

**UNELLEZ**  
**VICERRECTORADO DE INFRAESTRUCTURA**  
**Y PROCESOS INDUSTRIALES**  
**PROGRAMA CIENCIAS DEL AGRO Y DEL MAR**  
**SAN CARLOS - COJEDES- VENEZUELA**



**RESPUESTA TECNOLÓGICA DE PLÁTANO VERDE HECHO,  
MAÍZ AMARILLO PELADO, AUYAMA Y PROTEÍNA DE SOYA,  
EN LA ELABORACIÓN DE UNA SOPA,  
BAJO DISEÑO EXPERIMENTAL VIRTUAL.**

**Autores.**

Br. Pablo García CI: 23.420.222

Br. Zorely Gómez CI: 21.137.281

**Tutor.**

Profe. Víctor. G. Pérez

**San Carlos, Octubre 2016**

**UNELLEZ  
VICERRECTORADO DE INFRAESTRUCTURA  
Y PROCESOS INDUSTRIALES  
PROGRAMA CIENCIAS DEL AGRO Y DEL MAR  
SAN CARLOS - COJEDES- VENEZUELA**



**RESPUESTA TECNOLÓGICA DE PLÁTANO VERDE HECHO,  
MAÍZ AMARILLO PELADO, AUYAMA Y PROTEÍNA DE SOYA,  
EN LA ELABORACIÓN DE UNA SOPA,  
BAJO DISEÑO EXPERIMENTAL VIRTUAL.**

**“Propuesta de Trabajo de Grado, modalidad Investigación, presentado como requisito parcial para su aceptación y aprobación del Subproyecto Especial Trabajo de Grado”.**

**Autores**

Br. Pablo García CI: 23.420.222  
Br. Zorely Gómez CI: 21.137.281

**Tutor.**

Profe. Víctor. G. Pérez

UNIVERSIDAD NACIONAL EXPERIMENTAL  
DE LOS LLANOS OCCIDENTALES  
EZEQUIEL ZAMORA



VICERRECTORADO DE INFRAESTRUCTURA  
Y PROCESOS INDUSTRIALES

San Carlos, 03 de Octubre del 2016

Ciudadano:

**Ing. William Zambrano**

Subproyecto Trabajo de Grado-Programa Ciencias del Agro y del Mar  
Presente.-

Tengo a bien de dirigirme a Uds. en la oportunidad de informarles que, en mi condición de **Tutor Académico** designado en Resolución CA N° 288 de fecha **12/05/2016**, de los Bachilleres: Pablo David García Pérez C.I: 23.420.222, y Zorely De la Chiquinquirá Gómez Blanco CI:21.137.281, he revisado el informe final del Trabajo de Grado titulado: **RESPUESTA TECNOLÓGICA DE PLÁTANO VERDE HECHO, MAÍZ AMARILLO PELADO, AUYAMA Y PROTEÍNA DE SOYA, EN LA ELABORACIÓN DE UNA SOPA, BAJO DISEÑO EXPERIMENTAL VIRTUAL**, como versión final para su presentación y considero que la misma se ajusta a lo establecido en los Artículos 8, 12, 15 y 19 de la Norma Transitoria del Trabajo de Grado para las Carreras de Ingeniería del Vicerrectorado de Infraestructura y Procesos Industriales de la UNELLEZ; por lo que **recomiendo al Honorable Tutor del Sub-proyecto su aprobación y gestión para su presentación y defensa.**

Sin otro particular a que hacer referencia, se suscribe.

Atentamente;

---

**Ing. Víctor G. Pérez**  
*Tutor Académico*

UNIVERSIDAD NACIONAL EXPERIMENTAL  
DE LOS LLANOS OCCIDENTALES  
EZEQUIEL ZAMORA



VICERRECTORADO DE INFRAESTRUCTURA  
Y PROCESOS INDUSTRIALES

**RESPUESTA TECNOLÓGICA DE PLÁTANO VERDE HECHO,  
MAÍZ AMARILLO PELADO, AUYAMA Y PROTEÍNA DE SOYA,  
EN LA ELABORACIÓN DE UNA SOPA,  
BAJO DISEÑO EXPERIMENTAL VIRTUAL.**

Por: Br.Pablo García CI: 23.420.222  
Br.Zorely Gómez CI: 21.137.281

**ACTA DE APROBACIÓN**

Trabajo de Grado aprobado en nombre de la Universidad Nacional Experimental de los Llanos Occidentales “Ezequiel Zamora”, San Carlos Estado Cojedes, en cumplimiento de los requisitos parcial para optar al Título de **Ingeniero Agroindustrial**, fue aprobado en fecha 18 – 10 – 2016, por el siguiente jurado:

---

Ing. Enrique Ávila

---

Ing. Alcibiades Rivas

---

**Ing. Víctor G. Pérez**  
**Tutor- Coordinador**

## ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE CUADROS

ÍNDICE DE FIGURAS

DEDICATORIA

RECONOCIMIENTO

RESUMEN

SUMMARY

SINTESIS DESCRIPTIVA

ÍNDICE DE FIGURAS

ÍNDICE DE CUADROS

ÍNDICE DE ANEXOS

INTRODUCCIÓN.

CAPÍTULO I.

I.1. EL PROBLEMA.

I.1.1. Planteamiento del problema.

I.1.2. Formulación del problema

I.1.3. Importancia de la investigación

I.1.4. Formulación de objetivos

- I.1.4.1. Objetivo general.
- I.1.4.1.1. Objetivos específicos.
- I.1.5. Alcances y limitaciones.
- I.1.6. Ubicación geográfica.

## CAPITULO II

### II.1 MARCO TEÓRICO.

- II.1.1. Antecedentes de la investigación
  - II.1.1.1. Alimentos a base de vegetales y sus mezclas
  - II.1.1.2. Optimización de procesos de alimentos usando diseño experimental del tipo virtual
- II.1.2. Bases teóricas.
  - II.1.2.1 El rubro hortícola plátano
  - II.1.2.2. El rubro hortícola maíz
  - II.1.2.3. La Proteína de Soya
  - II.1.2.4. Las proteínas como nutrientes
  - II.1.2.5. La auyama y su importancia socioeconómica
  - II.1.2.6. Respuestas que determinan las características de una mezcla carbohidratos y proteína
  - II.1.2.7. La regresión lineal múltiple cuadrática en estudios biológicos

- II.1.2.8. Estimación de parámetros del modelo, usando el método de mínimos cuadrados ordinarios
- II.1.2.9. Modelación de procesos
- II.1.2.10. El diseño de muestreo del tipo llenado de espacio
- II.1.2.11. El análisis multivariante en experimentación multiobjetivo
- II.1.3. Formulación de hipótesis
- II.1.4. Formulación del sistema de variables
- II.1.5. Operacionalización de variables

### CAPÍTULO III.

- III.1. MARCO METODOLOGÍCO.
  - III.1.1. Tipo de investigación.
  - III.1.2. Población y muestra.
  - III.1.3. Pruebas pilotos
  - III.1.4. Diseño de la investigación.
  - III.1.5. Materiales y Métodos
    - III.1.5.1. Técnicas de recolección de datos.
    - III.1.5.2. Técnicas de análisis de datos.

## CAPÍTULO IV.

IV.1. Resultados y Discusión

IV. 1.1. Pruebas pilotos.

IV. 1.2. Generación de la matriz “D” de diseño de tratamientos hipercubo latino, para 3 factores experimentales

IV.1.3. Data experimental

IV.1.4. Bondad de ajuste de modelos

IV.1.5. IV.1.5. Modelo estadístico poblacional para el ajuste de los datos.

IV.1.6. Modelo de simulación del proceso de elaboración de la sopa experimental

IV.1.7. Análisis de la varianza MANAVAR para el modelo de simulación  
Análisis de la varianza para el modelo de simulación

IV.1.8. Optimización operativa del proceso de elaboración de la sopa-crema

IV.2. Conclusiones

IV.3. Recomendaciones

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

## ANEXOS



## **DEDICATORIA**

**Primeramente a Dios, que me ha guiado siempre por el camino de la fe, esperanza y la verdad, le concede el privilegio de la vida ofreciéndonos lo necesario para lograr y alcanzar nuestras metas. Sin Él nada podemos hacer.**

**A mis padres: Zoraida y Oswaldo por habernos dado la dicha de existir por ayudarme a formar con principios morales y valores, por brindarme su amor incondicional, su cariño, paciencia y comprensión; por su apoyo y orientación con sus sabios consejos que me han ayudado para alcanzar mis metas propuestas. Mil gracias a los dos por estar allí siempre en cada momento de mi vida.**

**A mis tias Belkis yeli, Mirella a mi primo Freddy y a mi hermana Zoraly Gomez por apoyarme y ayudarme en todo momento cuando más la necesite, siempre a mi lado guiándome, orientándome con sus sabios consejos. Gracias por estar conmigo en todo momento.**

**A todos aquellos que ayudaron en este trayecto brindando su cariño, colaboración, orientación y apoyo incondicional y moral para seguir adelante en mi formación profesional. Y a todas aquellas personas que se me escapan de la mente pero que de una o otras forma intervinieron en mi procesó de aprendizaje y desarrollo personal.**

**Una vez más, gracias a todos...**

## **RECONOCIMIENTO**

**A Dios todopoderoso por haberme dado la fortaleza y la oportunidad de estudiar y salir adelante en el cumplimiento de mis metas.**

**A nuestros padres por darme el apoyo y orientación para alcanzar mis metas propuestas, por ser motivo de inspiración y motivación.**

**A mis hermanos y tías que han sido un apoyo muy importante para mí, gracias por su colaboración y apoyo moral, la cual, me han ayudado en el desarrollo de mi vida.**

**A mis amigos, por estar siempre presente en cada una de las etapas de mi vida y carrera, sin excluir a ninguno pero en especial a mi gran y mejor amigo Pablo García gracias por tu ayuda.**

**A mis compañeros los cuales me apoyaron y me acompañaron en estos años de estudio.**

**A la casa de estudio Unellez, por ser la motivadora y el canal de enlace hacia una vida prospera del conocimiento en una carrera. A todos mis profesores quienes atreves de sus conocimientos aportaron su granito de arena para nuestro desarrollo educativo y profesional.**

**En fin son muchas las personas especiales a las que me gustaría agradecer su amistad ánimo, apoyo, en las diferentes etapas de mi vida, algunas están aquí conmigo y otras en mi recuerdo, sin importar en donde están, quiero darle las gracias por estar siempre a mi lado.**

**Gracias a todos...**

**UNELLEZ  
VICERRECTORADO DE INFRAESTRUCTURA  
Y PROCESOS INDUSTRIALES  
PROGRAMA CIENCIAS DEL AGRO Y DEL MAR  
SAN CARLOS - VENEZUELA**



**RESUMEN**

**RESPUESTA TECNOLÓGICA DE PLÁTANO VERDE HECHO,  
MAÍZ AMARILLO PELADO, AUYAMA Y PROTEÍNA DE SOYA,  
EN LA ELABORACIÓN DE UNA SOPA,  
BAJO DISEÑO EXPERIMENTAL VIRTUAL.**

**Autores**

:

Br. Pablo García CI: 23.420.222

Br. Zorely Gómez CI: 21.137.281

**Tutor: Prof. Víctor G. Pérez**

**La investigación exploratoria en laboratorio de alimentos, bajo diseño experimental, usando un diseño hipercubo latino, con el objetivo de optimizar simultáneamente respuestas tecnológicas y sensoriales, de la mezcla de pulpa de plátano verde hecho, masa de maíz amarillo pelado (nixtamalizado) y aislado proteico de soya, en la elaboración de una sopa, aderezada con un sofrito criollo. La optimización se realizó con el software SAS JMP 8. Encontrándose que la mejor mezcla para sopa se obtiene con las siguientes proporciones 26 gr de pulpa de plátano verde hecho, 2,7 gr de masa de maíz amarillo pelado y 2,3 gr de aislado proteico de soya; cocido con agua a 85°C por aproximadamente 12 minutos**

**Palabras claves: Sopa, plátano, maíz, soya, Optimización multiobjetivo.**

**UNELLEZ  
VICERRECTORADO DE INFRAESTRUCTURA  
Y PROCESOS INDUSTRIALES  
PROGRAMA CIENCIAS DEL AGRO Y DEL MAR  
SAN CARLOS - VENEZUELA**



**RESPUESTA TECNOLÓGICA DE PLÁTANO VERDE HECHO,  
MAÍZ AMARILLO PELADO, AUYAMA Y PROTEÍNA DE SOYA,  
EN LA ELABORACIÓN DE UNA SOPA,  
BAJO DISEÑO EXPERIMENTAL VIRTUAL.**

**Autores:**

Br. Pablo García CI: 23.420.222

Br. Zorely Gómez CI: 21.137.281

**Tutor: Prof. Víctor G. Pérez**

**SUMMARY**

**Exploratory research laboratory food under experimental design, using a Latin hypercube design, in order to simultaneously optimize technology and sensory responses of the pulp mixture green banana fact, mass peeling yellow corn (nixtamalized) and protein isolate soy, in preparing a soup, seasoned with a Creole sauce. The optimization was performed with SAS software JMP 8. Finding the best soup mix is obtained with the following proportions 26 gr green banana pulp made, 2.7 g of yellow corn mass of peeled and 2.3 g of isolated soy protein; cooked with water at 85 for approximately 12 minutes**

**Keywords: soup, banana, corn, soybeans, multi-objective optimization**

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura		Página
1	Discriminación de venta porcentual de sopas y cremas en la comunidad europea.	13
2	Discriminación de porcentual de preferencia de sabores de sopas y cremas en la comunidad europea.	14
3	Estructura del sistema matricial M.C.O.M.	32
4	Distribución geométrica de un diseño space filling, comparado a un DMCCT mejorado, para 2 y 3 factores experimentales	39
5	Graficas de bondad de ajuste (Valores predichos vs Valores medidos)	65
6	Grafico de optimización matemática de perfiles dinámicos de predicción, con graficas de perfiles de deseabilidad	74
7	Grafico de optimización operativa target de perfiles dinámicos de predicción, con graficas de Perfiles de deseabilidad	76
8	Interface grafica del calculador de probabilidad $6\sigma$	77

## ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro		Página
1	Composición nutricional del plátano	16
2	Contenido proteico de la formula comercial Solae	19
3	Ingesta diaria recomendada (IDR) de proteínas	22
4	Modelo de simulación para 09 respuestas.	50
5	Estructura básica de un cuadro para el análisis de varianza paramétrica “ <i>F</i> ” de Fischer-Snedecor, para un modelo con 19 términos regresores.	51
6	Niveles o dosis en las pruebas experimentales	57
7	Estructura básica del cuadro para el análisis de varianza paramétrica “ <i>F</i> ” de Fischer-Snedecor, a usar en análisis de la bondad de ajuste	60
8	Diseño de muestreo hipercubo latino con espaciamiento optimal. Valores naturales	62
9	Matriz de diseño de tratamientos hipercubo latino y sus respuestas	63
10	Coefficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y1: pH.	66
11	Coefficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y2: POR.	66
12	Coefficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y3: ATT.	67
13	Coefficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y4:SST.	68

14	Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y5: Viscosidad relativa.	68
15	Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y6: Color.	69
16	Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y7: Olor.	70
19	Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y8: Textura.	71
18	Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y9: Sabor.	71
19	Modelo de simulación ajustado con datos experimentales, bajo el diseño hipercubo latino.	72
20	Significancia multivariada para los términos del modelo de simulación	74
21	Coeficientes de determinación, de regresión y el MANAVAR, para el modelo de simulación	76

---

## **INTRODUCCIÓN**

La FAO (2013), reporta que los plátanos son frutos climatéricos, que una vez que se cosechan, inicia un proceso de maduración o climaterio (ripenig) acelerado y, sumado el mal manejo de cosecha y post-cosecha, ocasiona que cada año se pierda hasta 30 de la cosecha, por ello son productos hortícola bastante perecederos; por lo que se recomienda diversificar su uso y darle mayor valor agregado.

El tiempo o estadía en forma verde hecho es muy corto, que limita su uso para consume en estado verde, como es la elaboración de tostón; en tal sentido es recomendable aplicar técnicas de conservación, estabilización y/o procesamiento para su posterior utilización en otras formas de consumo que diversifiquen su uso, como es el deshidratado. Por ejemplo la FAO (2013), recomienda elaborar harina de plátano verde hecho, con el objeto de usarlo en la elaboración de chips (tostón laminado), en sopas, o elaborar harina integral para formular raciones alimenticias para uso animal.

Respecto al maíz amarillo en forma semi-integral (maíz pelado), este, rico en fibra, dietaría su endospermo es una fuente energética y su germen de minerales, 45% de aceites, alto en tocoferoles y 12 % de proteína (FEDNA, 2012).

En referencia a la auyama, esta es cosechada y almacenada por largo tiempo hasta su uso, perdiéndose gran parte de su potencia de contribución de tocoferoles y pigmentos provitamina A, así, perdiéndose gran parte de su fibra dietaría (Praderes, García y Pacheco (2010).

Para contribuir a la solución de la problemática anteriormente descrita y aprovechamiento de las ventajas comparativas de estos rubros hortícolas, esta investigación se plantea el objetivo general de explorar la respuesta tecnológica de la pulpa de plátano verde (*Musa paradisiaca L.*), maíz amarillo pelado (*Zea mays L.*),



auyama (*Cucurbita maxima x Cucurbita moschata T*) y aislado proteico de soya (*Glicine max L*), en la elaboración de una sopa, optimizada bajo diseño.

Este trabajo de investigación experimental exploratorio, se planteó la perspectiva de introducir el uso de diseños altamente eficientes en el ajuste de superficies de respuestas, pero económicos en el número de tratamientos y sin repetir ninguno; y ajustado al número de grados de libertad necesarios para el análisis estadístico a realizar, esto como una alternativa a los diseños compuestos centrales (DCC) y a los dobles compuestos centrales; estos DCC aunque son económicos, comparados a un diseño de muestreo factorial, al repetir, se vuelven costosos.

Dado el planteamiento del problema, se planteó el objetivo general de esta investigación, que fue explorar la respuesta tecnológica de pulpa de plátano verde hecho, masa de maíz amarillo pelado, aislado proteico de soya y pulpa de auyama, en la elaboración de una sopa-crema; por ello la investigación se decidió hacerla con carácter experimental y exploratorio bajo condiciones controladas en laboratorio, con el fin de optimizar el proceso de elaboración, que satisficiera simultáneamente condiciones fisicoquímicas y hedónicas; requiriéndose para esto elaborar un modelo o ecuación para cada respuesta de calidad medida. Así, entonces se decidió usar un diseño experimental eficiente como es el diseño de muestreo del tipo de llenado de espacio, específicamente el hipercubo latino optimal.

## **CAPITULO I**

### **I.1. EL PROBLEMA**

#### **I.1.1. Planteamiento del problema**

La FAO (2013), reporta que los plátanos son frutos climatéricos, que una vez que se cosechan, inicia un proceso de maduración o climaterio (ripenig) acelerado y, que sumado al mal manejo de cosecha y postcosecha, ocasiona que cada año se pierda hasta 30 de la producción, por ello son rubros hortícola bastante perecederos; por lo que se recomienda diversificar su uso y darle mayor valor agregado.

El tiempo o estadía en forma verde hecho es muy corto, que limita su uso para consume en estado verde, como es la elaboración de tostón; en tal sentido es recomendable aplicar técnicas de conservación, estabilización y/o procesamiento para su posterior utilización en otras formas de consumo que diversifiquen su uso, como es el deshidratado. Por ejemplo la FAO (op. cit.), recomienda elaborar harina de plátano verde hecho, con el objeto de usarlo en la elaboración de chips (tostón laminado), en sopas, ó elaborar harina integral para formular raciones alimenticias para uso animal.

Respecto al maíz amarillo en forma semi integral (maíz pelado), este, rico en fibra, dietaría su endospermo es una fuente energética y su germen de minerales, 45% de aceites, alto en tocoferoles y 12 % de proteína (FEDNA, 2012).

En referencia a la auyama, esta es cosechada y almacenada por largo tiempo hasta su uso, perdiéndose gran parte de su potencia de contribución de tocoferoles y pigmentos provitamina A, así, perdiéndose gran parte de su fibra dietaría (Praderes, García y Pacheco (2010).

Para el caso de los vegetales foliares celery y ajoporro, estos dos rubros se consumen en forma fresca, cocida o deshidratada en alimentos y son utilizadas como

hierbas aromáticas y de condimento. En tal sentido es recomendable aplicar técnicas de conservación y estabilización para su posterior utilización en otras formas de consumo que diversifiquen su uso (García, 2007).

Este trabajo de investigación experimental, estocástico, por tomar mediciones en laboratorio en tiempo real y procesamiento experimental probabilístico; para ello, la investigación plantea abordar un tema de interés vigente en el área de diseño estadístico experimental, como es la modelación robusta de parámetros y optimización vía simulación, para procesos de control de la variabilidad de calidad en la elaboración de una matriz alimento, sometido a la influencia de factores de incertidumbre (ruido) y de múltiples factores de proceso, que influyeran múltiples respuestas de calidad; esto debido a que este tipo de procesos, requiere utilizar diseños estadísticos robustos y económicos, que permitan ajustar modelos robustos para simulación (Rodríguez, 2012); todo esto, en razón de que el control de un proceso en tiempo real debe permitir diseñar una ley de control invariante, para establecer un control correctivo, que mantenga el proceso dentro del sistema de referencia, para que finalmente se pueda implementar un control estabilizante, tratando que el sistema se mantenga en el punto de ajuste y “no oscilar” alrededor de él, en la búsqueda de un proceso  $6\sigma$ .

Como alternativa al uso de los diseños tradicionales (Factoriales, compuestos centrales, de mezclas, entre otros), que dejan espacios vacíos y con distribución espacial no uniforme, la literatura recomienda utilizar los diseños de muestreo de Llenado de espacios o Space Filling (Encinia y Garza, 2002; SAS JMP 8, 2012; MathWorks, 2014; Phoenix Integration, 2014).

Para contribuir a la solución de la problemática anteriormente descrita y aprovechamiento de las ventajas comparativas de dichos rubros hortícolas, esta investigación se plantea el objeto de estudio: “explorar la respuesta tecnológica de la pulpa de plátano verde (*Musa paradisiaca* L.), maíz amarillo pelado (*Zea mays* L.),

auyama (*Cucurbita maxima* x *Cucurbita moschata* T) y aislado proteico de soya (*Glicine max* L), en la elaboración de una sopa, optimizada bajo diseño virtual hiper cubo Latino”.

### **I.1.2. Formulación del problema**

Una alternativa para contribuir en la solución del problema planteado es darle valor agregado a estas materias primas, como es elaborar producto y/o fabricar harinas, que permita diversificar su uso, aplicando técnicas de procesamiento, transformación y método de conservación de alimentos, tales como la desecación o deshidratación más tecnología de barreras con el fin de alargar el tiempo de vida útil de estos productos perecederos y a su vez permita formular sopas cremas deshidratadas de vegetales que permita darle valor agregado; estimulando e incentivando de esta manera a nuestros productores y agricultores a seguir cultivando aún más la producción de estos rubros hortícola nativos de nuestro país, esto resultaría altamente eficiente desde el punto de vista económico ya que mejoraría las condiciones socioeconómicas y calidad de vida.

Para ello esta investigación se plantea elaborar sopas crema que orienten en las cantidades de rubro a utilizar; que permitan orientar el caso de elaboración de las mismas con harinas.

El ámbito de estudio de esta investigación, además de ser la exploración de la respuesta tecnológica de rubros hortícolas nativos en elaboración de sopas, es utilizar diseño experimental novedoso, como son los diseños virtuales del tipo space filling en la modelación y simulación de un proceso físico en laboratorio de alimentos; por tanto esta investigación se plantea la perspectiva de que el informe final de esta investigación sea un material didáctico, en el área de diseño y análisis de experimentos, que sirva de guía de entrenamiento en el aprendizaje-enseñanza instrumental en cuanto co-optimización vía simulación con software comerciales.

A tal efecto en esta investigación y para generar datos de aplicabilidad tecnológica de los resultados de la optimización, se elaborará una sopa crema, con la mezcla de pulpa de plátano verde hecho, maíz amarillo semi integral (maíz pelado), auyama híbrido: Cucurbita máxima x Cucurbita moschata 'Tetsukabuto', enriquecida con aislado proteico de soya.

### **I.1.3. Importancia de la investigación**

La investigación aquí planteada, introduce como *Innovación* el uso de diseños del tipo space filling, en experimentación física en laboratorio; y específicamente en el proceso de elaboración de una sopa experimental. Respecto a la *Conveniencia*, esta investigación aportará conocimientos y ampliará la variedad de diseños económicos y robustos en la modelación y optimización vía simulación, de la variabilidad de calidad de procesos y productos. La *relevancia social*, permitirá a la comunidad investigadora, optimizar procesos y productos, en forma rápida y económica; además de que a posteriori de la experimentación física, pueda hacer experimentación virtual, para construir modelos sustitutos deseados, generando nuevos diseños económicos. Las *Implicaciones prácticas*, se refiere a que permitirá desarrollar procesos de modelación y de optimización vía simulación, de la variabilidad de las respuestas de calidad de un producto o proceso, con experimentación económica en laboratorio. El *Valor teórico* de los resultados de esta investigación, permitirá.

1. Conocer el comportamiento multifactorial de las variables involucradas en el proceso; así como la relación entre ellas; que llena parte del vacío de conocimiento respecto a la utilización de diseños virtuales de “llenado de espacio” en experimentos físicos en laboratorio.
2. Elaborar sopas para alimentación humana, utilizando rubros hortícolas nativos y
3. Aumentar el valor agregado de estos rubros hortícolas

Respecto a la *utilidad metodológica*, en la investigación,

1. Se implementa la utilización de diseño experimental de “llenado de espacio” (space filling), que son económicos en el número de tratamientos, en experimentación física en laboratorio,
2. Se ejemplifica un procedimiento metodológico para ajustar metamodelos para optimización vía de simulación,
3. Se introduce al uso y ejemplificación del manejo de simulador de calidad implementado en un software comercial.
4. Se aporta y se ejemplifica parte de eventos requeridos en la construcción de sistemas gráficos de control estadístico de calidad seis sigma (3,4 DPMO), de un producto y,

La *factibilidad*, se asegura ya que la logística para obtener los recursos financieros, humanos, materiales y de espacio físico, se gestionaran con base en autofinanciamiento y ayuda económica de terceros y del apoyo de la UNELLEZ-LITA; por otro lado, se dispone de asesores especialistas en el área de metodología de la investigación, en diseño de experimentos y en análisis de datos para optimización vía simulación; que hacen viable el proyecto de investigación.

En relación a la *academia institucional*, esta investigación se justifica, ya que está enmarcada en el plan general de investigación de la UNELLEZ 2008-2012 (ahora, “REGLAMENTO DE CREACIÓN INTELECTUAL DE LA UNELLEZ”), dentro del ÁREA CIENCIAS DEL AGRO Y AMBIENTALES: “Contaminación y Residuos Sólidos”; y en el ÁREA INGENIERÍA, ARQUITECTURA Y TECNOLOGÍA: “Modelado, Optimización y Simulación de Sistemas”; y “Tecnología y procesos industriales”; y de acuerdo a las líneas de investigación definidas, se enmarca en el área de ingeniería, línea “Propiedades físicas y químicas de materiales biológicos”, en “Modelamiento, simulación, optimización y control de procesos bioquímicos.

Basado en el planteamiento y formulación del problema, esta investigación, se plantea responder las siguientes preguntas que se esbozan a continuación.

¿La investigación logrará simular en forma conjunta, la calidad fisicoquímica y sensorial de la sopa experimental, utilizando perfiles de predicción con funciones de deseabilidad, vía simulación, con el software JMP?.

¿La investigación logrará formular una sopa experimental estable fisicoquímicamente?

¿La investigación logrará obtener una sopa experimental de aceptabilidad sensorial?

#### **I.1.4. Formulación de los objetivos**

##### **Objetivo general**

Explorar la respuesta tecnológica de la pulpa de plátano verde (*Musa paradisiaca L.*), maíz amarillo pelado (*Zea mays L.*), auyama (*Cucurbita maxima x Cucurbita moschata T*) y aislado proteico de soya (*Glicine max L*), en la elaboración de una sopa, optimizada bajo diseño de llenado de espacio hípercubo latino.

##### **Objetivos específicos**

1. Co-optimizar y simular en forma conjunta, la calidad fisicoquímica y sensorial de la sopa experimental, utilizando perfiles de predicción con funciones de deseabilidad, vía simulación, con el software JMP.
2. Formular una sopa experimental estable fisicoquímicamente.
3. Formular una sopa experimental de aceptabilidad sensorial.

#### **I.1.5. Alcances y limitaciones**

Los resultados a obtener en la investigación sólo serán válidos para las mezclas de productos: Pulpa de plátano verde hecho cocido, masa de maíz amarillo pelado cocido, aislado proteico de soya y pulpa de auyama cocida. Dado que la investigación es exploratoria los resultados se corresponderán con un estudio preliminar tipo

diagnóstico, por lo que los resultados no serán de validez universal ni tendrán un alto grado de generalidad ya que no son definitivos, y solo se aplicará a vegetales hortícola específicamente plátano, maíz amarillo pelado y auyama.

#### **I.1.6. Ubicación geográfica.**

Esta investigación se ejecutó en el Estado Cojedes, en el laboratorio LITA UNELLEZ-VIPI San Carlos-Cojedes.



## **CAPITULO II**

### **II.1. MARCO TEÓRICO**

#### **II.1.1. antecedentes de la investigación**

##### **II.1.1.1. Alimentos a base de vegetales y sus mezclas**

Morris (2000), Fabricó sopas deshidratadas de vegetales a bases de cambur, arveja, plátano verde y zanahoria en diferentes proporciones como fuente de fibra dietética y almidón resistente, denominadas según la proporción de cada materia prima a utilizar por tratamiento, estas contenían proporciones variables; todas ellas aromatizadas con ajo porro, cebolla, cilantro. Fueron evaluadas nutricionales, sensorial y microbiológicamente. Concluyo que se encontraron excelente respuesta con respecto a las sopas deshidratadas de vegetales.

Pacheco (2002). Elaboró polvos para sopas de simple y rápida preparación tipo crema deshidratadas de harina de plátano verde aromatizadas con hortalizas que aumentan la fibra dietética (ajoporro, cebolla, cilantro). El plátano verde fue pelado, cortado y sumergido en agua con 0.1% de ácido cítrico, y secado a 80°C por 3 horas y posterior molienda. Igual procedimiento hicieron para el ajoporro, cebolla y el cilantro. Probaron varias formulaciones para las cremas (50-63% de harina de plátano verde), concluyeron que las sopas deshidratadas pueden ser usadas en regímenes especiales de alimentación debido al bajo contenido de grasa, alto valor de fibra dietética y almidón resistente.

Baldeón (2003), Fabricó una sopa deshidratada instantánea con frijol castilla germinado y arroz, donde evaluaron la factibilidad para la elaboración de estas sopas. Se empleó la tecnología de extrusión donde el secaron fue de 60°C por 5horas, se pelo y se realizó una molienda gruesa. La mezcla de frijol castilla germinado y arroz fue de 50% para cada materia prima. Se realizó evaluación sensorial para determinar

ingrediente secundario: 0,15% de ají, con una disolución de 111gr en 1lito de agua lográndose una buena consistencia. Concluyo que la sopa en estudio tuvo mayor preferencia que una sopa comercial.

Ruiz (2004). Elaboró “crema de espinacas y berros” cuya característica principal es la de ser un producto deshidratado en base a harina de plátano verde, donde el producto fue hecho a base de berros, espinacas, perejil, cebolla y potenciadores de sabor. Concluyo que se encontró excelente respuesta con respecto a las cremas deshidratadas instantáneas elaboradas.

García, Pacheco, Tovar y Pérez. (2007). Fabricaron un alimento tipo sopa de harina de Arracacha (*Arracacia xanthorrhiza*) considerando las recetas culinarias de esta raíz. Para ello, aplicaron una metodología que les permitió la obtención de la harina horneada y la caracterización de su composición fisicoquímica, funcional y de digestibilidad *in vitro*, así como proponer algunas formulaciones variando el contenido de la harina de 40 a 65 %. De estas mezclas se obtuvieron cuatro formulaciones, siendo la de mayor preferencia sensorial la muestra con el 60 % de harina. Al someter esta mezcla a las pruebas de rehidratación con agua y cocción por 10 minutos, se obtuvo una preparación instantánea con una viscosidad promedio (2800 cps), caracterizada por presentar un alto contenido de proteína (10,76 %), carbohidratos (58,3 %), grasa (10,07 %) y minerales principalmente fósforo, calcio, hierro y magnesio. Además de fibra dietética (8,53 %) y almidón resistente (2,30-2,38 %). concluyeron, que la harina de arracacha puede representar un buen ingrediente en la formulación de nuevos productos tipo sopa con un alto valor nutricional y energético.

Anido y Cartay (2007), muestran 117 formas de consumir la pulpa del plátano, indicando en cada caso su formulación práctica, y acompañado con otros vegetales como complemento alimentario.

Ledezma (2009), usaron harina de soya desgrasada en la obtención de un concentrado y de un aislado proteico, con un valor de proteína del 80,15 por ciento y un valor de PDI del 80,28 por ciento. Elaboraron almidón de maíz soluble para mezclarlo con el hidrolizado de soya y obtuvieron el suplemento, que presentó parámetros adecuados en sus propiedades funcionales, elaborando un suplemento con 70 por ciento de proteína y la energía calórica en el orden de 375 kcal.

Praderes, García y Pacheco (2010), desarrollaron una sopa instantánea dirigida al adulto mayor, a través de una formulación que incluyó harinas gelatinizadas de fruto de auyama, HGA (Cucurbita máxima L.) y de granos de quinchoncho, HGQ (Cajanus cajan L.). Elaboraron cuatro formulaciones, con niveles variables de HGA (26 a 38%) y HGQ (10 a 22%), además de la inclusión de almidón, leche entera, especias vegetales, sal, azúcar y glutamato monosódico. La fórmula de mayor aceptación por un panel de 50 jueces no entrenados (adultos mayores de ambos sexos) fue la que contenía 26% HGA, 15% HGQ, 19% almidón, 15% leche entera, 16% especias vegetales, 4% sal, 4% azúcar y 2% glutamato monosódico. Esta fórmula se caracterizó por poseer 11,5 % proteína cruda, 13,5 % fibra dietaria, así como elevada digestibilidad in vitro de proteína (95,6%) y almidón (79,6%) a los 120 min de incubación, manteniendo además su calidad estable durante 90 d de almacenamiento en bolsas aluminizadas a  $27 \pm 1^\circ\text{C}$ .

Quishpe y Pier (2011), trabajaron con 5 estados de madurez de maíz, y se determinó que el grano cosechado a los 160 días es apropiado para elaborar la sopa llamada chuchuca, debido a que presenta un contenido de 70,26% de almidón, 50,50% de humedad y 3,31% de azúcares. El grano cosechado a los 160 días, es secado al sol, luego es tostado a una temperatura de entre 140 a 150 °C por 25 min, luego pre-cocción del grano en agua por 16 min y luego molido a un tamaño de partícula de 1,20 y 2,93 mm. El tratamiento que alcanzó la mejor calificación entre los panelistas, en los atributos color, olor sabor y tamaño, fue la formulación

compuesta por 65% chuchuca, 15% carne de cerdo deshidratada y 20% especias. La vida útil de la sopa deshidratada de chuchuca empacada en polipropileno metalizado fue de 11 meses, mientras que la sopa de chuchuca empacada en polipropileno fue de 2 meses. El costo de producción de cada sopa de 70 g de producto es de \$1,23, se proyectó tener un margen de utilidad de 30%, con lo que el precio de venta fue de \$1,60.

LA BOLSA stm (2015), la participación de consumo entre sopa y cremas en la comunidad europea, se muestra en la siguiente figura 1.



Figura 1. Discriminación de venta porcentual de sopas y cremas en la comunidad europea.

El sabor a pollo lidera ampliamente las ventas en este segmento con un 53% de participación, el espárrago y la costilla son los sabores que le siguen con 14% y 10% respectivamente (figura 2).

## Participación porcentual: sabores sopas y cremas

Unidades vendidas Enero a Julio 2014

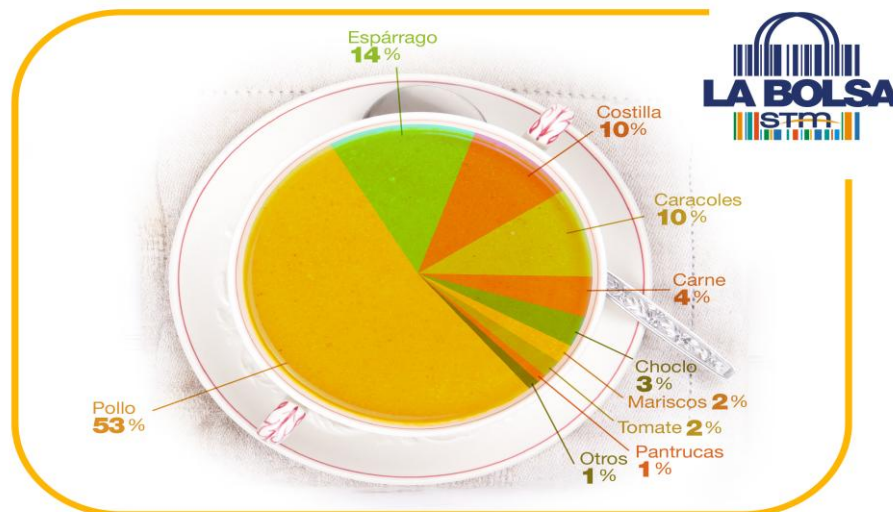


Figura 2. Discriminación de porcentual de preferencia de sabores de sopas y cremas en la comunidad europea.

Los antecedentes detectados en la revisión, muestran que los trabajos de investigación respecto a elaboración de sopas o cremas para uso humano, a base de vegetales, no utilizan diseño experimental y por supuesto tampoco procesos de optimización vía simulación, solo se detecta que se elaboran un grupo de muestra y se selecciona la de mayor aceptación; y eso no es optimización, aunque el título del informe final del trabajo de la investigación así lo refiera.

### II.1.2. Bases teóricas

#### II.1.2.1. El rubro hortícola plátano

El plátano es un fruto que pertenece a la familia de las Musáceas siendo un híbrido de *Musa x paradisiaca*, representado por el llamado plátano macho, se designa como *Musa paradisiaca* variedad Hartón (*Musa paradisiaca* L) (Petryk, 2004). Esta musácea es el cuarto cultivo de frutas más importantes en el mundo, donde los países latinoamericanos y del Caribe producen el mayor porcentaje de los plátanos que

entran al comercio internacional, con un total histórico por encima del 80%. Además es considerado el principal cultivo de las regiones húmedas y cálidas del sub oeste asiático. Es un producto, que en sus diferentes presentaciones forma parte esencial de la dieta diaria para los habitantes de más de cien países tropicales y subtropicales (Murillo, 2003).

Los bananos y plátanos son de gran importancia económica en Venezuela, al ser considerados como alimento de alto consumo nacional. En el país se conocen como bananos los diferentes cultivares comestibles de cambures, incluyendo al cambur manzano (AAB). La superficie sembrada para 1993 fue de 56.201 ha, con una producción de 1.133.873 t y un rendimiento de 2°,17 t/ha. 60% de esta producción está concentrada en los estados Aragua, Mérida, Miranda, Sucre, Táchira y Zulia. Esta producción es utilizada principalmente para consumo fresco. Respecto al plátano, 90% es utilizado como consumo fresco, 1% va a la industria y menos de 30 % a la exportación. Para 1993, la superficie sembrada fue de 65.079 ha aproximadamente, con una producción de 505.715 t y un rendimiento de 7,7 t/ha. 70% de las siembras se encuentran en la cuenca sur del Lago de Maracaibo, Trujillo, Zulia y Barinas. Para 1994, en Yaracuy existían 2.980 ha de plátano y 2.1 00 ha de banano y en Carabobo 2.500 ha, aproximadamente de ambos rubros (Colmenares, González y Peña, 2012).

El Banano y el Plátano, se siembran en diversas zonas en Venezuela, la mayor producción de Banano está en la zona central del país (Aragua y Carabobo), Barinas y Zulia, considerándose una área sembrada de aproximadamente unas 10.000 has. de importancia por el nivel de tecnificación que ellas tienen. Con respecto al Plátano, el área es de 45.000 has., las cuales están ubicadas en un 90% en el eje Mérida-Zulia, que abarca toda la zona del Sur del Lago de Maracaibo, el resto está en el Estado Barinas, pero con muy bajo nivel de tecnificación. Ambos cultivos son considerados de importancia para la dieta del venezolano, consumiéndose frescos, en forma de fruta, así como cocinados, como es el caso del Plátano. Venezuela es considerada uno

de los países con un consumo elevado de esta fruta. Norte América y Europa se consideran los principales importadores de Bananos del mundo, siendo el principal exportador Colombia (más del 50%), Ecuador (más del 15%), Venezuela (8%), al igual que Costa Rica y Guatemala. En el caso de nuestro país, la producción ha disminuido mucho en los últimos 3 años, debido a fuertes problemas climatológicos que han provocado una resiembra y renovación de plantaciones y una disminución en el nivel de tecnificación del cultivo. (Agrinova, 2008).

#### Composición nutricional del plátano

Ramírez y Pacheco (2000), especifica la composición química de la siguiente manera. El plátano se caracteriza por el alto contenido de carbohidratos y baja acidez, lo cual lo hace un producto muy sensible al oxígeno al igual que al calor. El plátano tiene la siguiente composición nutricional:

Cuadro 1. Composición nutricional del plátano.

Componente	Valores nutritivos por 100g, de alimento.
Calorías	85,2
Humedad (%)	11,03
Hidratos de carbono (%)	84,03
Proteína (%)	2,76
Lípidos (%)	0,15
Fibra (g)	2,5
Magnesio (mg)	36,4
Potasio (mg)	350
Provitamina A (mcg)	18
Vitamina C (mg)	11,5
Ácido fólico (mcg)	20

g: gramos, mg: microgramos y mcg: microgramos

Fuente: Ramírez y pacheco (2000).

Destaca su alto contenido en hidratos de carbono, por lo que su valor calórico es elevado, siendo los nutrientes más representativos de este fruto el potasio, el magnesio, el ácido fólico y sustancias de acción astringente como los taninos; sin

despreciar su elevado aporte de fibra. El potasio es un mineral necesario para la transmisión y generación del impulso nervioso y para la actividad muscular normal, interviene en el equilibrio de agua dentro y fuera de la célula. El magnesio se relaciona con el funcionamiento del intestino, nervios y músculos, forma parte de huesos y dientes, mejora la inmunidad y posee un suave efecto laxante. El ácido fólico interviene en la producción de glóbulos rojos y blancos, en la síntesis de material genético, en la formación de anticuerpos del sistema inmunológico y contribuye a tratar o prevenir anemias y de espina bífida en el embarazo. Por su contenido de fibras y su riqueza en taninos convierten al plátano en una fruta apropiada para quienes sufren de episodios diarreicos (Arias, Bernal, Alcaraz, y González, 1997).

Las posibilidades de industrialización del plátano son viables dado que es un producto que se puede procesar verde, con el fin de obtener productos como: harina de plátano, usada en mezclas para concentrado animal; hojuelas de plátano, secas o fritas; patacones frescos o congelados; plátanos conservados por frío y harinas para consumo humano (Poemia de Amazonia, 2005).

#### **II.1.2.2. El rubro hortícola maíz**

El maíz, rubro hortícola de alto valor estratégico para Venezuela, fundamental en el aporte energético alimentario del venezolano. Las siembras se realizan en casi todas las zonas de importancia agrícola, aporta más de un 17% de las calorías en la dieta alimentaria de la población, y su aporte económico es fundamental en la producción agrícola nacional, siendo actualmente unos de los rubros más cultivados en el país: 500.000 has de Maíz Blanco y 100.000 has de Maíz amarillo. El nivel de tecnificación de este cultivo ha variado en los últimos 15 años, de manera muy positiva, aumentando los niveles de productividad en más de un 60%. Para el año 2002, el rendimiento promedio nacional se ubicó en 3.550 kg/ha, consiguiendo zonas



en donde estos llegan hasta más de 5.000 kg/ha, dependiendo del paquete tecnológico utilizado: Preparación del terreno, semilla, manejo fitosanitario, fertilización. Las principales zonas productoras del país son: Portuguesa, Barinas y Cojedes (más del 40% del área cultivada), Guárico (40% del área), Yaracuy (10%), Oriente (10%), el resto, distribuido en menor cantidad en otros estados del Maíz. (Agrinova, op. cit.).

FEDEAGRO (2015), muestra que en el año 2014 fue de resultados poco alentadores para el Sector Agrícola Nacional. De los doce rubros vegetales importantes, la producción y cuya contribución al Valor de la Producción Agrícola del Subsector Vegetal supera el 80%, ocho decrecieron y cuatro crecieron con respecto al año 2013. Además de la caída en la superficie sembrada de algunos rubros, los rendimientos se ubicaron por debajo de los obtenidos en el año 2013, año de clima excepcional para la Región Centro Occidental. Confluyen un conjunto de factores responsables de los poco alentadores resultados de la agricultura; unos atribuibles al comportamiento climático y el más fuerte a problemas de orden estructural y coyuntural sobre los cuales las políticas públicas de la revolución bolivariana pecan de errores y/u omisiones. Actualmente la producción nacional de Venezuela solo abastece el 39 % del consumo nacional de maíz blanco (solo 3,7%: caso maíz amarillo), el resto es de importación.

### **II.1.2.3. La Proteína de Soya**

Hasta ahora, las proteínas de soya son las únicas proteínas vegetales con una calidad proteica igual a la de la carne, la leche y los huevos. Esta proteína de alta calidad viene en tres formas fundamentales para lograr la máxima flexibilidad en aplicaciones alimenticias: harinas, concentrados y aislados (Solae, 2007).

La proteína es un macro nutriente que desarrolla múltiples funciones nutricionales. Las proteínas suministran aminoácidos, que son los componentes básicos de la proteína. Los aminoácidos se utilizan para la formación de los músculos y otros compuestos a base de proteínas presentes en el cuerpo, entre los que se incluyen

inmunoglobulinas, albúmina, enzimas y hormonas. El cuerpo sintetiza los aminoácidos no esenciales, en tanto que otros son esenciales y deben ser aportados por los alimentos. Las proteínas y otros compuestos que contienen nitrógeno se degradan y reconstruyen constantemente. Todas estas pérdidas deben ser compensadas mediante un suministro continuo de aminoácidos, a través de la dieta. Todas las proteínas animales y vegetales contienen aproximadamente los mismos 20 aminoácidos. La proporción de aminoácidos varía como una característica de la fuente proteica. La calidad nutricional de cualquier proteína está relacionada con su composición de aminoácidos, digestibilidad y capacidad de suministrar aminoácidos esenciales en las cantidades necesarias para las especies que consumen la proteína. La capacidad de las proteínas de soya de Solae de suministrar los aminoácidos esenciales en las cantidades requeridas por los seres humanos ha sido objeto de estudio en numerosos estudios cualitativos de la proteína. Estos estudios se han realizado en lactantes, niños en edad preescolar y adultos (Solae, op cit.).

La siguiente cuadro 2, establece una comparación entre las proteínas Solae y los modelos referenciales de la FAO/OMS para los aminoácidos esenciales.

Cuadro. 2. Contenido proteico de la fórmula comercial Solae.

	Proteínas Solae™ (mg/g proteína)	Patrón FAO/OMS para Niños 2-5 años (mg/g proteína)
Histidina	26	19
Isoleucina	49	28
Leucina	82	66
Lisina	63	58
Metionina+Cistina	26	25
Fenilamina+Tirosina	90	63
Treonina	38	34
Triptofano	13	11
Valina	50	35

Fuente: Solae (2007).

Existen tres grandes grupos de productos comercial de la Proteína de Soya procesados de soya: Las harinas de soya, que se obtienen de la molienda de las hojuelas de soya desgrasadas y descascaradas. La harina de soya tiene aproximadamente 50% de proteína por peso. Los concentrados de proteína de soya, que se elaboran eliminando una parte de los hidratos de carbono de los porotos de soya que han sido previamente descascarados y desgrasados. Los concentrados de proteína de soya retienen la mayor parte de la fibra presente en los granos de soya originales, y deben contener un mínimo de 65 por ciento de proteínas en base seca (Solae, op. cit.).

#### Aislado proteico de soya

Este producto contiene aproximadamente 90% de proteína y es muy útil como emulsificante y como ligante. Es el único producto de soya que funciona como la carne en la formación de una emulsión. El aislado proteico de soya no debe ser considerado como igual en calidad a las proteínas contráctiles en la formación de emulsiones pero es útil, particularmente en formulaciones “débiles”. Los aislados de soya se usan generalmente a niveles de 2,0%, niveles más bajos que los concentrados, los granulados o las harinas (Pérez, 2007).

El aislado de proteína se obtiene removiendo todos los elementos no proteicos de la soja y contiene un mínimo de 90% de proteína. Éste es de color claro y tiene un sabor dulce, ideal para mejorar el valor nutritivo de los alimentos. La proteína texturizada se asemeja en aspecto y gusto a la carne animal y se obtiene a partir de la harina de soja o el aislado de proteína. Su contenido proteico varía de un producto a otro, desde 50% a 90% o más (Madison, 2004).

#### **II.1.2.4. Las proteínas como nutrientes**

Las proteínas son sustancias orgánicas que contienen carbono, hidrógeno, oxígeno y nitrógeno. Están compuestas de aminoácidos, sus unidades más simples, algunos de

los cuales son esenciales para nuestro organismo; es decir, que necesariamente han de ser ingeridos junto con la dieta, ya que el cuerpo no es capaz de producirlos por sí solo. Aminoácidos esenciales y fuentes alimenticias de proteínas Isoleucina, leucina, lisina, metionina, fenilalanina, treonina, triptófano y valina. En función de la cantidad de aminoácidos esenciales, se establece la calidad de los distintos tipos de proteínas. Aquellas que contienen cantidades suficientes de cada uno de los aminoácidos esenciales son proteínas de alto valor biológico y, cuando falta un aminoácido esencial, el valor biológico de esa proteína disminuye (López, 2007).

El organismo no puede sintetizar proteínas si tan sólo falta un aminoácido esencial. Todos los aminoácidos esenciales se encuentran presentes en las proteínas de origen animal (huevo, carnes, pescados y lácteos), por tanto, estas proteínas son de mejor calidad o de mayor valor biológico que las de origen vegetal (legumbres, cereales y frutos secos), deficitarias en uno o más de esos aminoácidos. Sin embargo, proteínas incompletas bien combinadas pueden dar lugar a otras de valor equiparable a las de la carne, el pescado y el huevo (especialmente importante en regímenes vegetarianos). Son combinaciones favorables: leche y arroz o trigo o sésamo o patata, leche con maíz y soja, legumbre con arroz, alubia y maíz o trigo, soja con trigo y sésamo o arroz, arroz con frutos secos, y otros (López, op. cit.).

#### Proteínas completas o de alto valor biológico

Si contienen los aminoácidos esenciales en cantidad y proporción adecuadas. Proteínas incompletas o de bajo valor biológico: si presentan una relación de aminoácidos esenciales escasa. Las legumbres y los frutos secos son deficitarios en metionina, mientras que los cereales son deficitarios en lisina. Según la OMS, la proteína de mayor calidad es la del huevo, a la que se asignó el valor de referencia 100, a partir del cual se determina el valor biológico del resto de proteínas (López, op. cit.).

## Recomendaciones de consumo de proteína

De numerosos estudios sobre evolución de consumo de alimentos en las sociedades occidentales, el porcentaje de energía aportado por las proteínas y grasas aumenta progresivamente hasta alcanzar cifras preocupantes. Así es común encontrar poblaciones en donde las proteínas aporten en torno al 20 % de la energía total de la dieta, frente al 12-15 % recomendado. Las proteínas se encuentran ampliamente distribuidas tanto en alimentos de origen animal (carnes, pescados, leche y huevos), como en alimentos de origen vegetal (legumbres, cereales y frutos secos). Las proteínas animales, al tener mayor contenido en aminoácidos esenciales resultan más completas que las vegetales. Sin embargo, la relación adecuada entre ellas en una dieta equilibrada debe ser mayor que uno, a favor de las vegetales (López, op. cit.).

Cuadro 3. Ingesta diaria recomendada (IDR) de proteínas.

Edad	IDR (gr/Kg peso/ días)
Lactantes	1,6-2,2
Niños	1-1,2
Adolescentes (chicos)	0,9-1
Adolescentes (chicas)	0,8-1
Adultos	0,8
Deportistas entrenados	3
Gestacion (segunda mitad)	>6
Lactancia (1-6 meses)	>15
Lactancia (superior a 6 meses )	>12

Fuente: López (2007).

### II.1.2.5. La auyama y su importancia socioeconómica

Pocos grupos vegetales como las Cucurbitas pueden considerarse tan importantes desde el punto de vista nutricional, medicinal y cultural. Las especies cultivadas de Cucurbitas han representado parte fundamental de la dieta y otros aspectos de la vida

humana en el mundo. Los frutos inmaduros y maduros y las semillas, son de gran importancia porque han servido de alimento desde épocas remotas, figurando entre las plantas de cultivo más antiguas de América que ofrecieron al hombre primitivo un alimento abundante, de propagación fácil y rápida, que podía crecer óptimamente en sitios abiertos y ricos en desechos orgánicos. A nivel internacional, la especie *Cucurbita moschata* es la más importante del género en países como Zambia, Malawi y otros territorios de la África Tropical. En muchas regiones de Latinoamérica, las flores y algunas partes vegetativas también son apreciadas como verdura (Blanco, 2010).

El valor alimenticio de todas las partes de las plantas que son consumidas como alimento humano es bastante aceptable. Estas plantas contienen altos niveles de almidón, azúcar, proteínas, vitaminas, carotenoides totales, de los cuales cerca del 30% corresponde a B-carotenos (provitamina A); minerales como calcio y fósforo, y aminoácidos como tiamina y niacina, que le confieren al zapallo ciertas propiedades nutricionales y medicinales. Estudios recientes habrían demostrado el efecto benéfico del zapallo sobre el tratamiento de enfermedades como la diabetes, hipertensión, úlceras gástricas, enfermedades de la vista, problemas cardiovasculares, así como ayuda en la prevención de enfermedades de la piel y actividad antioxidante (Blanco, op. cit.).

#### **II.1.2.6. Respuestas que determinan las características de una mezcla carbohidratos y proteína**

##### Acidez iónica

La acidez iónica, medida como pH, se expresa como el logaritmo negativo de la concentración de iones hidrogeniones ( $\text{pH} = -\log [\text{H}^+]$ ); o sea que es una medida indirecta de la concentración de hidrogeniones. Así mismo la concentración de iones de hidrógeno se calcula de la siguiente forma  $[\text{H}^+] = (1/10^{\text{pH}})$ . Valores bajos de pH

indica que el medio esta rico en ácido disociados, aumentando el potencial redox (mV) e influyendo en el desarrollo de reacciones de óxido reducción así como el crecimiento de microorganismos; dependiendo del pKa y de la capacidad buffer de los componentes, así como del pH resultante de la matriz alimento (Ávila, 2008).

Valores bajos de pH indica que el medio esta ácido. Si un medio o matriz de alimento se le agrega un biocida como protector contra células microbianas y el pK de este biocida es igual al pH del medio, el 50% del ácido estará en forma ionizada y el resto no. Significando esto que solo el 50% del ácido (sal o ácido no disociado liposoluble) presente, tendrá capacidad de penetrar la membrana de la célula microbiana. Este ácido al estar dentro de la célula microbiana ( $\text{pH} \pm 6 - 7$ ), se disocia, y entonces se libera y actuará como molécula biocida modificando el potencial de óxido – reducción celular. Por ejemplo el ácido benzoico (sal = benzoato de sodio), muy utilizado en alimentos para el control de hongos, tiene un pK de 4, así, para que el 99,9 % del benzoato este no ionizado el pH debe estar en 1. Contrariamente, si el pH esta entre 6-7, el ácido estará entre 99 a 99,1 % ionizado, significando que casi todo estará en forma de ácido libre. De tal manera que el control de la variabilidad del pH en un alimento es importante si se desea mínima variabilidad para que sean efectivos los tratamientos para el control de microorganismo, para ello se añaden compuestos llamados tampones o buffer, donde es su sal quien tiene capacidad liposoluble que se fija a la membrana de la célula microbiana, perturbándola y eventualmente penetra hasta el interior, donde se disocia y actúa como biocida. (Ávila, 2008; 2009).

#### Acidez Titulable Total

La acidez titulable total, se define como la cantidad del ácido predominante contenido en una matriz de alimento, expresada en miligramos de ácido por gramo o ml de alimento o en porcentaje. Se diferencian dos grupos de acidez: Acidez volátil y

acidez no volátil, la suma de estos estima la acidez total. La acidez no volátil se obtiene luego de llevar a ebullición la mezcla por media hora para permitir que los ácidos volátiles se desprendan, luego por titulación con una base, se obtiene esta acidez no volátil. La acidez titulable se expresa en función del ácido predominante en la matriz de alimento, el contenido del ácido es importante en un alimento porque nos aporta un valor nutritivo, contribuye al sabor y tiene un efecto supresor sobre el crecimiento microbiano. (Ávila, op. cit.).

### Capacidad Buffer

Un compuesto con efecto buffer o efecto tampón, evita que el pH cambie significativamente; impidiendo que queden libres  $H^+$ , o sea que cualquier exceso de  $H^+$  liberados los atrapa (equilibrio sal – ácido). En una matriz de alimento existen en forma natural muchos compuestos con efecto tampón, sin embargo esto no es suficiente para el control de la variabilidad del pH. Por ejemplo en alimentos se usa mucho el citrato de potasio como buffer potente, que además enriquece el alimento con potasio. La determinación de la capacidad buffer de una solución, se realiza tomando una muestra, midámosle el pH y comencemos a agregarle cantidades conocidas de HCl. La variación del pH en función de los moles de  $H^+$  agregados nos dará una curva, llamada curva de tamponamiento, esta mostrará una zona en la que grandes variaciones en la cantidad de ácido agregado dan un cambio muy pequeño en el pH de la solución, siendo esta la zona donde la capacidad buffers es mayor, (Ávila, op. cit.).

### Potencial de óxido reducción

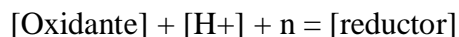
El potencial REDOX (Eh) mide en voltios la facilidad con la cual el medio pierde electrones (reductor, Eh -), o los gana (oxidante, Eh+). El potencial redox puede variar considerablemente de una parte a otra en una matriz de alimento, debido a altas concentraciones localizadas de un componente nutricional específico, causado por



una deficiente homogenización de diversos pares redox o de nutrientes como glucosa, fumarato o malato.

Cuando la difusión gaseosa hacia o desde el centro del alimento se encuentra restringida, pueden existir gradientes de potencial redox desde la atmósfera hasta las partes profundas del alimento. Los procesos de oxidación y de reducción se definen en términos de migraciones electrónicas entre compuestos químicos. La oxidación es la pérdida de electrones mientras que la reducción es la ganancia de electrones. Cuando se oxida una sustancia (libera electrones) siempre produce simultáneamente otro compuesto que se reduce (capta los electrones liberados). Este concepto electrónico ha sugerido el desarrollo de métodos que estudian en forma cuantitativa los procesos de oxidación-reducción reversibles que son vitales para las células vivas en los procesos de transporte de electrones. La medida del potencial de electrodo permite determinar el grado de facilidad con que ocurre una reducción u oxidación de una sustancia específica o en una matriz alimento. Esta medida sugiere la posibilidad de clasificar los sistemas oxidantes y reductores de los alimentos en base a su intensidad del Eh.

Todo proceso redox reversible puede expresarse como.



Expresión en la que n es el número de electrones transferidos en el proceso. El potencial redox. (Eh) de tal proceso viene dado por la ecuación concebida y desarrollada originalmente por Nernst : en la que Eo es el potencial redox estándar a pH 0 pero en presencia de otros solutos a concentración 1M normalmente se mide como el potencial redox del punto medio a pH 0 y se supone que su valor es igual al valor teórico de los pares redox en solución acuosa diluida, R es la constante del gas molar, T la temperatura en °K, F la cantidad faraday de electricidad, n el número de electrones transferidos en el proceso (Ávila, op. cit.).

## Medida del potencial redox

En muchas matrices de alimentos es difícil obtener la verdadera medida del potencial redox. Para que el potencial redox de una muestra represente fielmente el potencial del alimento donde fue tomada, es esencial que se mantenga inalterado el ambiente gaseoso tanto si el alimento está envasado a vacío, envasado bajo una atmósfera anóxica o envasado en contacto con el aire. Puesto que el potencial redox desciende a causa de la actividad metabólica debe esperarse que alcance el equilibrio, el transporte de la muestra deberá realizarse en condiciones de refrigeración (0-4°C) o a la temperatura de almacenamiento del alimento. La temperatura y el tiempo del transporte deberán especificarse para tenerse en cuenta en la interpretación de los resultados. El oxígeno es el principal agente que interfiere la medida del potencial redox, En general no deben usarse en la determinación del potencial redox muestras extraídas porque el oxígeno puede penetrar en la muestra durante el muestreo. Para evitar que el oxígeno contamine las muestras deberá quitarse la capa superior de la muestra de alimento bajo gas inerte para efectuar la medida (Ávila, op. cit.).

Los valores de potencial medidos dependen del pH, cada medida de potencial redox deberá ir acompañada de la medida del pH. El pH puede cambiar el potencial redox real, pero también para el mismo valor  $E_h$ , el pH puede crear condiciones favorecedoras para diferentes tipos de metabolismo. Para eliminar por cálculo la dependencia del pH se introdujo el concepto de rH. El rH puede calcularse exactamente cuando todos los iones hidrógeno están completamente disociados a todos los valores pH. Pero cuando el grado de disociación es alterado por el pH se producen inexactitudes. Además, los ácidos monovalentes alteran el potencial redox 30 mV por unidad pH, los ácidos divalentes 57.7 mV y los ácidos de valencia superior hasta 120 mV. Para convertir  $E_h$  (en voltios) en rH puede usarse la siguiente fórmula: El potencial redox se mide con un electrodo de metal inerte (normalmente platino) en un circuito con un electrodo de referencia. Alternativamente se usan

colorantes que cambian de color a determinados potenciales redox si bien estos indicadores pueden interactuar con los alimentos y los microorganismos, obteniéndose falsos valores. En una matriz alimento, los compuestos químicos que contienen grupos -SH mantienen las condiciones reductoras mientras que las que contienen ácido ascórbico y azúcares reductores tienen el mismo efecto. Por ejemplo los jugos de vegetales, poseen valores Eh de +300 a +400 mV (pH 4-5) y consecuentemente son alterados por bacterias aerobias y mohos (Ávila, op. cit.).

### Sólidos solubles totales

La solución estándar para calibrar un refractómetro es: se prepara una solución al 25% de sacarosa (25 g de azúcar (sacarosa) en 100 g de agua destilada); agregando 25 g de sacarosa en un cilindro graduado y enrajar con agua destilada hasta 100 ml.

Los SST como grados °Brix se evalúan con un refractómetro que mide el grado de refracción causado por los sólidos disueltos en un líquido. Los SST (°Brix) en una matriz alimento cuantifica la cantidad de mezcla de sólidos solubles totales (sales, azúcar, pectina solubles y ácidos).

La escala Brix se utiliza en “forma incorrecta” en el sector de alimentos, para medir la cantidad aproximada de azúcares en zumos de fruta, vino o bebidas suaves, y en la industria del azúcar. En el Reino Unido la elaboración de la cerveza se mide con la gravedad específica X 1000, grados europeos de la escala Plato, del uso de los brewers; y las industrias de los EE.UU. utilizan una mezcla de la gravedad específica de los grados Brix, los grados Baumé y los grados de la escala Plato (Rospligiosi, 2008).

### Viscosidad

Es la resistencia de un líquido a fluir. La unidad de viscosidad es el poise (g /cm s); más comúnmente, se usa un submúltiplo de ella, el centpoise. Es importante

considerar la relación definida que existe entre la viscosidad y la temperatura, razón por la cual ésta debe mantenerse constante al hacer las mediciones para obtener resultados comparables. Casi nunca se reporta en términos de viscosidad absoluta, sino como viscosidad relativa, o sea la viscosidad de la sustancia comparada con la viscosidad de un líquido en referencia, generalmente el agua. La viscosidad se mide por medio de viscosímetros los cuales están basados principalmente en principios tales como: flujo a través de un tubo capilar (viscosímetro de Ostwald); flujo a través de un orificio (viscosímetro de Saybolt); rotación de un cilindro o aguja en el material de prueba (viscosímetro de Stormer y Brookfield). En ocasiones, especialmente con líquidos plásticos, pseudo plásticos o dilatantes, deben hacerse lecturas cambiando la fuerza de corte, bien sea cambiando la aguja, o la velocidad de ambas. En este caso, deben trazarse curvas de  $\eta$  en centipoises contra fuerza. El punto de cruce de estas curvas (o el más cercano) dará la  $\eta$  aparente del producto, y la forma de la curva indicará a que tipo reológico pertenece (Molina, 2008).

La importancia de esta respuesta radica en el hecho de que la viscosidad nos da una idea del grado de consistencia o pastosidad de un producto, a mayor viscosidad será más pastosa, como serían las cremas en general y a menor viscosidad tendremos productos más fluidos, tales como sopas, colados etc. Lo que nos permite cuantificar las influencias de algunos componentes como los almidones que tienen poder gelificante, que al ser agregado en la matriz alimento aumenta la viscosidad (Molina, op. cit.).

#### **II.1.2.7. La regresión lineal múltiple cuadrática en estudios biológicos**

En cualquier proceso de investigación serio, debe evitar basarse en pruebas de ensayo y error, ya que en general se realizan grandes cantidades de pruebas, y nunca tendremos una referencia hacia dónde ir, además lo único que podemos concluir es:

de todas las pruebas realizadas una de ellas es la mejor de todas; y eso no es una optimización. Por ello se recomienda realizar el experimento estadísticamente diseñado, de esta manera aseguramos que los resultados sean válidos; más aún cuando queremos modelar para predecir condiciones óptimas, a través de modelos matemáticos (modelos poblacionales); estos permiten estudiar el fenómeno en forma visual, a través de graficas tridimensionales, donde podamos representar más de tres dimensiones (Montgomery, 2004).

Generalmente la forma de una función o modelo poblacional que se ajuste a un proceso biométrico en estudio, con múltiples variables del proceso y múltiple respuestas, es muy compleja y muchas veces la desconocemos, y como generalmente los procesos biométricos se saturan en el tiempo, se alcanza un máximo y luego cae originando un efecto de curvatura, entonces es necesario y común que se aproxime la función en términos de un polinomio de segundo orden, de graficas o sabanas llamadas superficies de respuesta; siendo esto una de los fundamentos de la metodología de superficie de respuesta. Usándose esta función polinómica para describir la superficie de respuesta del modelo, estudiar su naturaleza, optimizar y predecir condiciones operativas. Por ello la experiencia reportada por la literatura, recomienda que es suficiente un modelo de regresión lineal múltiple cuadrático con interacciones de primer orden, el cual tiene la siguiente estructura, por ejemplo para una respuesta  $Y_1$ , y 3 factores experimentales  $X_1, X_2, X_3$ .

$$Y_1 = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_{11} X_1^2 + \beta_{22} X_2^2 + \beta_{33} X_3^2 + \beta_{12} X_1 X_2 + \beta_{13} X_1 X_3 + \beta_{23} X_2 X_3$$

El resto de los factores que intervienen en el proceso son fijos (están controlados), así como los intervinientes.

El uso de la Metodología de Superficie de Respuesta (MSR) para optimizar bioprocesos, se fundamentan en las consideraciones que dieron inicio a la

construcción de superficies de respuestas con modelos matemáticos, esto como herramienta estadística de gran utilidad en el campo científico y se basan en el hecho de que la variable respuesta de casi cualquier proceso puede ser estimada suficientemente bien por ecuaciones polinomiales de segundo orden y específicamente “modelos lineales múltiples cuadráticos con interacciones de primer orden”; dado que la MSR estima bien las interacciones entre los factores de estudio, permite determinar si hay o no sinergismo (interacción) entre ellos o si su acción es independiente y; dado que la MSR usa mínimos cuadrados ordinarios matriciales, con matrices de diseños poblacionales ortogonales, se generan coeficientes regresores insesgados y con varianza mínima. (Montgomery, Peck y Vining, 2006).

#### **II.1.2.8. Estimación de parámetros del modelo, usando el método de mínimos cuadrados ordinarios**

De acuerdo con el teorema de Gauss-Markov, los parámetros o coeficientes regresores, estimados por mínimo cuadrados ordinarios matriciales (m.c.o.m.) son los de varianza mínima en la clase de los estimadores lineales insesgados. Cualesquiera otros que consideremos, si son lineales y de varianza menor, habrán de ser sesgados. Sin embargo, el procedimiento requiere, entre otras exigencias, que la matriz “X” de diseño del modelo poblacional sea ortogonal, ya que de lo contrario, la matriz de varianzas y covarianzas  $[X'X]$  no podrá invertirse.

Con base a lo expuesto, el ajuste de parámetros o coeficientes regresores, para datos en escala numérica continua, en general se realiza con la técnica de mínimos cuadrados ordinarios, siempre que los datos (matriz de diseño poblacional y respuestas) cumplan los supuestos requeridos. El método de mínimos cuadrados ordinarios (m.c.o.m.) para ajustar parámetros, permite estimar coeficientes regresores insesgados y con mínima varianza, con base a una matriz de vectores columnas “X” de diseño poblacional del modelo a ajustar, construido con los factores

independientes, y un vector columna “**Y**” que se corresponde con la respuesta o variable dependiente. La ecuación matricial típica de la técnica de mínimos cuadrados matriciales, es  $[\beta_{ijk}] = [X' * X]^{-1} * [X' * Y_i]$ , donde “**X**” es la matriz de diseño poblacional, de vectores no colineales o sea ortogonal, **X'** su transpuesta, **Y<sub>i</sub>** la matriz o vector de respuesta; y  $\varepsilon_i$  el vector columna de error de predicción (Myers et al. 2009). La expresión matricial del sistema de ecuaciones de diseño del experimento, se muestra en la figura 3 Siguiente.

$$\begin{array}{c}
 \overline{y = X\beta + \varepsilon} \\
 \begin{array}{c}
 \left[ \begin{array}{c} y_1 \\ y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ y_n \end{array} \right] = \begin{array}{c}
 \left[ \begin{array}{cccccc} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdot & \cdot & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdot & \cdot & x_{2k} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdot & \cdot & x_{nk} \end{array} \right] \left[ \begin{array}{c} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_k \end{array} \right] + \left[ \begin{array}{c} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \varepsilon_n \end{array} \right] \\
 \underbrace{\hspace{1.5cm}}_y \quad \underbrace{\hspace{3.5cm}}_X \quad \underbrace{\hspace{1.5cm}}_\beta \quad \underbrace{\hspace{1.5cm}}_\varepsilon
 \end{array}
 \end{array}
 \end{array}$$

Figura 3. Estructura del sistema matricial M.C.O.M.

La matriz “**X**”, debe contener tantas columnas como coeficientes se requieran, o sea una columna por cada término del modelo. Obsérvese que en la matriz “**X**” se introduce una variable Dummi (variable falsa) para estimar el termino independiente  $\beta_0$ .

El procedimiento instrumental para obtener la ecuación matricial de m.c.o.m., es, de la ecuación matricial, mostrada en la figura ¿? anterior, se despeja el vector de coeficientes regresores ( $\beta_{ijk}$ ), que son las incógnitas a determinar (ajustar), minimizando la matriz de errores aleatorio ( $\varepsilon_i$ ), haciéndola igual a cero.

1. Despejando la matriz de error aleatorio ( $\epsilon_i$ ) del sistema de ecuaciones matricial anterior, cuadrándolos, desarrollando la ecuación y minimizándolos (igualar a cero), tendremos  $\sum (\epsilon_i)^2 = \epsilon_i' * \epsilon_i = 0$

Rememorando, de la literatura, que.

a. El error de predicción o residual se define como la diferencia entre el valor de la respuesta medida ( $Y_i$ ) menos el valor predicho ( $\hat{Y}_i$ ) por el modelo ajustado:

$$\epsilon_i = (Y_i - \hat{Y}_i) = (Y - X*\beta).$$

b. Se ha demostrado que:  $\beta'X'Y$  es una matriz (1\*1) o un escalar, y su transpuesta  $(\beta'X'Y)' = (Y'X\beta)$  es el mismo escalar, entonces se puede expresar la siguiente igualdad:  $\sum (\epsilon_i)^2 = \epsilon_i' * \epsilon_i = (Y - X*\beta)' (Y - X*\beta)$ .

2. Derivar parcialmente el sistema de ecuaciones matricial de error aleatorio anterior, (de la matriz de diseño) respecto a cada variable  $\beta_{ijk}$ , para el caso de esta demostración, se tomaron tres factores  $X_i$ , así, se obtiene  $21*9 = 189$  ecuaciones, ya que son 21 ecuaciones de diseño (21 tratamientos: Matriz "D") y 9 coeficientes regresores (parámetros  $\beta_{ijk}$ ) desconocidos, a ajustar (a estimar).

3. Se ha demostrado que la derivada parcial matricial respecto a cada coeficiente  $\beta_{ijk}$  se pueda expresar:

$$\frac{\partial(\sum_{i=1}^n \epsilon_i^2)}{\partial \beta} = \frac{\partial(Y - X*\beta)'(Y - X*\beta)}{\partial \beta} = -2XY + 2XX\tilde{\beta} = 0$$

Despejando de esta ecuación, se obtiene:  $X'X\tilde{\beta} = X'Y$ , denominadas ecuaciones normales de mínimos cuadrados.

4. Solución de las ecuaciones normales matricial para despejar la matriz vector de  $\tilde{\beta}$ , que son los parámetros o coeficientes regresores estimados.

4.1. Arreglando la ecuación matricial normal, se tiene,

$$(XX)\tilde{\beta} = (XY)$$

4.2. Pre multiplicando ambos lados de la ecuación por  $(XX)^{-1}$

4.3.  $(XX)^{-1}(XX)\tilde{\beta} = (XX)^{-1}(XY)$ , matricialmente se sabe que



$(XX)^{-1}(XY) = [I]$ , Matriz unitaria, despejando se tendrá entonces que:  $\hat{\beta} = (XX)^{-1}(XY)$ .

4.4. Así, entonces se obtiene la ecuación general de mínimos cuadrados ordinarios matriciales m.c.o.m. para el ajuste de parámetros o cálculo estimado de los coeficientes regresores del modelo poblacional empírico, a utilizar en el ajuste de modelos.

$$[\beta_{ijk}] = [X' * X]^{-1} * [X' * Y_m]$$

Puede observarse que la ecuación matricial anterior, posee una “división” matricial, la inversa de  $[X' * X]$  o sea  $[X' * X]^{-1}$ , esto implica que el valor de la determinante  $[X' * X]$  no debe ser cero o muy cercana a cero, porque, de lo contrario, se tendrá una operación de indeterminación durante el proceso de ajuste. Si, el valor del determinante de  $[X' * X]$  es muy pequeño, se obtendrán valores de  $\hat{\beta}$  muy grandes e inestables, además cada vez que corra el programa se obtendrá un modelo distinto. Para evitar la indeterminación, se debe diseñar adecuadamente la matriz “X” de diseño poblacional del modelo, de tal manera que el determinante sea muy grande (diseño D-optimal:  $[X' * X] \gg 0$ ), y así no se produzca que la indeterminación  $[X' * X]^{-1} \sim \infty$ . Generalmente la indeterminación ocurre cuando las columnas vectores de la matriz de diseño poblacional son colineales o cercanamente colineales; en estos casos, un paliativo a esto es, 1. Ortogonalizar la matriz “X” o 2. Utilizar mínimos cuadrados ordinarios Ridge (Hoerl y Kennard, 1970, Khalaf y Iguernane, 2014), en este caso se introduce un factor de atenuación ( $k$ ) en la ecuación m.c.o.m.  $[\beta_{ijk}] = [(X' * X) + k I]^{-1} * [X' * Y_m]$

El procedimiento de ajuste del tipo Ridge, corrige parcialmente la multicolinealidad, sin embargo los parámetros o coeficientes regresores, tendrán un sesgo, cuya severidad será dependiente de la severidad de la multicolinealidad; este

método tiene la ventaja de que los software comerciales, disponen del cálculo del ponderador Ridge  $k$ , cuando se usa el módulo de regresión Ridge.

Sí, la severidad de la multicolinealidad, genera parámetros aun con mucho sesgo al aplicar regresión Ridge, se tiene la posibilidad de mejorar (reducir el sesgo), incluyendo el factor de modulación  $d$ , o estimador de Liu (1993) o usar el método de Khalaf y Iguernane, 2014.

$$[\beta_{ijk}] = [(X' * X) + k I]^{-1} * [X' * Y_m - d\beta]$$

Una consideración final al respecto es que un investigador debe considerar las siguientes opciones, 1. Elegir los  $\beta_{ijk}$  insesgados, pero con alto error estándar, 2. Elegir los betas sesgados, con bajo error estándar o 3. Elegir un diseño experimental “ortogonal” y acondicionar previamente la matriz “ $X$ ”, para evitar problemas de multicolinealidad, y así poder obtener  $\beta_{ijk}$  insesgados y con baja varianza.

Supuestos básicos del análisis de regresión lineal con m.c.o.m.

1. Linealidad y aditividad del efecto de los parámetros. Esto esta intrínsecamente especificado en el modelo.
2. Los valores que tome el regresor  $X_i$  son fijos en muestreo repetido o sea que  $X_i$  es no estocástica. Esto significa que debe haber un buen control local de los factores no experimentales (factores fijos), así además el error experimental será suficientemente puro y el efecto de tratamiento será debido exclusivamente los factores experimentales bajo los niveles probados.
3. El error aleatorio es “despreciable” e igual a cero, o sea que la sumatoria de la diferencia entre el valor medido  $Y_i$  y el valor predicho por el modelo  $\hat{Y}_i$  debe ser cero ( $\sum_n^1 (\hat{Y}_i - Y_i) = 0$ ).

El software escoge como el mejor modelo aquel que genere el menor error aleatorio.

4. Varianza constante (homocedasticidad) entre las observaciones. Igual dispersión por muestra. Si existiera heterocedasticidad significaría que la respuesta  $Y_i$  no cambia cuando el valor de la variable  $X_i$  cambia, podría entonces decirse que esta variable no es importante o explicativa del fenómeno medido, al menos para el rango de niveles o dosis probados.
5. Independencia lineal entre los vectores de la matriz de diseño poblacional  $X$ . (no multicolinealidad). Esto generaría problemas en la inversión de la matriz  $(X' * X)$  dado que la determinante tendrá valores de cero o muy cercanos a cero y  $1/(X' * X) = \text{Indeterminado} = \infty$ , además los coeficientes regresores estarían sesgados, ya que no son puros, dado que están correlacionados, el modelo tendría pobre poder de predicción y alta falta de ajuste.
6. No autocorrelación sistemática entre los errores, lo contrario implicaría correlación sistemática entre los errores y la variable  $X$ , por lo que no se podría hacer inferencias sobre la influencia de la variabilidad de la respuesta por efecto de la variabilidad del factor experimental  $X$ .
7. El número de tratamientos distintos en la matriz de diseño " $D$ " debe ser mayor al número de coeficientes regresores del modelo empírico a ajustar. Además deben haber suficientes repeticiones de los tratamientos distintos para poder cuantificar el error experimental y poder así sustraerlo de efecto de los tratamientos; y permitir cuantificar el efecto de tratamientos, la falta de ajuste y de las repeticiones.
8. Las variables experimentales  $X_i$  especificadas en el modelo empírico, deben ser las que verdaderamente influyeran la respuesta a medir. Sí, se especifican muchas e innecesarias el modelo estará sobreparametrizado; y si se subparametriza entonces podría faltar incluir algún factor importante por lo que el modelo tendría falta de ajuste. En ambos casos se haría difícil la interpretación de la regresión.
9. Respecto a la respuesta medida debe comprobarse que no poseen autocorrelación seriada, o sea que toda medida posterior no dependa de las

medidas anteriores. Si existiera autocorrelación seriada debe corregirse previo al ajuste de los datos, usando las dos formas básicas (transformando con funciones matemáticas o usando incrementos con respecto a una base).

#### **II.1.2.9. Modelación de procesos**

La literatura precisa que la modelación es necesaria cuando se requiere realizar optimización estadístico-matemáticos de procesos complejos, con múltiples factores y múltiples respuestas, por ello es deseable crear modelos matemáticos de cajas blancas, ya que estos permitan visualizar y predecir el comportamiento de cada respuesta, en función de cada factor y la interacción entre ellos, y así, poder controlarlo, a través de manipulaciones de cada variable del proceso. Sin embargo para poder crear modelos matemáticos con capacidad predictiva (modelos robustos), se debe diseñar y ejecutar una investigación bajo diseño estadístico robusto; al respecto esta investigación, al detectar la poca utilización de técnicas de optimización multiobjetivo en el área de alimentos, usando diseños “virtuales” del tipo “llenado de espacio” (Space filling), se apoyará en técnicas de regresión múltiple y técnicas de interfaz visual, de perfiles de respuesta de deseabilidad del producto; en el proceso de optimización vía simulación de la variabilidad de la calidad en la elaboración de un producto alimentario; ajustando modelos de regresión de superficie de respuesta (modelo lineal cuadráticos, con interacciones de hasta cuarto orden, ajustando un conjunto de estos modelos y crear un modelo EMULADOR del proceso, según lo recomiendan los programa, John’s Macintosh Program (SAS JMP 8, 2012), MathWorks (2014,) y el Phoenix Integration (2014).

Es frecuente en procesos de optimización multiobjetivo multirespuesta, utilizar redes neuronales artificiales, dada su alta eficiencia, sin embargo esta técnica, de excelente capacidad predictiva, es de caja negra o sea no se visualiza el modelo funcional de regresión de cada respuesta en función de cada factor experimental, ni de sus interacciones, por lo que no se puede estudiar la covariación específica entre

factores experimentales, y como estos afectan cada respuesta, al respecto, se ha tratado de superar esto, creando modelos de regresión basados en Redes Neuronales de “Unidades de Producto”, diseñadas y entrenadas mediante algoritmos de optimización híbrida; con ello, se han obtenidos excelentes modelos mixtos aditivos-multiplicativos, llamados “Modelos de Unidades de Producto”, con potencias no enteras; que son de muy difícil interpretabilidad (Estudillo, 2005), no así con los modelos polinomiales aditivos de orden superior (SAS JMP 8, 2012; MathWorks, 2014 y Phoenix Integration, 2014).

#### **II.1.2.10. El diseño de muestreo del tipo llenado de espacio**

SAS JMP 8 (2012), muestra que el intento de mejorar los diseños compuestos centrales tradicionales, con inclusión de puntos adicionales, ha sido un paliativo en mejorar los diseños de muestreo; sin embargo estos se vuelven costosos, más aun si hay que repetir. Por otro lado, estos tienen el inconveniente de que la distribución espacial no es homogénea, por lo que hace que estos no sean adecuados en ajustar modelos complejos; en razón de ello entonces surge la recomendación de usar los diseños de muestreo del tipo de llenado de espacio (space filling), de los utilizados en experimentación virtual.

En contraste a los diseños doble compuesto centrales, en la figura 4, se muestra una comparación con la distribución geométrica espacial de un diseño del tipo space filling contra un doble compuesto central. La figuras muestra la ventaja del diseño space filling, ya que se observa que los puntos (tratamientos) están distribuidos homogéneamente en el espacio de diseño, en consecuencia, casi cualquier modelo complejo puede ajustarse.

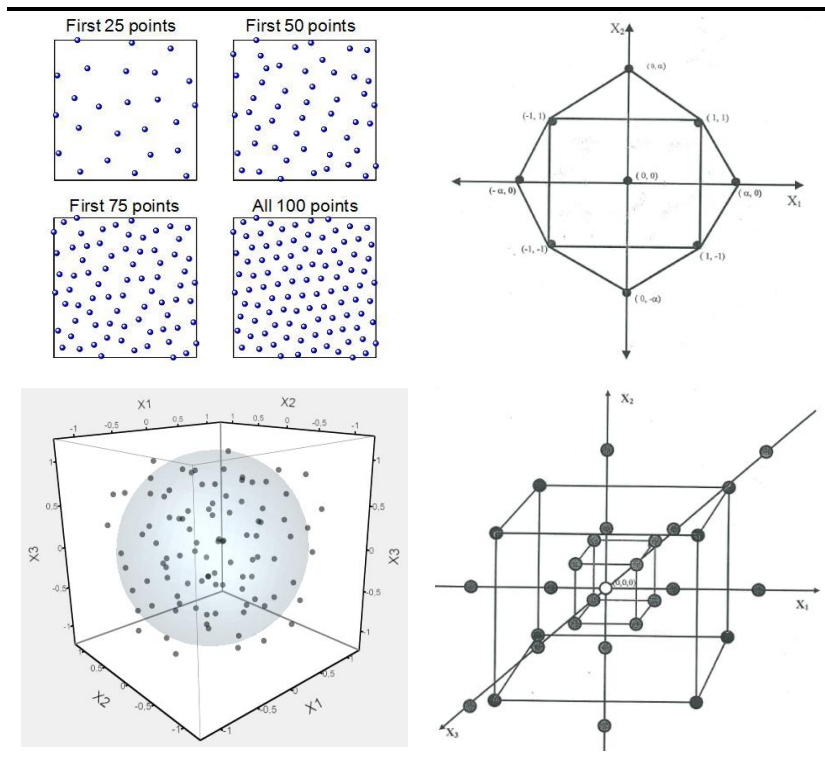


Figura 4. Distribución geométrica de un diseño space filling, comparado a un DMCCT mejorado, para 2 y 3 factores experimentales  
Fuente: JMP (2013) y Guerrero (2001)

Visto las característica de distribución de los puntos (tratamientos) del diseño de muestreo space filling, se deduce la siguientes característica y ventaja.

1. El diseño de muestreo forma una nube de puntos experimentales, que son a la vez un conjunto de nubes vecinos muy cercanos.
2. El diseño de muestreo es optimal
2. No requiere repeticiones, ya que los puntos experimentales vecinos están a la mínima distancia posible entre dos puntos.
3. Los puntos experimentales están uniformemente distribuidos, o sea los puntos múltiples están a una mínima distancia entre ellos.

Las ventajas anteriores, es lo que permite, trazar casi cualquier línea (modelo) a través de esta nube de puntos; bien una función lineal, no lineal e inclusive una función de paso.

En este aparte, es importante recordar al novel investigador, que los diseños de muestreo “Diseño uniforme” y los “Diseños de mezcla”, son de hecho diseños del tipo “space filling”, que además son arreglos óptimos; solo que durante la construcción, el investigador, debe tomar cuidadosa meticulosidad en su construcción, para que el diseño obtenido sea realmente un “space filling”.

Además de la ventajas anteriores, los diseños de muestreo space filling, permiten introducir factores experimentales categóricos en el diseño; para ello, se recomienda usar los diseños "Sliced Space-Filling Designs", propuestos por Qian and Wu (2009) y las mejoras de anidado en capas, sugeridas por Sun, et al. (2014); para lo cual, estos autores, indican la utilidad de estos diseños en investigación estocástica, o sea investigación probabilística en laboratorio o industria.

#### Tipo diseños de muestreo llenado de espacio

SAS JMP 8 (2012), MathWorks (2014) y Phoenix Integration (2014), muestran que los métodos (diseños) más comunes que se implementan en software comerciales para generar estos tipos de diseños, son:

1. Diseños de muestreo Esfera-Embalaje (Sphere-Packing) enfatiza la propagación de puntos vecinos. Maximiza la distancia mínima entre los pares de puntos de diseño, distribuyéndolos a la distancia máxima posible.
2. Diseños de muestreo hipercubo Latino (Latin Hypercube) es un compromiso entre la propagación de puntos y el espaciado uniforme. Maximiza la distancia mínima entre los puntos de diseño, sino que requiere incluso espaciado de los niveles de cada factor. Este método produce diseños que imitan la distribución uniforme. El método Latin Hypercube es un compromiso entre el método Sphere-

Packing y el método de construcción homogéneo. El Diseño Latin Hypercube Designs (LHD), se recomienda implementar, sí, a. Si, esperamos que la producción depende sólo de algunos de los insumos (factor de escasez), los puntos deben estar espaciados de manera uniforme cuando se proyecta en la región experimental en estos factores. b. Si, asumimos modelo aditivo (aproximadamente), también queremos un diseño cuyos puntos se proyectan de manera uniforme sobre los valores de entradas individuales se puede demostrar que (al menos en algunos supuestos), LHD son mejores que diseños de igual tamaño, obtenidos de un muestreo aleatorio simple.

3. Diseños de muestreo Uniforme (Uniform) imita la distribución de probabilidad uniforme. Reduce al mínimo la discrepancia entre los puntos de diseño (que tienen una distribución uniforme empírica) y una distribución teórica uniforme. Los diseños uniformes tienen algunas propiedades útiles, por ejemplo. a. Para el modelo de regresión estándar (con funciones conocidas de regresión, los parámetros de regresión desconocidos, modelo  $\pi$  de la función de sesgo es desconocido y error aleatorio normal), y bajo determinadas condiciones, en cuando se requiera maximizar la potencia de la prueba F de regresión. b. Con algoritmos eficientes para encontrar diseños uniformes en la búsqueda de diseños ortogonales.

4. Diseños de muestreo Potencial Mínimo (Minimum Potential ) minimiza diseños de energía en una hiperesfera. Distribuye los puntos en el interior de una esfera alrededor del centro.

5. El diseño de Máxima Entropía (Maximum Entropy) mide la cantidad de información contenida en la distribución de un conjunto de datos. Mide la cantidad de información contenida en la distribución de un conjunto de datos.

6. Diseños de muestreo óptimo IMSE para Proceso de Gaussianos (Gaussian Process IMSE Optimal) crea un diseño que minimiza el error cuadrático medio integrado del proceso de Gauss sobre la región experimental. Crea un diseño que minimiza el Error Cuadrático Medio Integrada (IMSE) del proceso de Gauss sobre la región experimental.



7. Diseños de muestreo de llenado rápido, flexible (Fast Flexible Filling), localiza puntos de manera que, para un tamaño determinado diseño, la distancia media desde cualquier punto de la región el diseño hasta el punto de diseño más cercano está a punto de reducirse al mínimo. Utiliza métodos Cluster (de racimo) para construir un diseño que coloca un punto cercano a cualquier punto de diseño en la región de diseño. Acomoda restricciones lineales y combinaciones no permitidas en el espacio de diseño. En software, puede construir restricciones lineales usando el botón (constrain linear) restricción de orden uno (si, está activa la pestaña Spec limit). Puede especificar combinaciones no permitidas, seleccionando esa opción en el menú de triángulo rojo de la interfaz del módulo del software.

Sin embargo, hay programas de software libre que permiten crear múltiples diseños con características especiales, fundamentalmente cuando se quiere aumentar el número de tratamientos, manteniendo los tratamientos anteriores; por ejemplo, el programa de software libre LHS (Latin Hypercube Sampling r), complemento para trabajar en el software libre R.

#### **II.1.2.11. El análisis multivariante en experimentación multiobjetivo**

Cuando hay múltiples variables dependientes ( $Y_i$ ) en un diseño, el diseño se dice que es multifactorial, por tanto para su análisis requiere medidas de análisis de asociación multivariantes, que son por naturaleza más compleja que su contraparte univariados (tales como el coeficiente de correlación, de regresión o anavar por ejemplo). Esto se debe a que las medidas multivariantes de asociación deben tener en cuenta no sólo las relaciones de dependencia entre las variables de predicción ( $X_i$ ) con las respuestas ( $Y_i$ ), sino también las relaciones entre las múltiples variables dependientes. Estas medidas de asociación proporcionan información acerca de la fortaleza de las relaciones entre las variables o de cuán diferenciados se encuentran las variables (Cuadras, 2014).

Las 4 medidas multivariantes de uso general para medir la fortaleza de la asociación entre variables o grupos, son.

1. Lambda de Wilks =  $\prod [1/(1 + \lambda_i)]$
2. Trace de Pillai =  $\sum \lambda_i / (1 + \lambda_i)$
3. Trace de Hotelling - Lawley =  $\sum \lambda_i$
4. La raíz mayor de Roy =  $\lambda_i$

Donde  $\lambda_i$  son los valores propios ordenados de la matriz de varianzas y covarianzas  $[X'X]$ .

Estas cuatro (04) medidas tienen diferentes límites superior e inferior, con Wilks 'Lambda quizá sea el de más fácil interpretación. Wilks 'Lambda puede variar de 0 a 1, con 1 indicando que no hay relación de predictores a las respuestas y 0 indica una relación perfecta de predictores a las respuestas.  $1 - \text{Wilks 'Lambda}$  se puede interpretar como la contraparte multivariado de un  $R^2$  univariado, es decir, que indica la proporción de la varianza generalizada de las variables dependientes que es explicada por los predictores (Cuadras, op. cit.).

El estadístico multivariante Lambda de Wilks

El Lambda de Wilks es una prueba estadística utilizada en el análisis multivariado de varianza (MANOVA) para probar si existen diferencias entre las medias de grupos identificados en una combinación de variables dependientes. Por ejemplo, poner a prueba si la puntuación media de los grupos, es la misma. Lambda de Wilks realiza, en el entorno multivariante, con una combinación de variables dependientes ( $Y_i$ ), el mismo papel que la prueba F realiza en el análisis de un solo sentido de la varianza. Lambda de Wilks es una medida directa de la proporción de la varianza en la combinación de las variables dependientes, haciéndose subyacentes las variables

independientes (la variable de agrupación o factor). Si una gran proporción de la varianza se explica por la variable independiente entonces se sugiere que no es un efecto de la variable de agrupación y que los grupos tienen diferentes valores medios (Everitt, 1991 y Polit, 1996).

El estadístico Lambda de Wilks puede ser transformado (matemáticamente ajustado) a un estadístico que tiene aproximadamente una distribución F. Esto hace que sea más fácil calcular el valor de p. A menudo la literatura presentará el valor F y grados de libertad, en lugar de dar el valor real del lambda de Wilks. Hay una serie de estadísticos alternativos que se pueden calcular y que dan el mismo sentido que el lambda de Wilks, tales como: criterio de traza de Pillai y el criterio la raíz mayor de Roy; sin embargo, lambda de Wilks es el más ampliamente utilizado (Everitt, op. cit. y Polit, op. cit.).

### **II.1.3. Formulación de sistema de hipótesis**

#### Hipótesis de Investigación

La pulpa de plátano verde hecha mezclada con masa de maíz amarillo pelado, aislado proteico de soya y pulpa de auyama; cocidos en agua a 80°- 90°C por 15 minutos responderán a la tecnología de formación de un gel fluido para sopa.

### **II.1.4. Formulación del sistema de variables**

#### Variable Independiente

Las variables independientes son todos aquellos factores experimentales (variables predictoras) que modifican, modulan o controlan el proceso, modificando las

variables respuesta de la matriz alimento (mezcla de pulpa de plátano verde hecho, masa de maíz amarillo pelado, aislado proteico de soya y pulpa de auyama).

VARIABLES EXTERNAS AMBIENTALES FIJAS

Temperatura, Humedad relativa, Presión de oxígeno, Presión de dióxido de carbono y otros gases o vapores.

VARIABLES INTERVINIENTES INTERNAS DE LA MATRIZ ALIMENTO

Temperatura, Actividad de agua ( $a_w$ ), Presión de oxígeno, Presión de dióxido de carbono, Acidez iónica (pH), Acidez volátil, acidez no volátil, Capacidad buffer, Potencial REDOX (POR), Presencia, cantidad y variedad de metabolitos primarios y secundarios nativos y Cantidad de metabolitos agregados artificialmente. Para efecto de esta investigación, se seleccionaran solo tres variables independientes, las demás se controlaran, es decir, se mantendrán en valores fijos (variables o factores fijos); según las recomendaciones de la literatura y de los asesores, aquí las variables o factores experimentales a considerar en la experimentación serán:  $X_1$ = Pulpa de plátano verde hecho (gr.),  $X_2$ = Pulpa de maíz amarillo pelado (gr.)  $X_3$ = Aislado proteico de soya (gr.) y pulpa de auyama (factor fijo).

VARIABLE DEPENDIENTE

Las variables dependientes serán las respuestas medidas en cada tratamiento aplicado de acuerdo a lo que se estipule en la matriz “D” de diseño, cuando se varían las dosis de las variables independientes. Para efecto de esta investigación, la literatura y los asesores, se medirán en la matriz de alimento. 1. Físicoquímicas:  $Y_1$ = Acidez iónica (pH),  $Y_2$ =Acidez Titulable (%),  $Y_3$ =Potencial Oxido Reducción (mV),

Y<sub>4</sub>=Sólidos Soluble Totales (%), Y<sub>5</sub>=Viscosidad relativa y 2. Hedónicas: Y<sub>6</sub>=Color, Y<sub>7</sub>=Olor, Y<sub>8</sub>=textura y Y<sub>9</sub>=Sabor.

#### Variables Intervinientes

Las únicas variables intervinientes serán las características típicas de los componentes (tipo de almidón, de pectina, y proteína).

### **II.1.5. Operacionalización de variables**

#### Acidez iónica

Este indicador, cuantifica la variable concentración de iones hidrogeniones [H<sup>+</sup>] del componente elemento químico, del factor valor nutritivo, que cuantifica la calidad potencial Redox, el cual se medirá con el instrumento pHmetro con método y metodología según la norma OMA (2012).

#### Acidez Titulable Total

Esta variable estima en forma global los indicadores ácidos orgánicos (volátiles y no volátiles), del componente valor nutricional de la calidad matriz alimento y se medirá en forma indirecta con el instrumento pHmetro por doble punto final de titulación con el método y metodología según la norma OMA (2012).

#### Potencial oxido reducción

Este indicador cuantifica la variable potencial eléctrico del componente electrolitos del factor valor nutritivo, y se mide con el pHmetro en milivoltios. Con el electrodo de pH, con el método y metodología según la norma OMA (2012).

#### Sólidos solubles totales

Esta variable indicador cuantifica los sólidos solutos totales (azúcares, ácidos, ácido anhídrido galacturónico y sales) presentes en el producto. Se mide con un refractómetro en unidades grados Brix (°Brix) en porcentaje OMA (2012).

#### Viscosidad relativa

Este indicador viscosidad, mide la variable fuerza de fricción que cuantifica la capacidad de deformación del factor reológico de textura de una emulsión-gel del producto obtenido, se midió con un viscosímetro Brookfield, en viscosidad relativa OMA (2012).

## **CAPÍTULO III**

### **III.1 MARCO METODOLÓGICO**

#### **III.1.1. Tipo de investigación**

El objetivo general de esta investigación fue explorar la respuesta tecnológica de de pulpa de plátano verde hecho, masa de maíz amarillo pelado, aislado proteico de soya y pulpa de auyama, en la elaboración de una sopa-crema; por ello la investigación se decidió hacerla con carácter experimental y exploratorio bajo condiciones controladas en laboratorio, con el fin de optimizar el proceso de elaboración, que satisficiera simultáneamente condiciones fisicoquímicas y hedónicas; requiriéndose para esto elaborar un modelo o ecuación para cada respuesta de calidad medida. Así, entonces se decidió usar un diseño experimental eficiente como es el diseño de muestreo del tipo de llenado de espacio, específicamente el hipercubo latino.

#### **III.1.2. Población y muestra**

Las muestras utilizadas en la experimentación fueron, mezclas cocidas de: pulpa de plátano verde hecho, masa de maíz amarillo pelado, aislado proteico de soya y pulpa de auyama, condimentado con sofrito en panceta ahumada de zanahorias, cebollas y célerly, en una relación [2:1:1] y sal.

La población a la cual pertenecen los cultivos de plátano, maíz amarillo y auyama, está ubicada en la zona sur de San Carlos-Cojedes. El célerly, ajoporro y zanahoria, fueron obtenidos de la población de Santo Domingo estado Mérida. El Aislado proteico de soya, se obtuvo de la población de la producción de una empresa de origen brasileña de la marca Proteína Solae.

### III.1.3. Pruebas pilotos

Las pruebas pilotos se realizaron en el laboratorio de la UNELLEZ-VIPI, bajo condiciones controladas, implementadas como ensayos de prueba y error, basado en experiencias de trabajos de grado realizados en la LITA, esto permitió estandarizar la metodología de preparación de las mezcla y de la medición de las respuestas y estimar la concentración y gasto de reactivos, además, permitió determinar los niveles o dosis máximos y mínimos de los factores experimentales, valores utilizados para construir el diseño de muestreo hipercubo latino.

### III.1.4. Diseño de la investigación

Diseño de muestreo de los tratamientos

Previo a La generación del diseño de muestreo (matriz “D”), se determinó del número de tratamientos requeridos para cada diseño de muestreo y, se basó en los grados de libertad requeridos para: 1. Calcular los coeficientes del modelo a ajustar y, 2. Calcular las fuentes de variación incluidas en el cuadro del análisis de varianza “F” de Fischer-Snedecor y, dado que la investigación se planteó realizar un proceso de optimización multiobjetivo, esto requirió ajustar modelos matemáticos, que permitieron estudiar el proceso y simular condiciones operativas de calidad; y movido por el desconocimiento de la relación funcional polinomial en función de los factores experimentales; se decidió ajustar modelos del tipo lineal múltiple de alto orden, bajo la suposición de aditividad de los efectos y lineal en sus parámetros y, dado a que se introdujeron cuatro factores experimentales, se determinó ajustar el siguiente modelo poblacional.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_{11} X_1^2 + \beta_{22} X_2^2 + \beta_{33} X_3^2 + \beta_{12} X_1 X_2 + \beta_{13} X_1 X_3 + \beta_{23} X_2 X_3 + \epsilon_i$$

Este permitió estudiar.

1. Los efectos principales de los factores experimentales ( $X_i$ ),
2. El efecto de curvatura puro de cada factor experimental (efecto cuadrático



puro:  $X_i^2$ ),

3. El efecto de curvatura causada por las interacciones o sinergia entre los Factores experimentales ( $X_i * X_j$ ).

Al construir los 09 modelos (uno para cada respuesta), se construyó el modelo de simulación (cuadro 4), el cual se resuelve simultáneamente para optimizar el proceso de elaboración de la sopa crema y, encontrar los valores de los factores  $X_i$ , que satisfacen simultáneamente valores deseados de cada  $Y_i$ .

Cuadro 4. Modelo de simulación para 09 respuestas.

$$\begin{aligned}
 Y_a &= \beta_{0a} + \beta_{1a}X_1 + \beta_{2a}X_2 + \beta_{3a}X_3 + \beta_{11a}X_1^2 + \beta_{22a}X_2^2 + \beta_{33a}X_3^2 + \beta_{12a}X_1X_2 + \beta_{13a}X_1X_3 + \beta_{23a}X_2X_3 \\
 Y_b &= \beta_{0b} + \beta_{1b}X_1 + \beta_{2b}X_2 + \beta_{3b}X_3 + \beta_{11b}X_1^2 + \beta_{22b}X_2^2 + \beta_{33b}X_3^2 + \beta_{12b}X_1X_2 + \beta_{13b}X_1X_3 + \beta_{23b}X_2X_3 \\
 Y_c &= \beta_{0c} + \beta_{1c}X_1 + \beta_{2c}X_2 + \beta_{3c}X_3 + \beta_{11c}X_1^2 + \beta_{22c}X_2^2 + \beta_{33c}X_3^2 + \beta_{12c}X_1X_2 + \beta_{13c}X_1X_3 + \beta_{23c}X_2X_3 \\
 Y_d &= \beta_{0d} + \beta_{1d}X_1 + \beta_{2d}X_2 + \beta_{3d}X_3 + \beta_{11d}X_1^2 + \beta_{22d}X_2^2 + \beta_{33d}X_3^2 + \beta_{12d}X_1X_2 + \beta_{13d}X_1X_3 + \beta_{23d}X_2X_3 \\
 Y_e &= \beta_{0e} + \beta_{1e}X_1 + \beta_{2e}X_2 + \beta_{3e}X_3 + \beta_{11e}X_1^2 + \beta_{22e}X_2^2 + \beta_{33e}X_3^2 + \beta_{12e}X_1X_2 + \beta_{13e}X_1X_3 + \beta_{23e}X_2X_3 \\
 Y_f &= \beta_{0f} + \beta_{1f}X_1 + \beta_{2f}X_2 + \beta_{3f}X_3 + \beta_{11f}X_1^2 + \beta_{22f}X_2^2 + \beta_{33f}X_3^2 + \beta_{12f}X_1X_2 + \beta_{13f}X_1X_3 + \beta_{23f}X_2X_3 \\
 Y_g &= \beta_{0g} + \beta_{1g}X_1 + \beta_{2g}X_2 + \beta_{3g}X_3 + \beta_{11g}X_1^2 + \beta_{22g}X_2^2 + \beta_{33g}X_3^2 + \beta_{12g}X_1X_2 + \beta_{13g}X_1X_3 + \beta_{23g}X_2X_3 \\
 Y_h &= \beta_{0h} + \beta_{1h}X_1 + \beta_{2h}X_2 + \beta_{3h}X_3 + \beta_{11h}X_1^2 + \beta_{22h}X_2^2 + \beta_{33h}X_3^2 + \beta_{12h}X_1X_2 + \beta_{13h}X_1X_3 + \beta_{23h}X_2X_3 \\
 Y_i &= \beta_{0i} + \beta_{1i}X_1 + \beta_{2i}X_2 + \beta_{3i}X_3 + \beta_{11i}X_1^2 + \beta_{22i}X_2^2 + \beta_{33i}X_3^2 + \beta_{12i}X_1X_2 + \beta_{13i}X_1X_3 + \beta_{23i}X_2X_3
 \end{aligned}$$

**Fuente:** Elaboración propia; adaptado de Avila (2008),

Para satisfacer los requerimientos anteriores, para el modelo a ajustar, el diseño de muestreo, en este caso, un hipercubo latino, debe tener mínimo de 10 tratamientos distintos, para 3 factores experimentales ( $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$ ); sin embargo, revisando el cuadro del análisis de varianza (cuadro 5), el diseño requiere tener un mínimo de 20 tratamientos; con base a esto, entonces se decidió generar los diseños de tratamientos con un mínimo de 20 tratamientos; construyendo la matriz “D” de diseño de tratamientos, según las recomendaciones de SAS JMP 8; donde,  $X_1$ : Pulpa de plátano,  $X_2$ : Masa de maíz amarillo pelado,  $X_3$ : Aislado proteico de soya y Pulpa de auyama como factor fijo.

Cuadro 5. Estructura básica de un cuadro para el análisis de varianza paramétrica “F” de Fischer-Snedecor, para un modelo con 19 términos regresores.

Fuente de Variación.	Grados de Libertad.	Suma de Cuadrados	Cuadrados Medios.	F	Significancia 1- $\alpha$
FV	GL	SC	CM=SC/GL	CM <sub>factor</sub> /CM <sub>EEXP</sub>	p<F
Tratamiento	12				
Regresión (Modelo)	9				
X <sub>1</sub>	1				
X <sub>2</sub>	1				
X <sub>3</sub>	1				
X <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1				
X <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1				
X <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1				
X <sub>1</sub> X <sub>2</sub>	1				
X <sub>1</sub> X <sub>3</sub>	1				
X <sub>2</sub> X <sub>3</sub>	1				
Falta Ajuste (Faj)	4-1				
Error experimental	8-1		$\sigma^2_{error}$		
Total	20-1	R <sup>2</sup> = (SCReg/SCTot)*100 = ¿?%			

**Fuente:** Elaboración propia, adaptado de Avila (2012).

$$SCT_{rat.} = SC_{Reg.} + FA_j.$$

$$SC_{Total} = SC_{Reg.} + SC_{FAj.} + SC_{EExp.}$$

Con base a la información de los límites máximos y mínimos de los factores experimentales y a las necesidades de grados de libertad, se genera la matriz de diseño de muestreo para un hipercubo latino, este fue generado con el módulo space filling DOE del software SAS JMP 8.

#### Aplicación de mínimos cuadrados ordinarios matriciales

Una vez obtenida la matriz “D” de diseño de muestreo, se expande y se construye la matriz “X” de diseño del modelo poblacional; con sus respectivas columnas respuestas, se procedió a aplicar el método m.c.o.m. ( $\beta_{ijkl} = [X^*X]^{-1} * [X^*Y_i]$ ) para el

ajuste de los coeficientes regresores ( $\beta_{ijkl}$ ) de los 4 modelos, uno para cada respuesta medida y, obtención del modelo de simulación, emulador del proceso de formulación del acidulante orgánico.

En esta investigación se usó mínimos cuadrados ordinarios en el ajuste de modelos lineales en esta investigación, por las siguientes razones:

1. Es un estimador de  $\beta_{ij}$  que minimiza la suma generalizada de cuadrados de los errores, sea cual sea la propiedad de la distribución de estos.
2. Los  $\beta_{ij}$  estimados son funciones lineales de las respuestas, y proporcionan estimadores centrados de  $\beta_{ij}$  con varianza mínima, sea cual sea la distribución de los errores.
3. Si, los errores se distribuyen normalmente con media cero y varianza constante, entonces los  $\beta_{ij}$  son estimadores de máxima verosimilitud, debido a que la función de Gauss se convierte en la función de verosimilitud de la muestra estudiada.
4. En la práctica, la matriz de varianza-covarianza para estimar los  $\beta_{ij}$  del modelo lineal es  $[X^*X]^{-1}$ .

La calidad de los coeficientes del modelo, se presentan en un gráfico-cuadro, que muestra: cada término, su valor estimado, el error estándar, la t de student, una gráfica de barras que muestra el grado de importancia de cada término y la probabilidad para la significancia de cada término.

Estudio de la bondad de ajuste de los modelos

Para la comprobación de la bondad de ajuste de los modelos, se utilizó: 1. Gráficas de valores medidos vs valores predichos, 2. Análisis de la varianza, y 3. Tamaño del coeficiente de regresión.

En esta investigación se requirió probar hipótesis sobre la excelencia de bondad de ajuste de los coeficientes regresores ( $\beta_{ijk}$ ) de los modelos, estimados a través de

regresión lineal múltiple aditiva, con minimización de la función de los errores aleatorios del m.c.o.m. Luego se comprobó que se satisfacen los supuestos básicos de estos errores aleatorios ( $\varepsilon_i$ ) de predicción del modelo; donde  $\varepsilon_i = Y_{iPredichos} - Y_{iMedidos}$ , donde los  $\varepsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$ , o sea que los errores aleatorios deben distribuirse en forma normal de Gauss, ser independientes, con media aritmética cero y varianza constante  $\sigma^2$ , y como consecuencia debe satisfacerse la suposición de que las respuestas medidas y las predichas no sufran de autocorrelación seriada, además de la ortogonalidad de la matriz "X"; supuesto que requieren cumplirse, si se quiere utilizar el ANAVAR paramétrico, basado en el "F" de Fischer-Snedecor (Phoenix Integration, 2014).

La comprobación de los supuestos anteriores, son obligatorios satisfacerse en la prueba de razón de varianzas "F" de Fischer-Snedecor, donde:

$$F = \frac{\sigma_{Fuente\ variación}^2}{\sigma_{Error\ Experimental}^2},$$

en la construcción del cuadro del ANAVAR paramétrico, usando como criterio de determinación de la significancia estadística:

1. Sí,  $p < F$  calculado es  $> 0,05$ , no hay significancia estadística.
2. Sí,  $p < F$  calculado es  $\leq 0,05$ , hay significancia estadística.
3. Sí,  $p < F$  calculado es  $\leq 0,01$ , hay alta significancia estadística.

Estimando la probabilidad exacta  $p < F$  con el calculador de probabilidades del software statistica 7.

Además se usó el coeficiente de regresión  $R^2$ , las gráficas de valores predichos vs. Valores medidos y, la significancia de la falta de ajuste del modelo, para comprobar la bondad de ajuste.

### **III.1.5. Materiales y métodos**

#### Material vegetal

Los plátanos, maíz amarillo y auyama, fueron comprados en la zona sur de San Carlos-Cojedes. El céleri, ajoporro y zanahoria, fueron obtenidos de la población de Santo Domingo estado Mérida. El Aislado proteico de soya, se obtuvo de la población de la producción de una empresa de origen brasileña de la marca Proteína Solae.

#### Reactivos y Aditivos

Cloruro de sodio: se compró en el supermercado Sucre; sal común comestible grado consumo humano, de granulado fino grado 2, marca BAHIA; cristalizada por evaporación al vacío con una pureza de 99,0% y enriquecida con Yodo 40 ppm y Flúor 200 ppm.

Hidróxido de sodio: se obtuvo de la marca comercial Merck (Darmstadt, Alemania) grado técnico con una pureza de 98.5%.

#### **III.1.5.1. Técnicas de recolección de datos**

##### Análisis fisicoquímicos

##### Viscosidad (consistencia)

Esta fue comparada con la viscosidad de un líquido en referencia (crema y sopa comercial) y se cuantificó a una temperatura de 28°C, utilizando un viscosímetro Brookfield. Expresándose la medición como viscosidad relativa.

##### Acidez iónica y acidez titulable total

La acidez titulable total, se cuantificó de acuerdo con las recomendaciones de la OMA, 20012; para ello se tomaron porciones de 50 ml de solución a la que se le midió el pH y luego se titularon con NaOH 0,11N hasta pH 8,2-8,3. Los resultados se expresan en % de ácido cítrico. El pH y la acidez titulable se realizaron con un potenciómetro (pHmetro) marca HANNA Instrumens, sensibilidad 0.0001.

#### Sólidos solubles totales

Los SST se estimaron por reflectancia de luz según las recomendaciones de la OMA, 20012, para jugo de frutas. Se tomó una alícuota de solución líquida de inóculo filtrada en papel de filtrado rápido Whatman cualitativo # 04. Se midió el contenido de SST con un refractómetro manual marca ATAGO de 0-32 °Brix, y sensibilidad 1 °Brix, corrigiendo la lectura por temperatura a 20 °C. Los resultados se expresan en porcentajes de SST.

#### Potencial redox

Este indicador cuantifica el variable potencial eléctrico del componente electrolitos del factor valor nutritivo, y se mide con el pHmetro en milivoltios.

#### Medición de datos hedónicos

Cada una de las 20 muestra definidas en el diseño experimental, fueron sometida a catación por panel no entrenado (estudiantes de la carrera Ingeniería agroindustrial), 5 por cada tratamiento (un total de 100 estudiantes), la escala de medición se eligió entre 1 y 15, para la variable apariencia color, olor, textura y sabor.

### **III.1.6. Técnicas de análisis de datos**

Los análisis matemáticos, estadísticos y gráficos se realizaron con el software SAS JMP v. 8.0; obteniéndose los perfiles de respuestas múltiples con las funciones de

deseabilidad, usándose el simulador del software para resolver el sistema de ecuaciones (modelo de simulación), para optimizar el proceso.

El análisis tecnológico se fundamentó en la interpretación de los resultados generados por las herramientas estadísticas, matemáticas y gráficas, correlacionándolos al fenómeno tecnológico, sustentando su aplicación técnico económico y resaltando los beneficios socioculturales de dichos resultados.

## CAPÍTULO IV.

### IV. 1. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.

#### IV. 1.1. Pruebas pilotos.

Los resultados preliminares obtenidos en las pruebas pilotos, para una sopa de buena aceptación en cuanto a gusto y estabilidad reológica temporal al ambiente, se muestra en el cuadro 7 siguiente; usándose estos datos como puntos centrales para el diseño; definiéndose valores extremos “máximos” y “mínimos” de prueba, para elaborar el diseño h́percubo latino.

Cuadro 6. Niveles o dosis en las pruebas experimentales.

Factor	Mínimo	Central	Máximo
Pulpa plátano: $X_1$ [gl]	8	17	26
Maíz amarillo: $X_2$ [g]	1	3	5
Proteína de soya: $X_3$ [g]	1	3	5
Factor fijo Pulpa auyama: $X_4$ [g]	30		
Agua [%]	60		
Sal [%]	0,8		
Condimentos [%]:	5 Sofrito en panceta ahumada: zanahorias, cebollas y célerly [2:1:1]		

**Fuente:** Elaboración propia.

Con los valores máximos y mínimos de cada factor experimental, se generó la matriz de diseño h́percubo latino, mostrada en el cuadro 8 siguiente; aunque en laboratorio se prepararon cantidades múltiples, de 3 y 4 veces la cantidad de cada ingrediente, esto para aumentar el volumen de sopa y facilitar la operación de cocción y de muestreo a panel de catación.



#### IV. 1.2. Generación de la matriz “D” de diseño de tratamientos hipercubo latino, para 3 factores experimentales

Previo a la generación de la matriz “D” de diseño de muestreo, que permitió generar la matriz “X” de diseño del modelo poblacional, usada para su ajuste, se establecieron algunas consideraciones, que permitieron, definir el número de tratamientos que debió llevar la matriz “D” de diseño de tratamientos, que exige la investigación aquí planteada.

Numero de términos que tiene el modelo a ajustar; para este caso, se ajustó un modelo con tres factores experimentales, como el que se muestra,

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_{11} X_1^2 + \beta_{22} X_2^2 + \beta_{33} X_3^2 + \beta_{12} X_1 X_2 + \beta_{13} X_1 X_3 + \beta_{23} X_2 X_3 + \epsilon_i,$$

Este modelo propuesto, contiene 9 términos regresores, más el termino independiente ( $\beta_0$ ), por tanto el diseño de muestreo básico, requiere mínimo 9 tratamientos mínimos (9 grados de libertad), uno para estimar cada coeficiente regresor, el  $\beta_0$  se estima con una columna adicional dummi (columna falsa constituida por unos “1”).

2. Para la bondad de ajuste del modelo y el análisis de resultados en esta investigación, se utilizó el análisis de varianza paramétrica de “F” de Fischer-Snedecor, de relación de varianzas entre una fuente de variación ( $f_{vi}$ ) y el error experimental (EExp.),  $F = \frac{\sigma_{fvi}^2}{\sigma_{EExp}^2}$ , para detectar significancias, que en esta investigación

se hace para el modelo completo (Reg.), que total (Total) incluye, tratamientos (Trat.), falta de ajuste (Faj.), error experimental (Eexp.) y; como se describe en cuadro típico del análisis de varianza (ANAVAR), mostrado en el cuadro 7 siguiente, en este se visualiza la distribución y necesidades mínimas de grados de libertad, en este trabajo de investigación, para cada modelo ajustado.

El cuadro del anavar (cuadro 7) muestra que se requieren 9 grados de libertad (gl) para el modelo, más 4 gl que se le asignó a falta de ajuste (2 gl para falta de ajuste por curvatura pura:  $FA_{JCP}$  y 2 gl para curvatura por interacción:  $FA_{JCI}$ ), para efectos por repetición (no se repetirá completamente el experimento: Hípercubo latino no lo requiere) y asignando 7 para error experimental, significando que para realizar el anavar, se requieren un mínimo de 19 grados de libertad ( $9+3+0+7$ ), por lo que se requiere generar un diseño de tratamientos con 20 tratamientos distintos ( $gl = n-1$ ); esto cimentado en las bases estadísticas de sumatoria de grados de libertad, así,

1.  $l_{total} = gl_{Reg.} + gl_{FAj.} + gl_{Rep.} + gl_{EEExp.}$ ,
2.  $gl_{Trat.} = gl_{Reg.} + gl_{FAj.}$  Y,
3.  $gl_{FAj.} = gl_{FAj_{CP.}} + gl_{FAj_{CI.}}$

El experimento no se repitió completamente, ya que, en ello se basa la ventaja de los diseños “virtuales”, cada tratamiento es distinto y distribuido uniformemente y equidistantes en el espacio, que permite estimar el error entre cualquier grupo de puntos (tratamientos).

Cuadro 7. Estructura básica del cuadro para el análisis de varianza paramétrica “F” de Fischer-Snedecor, a usar en análisis de la bondad de ajuste.

Fuente de Variación.	Grados de Libertad.	Suma de Cuadrados	Cuadrados Medios.	F	Significancia
FV	GL	SC	CM=SC/GL	CM <sub>Factor</sub> / CM <sub>EXP</sub>	1- $\alpha$ p<F
Tratamiento	12				
Regresión (Modelo)	9				
X <sub>1</sub>	1				
X <sub>2</sub>	1				
X <sub>3</sub>	1				
X <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1				
X <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1				
X <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1				
X <sub>1</sub> X <sub>2</sub>	1				
X <sub>1</sub> X <sub>3</sub>	1				
X <sub>2</sub> X <sub>3</sub>	1				
Falta Ajuste (Faj)	4-1				
Error experimental	8-1		$\sigma^2_{error}$		
Total	20-1	R <sup>2</sup> = (SCReg/SCTot)*100 = ; %			

**Fuente:** Elaboración propia, adaptado de Avila (2012).

Basado en la estructura del modelo y en las necesidades del anavar aquí planteado, esta investigación, definió entonces, que el diseño “D” de muestreo de tratamientos y el diseño “X” del modelo poblacional, requiere mínimo de 20 tratamientos distintos.

Por otro lado, se utilizó la técnica de mínimos cuadrados ordinarios matricial (m.c.o.m.) para ajustar los parámetros regresores del modelo, técnica que requiere una matriz “D” de diseño de tratamientos con suficientes grados de libertad y que sea D-optimal y, una matriz de diseño del modelo poblacional (matriz “X”) sea ortogonal, para que los parámetros del modelo con m.c.o.m., sean estimadores lineales insesgados, consistentes y óptimos, donde:

1. Insesgados, significa que el valor estimado de los parámetros, es parecido al valor real poblacional,

2. Consistentes, significa que la estimación de los parámetros con la muestra mínima suficiente, coinciden sin error alguno, cuando se estiman con una muestra del tamaño poblacional y
3. Optimo o eficiente, significa que los parámetros estimados, son los de mínima varianza entre todos los insesgados posibles.

Las condiciones de estimación de los parámetros (coeficientes regresores), permiten obtener así, un modelo robusto, con alta capacidad predictiva e “insensible” a factores ruidos, solo sensible a cambios en los factores experimentales. Se comprobó los supuestos requeridos por el anavar y la regresión como es por ejemplo que los errores ( $\varepsilon_i$ ) se distribuyan en forma normal de Gauss, independientes, con media cero y varianza constante, o sea que los  $\varepsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$ .

En el Cuadro 8 siguiente se muestra un diseño h́percubo latino optimal ortogonal con valores naturales (20 tratamientos), para tres factores experimentales, generado con el software SAS JMP 8. El software solicita para ello, los niveles ḿnimos y ḿximo de cada factor experimental y el ńmero de tratamientos requeridos.

Cuadro 8. Diseño de muestreo h́percubeo latino con espaciamento optimal. Valores naturales.

Tratamientos	Pulpa Plátano Verde Hecho	Masa Maíz Pelado	Proteína de soya
	X <sub>1</sub> [g]	X <sub>2</sub> [g]	X <sub>3</sub> [g]
1	10,84	2,47	1,21
2	24,11	1,84	3,95
3	13,68	5,00	3,11
4	15,58	1,00	2,26
5	12,74	2,68	4,58
6	23,16	3,32	1,42
7	9,89	1,63	3,32
8	16,53	1,21	4,16
9	22,21	4,79	4,37
10	26,00	1,42	1,84
11	8,95	4,16	1,63
12	20,32	2,26	2,68
13	19,37	4,58	2,05
14	25,05	3,95	2,89
15	18,42	2,05	1,00
16	14,63	3,11	2,47
17	11,79	4,37	4,79
18	17,47	3,74	3,74
19	21,26	2,89	5,00
20	8,00	3,53	3,53

Pulpa de Auyama: Fijo: 30 g

Fuente: Elaboración propia, con el software SAS JMP 8.

#### IV.1.3. Data experimental

Una vez realizado todos los tratamientos, se le midieron las respuestas:

1. Fisicoquímicas: Potencial de hidrogeniones (Y1: pH), Potencial redox (Y: POR), Acides titulable total (Y3:ATT), Sólidos solubles totales (Y4:SST) y Viscosidad relativa (Y5:V) y,
2. Hedónicas: Y6: Color, Y7: Olor, Y8: Textura y Y9: Sabor.

Los datos se muestran en el cuadro 9 siguiente.

Cuadro 9. Matriz de diseño de tratamientos hipercubo latino y sus respuestas

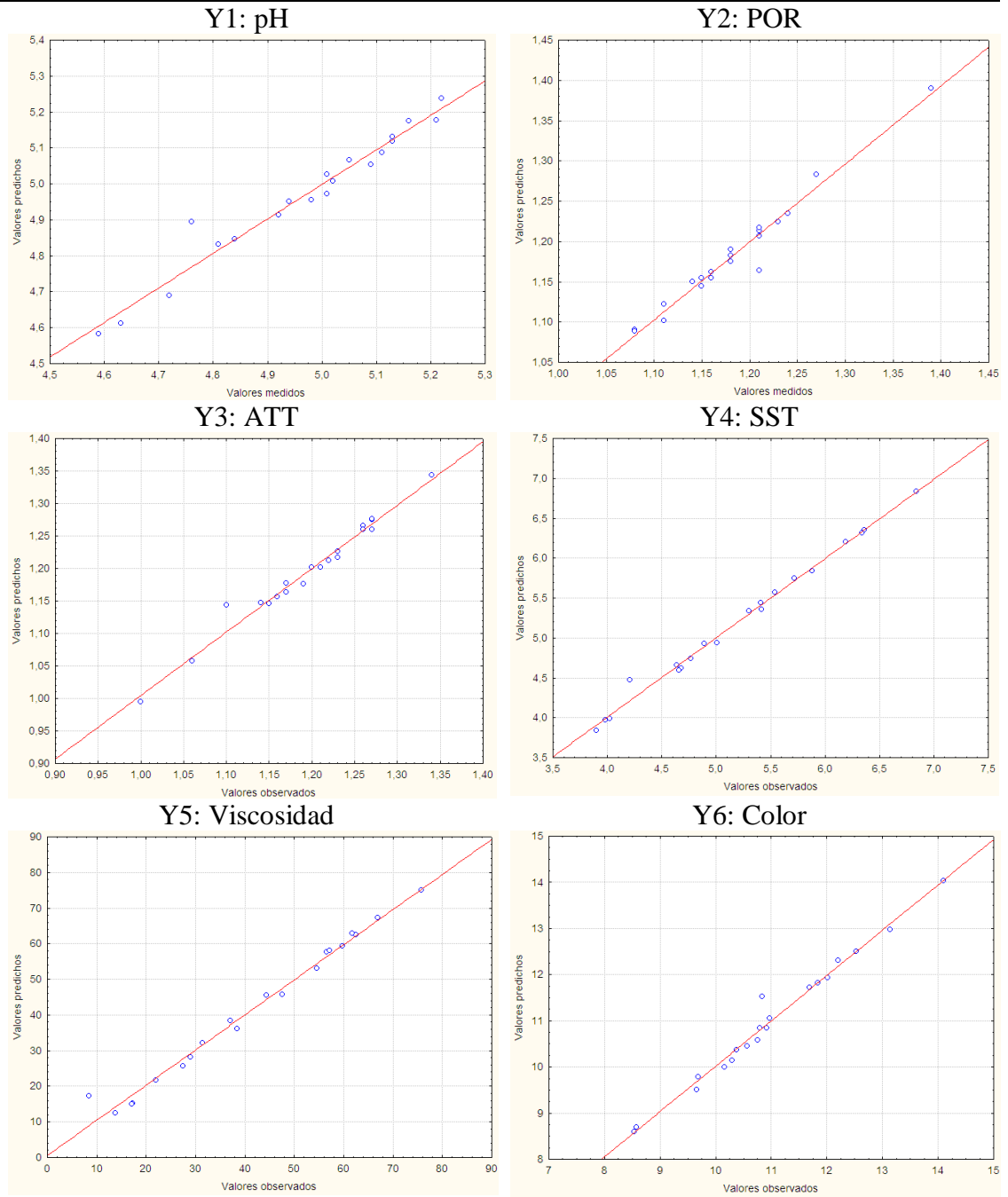
Tratamientos	Factores experimentales			Respuestas fisicoquímicas					Respuestas hedónicas. Escala del 1 al 15			
	Pulpa Plátano	Masa Maíz amarillo	Proteína Soya	pH	POR	ATT	SST	Viscosidad	Color	Olor	Textura	Sabor
	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Y <sub>1</sub>	Y <sub>2</sub>	Y <sub>3</sub>	Y <sub>4</sub>	Y <sub>5</sub>	Y <sub>6</sub>	Y <sub>7</sub>	Y <sub>8</sub>	Y <sub>9</sub>
1	10,84	2,47	1,21	4,59	1,18	1,06	3,98	21,93	11,84	9,99	6,25	5,55
2	24,11	1,84	3,95	5,13	1,16	1,15	6,36	62,47	10,38	8,03	9,14	10,92
3	13,68	5,00	3,11	5,13	1,21	1,16	4,77	29,03	10,92	9,95	7,92	9,02
4	15,58	1,00	2,26	4,94	1,23	1,2	4,64	31,37	10,8	9,03	8,02	10,19
5	12,74	2,68	4,58	4,98	1,14	1,27	4,68	27,43	9,66	6,38	6,66	8,83
6	23,16	3,32	1,42	4,84	1,21	1,34	6,19	66,94	11,69	7,37	5,78	8,83
7	9,89	1,63	3,32	4,72	1,18	1,17	3,9	17,25	13,14	11,14	7,73	10,89
8	16,53	1,21	4,16	5,05	1,16	1,26	4,89	37,01	8,58	6,23	8,62	9,82
9	22,21	4,79	4,37	5,22	1,18	1,14	5,54	61,83	12,21	12,18	4,89	5,68
10	26	1,42	1,84	4,92	1,39	1,26	6,84	59,71	12,53	8,78	6,21	12,34
11	8,95	4,16	1,63	4,63	1,21	1	4,02	13,77	12,02	10,79	7,68	6,71
12	20,32	2,26	2,68	5,11	1,11	1,23	5,88	54,63	10,57	7,26	9,45	11,94
13	19,37	4,58	2,05	5,01	1,15	1,27	5,41	56,59	10,97	8,68	7,49	8,23
14	25,05	3,95	2,89	5,02	1,15	1,22	6,34	75,73	14,1	11,8	7,16	10,47
15	18,42	2,05	1	4,81	1,24	1,27	5,3	44,34	9,69	6,01	5,29	6,59
16	14,63	3,11	2,47	5,01	1,08	1,19	5,01	38,49	10,76	7,84	9,38	10,6
17	11,79	4,37	4,79	5,09	1,27	1,23	4,66	17,07	10,16	7,98	4,21	7,02
18	17,47	3,74	3,74	5,21	1,08	1,21	5,42	47,64	10,3	7,82	8,58	9,98
19	21,26	2,89	5	5,16	1,11	1,17	5,72	57,21	8,53	6,35	6,32	5,73
20	10,84	3,53	3,53	4,76	1,21	0,67	4,21	8,52	10,84	11,3	7,37	11,15

Fuente: Elaboración propia

#### IV.1.4. Bondad de ajuste de modelos

Una vez corrido el programa de mínimos cuadrados ordinarios (m.c.o.m.) en el software, para el ajuste de los datos al modelo definido, se observa en primer lugar la grafica de valores medidos experimentalmente contra los valores predichos por el modelo (figura 5), donde una serie de puntos alineados sobre una línea, indica buena

bondad de ajuste del modelo (buena capacidad de predicción); por ello, se tomara cada modelo generado como adecuado para estudiar el proceso y; continuar con el análisis.



Continúa

Viene

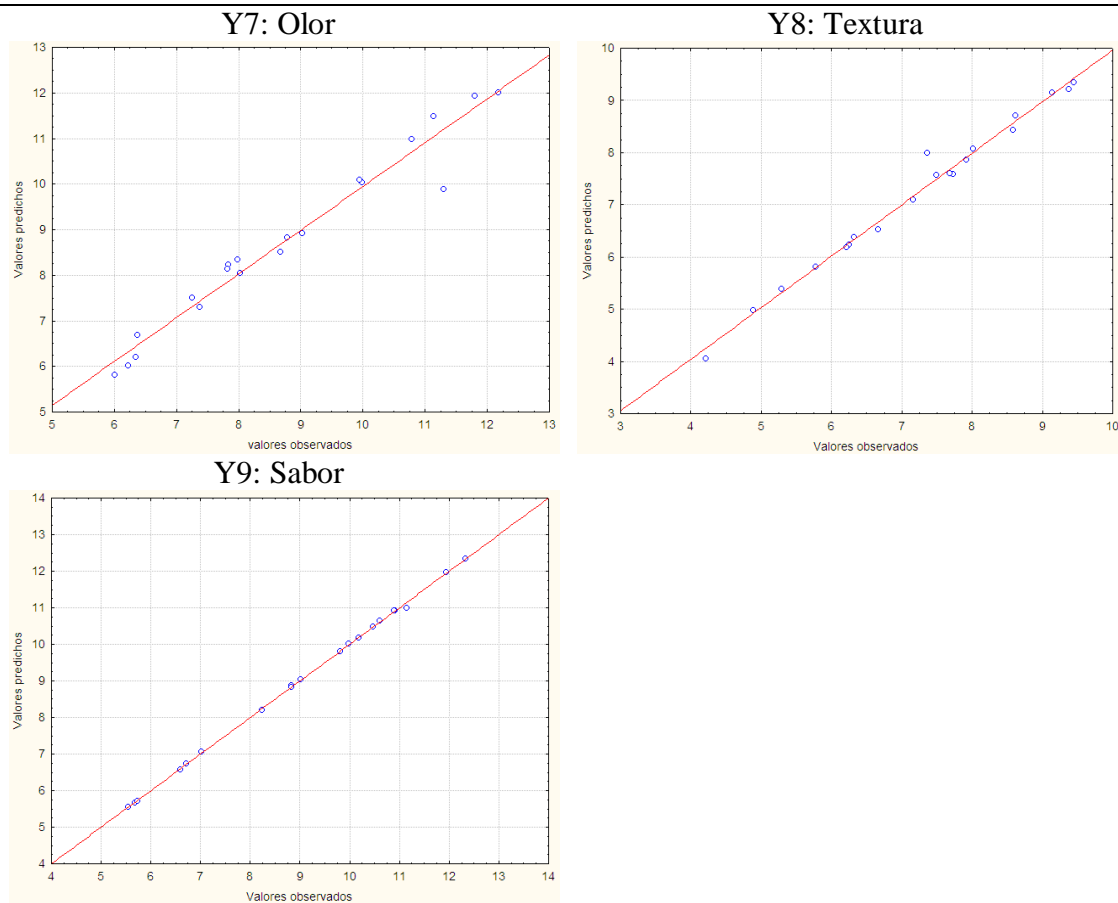


Figura 5. Graficas de bondad de ajuste (Valores predichos vs Valores medidos)

#### IV.1.5. Modelo estadístico poblacional para el ajuste de los datos.

Modelo para la respuesta pH

Los cuadros 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18 y 19, siguientes, muestran los coeficientes regresores para las 09 respuestas medidas.



Cuadro 10. Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta

Y1: pH.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
Intercepto.	3,117454	0,265873	11,72537	0,000000	2,525053	3,709855
X <sub>1</sub>	0,152235	0,020940	7,27004	0,000027	0,105578	0,198893
X <sub>11</sub>	-0,003532	0,000523	-6,75215	0,000050	-0,004697	-0,002366
X <sub>2</sub>	0,034605	0,070999	0,48740	0,636481	-0,123590	0,192800
X <sub>22</sub>	0,007368	0,009684	0,76081	0,464334	-0,014210	0,028946
X <sub>3</sub>	0,183300	0,064843	2,82683	0,017949	0,038821	0,327779
X <sub>33</sub>	-0,030155	0,010057	-2,99829	0,013383	-0,052565	-0,007746
X <sub>12</sub>	-0,005710	0,002023	-2,82249	0,018083	-0,010218	-0,001202
X <sub>13</sub>	0,002003	0,001965	1,01887	0,332281	-0,002377	0,006382
X <sub>23</sub>	0,016001	0,010052	1,59179	0,142515	-0,006397	0,038398

El modelo poblacional para la respuesta pH, será:

$$\text{pH} = 3,11 + 0,15X_1 + 0,035X_2 + 0,18X_3 - 0,004X_{11} + 0,007X_{22} - 0,03X_{33} - 0,006X_{12} + 0,002X_{13} + 0,02X_{23}$$

El modelo muestra que los cambios de los factores principales incrementa el valor de pH.

Cuadro 11. Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta

Y2: POR.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
Intercepto.	1,735566	0,090408	19,19712	0,000000	1,534126	1,937007
X <sub>1</sub>	-0,029508	0,007120	-4,14407	0,001999	-0,045373	-0,013642
X <sub>11</sub>	0,001406	0,000178	7,90775	0,000013	0,001010	0,001803
X <sub>2</sub>	-0,163494	0,024143	-6,77203	0,000049	-0,217287	-0,109701
X <sub>22</sub>	0,027523	0,003293	8,35800	0,000008	0,020186	0,034861
X <sub>3</sub>	-0,084709	0,022049	-3,84179	0,003256	-0,133837	-0,035580
X <sub>33</sub>	0,017022	0,003420	4,97722	0,000556	0,009402	0,024642
X <sub>12</sub>	-0,002650	0,000688	-3,85263	0,003198	-0,004183	-0,001118
X <sub>13</sub>	-0,003964	0,000668	-5,93072	0,000145	-0,005453	-0,002475
X <sub>23</sub>	0,012640	0,003418	3,69786	0,004123	0,005024	0,020256

El modelo poblacional para la respuesta, POR será.

$$\text{POR} = 1.74 - 0.16X_1 - 0.16X_2 - 0.085X_3 + 0.001X_{11} + 0.03X_{22} + 0.02X_{33} - 0.003X_{12} - 0.004X_{13} + 0.01X_{23}$$

El modelo muestra que los factores principales, al cambiar, reducen el valor del POR.

Cuadro 12. Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y3: ATT.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
<b>Intercepto.</b>	0,425878	0,086548	4,9207	0,000604	0,233037	0,618720
<b>X<sub>1</sub></b>	0,067296	0,006817	9,8724	0,000002	0,052108	0,082484
<b>X<sub>11</sub></b>	-0,001108	0,000170	-6,5101	0,000068	-0,001488	-0,000729
<b>X<sub>2</sub></b>	-0,019047	0,023112	-0,8241	0,429097	-0,070543	0,032450
<b>X<sub>22</sub></b>	0,002399	0,003152	0,7609	0,464265	-0,004625	0,009423
<b>X<sub>3</sub></b>	0,127915	0,021108	6,0600	0,000122	0,080883	0,174947
<b>X<sub>33</sub></b>	0,012005	0,003274	3,6668	0,004340	0,004710	0,019300
<b>X<sub>12</sub></b>	0,002123	0,000659	3,2232	0,009125	0,000655	0,003590
<b>X<sub>13</sub></b>	-0,009739	0,000640	-15,2218	0,000000	-0,011165	-0,008313
<b>X<sub>23</sub></b>	-0,012359	0,003272	-3,7769	0,003620	-0,019650	-0,005068

El modelo poblacional para la respuesta acidez titulable, será.

$$\text{ATT} = 0,43 + 0,07X_1 - 0,001X_2 - 0,13X_3 - 0,001X_{11} + 0,002X_{22} + 0,01X_{33} + 0,002X_{12} - 0,01X_{13} - 0,01X_{23}$$

El modelo muestra que los factores principales X2 y X3, al cambiar, reducen el valor de la acidez titulable y que X1 la aumenta.

**Cuadro 13.** Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y4: SST.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
Intercepto.	-0,369835	0,509747	-0,72553	0,484762	-1,50562	0,765952
X <sub>1</sub>	0,279222	0,040148	6,95489	0,000039	0,18977	0,368676
X <sub>11</sub>	-0,000583	0,001003	-0,58105	0,574071	-0,00282	0,001652
X <sub>2</sub>	0,855266	0,136123	6,28302	0,000091	0,55196	1,158568
X <sub>22</sub>	-0,071928	0,018567	-3,87389	0,003090	-0,11330	-0,030557
X <sub>3</sub>	0,453501	0,124321	3,64783	0,004478	0,17650	0,730505
X <sub>33</sub>	-0,039695	0,019283	-2,05858	0,066545	-0,08266	0,003270
X <sub>12</sub>	-0,023448	0,003879	-6,04526	0,000124	-0,03209	-0,014806
X <sub>13</sub>	-0,011903	0,003768	-3,15873	0,010181	-0,02030	-0,003507
X <sub>23</sub>	0,000425	0,019273	0,02207	0,982825	-0,04252	0,043367

El modelo poblacional para la respuesta sólidos solubles totales, será.

$$SST = -0,7+0,3X_1+0,9X_2+0,5X_3-0,001X_{11} -0,07X_{22}-0,04X_{33}-0,02X_{12}-0,012X_{13}+0,0004X_{23}$$

El modelo muestra que los factores principales, al cambiar, aumenta el valor de los SST

**Cuadro 14.** Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y5: Viscosidad relativa.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
Intercepto.	-27,9349	17,16813	-1,62713	0,134767	-66,1878	10,31812
X <sub>1</sub>	3,9155	1,35216	2,89578	0,015949	0,9028	6,92834
X <sub>11</sub>	-0,0562	0,03378	-1,66509	0,126866	-0,1315	0,01902
X <sub>2</sub>	3,5869	4,58459	0,78238	0,452120	-6,6282	13,80200
X <sub>22</sub>	-0,8862	0,62534	-1,41712	0,186843	-2,2795	0,50717
X <sub>3</sub>	0,6168	4,18709	0,14731	0,885812	-8,7126	9,94623
X <sub>33</sub>	-0,0078	0,64944	-0,01203	0,990639	-1,4549	1,43923
X <sub>12</sub>	0,4351	0,13063	3,33099	0,007605	0,1441	0,72621
X <sub>13</sub>	0,1348	0,12692	1,06175	0,313320	-0,1480	0,41754
X <sub>23</sub>	-1,2942	0,64909	-1,99381	0,074149	-2,7404	0,15210

El modelo poblacional para la respuesta viscosidad relativa, será.

$$V = -27+3,92X_1+3,59X_2+0,62X_3-0,06X_{11} -0,9X_{22}-0,01X_{33}+0,44X_{12}+0,13X_{13}-1,29X_{23}$$

El modelo muestra que los factores principales, al cambiar, aumenta el valor de la viscosidad.

Cuadro 15. Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y6: Color.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
Intercepto.	27,57255	1,337641	20,6128	0,000000	24,59210	30,55300
X <sub>1</sub>	-1,75645	0,105352	-16,6722	0,000000	-1,99119	-1,52172
X <sub>11</sub>	0,04317	0,002632	16,4043	0,000000	0,03731	0,04903
X <sub>2</sub>	-2,59111	0,357205	-7,2538	0,000027	-3,38701	-1,79520
X <sub>22</sub>	0,06923	0,048723	1,4208	0,185789	-0,03933	0,17779
X <sub>3</sub>	1,16739	0,326234	3,5784	0,005025	0,44050	1,89428
X <sub>33</sub>	-0,36598	0,050601	-7,2327	0,000028	-0,47872	-0,25323
X <sub>12</sub>	0,09888	0,010178	9,7149	0,000002	0,07620	0,12156
X <sub>13</sub>	-0,00501	0,009889	-0,5061	0,623724	-0,02704	0,01703
X <sub>23</sub>	0,24466	0,050574	4,8377	0,000684	0,13197	0,35734

El modelo poblacional para la respuesta hedónica apariencia color, será.

$$\text{Color} = 27,57-1,76X_1-2,59X_2+1,17X_3+0,04X_{11}+0,07X_{22}-0,37X_{33}+0,1X_{12}-0,005X_{13}+0,25X_{23}$$

Cuadro 16. Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y7: Olor.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
Intercepto.	34,26785	2,762342	12,4054	0,000000	28,11297	40,42273
X <sub>1</sub>	-2,44768	0,217561	-11,2505	0,000001	-2,93244	-1,96292
X <sub>11</sub>	0,05252	0,005434	9,6644	0,000002	0,04041	0,06463
X <sub>2</sub>	-4,48539	0,737658	-6,0806	0,000119	-6,12899	-2,84178
X <sub>22</sub>	0,29322	0,100617	2,9142	0,015452	0,06903	0,51741
X <sub>3</sub>	0,75103	0,673700	1,1148	0,291019	-0,75007	2,25212
X <sub>33</sub>	-0,58817	0,104494	-5,6287	0,000219	-0,82100	-0,35534
X <sub>12</sub>	0,11243	0,021019	5,3489	0,000324	0,06560	0,15926
X <sub>13</sub>	0,07896	0,020421	3,8667	0,003126	0,03346	0,12446
X <sub>23</sub>	0,44283	0,104439	4,2401	0,001716	0,21012	0,67553

El modelo poblacional para la respuesta hedónica olor, será.

$$\text{Olor} = 34,27 - 2,45X_1 - 4,49X_2 + 0,75X_3 + 0,05X_{11} + 0,29X_{22} - 0,59X_{33} + 0,11X_{12} + 0,08X_{13} + 0,44X_{23}$$

Cuadro 17. Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y8: textura.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
Intercepto.	-8,62577	1,209124	-7,1339	0,000032	-11,3199	-5,93168
X <sub>1</sub>	0,72795	0,095230	7,6440	0,000018	0,5158	0,94013
X <sub>11</sub>	-0,02167	0,002379	-9,1097	0,000004	-0,0270	-0,01637
X <sub>2</sub>	3,26887	0,322886	10,1239	0,000001	2,5494	3,98830
X <sub>22</sub>	-0,25051	0,044042	-5,6880	0,000202	-0,3486	-0,15238
X <sub>3</sub>	4,99578	0,294890	16,9412	0,000000	4,3387	5,65284
X <sub>33</sub>	-0,87275	0,045739	-19,0810	0,000000	-0,9747	-0,77083
X <sub>12</sub>	-0,06520	0,009200	-7,0868	0,000033	-0,0857	-0,04470
X <sub>13</sub>	0,07193	0,008938	8,0478	0,000011	0,0520	0,09185
X <sub>23</sub>	-0,33441	0,045715	-7,3151	0,000026	-0,4363	-0,23255

El modelo poblacional para la respuesta hedónica textura, será.

$$\text{Textura} = -8,63 + 0,73X_1 + 3,27X_2 + 34,99X_3 - 0,02X_{11} - 0,25X_{22} - 0,87X_{33} - 0,07X_{12} - 0,07X_{13} - 0,33X_{23}$$

Cuadro 18. Coeficientes de regresión para el modelo poblacional de la respuesta Y9: Sabor.

	Regresión	Error estándar	t	p	-95. %	+95. %
Intercepto.	-10,9482	0,301977	-36,255	0,000000	-11,6211	-10,2754
X <sub>1</sub>	0,4804	0,023784	20,199	0,000000	0,4274	0,5334
X <sub>11</sub>	0,0025	0,000594	4,290	0,001586	0,0012	0,0039
X <sub>2</sub>	2,5268	0,080640	31,335	0,000000	2,3472	2,7065
X <sub>22</sub>	-0,3401	0,010999	-30,921	0,000000	-0,3646	-0,3156
X <sub>3</sub>	9,9225	0,073648	134,728	0,000000	9,7584	10,0866
X <sub>33</sub>	-1,3407	0,011423	-117,362	0,000000	-1,3661	-1,3152
X <sub>12</sub>	-0,0696	0,002298	-30,287	0,000000	-0,0747	-0,0645
X <sub>13</sub>	-0,1043	0,002232	-46,728	0,000000	-0,1093	-0,0993
X <sub>23</sub>	0,0072	0,011417	0,629	0,543620	-0,0183	0,0326

El modelo poblacional para la respuesta hedónica sabor, será.

$$\text{Sabor} = -10,95 + 0,48X_1 + 2,5X_2 + 9,9X_3 + 0,0025X_{11} - 0,34X_{22} - 1,3X_{33} - 0,07X_{12} - 0,1X_{13} + 0,007X_{23}$$

#### IV.1.6. Modelo de simulación del proceso de elaboración de la sopa experimental

El cuadro 19, siguiente muestra el modelo de simulación a resolver simultáneamente, bajo las restricciones de calidad: Minimizar:  $Y_1$  y Maximizar  $Y_2, Y_3, Y_4, Y_5, Y_6, Y_7, Y_8$  y  $Y_9$ ; para encontrar de esta manera los valores de  $X_1, X_2$  y  $X_3$ , que satisfacen estas condiciones en forma simultánea; o para satisfacer requerimientos de algún consumidor particular.

Cuadro 19. Modelo de simulación ajustado con datos experimentales, bajo el diseño hipercubo latino.

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= +3,11+0,15X_1+0,035X_2+0,180X_3-0,004X_{11}+0,007X_{22}-0,03X_{33}-0,006X_{12}+0,002X_{13}+0,0200X_{23} \\
 Y_2 &= +1,74-0,16X_1-0,160X_2-0,085X_3+0,001X_{11}+0,030X_{22}+0,02X_{33}-0,003X_{12}-0,004X_{13}+0,0100X_{23} \\
 Y_3 &= +0,43+0,07X_1-0,001X_2-0,130X_3-0,001X_{11}+0,002X_{22}+0,01X_{33}+0,002X_{12}-0,010X_{13}-0,0100X_{23} \\
 Y_4 &= -0,700+0,30X_1+0,900X_2+0,500X_3-0,001X_{11}-0,070X_{22}-0,04X_{33}-0,020X_{12}-0,012X_{13}+0,0004X_{23} \\
 Y_5 &= -27,00+3,92X_1+3,590X_2+0,620X_3-0,060X_{11}-0,900X_{22}-0,01X_{33}+0,440X_{12}+0,130X_{13}-1,2900X_{23} \\
 Y_6 &= +27,57-1,76X_1-2,590X_2+1,170X_3+0,04X_{11}+0,070X_{22}-0,37X_{33}+0,100X_{12}-0,005X_{13}+0,2500X_{23} \\
 Y_7 &= +34,27-2,45X_1-4,490X_2+0,750X_3+0,05X_{11}+0,290X_{22}-0,59X_{33}+0,110X_{12}+0,080X_{13}+0,4400X_{23} \\
 Y_8 &= -08,63+0,73X_1+3,270X_2+34,990X_3-0,02X_{11}-0,250X_{22}-0,87X_{33}-0,070X_{12}-0,070X_{13}-0,3300X_{23} \\
 Y_9 &= -10,95+0,48X_1+2,500X_2+9,90X_3+0,0025X_{11}-0,340X_{22}-1,30X_{33}-0,07X_{12}-0,100X_{13}+0,0070X_{23}
 \end{aligned}$$

Fuente: Cálculos propios

En caso de que algún consumidor particular requiera una calidad específica o sea valores particulares de  $Y_i$ , se sustituyen estos en el modelo de simulación y se resuelve simultáneamente el sistema de ecuaciones, encontrándose así las cantidades de  $X_1$ : Pulpa de plátano,  $X_2$ : Masa maíz pelado y  $X_3$ : Proteína de soya, requeridos para producir la sopa-crema deseada.

#### **IV.1.7. Análisis de la varianza MANAVAR para el modelo de simulación**

Basado en las experiencias y recomendaciones de Finn (1974), y Avila (2008) donde establece que aunque el análisis de varianza univariado (ANOVA o ANAVAR) es interesante para el estudio de modelos unirespuesta; en simulación con un conjunto de modelos interrelacionados, del tipo  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n = f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ , es de interés estudiar la variabilidad conjunta de todo el modelo de simulación, o sea realizar un análisis multivariante y no de cada modelo individual. Hay dos situaciones principales por la que aquí se utiliza MANOVA o ANAVARM. La primera es que las múltiples respuestas ( $Y_i$ ) están correlacionadas, y se desea una sola prueba estadística general sobre el conjunto de variables en lugar de realizar múltiples pruebas individuales (ANOVA o ANAVAR para cada respuesta). En segundo lugar, el propósito más importante aquí, es explorar cómo las múltiples variables independientes ( $X_i$ ) influyen en los patrones de respuestas en forma simultánea. Aquí, ANAVARM es un contraste entre las variables respuestas y se pone a prueba las hipótesis acerca de cómo las variables independientes diferencialmente predicen las variables dependientes.

Por otro lado, Avila (2008) y Phoenix Integration (2014), indica, que si la bondad del ajuste de cada modelo es excelente, esto revela que la falta de ajuste es mínima, así, que no hay necesidad de estimarla, por lo que se eliminará la FAj del cuadro del ANAVAR; asumiéndose así que en la significancia de la regresión coexiste la significancia de los tratamientos.

En el cuadro 20, siguiente, muestra las pruebas de significancia de la covariación multivariadas de cada termino del modelo de simulación; esto para probar la homogeneidad de comportamiento de cada modelo individual, dentro del modelo de simulación.



Cuadro 20. Significancia multivariada para los términos del modelo de simulación

	Prueba	Valor	F	gl	Error	p
$\beta_0$	Wilks	0	346334	9	2	0,000003**
	Pillai&apos;s	1	346344	9	2	0,000003**
	Hotellng	1558502	346334	9	2	0,000003**
	Roy&apos;s	1558502	346334	9	2	0,000003**
$X_1$	Wilks	0	264168	9	2	0,000004**
	Pillai&apos;s	1	264236	9	2	0,000004**
	Hotellng	1188757	264168	9	2	0,000004**
	Roy&apos;s	1188757	264168	9	2	0,000004**
$X_1^2$	Wilks	0	328843	9	2	0,000003**
	Pillai&apos;s	1	328824	9	2	0,000003**
	Hotellng	1479792	328843	9	2	0,000003**
	Roy&apos;s	1479792	328843	9	2	0,000003**
$X_2$	Wilks	0	134946	9	2	0,000007**
	Pillai&apos;s	1	134954	9	2	0,000007**
	Hotellng	607258	134946	9	2	0,000007**
	Roy&apos;s	607258	134946	9	2	0,000007**
$X_2^2$	Wilks	0	34977	9	2	0,000029**
	Pillai&apos;s	1	34977	9	2	0,000029**
	Hotellng	157397	34977	9	2	0,000029**
	Roy&apos;s	157397	34977	9	2	0,000029**
$X_3$	Wilks	0	854444	9	2	0,000001**
	Pillai&apos;s	1	854940	9	2	0,000001**
	Hotellng	3845000	854444	9	2	0,000001**
	Roy&apos;s	3845000	854444	9	2	0,000001**
$X_3^2$	Wilks	0	1297415	9	2	0,000001**
	Pillai&apos;s	1	1297520	9	2	0,000001**
	Hotellng	5838370	1297415	9	2	0,000001**
	Roy&apos;s	5838370	1297415	9	2	0,000001**
$X_1 * X_2$	Wilks	0	236632	9	2	0,000004**
	Pillai&apos;s	1	236620	9	2	0,000004**
	Hotellng	1064842	236632	9	2	0,000004**
	Roy&apos;s	1064842	236632	9	2	0,000004**
$X_1 * X_3$	Wilks	0	262946	9	2	0,000004**
	Pillai&apos;s	1	262956	9	2	0,000004**
	Hotellng	1183255	262946	9	2	0,000004**
	Roy&apos;s	1183255	262946	9	2	0,000004**
$X_2 * X_3$	Wilks	0	53007	9	2	0,000019**
	Pillai&apos;s	1	53007	9	2	0,000019**
	Hotellng	238533	53007	9	2	0,000019**
	Roy&apos;s	238533	53007	9	2	0,000019**

El análisis en el software, al introducir cada variable en el análisis, estos disminuyen el valor de cada estadístico multivariante, indicándose así su significancia.

Los resultados para cada prueba, revelan alta significancia de cada factor experimental y de los componentes del modelo, mostrando esto que la covariación simultánea de cada factor experimental ( $X_i$ ) y de los demás componentes del modelo (cuadráticos e interacción:  $X_i^2$ ,  $X_i * X_j$ ), controlan significativamente y simultáneamente las respuestas del modelo de simulación

En el cuadro 21, siguiente, se muestran los coeficientes de determinación, los coeficientes de regresión y el MANAVAR para cada modelo; indicando que los modelos son excelentes predictores, con alta significancia estadística. Indicando estos resultados que hay concomitantemente, alta significancia de los tratamientos.

Por otro lado, los resultados mostrados en los anavar y cuadro 21, indican que el modelo de simulación (Cuadro 19), puede utilizarse como metamodelo para simular el proceso de elaboración de la sopa-crema experimental, elaborada en esta investigación.

Cuadro 21. Coeficientes de determinación, de regresión y el MANAVAR, para el modelo de simulación

Respuesta	Coeficientes de determinación y de regresión			Regresión			Error			F	p
	R Múltiple	R <sup>2</sup> Múltiple	R <sup>2</sup> Ajustado	Suma de Cuadrados	gl	Cuadrado Medio $\sigma^2$	Suma de Cuadrados Error	gl	Cuadrado Medio $\sigma^2$		
Y <sub>1</sub> :pH	0,979644	0,979703	0,933436	0,639	9	0,0710	0,0268	10	0,00268	26,462	0,000008**
Y <sub>2</sub> :POR	0,983670	0,987606	0,948452	0,093	9	0,0103	0,0031	10	0,00031	33,189	0,000003**
Y <sub>3</sub> :SST	0,988327	0,986790	0,965900	0,120	9	0,0133	0,0028	10	0,00028	46,760	0,000001**
Y <sub>4</sub> :ATT	0,996473	0,992958	0,986621	13,908	9	1,5453	0,0986	10	0,00986	156,678	0,000000**
Y <sub>5</sub> :Viscosidad	0,992618	0,985291	0,982052	7494,090	9	832,676	111,8787	10	11,18787	74,427	0,000000**
Y <sub>6</sub> :Color	0,990922	0,981925	0,975658	36,897	9	4,0997	0,6792	10	0,06792	60,363	0,000000**
Y <sub>7</sub> :Olor	0,979869	0,980143	0,974271	69,772	9	7,7525	2,8964	10	0,28964	26,766	0,000008**
Y <sub>8</sub> :Textura	0,993404	0,986851	0,975017	41,649	9	4,6277	0,5549	10	0,05549	83,391	0,000000**
Y <sub>9</sub> :Sabor	0,999805	0,999610	0,999258	88,645	9	9,8494	0,0346	10	0,00346	2845,524	0,000000**
Promedio R y R <sup>2</sup> De Modelo de Simulación	98,94%	98,68%	97,12%								

#### **IV.1.8. Optimización operativa del proceso de elaboración de la sopa-crema**

La optimización multirespuesta, multifactorial, consistió en Minimizar:  $Y_1$  y Maximizar  $Y_2, Y_3, Y_4, Y_5, Y_6, Y_7, Y_8$  y  $Y_9$ ; para encontrar de esta manera los valores de  $X_1, X_2$  y  $X_3$ , que satisfacen estas condiciones deseadas, en forma simultánea. El proceso de optimización se realizó con el simulador gráfico del software SAS JMP 8; que ejecuta la operación de resolución simultánea del sistema de ecuaciones y muestra los resultados en un sistema gráfico de perfiles de multirespuesta. Utilizando para establecer las restricciones de calidad (valores deseados de cada respuesta), graficas de perfiles de calidad (perfiles de deseabilidad).

Paso 1.

Con base a los datos (Cuadro 21), al modelo definido (ecuación 19) y a las restricciones de calidad (Minimizar:  $Y_1$  y Maximizar  $Y_2, Y_3, Y_4, Y_5, Y_6, Y_7, Y_8$  y  $Y_9$ ); se dan las instrucciones (Run model: Standard Least Square: Mínimos Cuadrados Ordinarios Estándar), se ejecuta el simulador, y se muestra entonces la. Figura 6, siguiente.

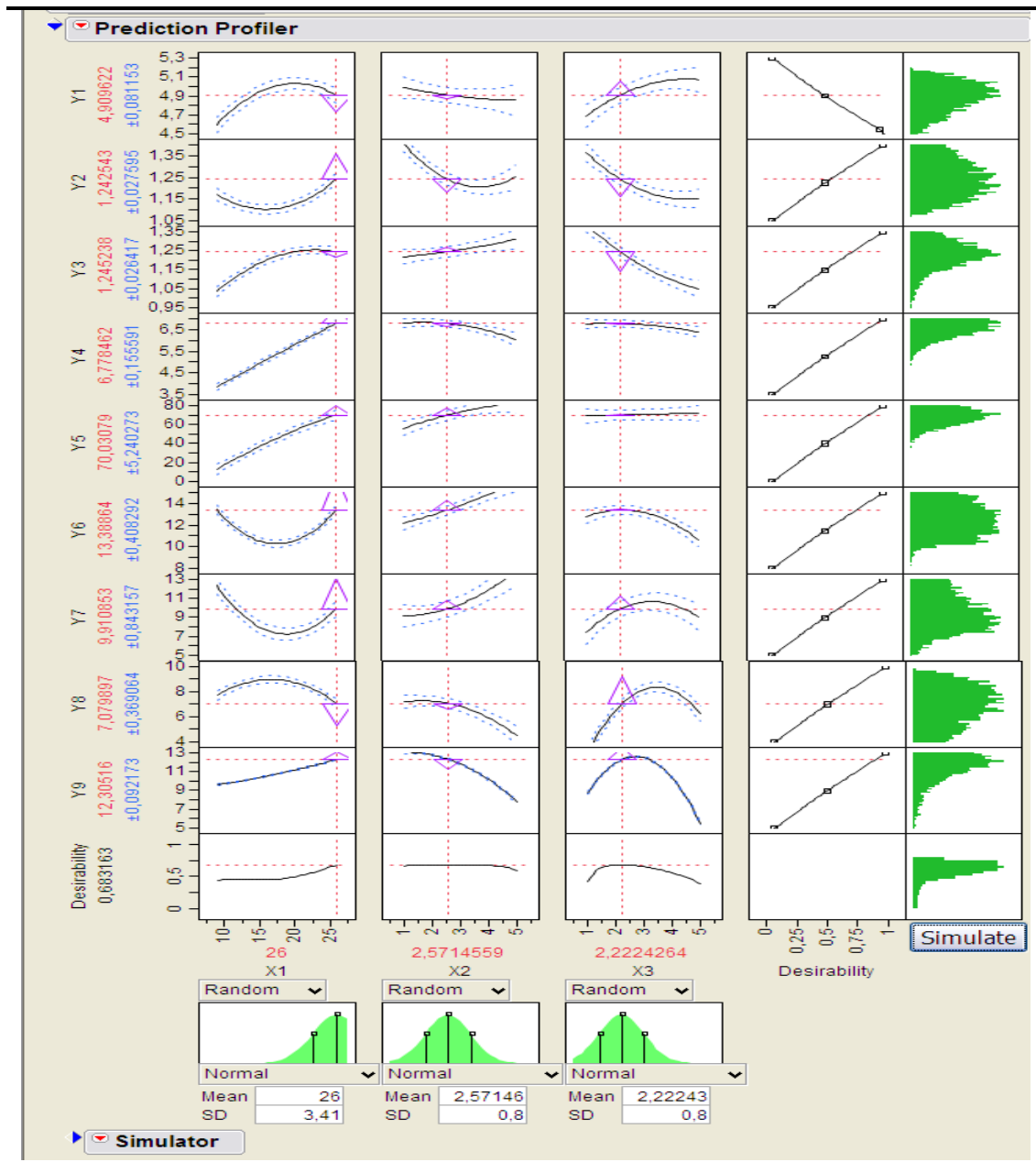


Figura 6. Grafico de optimización matemática de perfiles dinámicos de predicción, con graficas de perfiles de deseabilidad

La figura 6, anterior (en el eje  $Y_i$  las respuesta, en el eje  $X_i$  los factores experimentales) muestra los resultados de la resolución simultanea del sistema de

ecuaciones, bajo las exigencias de calidad (gráfica de deseabilidad), mostradas al lado derecho de la figura. Aquí, la maximización matemática muestra que con 26 gr de pulpa de plátano verde, 2,57 gr de masa de maíz amarillo y 2,22 gr de aislado proteico de soya, se obtiene una sopa-crema de máxima aceptación, con las siguientes características: pH de 4,9; Potencial de óxido reducción de 1,24; Acidez titulable de 1,24; Sólidos solubles totales de 6,8 y viscosidad relativa de 70.

## Paso 2.

Con el fin de hacer más estricta las condiciones de predicción, las gráficas de deseabilidad se ajustaron a forma target (distribución normal), así, en la figura 7 siguiente se muestra las gráficas dinámicas de perfiles de deseabilidad de múltiple respuesta y múltiples factores experimentales utilizadas para la optimización operativa. Aquí, la maximización matemática muestra que con 26 gr de pulpa de plátano verde hecho, 2,7 gr de masa de maíz amarillo pelado y 2,3 gr de aislado proteico de soya, se obtiene una sopa-crema de máxima aceptación, con las siguientes características: pH de 4,9; Potencial de oxido reducción de 1,23; Acidez titulable de 1,24; Sólidos solubles totales de 6,8 y viscosidad relativa de 70,8.

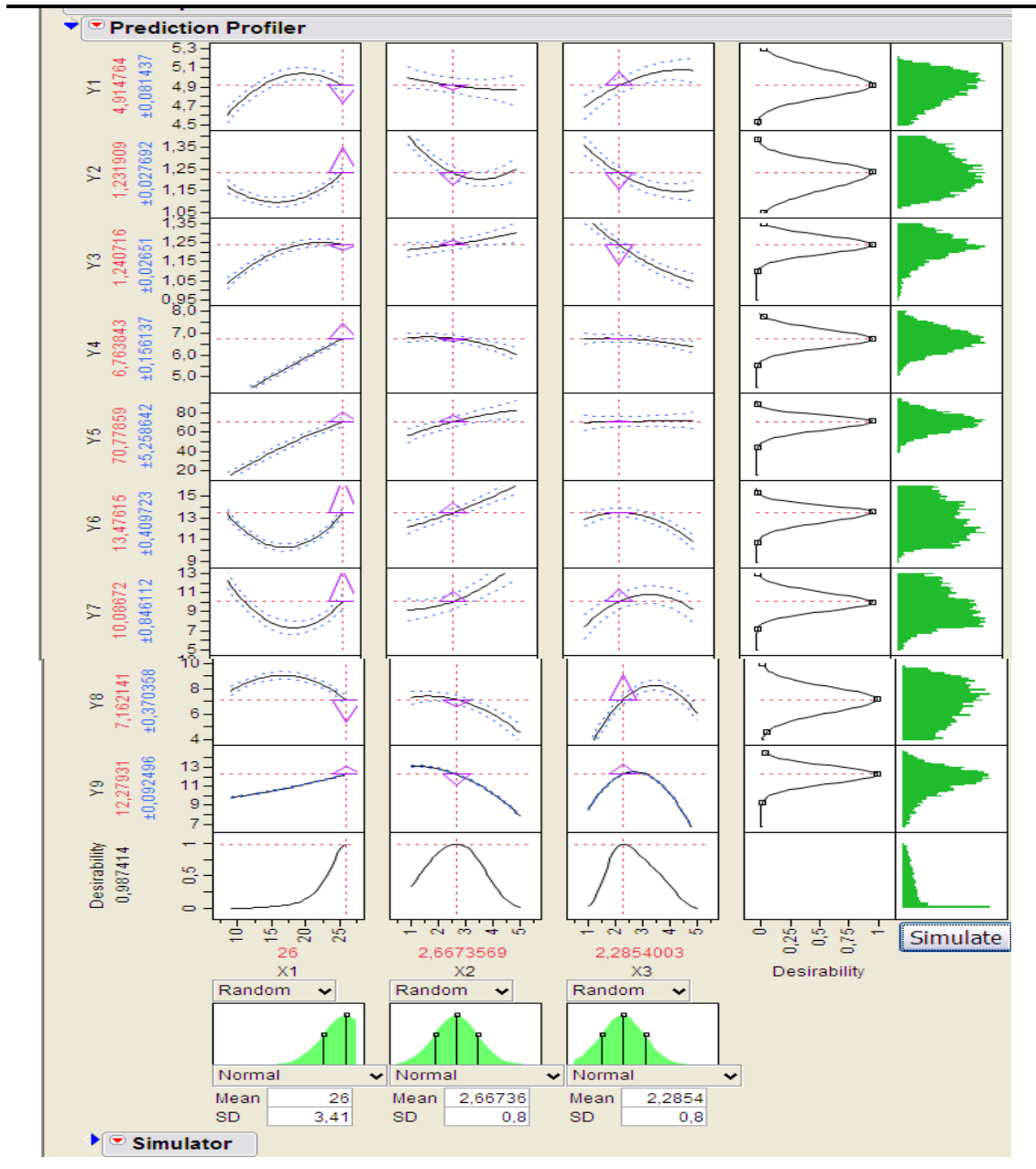


Figura 7. Grafico de optimización operativa target de perfiles dinámicos de predicción, con graficas de Perfiles de deseabilidad

Basado en el valor de deseabilidad, de 98,74, y utilizando el calculador de probabilidades seis sigma (Figura 8), se obtiene un sigma de 3,739 y un DPMO = 12.578,0 es decir, por cada 100 sopas-cremas que se elaboren, es probable que el 1,3 % de ellas, las persona que la consuman, probablemente detectaran que algún factor de calidad no será máximo, pero la aceptaran.

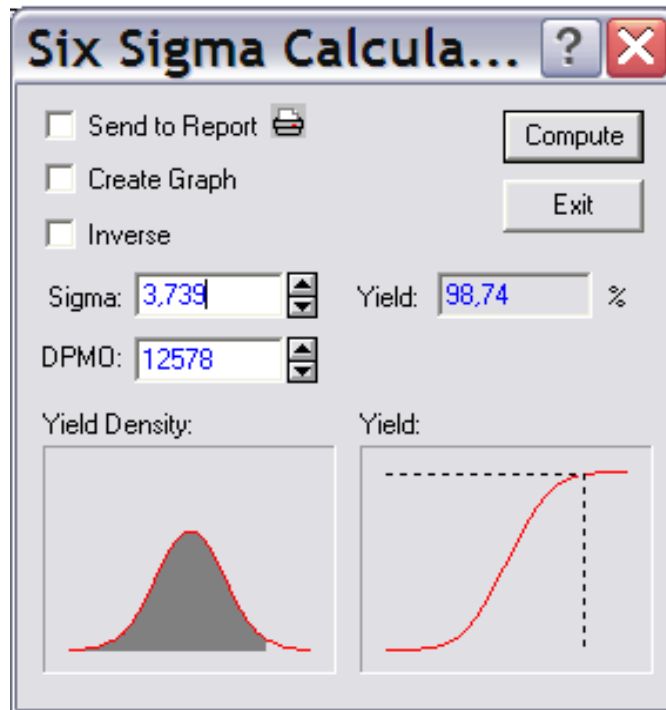


Figura 8. Interface grafica del calculador de probabilidad 6 $\sigma$



## CONCLUSIONES

1. El diseño de muestreo de tratamientos “hípercubo latino”, fue muy eficiente en permitir modelar y simular el proceso de elaboración de la sopa experimental.
2. Los rubros hortícolas, Pulpa de plátano, Masa de maíz amarillo pelado, Aislado proteico de soya y pulpa de auyama, permiten elaborar sopas de excelente aceptación hedónica.
3. Los factores experimentales X1: Pulpa de plátano, X2: Masa de maíz amarillo pelado, X3: Aislado proteico de soya y pulpa de auyama, influyen significativamente y simultáneamente la variabilidad de las respuestas: Potencial de hidrogeniones (Y1: pH), Potencial redox (Y: POR), Acides titulable total (Y3:ATT), Sólidos solubles totales (Y4:SST) y Viscosidad relativa (Y5:V), Y6:Color, Y7: Olor, Y8:Textura y Y9:Sabor.
4. El MANAVAR o análisis de varianza multivariado, permitió evaluar adecuadamente la bondad de ajuste del modelo de simulación.
5. La co-optimización operativa con el modulo SIMULATOR del software SAS JMP 8, utilizando los 09 modelos poblacionales ajustados para las respuestas medidas, predijo que con una mezcla de: 26 gr de pulpa de plátano verde hecho, 2,7 gr de masa de maíz amarillo pelado y 2,3 gr de aislado proteico de soya, para la formulación experimental probada; se satisfacen los requerimientos de respuestas deseados, como fue, minimizar el pH, maximizar las respuestas Potencial redox, Acides titulable total, Sólidos solubles totales, además de la Viscosidad relativa y simultáneamente maximizar la calidad hedónica (Color, Olor, Textura y Sabor).

## **RECOMENDACIONES**

1. Utilizar el diseño de muestreo de tratamientos “hípercubo latino”, preferiblemente a los compuestos centrales y factoriales, ya que son muy económicos y muy eficiente en permitir modelar y simular procesos de alimentos.
2. Elaborar sopas con Pulpa de plátano, Masa de maíz amarillo pelado, Aislado proteico de soya y pulpa de auyama, y experimentar con adicionados de granos nativos.
3. Utilizar el análisis varianza paramétrico multivariado (MANAVAR), en la evaluación de la bondad de ajuste de modelo de simulación.
4. Utilizar el modulo SIMULATOR del software SAS JMP 8, en la co-optimización operativa de procesos de alimentos multiobjetivo multifactorial.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agrevo Venezuela servicios cultivo. 2008. **Plátano y cambur: breve reseña del cultivo en Venezuela**. Consultado en Enero del 2009. Disponible en: [http://www.reshet.net/agrevo/02b05\\_cont.html](http://www.reshet.net/agrevo/02b05_cont.html)
- Agrevo, 2007. **Importancia de los Plátanos y Cambures en Venezuela**. Consultado en Enero del 2009. Disponible en: [http://www.reshet.net/agrevo/02b05\\_cont.html](http://www.reshet.net/agrevo/02b05_cont.html).
- Agrinova. 2008. **agricultura e innovación**. Consultado en Enero del 2009. Disponible en: <http://www.agrinova.com.ve/content/view/39/49/84>.
- Anido, D. J. y Cartay, R. (2007). **Recetario de preparaciones a base de plátano (Musa paradisiaca/hartón cv)**. Libro en línea. <http://www.slan.org.ve/publicaciones/recetarios/Recetario%20de%20preparaciones%20a%20base%20de%20PI%3%A1tano.pdf>.
- Arias, M.; Bernal, C.; Alcaraz, G. y González, C. 1997. **“Comparación de la respuesta clínica entre un suero preparado con harina de plátano y la solución estándar de la OMS”**. Conciencias – Universidad de Antioquia España.
- Ávila, E. 2009. **Respuesta tecnológica de la mezcla de pulpa de plátano (*Mus sp Cv. “Hartón”*), Cambur “Manzano” (*Musa sp. (L). AAB*), Cambur “Pineo” (*Musa sp. (L). Acuminata AAA*), Harina de Arroz (*Oriza Sativa L.*), y Aislado Proteico de Soya (*Glicine Max L.*), en un producto cocido tipo colado**. XVIII Jornadas Técnicas de Investigación y II de Postgrado de la Unellez - San Carlos
- Avila, E. C. 2008. **Optimización de Procesos Biotecnológicos, Utilizando Metodología de Superficie de respuesta**. Universidad de Zaragoza. España. 2do Trabajo de investigación requisito para examen DEA. Doctorando en Ingeniería Agroindustrial.
- Badui, S. 1988. **Diccionario de tecnología de alimentos**. Editado por Addison Wesley Longman. Primera edición. México D.F.
- Baldeón, F. 2003. **“Elaboración de una sopa deshidratada instantánea con frijol castilla germinado (*Vigna unguiculata*) y arroz (*Orizae sativa*) mediante el proceso de extrusión”**. Centro Nacional de Alimentación y Nutrición. Instituto Nacional de Salud. Lima, Perú.
- Blanco, Z. E. 2010. **Mejoramiento genético de zapallo cucurbita moschata: obtención de un nuevo cultivar con fines de consumo en fresco adaptado a las condiciones del valle del cauca**. Trabajo de grado MSc. Palmira. Colombia. 170 pp.
- Colmenares, D., González, S. y Peña, O. (2012). **Plátano y banano en Venezuela** <http://platanoybananoenvenezuela.blogspot.com/2012/05/importancia-economica-y-distribucion.html>.

- Cuadras, C. M. (2014). **Nuevos métodos de análisis multivariante**. <http://www.ub.edu/stat/personal/cuadras/metodos.pdf>.
- Derringer, G. y Suich, R. 1980. **Simultaneous optimization of several response variables**. *Journal of quality technology*. 12:214-219.
- Encinia, F. B. y Garza, Á. M. 2002. Eficiencia de algunos diseños experimentales en la estimación de una superficie de respuesta. *Agrociencia*.36( 2): 201-210.
- Estudillo, M. C. A. (2005). **Modelos de regresión basados en Redes Neuronales de Unidades de Producto, Diseñadas y Entrenadas Mediante Algoritmos de Optimización Híbrida**. PhD Tesis, Universidad de Granada. 204 p. En: <http://sci2s.ugr.es/keel/pdf/keel/tesis/Tesis%20unidades%20producto.pdf>.
- Everitt, B.S. y Dunn G. (1991). *Applied Multivariate Data Analysis*. Edward Arnold. London. P. 219.
- F.A.O (**Food and Agriculture Organization of the United Nations**), 2003 FAOSTAT statistics database (last updated May 2004), Agriculture, Rome, Italy.
- FEDEAGRO (2015). 2014, **Un Año Gris para la Producción Agrícola Venezolana**. <http://www.fedeagro.org/detalle3.asp?id=2721>.
- FEDNA (2012). **Torta de germen de maíz**. [http://fundacionfedna.org/ingredientes\\_para\\_piensos/torta-de-germen-de-ma%C3%ADz-expeller-nov-2012](http://fundacionfedna.org/ingredientes_para_piensos/torta-de-germen-de-ma%C3%ADz-expeller-nov-2012).
- Fenneman, Owen R. 2000. **Química de los Alimentos**. Editorial, Acribia. Edición 2da. Zaragoza España.
- Fernández, M. J. (2015). **Manual abreviado de Análisis Multivariante**. <http://matematicas.unex.es/~jmf/Archivos/Manual%20de%20Estad%C3%ADstica%20Multivariante.pdf>.
- Finn, J. D. (1974). **A general model for multivariate analysis**. New York: Holt, Rinehart & Winston. <http://www.ats.ucla.edu/stat/sca/finn/>
- Floros, J.D y Chinnan, M. 1988. **Computer graphics assisted optimization for product and process development**. *Food technol*. 42 (2): 72-78.
- García, A. 2007. **Composición química de la harina de los residuos foliares del plátano (*Musa paradisiaca*)**, instituto de investigaciones porcinas la Habana-Cuba.Pag1-5.disponible en: [www.sian.info.ve/porcinas/publicaciones/rccpn/REV32/ARISTIDE.htm](http://www.sian.info.ve/porcinas/publicaciones/rccpn/REV32/ARISTIDE.htm)
- García, A.; Pacheco, E.; Tovar, J. y Pérez E. 2007. **Caracterización fisicoquímica y funcional de las harinas de arracacha (*Arracacia xanthorrhiza*) para sopas instantáneas**. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Maracay – Venezuela.
- García, D; Praderes, G. 2007. **Productos elaborados a partir de frutas. definiciones y métodos de conservación, tema 1**. Universidad Central de Venezuela, Facultad de Agronomía, Departamento de Química y Tecnología, Cátedra de Tecnología de Frutas y Hortalizas.
- Hoerl, E.y Kennard, R. W.1970. Ridge Regression: Biased Estimation for

- Nonorthogonal Problems. Technometric. 12 (1):55-67.  
<http://math.arizona.edu/~hzhang/math574m/Read/Ridge.pdf>
- Khalaf , G y Iguernane, M. 2014. ) "Ridge Regression and Ill-Conditioning,"  
 Journal of Modern Applied Statistical Methods. 13(2): 355-363.  
<http://digitalcommons.wayne.edu/jmasm/vol13/iss2/18>
- LA BOLSA stm (2015). **Estudios de mercado en línea.**  
<http://www.stmlabolsa.com/vamos-a-pasar-agosto/>.
- Lawson, J; Madrigal, J. L y Erjavec, J. 1992. **Estrategias experimentales para el mejoramiento de la calidad en la industria.** 1ra Ed. Editorial Iberoamericana. México.
- Ledezma, M. A. P. (2009). **Elaboración de un suplemento alimenticio en polvo para consumo humano a partir de una mezcla de hidrolizado de soya y almidón de maíz.** Trabajo de Grado Ingeniero Agroindustrial. Escuela Politécnica Nacional. Quito. <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/1666/1/CD-2258.pdf>.
- Liu, K. (1993). A new class of biased estimate in linear regression. Communications in Statistics-Theory and Methods, 22: 393-402.
- López, J. 2007. XXXXX. Consultada en enero de 2009. Disponible en:  
<http://www.alimentacion-sana.com.ar/informaciones/vejez/proteinas.htm#>
- Madison 2004. XXXXX. Consultada en enero de 2009. Disponible en:  
[http://www.palermonline.com.ar/noticias001/nota409\\_soja.htm](http://www.palermonline.com.ar/noticias001/nota409_soja.htm)
- Maldonado, R. y Pacheco, E. 2004. **“Elaboración de galletas con una mezcla de harina de trigo y de plátano verde”.** Trabajo de Investigación. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía Maracay – Venezuela.
- MathWorks. 2014. Optimization Toolbox. R2014b For Use with MATLAB®, MATLAB, USA. <http://www.mathworks.com/>
- MCclintock B., T. Kato And A. Blumenschein. 1981. **Constitución Cromosómica de las Razas de Maíz.** Colegio de Postgraduados de Chapingo, México.
- Méndez, G. (2008). **Cada día hay menos producción agroalimentaria.** Consultada en enero de 2009. Disponible en: <http://www.guia.com.ve/noticias/?id=21865>.
- Molina, T., 2008. XXXX. Consultada en enero de 2009. Disponible en:  
<http://es.wikipedia.org/wiki/viscosidad>
- Montgomery, C. D; Peck, A. E. y Vining, G. G. 2006. **Introduction to Linear Regression Analysis.** Wiley-Interscience.
- Montgomery, C. Douglas. 2004. **Design And Analysis Of Experiments.** 4ta ed. John Wiley & Sons, Inc. USA.
- Morris, A. (2000). **Evaluación nutricional, sensorial y microbiológica de sopas deshidratadas a base de una mezcla de arvejas, cambur, plátano verde y zanahoria, digestibilidad y cambios durante el almacenamiento.** Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Maracay – Venezuela.
- Mostiguera, A. (2008). XXXXX. Consultada en enero de 2009. Disponible en:  
<http://es.wikipedia.org/wiki/Az%C3%BAcar>

- Murillo, O. (2003). **“Posibilidades de industrialización del plátano”**. CITA-UCR. Dirección de Mercadeo y Agroindustria. San José, Costa Rica.
- OMA. (2012). Official Methods of Analysis of AOAC International (OMA), 19<sup>th</sup> Edition.
- Pacheco, E. (2002). **“Evaluación nutricional de sopas deshidratadas a base de harina de plátano verde. Digestibilidad in vitro del almidón”**. Acta Científica Venezolana. Universidad. Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Maracay-Venezuela.
- Pérez, J. (2007). XXXXX. Consultada en enero de 2009. disponible en: [http://www.virtual.unal.edu.co/cursos/agronomia/2001819/lecciones/cap03/cap03\\_06.html](http://www.virtual.unal.edu.co/cursos/agronomia/2001819/lecciones/cap03/cap03_06.html)
- Petryk, N. (2004). **“Plátano/Banana”**. La sección del chef. Argentina
- Phoenix Integration. 2014. PHX model center. En: <http://www.phoenix-int.com/> .
- Poemia de la Amazonia 2008. **Farinha de Banana**. Brasil Consultada en enero de 2009. Disponible: <http://www.bolsamazonia.com>.
- Polit, D. F. (1996). **Data Analysis and Statistics for Nursing Research**. Appleton and Lange, Stamford, Connecticut. P. 320.
- Praderes, G.\*, García, A. y Pacheco, E. (2010). **Elaboración de una sopa instantánea dirigida al adulto mayor con inclusión de harinas gelatinizadas del fruto de auyama (*Cucurbita maxima L.*) y granos de quinchoncho (*Cajanus cajan L.*)**. Rev. Fac. Agron. (UCV) 36(3): 107-115. [http://revistaagronomiaucv.org.ve/revista/articulos/2010\\_36\\_3\\_3.pdf](http://revistaagronomiaucv.org.ve/revista/articulos/2010_36_3_3.pdf).
- Qian, P. Z. G. and Wu, C. F. J. (2009). Sliced space-filling designs. *Biometrika* 96 945–956.
- Quishpe, M. y Pier, R. (2011). **Desarrollo y evaluación de la tecnología de elaboración de una sopa instantánea de chuchuca**. <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/3769/1/CD-3555.pdf>.
- Ramírez, D. y Pacheco, E. 2000. **“Evaluación físico- química de salsas de mango (*Mangifera indica L.*) utilizando harina de plátano verde (*Musa sp., grupo AAB*) como agente espesante”**. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Maracay – Venezuela.
- Rodríguez, H. F. M. 2012. Diseño Robusto en Sistemas de Control. En: <http://probayestadistica.cimat.mx/sites/default/files/PDFs/TesisFranciscoManuelRodriguezHuerta.pdf>
- Rojas, (2005). **Informe de la Estancia realizada en el Departamento de Agricultura de los Estados Unidos (Usda). California, USA**. Disponible en: <http://www.recercat.net/bitstream/2072/2173/1/2005BE00362.pdf>.
- Rospligliosi, G., 2008. La bioquímica .Consultada en enero de 2009. Disponible en: [http://es.wikipedia.org/wiki/solidos\\_totales](http://es.wikipedia.org/wiki/solidos_totales).
- Ruiz, W. 2004. **“crema de espinacas y berros”**. Revista Tecnológica. Programa de Tecnología en Alimentos. Venezuela.
- Saguy, I. 1982. **Optimization theory, techniques, and their implementation in food industry: introduction**. Food technology. 7:8.

SAS JMP 8. 2012. Software SAS Institute Inc. JMP business unit SAS.JMP: John's macintosh program.

Solae 2007. XXX. Consultada en Agosto del 2008. Disponible en:<http://www.solae.com/company/sp/soyessentials/soyprotein.html>

Sun, F., Liu, M. and Qian, P. Z. (2014). On the construction of nested space-filling designs. *Annals of statistics*. 42(4):1394–1425.

Xanai. 2008. **Coulis Natural de Frutas**. consultada em Agosto del 2008 Disponible en: <http://www.chefuri.com/v4/receta-Coulis Natural de Frutas-24-repostero.html>.