veces modelos de acomodación que son anatómicamente imposibles (Robinette & McConville, 1981), esto se traduce en un descenso en los niveles de acomodación (Zehner *et al.* , 1993; Moroney & Smith, 1972), con el correspondiente aumento de riesgos de lesiones y costos.

Cada vez más el uso de tablas antropométricas en el modelado de acomodación está siendo reemplazado por el modelado de acomodación multivariante (MAM) (Guan *et al.* , 2012). Este modelado a pesar de ser menos simple que el uso de las tablas, es mucho más adecuado y nos proporciona modelos antropométricos más reales y por lo tanto mejores diseños e incremento en los niveles de acomodación.

El MAM utiliza el Análisis de Componentes Principales (ACP) para reducir la dimensionalidad del modelado. Esta reducción de la dimensionalidad nos permite encontrar un pequeño conjunto de descriptores comprensibles de las dimensiones humanas. Adicionalmente podemos encontrar elipsoides de acomodación con menor número de dimensiones que ajustan mejor que el modelado de acomodación tradicional que utiliza intervalos individuales. En muchos casos es posible determinar diferentes configuraciones corporales y mapearlos en los elipsoides de acomodación, obteniendo así mejores modelos para propósitos de diseño (Zehner *et al.* , 1993).

1.2 Objetivos

1.2.1 Generales.

Mostrar el uso del MAM (Modelado de Acomodación Multivariante) para describir poblaciones mixtas con medidas antropométricas altamente correlacionadas.

Meta: Aplicar MAM a dos poblaciones mixtas ecuatorianas y mostrar que los elipsoides de acomodación ajustan mejor que el método tradicional de acomodación univariado, obtener descriptores de las dimensiones antropométricas.

1.2.2 Específicos.

1. Revisar conceptos acerca de ergonomía, normalidad, mezclas de distribuciones y análisis multivariante, explicar los modelos de acomodación existentes en el diseño antropométrico.

Meta 1: Comprender las metodologías de acomodación para el diseño antropométrico y su aplicación.

2. Aplicar MAM y el método tradicional a dos poblaciones mixtas.

Meta 2: Determinar un conjunto de componentes principales que capturen más del 80% de la variabilidad de las variables antropométricas para cada subpoblación y para las poblaciones combinadas.

Meta 3: Obtener descriptores de las dimensiones antropométricas de las poblaciones individuales y combinadas.

Meta 4: Comparar los resultados del MAM con el método tradicional de acomodación univariado.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO

2.1 Ergonomía

La ergonomía es un campo del conocimiento multidisciplinario, compuesto principalmente por contenidos de los campos de ingeniería, de las ciencias físicas, biológicas, sociales y del comportamiento. La meta principal de los ergonomistas es desarrollar sistemas y productos que aumenten la productividad, que operen intuitivamente y que minimicen el riesgo de lesión y enfermedad de las personas que los utilicen (Fernández *et al.* , 2008).

La palabra *ergonomía* se compone de las palabras griegas *ergon* = "*trabajo*" y *nomos* = "*leyes*", que pueden traducirse como "*Las Leyes del Trabajo*". El término ergonomía se introdujo por primera vez por el educador y científico polaco Wojciech Jastrzebrowski alrededor de 1850, su verdadera importancia no fue totalmente comprendida sino hasta la mitad del siglo XX (Fernández *et al.* , 2008).

2.1.1 Ergonomía industrial.

La ergonomía industrial es una disciplina científica que estudia el diseño de estaciones o lugares de trabajo con el objetivo de optimizar la efectividad y productividad garantizando la seguridad, salud y bienestar de los trabajadores. Se busca cómo ajustar la tarea al trabajador evitando ajustar el trabajador a la tarea (Fernández *et al.* , 2008).

En el diseño ergonómico de estaciones de trabajo los ergonomistas recomiendan

que el 95% de la población esté incluida, esto implica que se deben conocer las distribuciones de las medidas antropométricas de la población para la cual se está diseñando (Fernández *et al.* , 2008).

2.1.2 Antropometría.

La *Antropometría* del griego *anthropos* = "hombre" y *metron* = "medida", es la rama de la antropología física que trata del estudio cuantitativo de las dimensiones y características físicas del hombre. Esta ciencia se origina en el siglo XVIII con el desarrollo de estudios de antropometría racial comparativa por parte de antropólogos físicos; aunque no fue hasta 1870 con la publicación de "*Antropometrie*", del matemático belga Quételet, cuando se considera su descubrimiento y estructuración científica. Pero fue a partir de 1940, con la necesidad de datos antropométricos en la industria, específicamente la bélica y la aeronáutica, cuando la antropometría se consolida y desarrolla, debido al contexto bélico mundial.

Esta disciplina permite medir dimensiones corporales tales como: longitudes, anchos, grosores, circunferencias, volúmenes, centros de gravedad y masas de diversas partes del cuerpo, las cuales tienen diversas aplicaciones.

Clasificación de la antropometría.

Segun (Fernández *et al.* , 2008) la antropometría se puede dividir en tres grandes ramas:

- Antropometría Estática: La estática mide al cuerpo mientras éste se encuentra fijo en una posición, permitiendo medir el esqueleto entre puntos anatómicos específicos, por ejemplo la estatura. Las aplicaciones de este tipo de antropometría permite el diseño de elementos como guantes, cascos entre otros.
- Antropometría Dinámica: La antropometría dinámica trata las mediciones del cuerpo en movimiento, reconociendo que el alcance real de una persona con el brazo no corresponde solo a la longitud del mismo, sino al alcance adicional

proporcionado por el movimiento del hombro y tronco cuando un trabajador realiza una tarea.

- Antropometría Newtoniana: Trata de mediciones de segmentos del cuerpo para utilizarse en análisis biomecánicos, por ejemplo, longitudes brazos de palanca, centros de masa, etcétera.

Variables antropométricas.

Una variable antropométrica es una característica del organismo que puede (*medirse*) cuantificarse, definirse, tipificarse y expresarse en una unidad de medida (Carranza, 2005).

Las variables antropométricas son principalmente medidas lineales, como la altura o la distancia con relación al punto de referencia, con el sujeto sentado o de pie en una postura tipificada; anchuras, como las distancias entre puntos de referencia bilaterales; longitudes, como la distancia entre dos puntos de referencia distintos; medidas curvas, o arcos, como la distancia sobre la superficie del cuerpo entre dos puntos de referencia, y perímetros, como medidas de curvas cerradas alrededor de superficies corporales, generalmente referidas en al menos un punto de referencia o a una altura definida (Carranza, 2005; Valero, 2013). Las variables lineales se definen generalmente como puntos de referencia que pueden situarse de manera precisa sobre el cuerpo (Carranza, 2005).

Dado su uso en el diseño estaciones de trabajo en este estudio son de especial interés las variables antropométricas que se muestran en la Tabla 2.1.

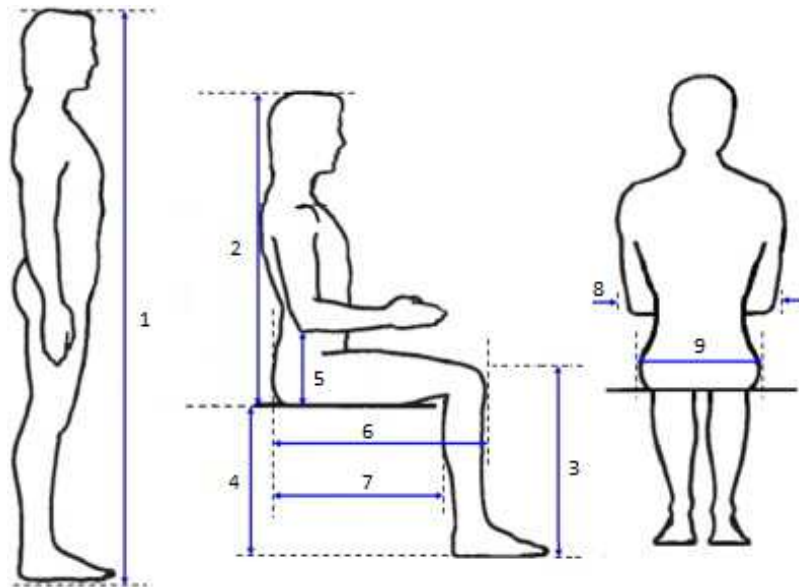


Figura 2-1: Medidas antropométricas, adaptación de (Dianat *et al.* , 2013)

Tabla 2.1: Definiciones de las medidas antropométricas, (García & Córdova, 2012)

Dimensión	Definición
<i>1 Estatura</i>	Distancia vertical del piso a la parte superior de la cabeza.
<i>2 Altura Sentado Erguido</i>	Distancia vertical de la superficie del asiento a la parte superior de la cabeza. Con la espalda recta. (sentado)
<i>2 Altura Sentado Normal</i>	Distancia vertical de la superficie del asiento a la parte superior de la cabeza. Con la espalda normal. (sentado)
<i>3 Altura de la Rodilla</i>	Distancia vertical del piso hasta la rótula. (sentado)
<i>4 Altura Poplíteo</i>	Distancia vertical del piso al ángulo poplíteo. (sentado)
<i>5 Altura del Codo en Reposo</i>	Distancia vertical del asiento a la parte inferior del codo con el brazo en ángulo recto. (sentado)
<i>6 Longitud Glúteo-Rodilla</i>	Distancia horizontal de la parte posterior de los glúteos a la rótula. (sentado)
<i>7 Longitud Glúteo-Poplíteo</i>	Distancia horizontal de la parte posterior de los glúteos al ángulo poplíteo. (sentado)
<i>8 Anchura Codo-Codo</i>	Distancia horizontal entre las superficies laterales de ambos codos. (sentado)
<i>9 Ancho de Caderas</i>	Distancia horizontal máxima de caderas. (sentado)

Instrumentos de medición.

Se utilizan distintos instrumentos dependiendo de las dimensiones a medir. Entre los más empleados podemos destacar el antropómetro, calibres y pie de rey, cinta antropométrica, goniómetros, etc.

El antropómetro es una escala métrica con dos ramas, una fija y otra que se desplaza que se emplea para medir dimensiones lineales y al que se le puede acoplar reglas especiales para medir diámetros. El calibre o pie de rey es similar aunque se emplea para medir dimensiones relativamente pequeñas, se emplea para medir grosores, espesores y distancias entre puntos. Mediante piezas que se le pueden acoplar permite medir dimensiones internas y profundidades. El compás de pliegues cutáneos (plicómetro) se emplea para medir panículo adiposo.

Normalmente la lectura de estos instrumentos se hace sobre una escala que llevan grabada a lo largo de la pieza fija, aunque algunos ya incluyen una pantalla de cristal líquido que permite la lectura digital.

También se emplea la cinta antropométrica para medir perímetros y para la localización del punto medio entre dos puntos anatómicos y goniómetros y flexómetros para medir los ángulos que forman las articulaciones.

En principio, la medida directa es la que proporciona los valores más precisos de las dimensiones consideradas. Como ventajas cabe destacar que el equipo es ligero y fácil de transportar, tiene un costo razonable y su manejo no es excesivamente complicado. Sin embargo, tiene ciertos inconvenientes, como que el proceso de la medida y su posterior registro es laborioso y requiere experiencia y cuidado, siendo, por ello, algo lento.

Existen otros métodos de medición más sofisticados basados en diferentes tecnologías. Por ejemplo, métodos basados en la técnica fotográfica. Cuando se realiza correctamente puede dar datos muy precisos, pero se trata de una técnica más costosa debido al coste del equipo y a la dificultad de convertir

las imágenes fotográficas en medidas reales lo que requiere un procesamiento digital de la imagen. También hay que tener en cuenta que son equipos de más difícil transporte.

Más recientemente se han comenzado a emplear técnicas de registro de imágenes antropométricas en tres dimensiones. Esta técnica facilita la medida de determinadas dimensiones del individuo, pero además tiene otras ventajas entre las que cabe destacar que pueden utilizarse como modelo para el diseño asistido por ordenador de ropa, equipos de protección individual, prótesis, etc.

Existen otras técnicas tales como las basadas en la fotografía moiré, la estereofotogrametría “raster”, así como otras basadas en la obtención de imágenes mediante láser o ultrasonido (Valero, 2013).

La variabilidad humana.

Existe variabilidad entre las dimensiones del cuerpo de diferentes personas, esta variabilidad hace que sea necesario medir a la población que usará un elemento, de tal manera que se diseñe el mismo basado en los rangos en los que se mueven cada una de las medidas de cada persona que conforma dicha población (Carranza, 2005).

Segun (Valero, 2013) los factores que influyen en esta variación son los siguientes:

- *El género:* Establece diferencias en prácticamente todas las dimensiones corporales. Las dimensiones longitudinales de los varones son mayores que las de las mujeres del mismo grupo, lo que puede representar hasta un 20% de diferencia.
- *La raza:* Las características físicas y diferencias entre los distintos grupos étnicos están determinadas por aspectos genéticos, alimenticios y ambientales entre otros. Así, en general, los miembros de la raza negra tienden a tener piernas más largas, mientras que los orientales tienden a tener el tronco más largo.

- *La edad:* Sus efectos están relacionados con la fisiología propia del ser humano. Así, por ejemplo, se produce un acortamiento en la estatura a partir de los 50 años. También cabe resaltar que el crecimiento pleno en los hombres se alcanza en torno a los 20 años mientras que en las mujeres se alcanza unos años antes.
- *La alimentación:* se ha demostrado que una correcta alimentación, y la ausencia de graves enfermedades en la infancia, contribuye al desarrollo del cuerpo.

Por otra parte, se ha de tener en cuenta que también podemos hablar de variabilidad al referirnos a un solo individuo (Figura 2-2). Es decir, el hecho de que un individuo pertenezca a un determinado percentil (P_{50} de estatura, por ejemplo), no quiere decir necesariamente que sus demás medidas antropométricas vayan a pertenecer al citado percentil, puesto que no siempre guardamos las proporciones. Por ello cada dimensión debe considerarse independiente de las demás y ser aplicada en donde sea necesario (Valero, 2013).

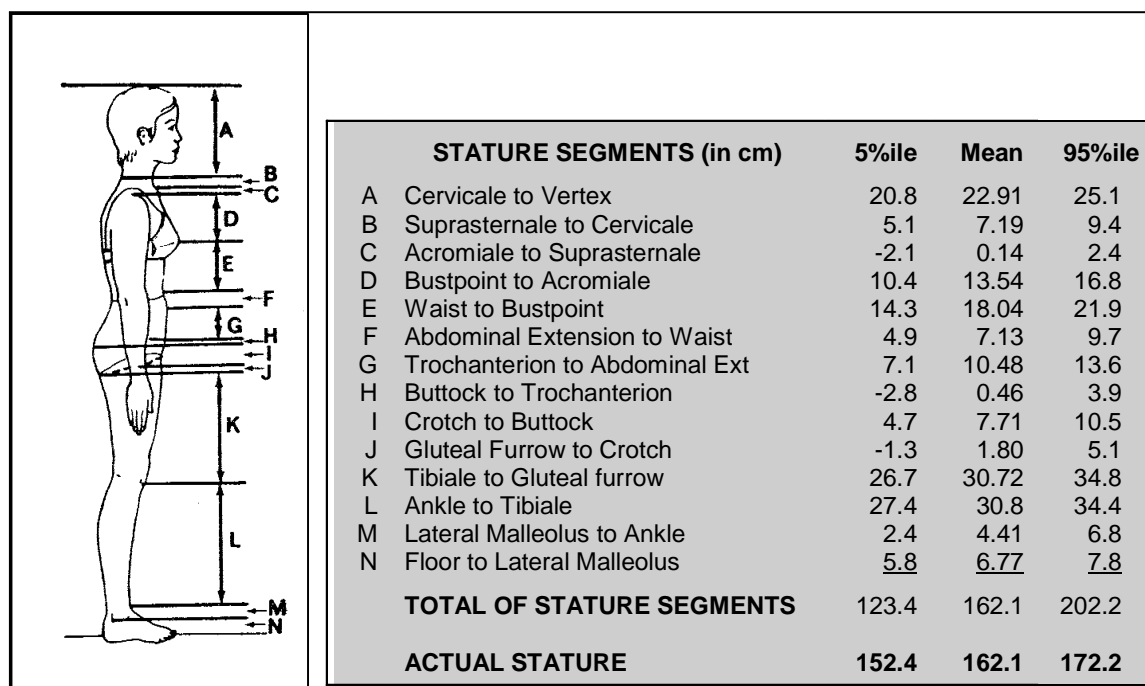


Figura 2-2: No aditividad de los percentiles,(Gordon & Corner, 2004)

2.1.3 Diseño ergonómico.

La meta principal de los ergonomistas es diseñar adecuadamente productos y espacios de trabajo para que se ajusten a la mayoría de los individuos en cuanto al tamaño estructural del cuerpo humano, con el objeto de reducir lesiones laborales, enfermedades, y por supuesto, mejorar la satisfacción de los usuarios y trabajadores y con ello la productividad (Fernández *et al.* , 2008).

Para hacer un diseño antropométrico adecuado debemos saber primero para quién o quiénes va dirigido:

1. Para una persona específica.
2. Para un grupo de personas.

Diseño para una persona.

Ergonómicamente hablando es la mejor de las opciones, pero también la más cara. Diseñar para una persona específica es como hacer un traje a medida, tendremos que tomar las medidas antropométricas del sujeto (Fernández *et al.* , 2008).

Sin embargo si el puesto de trabajo o herramienta que hayamos diseñado debe ser utilizado por más personas, el asunto se puede complicar más. Cuando se diseña para un grupo de personas deberemos considerar los tres principios de diseño antropométricos siguientes:

Diseño para un rango ajustable.

El diseño para un rango ajustable se usa, en general, para equipo o instalaciones que deben adaptarse a una amplia variedad de individuos. Sillas, mesas, escritorios, asientos de vehículos, una palanca de velocidades y soportes de herramientas son dispositivos que se ajustan a una población de trabajadores entre el percentil 5 de las mujeres y el percentil 95 de los hombres. Es obvio que diseñar para que se ajuste es el método más conveniente de diseño, pues el trabajador ajusta el objeto a su medida, aunque por el contrario es el más caro por el mecanismo de ajuste (Fernández *et al.* , 2008).

Diseño para extremos.

El diseño para extremos implica que una característica específica es un factor limitante al determinar el valor máximo y mínimo de una variable de población que será ajustada, por ejemplo, los claros, como una puerta o la entrada a un tanque de almacenamiento, deben diseñarse para el caso máximo, es decir, para la estatura o ancho de hombros correspondiente al percentil 95. De esta manera el 95% de los hombres y casi todas las mujeres podrán pasar por el claro. El alcance para cosas como un pedal de freno o una perilla de control se diseña para el individuo mínimo, es decir, para piernas o brazos de mujeres en el percentil 5, entonces 95% de las mujeres y casi todos los hombres tendrán un alcance mayor y podrán activar el pedal o el control (Fernández *et al.* , 2008).

Diseño para el promedio.

El promedio, por norma general es engañoso, y más en ergonomía dado que no existe un individuo con todas las dimensiones promedio Figura 2-2, el diseño para el promedio es el enfoque menos costoso pero menos preferido. Su frecuencia de uso es muy baja, se utiliza en situaciones en las que sería impráctico o demasiado costoso incluir posibilidades de ajuste para todas las características (Fernández *et al.* , 2008).

2.2 Distribución normal

La mayoría de los fenómenos naturales, así como también la mayoría de las variables antropométricas tienen distribución normal o gaussiana. Todas las variables de las dos muestras que analizamos en este estudio tienen distribución normal (Lema *et al.* , 2013) y (García & Córdova, 2012).

La distribución normal fue presentada por primera vez por Abraham de Moivre en un artículo del año 1733, que fue reimpresso en la segunda edición de su *The Doctrine of Chances*, de 1738. Este resultado fue ampliado por Laplace en su libro *Teoría analítica de las probabilidades* (1812), y en la actualidad se llama *Teorema de De Moivre-Laplace*, Laplace usó la distribución normal en el análisis de errores de experimentos.

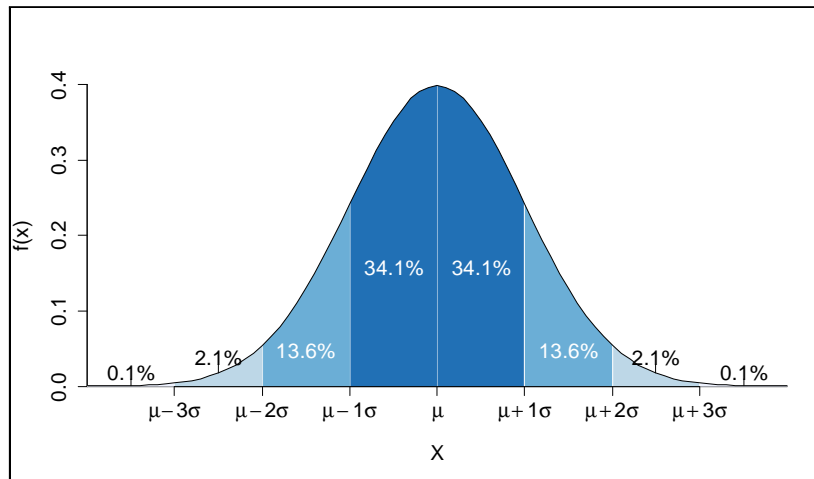


Figura 2-3: Curva de distribución normal, (Elaboración propia)

La representación gráfica de los datos antropométricos generalmente se ajustan a la curva normal, también conocida como campana de Gauss.

Esto quiere decir que para cualquier dimensión del cuerpo humano (por ejemplo, la estatura), la mayoría de los individuos se encuentran en torno al promedio, existiendo pocos individuos muy bajos o muy altos.

2.2.1 Definición de distribución normal.

Definición 1 Sea $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ una variable aleatoria. La función $F_X: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$ definida por:

$$F_X(x) = P_X(X \leq x), \forall x \in \mathbb{R}, \quad (2.1)$$

se llama función de distribución de X (Ross, 2009).

Definición 2 Sea $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ una variable aleatoria. Decimos que X tiene Distribución Normal con media μ y desviación estándar σ , $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma)$ si su función de distribución está dada por:

$$F_X(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \exp\left[-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] ds, \quad -\infty < x < \infty. \quad (2.2)$$

Si $\mu = 0$ y $\sigma = 1$, decimos que X tiene Distribución Normal Estándar $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$ (Ross, 2009).

2.2.2 Propiedades de las variables aleatorias con distribución normal.

Las variables aleatorias que tienen distribución normal tienen entre otras las siguientes propiedades (Ross, 2009):

- Si X es una *v.a.* con distribución normal, entonces aproximadamente el 95% de sus valores se encuentran en el intervalo $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$, esto es:

$$P(\mu - 2\sigma \leq x < \mu + 2\sigma) = 0.95. \quad (2.3)$$

- Si tenemos X_1, \dots, X_n variables aleatorias independientes normalmente distribuidas con medias μ_1, \dots, μ_n y desviaciones estándar, $\sigma_1, \dots, \sigma_n$. Sean $\alpha_1, \dots, \alpha_n \in \mathbb{R}$, entonces $X = \sum_{i=1}^n \alpha_i X_i$ tiene distribución normal estándar, con media $\sum_{i=1}^n \alpha_i \mu_i$, y desviación estándar $\sqrt{\sum_{i=1}^n \alpha_i^2 \sigma_i^2}$.

Para el cálculo de probabilidades en distribuciones normales se utiliza el proceso de normalización que está dado por la siguiente ecuación:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (2.4)$$

donde,

Z : es el valor normal estándar que corresponde a una densidad acumulada de probabilidad,

X : es la dimensión antropométrica medida,

μ : es la media de la población,

σ : es la desviación estándar de la población

2.2.3 Percentiles.

Los datos antropométricos se expresan generalmente en percentiles, un percentil de una variable antropométrica expresa el porcentaje de individuos de una población dada con esa dimensión corporal igual o menor a un valor determinado.

El percentil es una medida de posición usada en estadística que indica el valor por debajo del cual se encuentra un porcentaje dado de observaciones en un grupo de observaciones. Si dividimos una distribución en 100 partes iguales y se ordenan en orden creciente de 1 a 100, cada punto indica el porcentaje de casos por debajo del valor dado. Es decir, que son valores que comprenden a un porcentaje determinado del conjunto de la distribución. Así por ejemplo el percentil 25 (P_{25}) para una determinada variable se corresponde con el valor para el cual el 25% de los individuos de la población considerada tiene un valor inferior o igual al P_{25} para esa variable.

El percentil 50 se corresponde con la mediana de la población, si la distribución es Normal tenemos también que el P_{50} se corresponde con la media y la moda. El concepto de percentil es muy útil ya que nos permite simplificar el lenguaje cuando hablamos del porcentaje de personas que vamos a tener en cuenta en el diseño ergonómico. Por ejemplo, cuando nos referimos a la estatura y hablamos del P_5 , estamos señalando a personas de talla pequeña y quiere decir que solamente un 5% de la población tienen esa talla o menos. Si nos referimos al P_{50} , lo que indicamos es que por debajo de ese valor se encuentra la mitad de la población, mientras que cuando hacemos referencia al P_{95} , se está diciendo que por debajo de este punto está situado el 95% de la población, es decir, casi toda la población.

Los percentiles más empleados en diseño ergonómico son el P_5 y el P_{95} , es decir, se busca ajustar al 90% de los usuarios. No obstante, cuando es crítica la seguridad del usuario se emplean los percentiles P_1 y P_{99} que cubren a

la mayor parte de los usuarios (sólo deja fuera un 2%). Normalmente se utiliza el P_5 para los alcances y dimensiones externas, mientras que para las dimensiones internas se emplea el P_{95} , con la finalidad de que quepan las personas de mayor tamaño (Valero, 2013).

Tabla 2.2: Percentiles 5°, 50° y 95° de hombres mestizos e indígenas (cm), (Lema *et al.*, 2013)

Dimensión	Mestizos			Indígenas		
	5°	50°	95°	5°	50°	95°
<i>Estatura</i>	162.25	172.39	182.52	149.59	163.26	176.94
<i>Altura Sentado Erguido</i>	84.72	89.91	94.90	83.23	89.07	94.92
<i>Altura Sentado Normal</i>	83.12	88.09	93.07	84.62	88.49	92.35
<i>Altura de la Rodilla</i>	47.43	52.39	57.35	46.18	52.08	57.99
<i>Altura Poplítea</i>	36.45	41.45	46.45	36.34	42.04	47.73
<i>Altura del Codo en Reposo</i>	18.36	23.22	28.09	17.71	22.01	26.31
<i>Longitud Glúteo-Rodilla</i>	51.19	57.11	63.02	49.95	55.17	60.38
<i>Longitud Glúteo-Poplítea</i>	40.01	46.36	52.71	43.54	46.10	48.67
<i>Anchura Codo-Codo</i>	38.02	44.70	51.38	34.52	44.84	55.17
<i>Ancho de Caderas</i>	31.5	35.62	39.75	32.93	37.89	42.85

2.3 Mezcla de distribuciones

2.3.1 Reseña histórica.

Los procedimientos de modelación mediante mezclas de distribuciones tuvieron su origen en el trabajo de Francis Galton (1822-1921) sobre mezclas de variables normales y de Karl Pearson (1857-1936) que utilizó por primera vez e método de los momentos para estimarlas.

A principios de 1890, el profesor W. R. Weldon (1860-1906) le consultó al estadístico Karl Pearson acerca de un conjunto de medidas de la razón (*frente/longitud de cuerpo*) tomadas a una muestra de 1000 cangrejos. Un estudio gráfico de datos mostró que éstos estaban sesgados a la derecha. Weldon sugirió que la razón para esta asimetría podría ser que la muestra

tenía representantes de dos tipos de cangrejo, pero cuando los datos fueron recolectados no habían sido diferenciados como tal. Esto indujo a Pearson a proponer que la distribución de las medidas podían ser modeladas por la suma de los productos entre la proporción del tipo de cangrejo y su distribución normal, con los dos pesos dados a la proporción de cangrejos de cada tipo. Esto parece ser la primera aplicación de lo que ahora comúnmente se conoce con el término de mezcla finita de distribuciones.

En términos matemáticos, la distribución sugerida por Pearson para las medidas en los cangrejos era de la forma:

$$f(x) = \pi N(\mu_1, \sigma_1) + (1 - \pi) N(\mu_2, \sigma_2) \quad (2.5)$$

donde π es la proporción del tipo de cangrejo para la cual la razón (*frente/longitud de cuerpo*) tiene media μ_1 y desviación estándar σ_1 , y $(1 - \pi)$ es la proporción del tipo de cangrejo para que los valores correspondientes sean μ_2 y σ_2 . En la ecuación (2.5), la función $N(\mu_i, \sigma_i)$ para $i = 1, 2$ es la distribución normal univariada.

Para poder ajustar los datos al modelo planteado en (2.5) tuvo que estimar los cinco parámetros $(\pi, \mu_1, \sigma_1, \mu_2, \sigma_2)$ con los datos suministrados por la muestra de 1000 cangrejos. Pearson en un artículo de 1894 titulado "Contributions to the mathematical theory of evolution" publicado en *Philosophical Transactions A*, 185, 71-110, dio a conocer un método (basado en el método de los momentos) que requirió la solución de un polinomio de grado nueve; una tarea computacionalmente exigente en ese momento histórico, lo cual llenó de más motivos a Pearson para hacerla pública. Así Pearson manejó la tarea heroica de encontrar una solución al ajuste de los datos a dos componentes de distribución normal (Moyano, 2007).

2.3.2 Mezcla finita de distribuciones.

Definición 3 Sean f_1, \dots, f_n un conjunto finito de funciones de densidad de probabilidad, correspondientes a las funciones de distribución acumulada F_1, \dots, F_n y sean π_1, \dots, π_n tal que $\pi_i \geq 0$ y $\sum_{i=1}^n \pi_i = 1$, la distribución mezclada que puede representarse por su densidad f o su distribución F está dada por:

$$F(x) = \sum_{i=1}^n \pi_i F_i(x), \quad (2.6)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \pi_i f_i(x). \quad (2.7)$$

Este tipo de suma convexa en el cual n es finito se llama una mezcla finita (Peña, 2002).

2.3.3 Parámetros en la mezcla de densidades Normales.

Los parámetros de la distribución de la variable mezclada (μ, σ) , se obtienen fácilmente si se conocen las medias μ_i y las varianzas σ_i de las distribuciones que generan la mezcla (Peña, 2002).

1. La media de la distribución mezclada es:

$$\mu = \sum_{i=1}^n \pi_i \mu_i \quad (2.8)$$

La demostración de este resultado es inmediato aplicando las propiedades de la esperanza condicional (Peña, 2002). Introduciendo la variable de clasificación g , tenemos que, como $E(x/g = i) = \mu_i$

$$E(x) = E_g E_{x/g}(x) = E_g(\mu_i) = \sum_{i=1}^n \pi_i \mu_i \quad (2.9)$$

2. La varianza σ^2 está dada por

$$\sigma = \sum_{i=1}^n \pi_i \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^n \pi_i (\mu_i - \mu)^2 \quad (2.10)$$

La ecuación (2.10) puede interpretarse como una descomposición de la variabilidad similar al del análisis de la varianza, se descompone en una variabilidad explicada, $\sum_{i=1}^n \pi_i (\mu_i - \mu)^2$ que toma en consideración las diferencias entre las medias de las distribuciones y una variabilidad no explicada $\sum_{i=1}^n \pi_i \sigma_i^2$, que es la variabilidad con respecto a las distribuciones individuales (Peña, 2002).

2.4 Componentes principales

Un problema central en el análisis de datos multivariantes es la reducción de la dimensión, se analiza si es posible identificar a partir de un conjunto de p variables otro conjunto de r ($r < p$) variables no directamente observables. De modo ideal, se busca que r sea un número pequeño y que se pierda la menor cantidad posible de información (Peña, 2002).

Se hace necesario, pues, reducir el número de variables. Es importante resaltar el hecho de que el concepto de mayor información se relaciona con el de mayor variabilidad o varianza. Cuanto mayor sea la variabilidad de los datos (varianza) se considera que existe mayor información, lo cual está relacionado con el concepto de entropía.

2.4.1 Cálculo de los componentes principales.

El análisis de componentes principales tiene este objetivo: dadas 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% de las originales) expliquen la mayor parte (más del 80%) de la variabilidad original.

La técnica de componentes principales es debida a Hotelling (1885-1973), aunque sus

orígenes se encuentran en los ajustes ortogonales por mínimos cuadrados introducidos por K. Pearson (1857-1936) (Peña, 2002). Sin embargo, su uso no se popularizó hasta la aparición de los computadores.

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 posibles variables "latentes" o no observadas, que están generando la variabilidad de los datos.
2. Permite transformar las variables originales, en general correlacionadas, en nuevas variables incorrelacionadas, facilitando la interpretación de los datos.

Supongamos que tenemos una matriz de datos $X_{n \times p}$, donde cada fila de la matriz representa un punto en \mathbb{R}^p , y cada columna representa una variable, el análisis de componentes principales encuentra una recta, W_1 , en este espacio tal que la dispersión de los n puntos cuando se los proyecta sobre este subespacio es máxima, una vez obtenida esta recta se obtiene una segunda, W_2 tal que la dispersión de los n puntos cuando se les proyecte sobre ésta sea máxima con la restricción de que sea ortogonal a la primera, el método sigue hasta que se hayan encontrado p direcciones mutuamente ortogonales, por construcción la primera recta tendrá la mayor cantidad de varianza y así sucesivamente, las rectas $W_j, j = 1, \dots, p$ son llamadas las componentes principales de X (Peña, 2002).

Vamos a escribir cada componente $W_j, j = 1, \dots, p$ como una combinación lineal de las variables originales:

$$W_j = v_{j1}X_1 + v_{j2}X_2 + \dots + v_{jp}X_p \quad (2.11)$$

donde los coeficientes v_{ji} son determinados con las restricciones de que la varianza de W_j es máxima y que W_j debe ser ortogonal a $W_k, (k < j)$. Se puede probar (Peña, 2002) que los vectores v_j que cumplen esta restricción son los vectores propios de la matriz de covarianzas de X , y cuando la matriz X está estandarizada (es decir, cada

columna restada de su media y dividida para su desviación estándar) los vectores v_j son los vectores propios de $X^T X$.

2.4.2 Propiedades de las componentes principales.

Para las siguientes propiedades vamos a asumir que X es una matriz de rango completo de $n \times p$, vamos a asumir también que las variables han sido estandarizadas, lo que significa que $X^T X$ es la matriz de correlación de X . Sea $V_{p \times p}$ la matriz cuyas columnas son los valores propios normalizados de $X^T X$, y $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p\}$ sus valores propios asociados ordenados ($\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p$) y sea Λ la matriz diagonal de dichos valores propios. Entonces $W_{n \times p} = XV$ es la matriz de componentes principales de X , donde cada columna W_j representa una componente principal. Algunas propiedades importantes de W y V son:

1. Las W_j son no correlacionadas con media 0 y desviación estándar $\sigma(W_j) = \sqrt{\lambda_j}$
2. La matriz $W^T W$ es la matriz diagonal Λ
3. La matriz V es una matriz ortonormal, es decir que $V^T V = V V^T = I$
4. Si $W = XV$, entonces $X = W V^T$, es decir que los datos son fácilmente recuperados a partir de V y W .
5. Una medida de la variabilidad total de las componentes W_j es:

$$\tau(W) = \sum_{j=1}^p \sigma^2(W_j) = \sum_{j=1}^p \lambda_j = \text{tr}(X^T X) = \tau(X) \quad (2.12)$$

Esto demuestra que la cantidad de variabilidad total incluida en las variables originales es la misma que la incluida en las componentes principales.

6. De la propiedad anterior se deduce que la proporción de variabilidad atribuida a

cada componente principal está dada por:

$$\frac{\sigma^2(W_j)}{\tau(W)} = \frac{\lambda_j}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} \quad (2.13)$$

De la última propiedad se puede ver que el estudio de la variabilidad en las X_j puede ser reducido a aquellas componentes cuya contribución es considerada grande, es decir las componentes asociadas con valores propios grandes, y como los valores propios están ordenados de mayor a menor, esto significa elegir las primeras componentes (Vera, 2005).

2.4.3 Tablas antropométricas.

Para que el diseño ergonómico sea adecuado los datos antropométricos usados en el diseño de productos y lugares de trabajo tienen que representar las características de los potenciales usuarios. En el Ecuador hasta hace relativamente poco tiempo no existían bases de datos antropométricas (García & Córdova, 2012), actualmente ya contamos con información antropométrica para determinadas variables y poblaciones, por ejemplo las tablas antropométricas para las dimensiones de las poblaciones analizadas en este trabajo se encuentran en las publicaciones de (García & Córdova, 2012) y (Lema *et al.* , 2013).

Generalmente las tablas antropométricas vienen expresadas como un listado con los percentiles P_5 , P_{50} y P_{95} para cada variable, o como un listado de variables acompañadas de sus respectivos valores promedio y desviación estándar, en el último caso se asume conocida la distribución de la variable (frecuentemente Normal), véanse por ejemplo las tablas (2.2) y (2.3).

Tabla 2.3: Dimensiones antropométricas de hombres universitarios (cm), (García & Córdova, 2012)

Dimensión	Media	Desviación Estándar
<i>Estatuta</i>	172.92	6.15
<i>Altura Sentado Erguido</i>	89.17	3.17
<i>Altura Sentado Normal</i>	87.23	2.37
<i>Altura de la Rodilla</i>	53.95	3.19
<i>Altura Poplítea</i>	42.73	2.80
<i>Altura del Codo en Reposo</i>	22.89	3.10
<i>Longitud Glúteo-Rodilla</i>	57.07	3.84
<i>Longitud Glúteo-Poplítea</i>	45.77	3.74
<i>Anchura Codo-Codo</i>	45.17	4.28
<i>Ancho de Caderas</i>	35.45	2.43

2.4.4 Modelos de acomodación tradicional y MAM.

En varios tipos de análisis ergonómicos se requiere evaluar el acomodo de la población, es decir, se quiere conocer qué porcentaje de la población se ajusta al diseño. El propósito de tal evaluación (modelado de acomodación) es determinar límites en cada variable antropométrica, esto es, determinar los valores para las especificaciones de diseño para que un porcentaje dado de la población se ajuste a las características del producto diseñado (Fernández *et al.* , 2008).

El método tradicional que los ergonomistas utilizan para modelar la acomodación consiste en a partir de un porcentaje deseado de ajuste (normalmente el 90%) y utilizando la tabla antropométrica de percentiles y la ecuación (2.4) se determina un intervalo en cada dimensión independientemente para que el porcentaje dado de la población en esa variable se encuentren incluido en el intervalo (Fernández *et al.* , 2008).

Desafortunadamente las dimensiones humanas son multivariantes por naturaleza, esto porque la mayoría de las variables antropométricas están fuertemente correlacionadas (Zehner *et al.* , 1993). Por lo tanto los límites que se determinan por este enfoque, que se puede pensar como un cubo multidimensional da como resultado modelos de alojamiento que muchas veces sobreestiman los niveles de acomodación (Moroney & Smith, 1972).

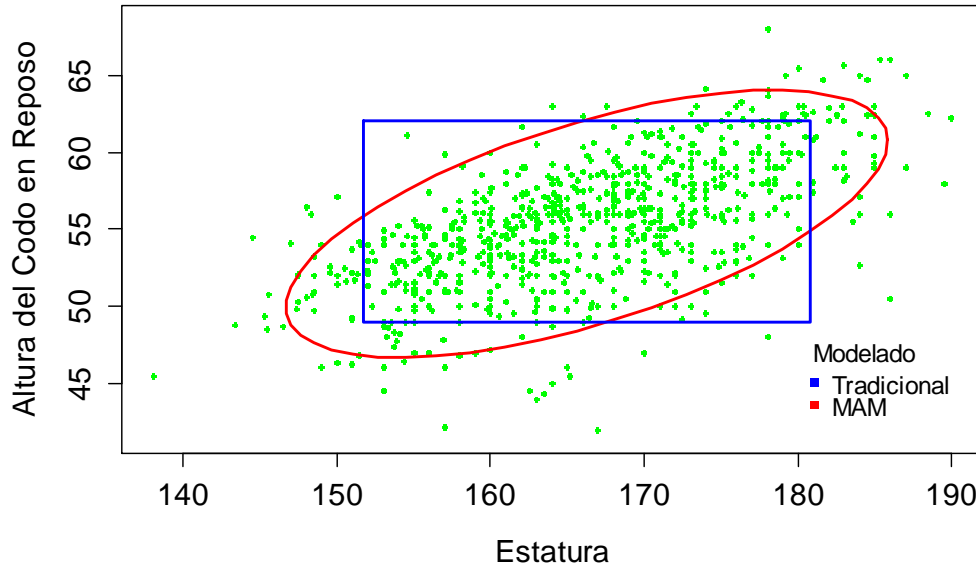


Figura 2-4: Modelado tradicional y MAM, (Elaboración propia)

En la figura (2-4) hemos representado como un cubo en 2 dimensiones los intervalos de acomodación al 90% independientemente para las variables *Estatura* y *Altura del Codo en Reposo*, como se puede observar las variables están fuertemente correlacionadas y por lo tanto el ajuste del cubo en la población es menor que el ajuste del elipsoide de acomodación al 90% para estas dos variables, esto se puede probar partiendo de las fórmulas de Bonferroni para intervalos de confianza simultáneos (Cobb, 2008).

El uso de tablas antropométricas en el modelado de acomodación está siendo reemplazado por el *Modelado de Acomodación Multivariante (MAM)* (Guan *et al.* , 2012). Este modelado a pesar de ser menos simple que el uso de las tablas, es mucho más adecuado y nos proporciona modelos antropométricos más reales y por lo tanto una evaluación más precisa en los niveles de acomodación.

El MAM utiliza el Análisis de Componentes Principales (ACP) para reducir la dimensionalidad del modelado (Guan *et al.* , 2012). Esta reducción de la dimensionalidad nos permite encontrar un conjunto pequeño de descriptores comprensibles de

las dimensiones humanas, a partir de estos descriptores se construyen elipsoides de acomodación con un menor número de dimensiones que ajustan mejor a la población que el método tradicional que utiliza intervalos individuales. En algunos casos es posible describir diferentes configuraciones corporales y mapearlos en los elipsoides de acomodación, obteniendo así mejores modelos para propósitos de diseño (Zehner *et al.*, 1993).

CAPÍTULO 3

APLICACIÓN DE MAM EN POBLACIONES MIXTAS

3.1 Sujetos y medidas antropométricas

En esta tesis se analizan dos conjuntos de datos de poblaciones mixtas, los cuales describimos a continuación:

1. *Datos de género*: Este conjunto de datos comprende mediciones antropométricas de una muestra de 790 personas de una comunidad universitaria, el número de personas por género es de 397 y 393 hombres y mujeres respectivamente. La muestra aleatoria incluyó estudiantes, profesores y personal de entre 18 y 60 años de edad, se registró también su edad y ciudad de origen para futuros estudios. Todos los sujetos estaban sanos y no tenían evidencia de deterioro físico o deformaciones. Para más detalles sobre estos datos veáse el estudio de (García & Córdova, 2012). En nuestro análisis la variable *Altura Sentado Normal* se excluyó debido a su correlación muy alta (0.89) con *Altura Sentado Erguido*. La tabla (2.1) da las definiciones de las 9 medidas utilizadas en este estudio.
2. *Datos de etnia*: Estos datos contienen mediciones de 739 personas con edades comprendidas entre los 18 y 65 años, la muestra fue dividida por provincias (Pichincha, Imbabura, Chimborazo y Tungurahua) basándose en el porcentaje de población que representan los grupos étnicos seleccionados, por género en

estas provincias, obteniendo así los siguientes tamaños de muestras: 328 y 311 mestizos (hombres y mujeres respectivamente), 47 y 52 indígenas (hombres y mujeres). Más detalles acerca de esta información se pueden encontrar en el trabajo de (Lema *et al.* , 2013). Como antes las definiciones de las variables están en la tabla (2.1).

3.2 Análisis de componentes principales a los datos de género

El análisis de componentes principales (ACP) de los datos se realizó con el software de análisis estadístico R. Como primer paso en el análisis de componentes principales estandarizamos cada una de las variables y luego procedimos a examinar la matriz de correlaciones de todas las variables, encontramos sin sorpresa que las dimensiones Altura Sentado Normal y Altura Sentado Erguido estaban altamente correlacionadas (Tabla 3.1). Decidimos por lo tanto eliminar la variable Altura Sentado Normal del resto del estudio.

Tabla 3.1: Matriz de correlaciones población combinada, (Elaboración propia)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1 Estatura	1.00	0.80	0.76	0.76	0.58	0.10	0.62	0.49	0.46	0.17
2 Altura Sentado Erguido	0.80	1.00	0.89	0.56	0.39	0.31	0.53	0.37	0.41	0.17
3 Altura Sentado Normal	0.76	0.89	1.00	0.52	0.32	0.25	0.55	0.38	0.37	0.15
4 Altura de la Rodilla	0.76	0.56	0.52	1.00	0.69	-0.01	0.57	0.48	0.44	0.24
5 Altura Poplítea	0.58	0.39	0.32	0.69	1.00	0.03	0.22	0.27	0.39	0.06
6 Altura del Codo en Reposo	0.10	0.31	0.25	-0.01	0.03	1.00	-0.03	-0.06	0.12	0.07
7 Longitud Glúteo-Rodilla	0.62	0.53	0.55	0.57	0.22	-0.03	1.00	0.76	0.35	0.32
8 Longitud Glúteo-Poplítea	0.49	0.37	0.38	0.48	0.27	-0.06	0.76	1.00	0.23	0.27
9 Anchura Codo-Codo	0.46	0.41	0.37	0.44	0.39	0.12	0.35	0.23	1.00	0.39
10 Ancho de Caderas	0.17	0.17	0.15	0.24	0.06	0.07	0.32	0.27	0.39	1.00

A continuación analizamos primero las subpoblaciones individuales y después presentamos el análisis de la población combinada.

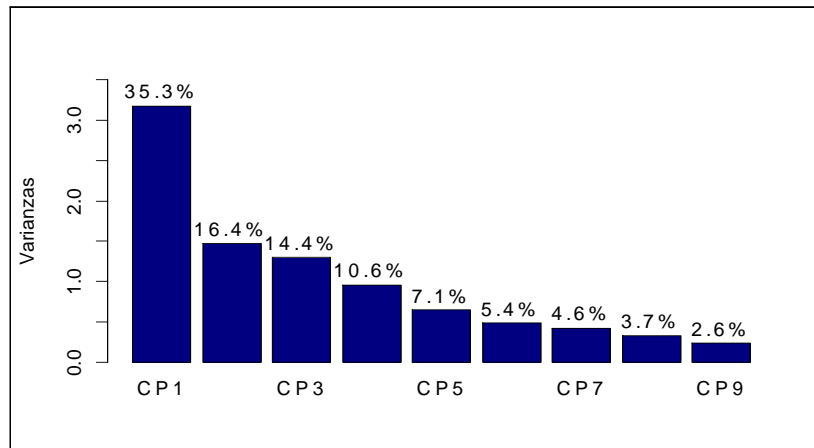


Figura 3-1: Variabilidad explicada por los CPs (hombres), (Elaboración propia)

3.2.1 ACP para hombres.

Las cargas de los primeros cinco componentes principales y la variabilidad explicada de la población de hombres se muestra en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2: Cargas y variabilidad cinco CPs (hombres), (Elaboración propia)

Dimensión	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
<i>Estatura</i>	0.436	-0.119	0.339	-0.081	0.091
<i>Altura Sentado Erguido</i>	0.217	-0.441	0.396	-0.370	0.478
<i>Altura de la Rodilla</i>	0.437	-0.040	0.044	0.356	-0.032
<i>Altura Poplítea</i>	0.345	-0.180	0.215	0.580	-0.277
<i>Altura del Codo en Reposo</i>	-0.038	-0.614	-0.095	-0.353	-0.683
<i>Longitud Glúteo-Rodilla</i>	0.412	0.346	-0.033	-0.368	-0.122
<i>Longitud Glúteo-Poplítea</i>	0.372	0.427	-0.021	-0.276	-0.328
<i>Anchura Codo-Codo</i>	0.247	-0.249	-0.585	0.183	0.126
<i>Ancho de Caderas</i>	0.288	-0.125	-0.573	-0.155	0.282
<i>Desviación Estándar</i>	1.781	1.214	1.137	0.979	0.801
<i>Porcentaje de Varianza</i>	35.3	16.4	14.4	10.6	7.1
<i>Porcentaje Acumulado</i>	35.3	51.6	66.0	76.6	83.8

Los resultados del análisis muestran que con cuatro CPs capturamos el 77% de la variabilidad (Figura 3-1). Intentaremos ahora asignar a cada componente principal un descriptor antropométrico (Figura 3-2).

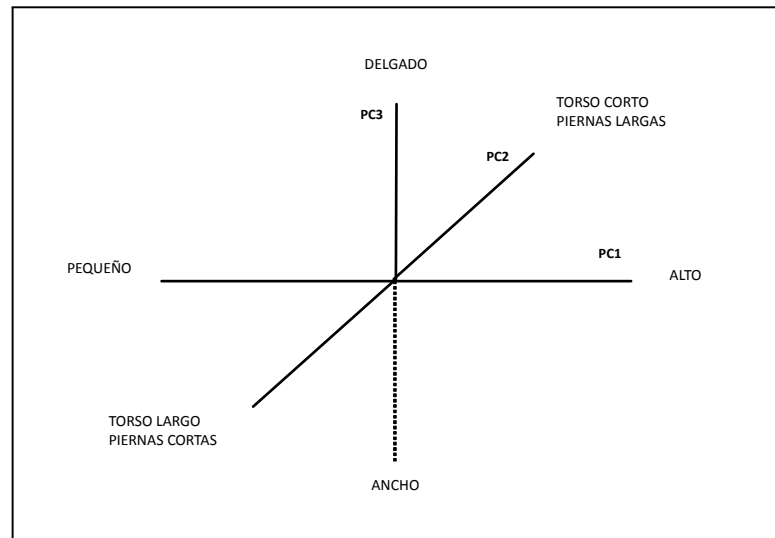


Figura 3-2: Descriptores antropométricos tres CPs (hombres), (Elaboración propia)

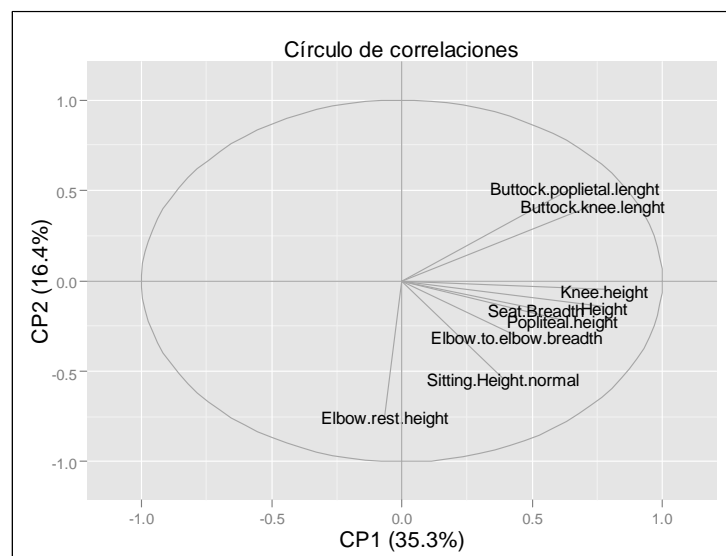


Figura 3-3: Círculo de correlaciones (hombres), (Elaboración propia)

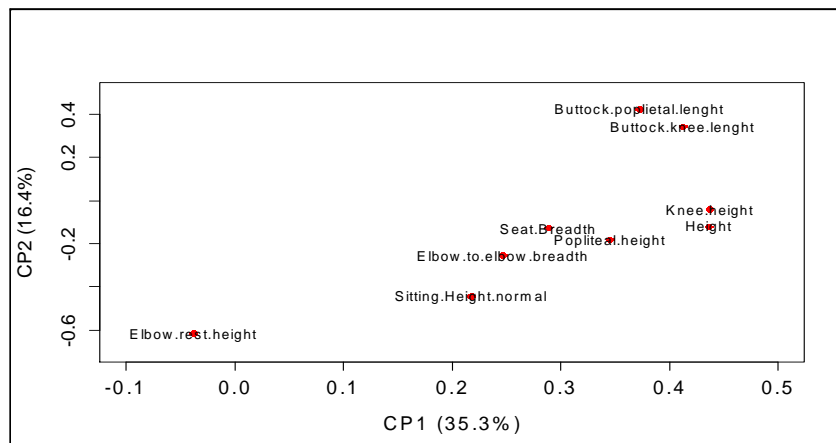


Figura 3-4: Plano principal (hombres), (Elaboración propia)

El primer componente principal CP1 carga más fuertemente en la variable Estatura y en aquellas variables que contribuyen a la altura (Figuras 3-3 y 3-4), vamos a llamar a esta variable *Altura*. El CP2 carga negativamente en la variable Altura del Codo en Reposo y en la variable Altura Sentado Erguido, que parecen describir personas de *torso corto*; por otra parte este componente carga positivamente en las variables Longitud Glúteo-Rodilla y en Longitud Glúteo-Poplítea, que parecen ser indicativos de personas con *piernas largas*. El CP3 carga fuertemente (de manera negativa) en las variables Anchura Codo-Codo y Ancho de Caderas ambas medidas de amplitud lo que nos hace pensar que el CP3 describe la *amplitud* del cuerpo. Finalmente el CP4 carga pesadamente en Altura Poplítea.

En la Figura 3-2, ilustramos los descriptores de las configuraciones corporales extremas para esta población, mostramos también (Figura 3-5) las trazas del elipsoide de acomodación al 90% de los tres primeros componentes principales de la población masculina, los puntos en la frontera representan configuraciones corporales extremas.

En diseño ergonómico se acostumbra a usar intervalos de acomodación individuales en cada variable para lograr una cobertura deseada. En un espacio multidimensional este ajuste se puede observar como un cuboide n -dimensional (Figura 3-6).

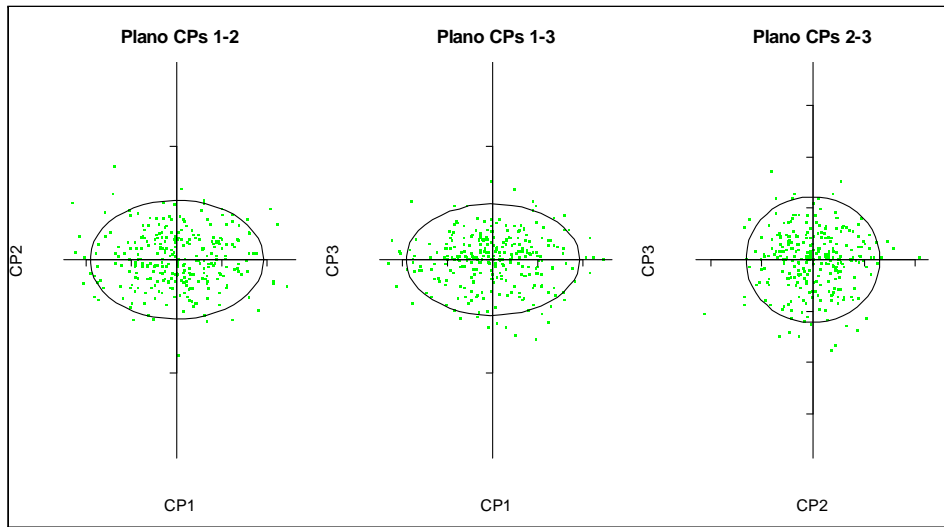


Figura 3-5: Trazas del elipsoide de acomodación al 90% (hombres), (Elaboración propia)

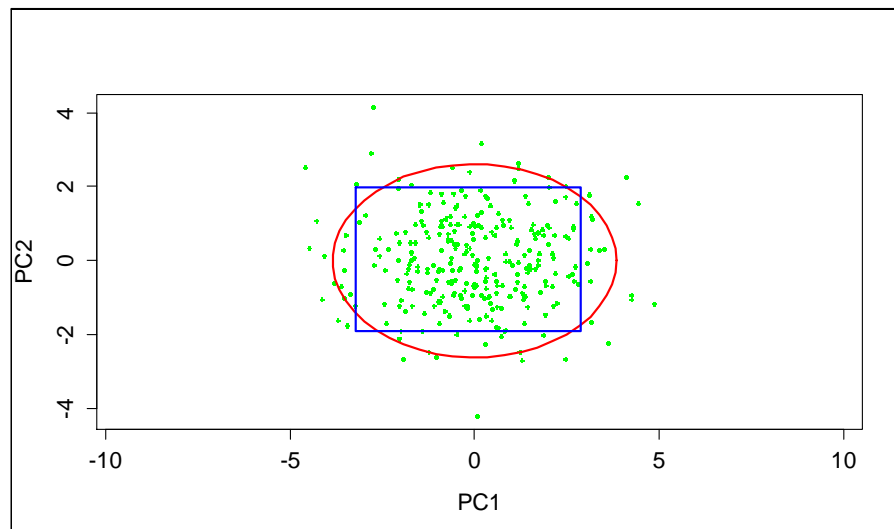


Figura 3-6: Cuboides vs MAM representación en 2 dimensiones (Elaboración propia)

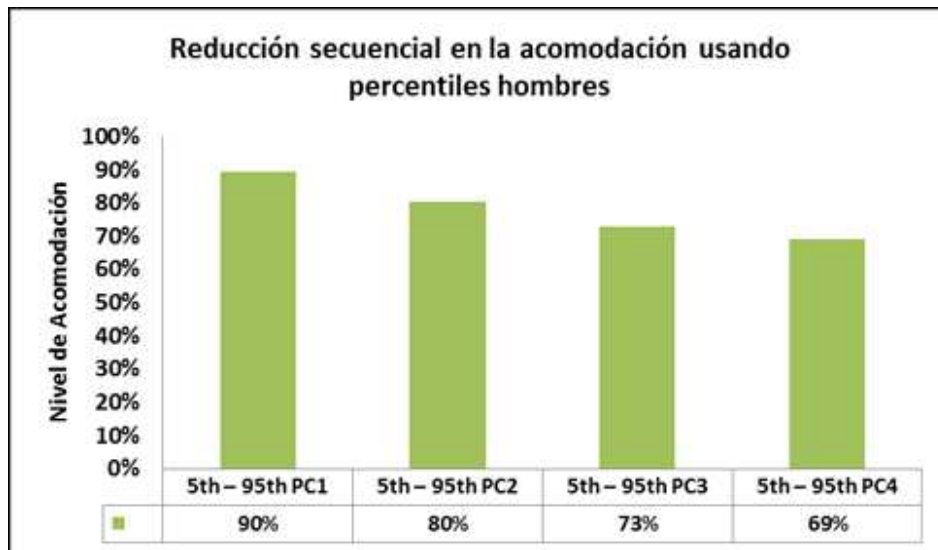


Figura 3-7: Reducción en la acomodación usando cubos progresivamente (hombres) (Elaboración propia)

En la Figura 3-7 ilustramos cuán mal se desempeña el método de ajuste tradicional mediante cuboides a medida que agregamos variables a nuestro modelado, si lo comparamos con respecto al elipsoide definido por los cuatro primeros CPs. Observamos que la población ajustada en cada componente independientemente es del 90%, mientras que, si medimos el ajuste a medida que agregamos variables el nivel de acomodación empieza a decrecer, si consideramos el ajuste conjunto de los dos primeros componentes obtenemos un nivel de acomodación del 80%, con los tres primeros componentes ajustamos al 73% y con los cuatro primeros componentes principales ajustamos únicamente al 69% de la población, esto representa un descenso del (21%) en los niveles de acomodación de la población, para un diseño ergonómico que utilice estas cuatro variables.

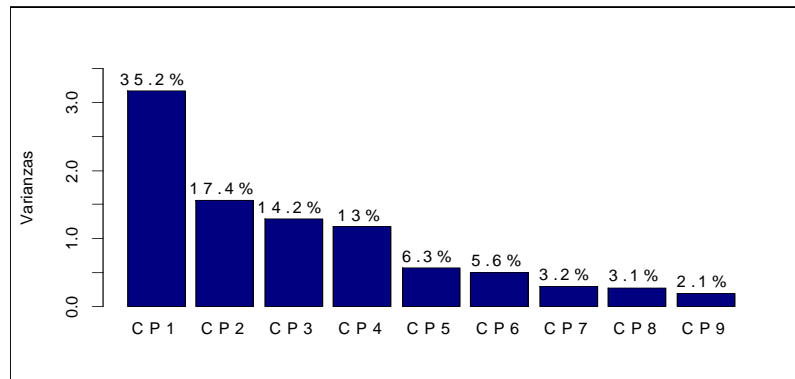


Figura 3-8: Variabilidad explicada CPs (mujeres), (Elaboración propia)

3.2.2 ACP para mujeres.

Las cargas y la variabilidad explicada de los cinco primeros CPs de la población de mujeres se muestra en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3: Cargas y variabilidad cinco CPs (mujeres), (Elaboración propia)

Dimensión	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
<i>Estatura</i>	0.461	-0.090	0.222	-0.162	0.139
<i>Altura Sentado Erguido</i>	0.359	0.379	0.155	-0.324	0.144
<i>Altura de la Rodilla</i>	0.392	-0.435	0.124	0.049	0.264
<i>Altura Poplítea</i>	0.238	-0.651	0.091	-0.152	-0.105
<i>Altura del Codo en Reposo</i>	0.085	0.176	-0.177	-0.807	-0.133
<i>Longitud Glúteo-Rodilla</i>	0.435	0.324	-0.002	0.273	-0.151
<i>Longitud Glúteo-Poplítea</i>	0.407	0.191	0.107	0.293	-0.505
<i>Anchura Codo-Codo</i>	0.145	-0.222	-0.703	-0.036	-0.459
<i>Ancho de Caderas</i>	0.254	0.117	-0.605	0.173	0.611
<i>Desviación Estándar</i>	1.78	1.25	1.132	1.08	0.751
<i>Porcentaje de Varianza</i>	35.2	17.4	14.2	13.0	6.3
<i>Porcentaje Acumulado</i>	35.2	52.6	66.8	79.8	86.0

Un análisis similar al realizado en los hombres muestra que con 4 CPs explicamos el 80% de la variabilidad (Figura 3-8).

Observando las cargas de las variables en cada componente (Tabla 3.3) construimos los descriptores antropométricos para esta población. Notamos que el CP1 carga

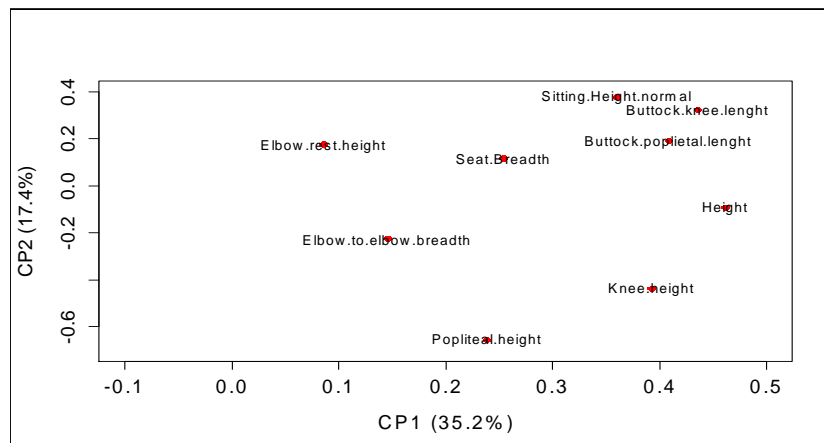


Figura 3-9: Plano principal (mujeres), (Elaboración propia)

fuertemente en variables que contribuyen a la *Altura* (Figura 3-9). Observamos también que el CP2 tiene cargas importantes en las variables *Altura del Codo en Reposo* y variable *Altura Sentado Erguido* que describen mujeres de *torso largo*, este componente carga también (de manera negativa) en las variables *Longitud Glúteo-Rodilla* y en *Longitud Glúteo-Poplítea* lo que nos hace pensar que representa a mujeres con una configuración corporal de *piernas cortas*, mientras que el CP3 igual que en el caso de la población masculina mide *amplitud* corporal. El CP4 carga fuertemente en la variable *Altura del Codo en Reposo*, la cual no tiene carga en el CP2 a diferencia del caso para la población masculina (Tabla 3.2).

Cuando comparamos los análisis de las poblaciones masculina y femenina vemos que los descriptores de los componentes CP1 y CP3 son muy similares. El caso de PC2 es particular, en la medida en que podemos dar a este componente una interpretación similar en ambos casos, sin embargo hay que considerar que las direcciones son opuestas y las cargas se colocan en variables diferentes.

En la Figura 3-11 se ilustran las trazas del elipsoide de acomodación al 90% correspondientes a los tres primeros componentes principales de la población de mujeres, los puntos fuera del elipsoide representan configuraciones corporales que el MAM no ajusta, en este caso menos del 10% de la población.

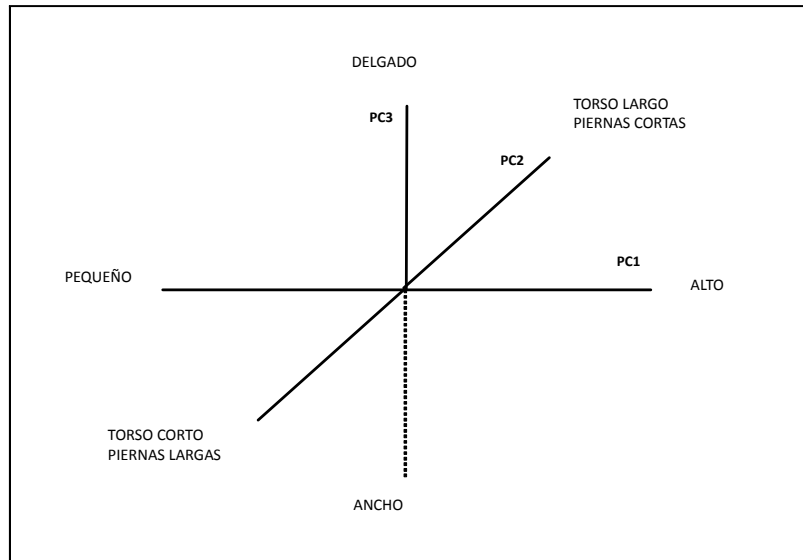


Figura 3-10: Descriptores antropométricos tres CPs (mujeres), (Elaboración propia)

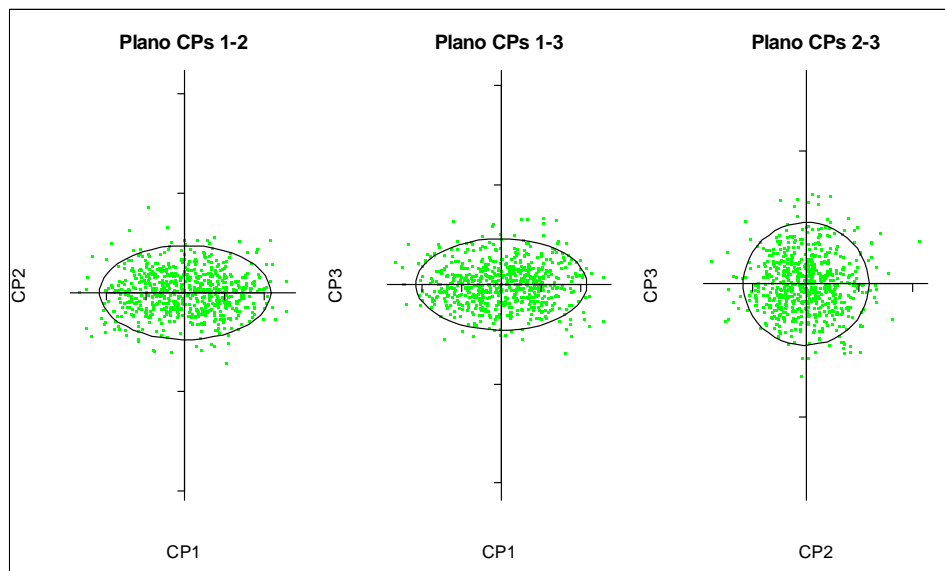


Figura 3-11: Trazas del elipsoide de acomodación al 90% (mujeres), (Elaboración propia)

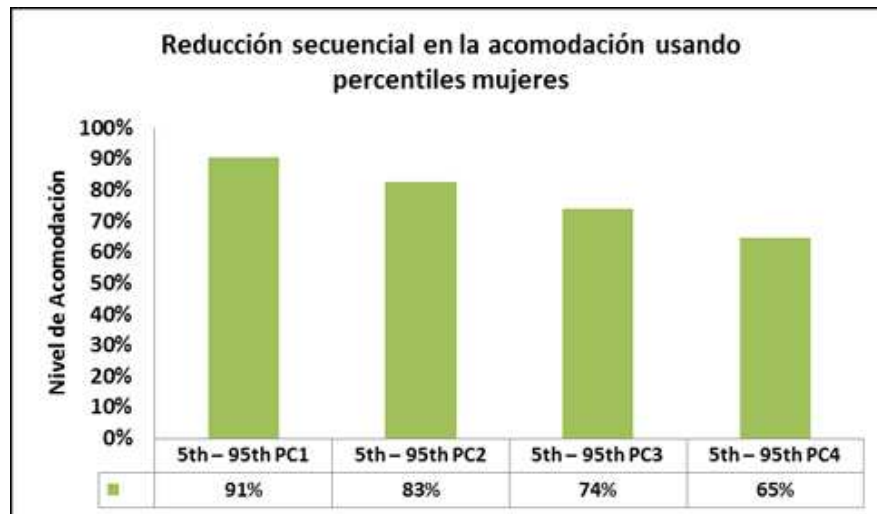


Figura 3-12: Reducción en la acomodación usando cubos progresivamente (mujeres), (Elaboración propia)

Si comparamos los resultados del MAM con el método tradicional, observamos que con el elipsoide de acomodación del MAM logramos un ajuste del 90% mientras que con el método tradicional de los cuboides tenemos un ajuste únicamente del 65%, esto es una sobreestimación en el ajuste en un 25% cuando utilizamos los cuatro primeros componentes para la población de mujeres, si agregamos más variables este descenso en el ajuste se agudiza aún más. En la Figura 3-12 ilustramos lo anterior.

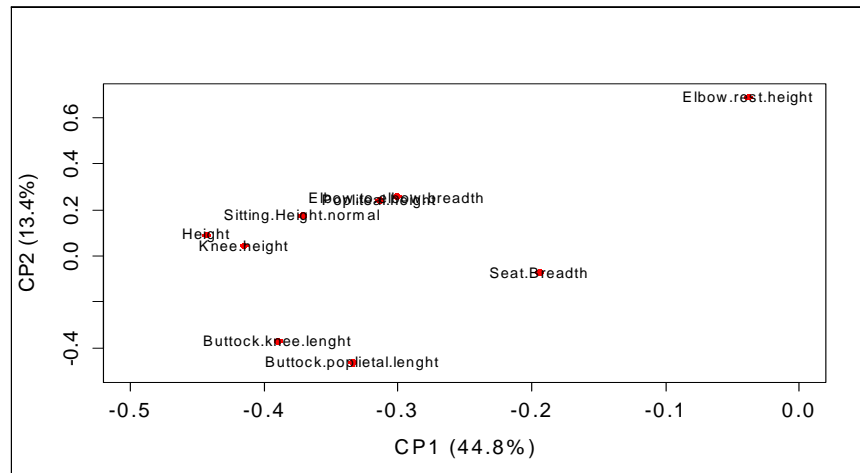


Figura 3-13: Plano principal (combinado), (Elaboración propia)

3.2.3 ACP para la población combinada de hombres y mujeres.

Después de analizar las poblaciones individuales de hombres y mujeres independientemente, procedimos a llevar a cabo un análisis similar en la población combinada los resultados se muestran en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4: Cargas y variabilidad cinco CPs (combinada), (Elaboración propia)

Dimensión	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
<i>Estatura</i>	-0.443	0.093	-0.180	0.165	-0.192
<i>Altura Sentado Erguido</i>	-0.372	0.179	0.017	0.442	-0.425
<i>Altura de la Rodilla</i>	-0.415	0.046	-0.259	-0.203	0.135
<i>Altura Poplítea</i>	-0.314	0.245	-0.463	-0.346	0.404
<i>Altura del Codo en Reposo</i>	-0.039	0.692	0.348	0.384	0.445
<i>Longitud Glúteo-Rodilla</i>	-0.390	-0.366	0.189	0.231	-0.023
<i>Longitud Glúteo-Poplítea</i>	-0.334	-0.460	0.105	0.199	0.452
<i>Anchura Codo-Codo</i>	-0.301	0.261	0.238	-0.452	-0.422
<i>Ancho de Caderas</i>	-0.195	-0.067	0.679	-0.414	0.144
<i>Desviación Estándar</i>	2.008	1.099	1.07	0.993	0.758
<i>Porcentaje de Varianza</i>	44.8	13.4	12.7	11.0	6.4
<i>Porcentaje Acumulado</i>	44.8	58.2	71.0	81.9	88.3

Con 4 CPs capturamos el 82% de la variación. El CP1 es todavía un descriptor

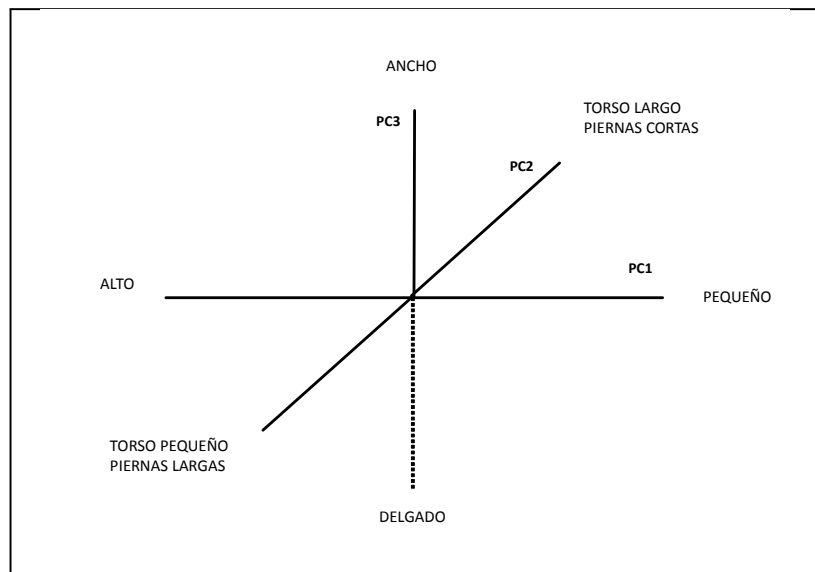


Figura 3-14: Descriptores antropométricos tres CPs (combinada), (Elaboración propia)

de la *Altura* (Figura 3-13). Es importante sin embargo observar que los signos de las cargas sobre las variables relevantes son negativos.

Con excepción de los signos el CP2 es muy similar al CP2 de la población masculina. El CP3 aunque incluye la *Amplitud* como un descriptor no es similar en todo al de la población masculina y femenina. Finalmente el CP4 no parece ofrecer una fácil interpretación.

En la Figura 3-14 ilustración los descriptores antropométricos correspondientes a la población combinada.

En la Figura 3-15 mostramos las trazas del elipsoide de acomodación al 90% correspondientes a los dos primeros componentes principales de la población combinada, podemos observar, que se excluyen sistemáticamente las mujeres pequeñas y los hombres altos, concluimos por lo tanto que cuando la composición de la población es compleja incluso MAM no funciona muy bien.

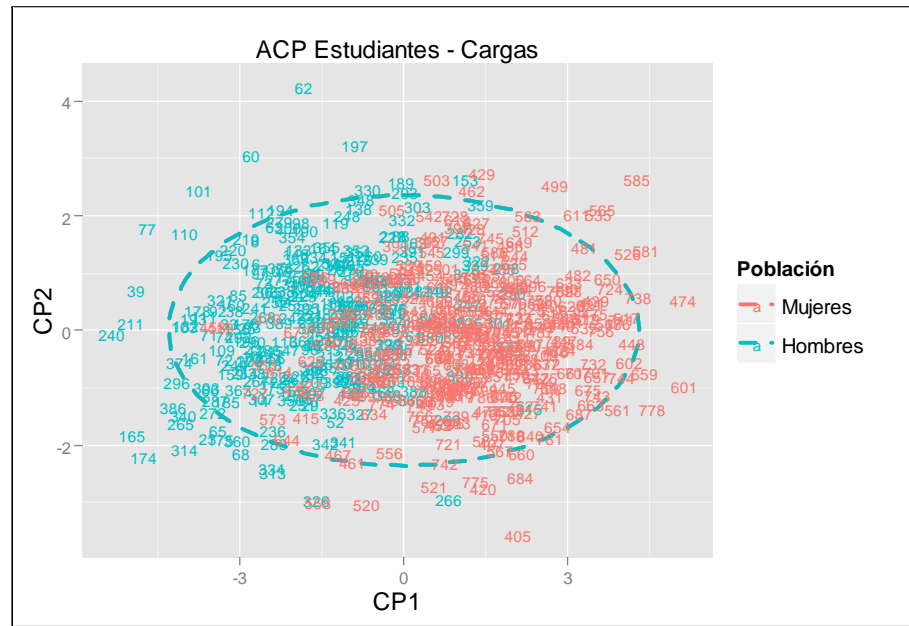


Figura 3-15: Elipsoide de acomodación población combinada (traza), (Elaboración propia)

3.3 Análisis de componentes principales a los datos de etnia

Tabla 3.5: Matriz de correlaciones población combinada (etnias), (Elaboración propia)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1 Estatura	1.00	0.70	0.69	0.45	0.33	0.08	0.53	0.34	-0.04	-0.31
2 Altura Sentado Erguido	0.70	1.00	0.90	0.39	0.29	0.16	0.39	0.26	0.01	-0.23
3 Altura Sentado Normal	0.69	0.90	1.00	0.39	0.28	0.14	0.36	0.23	-0.01	-0.20
4 Altura de la Rodilla	0.45	0.39	0.39	1.00	0.67	-0.04	0.32	0.29	0.02	-0.14
5 Altura Poplítea	0.33	0.29	0.28	0.67	1.00	-0.05	0.16	0.23	0.04	-0.10
6 Altura del Codo en Reposo	0.08	0.16	0.14	-0.04	-0.05	1.00	-0.05	-0.01	0.13	0.08
7 Longitud Glúteo-Rodilla	0.53	0.39	0.36	0.32	0.16	-0.05	1.00	0.44	0.05	-0.08
8 Longitud Glúteo-Poplítea	0.34	0.26	0.23	0.29	0.23	-0.01	0.44	1.00	-0.02	0.03
9 Anchura Codo-Codo	-0.04	0.01	-0.01	0.02	0.04	0.13	0.05	-0.02	1.00	0.37
10 Ancho de Caderas	-0.31	-0.23	-0.20	-0.14	-0.10	0.08	-0.08	0.03	0.37	1.00

En esta sección realizamos un análisis de componentes principales a la población mixta de hombres mestizos y mujeres indígenas similarmente al caso anterior ana-

lizamos primero las poblaciones individuales y al final la población combinada, como primera acción procedimos a estandarizar cada una de las variables y analizamos la matriz de correlaciones (Tabla 3.5), como antes excluimos la variable Altura Sentado Normal del análisis debido a su alta correlación con la variable Altura Sentado Erguido.

3.3.1 ACP para hombres mestizos.

Las cargas de los primeros 5 componentes y la variabilidad explicada se muestran en la Tabla 3.6, a partir de estos resultados podemos observar que con 5 componentes explicamos el 78% de la variabilidad.

Tabla 3.6: Cargas y variabilidad cinco CPs (hombres mestizos), (Elaboración propia)

Dimensión	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
<i>Estatura</i>	-0.443	0.075	-0.312	0.344	-0.131
<i>Altura Sentado Erguido</i>	-0.356	-0.156	-0.531	0.142	-0.052
<i>Altura de la Rodilla</i>	-0.432	0.275	0.080	-0.414	-0.031
<i>Altura Poplítea</i>	-0.405	0.298	-0.023	-0.514	-0.059
<i>Altura del Codo en Reposo</i>	-0.050	-0.445	-0.484	-0.192	0.481
<i>Longitud Glúteo-Rodilla</i>	-0.366	0.008	0.224	0.553	-0.195
<i>Longitud Glúteo-Poplítea</i>	-0.333	0.058	0.392	0.151	0.699
<i>Anchura Codo-Codo</i>	-0.194	-0.544	0.208	-0.239	-0.459
<i>Ancho de Caderas</i>	-0.201	-0.555	0.363	-0.062	0.084
<i>Desviación Estándar</i>	1.561	1.224	1.106	1.025	0.903
<i>Porcentaje de Varianza</i>	27.1	16.7	13.6	11.7	9.1
<i>Porcentaje Acumulado</i>	27.1	43.7	57.3	69.0	78.0

Analizando los resultados del ACP construimos los descriptores antropométricos. El CP1 presenta cargas importantes en variables que contribuyen a la *altura* (Figura 3-16), mientras que el CP2 carga en las variables Anchura Codo-Codo y Ancho de Caderas que describen la *amplitud* corporal. El CP3 carga fuertemente de manera negativa en las variables Altura Sentado Erguido y Altura del Codo en Reposo características de un *torso pequeño*, el CP3 carga también de manera positiva e importante en las variables Longitud Glúteo-Rodilla, Longitud Glúteo-Poplítea, Anchura Codo-Codo y Ancho de Caderas descriptores de un cuerpo de *torso ancho y piernas largas*.

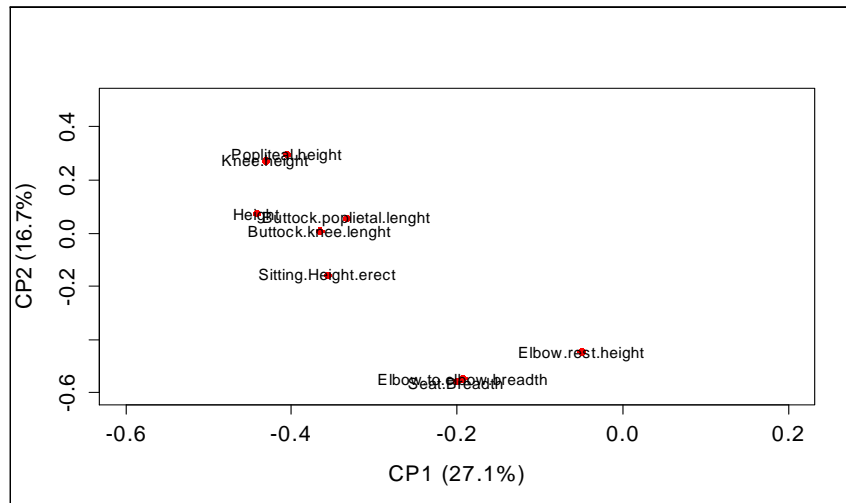


Figura 3-16: Plano principal (hombres mestizos), (Elaboración propia)

Observamos en la Figura 3-20 que en este caso también el MAM obtiene mejores resultados de ajuste en la población de hombres mestizos que el método tradicional.

3.3.2 ACP para mujeres indígenas.

Las cargas correspondientes a los 5 componentes principales y la variabilidad explicada se muestran en la Tabla 3.7. Observamos que 5 componentes capturan el 84% de la variabilidad. También en este caso el CP1 carga en variables que aportan a la *altura*. El CP2 carga de manera importante en las variables Altura de la Rodilla y Altura Poplítea y fuertemente de manera negativa en las variables Longitud Glúteo-Rodilla y Longitud Glúteo-Poplítea que describen una configuración corporal de *muslos pequeños y piernas largas*, mientras que las cargas del CP3 en las variables Ancho de Caderas y Altura del Codo en Reposo configuran un cuerpo de *torso pequeño y ancho*.

Tabla 3.7: Cargas y variabilidad cinco CPs (mujeres indígenas), (Elaboración propia)

Dimensión	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
<i>Estatura</i>	-0.416	0.016	-0.386	0.016	-0.360
<i>Altura Sentado Erguido</i>	-0.300	0.168	0.283	-0.143	-0.646
<i>Altura de la Rodilla</i>	-0.217	0.618	-0.008	0.177	0.207
<i>Altura Poplítea</i>	-0.231	0.626	0.005	0.054	0.134
<i>Altura del Codo en Reposo</i>	-0.258	-0.236	-0.409	0.459	-0.282
<i>Longitud Glúteo-Rodilla</i>	-0.494	-0.258	0.249	0.137	0.316
<i>Longitud Glúteo-Poplítea</i>	-0.488	-0.267	0.279	0.094	0.307
<i>Anchura Codo-Codo</i>	0.246	0.059	-0.129	0.737	0.084
<i>Ancho de Caderas</i>	0.164	0.015	0.669	0.405	-0.335
<i>Desviación Estándar</i>	1.638	1.398	1.063	0.988	0.923
<i>Porcentaje de Varianza</i>	29.8	21.7	12.6	10.9	9.5
<i>Porcentaje Acumulado</i>	29.8	51.5	64.1	74.9	84.4

Igual que antes comparamos los resultados de ajuste del MAM versus el método tradicional y encontramos (Figura 3-20) que el MAM tiene un desempeño superior.



Figura 3-17: Plano principal (mujeres indígenas), (Elaboración propia)

3.3.3 ACP para la población combinada de hombres meztizos y mujeres indígenas.

Mostramos las cargas de los 5 componentes principales y el porcentaje de variabilidad en la Tabla 3.8. Observamos en la Figura 3-18 que estos componentes nos dan cuenta del 83% de la variabilidad.

Tabla 3.8: Cargas y variabilidad cinco CPs (combinado etnias), (Elaboración propia)

Dimensión	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
<i>Estatura</i>	0.481	-0.055	0.267	-0.005	0.201
<i>Altura Sentado Erguido</i>	0.433	0.006	0.332	-0.156	0.214
<i>Altura de la Rodilla</i>	0.424	0.061	-0.412	-0.246	-0.070
<i>Altura Poplítea</i>	0.356	0.066	-0.525	-0.367	-0.149
<i>Altura del Codo en Reposo</i>	0.015	0.298	0.568	-0.501	-0.497
<i>Longitud Glúteo-Rodilla</i>	0.377	0.123	0.166	0.484	0.158
<i>Longitud Glúteo-Poplítea</i>	0.316	0.173	-0.028	0.504	-0.558
<i>Anchura Codo-Codo</i>	-0.022	0.671	-0.029	-0.101	0.526
<i>Ancho de Caderas</i>	-0.182	0.636	-0.146	0.173	-0.163
<i>Desviación Estándar</i>	1.741	1.193	1.077	1.023	0.879
<i>Porcentaje de Varianza</i>	33.7	15.8	12.9	11.6	8.6
<i>Porcentaje Acumulado</i>	33.7	49.5	62.4	74.0	82.6

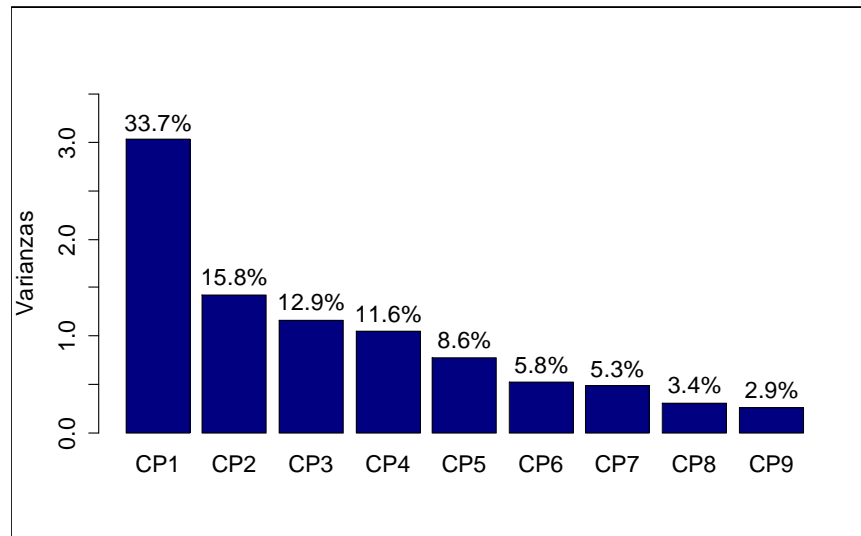


Figura 3-18: Variabilidad explicada CPs (combinado etnias), (Elaboración propia)

Igual que en el análisis de los datos de género observamos aquí también (Tabla 3.8) que las cargas del CP1 en las variables tienen signo contrario al de las poblaciones individuales, esto nos hace pensar que existe un sesgo en la cobertura del elipsoide de acomodación. Las cargas en el CP1 son fuertes en variables que contribuyen a la *altura*. El CP2 carga en las variables Anchura Codo-Codo y Ancho de Caderas que describen *amplitud* corporal. Analizando las cargas del CP3 en las variables Altura de la Rodilla, Altura Poplítea y Altura del Codo en Reposo obtenemos la descripción de un cuerpo de *torso largo y piernas cortas*.

En la Figura 3-20 observamos que el desempeño de MAM es superior en el análisis individual y combinado. Sin embargo, cuando miramos el porcentaje de personas excluidas en cada población (Figura 3-21) notamos que el porcentaje de mujeres excluidas es más del doble que el de los hombres. Este resultado nos muestra que no obstante el MAM tiene un mejor desempeño que el método tradicional (Figura 3-22), el MAM también presenta problemas de ajuste cuando existen subpoblaciones pequeñas con medidas antropométricas diferentes.

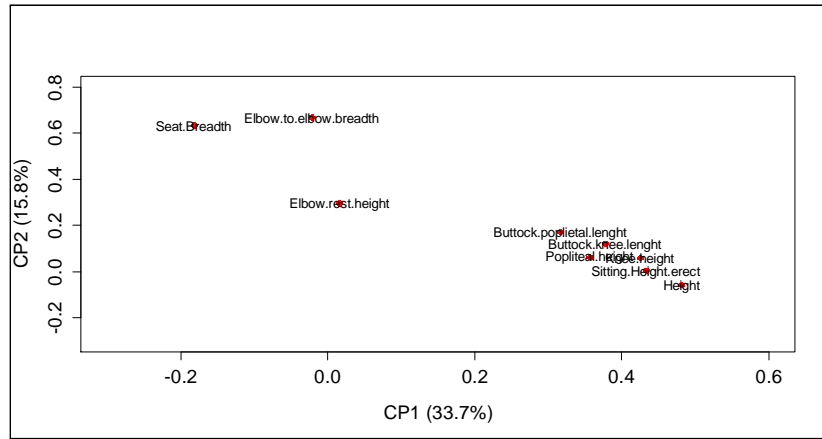


Figura 3-19: Plano principal (combinado etnias), (Elaboración propia)

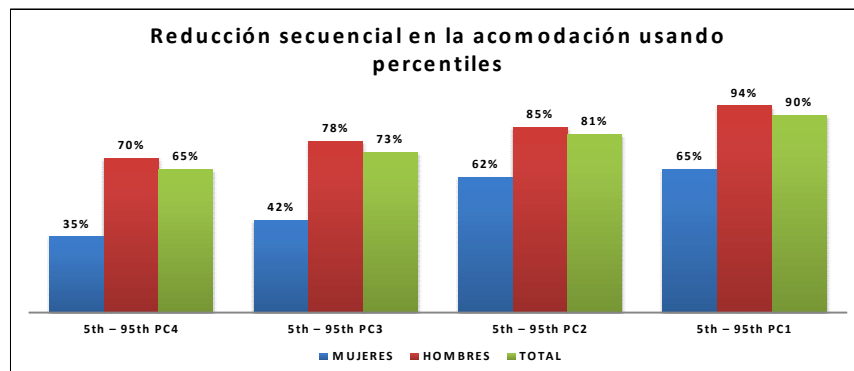


Figura 3-20: Reducción en la acomodación usando cubos sucesivamente, (Elaboración propia)

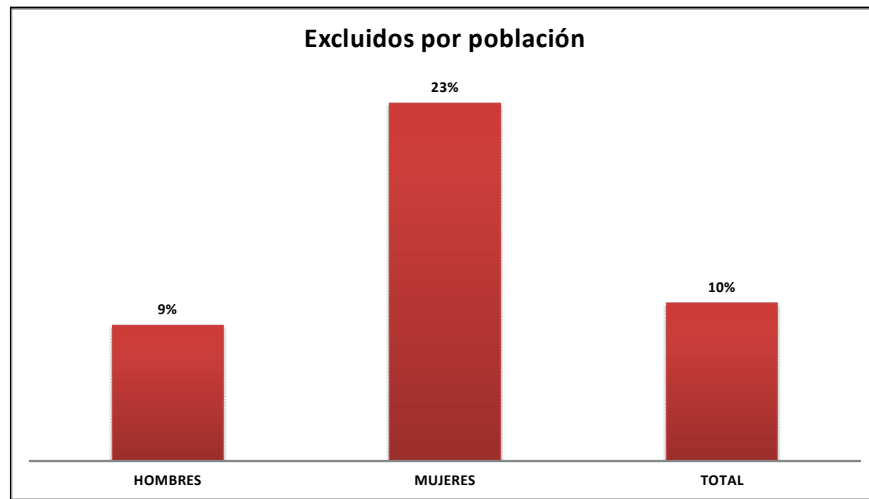


Figura 3-21: Excluidos por población MAM, (Elaboración propia)

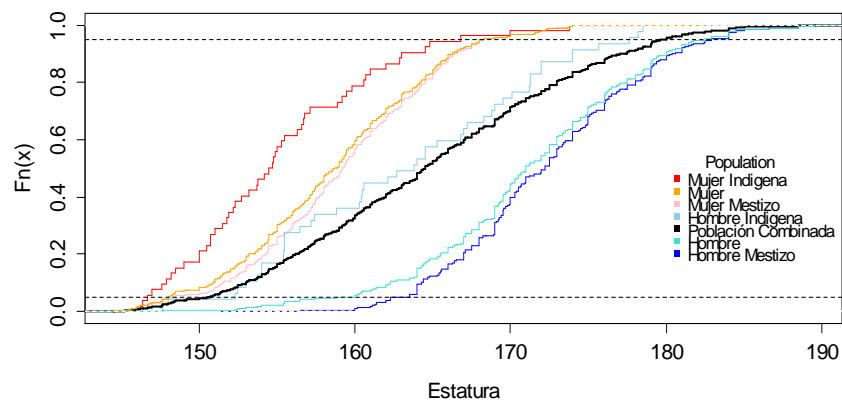


Figura 3-22: Ajuste método tradicional (población mezclada), (Elaboración propia)

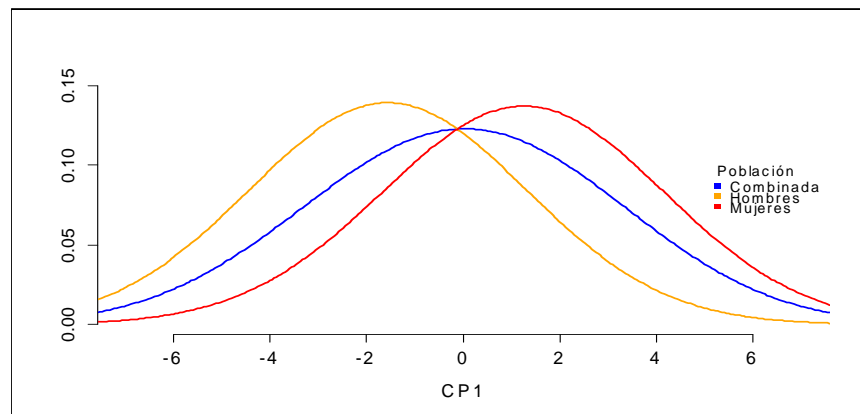


Figura 3-23: Distribución mezclada datos de género, (Elaboración propia)

3.4 El problema de la normalidad

En el análisis de datos, hemos señalado que para las subpoblaciones la normalidad parece una suposición válida para todas las variables (García & Córdova, 2012). En el caso de la población combinada todas las variables se desviaron de la normalidad Figura.3-23. Esto no es sorprendente dado que como se señala en (Córdova & Fernández, 1994) las poblaciones mixtas rara vez son normales y pueden presentar desviaciones graves de la normalidad.

Se analizó también cómo los supuestos de normalidad se mantienen para los CPs en las poblaciones individuales y combinadas, igual que antes sólo en el caso de la población combinada se observaron en los resultados desviaciones de la normalidad. El problema de la normalidad, aunque es importante desde un punto de vista teórico no lo es tanto a medida que nuestro conjunto de datos se hace más grande puesto que los elipses de acomodación se determinan empíricamente.

CAPÍTULO 4

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este trabajo hemos ilustrado de manera exitosa como puede utilizarse MAM para encontrar unos pocos descriptores antropométricos que pueden usarse con propósitos de diseño.

Al reducir la dimensionalidad de los datos hemos sido capaces de encontrar elipsoides de acomodación de baja dimensión que trabajan mucho mejor que los cuboides tradicionales, probamos que el desempeño del MAM en todos los casos es superior al método tradicional, particularmente mostramos que el método tradicional sobrestima el ajuste en más del 20% en todos los casos, cuando utilizamos los cuatro primeros componentes.

Hemos mostrado también que los descriptores de la población combinada, aunque similares a los de las poblaciones individuales, presentan suficientes diferencias como para hacer dudar de la adecuada cobertura de los elipsoides de acomodación.

Cuando la composición de la población es más compleja incluso MAM no funciona muy bien, y es importante que se considere el sesgo en la cobertura, hemos encontrado que el ajuste del MAM en la población combinada de hombres mestizos y mujeres indígenas (Figura 3-21) es del 90% mientras que en las poblaciones individuales el ajuste para hombres es del 91% y para mujeres es del 77%.

El análisis combinado parece confirmar que en muy pocos casos se puede analizar adecuadamente una mezcla de dos poblaciones como una sola población.

El hecho de que las cargas de los CPs de la población combinada son diferentes a los de las poblaciones individuales advierte la posibilidad de que la cobertura del elipsoide

de acomodación, aunque correcta, podría excluir de manera desproporcionada a las personas de una de las poblaciones.

Parece importante estudiar cuándo los elipsoides empíricos para las poblaciones combinadas no tienen la cobertura deseada y también cuándo éstos muestran sesgo hacia una de las subpoblaciones.

Hemos mencionado que las desviaciones de la normalidad en poblaciones combinadas pierden importancia cuando el tamaño de la muestra se vuelve lo suficientemente grande como para tener estimaciones empíricas confiables de los elipsoides de acomodación.

Es importante que Ecuador cuente con descriptores antropométricos para cada grupo étnico, puesto que se ha observado (Lema *et al.* , 2013) que existen diferencias significativas entre las dimensiones antropométricas de cada grupo y por género, se recomienda se amplíe el estudio para cubrir grupos étnicos de la costa tales como cholos, mestizos, montubios y afroecuatorianos. Así como también es importante contar con muestras más grandes y con más variables antropométricas.

REFERENCIAS

- Arichabala, Jacinto, Cordova, Ximena M., García, Gabriela, & Mendieta, Gonzalo R. 2013. Model to Using a Multivariate Accommodation Study a Mixed Population. *In: The 2nd Industrial And Systems Engineering World Conference.*
- Ash, Robert B. 1972. *Real Analysis and Probability.* New York: Academic Press.
- Carranza, Alexandra. 2005. El Uso de Tablas Antropométricas en Ergonomía. *Ergonomía Ocupacional S.C.*, **19**.
- Cobb, George W. 2008. *Introduccion to Design and Analysis of Experiments.* Wiley.
- Córdova, Ximena M., & Fernández, Jeffrey E. 1994. Conceptual errors in anthropometric percentile values for mixed populations. *Advances in Industrial Ergonomics and Safety*, **6**, 697–704.
- Dianat, Iman, Karimi, Mohammad Ali, Hashemi, Ahmad Asl, & Bahrampour, Samira. 2013. Classroom furniture and anthropometric characteristics of Iranian high school students: Proposed dimensions based on anthropometric data. *Applied Ergonomics*, **44**, 101–108.
- Fernández, Jeffrey E., Marley, Robert J., Noriega, Salvador, & Ibarra, Gabriel. 2008. *Ergonomía Ocupacional. Diseño y Administración del Trabajo.* International Journal of Industrial Engineering.
- García, Gabriela, & Córdova, Ximena. 2012. Anthropometric Study of Ecuadorian Higher Education Community. *In: The 1st Industrial And Systems Engineering World Conference.*

- Gordon, Claire C., & Corner, Brian D. 2004. Multivariate Anthropometric Models for Soldier System Design, Testing, and Validation. *In: International Soldier System Conference.*
- Guan, Jinhua, Hsiao, Hongwei, Bradtmiller, Bruce, Kau, Tsui-Ying, Reed, Matthew R., Jahns, Steven K., Loczi, Josef, Hardee, H. Lenora, & Piamonte, Dominic Paul T. 2012. U.S. Truck Driver Anthropometric Study and Multivariate Anthropometric Models for Cab Designs. *The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society.*
- Lema, Daniela, García, Gabriela, & Córdova, Ximena. 2013. Anthropometric Comparison among Three Ethnic Groups of Ecuadorian Highland Region. *In: The 2nd Industrial And Systems Engineering World Conference.*
- Moroney, William F., & Smith, Margaret J. 1972. *Empirical Reduction in Potential User Population as the Result of Imposed Multivariate Anthropometric Limits.* Tech. rept. Naval Aerospace Medical Research Laboratory.
- Moyano, Héctor J. 2007. *Mezclas Finitas de Distribuciones Normales: Una alternativa para Clasificar.* Universidad Industrial de Santander, Facultad de Ciencias, Escuela de Matemáticas.
- Peña, Daniel. 2002. *Análisis de Datos Multivariantes.* Mc Graw-Hill.
- Pheasant, Stephen, & Haslegrave, Christine M. 2005. *Bodyspace: Anthropometry, Ergonomics and the Design of Work, Third Edition.* CRC Press, Taylor and Francis Group.
- Robinette, Kathleen M., & McConville, John T. 1981. An Alternative to Percentile Models. *Society of Automotive Engineers*, **810217**.
- Ross, Sheldon M. 2009. *A First Course in Probability.* Pearson.
- Shiryayev, Albert N. 1984. *Probability.* New York: Springer-Verlag.

Valero, Esperanza. 2013. *Antropometría*. Tech. rept. Centro Nacional de Nuevas Tecnologías Instituto Nacional de Seguridad e Higiene en el Trabajo.

Vera, David G. 2005. *Paquete de R para selección de variables en regresión lineal utilizando componentes principales*. Universidad San Francisco de Quito.

Zehner, Gregory F., Meindl, Richard S., & Hudson, Jeffrey A. 1993. *A Multivariate Anthropometric Method for Crew Station Design: Abridged*. Tech. rept. Human Engineering Division, Armstrong Laboratory, Wright-Patterson Air Force Base.

APÉNDICE A

Datos Antropométricos

Los datos que hemos utilizado en esta tesis provienen de los estudios de (Lema *et al.*, 2013) y (García & Córdova, 2012), adjuntamos los datos en un CD con los archivos en formato de texto separado por comas, los datos de género se encuentran en el archivo "*MedidasAntroGenero.csv*" y los datos de etnias en el archivo "*MedidasAntroEtnias.csv*".