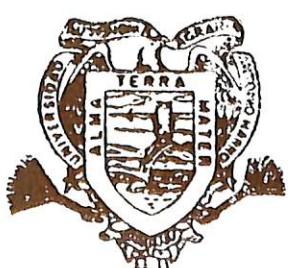


ESPERANZA DE CUADRADOS MEDIOS DE UN  
DISEÑO DE BLOQUES AL AZAR CON ARREGLO  
COMBINATORIO Y PARTICION DE EFECTOS

LEONILO RODRIGUEZ BORREGO

T E S I S

PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL  
PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRO EN CIENCIAS  
EN ESTADISTICA EXPERIMENTAL



Universidad Autónoma Agraria

Antonio Narro

PROGRAMA DE GRADUADOS

Buenavista, Saltillo, Coah.  
NOVIEMBRE DE 1992

Tesis elaborada bajo la supervisión del comité particular  
de asesoria y aprobada como requisito parcial, para optar  
el grado de

MAESTRO EN CIENCIAS EN  
ESTADISTICA EXPERIMENTAL

COMITE PARTICULAR

Asesor Principal : 

---

M.C. Emilio Padrón Corral

Asesor : 

---

M.C. María Cristina Vega Sánchez

Asesor : 

---

M.C. Víctor Cantú Hernández

Asesor : 

---

M.C. Félix de Jesús Sánchez P.

Universidad Autónoma Agraria  
"ANTONIO NARRO"

Dr. José Manuel Fernández Brondo  
Subdirector de Asuntos de Postgrado



Buenavista, Saltillo Coah.

BIBLIOTECA

Noviembre de 1992

## AGRADECIMIENTOS

Mi agradecimiento a la Universidad Autónoma Agraria "Antonio Narro" por el apoyo y la oportunidad que me brindó para realizar mis estudios en la investigación realizada.

Muy especialmente manifiesto agradecimiento al Lic. M. C. Emilio Padrón Corral asesor principal, quien en su valioso apoyo, dirección y colaboración brindada, fue posible el desarrollo de este trabajo.

A la M.C. Ma. Cristina Vega Sánchez por las sugerencias y revisión del presente trabajo.

Al Ing. M.C. Víctor Cantú Hernández, por su amistad y comprensión.

Al Ing. M.C. Félix de Jesús Sánchez Pérez, por sus sabios consejos y ecuánime actitud.

DEDICATORIA

A

OSCAR ARTURO

Y

RICARDO HUMBERTO

## COMPENDIO

Esperanza de cuadrados medios de un diseño de bloques al azar con arreglo combinatorio y partición de efectos.

POR

LEONILO RODRIGUEZ BORREGO

MAESTRIA

ESTADISTICA EXPERIMENTAL

UNIVERSIDAD AUTONOMA AGRARIA ANTONIO NARRO  
BUENAVISTA, SALTILLO, COAHUILA NOVIEMBRE 1992

M. C. Emilio Padrón Corral - Asesor

**Palabras clave :** Esperanza de cuadrados medios, diseño experimental bloques al azar, arreglo combinatorio, partición de efectos, modelo II.

El presente trabajo se inicia con el planteamiento de las sumas de cuadrados, posteriormente se hace uso de las técnicas de esperanzas de cuadrados medios en cada una de las fuentes de variación del modelo II, así como en la partición de los efectos interactivos, además se encontraron los porcentajes de la suma de las varianzas, y la teoría de este modelo se aplicó en la variable rendimiento de un experimento de campo llevado a cabo por el Instituto Mexicano del Maíz de la Universidad Autónoma Agraria "Antonio Narro".

ABSTRACT

Prospective of Semi Squares of a Design of Blocks at Random with a Combined Fixture and Division of Effects

By

LEONILO RODRIGUEZ BORREGO

MASTER OF SCIENCE

EXPERIMENTAL STATISTICS

UNIVERSIDAD AUTONOMA AGRARIA "ANTONIO NARRO"

BUENAVISTA, SALTILLO, COAHUILA, SEPTEMBER 1992

M.C. Emilio Padrón Corral                   -Advisor-

Key words: Prospective of semi-squares experimental design, blocks at, random, combined fixtures, division of effects, model II.

This work begins with the laying out of the bases of the addition of squares then it is used the techniques of semi-squares prospective in every source of variation of the model II as well as in the division of interactive effects and the finding of percentages of the addition of variables and the theory of this model was applied at the yielding variable of this experimental work carried out by the Instituto Mexicano del Maíz of the Universidad Autónoma Agraria "Antonio Narro".

## INDICE DE CONTENIDO

	PAGINA
1.- INTRODUCCION.....	1
2.- PRELIMINARES.....	3
2.1 MODELO FIJO Y MODELO ALEATORIO.....	4
2.2 EJEMPLO DE UN MODELO DE EFECTOS FIJOS.....	6
2.3 EJEMPLOS DE MODELO DE EFECTOS ALEATORIOS..	8
2.4 MODELOS MIXTOS.....	13
3.- METODOLOGIA.....	19
4.- APLICACIONES.....	51
5.- INTERPRETACION.....	64
6.- LITERATURA CITADA.....	69
7.- APENDICE.....	72

## INTRODUCCION

El desarrollo agrícola de un país se basa en la investigación, y como el nuestro no es la excepción, se plantea el siguiente trabajo, donde es interesante investigar el comportamiento de los genotipos de maíz en diferentes localidades o ambientes, pero más aún el analizar el verdadero efecto de sus varianzas se cuenta para ello con la herramienta fundamental de las esperanzas matemáticas de los cuadrados medios.

La teoría desarrollada en esta tesis se aplicará a un trabajo de campo titulado: Comportamiento de las líneas tropicales AN<sub>1</sub> y AN<sub>2</sub> de maíz (Zea mays L.) recobradas por selección gamética en crusa con cuatro probadores de reducida base genética. Esta investigación forma parte del programa de mejoramiento genético del Instituto Mexicano del Maíz (Mario E. Castro Gil) de la UAAAN. Y consta de dos localidades, Río Bravo Tamps. y Celaya Gto. Además de doscientos catorce híbridos, tanto experimentales como testigos.

Sobre los métodos de obtención de esperanzas matemáticas de los cuadrados medios, existe poca literatura en español que conjunte el aspecto teórico de las pruebas así como la aplicación, por lo tanto, este trabajo tiene como propósito reforzar la materia de Diseños

Experimentales II de la Maestría en Estadística Experimental de la UAAAAN, y en segundo término para poner a disposición de los investigadores de la institución una herramienta clara y concreta.

## 2.- PRELIMINARES

En este trabajo se busca la estimación de parámetros el probar hipótesis acerca de los efectos de funciones lineales en el modelo, éstos los podemos llamar efectos fijos, existen sin embargo, situaciones donde no se tiene interés en los efectos de la función lineal. Pero por la naturaleza de los datos y sus derivaciones lo primero que interesa es lo concerniente a los efectos sobre varianzas. Efectos de esta naturaleza son llamados aleatorios y las ecuaciones que envuelven esta clase de criterio son llamados modelos de efectos aleatorios, otro modelo que relaciona a los efectos fijos y a los efectos aleatorios se les llama modelos de efectos mixtos.

En el modelo de efectos fijos se tratará de probar hipótesis sobre combinaciones lineales de los parámetros involucrados en el experimento, es decir se tiene bajo estudio a toda la población de tratamientos que previamente se ha definido. Como la manera en la cual se obtienen los datos, afectando a las inferencias que se pueden hacer, se considerará un proceso de muestreo conveniente al modelo. Los datos se ven como un conjunto posible de observaciones que contienen los mismos tratamientos y que se pueden obtener por repetición del experimento, en las cuales los errores en cada ocasión serán una muestra aleatoria de una

población de errores con media cero y varianza  $\sigma_e^2$ . En el modelo de efectos aleatorios ya no interesa probar hipótesis sobre las combinaciones lineales de los  $\alpha$  tratamientos en el experimento; porque el proceso de muestreo para obtener los datos es tal, que cualquiera de los muchos posibles conjuntos de datos se podría derivar de repeticiones del proceso de colección de los mismos, pero ahora no se restringirá tener siempre el mismo conjunto de tratamientos, sinó que se supondrá que se tiene en cada ocasión una muestra aleatoria de tratamientos de la población.

Para cualquier muestra aleatoria de la población de tratamientos que se obtuvieran en cada ocasión se considerará que se tiene una muestra aleatoria de errores tal como se pensó, en el modelo de efectos fijos. Esto es, el concepto de error es el mismo en ambos modelos.

Para los modelos de efectos fijos y aleatorios, tenemos que:

#### 2.- MODELO (I) O FIJO

$\mu$ : fijo

$e_i$  = vector de efectos aleatorios

$\alpha_i$  = vector de efectos fijos

#### MODELO (II) O ALEATORIO

$\mu$ : fijo

$e_i$ =vector de efectos aleatorios

$\alpha_i$ = vector de efectos aleatorios.

$$\mathbf{e}_i \sim NI(0, \sigma_e^2 \mathbf{I})$$

$$\mathbf{e}_i \sim NI(0, \sigma_e^2 \mathbf{I})$$

$$\boldsymbol{\alpha}_i \sim NI(0, \sigma_\alpha^2 \mathbf{I})$$

$$\boldsymbol{\alpha}_i \sim NI(0, \sigma_\alpha^2 \mathbf{I})$$

$\mathbf{e}_i$  y  $\boldsymbol{\alpha}$  son independientes

$\mathbf{e}_i$  y  $\boldsymbol{\alpha}$  son independientes.

Las inferencias se van a hacer sobre una población de niveles del factor del cual se supone que provienen los datos. Las varianza asociadas con efectos aleatorios son llamadas componentes de varianza, y la estimación de componentes de varianza de datos balanceados es el tópico de este trabajo. Es posible obtener estimadores negativos de componentes de varianza, esto genera graves problemas, puesto que por definición un componente de varianza no puede ser negativo.

Se tienen las siguientes opciones, cuando se obtienen estimaciones negativas en componentes de varianza.

- 1.- Aceptar el estimador como evidencia de que el verdadero valor del componentes de varianza es cero.
- 2.- Aceptar el estimador como evidencia de que el verdadero componente de varianza es cero y usar cero en lugar de estimador negativo.
- 3.- Usar el estimador como evidencia de que el componente de varianza es cero e ignorarlo en el modelo, pero retener el factor en la línea del análisis de varianza.

- 4.- Interpretar el estimador negativo como evidencia de que el modelo estadístico es incorrecto, re-examine los datos usando otro modelo.
- 5.- Usar el estimador negativo como indicador de datos insuficientes seguir a la última alternativa del estadístico, colectar más datos y juntar líneas de análisis de varianza.

#### 2.2- EJEMPLO DE UN MODELO DE EFECTOS FIJOS

Se debe Considerar un experimento clásico en investigaciones agrícolas al probar la eficiencia de nitrógeno (N), fósforo (P) y potasio (K) en producción de plantas anuales Suponiendo que un experimento de este tipo involucra a 24 plantas, 6 plantas recibiendo nitrógeno, 6 plantas con fósforo, 6 plantas con potasio y 6 plantas sin obtener fertilizante, donde este último tratamiento es llamado el testigo.

El modelo apropiado para analizar este experimento es el de una clasificación como a continuación se menciona.

$$Y_{ij} = \mu + \alpha_i + e_{ij} \quad (1)$$

Donde  $Y_{ij}$  es la observación sobre el i-ésimo tratamiento y la j-ésima repetición con media general  $\mu$  y  $\alpha_i$  es el efecto del tratamiento i-ésimo y  $e_{ij}$  es el error

experimental del i-ésimo tratamiento de la j-ésima repetición

El análisis de este experimento puede conducirnos a estimaciones del tipo  $\alpha_1 - \alpha_3$ , por ejemplo al probar una hipótesis  $H_0: \alpha_1 - \alpha_3 = 0$ . Estudiando diferencias de esta naturaleza se deben considerar los tratamientos que han sido utilizados. Son cuatro específicos tratamientos de interés, al utilizarlos no se tiene pensamiento para cualquier otro fertilizante y el interés recae exclusivamente en estudiar N, P, K y testigo. Este sería un caso particular el experimento sería en el campo con la visión a demostrar el efecto de estos tres fertilizantes, al hacer ésto no habría cabida para otros fertilizantes; esto es el concepto de efectos fijos o modelo I nombrado por Eisenhart (1947). La manera en que los datos son obtenidos siempre afectan las inferencias que pueden hacerse de ellos. Por eso se consideró el proceso de muestreo pertinente a éste como de efectos fijos. En la cual las  $\alpha$ 's son efectos fijos de los cuatro tratamientos específicos N, P, K y C (control). Los Datos son imaginarios como un posible conjunto de observaciones envolviendo estos mismos tratamientos que pudieran ser derivados en repeticiones del experimento, en las que las  $e$ 's en cada ocasión serían una muestra aleatoria de una población de errores distribuidos como  $N(0, \sigma_e^2 I)$ .

### 2.3- EJEMPLO DE UN MODELO DE EFECTOS ALEATORIOS

Suponga un experimento de laboratorio designado a estudiar la habilidad maternal de conejos, donde se tiene el peso de camadas de 10 días de nacidos como medida de habilidad maternal, después de arreglos de Young Et al. (1965). Seis camadas para cada una de cuatro madres todas de una misma raza constituye el experimento. Un modelo apropiado para analizar los datos es el modelo de una clasificación.

$$Y_{ij} = \mu + \delta_i + e_{ij} \quad (2)$$

Donde  $Y_{ij}$  es el peso de la  $j$ -ésima camada de la  $i$ -ésima hembra,  $\mu$  media general  $\delta_i$ 's representan los datos relacionados con habilidad maternal, una variable que está sin duda sujeta a variaciones biológicas de animal a animal,  $e_{ij}$  es el error experimental del  $i$ -ésimo tratamiento de la  $i$ -ésima repetición. Esta es la inquietud del experimentador, concentrarse sólo en las cuatro hembras usadas en el experimento. Después de todo sólo son una muestra de una gran población de conejos. En el experimento de fertilización descrito previamente cada fertilizante es de importancia en interés específico, esto sería una muestra de una población de fertilización. Pero en el experimento de la habilidad maternal cada hembra es meramente una muestra de una población de conejos.

El proceso de muestreo para obtener tales datos es tomado como hecho que cualquiera de los varios conjuntos posibles de datos pueden derivarse de repeticiones del proceso de datos recolectados. Pero ahora, concentrándonos en las repeticiones nos limitaremos a tener siempre los mismos cuatro conejos, y suponiendo en obtener una muestra aleatoria de ( $e$ 's) de una población de errores justamente con el modelo fijo. Así el concepto de los términos de error es el mismo en ambos modelos pero como en el modelo fijo se acepta siempre tener los mismos ( $\alpha$ 's) tratamientos, ahora en los datos de conejos se piensa en tomarla como una muestra aleatoria en cada ocasión. Así los  $\delta_i$ 's de los datos, son una muestra aleatoria de una población de  $\delta$ 's. Hasta ahora como los datos son concernientes, los  $\delta_i$ 's están dentro de variables aleatorias la cual en este contexto se les llama efectos aleatorios. Y el modelo correspondientemente llamado el modelo de efectos aleatorios, o algunas veces el modelo aleatorio. Eisenhart (1947). lo llama modelo II, un modelo que continúa extendiéndose. En cada modelo los términos de error son una muestra aleatoria de una población distribuida como  $N(0, \sigma_e^2 I)$ . Pero como en el modelo de efectos fijos las  $\alpha$ 's representan efectos de tratamientos específicos, en el modelo aleatorio las  $\delta$ 's son también una muestra aleatoria de una población distribuida  $N(0, \sigma_\delta^2 I)$ . Más adelante muestreos de  $\delta$ 's es asumido a ser independiente de las ( $e$ 's) así la covarianza entre ( $\delta$ 's) y ( $e$ 's) son cero. También así la distribución de las  $\delta$ 's

deberán tener una media diferente de cero ( $\mu_\delta$ ) nosotros podemos reescribir el modelo (2) como

$$Y_{ij} = (\mu + \mu_\delta) + (\delta_i - \mu_\delta) + e_{ij} \quad (3)$$

Entonces definimos a  $\mu + \mu_\delta$  como la media y  $\delta_i - \mu_\delta$  como el efecto maternal, dicha media es cero y no existe por lo tanto pérdida en generalizar al tomar la media de las  $\delta$ 's en (2) como cero, con las  $\delta$ 's y los (e's) de (2) siendo variables aleatorias con varianza  $\sigma_\delta^2$  y  $\sigma_e^2$  respectivamente la varianza de una observación de (2) es  $\sigma_y^2 = \sigma_\delta^2 + \sigma_e^2$  las varianzas  $\sigma_\delta^2$  y  $\sigma_e^2$  son correctamente llamadas componentes de varianza; cada una es una varianza en sus propios derechos y es una componente de  $\sigma_y^2$  en ocasiones se hace referencia al modelo como un modelo de componentes de varianza. Estimación de las componentes de varianza e inferencia acerca de ellos, son los objetivos de usar tal modelo.

El modelo de efectos fijos de la ecuación (1) relacionados a cuatro tratamientos de fertilizantes, suponiendo que este experimento es expandido para usar cada uno de los cuatro tratamientos en seis diferentes plantas de cada una de las tres variedades de las plantas. El modelo con dos criterios de clasificación (con interacción).

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + V_{ij} + e_{ijk} \quad (4)$$

Donde  $Y_{ijk}$  es la producción de la  $k$ -ésima planta de la  $j$ -ésima variedad recibiendo el  $i$ -ésimo tratamiento.  $\mu$  es la media general,  $\alpha_i$  es el efecto del  $i$ -ésimo tratamiento,  $\beta_j$  es el efecto de la  $j$ -ésima variedad,  $V_{ij}$  es la interacción y  $e_{ijk}$  es el término usual del error. Sólo como efecto de tratamiento  $\alpha_i$  fue temporalmente descrito como de efecto fijos,  $\beta_j$  son también efectos fijos porque en este experimento el interés se centra exclusivamente en las tres variedades usadas.

No hay duda de que éstas son muestras aleatorias de algunas poblaciones de variedades, de forma que  $\alpha_i$ ,  $\beta_j$  y sus interacciones son consideradas como efectos fijos y tenemos el modelo de efectos fijos. Suponiendo que el experimento de conejos ha sido supervisado por tres técnicos de laboratorio, uno para cada sucesivo par de camadas que los conejos tuvieron. Un posible modelo para el resultado de los datos sería.

$$Y_{ijk} = \mu + \delta_i + \tau_j + \phi_{ij} + e_{ijk} \quad (5)$$

Donde  $Y_{ijk}$  es el peso de la  $k$ -ésima camada de la  $i$ -ésima hembra cuando ha sido cuidada por el  $j$ -ésimo técnico,  $\mu$  media general,  $\delta_i$  es el efecto de la camada de la  $i$ -ésima hembra  $\tau_j$  es el efecto del  $j$ -ésimo técnico  $\phi_{ij}$

es la interacción, y  $e_{ijk}$  es el error experimental. Al principio se explicó como  $\alpha_i$  es un efecto aleatorio representante de la capacidad maternal de la  $i$ -ésima hembra escogida aleatoriamente de una población de conejos (hembras). No es difícil imaginar a  $\tau_j$  siendo un efecto aleatorio de similar naturaleza. Un laboratorio experimental tiene que ser cuidadoso y usualmente existe un pequeño interés como el experimento mismo en estar preocupado de quién estaba a cargo.

Se puede estar pensando razonablemente en cómo va a ser la muestra aleatoria de alguna población de técnicos de laboratorio por eso en la mayoría de los experimentos que tenemos la muestra aleatoria de tres técnicos las  $\tau_j$  son los efectos aleatorios con media cero y varianza  $\sigma_{\tau}^2$ , similarmente, los efectos de interacción son también aleatorios con media cero y varianza  $\sigma_{\phi}^2$  todas las covarianzas son tomadas como cero. De modo que todos los elementos en el modelo (5) excepto  $\mu$  son efectos aleatorios y se tiene un modelo aleatorio. Los parámetros de interés aparte de  $\mu$  son  $\sigma_{\alpha}^2$ ,  $\sigma_t^2$  y  $\sigma_{\phi}^2$  representan la influencia de la madre, técnico y la interacción madre técnico respectivamente sobre la varianza de  $Y$  esta parte de la varianza no estimada por estos efectos es la varianza del error. Otro ejemplo del modelo aleatorio relacionado a la crianza de vacas lecheras con el advenimiento de la inseminación artificial, un toro puede tener descendencia en muchos lugares diferentes simultáneamente y tener

progenitores en numerosos rebaños, cuando las hembras entre los mismos descendientes paren y empiezan a dar leche, pueden hacerse análisis para la producción de leche en base al modelo.

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + v_{ij} + e_{ijk} \quad (6)$$

Donde  $Y_{ijk}$  es la leche producida de la k-ésima cria en rebaño y la i-ésima cria por el toro j-ésimo,  $\mu$  media general,  $\alpha_i$ , es el efecto de las vacas estando en el rebaño i,  $\beta_j$  es el efecto del toro j,  $v_{ij}$  es el efecto de interacción y  $e_{ijk}$  es el error aleatorio habitual. En este caso todos los efectos son considerados aleatorios. Los rebaños involucrados en los datos se suponen como una muestra aleatoria de la población de rebaños, los toros son tomados como muestra aleatoria de toros, y los efectos de interacción se suponen aleatorios también, estos efectos son considerados mutuamente independientes con varianza  $\sigma_\alpha^2$ ,  $\sigma_\beta^2$ ,  $\sigma_v^2$  y  $\sigma_e^2$  respectivamente, es de interés en la estimación de estas varianzas, para poder estimar el porcentaje,  $4\sigma_\beta^2 / (\sigma_\alpha^2 + \sigma_\beta^2 + \sigma_v^2 + \sigma_e^2)$ . Un porcentaje que es importante en el incremento de la producción de leche a través de crianza selectiva.

#### 2.4- MODELOS MIXTOS

La media general  $\mu$  (un efecto fijo) y el término de error (e) (aleatorio) ocurren en todos los ejemplos

prescedentes, todos los efectos en cada uno de los modelos prescedentes son fijos o aleatorios. Ahora se consideran modelos donde algunos de los efectos son fijos y algunos son aleatorios. Estos modelos son llamados modelos mixtos, por supuesto cualquier modelo que contiene un efecto fijo  $\mu$  y un término de error ( $e$ ) que es aleatorio son verdaderamente un modelo mixto, pero la descripción es reservada usualmente para modelos cuyos efectos, como  $\mu$  y  $e$ 's son una combinación de efectos fijos y aleatorios. En algunas situaciones como podemos ver es conveniente tratar todos los modelos como modelos mixtos pero generalmente la distinción es hecha entre fijos, aleatorios y modelos mixtos, veamos algunos ejemplos de modelos mixtos.

1.- Suponiendo que el experimento con conejos en lugar de que los conejos sean cuidados por tres técnicos diferentes, un hombre supervise todo el experimento y suponiendo que tres dietas especialmente preparadas fueran usadas, con el propósito de que se comparan las tres dietas del experimento. Entonces si  $y_{ijk}$  es el peso de la  $k$ -ésima camada de la  $i$ -ésima hembra cuando recibe la dieta  $j$ , el modelo será.

$$y_{ijk} = \mu + \delta_i + u_j + v_{ij} + e_{ijk} \quad (7)$$

Ahora son tres dietas específicas de interés, los efectos  $u_j$  representados en estas dietas son efectos fijos. Como antes el  $\delta_i$  los efectos de la hembra son aleatorios por lo cual es un modelo que contiene efectos

fijos y aleatorios. Nótese que el modelo (7) incluye efectos interactivos  $V_{ij}$  entre efectos de hembras y dietas, desde que las hembras han sido tomadas como un efecto aleatorio es lógico que estas interacciones también sean aleatorias de tal manera que el modelo tiene  $u_j$  como efectos fijos y  $\delta_i$ ,  $V_{ij}$  como efectos aleatorios, teniendo media cero y varianza  $\sigma_\delta^2$  y  $\sigma_v^2$  respectivamente.

2.- En un experimento concerniente a fertilizante, se supone que seis plantas de cada 20 cruzas repetidas de variedades de sembradíos, maduración lenta y rápida de chile son usadas en cada crusa. Sería una muestra aleatoria del número infinito de veces que las dos variedades podrían ser cruzadas. De tal manera que la ecuación (4) proviene apropiadamente de un modelo de efectos fijos manejados en un modelo de efectos mixtos. La ecuación del modelo no es alterada, pero los significados de algunos de estos términos también tienen que ser alterados.

3.- Grubbs,F.E. (1948). y Thompson,W.A.,Jr. (1963) discutieron el problema de usar varios instrumentos para una medición simultánea de la velocidad impuesta por el encendido de una muestra aleatoria de proyectiles de una existencia de manufactura. El apropiado modelo será.

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + e_{ijk} \quad (8)$$

Donde  $y_{ij}$  es la velocidad del  $i$ -ésimo proyectil del instrumento  $j$ -ésimo,  $\alpha_i$  es el efecto del  $i$ -ésimo proyectil,  $\beta_j$  es el sesgo del instrumento  $j$ -ésimo, entonces el encendido del proyectil es una muestra aleatoria de proyectiles, los  $\alpha_i$  son efectos aleatorios ya que los instrumentos usados son solamente instrumentos de interés, las  $\beta_j$  son efectos fijos, y  $e_{ij}$  es el error experimental, así otra vez tenemos un modelo mixto. La ecuación (4) para el ejemplo de los tratamientos y variedades son indistinguibles del ejemplo (6) de los toros y rebaños. Pero los modelos involucrados son diferentes en los dos casos por la interpretación atribuída a los efectos en un caso fijo y en otro aleatorio, en éstos y los otros ejemplos discutidos la mayoría de los efectos están categorizados fijos o aleatorios. De modo que los tratamientos para fertilizar, son claramente efectos fijos como son dietas e instrumentos de medición. Similarmente conejos, toros y proyectiles son efectos aleatorios. Pero qué hay acerca de los técnicos de laboratorio donde tres de ellos cuidan a los conejos, o a los rebaños donde interesa la descendencia de los animales que han sido ordeñados. En estos casos los efectos han sido considerados aleatorios pero esto no siempre será así. Con los técnicos por ejemplo la situación pudo no haber sido, sino que cada uno se presentó como una muestra aleatoria de empleados. Pero todo estaba disponible y se quiere evaluar las diferencias entre estas tres técnicas específicas. En dado caso los efectos de técnicos en la ecuación (5) deberán ser

efectos fijos y no aleatorios. Similarmente con los efectos del rebaño presentes en la ecuación (6). Los análisis de datos en tal situación usualmente involucran cientos de rebaños que son considerados una muestra aleatoria de algunas poblaciones grandes de rebaños. Pero era la situación de analizar solo algunos rebaños, cinco o seis y dentro del exclusivo interés caen justamente estos rebaños, entonces los efectos del rebaño en (6) sería más apropiadamente ser fijos y no aleatorios. En algunas situaciones la decisión como algo concerniente a si ciertos efectos son fijos o aleatorios no es inmediatamente obvio. Tómese el caso de efectos de años, por ejemplo, en estudio de producción de trigo, son efectos de años en producción los que se pueden considerar fijos o aleatorios. Los mismos años no son probablemente aleatorios, para ellos será probablemente un grupo de años consecutivos sobre los cuales los datos tienen que ser agrupados o los experimentos recorridos. Pero los efectos en la producción pueden razonablemente ser considerados aleatorios a menos que uno esté interesado en comparar años específicos por algún propósito. El decidir experimentar cuándo un conjunto de efectos es fijo o aleatorio como el contexto de datos, la manera en la cual ellos son agrupados y el ambiente del cual provienen son factores determinantes. En consideración la pregunta importante de todos estos puntos es sobre la inferencia, es decir se van a hacer las inferencias, sacadas de los datos acerca de estos niveles del factor.

Si es "Sí" entonces los efectos van a ser considerados como efectos fijos.

Si es "No" entonces probablemente las inferencias serán hechas no sólo sobre el nivel del factor donde los datos serán supuestos a estar y por eso los efectos son considerados a ser aleatorios.

Así cuando las inferencias van a ser limitadas para los efectos en el modelo, los efectos son considerados fijos y cuando las inferencias se hagan sobre una población de efectos de los cuales los datos se consideran a ser muestra aleatoria, por lo tanto los efectos se consideran como aleatorios.

Esto es, para remarcar que la suposición de aleatorización no requiere de la suposición de normalidad. Con frecuencia esta suposición se hace para efectos aleatorios pero es una suposición separada hecha subsecuentemente para la suposición de efectos que son aleatorios.

Aunque muchas estimaciones proceden de los componentes de varianza que no requieren normalidad. La propiedad distribucional de los resultados estimados tienen que ser investigados, por lo tanto la normalidad de los efectos aleatorios son con frecuencia asumidos.

### 3.- METODOLOGIA

A continuación se presenta el modelo de un diseño de bloques al azar con arreglo combinatorio donde se particionarán los efectos interactivos y encontrará las esperanzas de sus cuadrados medios y los porcentajes de la suma de las varianzas de cada uno de ellos.

#### MODELO II

$$Y_{ijk} = \mu + L_k + R_{j(k)} + G_i + LG_{ki} + E_{ijk}$$
$$i = 1, 2, \dots, t$$
$$j = 1, 2, \dots, r$$
$$k = 1, 2, \dots, l$$

Donde:

$Y_{ijk}$ : observaciones del i-ésimo genotipo en la j-ésima repetición en la k-ésima localidad.

$\mu$  : media general

$L_k$  : Efecto de la k-ésima localidad

$R_{j(k)}$  : Efecto de la j-ésima repetición dentro de la k-ésima localidad.

$G_i$  : Efecto del i-ésimo genotipo

$LG_{ki}$  : Efecto de la interacción entre el i-ésimo genotipo en la k-ésima localidad

$E_{ijk}$  : Error experimental

Para este modelo se asume que

$$E_{ijk} \sim NI(0, \sigma^2)$$

$$Y_{ijk} \sim NI(\mu, \sigma^2)$$

y que las varianzas son homogéneas.

De acuerdo al método de mínimos cuadrados, se obtuvieron las siguientes sumas de cuadrados.

$$SC(LOC) = \sum_{k=1}^l \frac{y_{..k}^2}{rt} - \frac{y^2...}{trl}$$

$$SC(R/LOC) = \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 \frac{y_{jk}^2}{t} - \sum_{k=1}^2 \frac{y_{..k}^2}{rt}$$

$$SC(Gen) = \sum_{i=1}^{214} \frac{y_{i..}^2}{rl} - \frac{y^2...}{trl}$$

$$SC(GXL) = \sum_{i=1}^{214} \sum_{k=1}^2 \frac{y_{ik}^2}{r} - \frac{y^2..}{tr} - SC(G) - SC(L)$$

$$SC(error) = \sum_{i=1}^{214} \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 y_{ijk}^2 - \sum_{i=1}^{214} \sum_{k=1}^2 \frac{y_{ik}^2}{r} \\ - \sum_{k=1}^{20} \sum_{j=1}^2 \frac{y_{jk}^2}{t} + \sum_{k=1}^2 \frac{y_{..k}^2}{rt}$$

y se asume que las esperanzas de productos cruzados de diferentes efectos es cero, que la esperanza de cada uno de los efectos es cero y

$$E(L_k^2) = \sigma_L^2$$

$$E(R/L)^2 = \sigma_{RL}^2, E(G_i^2) = \sigma_G^2, E(LG)_{ij}^2 = \sigma_{GL}^2$$

$$E(E_{ijk})^2 = \sigma_e^2$$

Dado el modelo

$$Y_{ijk} = \mu + L_k + R_{j(k)} + G_i + LG_{ki} + E_{ijk}$$

Se Encontrarán las esperanzas de cuadrados medios de cada uno de sus componentes.

Primero se encontrarán las esperanzas de algunos términos.

$$\begin{aligned}
 E \left\{ \sum_{ijk} Y_{ijk}^2 \right\} &= E \left( \sum_{ijk} \{\mu + L_k + R_{j(k)} + G_i + (LG)_{ki} (E_{ijk})^2\} \right)^2 \\
 &= E \left( \sum_{ijk} \{\mu^2 + L_k^2 + R_{j(k)}^2 + G_i^2 + (LG)_{ki}^2 + (E_{ijk})^2 + \text{dobles productos}\} \right) \\
 &= \sum_{ijk} \{ (E(\mu^2) + E(L_k^2) + E(R_{j(k)}^2) + E(G_i^2) + E(LG)_{ki}^2 + E(E_{ijk}^2)) \\
 &\quad + E(\text{dobles productos}) \}
 \end{aligned}$$

donde  $E\{\text{dobles productos}\} = 0$

esta expresión será siempre cero en este trabajo.

$$= \gamma t \ell \mu + \gamma t \ell \sigma_L^2 + \gamma t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma t \ell \sigma_G^2 + \gamma t \ell \sigma_{LG}^2 + \gamma t \ell \sigma_e^2 + 0$$

→

$$E \left\{ \sum_{ijk} Y_{ijk}^2 \right\} = \gamma t \ell \mu^2 + \gamma t \ell \sigma_L^2 + \gamma t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma t \ell \sigma_G^2 + \gamma t \ell \sigma_{LG}^2 + \gamma t \ell \sigma_e^2 \parallel$$

$$\begin{aligned}
 E\{Y^2 \dots / \gamma t \ell\} &= \frac{1}{\gamma t \ell} E \left\{ \sum_{ijk} (\mu + L_k + R_{j(k)} + G_i + (LG)_{ki} + E_{ijk}) \right\}^2 \\
 &= \frac{1}{\gamma t \ell} E \{ \gamma t \ell \mu + \gamma t \sum_{k=1}^{\ell} L_k + t \sum_{jk} R_{j(k)} + \gamma t \sum_i G_i + \gamma t \sum_{ik} (LG)_{ki} + \sum_{ijk} E_{ijk} \}^2 \\
 &= \frac{1}{\gamma t \ell} E \{ \gamma^2 t^2 \ell^2 \mu^2 + \gamma^2 t^2 \sum_k L_k^2 + t^2 \sum_{jk} R_{j(k)}^2 + \gamma^2 t^2 \sum_i G_i^2 + \gamma^2 t^2 \sum_{ik} (LG)_{ki}^2 \\
 &\quad + \sum_{ijk} E_{ijk}^2 + \text{dobles productos} \} \\
 &= \frac{1}{\gamma t \ell} \{ \gamma^2 t^2 \ell^2 E(\mu)^2 + \gamma^2 t^2 \ell E(L_k^2) + t^2 \gamma t \ell E(R_{j(k)}^2) + \gamma^2 t^2 t E(G_i^2) \\
 &\quad + \gamma^2 t \ell t E(LG)_{ki}^2 + \gamma t \ell E(E_{ijk})^2 \} \\
 &= \frac{\gamma^2 t^2 \ell^2 \mu^2 + \gamma^2 t^2 \ell \sigma_L^2 + t^2 \gamma t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma^2 t^2 t \sigma_G^2 + \gamma^2 t \ell t \sigma_{LG}^2 + \gamma t \ell \sigma_e^2}{\gamma t \ell}
 \end{aligned}$$

→

**NOTA:** || Significa demostración concluida

$$\begin{aligned}
 E\left\{\frac{Y \dots^2}{\gamma t \ell}\right\} &= \gamma t \ell \mu^2 + \gamma t \sigma_L^2 + t \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2 \quad \parallel \\
 E \sum_k \{(Y \dots k)^2\} &= E \sum_{k=1}^{\ell} \left( \sum_{i,j} \{\mu + L_k + R_{j(k)} + Gi + LG_{ki} + E_{ijk}\} \right)^2 \\
 &= E \sum_{k=1}^{\ell} (\gamma t \mu + \gamma t L_k + t \sum_{j=1}^t R_{j(k)} + \gamma \sum_i G_i + \gamma \sum_{i=1}^t (LG)_{ki} + \sum_{i,j} E_{ijk})^2 \\
 &= E \sum_{k=1}^{\ell} (\gamma^2 t^2 \mu^2 + \gamma^2 t^2 L_k^2 + t^2 \sum_j R_{j(k)}^2 + \gamma^2 \sum_i (Gi)^2 + \gamma^2 \sum_i (LG)_{ki}^2 + \sum_{i,j} E_{ijk}^2)
 \end{aligned}$$

+dobles productos}

$$\begin{aligned}
 &= \sum_{k=1}^{\ell} \{\gamma^2 t^2 E(\mu^2) + \gamma^2 t^2 E(L_k^2) + t^2 \sum_j E(R_{j(k)}^2) + \gamma^2 \sum_i E(Gi)^2 + \gamma^2 \sum_i E(LG)_{ki}^2 + \\
 &\quad \sum_{i,j} E(E_{ijk}^2) + E(D.P.)\} \\
 &= \gamma^2 t^2 \ell \mu^2 + \gamma^2 t^2 \ell \sigma_L^2 + t^2 \ell \gamma \sigma_{RCL}^2 + \gamma^2 t \ell \sigma_G^2 + \gamma^2 t \ell \sigma_{LG}^2 + \gamma t \ell \sigma_e^2 + 0
 \end{aligned}$$

→

$$\begin{aligned}
 E\left\{\frac{\sum Y \dots k^2}{\gamma t}\right\} &= \gamma t \ell \mu^2 + \gamma t \ell \sigma_L^2 + t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \ell \sigma_{LG}^2 + \ell \sigma_e^2 \quad \parallel \\
 E\left\{\sum_{jk} Y \cdot jk^2\right\} &= E \sum_{jk} \left( \sum_{i=1}^t Y_{ijk} \right)^2 = E \sum_{jk} (t \mu + t L_k + R_{j(k)} + \sum_i G_i + \sum_i (LG)_{ki} + \\
 &\quad \sum_i E_{ijk})^2 \\
 &= E \sum_{jk} (t^2 \mu^2 + t^2 L_k^2 + t^2 R_{j(k)}^2 + \sum_i G_i^2 + \sum_i (LG)_{ki}^2 + \sum_i E_{ijk}^2 + d.p.) \\
 &= \sum_{jk} (t^2 E(\mu^2) + t^2 E(L_k^2) + t^2 E(R_{j(k)}^2) + \sum_i E(G_i^2) + \sum_i E(LG)_{ki}^2 + \sum_i E(E_{ijk})^2 + d.p.)
 \end{aligned}$$

E(d.p.)}

$$= \gamma \ell t^2 \mu^2 + \gamma \ell t^2 \sigma_L^2 + \gamma \ell t^2 \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell t \sigma_G^2 + \gamma \ell t \sigma_{LG}^2 + \gamma \ell t \sigma_e^2 + 0$$

→

$$E\left\{\sum_{jk} \frac{Y \cdot jk^2}{t}\right\} = \gamma \ell \mu^2 + \gamma \ell t \sigma_L^2 + \gamma \ell t \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \ell \sigma_{LG}^2 + \gamma \ell \sigma_e^2 \quad \parallel$$

$$E\{\sum_i Y_{i..}^2\} = E\{\sum_i (\sum_{jk} Y_{ijk})^2\} = E\{\sum_i (\gamma \ell \mu + \gamma \sum_k L_k + \sum_{jk} R_{j(k)} + \gamma \ell G_i + \gamma \sum_k$$

$$(LG)_{ki} + \sum_{jk} E_{ijk})^2\}$$

$$= E\{ \sum_{i=1}^t (\gamma^2 \ell^2 \mu^2 + \gamma^2 \sum_k L_k^2 + \sum_{jk} R_{j(k)}^2 + \gamma^2 \ell^2 G_i^2 + \gamma^2 \sum_k (LG)_{ki}^2 + \sum_{jk} E_{ijk}^2 + d.p.) \}$$

$$= \sum_{i=1}^j \{ \gamma^2 \ell^2 E(\mu^2) + \gamma^2 \sum_k E(L_k^2) + \sum_{jk} E(R_{j(k)}^2) + \gamma^2 \ell^2 E(G_i^2) + \gamma^2 \sum_k E(LG)_{ki}^2 +$$

$$\sum_{jk} E(E_{ijk})^2 + E(d.p)$$

$$= \gamma^2 \ell^2 t \mu^2 + \gamma^2 \ell t \sigma_L^2 + \gamma \ell t \sigma_{RCL}^2 + \gamma^2 \ell^2 t \sigma_G^2 + \gamma^2 \ell t \sigma_{LG}^2 + \gamma \ell t \sigma_E^2 + 0$$

—————>

$$E(\sum_i \frac{Y_{i..}^2}{\gamma \ell}) = \gamma \ell t \mu^2 + \gamma t \sigma_L^2 + t \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell t \sigma_G^2 + \gamma t \sigma_{LG}^2 + t \sigma_E^2 \quad ||$$

$$E(\sum_{ik} Y_{i..k}^2) = E\{\sum_{ik} (\sum_j Y_{ijk})^2\} = E\{\sum_{ik} (\gamma \mu + \gamma L_k + \sum_j R_{j(k)} + \gamma G_i + \gamma (LG)_{ki} +$$

$$\sum_j E_{ijk})^2\}$$

$$= E\sum_{ik} (\gamma^2 \mu^2 + \gamma^2 L_k^2 + \sum_j R_{j(k)}^2 + \gamma^2 G_i^2 + \gamma^2 (LG)_{ki}^2 + \sum_j E_{ijk}^2 + d.p.)$$

$$= \sum_{ij} \{ \gamma^2 E(\mu^2) + \gamma^2 E(L_k^2) + \sum_j E(R_{j(k)}^2) + \gamma^2 E(G_i^2) + E(LG)_{ki}^2 + \sum_j E(E_{ijk})^2 +$$

$$E(d.p.)$$

$$= \gamma^2 t \ell \mu^2 + \gamma^2 t \ell \sigma_L^2 + \gamma \ell t \sigma_{RCL}^2 + \gamma^2 \ell t \sigma_G^2 + \gamma^2 \ell t \sigma_{LG}^2 + \gamma \ell t \sigma_E^2 + 0$$

—————>

$$= E\{\sum_{ik} \frac{Y_{i..k}}{\gamma}\} = \gamma \ell t \mu^2 + \gamma \ell t \sigma_L^2 + t \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell t \sigma_G^2 + \gamma \ell \sigma_{GL}^2 + t \sigma_E^2 \quad ||$$

$$\begin{aligned}
E\{\sum_{i=1}^t Y_{i.1}\}^2 &= E\{\sum_i^t (\sum_{j=1}^{\gamma} \sum_{k=1}^t Y_{ijk})\}^2 = E(\sum_{i=1}^t \{\gamma\mu + \gamma\sum_{k=1}^t L_k + \sum_{j=1, k=1}^{\gamma} R_{j(k)} \\
&+ \gamma \sum_{k=1}^t G_i + \gamma \sum_{k=1}^t (LG)_{ki} + \sum_{j=1}^{\gamma} \sum_{k=1}^t E_{ijk}\}^2) \\
&= E\{\gamma t \mu + \gamma t \sum_{k=1}^t L_k + t \sum_{j=1}^{\gamma} \sum_{k=1}^t R_{j(k)} + \gamma \sum_{j=1}^{\gamma} G_i + \gamma \sum_{k=1}^t \sum_{i=1}^t \sum_{k=1}^t (LG)_{ki} + \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^{\gamma} \\
&\quad \sum_{k=1}^t E_{ijk}\}^2 \\
&= E\{t^2 \gamma^2 \mu^2 + \gamma^2 t^2 \sum_{k=1}^t L_k^2 + t^2 \sum_{j=1}^{\gamma} \sum_{k=1}^t R_{j(k)}^2 + \gamma^2 \sum_{k=1}^t \sum_{i=1}^t G_i^2 + \gamma^2 \sum_{i=1}^t \sum_{k=1}^t (LG)_{ki}^2 \\
&+ \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^{\gamma} \sum_{k=1}^t E_{ijk}^2 + \text{doble producto}\} \\
&= t^2 \gamma^2 E(\mu^2) + t^2 \gamma^2 \sum_{k=1}^t E(L_k^2) + t^2 \sum_{j=1}^{\gamma} \sum_{k=1}^t E(R_{j(k)}^2) + \gamma^2 \sum_{i=1}^t E(G_i^2) \\
&+ \gamma^2 \sum_{i=1}^t \sum_{k=1}^t E(LG)_{ik}^2 + \sum_{j=1}^{\gamma} \sum_{k=1}^t (E_{ijk})^2 \\
&= \gamma^2 t^2 \mu^2 + \gamma^2 t^2 \sigma_{L1}^2 + t^2 \gamma^2 \sigma_{RCL}^2 + \gamma^2 t \sigma_G^2 + \gamma^2 t \sigma_{LG}^2 + \gamma t \sigma_e^2 + 0 \\
E\{\sum_{i=1}^t Y_{i.1}\}^2 &= E\{\frac{Y_{..1}}{\gamma t}\}^2 = \frac{\gamma t \mu^2 + \gamma t \sigma_{L1}^2 + t \sigma_{RCL1}^2 + \gamma \sigma_G^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2}{\gamma t} \parallel
\end{aligned}$$

A continuación obtendremos las esperanzas de cuadrados medios, para esto se empieza con la esperanza de sumas de cuadrados y después se dividen entre sus respectivos grados de libertad, obteniéndose la esperanza de los cuadrados medios.

$$E\{SC(LOC)\} = E\left\{\sum_{k=1}^l Y_{..k}^2\right\} - \frac{\{Y_{...}^2\}}{\gamma t}$$

$$= \gamma t \ell \mu^2 + \gamma t \ell \sigma_L^2 + t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \ell \sigma_{LG}^2 + \ell \sigma_e^2$$

$$- (\gamma t \ell \mu^2 + \gamma t \ell \sigma_L^2 + t \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \ell \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2)$$

$$= \gamma t(l-1) \sigma_L^2 + \gamma(l-1) \sigma_{LG}^2 + t(l-1) \sigma_{RCL}^2 + (l-1) \sigma_e^2$$

→

$$E\{\underline{SC}_{l-1}(LOC)\} = \{CM(LOC)\} = \gamma t \sigma_L^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + t \sigma_{RCL}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(Rep/LOC)\} = E\left\{\sum_{j=1}^r \sum_{k=1}^l \frac{Y_{jk}^2}{t} - \sum_{k=1}^l \frac{Y_{..k}^2}{t \gamma}\right\}$$

$$= E\left\{\sum_j \sum_k \frac{Y_{jk}^2}{t}\right\} - E\left\{\sum_k \frac{Y_{..k}^2}{t \gamma}\right\}$$

$$= \gamma \ell t \mu^2 + \gamma \ell \sigma_L^2 + \gamma \ell t \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \ell \sigma_{LG}^2 + \gamma \ell \sigma_e^2$$

$$- (\gamma \ell t \mu^2 + \gamma \ell \sigma_L^2 + t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \ell \sigma_{LG}^2 + \ell \sigma_e^2) = \ell t(r-1) \sigma_{RCL}^2 + \ell(r-1) \sigma_e^2$$

→

$$E\{SC(\underline{Rep/LOC})_{(r-1)\ell}\} = E\{CM(Rep/LOC)\} = t \sigma_{RCL}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(gen)\} = E\left\{\sum_{i=1}^{213} \frac{Y_{i..}^2}{\gamma \ell} - \frac{Y_{...}^2}{t \gamma \ell}\right\} = E\left\{\sum_{i=1}^{213} \frac{Y_{i..}^2}{\gamma \ell}\right\} - E\left\{\frac{Y_{...}^2}{t \gamma \ell}\right\}$$

$$= \gamma \ell t \mu^2 + \gamma \ell \sigma_L^2 + t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell t \sigma_G^2 + \gamma t \sigma_{LG}^2 + t \sigma_e^2$$

$$- (\gamma t \ell \mu^2 + \gamma t \sigma_L^2 + t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2)$$

$$= \gamma \ell(t-1) \sigma_G^2 + \gamma(t-1) \sigma_{LG}^2 + (t-1) \sigma_e^2$$

→

$$E\{\frac{SC(\text{gen})}{t-1}\} = E\{CM(\text{gen})\} = \gamma l \sigma_G^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(\text{cruza})\} = E\{\sum_{i=1}^{160} \frac{Yi..}{\gamma l} - (\sum_{i=1}^{160} Yi..)^2\} = E\{\sum_{i=1}^{160} \frac{Yi..}{\gamma}\}$$

$\frac{1}{160\gamma l}$

$$- E\{\sum_{i=1}^{160} Yi..^2\}$$

$\frac{1}{160\gamma l}$

$$\begin{aligned} &= \gamma lt\mu^2 + \gamma t_L^2 + t_{RCL}^2 + \gamma lt\sigma_G^2 + \gamma t\sigma_{LG}^2 + t\sigma_e^2 \\ &- (\gamma lt\mu^2 + \gamma t\sigma_L^2 + t_{RCL}^2 + \gamma l\sigma_G^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2) \\ &= \gamma l(t-1)\sigma_G^2 + \gamma(t-1)\sigma_{LG}^2 + (t-1)\sigma_e^2 \end{aligned}$$

—————>

$$E\{\frac{SC(\text{cruza})}{t-1}\} = E\{CM(\text{cruza})\} = \gamma l \sigma_G^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(\text{gen}/P_1)\} = E\{\sum_{i=1}^{40} \frac{Yi..}{\gamma l} - (\sum_{i=1}^{40} Yi..)^2\} = E\{\sum_{i=1}^{40} \frac{Yi..}{\gamma l}\} - E\{\sum_{i=1}^{40} \frac{Yi..}{\gamma l}\}^2$$

$\frac{1}{40\gamma l}$

$$\begin{aligned} &= \gamma lt\mu^2 + \gamma t\sigma_L^2 + t_{RCL}^2 + \gamma lt\sigma_{G/P1}^2 + \gamma t\sigma_{L(G/p1)}^2 + t\sigma_e^2 \\ &- \gamma lt\mu^2 + \gamma t\sigma_L^2 + t_{RCL}^2 + \gamma l\sigma_{G/P1}^2 + \gamma \sigma_{L(G/p1)}^2 + \sigma_e^2 \\ &= \gamma l(t-1)\sigma_{G/P1}^2 + \gamma(t-1)\sigma_{L(G/p1)}^2 + (t-1)\sigma_e^2 \end{aligned}$$

—————>

$$E\{\frac{SC G/P1}{t-1}\} = E\{CM(G/P1)\} = \gamma l \sigma_{G/P1}^2 + \gamma \sigma_{L(G/P1)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(\text{gen}/P_2)\} = E\{\sum_{i=41}^{80} \frac{Yi..}{\gamma l} - (\sum_{i=41}^{80} Yi..)^2\} = E\{\sum_{i=41}^{80} \frac{Yi..}{\gamma l}\} - E\{\sum_{i=41}^{80} \frac{Yi..}{\gamma l}\}^2$$

$\frac{1}{40\gamma l}$

$$\begin{aligned} &= \gamma lt\mu^2 + \gamma t\sigma_L^2 + t_{RCL}^2 + \gamma lt\sigma_{G/P2}^2 + \gamma t\sigma_{L(G/P2)}^2 + t\sigma_e^2 \\ &- (\gamma lt\mu^2 + \gamma t\sigma_L^2 + t_{RCL}^2 + \gamma l\sigma_{G/P2}^2 + \gamma \sigma_{L(G/P2)}^2 + \sigma_e^2) \end{aligned}$$

$$= \gamma \ell(t-1) \sigma_{G/P2}^2 + \gamma(t-1) \sigma_{L(G/P2)}^2 + (t-1) \sigma_e^2$$

→

$$\{SC(G/P2)\} = E\{CM(G/P2)\} = \gamma \ell \sigma_{G/P2}^2 + \gamma \sigma_{L(G/P2)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_1/P1 \text{ vs } g_2/P1)\} = E\left(\sum_{i=1}^{25} Y_i \dots\right)^2 + E\left(\sum_{i=26}^{40} Y_i \dots\right)^2 - E\left(\sum_{i=1}^{40} Y_i \dots\right)^2$$

$$\frac{25}{25\gamma\ell} \quad \frac{40}{15\gamma\ell} \quad \frac{40}{40\gamma\ell}$$

$$= 25\gamma \ell \mu^2 + 25\gamma \sigma_L^2 + 25\sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{g_1/P1}^2 + \gamma \sigma_{L(g_1/P1)}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 15\gamma \ell \mu^2 + 15\gamma \sigma_L^2 + 15\sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{g_2/P1}^2 + \gamma \sigma_{L(g_2/P1)}^2 + \sigma_e^2$$

$$- 40\gamma \ell t \mu^2 - 40\gamma \sigma_L^2 - 40\sigma_{RCL}^2 - \gamma \ell \sigma_{G/P1}^2 + \sigma_{L(G/P1)}^2 + -\sigma_e^2$$

→

$$E\{CM(g_1/P1 \text{ vs } g_2/P1)\} = \gamma \ell (\sigma_{g_1/p1}^2 + \sigma_{g_2/p1}^2 - \sigma_{G/p1}^2) + \gamma \{\sigma_{L(g_1/p1)}^2$$

$$+ \sigma_{L(g_2/p1)}^2 - \sigma_{L(G/p1)}^2\} + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(gpo_1/P1)\} = E\left\{\sum_{i=1}^{25} \frac{Y_i \dots^2}{\gamma \ell}\right\} - E\left\{\sum_{i=1}^{25} Y_i \dots\right\}^2$$

$$\frac{25}{25\gamma\ell}$$

$$= 25\gamma \ell \mu^2 + 25\gamma \sigma_L^2 + 25\sigma_{RCL}^2 + 25\gamma \omega_{g_1/p1}^2 + 25\gamma \sigma_{L(g_1/p2)}^2 + 25\sigma_e^2$$

$$- 25\gamma \ell \mu^2 - 25\gamma \sigma_L^2 - 25\sigma_{RCL}^2 - \gamma \ell \sigma_{g_1/p1}^2 - \gamma \sigma_{L(g_1/p1)}^2 - \sigma_e^2$$

$$= \gamma \ell (25-1) \sigma_{g_1/p1}^2 + \gamma (25-1) \sigma_{L(g_1/p1)}^2 + (25-1) \sigma_e^2$$

→

$$E\{CM(g_1/P1)\} = E\{\underline{SC(g_1/p1)}\}_{25-1} = \gamma \ell \sigma_{g_1/p1}^2 + \gamma \sigma_{L(g_1/p1)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_2/P1)\} = E\left\{\sum_{i=26}^{40} \frac{Y_i \dots^2}{\gamma \ell}\right\} - E\left\{\sum_{i=26}^{40} Y_i \dots\right\}^2$$

$$\frac{40}{15\gamma\ell}$$

$$= 15\gamma\ell\mu^2 + 15\gamma\sigma_L^2 + 15\sigma_{RCL}^2 + 15\sigma_{g2/p1}^2 + 15\gamma\sigma_{L(g2/p1)}^2 + 15\sigma_e^2$$

$$- 15\gamma\ell\mu^2 - 15\gamma\sigma_L^2 - 15\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g2/p1}^2 + \gamma\sigma_{L(g2/p1)}^2 - \sigma_e^2$$

$$= \gamma\ell(15-1)\sigma_{g2/p1}^2 + \gamma(15-1)\sigma_{L(g2/p1)}^2 + (15-1)\sigma_e^2$$

→

$$\mathbb{E}\{\frac{\underline{SC}(g_2/p_1)}{15-1}\} = \mathbb{E}\{CM(g_2/p_1)\} = \gamma\ell\sigma_{g2/p1}^2 + \gamma\sigma_{L(g2/p1)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$\mathbb{E}\{SC(g_1/p_2)\} = \mathbb{E}\{\sum_{i=41}^{65} \frac{Y_i \dots}{\gamma\ell}^2\} - \frac{\mathbb{E}\{\sum_{i=41}^{65} Y_i \dots\}^2}{25\gamma\ell}$$

$$= 25\gamma\ell\mu^2 + 25\gamma\sigma_L^2 + 25\sigma_{RCL}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{g1/p2}^2 + 25\gamma\sigma_{L(g1/p2)}^2 + 25\sigma_e^2$$

$$- 25\gamma\ell\mu^2 - 25\gamma\sigma_L^2 - 25\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g1/p2}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p2)}^2 - \sigma_e^2$$

$$= \gamma\ell(25-1)\sigma_{g1/p2}^2 + \gamma(25-1)\sigma_{L(g1/p2)}^2 + (25-1)\sigma_e^2$$

→

$$\mathbb{E}\{CM(g_1/p_2)\} = \mathbb{E}\{\frac{\underline{SC}(g_1/p_2)}{25-1}\} = \gamma\ell\sigma_{g1/p2}^2 + \gamma\sigma_{L(g1/p2)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$\mathbb{E}\{SC(g_2/p_2)\} = \mathbb{E}\{\sum_{i=66}^{80} \frac{Y_i \dots}{\gamma\ell}^2\} - \frac{\mathbb{E}\{\sum_{i=66}^{80} Y_i \dots\}^2}{15\gamma\ell}$$

$$= 15\gamma\ell\mu^2 + 15\gamma\sigma_L^2 + 15\sigma_{RCL}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{g2/p2}^2 + 15\gamma\sigma_{L(g2/p2)}^2 + 15\sigma_e^2$$

$$- 15\gamma\ell\mu^2 - 15\gamma\sigma_L^2 - 15\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g2/p2}^2 - \gamma\sigma_{L(g2/p2)}^2 - \sigma_e^2$$

$$= \gamma\ell(15-1)\sigma_{g2/p2}^2 + \gamma(15-1)\sigma_{L(g2/p2)}^2 + (15-1)\sigma_e^2$$

→

$$\mathbb{E}\{\frac{SC(g_2/p_2)}{15-1} \} = \mathbb{E}\{CM(g_2/p_2)\} = \gamma\ell\sigma_{g_2/p_2}^2 + \gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$\mathbb{E}\{SC(g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2)\} = \frac{\mathbb{E}\left(\sum_{i=41}^{65} Y_i \dots\right)^2 + \mathbb{E}\left(\sum_{i=66}^{80} Y_i \dots\right)^2 - \mathbb{E}\left(\sum_{i=41}^{80} Y_i \dots\right)^2}{\frac{25\gamma\ell}{15\gamma\ell}} \parallel$$

$$= 25\gamma\ell\mu^2 + 25\gamma\sigma_L^2 + 25\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{g_1/p_2}^2 + \gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 15\gamma\ell\mu^2 + 15\gamma\sigma_L^2 + 15\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{g_2/p_2}^2 + \gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 + \sigma_e^2$$

$$- 40\gamma\ell\mu^2 - 40\gamma\sigma_L^2 - 40\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{G/P2}^2 - \gamma\sigma_{L(G/P2)}^2 - \sigma_e^2$$

—————>

$$\mathbb{E}\{CM(g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2)\} = \gamma\ell(\sigma_{g_1/p_2}^2 + \sigma_{g_2/p_2}^2 - \sigma_{G/P2}^2) + \gamma\{\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 + \sigma_{L(g_2/p_2)}^2 - \sigma_{L(G/P2)}^2\} + \sigma_e^2 \parallel$$

$$\mathbb{E}\{SC(G/p_3)\} = \mathbb{E}\left\{\frac{\sum_{i=81}^{120} Y_i \dots^2}{\gamma\ell}\right\} - \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=81}^{120} Y_i \dots\right\}^2}{40\gamma\ell} \parallel$$

$$= \gamma\ell t\mu^2 + \gamma t\sigma_L^2 + t\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell t\sigma_{G/P3}^2 + \gamma t\sigma_{L(G/P3)}^2 + t\sigma_e^2$$

$$- (\gamma\ell t\mu^2 + \gamma t\sigma_L^2 + t\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{G/P3}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P3)}^2 + \sigma_e^2)$$

$$= \gamma\ell(t-1)\sigma_{G/P3}^2 + \gamma(t-1)\sigma_{L(G/P3)}^2 + (t-1)\sigma_e^2$$

—————>

$$\mathbb{E}\{\frac{SC(G/p_3)}{t-1} \} = \mathbb{E}\{CM(G/p_3)\} = \gamma\ell\sigma_{G/P3}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P3)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$\begin{aligned}
E\{SC(g_1/p_3)\} &= E\left\{\sum_{i=81}^{120} \frac{Y_i \dots^2}{\gamma \ell}\right\} - \frac{E\left\{\sum_{i=81}^{120} Y_i \dots\right\}^2}{\frac{25 \gamma \ell}{25}} \\
&= 25 \gamma \ell \mu^2 + 25 \gamma \sigma_L^2 + 25 \sigma_{RCL}^2 + 25 \gamma \ell \sigma_{g_1/p_3}^2 + 25 \gamma \sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + 25 \sigma_e^2 \\
&\quad - (25 \gamma \ell \mu^2 + 25 \gamma \sigma_L^2 - 15 \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{g_1/p_2}^2 + \gamma \sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + \sigma_e^2) \\
&= \gamma \ell (25-1) \sigma_{g_1/p_3}^2 + \gamma (25-1) \sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + (25-1) \sigma_e^2 \\
&\xrightarrow{\hspace{1cm}} \\
E\{\underline{SC(g_1/p_3)}\}_{(25-1)} &= E\{CM(g_1/p_3)\} = \gamma \ell \sigma_{g_1/p_3}^2 + \gamma \sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + \sigma_e^2 \quad ||
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E\{SC(g_2/p_3)\} &= E\left\{\sum_{i=106}^{120} \frac{Y_i \dots^2}{\gamma \ell}\right\} - \frac{E\left\{\sum_{i=106}^{120} Y_i \dots\right\}^2}{\frac{15 \gamma \ell}{15}} \\
&= 15 \gamma \ell \mu^2 + 15 \gamma \sigma_L^2 + 15 \sigma_{RCL}^2 + 15 \gamma \ell \sigma_{g_2/p_3}^2 + 15 \gamma \sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + 15 \sigma_e^2 \\
&\quad - (15 \gamma \ell \mu^2 + 15 \gamma \sigma_L^2 + 15 \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{g_2/p_3}^2 + \gamma \sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + \sigma_e^2) \\
&= \gamma \ell (15-1) \sigma_{g_2/p_3}^2 + \gamma (15-1) \sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + (15-1) \sigma_e^2 \\
&\xrightarrow{\hspace{1cm}} \\
E\{\underline{SC(g_2/p_3)}\}_{15-1} &= E\{CM(g_2/p_3)\} = \gamma \ell \sigma_{g_2/p_3}^2 + \gamma \sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + \sigma_e^2 \quad ||
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E\{SC(g_1/p_3 \text{ vs } g_2/p_3)\} &= E\left(\sum_{i=81}^{105} Y_i \dots\right)^2 + E\left(\sum_{i=106}^{120} Y_i \dots\right)^2 - \frac{E\left(\sum_{i=81}^{120} Y_i \dots\right)^2}{\frac{40 \gamma \ell}{25 \gamma \ell}} \\
&= 25 \gamma \ell \mu^2 + 25 \gamma \sigma_L^2 + 25 \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{g_1/p_3}^2 + \gamma \sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + \sigma_e^2 \\
&\quad + 15 \gamma \ell \mu^2 + 15 \gamma \sigma_L^2 + 15 \sigma_{RCL}^2 + \sigma_{g_2/p_3}^2 + \gamma \sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + \sigma_e^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& - 40\gamma\ell\mu^2 - 40\gamma\sigma_L^2 - 40\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{G/P3}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P3)}^2 - \sigma_e^2 \\
& = \gamma\ell(\sigma_{g1/p3}^2 + \sigma_{g2/p3}^2 - \sigma_{G/P3}^2) + \gamma(\sigma_{L(g1/p3)}^2 + \sigma_{L(g2/p3)}^2 - \sigma_{L(G/P3)}^2) + \sigma_e^2
\end{aligned}$$

→

$$\begin{aligned}
E\{CM(g1/p3 \text{ vs } g2/p3)\} &= \gamma\ell(\sigma_{g1/p3}^2 + \sigma_{g2/p3}^2 - \sigma_{G/P3}^2) + \gamma\{\sigma_{L(g1/p3)}^2 \\
&+ \sigma_{L(g2/p3)}^2 - \sigma_{L(G/P3)}^2\} + \sigma_e^2
\end{aligned}$$

$$E\{SC(c/P4)\} = E\left(\sum_{i=121}^{160} \frac{Y_i \dots^2}{\gamma\ell}\right) - \frac{E\left(\sum_{i=121}^{160} Y_i \dots\right)^2}{40\gamma\ell}$$

$$= 40\gamma\ell\mu^2 + 40\gamma\sigma_L^2 + 40\sigma_{RCL}^2 + 40\gamma\ell\sigma_{G/P4}^2 + 40\gamma\sigma_{L(G/P4)}^2 + 40\sigma_e^2$$

$$- (40\gamma\ell\mu^2 + 40\gamma\sigma_L^2 + 40\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{G/P4}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P4)}^2 + \sigma_e^2)$$

$$= \gamma\ell(40-1)\sigma_{G/P4}^2 + \gamma(40-1)\sigma_{L(G/P4)}^2 + (40-1)\sigma_e^2$$

$$E\{\underline{SC(G/P4)}\}_{40-1} = E\{CM(G/P4)\} = \gamma\ell\sigma_{G/P4}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P4)}^2 + \sigma_e^2$$

$$E\{SC(g1/p4)\} = E\left\{\sum_{i=121}^{145} \frac{Y_i \dots^2}{\gamma\ell}\right\} - \frac{E\left\{\sum_{i=121}^{145} Y_i \dots\right\}^2}{25\gamma\ell}$$

$$= 25\gamma\ell\mu^2 + 25\gamma\sigma_L^2 + 25\sigma_{RCL}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{g1/p4}^2 + 25\gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 + 25\sigma_e^2$$

$$- (25\gamma\ell\mu^2 + 25\gamma\sigma_L^2 + 25\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{g1/p4}^2 + \gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 + \sigma_e^2)$$

$$= \gamma\ell(25-1)\sigma_{g1/p4}^2 + \gamma(25-1)\sigma_{L(g1/p4)}^2 + (25-1)\sigma_e^2$$

→

$$E\{\underline{SC(g_1/p_4)}_{25-1}\} = E\{CM(g_1/P_4)\} = \gamma \ell \sigma_{g_1/p_4}^2 + \gamma \sigma_{L(g_1/p_4)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_2/p_4)\} = E\left\{\sum_{i=146}^{160} \frac{Y_i..^2}{\gamma \ell}\right\} - \frac{E\left\{\sum_{i=146}^{160} Y_i..\right\}^2}{15 \gamma \ell}$$

$$= 15\gamma \ell \mu^2 + 15\gamma \sigma_L^2 + 15\sigma_{RCL}^2 + 15\gamma \ell \sigma_{g_2/p_4}^2 + 15\gamma \sigma_{L(g_2/p_4)}^2 + 15\sigma_e^2$$

$$- (15\gamma \ell \mu^2 + 15\gamma \sigma_L^2 + 15\sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{g_2/p_4}^2 + \gamma \sigma_{L(g_2/p_4)}^2 + \sigma_e^2)$$

$$= \gamma \ell (15-1) \sigma_{g_2/p_4}^2 + \gamma (15-1) \sigma_{L(g_2/p_4)}^2 + (15-1) \sigma_e^2$$

—————>

$$E\{SC(g_2/p_4)\} = E\{CM(g_2/P_4)\} = \gamma \ell \sigma_{(g_2/p_4)}^2 + \gamma \sigma_{L(g_2/p_4)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{g_1/p_4 \text{ vs } g_2/p_4\} = E\left\{\sum_{i=121}^{145} Y_i..^2\right\} + E\left\{\sum_{i=146}^{160} Y_i..^2\right\} - \frac{E\left\{\sum_{i=121}^{160} Y_i..\right\}^2}{40 \gamma \ell}$$

$$= 25\gamma \ell \mu^2 + 25\gamma \sigma_L^2 + 25\sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{g_1/p_4}^2 + \gamma \sigma_{L(g_1/p_4)}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 15\gamma \ell \mu^2 + 15\gamma \sigma_L^2 + 15\sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{g_2/p_4}^2 + \gamma \sigma_{L(g_2/p_4)}^2 + \sigma_e^2$$

$$- 40\gamma \ell \mu^2 - 40\gamma \sigma_L^2 - 40\sigma_{RCL}^2 - \gamma \ell \sigma_{G/P_4}^2 - \gamma \sigma_{L(G/P_4)}^2 - \sigma_e^2$$

$$= \gamma \ell (\sigma_{g_1/p_4}^2 + \sigma_{g_2/p_4}^2 - \sigma_{G/P_4}^2) + \gamma \{\sigma_{L(g_1/p_4)}^2 + \sigma_{L(g_2/g_4)}^2 - \sigma_{L(G/P_4)}^2\} + \sigma_e^2$$

—————>

$$E\{CM(g_1/p_4) \text{ vs } (g_2/p_4)\} = \gamma \ell \{\sigma_{g_1/p_4}^2 + \sigma_{g_2/p_4}^2 - \sigma_{G/P_4}^2\} +$$

$$\gamma \{\sigma_{L(g_1/p_4)}^2 + \sigma_{L(g_2/p_4)}^2 - \sigma_{L(G/p_4)}^2\} + \sigma_e^2 \parallel$$

$$\mathbb{E}\{\text{SC(Prob)}\} = \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=1}^{40} Y_{i..}\right\}^2 + \mathbb{E}\left\{\sum_{i=41}^{80} Y_{i..}\right\}^2 + \mathbb{E}\left\{\sum_{i=81}^{120} Y_{i..}\right\}^2}{40\gamma\ell}$$

$$+ \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=121}^{160} Y_{i..}\right\}^2 - \mathbb{E}\left\{\sum_{i=1}^{160} Y_{i..}\right\}^2}{160\gamma\ell}$$

$$= 40\gamma\ell\mu^2 + 40\gamma\sigma_L^2 + 40\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{P1}^2 + \gamma\sigma_{LP1}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 40\gamma\ell\mu^2 + 40\gamma\sigma_L^2 + 40\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{P2}^2 + \gamma\sigma_{LP2}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 40\gamma\ell\mu^2 + 40\gamma\sigma_L^2 + 40\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{P3}^2 + \gamma\sigma_{LP3}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 40\gamma\ell\mu^2 + 40\gamma\sigma_L^2 + 40\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_{P4}^2 + \gamma\sigma_{LP4}^2 + \sigma_e^2$$

$$- 160\gamma\ell\mu^2 - 160\gamma\sigma_L^2 - 160\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_P^2 - \gamma\sigma_{LP}^2 - \sigma_e^2$$

$$= 4\gamma\ell\sigma_P^2 - \gamma\ell\sigma_P^2 + 4\gamma\sigma_{LP}^2 - \gamma\sigma_{LP}^2 + 4\sigma_e^2 - \sigma_e^2$$

$$= \gamma\ell\sigma_P^2(4-1) + \gamma\sigma_{LP}^2(4-1) + \sigma_e^2(4-1)$$

—————>

$$\mathbb{E}\{\text{SC(Prob)}\}_{4-1} = \mathbb{E}(\text{CM(Prob)}) = \gamma\ell\sigma_P^2 + \gamma\sigma_{LP}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$\mathbb{E}\{\text{SC(tes)}\} = \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=161}^{214} \frac{Y_{i..}^2}{\gamma\ell}\right\} - \mathbb{E}\left\{\sum_{i=161}^{214} Y_{i..}\right\}^2}{54\gamma\ell}$$

$$= 54\gamma\ell\mu^2 + 54\gamma\sigma_L^2 + 54\sigma_{RCL}^2 + 54\gamma\ell\sigma_T^2 + 54\gamma\sigma_{LT}^2 + 54\sigma_e^2$$

$$- 54\gamma\ell\mu^2 - 54\gamma\sigma_L^2 - 54\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_T^2 - \gamma\sigma_{LT}^2 - \sigma_e^2$$

$$= \gamma \ell \sigma_T^2 (54-1) + \gamma \sigma_{LT}^2 (54-1) + \sigma_e^2 (54-1)$$

→

$$E\{\frac{SC(tes)}{54-1}\} = E\{CM(tes)\} = \gamma \ell \sigma_T^2 + \gamma \sigma_{LT}^2 + \sigma_e^2 \|$$

$$E\{SC(C \text{ vs } Tes)\} = E\{\frac{\sum_{i=1}^{160} Y_i \dots}{160 \gamma \ell}\}^2 + \{\frac{\sum_{i=161}^{214} Y_i \dots}{54 \gamma \ell}\}^2 - E\{\sum_{i=1}^{214} Y_i \dots\}^2 \frac{1}{214 \gamma \ell}$$

$$= 160 \gamma \ell \mu^2 + 160 \gamma \sigma_L^2 + 160 \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_C^2 + \gamma \sigma_{LC}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 54 \gamma \ell \mu^2 + 54 \gamma \sigma_L^2 + 54 \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_{tes}^2 + \gamma \sigma_{Ltes}^2 + \sigma_e^2$$

$$- 214 \gamma \ell \mu^2 - 214 \gamma \sigma_L^2 - 214 \sigma_{RCL}^2 - \gamma \ell \sigma_G^2 - \gamma \sigma_{LG}^2 - \sigma_e^2$$

$$= \gamma \ell (\sigma_C^2 + \sigma_{tes}^2 - \sigma_G^2) + \gamma (\sigma_{LC}^2 + \sigma_{Ltes}^2 - \sigma_{LG}^2) + \sigma_e^2$$

→

$$E\{CM(C \text{ vs } Tes)\} = \gamma \ell (\sigma_C^2 + \sigma_{tes}^2 - \sigma_G^2) + \gamma (\sigma_{LC}^2 + \sigma_{Ltes}^2 - \sigma_{LG}^2) + \sigma_e^2 \|$$

$$E\{SC(GxL)\} = E\{\frac{\sum_{i,k=1}^2 Y_i \cdot k}{t \gamma \ell}\} - \frac{E\{Y \dots\}^2}{t \gamma \ell} - E\{SC(G)\} - E\{SC(L)\}$$

$$= \gamma \ell t \mu^2 + \gamma \ell t \sigma_L^2 + \ell t \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell t \sigma_G^2 + \gamma \ell t \sigma_{LG}^2 + \ell t \sigma_e^2$$

$$- (\gamma \ell t \mu^2 + \gamma t \sigma_L^2 + t \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2)$$

$$- (\gamma t \ell \sigma_L^2 + t \ell \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_G^2 + \ell \sigma_e^2 - \gamma t \sigma_L^2 - \gamma \ell \sigma_{RCL}^2 - \gamma \sigma_{LG}^2 - \sigma_e^2)$$

$$- (\gamma \ell t \sigma_G^2 + \gamma t \sigma_{LG}^2 + t \sigma_e^2 - \gamma \ell \sigma_G^2 - \gamma \sigma_{LG}^2 - \sigma_e^2)$$

$$= \gamma \ell t \sigma_{LG}^2 - \gamma \ell \sigma_{LG}^2 - \gamma t \sigma_{LG}^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + \ell t \sigma_e^2 - \ell \sigma_e^2 - t \sigma_e^2 + \sigma_e^2$$

$$= \gamma \sigma_{LG}^2 (\ell t - \ell - t + 1) + \sigma_e^2 (\ell t - \ell - t + 1)$$

→

$$E\left\{\frac{SC(GxL)}{\ell t - \ell - t + 1}\right\} = E\{CM(GxL)\} = \gamma \sigma_{LG}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(CxL)\} = E\left\{\sum_{i,k=1}^{160,} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\right\} - E\left\{\sum_{i=1}^{160,} Y_i ..\right\}^2 - E\{SC(C)\} - E\{SC(L)\}$$

$$\frac{160 \gamma \ell}{160 \gamma \ell}$$

$$= 160 \gamma \ell \mu^2 + 160 \gamma \ell \sigma_L^2 + 160 \ell \sigma_{RCL}^2 + 160 \gamma \ell \sigma_C^2 + 160 \gamma \ell \sigma_{CL}^2 + 160 \ell \sigma_e^2$$

$$- (160 \gamma \ell \mu^2 + 160 \gamma \sigma_L^2 + 160 \sigma_{RCL}^2 + \gamma \ell \sigma_C^2 + \gamma \sigma_{CL}^2 + \sigma_e^2)$$

$$- (160 \gamma \ell \sigma_L^2 - 160 \gamma \sigma_L^2 + \gamma \ell \sigma_{CL}^2 - \gamma \sigma_{CL}^2 + 160 \ell \sigma_{RCL}^2 - 160 \sigma_{RCL}^2 + \ell \sigma_e^2 - \sigma_e^2)$$

$$- (160 \gamma \ell \sigma_C^2 - \gamma \ell \sigma_C^2 + 160 \gamma \sigma_{CL}^2 - \gamma \sigma_{CL}^2 + 160 \sigma_e^2 - \sigma_e^2)$$

$$= 160 \gamma \ell \sigma_{CL}^2 - \gamma \ell \sigma_{CL}^2 - 160 \gamma \sigma_{CL}^2 + \gamma \sigma_{CL}^2 + 160 \ell \sigma_e^2 - \ell \sigma_e^2 - 160 \sigma_e^2 + \sigma_e^2$$

$$= \gamma \sigma_{CL}^2 (160 \ell - \ell - 160 + 1) + \sigma_e^2 (160 \ell - \ell - 160 + 1)$$

→

$$E\left\{\frac{SC(CxL)}{160 \ell - \ell - 160 + 1}\right\}_1 = E\{CM(CxL)\} = \gamma \sigma_{CL}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(General/P_1) \times LOC\} = E\left\{\sum_{i,k=1}^{40,2} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\right\} - E\left\{\sum_{i=1}^{40} Y_i ..\right\}^2 - E\{SC(G/P_1)\}$$

$$\frac{40 \gamma \ell}{40 \gamma \ell}$$

$$- E\{SC(LOC)\}$$

$$= 40 \gamma \ell \mu^2 + 40 \gamma \ell \sigma_L^2 + 40 \ell \sigma_{RCL}^2 + 40 \gamma \ell \sigma_{G/P1}^2 + 40 \gamma \ell \sigma_{L(G/P1)}^2 + 40 \ell \sigma_e^2$$

$$- 40 \gamma \ell \mu^2 - 40 \gamma \sigma_L^2 - 40 \sigma_{RCL}^2 - \gamma \ell \sigma_{G/P1}^2 - \gamma \sigma_{L(G/P1)}^2 - \sigma_e^2$$

$$\begin{aligned}
& - \{ 40\gamma\ell\sigma_{G/P1}^2 - \gamma\ell\sigma_{G/P1}^2 + 40\gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 - \gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 + 40\sigma_e^2 - \sigma_e^2 \} \\
& - \{ 40\gamma\ell\sigma_L^2 - 40\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(G/P1)}^2 - \gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 + 40\ell\sigma_{RCL}^2 - 40\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2 \} \\
& = 40\gamma\ell\sigma_{L(G/P1)}^2 - 40\gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(G/P1)}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 + 40\ell\sigma_e^2 - 40\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2 \\
& = \gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 (40\ell - 40 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (40\ell - 40 - \ell + 1)
\end{aligned}$$

→

$$\frac{E\{SC(Gen/P_1)xLOC\}}{40\ell - 40 - \ell + 1} = E\{CM(gen/P_1)xLOC\} = \gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_1/p_1)xloc\} = E\left\{ \sum_{i,k=1}^{25,2} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma} \right\} - E\left\{ \frac{\sum_{i=1}^{25} Y_i \dots}{25\gamma\ell} \right\}^2 - E\{SC(g_1/p_1)\}$$

- E{SC(LOC)}

$$\begin{aligned}
& = 25\gamma\ell\mu^2 + 25\gamma\ell\sigma_L^2 + 25\ell\sigma_{RCL}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{g1/p1}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{L(g1/P1)}^2 + 25\ell\sigma_e^2 \\
& - 25\gamma\ell\mu^2 - 25\gamma\sigma_L^2 - 25\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{(g1/p1)}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 - \sigma_e^2 \\
& - (25\gamma\ell\sigma_{g1/p1}^2 + 25\gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 + 25\sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g1/p1}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 - \sigma_e^2) \\
& - (25\gamma\ell\sigma_L^2 - 25\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g1/p1)}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 + 25\ell\sigma_{RCL}^2 - 25\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
& = 25\gamma\ell\sigma_{L(g1/p1)}^2 - 25\gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(g1/p1)}^2 + \gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 + 25\ell\sigma_e^2 - 25\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2 \\
& = \gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 (25\ell - 25 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (25\ell - 25 - \ell + 1)
\end{aligned}$$

→

$$\frac{E\{SC(g_1/p_1)xLOC\}}{25\ell - 25 - \ell + 1} = E\{CM(g_1/p_1)xLOC\} = \gamma\sigma_{L(g_1/p_1)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$\begin{aligned}
E\{SC(g_2/P_1) \times LOC\} &= E\left\{\sum_{i=26}^{40,2} \frac{Y_i \cdot K^2}{\gamma}\right\} - E\left\{\sum_{i=26}^{40} \frac{Y_i \dots}{15\gamma}\right\}^2 - E\{SC(g_2/g_1)\} \\
&\quad - E\{SC(LOC)\} \\
&= 15\gamma\ell\mu^2 + 15\gamma\ell\sigma_L^2 + 15\ell\sigma_{RCL}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{g_2/p_1}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 + 15\ell\sigma_e^2 \\
&\quad - 15\gamma\ell\mu^2 - 15\gamma\sigma_L^2 - 15\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g_2/p_1}^2 - \gamma\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 - \sigma_e^2 \\
&\quad - (15\gamma\ell\sigma_{g_2/p_1}^2 + 15\gamma\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 + 15\sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g_2/p_1}^2 - \gamma\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 - \sigma_e^2) \\
&\quad - (15\gamma\ell\sigma_L^2 - 15\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 - \gamma\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 + 15\ell\sigma_{RCL}^2 - 15\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
&= 15\gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 - 15\gamma\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 + \gamma\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 + 15\ell\sigma_e^2 \\
&\quad - 15\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2 \\
&= \gamma\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 (15\ell - 15 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (15\ell - 15 - \ell + 1)
\end{aligned}$$

—————>

$$E\{\underline{SC(g_2/p_1) \times LOC}\}_{15\ell-15-\ell+1} = E\{CM(g_2/p_1) \times LOC\} = \gamma\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC\{(g_1/p_1) \text{ vs } (g_2/p_1)\} \times LOC\} = E\left\{\sum_{i=1}^{25} Y_i \cdot 1\right\}^2 + E\left\{\sum_{i=1}^{40} Y_i \cdot 1\right\}^2$$

$$\frac{- E\left\{\sum_{i=1}^{40} Y_i \cdot 1\right\}^2 + E\left\{\sum_{i=1}^{25} Y_i \cdot 2\right\}^2 + E\left\{\sum_{i=1}^{40} Y_i \cdot 2\right\}^2 - E\left\{\sum_{i=1}^{26} Y_i \cdot 2\right\}^2}{40\gamma}$$

$$- E\{SC\{g_1/p_1 \text{ vs } g_2/p_1\}\}$$

$$\begin{aligned}
&= 25\gamma\mu^2 + 25\gamma\sigma_{L1}^2 + 25\sigma_{RCL1}^2 + \gamma\sigma_{g_1/p_1}^2 + \gamma\sigma_{L1(g_1/p_1)}^2 + \sigma_e^2 \\
&\quad - 15\gamma\mu^2 + 15\gamma\sigma_{L1}^2 + 15\sigma_{RCL1}^2 + \gamma\sigma_{g_2/p_1}^2 + \gamma\sigma_{L1(g_2/p_1)}^2 + \sigma_e^2 \\
&\quad - 40\gamma\mu^2 - 40\gamma\sigma_{L1}^2 - 40\sigma_{RCL1}^2 - \gamma_{G/P1}^2 - \gamma\sigma_{L1(G/P1)}^2 - \sigma_e^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& + 25\gamma\mu^2 + 25\gamma\sigma_{L2}^2 + 25\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{g1/p1}^2 + \gamma\sigma_{L2(g1/p1)}^2 + \sigma_e^2 \\
& + 15\gamma\mu^2 + 15\gamma\sigma_{L2}^2 + 15\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{g2/p1}^2 + \gamma\sigma_{L2(g2/p1)}^2 + \sigma_e^2 \\
& - 40\gamma\mu^2 - 40\gamma\sigma_{L2}^2 - 40\sigma_{RCL2}^2 - \gamma\sigma_{G/P1}^2 - \gamma\sigma_{L2(G/P1)}^2 - \sigma_e^2 \\
& - \gamma\ell\sigma_{g1/p1}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 - \sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g2/p1}^2 - \gamma\sigma_{L(g2/p1)}^2 - \sigma_e^2 + \gamma\ell\sigma_{G/P1}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 + \sigma_e^2 \\
& = \gamma\ell\sigma_{L(g1/p1)}^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g2/p1)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(G/P1)}^2 + \ell\omega_e^2 - \sigma_e^2 \\
& - \gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 - \gamma\sigma_{L(g2/p1)}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 \\
& = \gamma\sigma_{L(g1/p1)}^2 (\ell-1) + \gamma\sigma_{L(g2/p1)}^2 (\ell-1) - \gamma\sigma_{L(G/P1)}^2 (\ell-1) + \sigma_e^2 (\ell-1) \\
& = (\ell-1) \{ \gamma (\sigma_{L(g1/p1)}^2 + \sigma_{L(g2/p1)}^2 - \sigma_{L(G/P1)}^2) + \sigma_e^2 \}
\end{aligned}$$

$$\frac{E\{SC\{g_1/p_1 \text{ vs } g_2/p_1\}x_{LOC}\}}{\ell-1} = E\{CM\{g_1/p_1 \text{ vs } g_2/p_1\}x_{LOC}\}$$

$$= \gamma \{ \sigma_{L(g1/p1)}^2 + \sigma_{L(g2/p1)}^2 - \sigma_{L(G/P1)}^2 \} + \sigma_e^2$$

$$E\{SC(G/P_2) \times LOC\} = E\left\{\sum_{i=41}^{80,2} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\right\} - E\left\{\sum_{i=41}^{80} Y_i \dots\right\}^2 - E\{SC(G/P_2)\}$$

-E{ SC(LOC) }

$$\begin{aligned}
 &= 40\gamma l\mu^2 + 40\gamma l\sigma_L^2 + 40l\sigma_{RCL}^2 + 40\gamma l\sigma_{G/P2}^2 + 40\gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2 + 40l\sigma_e^2 \\
 \\ 
 &- 40\gamma l\mu^2 - 40\gamma l\sigma_L^2 - 40l\sigma_{RCL}^2 - \gamma l\sigma_{G/P2}^2 - \gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2 - \sigma_e^2 \\
 \\ 
 &- (40\gamma l\sigma_{G/P2}^2 - \gamma l\sigma_{G/p2}^2 + 40\gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2 - \gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2 + 40l\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
 \\ 
 &- (40\gamma l\sigma_L^2 - 40\gamma l\sigma_L^2 + \gamma l\sigma_{L(G/p2)}^2 - \gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2 + 40l\sigma_{RCL}^2 - 40l\sigma_{RCL}^2 + l\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
 \\ 
 &= 40\gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2 - 40\gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2 - \gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2 + \gamma l\sigma_{L(G/P2)}^2
 \end{aligned}$$

$$+ 40\ell\sigma_e^2 - 40\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2$$

$$= \gamma\sigma_{L(G/P2)}^2 (40\ell - 40 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (40\ell - 40 - \ell + 1)$$

$$E\{\frac{SC\{G/P2\}xLOC}{40\ell - 40 - \ell + 1}\} = E\{CM\{G/P2\}xLOC\} = \gamma\sigma_{L(G/P2)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_1/p_2)xLOC\} = E\sum_{i=41}^{65} \sum_{k=1}^2 \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma} - E\{\sum_{i=41}^{65} Y_i \dots\}^2 - E\{SC(g_1/p_2)\} \frac{1=41}{25\gamma\ell}$$

$$- E\{SC(LOC)\}$$

$$= 25\gamma\ell\mu^2 + 25\gamma\ell\sigma_L^2 + 25\ell\sigma_{RCL}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{g_1/p_2}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 + 25\ell\sigma_e^2$$

$$- 25\gamma\ell\mu^2 - 25\gamma\sigma_L^2 - 25\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g_1/p_2}^2 - \gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 - \sigma_e^2$$

$$- (25\gamma\ell\sigma_{g_1/p_2}^2 + 25\gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 + 25\sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g_1/p_2}^2 - \gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 - \sigma_e^2)$$

$$- (25\gamma\ell\sigma_L^2 - 25\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 - \gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 + 25\ell\sigma_{RCL}^2 - 25\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2)$$

$$= 25\gamma\ell\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 - 25\gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 + \gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2$$

$$+ 25\ell\sigma_e^2 - 25\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2$$

$$= \gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 (25\ell - 25 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (25\ell - 25 - \ell + 1)$$

$$E\{\frac{SC(g_1/p_2)xLOC}{25\ell - 25 - \ell + 1}\} = E\{CM(g_1/p_2)xLOC\} = \gamma\sigma_{L(g_1/p_2)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_2/p_2)xLOC\} = E\{\sum_{i=66}^{80} \sum_{k=1}^2 \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\} - E\{\sum_{i=66}^{80} \frac{Y_i \dots}{15\gamma\ell}\}^2 - E\{SC(g_2/p_2)\}$$

$$- E\{SC(LOC)\}$$

$$= 15\gamma\ell\mu^2 + 15\gamma\ell\sigma_L^2 + 15\ell\sigma_{RCL}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{g_2/p_2}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 + 15\ell\sigma_e^2$$

$$- 15\gamma\ell\mu^2 - 15\gamma\sigma_L^2 - 15\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g_2/p_2}^2 - \gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 - \sigma_e^2 - (15\gamma\ell\sigma_{g_2/p_2}^2)$$

$$+ 15\gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 + 15\sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g_2/p_2}^2 - \gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 - \sigma_e^2) - (15\gamma\ell\sigma_L^2 - 15\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g_2/g_2)}^2)$$

$$- \gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 + 15\ell\sigma_{RCL}^2 - 15\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2)$$

$$= 15\gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 - 15\gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 + \gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2$$

$$+ 15\ell\sigma_e^2 - 15\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2$$

$$= \gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 \{15\ell - 15 - \ell + 1\} + \sigma_e^2 \{15\ell - 15 - \ell + 1\}$$

—————>

$$E\{\frac{SC(g_2/p_2) \times LOC}{15\ell - 15 - \ell + 1}\} = E\{CM(g_2/p_2) \times LOC\} = \gamma\sigma_{L(g_2/p_2)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2) \times LOC\} = E\{\frac{\sum_{i=41}^{65} Y_{i.1}}{25\gamma} \}^2 + E\{\frac{\sum_{i=66}^{80} Y_{i.1}}{15\gamma} \}^2$$

$$- E\{\frac{\sum_{i=41}^{80} Y_{i.1}}{40\gamma} \}^2 + E\{\frac{\sum_{i=41}^{65} Y_{i.2}}{25\gamma} \}^2 + E\{\frac{\sum_{i=66}^{80} Y_{i.2}}{15\gamma} \}^2 - E\{\frac{\sum_{i=41}^{80} Y_{i.2}}{40\gamma} \}^2$$

$$- E\{SC(g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2)\}$$

$$= 25\gamma\mu^2 + 25\gamma\sigma_{L1}^2 + 25\sigma_{RCL1}^2 + \gamma\sigma_{g_1/p_2}^2 + \sigma_{L1(g_1/p_2)}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 15\gamma\mu^2 + 15\gamma\sigma_{L1}^2 + 15\sigma_{RCL1}^2 + \gamma\sigma_{g_2/p_2}^2 + \gamma\sigma_{L1(g_2/p_2)}^2 + \sigma_e^2$$

$$- 40\gamma\mu^2 - 40\gamma\sigma_{L1}^2 - 40\sigma_{RCL1}^2 - \gamma\sigma_{G/P2}^2 - \gamma\sigma_{L1(G/P2)}^2 - \sigma_e^2$$

$$+ 25\gamma\mu^2 + 25\gamma\sigma_{L2}^2 + 25\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{g_1/p_2}^2 + \gamma\sigma_{L2(g_1/g_2)}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 15\gamma\mu^2 + 15\gamma\sigma_{L2}^2 + 15\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{g_2/p_2}^2 + \gamma\sigma_{L2(g_2/p_2)}^2 + \sigma_e^2$$

$$- 40\gamma\mu^2 - 40\gamma\sigma_{L2}^2 - 40\sigma_{RCL2}^2 - \gamma\sigma_{G/P2}^2 - \gamma\sigma_{L2(G/P2)}^2 - \sigma_e^2$$

$$\begin{aligned}
& - \gamma \ell \sigma_{g1/p2}^2 - \gamma \sigma_{L(g1/p2)}^2 - \sigma_e^2 - \gamma \ell \sigma_{g2/p2}^2 - \gamma \sigma_{L(g2/p2)}^2 - \sigma_e^2 \\
& + \gamma \ell \sigma_{G/P2}^2 + \gamma \sigma_{L(G/P2)}^2 + \sigma_e^2 \\
& = \gamma \ell \sigma_{L(g1/p2)}^2 + \gamma \ell \sigma_{L(g2/g2)}^2 - \gamma \ell \sigma_{L(G/P2)}^2 + \ell \sigma_e^2 - \sigma_e^2 \\
& - \gamma \sigma_{L(g1/p2)}^2 - \gamma \ell \sigma_{L(g2/g2)}^2 + \gamma \sigma_{L(G/P2)}^2 \\
& = \gamma \sigma_{L(g1/p2)}^2 (\ell-1) + \gamma \sigma_{L(g2/p2)}^2 (\ell-1) - \gamma \sigma_{L(G/P2)}^2 (\ell-1) + (\ell-1) \sigma_e^2 \\
& = (\ell-1) \gamma \{\sigma_{L(g1/p2)}^2 + \sigma_{L(g2/p2)}^2 - \sigma_{L(G/P2)}^2\} + \sigma_e^2 (\ell-1)
\end{aligned}$$

—————→

$$E\{\frac{SC(g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2) \times LOC}{\ell-1}\} = E\{CM(g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2) \times LOC\}$$

$$= \gamma \{\sigma_{L(g1/p2)}^2 + \sigma_{L(g2/p2)}^2 - \sigma_{L(G/P2)}^2\} + \sigma_e^2$$

$$E\{SC(G/P3) \times LOC\} = E \sum_{i,k}^{40 \cdot \ell} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma} - E \{ \frac{\sum_{i=81}^{120} Y_i \dots}{40 \gamma \ell} \}^2$$

$$- E\{SC(G/P3)\} - E\{SC(LOC)\}$$

$$= 40 \gamma \ell \mu^2 + 40 \gamma \ell \sigma_L^2 + 40 \ell \sigma_{RCL}^2 + 40 \gamma \ell \sigma_{G/P3}^2 + 40 \gamma \ell \sigma_{L(G/P3)}^2 + 40 \ell \sigma_e^2$$

$$- 40 \gamma \ell \mu^2 - 40 \gamma \sigma_L^2 - 40 \ell \sigma_{RCL}^2 - \gamma \ell \sigma_{G/P3}^2 - \gamma \sigma_{L(G/P3)}^2 - \sigma_e^2$$

$$- (40 \gamma \ell \sigma_{G/P3}^2 - \gamma \ell \sigma_{G/P3}^2 + 40 \gamma \sigma_{L(G/P3)}^2 - \gamma \sigma_{L(G/P3)}^2 + 40 \sigma_e^2 - \sigma_e^2)$$

$$- (40 \gamma \ell \sigma_L^2 - 40 \gamma \sigma_L^2 + \gamma \ell \sigma_{L(G/P3)}^2 - \gamma \sigma_{L(G/P3)}^2 + 40 \ell \sigma_{RCL}^2 - 40 \sigma_{RCL}^2 + \ell \sigma_e^2 - \sigma_e^2)$$

$$= \{40 \gamma \ell \sigma_{L(G/P3)}^2 - 40 \gamma \sigma_{L(G/P3)}^2 - \gamma \ell \sigma_{L(G/P3)}^2 + \gamma \sigma_{L(G/P3)}^2 + 40 \ell \sigma_e^2 - 40 \sigma_e^2$$

$$- 40 \ell \sigma_e^2 + \sigma_e^2$$

$$= \gamma \sigma_{L(G/P_3)}^2 \{40\ell - 40 - \ell + 1\} + \sigma_e^2 (40\ell - 40 - \ell + 1)$$

→

$$E\{\frac{SC(G/P_3) XLOC}{40\ell - 40 - \ell + 1}\} = E\{CM(G/P_3) XLOC\} = \gamma \sigma_{L(G/P_3)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_1/p_3) XLOC\} = E\{\sum_{\substack{i, k \\ i=81}}^{105, 2} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\} - E\{\sum_{i=81}^{105} Y_i \dots\}^2 - E\{SC(g_1/g_3)\}$$

$$\frac{25\gamma\ell}{25\gamma\ell}$$

$$- E\{SC(LOC)\}$$

$$= 25\gamma\ell\mu^2 + 25\gamma\ell\sigma_L^2 + 25\ell\sigma_{RCL}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{g_1/p_3}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + 25\ell\sigma_e^2$$

$$- 25\gamma\ell\mu^2 - 25\gamma\sigma_L^2 - 25\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g_1/p_3}^2 - \gamma\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 - \sigma_e^2$$

$$- (25\gamma\ell\sigma_{g_1/p_3}^2 + 25\gamma\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + 25\sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g_1/p_3}^2 - \sigma_{L(g_1/p_3)}^2 - \sigma_e^2)$$

$$- (25\gamma\ell\sigma_L^2 - 25\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 - \gamma\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + 25\ell\sigma_{RCL}^2 - 25\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2)$$

$$= 25\gamma\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 - 25\gamma\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + \gamma\sigma_{L(g_1/p_3)}^2$$

$$+ 25\ell\sigma_e^2 - 25\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2$$

$$= \gamma\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 (25\ell - 25 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (25\ell - 25 - \ell + 1)$$

→

$$E\{\frac{SC(g_1/p_3) XLOC}{25\ell - 25 - \ell + 1}\} = E\{CM(g_1/p_3) XLOC\} = \gamma\sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + \sigma_e^2$$

$$E\{SC(g_2/p_3) XLOC\} = E\{\sum_{\substack{i, k=1 \\ i=106}}^{120, 2} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\} - E\{\sum_{i=106}^{120} Y_i \dots\}^2 - E\{SC(g_2/p_3)\}$$

$$\frac{15\gamma\ell}{15\gamma\ell}$$

$$- E\{SC(LOC)\}$$

$$= 15\gamma\ell\mu^2 + 15\gamma\ell\sigma_L^2 + 15\ell\sigma_{RCL}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{g_2/p_3}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + 15\ell\sigma_e^2$$

$$\begin{aligned}
& - 15\gamma\ell\mu - 15\gamma\sigma_L^2 - 15\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g_2/p_3}^2 - \gamma\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 - \sigma_e^2 \\
& - (15\gamma\ell\sigma_{g_2/p_3}^2 + 15\gamma\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + 15\sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g_2/p_3}^2 - \gamma\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 - \sigma_e^2) \\
& - (15\gamma\ell\sigma_L^2 - 15\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 - \gamma\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + 15\ell\sigma_{RCL}^2 - 15\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
= & 15\gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 - 15\gamma\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + \gamma\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 \\
+ & 15\ell\sigma_e^2 - 15\sigma_e^2 + \sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 \\
= & \gamma\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 (15\ell - 15 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (15\ell - 15 - \ell + 1)
\end{aligned}$$

—————→

$$E\{\frac{SC(g_2/p_3) XLOC}{15\ell - 15 - \ell + 1}\} = E\{CM(g_2/p_3) xLOC\} = \gamma\sigma_{L(g_2/p_3)}^2 + \sigma_e^2 \quad ||$$

$$E\{SC(g_1/p_3 \text{ vs } g_2/p_3) XLOC\} = \frac{E\{\sum_{i=81}^{105} Y_i \cdot 1\}^2 + E\{\sum_{i=106}^{120} Y_i \cdot 1\}^2}{\frac{25\gamma}{15\gamma}}$$

$$-E\{\sum_{i=81}^{120} Y_i \cdot 1\}^2 + E\{\sum_{i=81}^{105} Y_i \cdot 2\}^2 + E\{\sum_{i=106}^{120} Y_i \cdot 2\}^2 - E\{\sum_{i=81}^{120} Y_i \cdot 2\}^2$$

$$\begin{aligned}
& -E\{SC(g_1/p_3 \text{ vs } g_2/p_3)\} \\
= & 25\gamma\mu^2 + 25\gamma\sigma_{L_1}^2 + 25\sigma_{RCL_1}^2 + \gamma\sigma_{g_1/p_3}^2 + \gamma\sigma_{L_1(g_1/p_3)}^2 + \sigma_e^2 \\
+ & 15\gamma\mu^2 + 15\gamma\sigma_{L_1}^2 + 15\sigma_{RCL_1}^2 + \gamma\sigma_{g_2/p_3}^2 + \gamma\sigma_{L_1(g_2/p_3)}^2 + \sigma_e^2 \\
- & 40\gamma\mu^2 - 40\gamma\sigma_{L_1}^2 - 40\sigma_{RCL_1}^2 - \gamma\sigma_{G/P_3}^2 - \gamma\sigma_{L_1(G/P_3)}^2 - \sigma_e^2 \\
+ & 25\gamma\mu^2 + 25\gamma\sigma_{L_2}^2 + 25\sigma_{RCL_2}^2 + \gamma\sigma_{g_1/p_3}^2 + \gamma\sigma_{L_2(g_1/p_3)}^2 + \sigma_e^2 \\
+ & 15\gamma\mu^2 + 15\gamma\sigma_{L_2}^2 + 15\sigma_{RCL_2}^2 + \gamma\sigma_{g_2/p_3}^2 + \gamma\sigma_{L_2(g_2/p_3)}^2 + \sigma_e^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& - 40\gamma\mu^2 - 40\gamma\sigma_{L2}^2 - 40\sigma_{RCL2}^2 - \gamma\sigma_{G/P3}^2 - \gamma\sigma_{L2(G/P3)}^2 - \sigma_e^2 \\
& - \gamma\ell\sigma_{g1/p3}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p3)}^2 - \sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g2/p3}^2 - \gamma\sigma_{L(g2/p3)}^2 - \sigma_e^2 \\
& + \gamma\ell\sigma_{G/P3}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P3)}^2 + \sigma_e^2 \\
& = \gamma\ell\sigma_{L(g1/p3)}^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g2/p3)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(G/P3)}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2 \\
& - \gamma\sigma_{L(g1/p3)}^2 - \gamma\sigma_{L(g2/p3)}^2 + \gamma\sigma_{L(G/P3)}^2 \\
& = \gamma\sigma_{L(g1/p3)}^2 (\ell-1) + \gamma\sigma_{L(g2/p3)}^2 (\ell-1) - \gamma\sigma_{L(G/P3)}^2 (\ell-1) + \sigma_e^2 (\ell-1) \\
& = (\ell-1) \{ \gamma(\sigma_{L(g1/p3)}^2 + \sigma_{L(g2/p3)}^2 - \sigma_{L(G/P3)}^2) + \sigma_e^2 \}
\end{aligned}$$

→

$$\begin{aligned}
E\{\underbrace{SC(g1/p3 \text{ vs } g2/p3) \times LOC}_{\ell-1}\} &= E\{\{CM(g1/p3) \text{ vs } (g2/p3)\} \times LOC\} \\
&= \gamma\{\sigma_{L(g1/p3)}^2 + \sigma_{L(g2/p3)}^2 - \sigma_{L(G/P3)}^2\} + \sigma_e^2 \parallel
\end{aligned}$$

$$E\{SC(G/p4) \times LOC\} = E\left\{\sum_{i=121}^{160,2} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\right\} - \frac{E\{\sum_{i=121}^{160} Y_i \dots\}^2}{40\gamma\ell} - E\{SC(G/p4)$$

- E{SC(LOC)}

$$\begin{aligned}
& = 40\gamma\ell\mu^2 + 40\gamma\ell\sigma_{L_{RCL}}^2 - 40\ell\sigma_{RCL}^2 + 40\ell\sigma_{G/P4}^2 + 40\gamma\ell\sigma_{L(G/P4)}^2 + 40\ell\sigma_e^2 \\
& - 40\gamma\ell\mu^2 - 40\gamma\sigma_L^2 - 40\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{G/P4}^2 - \gamma\sigma_{L(G/P4)}^2 - \sigma_e^2 \\
& - (40\gamma\ell\sigma_{G/p4}^2 - \gamma\ell\sigma_{G/p4}^2 + 40\gamma\sigma_{L(G/p4)}^2 - \gamma\sigma_{L(G/p4)}^2 + 40\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
& - (40\gamma\ell\sigma_L^2 - 40\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(G/P4)}^2 - \gamma\sigma_{L(G/P4)}^2 + 4\ell\sigma_{RCL}^2 - 40\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
& = 40\gamma\ell\sigma_{L(G/P4)}^2 - 40\gamma\sigma_{L(G/P4)}^2 - \gamma\ell^2_{L(G/P4)} + \gamma\sigma_{L(G/P4)}^2 \\
& + 40\ell\sigma_e^2 - 40\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2
\end{aligned}$$

$$= \gamma \sigma_{L(G/P4)}^2 (40\ell - 40 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (40\ell - 40 - \ell + 1)$$

→

$$\underset{40\ell - 40 - \ell + 1}{E\{\frac{SC(G/P4) XLOC}{\gamma}\}} = E\{CM(G/P4) XLOC\} = \gamma \sigma_{L(G/P4)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_1/p4) XLOC\} = E\left\{\sum_{\substack{i, k \\ i=121}}^{145} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\right\} - E\left\{\sum_{i=121}^{145} Y_i \dots\right\}^2 - E\{SC(g_1/g_4)\}$$

$$- E\{SC(LOC)\}$$

$$= 25\gamma\ell\mu^2 + 25\gamma\ell\sigma_L^2 + 25\ell\sigma_{RCL}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{g1/p4}^2 + 25\gamma\ell\sigma_{L(g1/p4)}^2 + 25\ell\sigma_e^2$$

$$- 25\gamma\ell\mu^2 - 25\gamma\sigma_L^2 - 25\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{(g1/p4)}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 - \sigma_e^2$$

$$- (25\gamma\ell\sigma_{g1/p4}^2 + 25\gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 + 25\sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g1/p4}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 - \sigma_e^2)$$

$$- (25\gamma\ell\sigma_L^2 - 25\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g1/p4)}^2 - \gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 + 25\ell\sigma_{RCL}^2 - 25\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2)$$

$$= 25\gamma\ell\sigma_{L(g1/p4)}^2 - 25\gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(g1/p4)}^2 + \gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2$$

$$+ 25\ell\sigma_e^2 - 25\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2$$

$$= \gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 (25\ell - 25 - \ell - 1) + \sigma_e^2 (25\ell - 25 - \ell + 1)$$

→

$$\underset{25\ell - 25 - \ell + 1}{E\{\frac{SC(g_1/p4) XLOC}{\gamma}\}} = E\{CM(g_1/p4) XLOC\} = \gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_2/p4) XLOC\} = E\left\{\sum_{\substack{i, k \\ i=146}}^{160,2} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\right\} - E\left\{\sum_{i=146}^{160} Y_i \dots\right\}^2 - E\{SC(g_2/p4)\}$$

$$- E\{SC(LOC)\}$$

$$= 15\gamma\ell\mu^2 + 15\gamma\ell\sigma_L^2 + 15\ell\sigma_{RCL}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{g2/p4}^2 + 15\gamma\ell\sigma_{L(g2/p4)}^2 + 15\ell\sigma_e^2$$

$$\begin{aligned}
& - 15\gamma\ell\mu^2 - 15\gamma\sigma_L^2 - 15\sigma_{RCL}^2 - \gamma\ell\sigma_{g2/p4}^2 - \gamma\sigma_{L(g2/p4)}^2 - \sigma_e^2 \\
& - (15\gamma\ell\sigma_{g2/p4}^2 + 15\gamma\sigma_{L(g2/p4)}^2 + 15\sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_{g2/p4}^2 - \gamma\sigma_{L(g2/p4)}^2 - \sigma_e^2) \\
& - (15\gamma\ell\sigma_L^2 - 15\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g2/p4)}^2 - \gamma\sigma_{L(g2/p4)}^2 + 15\ell\sigma_{RCL}^2 - 15\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
= & 15\gamma\ell\sigma_{L(g2/p4)}^2 - 15\gamma\sigma_{L(g2/p4)}^2 - \gamma\ell\sigma_{L(g2/p4)}^2 + \gamma\ell\sigma_{L(g2/p4)}^2 + 15\ell\sigma_e^2 - 15\sigma_e^2 \\
& - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2 \\
= & \gamma\sigma_{L(g2/p4)}^2 (15\ell - 15 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (15\ell - 15 - \ell + 1)
\end{aligned}$$

→

$$E\left\{\frac{SC(g_2/p_4) XLOC}{15\ell - 15 - \ell + 1}\right\} = E\{CM(g_2/p_4) XLOC\} = \gamma\sigma_{L(g2/p4)}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(g_1/p_4 \text{ vs } g_2/p_4) XLOC\} = E\left\{\frac{\sum_{i=121}^{145} Y_{i.1}}{25\gamma}\right\}^2 + E\left\{\frac{\sum_{i=146}^{160} Y_{i.1}}{15\gamma}\right\}^2$$

$$-E\left\{\frac{\sum_{i=121}^{160} Y_{i.1}}{40\gamma}\right\}^2 + E\left\{\frac{\sum_{i=121}^{145} Y_{i.2}}{25\gamma}\right\}^2 + E\left\{\frac{\sum_{i=146}^{160} Y_{i.2}}{15\gamma}\right\}^2 - E\left\{\frac{\sum_{i=121}^{160} Y_{i.2}}{40\gamma}\right\}^2$$

$$\begin{aligned}
& - E\{SC(g_1/p_4 \text{ vs } g_2/p_4)\} \parallel \\
= & 25\gamma\mu^2 + 25\gamma\sigma_{L1}^2 + 25\sigma_{RCL1}^2 + \gamma\sigma_{g1/p4}^2 + \gamma\sigma_{L(g1/p4)}^2 + \sigma_e^2 \\
+ & 15\gamma\mu^2 + 15\gamma\sigma_{L1}^2 + 15\sigma_{RCL1}^2 + \gamma\sigma_{g2/p4}^2 + \gamma\sigma_{L1(g2/p4)}^2 + \sigma_e^2 \\
- & 40\gamma\mu^2 - 40\gamma\sigma_{L1}^2 - 40\sigma_{RCL1}^2 - \gamma\sigma_{G/P4}^2 - \gamma\sigma_{L1(G/P4)}^2 - \sigma_e^2 \\
+ & 25\gamma\mu^2 + 25\gamma\sigma_{L2}^2 + 25\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{g1/p4}^2 + \gamma\sigma_{L2(g1/g4)}^2 + \sigma_e^2 \\
+ & 15\gamma\mu^2 + 15\gamma\sigma_{L2}^2 + 15\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{g2/p4}^2 + \gamma\sigma_{L(g2/p4)}^2 + \sigma_e^2 \\
- & 40\gamma\mu^2 - 40\gamma\sigma_{L2}^2 - 40\sigma_{RCL2}^2 - \gamma\sigma_{G/P4}^2 - \gamma\sigma_{L2(g2/p4)}^2 - \sigma_e^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& - \gamma \ell \sigma_{g1/p4}^2 - \gamma \sigma_{L(g1/p4)}^2 - \sigma_e^2 - \gamma \ell \sigma_{g2/p4}^2 - \gamma \sigma_{L(g2/p4)}^2 - \sigma_e^2 \\
& + \gamma \ell \sigma_{G/P4}^2 + \gamma \sigma_{L(G/P4)}^2 + \sigma_e^2 \\
& = \gamma \ell \sigma_{L(g1/p4)}^2 + \gamma \ell \sigma_{L(g2/p4)}^2 - \gamma \ell \sigma_{L(G/P4)}^2 + \ell \sigma_e^2 - \sigma_e^2 \\
& - \gamma \sigma_{L(g1/p4)}^2 - \gamma \sigma_{L(g2/p4)}^2 + \gamma \sigma_{L(G/P4)}^2 \\
& = \gamma \sigma_{L(g1/p4)}^2 (\ell-1) + \gamma \sigma_{L(g2/p4)}^2 (\ell-1) - \gamma \sigma_{L(G/P4)}^2 (\ell-1) + \sigma_e^2 (\ell-1) \\
& = (\ell-1) \{ \gamma (\sigma_{L(g1/p4)}^2 + \sigma_{L(g2/p4)}^2 - \sigma_{L(G/P4)}^2) + \sigma_e^2 \}
\end{aligned}$$

→

$$\begin{aligned}
E\{\frac{SC(g1/p4 \text{ vs } g2/P4) \times LOC}{\ell-1}\} &= E\{CM(g1/p4 \text{ vs } g2/p4) \times LOC\} \\
&= \gamma \{ \sigma_{L(g1/p4)}^2 + \sigma_{L(g2/p4)}^2 - \sigma_{L(G/P4)}^2 \} + \sigma_e^2 \parallel
\end{aligned}$$

$$E\{SC(\text{prob} \times LOC)\} = \frac{E\{ \sum_{i=1}^{40} Y_{i.1} \}^2 + E\{ \sum_{i=41}^{80} Y_{i.1} \}^2 + E\{ \sum_{i=81}^{120} Y_{i.1} \}^2}{40\gamma}$$

$$\frac{+ E\{ \sum_{i=121}^{160} Y_{i.1} \}^2 + E\{ \sum_{i=1}^{40} Y_{i.2} \}^2 + E\{ \sum_{i=41}^{80} Y_{i.2} \}^2 + E\{ \sum_{i=81}^{120} Y_{i.2} \}^2}{40\gamma}$$

$$\frac{+ E\{ \sum_{i=121}^{160} Y_{i.2} \}^2 - E\{ \sum_{i=1}^{160} Y_{i..} \}^2 - E\{SC(\text{Prob})\} - E\{SC(\text{LOC})\}}{160\gamma \ell}$$

$$= 40\gamma \mu^2 + t\gamma \sigma_{L1}^2 + t\sigma_{RCL1}^2 + \gamma \sigma_{P1}^2 + \gamma \sigma_{p1L1}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 40\gamma \mu^2 + t\gamma \sigma_{L1}^2 + t\sigma_{RCL1}^2 + \gamma \sigma_{P2}^2 + \gamma \sigma_{p2L1}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 40\gamma \mu^2 + t\gamma \sigma_{L1}^2 + t\sigma_{RCL1}^2 + \gamma \sigma_{P3}^2 + \gamma \sigma_{p3L1}^2 + \sigma_e^2$$

$$+ 40\gamma \mu^2 + t\gamma \sigma_{L1}^2 + t\sigma_{RCL1}^2 + \gamma \sigma_{P4}^2 + \gamma \sigma_{p4L1}^2 + \sigma_e^2$$

$$\begin{aligned}
& + 40\gamma\mu^2 + t\gamma\sigma_{L2}^2 + t\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{P1}^2 + \gamma\sigma_{P1L2}^2 + \sigma_e^2 \\
& + 40\gamma\mu^2 + t\gamma\sigma_{L2}^2 + t\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{P2}^2 + \gamma\sigma_{P2L2}^2 + \sigma_e^2 \\
& + 40\gamma\mu^2 + t\gamma\sigma_{L2}^2 + t\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{P3}^2 + \gamma\sigma_{P3L2}^2 + \sigma_e^2 \\
& + 40\gamma\mu^2 + t\gamma\sigma_{L2}^2 + t\sigma_{RCL2}^2 + \gamma\sigma_{P4}^2 + \gamma\sigma_{P4L2}^2 + \sigma_e^2 \\
& - 160\gamma\mu^2 - t\gamma\sigma_L^2 - t\sigma_{RCL}^2 - \gamma\sigma_P^2 - \gamma\sigma_{PL}^2 - \sigma_e^2 \\
& - (4\gamma\ell\sigma_P^2 + 4\gamma\sigma_{LP}^2 - \gamma\ell\sigma_P^2 + \gamma\sigma_{LP}^2 + 4\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
& - (\gamma\ell\sigma_L^2 - t\gamma\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_{LP}^2 - \gamma\sigma_{LP}^2 + t\ell\sigma_{RCL}^2 - t\sigma_{RCL}^2 + \ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2) \\
& = t\gamma\ell\sigma_L^2 - t\gamma\sigma_L^2 + t\ell\sigma_{RCL}^2 - t\sigma_{RCL}^2 + 4\gamma\ell\sigma_P^2 - \gamma\ell\sigma_P^2 \\
& + 4\gamma\ell\sigma_{LP}^2 - \gamma\sigma_{PL}^2 + 4\ell\sigma_e^2 - \sigma_e^2 - 4\gamma\ell\sigma_P^2 - 4\gamma\sigma_{LP}^2 + \gamma\ell\sigma_P^2 \\
& + \gamma\sigma_{LP}^2 - 4\sigma_e^2 + \sigma_e^2 - \gamma\ell\sigma_L^2 + \gamma\ell\sigma_L^2 - \gamma\ell\sigma_{LP}^2 + \gamma\sigma_{LP}^2 - t\ell\sigma_{RCL}^2 + t\sigma_{RCL}^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2 \\
& = 4\gamma\ell\sigma_{LP}^2 - 4\gamma\sigma_{LP}^2 - \gamma\ell\sigma_{LP}^2 + \gamma\sigma_{LP}^2 + 4\ell\sigma_e^2 - 4\sigma_e^2 - \ell\sigma_e^2 + \sigma_e^2 \\
& = \gamma\sigma_{LP}^2 (4\ell - 4 - \ell + 1) + \sigma_e^2 (4\ell - 4 - \ell + 1)
\end{aligned}$$

→

$$E\{\frac{SC(Prob \times LOC)}{4\ell - 4 - \ell + 1}\} = E\{CM(Prob \times LOC)\} = \gamma\sigma_{LP}^2 + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{tes \times LOC\} = E\{\sum_{i,k} \frac{Y_i \cdot k^2}{\gamma}\} - E\{\sum_{i=161}^{214} Y_i \dots\}^2 - E\{SC(tes)\} - E\{SC(LOC)\}$$

$$\begin{aligned}
& = t\ell\gamma\mu^2 + t\ell\gamma\sigma_L^2 + t\ell\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_T^2 + \gamma\ell\sigma_{LT}^2 + \ell\sigma_e^2 \\
& - (t\ell\gamma\mu^2 + \gamma\ell\sigma_L^2 + t\sigma_{RCL}^2 + \gamma\ell\sigma_T^2 + \gamma\sigma_{TL}^2 + \sigma_e^2)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& - (\text{t} \gamma \ell \sigma_{\text{T}}^2 + \text{t} \gamma \sigma_{\text{LT}}^2 + \text{t} \sigma_{\text{e}}^2 - \gamma \ell \sigma_{\text{T}}^2 - \gamma \sigma_{\text{LT}}^2 - \sigma_{\text{e}}^2) \\
& - (\gamma \ell \sigma_{\text{L}}^2 - \gamma \text{t} \sigma_{\text{L}}^2 + \gamma \ell \sigma_{\text{TL}}^2 - \gamma \sigma_{\text{TL}}^2 + \text{t} \ell \sigma_{\text{RCL}}^2 - \text{t} \sigma_{\text{RCL}}^2 + \ell \sigma_{\text{e}}^2 - \sigma_{\text{e}}^2) \\
= & \gamma \ell \sigma_{\text{LT}}^2 - \text{t} \gamma \sigma_{\text{LT}}^2 - \gamma \ell \sigma_{\text{LT}}^2 + \gamma \sigma_{\text{LT}}^2 + \ell \text{t} \sigma_{\text{e}}^2 - \text{t} \sigma_{\text{e}}^2 - \ell \sigma_{\text{e}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2 \\
= & \gamma \sigma_{\text{LT}}^2 (\ell \text{t} - \text{t} - \ell + 1) + \sigma_{\text{e}}^2 (\ell \text{t} - \text{t} - \ell + 1)
\end{aligned}$$

$$\frac{\mathbb{E}\{\text{SC}(\text{tes} \times \text{LOC})\}}{\ell \text{t} - \text{t} - \ell + 1} = \mathbb{E}\{\text{CM}(\text{tes} \times \text{LOC})\} = \gamma \sigma_{\text{LT}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2 \parallel$$

$$\mathbb{E}\{\text{SC}(\text{cruza vs tes}) \times \text{LOC}\} = \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=1}^{160} \text{Yi.1}\right\}^2}{160\gamma} + \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=161}^{214} \text{Yi.1}\right\}^2}{54\gamma}$$

$$- \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=1}^{214} \text{Yi.1}\right\}^2}{214\gamma} + \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=1}^{160} \text{Yi.2}\right\}^2 + \mathbb{E}\left\{\sum_{i=161}^{214} \text{Yi.2}\right\}^2 - \mathbb{E}\left\{\sum_{i=1}^{214} \text{Yi.2}\right\}^2}{160\gamma} - \frac{\mathbb{E}\left\{\sum_{i=1}^{214} \text{Yi.2}\right\}^2}{54\gamma}$$

$$- \mathbb{E}\{\text{SC}(C \text{ vs } T)\}$$

$$\begin{aligned}
& = \gamma \text{t} \mu^2 + \gamma \text{t} \sigma_{\text{L1}}^2 + \text{t} \sigma_{\text{RCL1}}^2 + \gamma \sigma_{\text{C}}^2 + \gamma \sigma_{\text{CL1}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2 \\
& + \gamma \text{t} \mu^2 + \gamma \text{t} \sigma_{\text{L1}}^2 + \text{t} \sigma_{\text{RCL1}}^2 + \gamma \sigma_{\text{T}}^2 + \gamma \sigma_{\text{TL1}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2 \\
& - \gamma \text{t} \mu^2 - \gamma \text{t} \sigma_{\text{L1}}^2 - \text{t} \sigma_{\text{RCL1}}^2 - \gamma \sigma_{\text{G}}^2 - \gamma \sigma_{\text{GL1}}^2 - \sigma_{\text{e}}^2 \\
& + \gamma \text{t} \mu^2 + \gamma \text{t} \sigma_{\text{L2}}^2 + \text{t} \sigma_{\text{RCL2}}^2 + \gamma \sigma_{\text{C}}^2 + \gamma \sigma_{\text{CL2}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2 \\
& + \gamma \text{t} \mu^2 + \gamma \text{t} \sigma_{\text{L2}}^2 + \text{t} \sigma_{\text{RCL2}}^2 + \gamma \sigma_{\text{T}}^2 + \gamma \sigma_{\text{TL2}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2 \\
& - \gamma \text{t} \mu^2 - \gamma \text{t} \sigma_{\text{L2}}^2 - \text{t} \sigma_{\text{RCL2}}^2 - \gamma \sigma_{\text{G}}^2 - \gamma \sigma_{\text{GL2}}^2 - \sigma_{\text{e}}^2 \\
& - (\gamma \ell \sigma_{\text{C}}^2 + \gamma \sigma_{\text{LC}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2 + \gamma \ell \sigma_{\text{T}}^2 + \gamma \sigma_{\text{LT}}^2 + \sigma_{\text{e}}^2 - \gamma \ell \sigma_{\text{G}}^2 - \gamma \sigma_{\text{LG}}^2 - \sigma_{\text{e}}^2) \\
& = \gamma \ell \sigma_{\text{C}}^2 + \gamma \ell \sigma_{\text{T}}^2 - \gamma \ell \sigma_{\text{G}}^2 + \gamma \ell \sigma_{\text{CL}}^2 + \gamma \ell \sigma_{\text{TL}}^2 - \gamma \ell \sigma_{\text{GL}}^2 + \ell \sigma_{\text{e}}^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& - \gamma l \sigma_c^2 - \gamma \sigma_{LC}^2 - \sigma_e^2 - \gamma l \sigma_T^2 - \gamma \sigma_{LT}^2 + \gamma l \sigma_G^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 \\
& = \gamma l \sigma_{CL}^2 - \gamma \sigma_{CL}^2 + \gamma l \sigma_{TL}^2 - \gamma \sigma_{TL}^2 - \gamma l \sigma_{GL}^2 + \gamma \sigma_{GL}^2 + l \sigma_e^2 - \sigma_e^2 \\
& = \gamma \sigma_{CL}^2 (\ell-1) + \gamma \sigma_{TL}^2 (\ell-1) - \gamma \sigma_{GL}^2 (\ell-1) + \sigma_e^2 (\ell-1) \\
& = (\ell-1) \{ \gamma (\sigma_{CL}^2 + \sigma_{TL}^2 - \sigma_{GL}^2) + \sigma_e^2 \}
\end{aligned}$$

—————→

$$E\{SC_2\{\text{Cruza vs tes}\} \times LOC\} = E\{CM(\text{Cruza vs tes}) \times LOC\} =$$

$$\gamma (\sigma_{CL}^2 + \sigma_{TL}^2 - \sigma_{GL}^2) + \sigma_e^2 \parallel$$

$$E\{SC(\text{error})\} = E\{SC(\text{Total})\} - E\{SC(LOC)\} - E\{SC(R/LOC)\}$$

$$- E\{SC(\text{Gen})\} - E\{SC(\text{Gen} \times LOC)\}$$

$$\begin{aligned}
& = \gamma t l \mu^2 + \gamma t l \sigma_L^2 + \gamma t l \sigma_{RCL}^2 + \gamma t l \sigma_G^2 + \gamma t l \sigma_{LC}^2 + \gamma t l \sigma_e^2 \\
& - \gamma t l \mu^2 - \gamma t \sigma_L^2 - t \sigma_{RCL}^2 - \gamma l \sigma_G^2 - \gamma \sigma_{LG}^2 - \sigma_e^2 \\
& - \gamma t l \sigma_L^2 + \gamma t \sigma_L^2 - \gamma l \sigma_{LG}^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 - l \sigma_e^2 + \sigma_e^2 - l t \sigma_{RCL}^2 + t \sigma_{RCL}^2 \\
& - \gamma t l \sigma_{RCL}^2 + t l \sigma_{RCL}^2 - \gamma l \sigma_e^2 + l \sigma_e^2 \\
& - \gamma t l \sigma_G^2 + \gamma l \sigma_G^2 - \gamma t \sigma_{LG}^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 - t \sigma_e^2 + \sigma_e^2 \\
& - \gamma t l \sigma_{LG}^2 + \gamma t \sigma_{LG}^2 - l t \sigma_e^2 + t \sigma_e^2 + \gamma l \sigma_{LG}^2 - \gamma \sigma_{LG}^2 + l \sigma_e^2 - \sigma_e^2 \\
& = \gamma l t \sigma_e^2 - \sigma_e^2 - l \sigma_e^2 + \sigma_e^2 - \gamma l \sigma_e^2 + l \sigma_e^2 \\
& - t \sigma_e^2 + \sigma_e^2 - l t \sigma_e^2 + t \sigma_e^2 + l \sigma_e^2 - \sigma_e^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \gamma \ell t \sigma_e^2 - \gamma \ell \sigma_e^2 - \ell t \sigma_e^2 + \sigma_e^2 \\
 &= \gamma \ell \sigma_e^2 (t-1) - \ell \sigma_e^2 (t-1) \\
 &= \sigma_e^2 \{ \gamma \ell (t-1) - \ell (t-1) \} \\
 &= \sigma_e^2 \{ \ell (t-1) (\gamma-1) \}
 \end{aligned}$$

→

$$E\left\{\frac{SC(\text{error})}{\ell(t-1)(\gamma-1)}\right\} = E\{CM(\text{error})\} = \sigma_e^2 \parallel$$

Ahora se encuentran los valores de las componentes de varianza, para la variable rendimiento tomada de un experimento llevado a cabo en el I.M.M. de la U.A.A.A.N. (Soto 1990).

Ver Cuadro 1A.

$$CM(LOC) - CM(E) = \gamma t \sigma_L^2 + \gamma \sigma_{LG}^2 + t \sigma_{RCL}^2$$

$$\gamma t \sigma_L^2 = CM(LOC) - CM(E) - \gamma \sigma_{LG}^2 - t \sigma_{RCL}^2$$

$$\sigma_L^2 = \frac{CM(LOC) - CM(E) - \gamma \sigma_{LG}^2 - t \sigma_{RCL}^2}{\gamma t}$$

$$\sigma_L^2 = \frac{24239.188 - 2.108 - 2(3.748) - 214(13.206)}{2(214)}$$

→

$$\sigma_L^2 = 50.00817 \parallel$$

$$t \sigma_{RCL}^2 = CM(\text{Rep}/LOC) - CM(E)$$

$$\sigma_{RCL}^2 = \frac{CM(\text{Rep}/LOC) - CM(E)}{t}$$

$$\sigma_{RCL}^2 = \frac{13.206 - 2.108}{214}$$

→

$$\sigma_{RCL}^2 = 0.0518598 \parallel$$

$$CM(G) - CM(GxL) = \gamma \ell \sigma_c^2$$

$$\sigma_c^2 = \frac{CM(G) - CM(GxL)}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_c^2 = \frac{6.406 - 3.748}{4}$$

→

$$\sigma_c^2 = 0.6645 \parallel$$

$$CM(C) - CM(CxL) = \gamma \ell \sigma_c^2$$

$$\sigma_c^2 = \frac{CM(C) - CM(CxL)}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_c^2 = \frac{6.04 - 3.783}{4}$$

→

$$\sigma_c^2 = 0.56425 \parallel$$

$$CM(\ell/P_1) - CM\{L(\ell/P_1)\} = \gamma \ell \sigma_{\ell/P_1}^2$$

$$\sigma_{\ell/P_1}^2 = \frac{CM(\ell/P_1) - CM\{L(\ell/P_1)\}}{\gamma \ell}$$

$\ell/P_1$  = Probador 1

$$\sigma_{\ell/P_1}^2 = \frac{6.473 - 4.291}{4}$$

→

$$\sigma_{\ell/p_1}^2 = 0.5455 \parallel$$

$$CM(g_1/p_1) - CM\{L(g_1/p_1)\} = \gamma \ell \sigma_{g_1/p_1}^2$$

$$\sigma_{g_1/p_1}^2 = \frac{5.137 - 4.235}{4}$$

→

$$\sigma_{g_1/p_1}^2 = 0.2255 \parallel$$

$$CM(g_2/p_1) - CM\{L(g_2/p_1)\} = \gamma \ell \sigma_{g_2/p_1}^2$$

$$\sigma_{g_2/p_1}^2 = \frac{CM(g_2/p_1) - CM\{L(g_2/p_1)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g_2/g_1}^2 = \frac{4.445 - 3.786}{4}$$

→

$$\sigma_{g_2/p_1}^2 = 0.16475 \parallel$$

$$CM\{g_1/p_1 \text{ vs } g_2/p_1\} - CM(E) = \gamma \ell \{\sigma_{g_1/p_1}^2 + \sigma_{g_2/p_1}^2 - \sigma_{\ell/p_1}^2\}$$

$$+ \gamma \{\sigma_{L(g_1/p_1)}^2 + \sigma_{L(g_2/p_1)}^2 - \sigma_L^2(\ell/p_1)\}$$

$$\frac{\sigma_{g_1/p_1}^2 + \sigma_{g_2/p_1}^2 - \sigma_{\ell/p_1}^2}{\gamma \ell} = CM\{g_1/p_1 \text{ vs } g_2/p_1\} - CME - \gamma \{\sigma_{L(g_1/p_1)}^2\}$$

$$\frac{\sigma_{L(g_2/p_1)}^2 - \sigma_{L(\ell/p_1)}^2}{\gamma \ell}\}$$

$$\frac{\sigma_{g_1/p_1}^2 + \sigma_{g_2/p_1}^2 - \sigma_{\ell/p_1}^2}{4} = \frac{66.909 - 2.108 - 2\{4.235 + 3.786 - 4.291\}}{4}$$

→

$$\sigma_{g_1/p_1}^2 + \sigma_{g_2/p_1}^2 - \sigma_{\ell/p_1}^2 = 14.33525 \parallel$$

$$\text{CM}(\ell/p_2) - \text{CM}\{\text{L}(\ell/p_2)\} = \gamma \ell \sigma_{\ell/p_2}^2$$

$$\sigma_{\ell/p_2}^2 = \frac{\text{CM}(\ell/p_2) - \text{CM}\{\text{L}(\ell/p_2)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{\ell/p_2}^2 = \frac{7.597 - 3.985}{4}$$

→

$$\sigma_{\ell/p_2}^2 = 0.903$$

$$\text{CM}(g_1/p_2) - \text{CM}\{\text{L}(g_1/p_2)\} = \gamma \ell \sigma_{g_1/p_2}^2$$

$$\sigma_{g_1/p_2}^2 = \frac{\text{CM}(g_1/p_2) - \text{CM}\{\text{L}(g_1/p_2)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g_1/p_2}^2 = \frac{7.802 - 4.403}{4}$$

→

$$\sigma_{g_1/p_2}^2 = 0.84975 \parallel$$

$$\text{CM}(g_1/p_2) - \text{CM}\{\text{L}(g_2/p_2)\} = \gamma \ell \sigma_{g_2/p_2}^2$$

$$\sigma_{g_2/p_2}^2 = \frac{\text{CM}(g_2/p_2) - \text{CM}\{\text{L}(g_2/p_2)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g_2/p_2}^2 = \frac{3.571 - 3.558}{4}$$

→

$$\sigma_{g_2/p_2}^2 = 0.00325 \parallel$$

$$\text{CM}\{g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2\} - \text{CME} = \gamma \ell \{\sigma_{g_1/p_2}^2 + \sigma_{g_2/p_2}^2 - \sigma_{\ell/p_2}^2\}$$

$$+ \gamma \{\sigma_{\text{L}(g_1/p_2)}^2 + \sigma_{\text{L}(g_2/p_2)}^2 - \sigma_{\text{L}(\ell/p_2)}^2\}$$

$$\sigma_{g1/p2}^2 + \sigma_{g2/p2}^2 - \sigma_{\ell/p2}^2 = \frac{CM\{g1/p2\} - CME - \gamma \{\sigma_{L(g1/p2)}^2\}}{\gamma \ell}$$

$$\frac{+\sigma_{L(g2/p2)}^2 - \sigma_{L(\ell/p2)}^2}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g1/p2}^2 + \sigma_{g2/p2}^2 - \sigma_{\ell/p2}^2 = \frac{59.049 - 2.108 - 2\{4.403 + 3.558 - 3.985\}}{4}$$

→

$$\sigma_{g1/p2}^2 + \sigma_{g2/p2}^2 - \sigma_{\ell/p2}^2 = 12.24725 \parallel$$

$$CM(\ell/p3) - CM\{L(\ell/p3)\} = \gamma \ell \sigma_{\ell/p3}^2$$

$$\sigma_{\ell/p3}^2 = \frac{CM(\ell/p3) - CM\{L(\ell/p3)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{\ell/p3}^2 = \frac{3.446 - 2.922}{4}$$

→

$$\sigma_{\ell/p3}^2 = 0.131 \parallel$$

$$CM(g1/p3) - CM\{L(g1/p3)\} = \gamma \ell \sigma_{g1/p3}^2$$

$$\sigma_{g1/p3}^2 = \frac{CM(g1/p3) - CM\{L(g1/p3)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g1/p3}^2 = \frac{3.495 - 2.55}{4}$$

→

$$\sigma^2 = 0.23625 \parallel$$

$$CM(g_2/p_3) - CM\{L(g_2/p_3)\} = \gamma \ell \sigma_{g_2/p_3}^2$$

$$\sigma_{g_2/p_3}^2 = \frac{CM(g_2/p_3) - CM\{L(g_2/p_3)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g_2/p_3}^2 = \frac{1.827 - 3.612}{4}$$

→

$$\sigma_{g_2/p_3}^2 = 0.44625 \parallel$$

$$CM\{g_1/p_3 \text{ vs } g_2/p_3\} - CME = \gamma \ell \{ \sigma_{g_1/p_3}^2 + \sigma_{g_2/p_3}^2 - \sigma_{\ell/p_3}^2 \}$$

$$+ \gamma \{ \sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + \sigma_{L(g_2/p_3)}^2 - \sigma_{L(\ell/p_3)}^2 \}$$

$$\sigma_{g_1/p_3}^2 + \sigma_{g_2/p_3}^2 - \sigma_{\ell/p_3}^2 = \frac{CM\{g_1/p_3 \text{ vs } g_2/p_3\} - CME - \gamma \{ \sigma_{L(g_1/p_3)}^2 + \sigma_{L(g_2/p_3)}^2 - \sigma_{L(\ell/p_3)}^2 \}}{\gamma \ell}$$

$$\frac{\sigma_{g_1/p_3}^2 + \sigma_{g_2/p_3}^2 - \sigma_{\ell/p_3}^2}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g_1/p_3}^2 + \sigma_{g_2/p_3}^2 - \sigma_{\ell/p_3}^2 = \frac{24.932 - 2.108 - 2(2.55 + 3.612 - 2.922)}{4}$$

→

$$\sigma_{g_1/p_3}^2 + \sigma_{g_2/p_3}^2 - \sigma_{\ell/p_3}^2 = 4.086 \parallel$$

$$CM(\ell/p_4) - CM\{L(\ell/p_4)\} = \gamma \ell \sigma_{\ell/p_4}^2$$

$$\sigma_{\ell/p_4}^2 = \frac{CM(\ell/p_4) - CM\{L(\ell/p_4)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{\ell/p_4}^2 = \frac{5.119 - 3.262}{4}$$

→

$$\sigma_{\ell/p4}^2 = 0.46425 \parallel$$

$$CM(g_1/p4) - CM\{L(g_1/p4)\} = \gamma \ell \sigma_{g_1/p4}^2$$

$$\sigma_{g_1/p4}^2 = \frac{CM(g_1/p4) - CM\{L(g_1/p4)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g_1/p4}^2 = \frac{5.269 - 2.746}{4}$$

→

$$\sigma_{g_1/p4}^2 = 0.63075 \parallel$$

$$CM(g_2/p4) - CM\{L(g_2/p4)\} = \gamma \ell \sigma_{g_2/p4}^2$$

$$\sigma_{g_2/p4}^2 = \frac{CM(g_2/p4) - CM\{L(g_2/p4)\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g_2/p4}^2 = \frac{4.291 - 4.096}{4}$$

$$\sigma_{g_2/p4}^2 = 0.04875 \parallel$$

$$CM\{g_1/p4 \text{ vs } g_2/p4\} - CME = \gamma \ell \{ \sigma_{g_1/p4}^2 + \sigma_{g_2/p4}^2 - \sigma_{\ell/p4}^2 \}$$

$$+ \gamma \{ \sigma_{L(g_1/p4)}^2 + \sigma_{L(g_2/p4)}^2 - \gamma_{L(\ell/p4)}^2 \}$$

$$\sigma_{g_1/p4}^2 + \sigma_{g_2/p4}^2 - \sigma_{\ell/p4}^2 = \frac{CM\{g_1/p4 \text{ vs } g_2/p4\} - CME - \gamma \{ \sigma_{L(g_1/p4)}^2 + \sigma_{L(g_2/p4)}^2 - \gamma_{L(\ell/p4)}^2 \}}{\gamma \ell}$$

$$\frac{+ \sigma_{L(g_2/p4)}^2 - \sigma_{L(\ell/p4)}^2 \}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_{g_1/p4}^2 + \sigma_{g_2/p4}^2 - \sigma_{\ell/p4}^2 = \frac{13.096 - 2.108 - 2(2.746 + 4.096 - 3.262)}{4}$$

→

$$\sigma_{g_1/p4}^2 + \sigma_{g_2/p4}^2 - \sigma_{\ell/p4}^2 = 0.957 \parallel$$

$$CM(Prob) - CM\{Prob \times LOC\} = \gamma \ell \sigma_p^2$$

$$\sigma_p^2 = \frac{CM(P) - CM(PxL)}{\gamma \ell} = \frac{25.889 - 12.539}{4}$$

→

$$\sigma_p^2 = 3.3375 \parallel$$

$$CM(T) - CM(LxT) = \gamma \ell \sigma_T^2$$

$$\sigma_T^2 = \frac{CM(T) - CM(LxT)}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_T^2 = \frac{7.549 - 3.625}{4}$$

→

$$\sigma_T^2 = 0.981 \parallel$$

$$CM(C \text{ vs } T) - CM(E) = \gamma \ell \{\sigma_C^2 + \sigma_T^2 - \sigma_G^2\} + \gamma \{\sigma_{LC}^2 + \sigma_{LT}^2 - \sigma_{LG}^2\}$$

$$\sigma_C^2 + \sigma_T^2 - \sigma_G^2 = \frac{CM(C \text{ vs } T) - CM(E) - \gamma \{\sigma_{LC}^2 + \sigma_{LT}^2 - \sigma_{LG}^2\}}{\gamma \ell}$$

$$\sigma_C^2 + \sigma_T^2 - \sigma_G^2 = \frac{3.856 - 2.108 - 2(3.783 + 3.625 - 3.748)}{4}$$

$$\sigma_C^2 + \sigma_T^2 - \sigma_G^2 = -1.393$$

$$CM(GxL) - CM(E) = \gamma \sigma_{GxL}^2$$

$$\sigma_{GxL}^2 = \frac{CM(GxL) - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma_{GxL}^2 = \frac{3.748 - 2.108}{2}$$

→

$$\gamma_{GxL}^2 = 0.82 \parallel$$

$$\text{CM}(CxL) - \text{CM}(E) = \gamma \sigma_{CL}^2$$

$$\sigma_{CL}^2 = \frac{\text{CM}(LxC) - \text{CM}(E)}{\gamma}$$

$$\sigma_{CL}^2 = \frac{3.783 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma_{CL}^2 = 0.8375 \parallel$$

$$\text{CM}\{\ell/p_1\} \times L - \text{CM}(E) = \gamma \sigma^2(\ell/p_1) \times L$$

$$\sigma^2(\ell/p_1) \times L = \frac{\text{CM}\{\ell/p_1\} \times L - \text{CM}(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(\ell/p_1) \times L = \frac{4.291 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(\ell/p_1) \times L = 1.0915 \parallel$$

$$\text{CM}\{g_1/p_1\} \times L - \text{CM}(E) = \gamma \sigma^2(g_1/p_1) \times L$$

$$\sigma^2\{g_1/p_1\} \times L = \frac{\text{CM}\{g_1/p_1\} \times L - \text{CM}(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(g_1/p_1) \times L = \frac{4.235 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(g_1/p_1) \times L = 1.0635 \parallel$$

$$\text{CM}\{(g_2/p_1) \times L - \text{CM}(E) = \gamma \sigma^2(g_2/p_1) \times L$$

$$\sigma^2(g_2/p_1) \times L = \frac{\text{CM}\{(g_2/p_1) \times L\} - \text{CM}(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(g_2/p_1) \times L = \frac{3.786 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(g_2/p_1) \times L = 0.839 \parallel$$

$$CM\{(g_1/p_1) vs (g_2/p_1)\} \times LOC-CM(E) = \gamma \{ \sigma_{(g_1/p_1)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_1)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_1)L}^2 \}$$

$$\sigma_{(g_1/p_1)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_1)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_1)L}^2 = \frac{CM(g_1/p_1 vs g_2/p_1) \times LOC-CME}{\gamma}$$

$$\sigma_{(g_1/p_1)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_1)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_1)L}^2 = \frac{12.695 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma_{(g_1/p_1)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_1)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_1)L}^2 = 5.2935 \parallel$$

$$CM\{(\ell/p_2) \times L\} - CM(E) = \sigma^2(\ell/p_2) \times L$$

$$\sigma^2(\ell/p_2) \times L = \frac{CM\{(\ell/p_2) \times L\} - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(\ell/p_2) \times L = \frac{3.985 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(\ell/p_2) \times L = 0.9385 \parallel$$

$$CM\{(g_1/p_2) \times LOC\} - CM(E) = \sigma^2(g_1/p_2) \times L$$

$$\sigma^2(g_1/p_2) \times L = \frac{CM\{(g_1/p_2) \times L\} - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(g_1/p_2) \times L = \frac{4.403 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(g_1/p_2) \times L = 1.1475 \parallel$$

$$\text{CM}\{(g_2/p_2) \times \text{LOC}\} - \text{CM}(E) = \gamma^2(g_2/p_2) \times L$$

$$\sigma^2(g_2/p_2) \times L = \frac{\text{CM}\{(g_2/p_2) \times L\} - \text{CM}(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(g_2/p_2) \times L = \frac{3.558 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(g_2/p_2) \times L = 0.725 \parallel$$

$$\text{CM}\{g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2\} \times \text{LOC} - \text{CM}(E) = \gamma \{ \sigma_{(g_1/p_2)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_2)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_2)L}^2 \}$$

$$\sigma_{(g_1/p_2)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_2)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_2)L}^2 = \frac{\text{CM}\{g_1/p_2 \text{ vs } g_2/p_2\} \times L - \text{CM}(E)}{\gamma}$$

$$\sigma_{(g_1/p_2)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_2)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_2)L}^2 = \frac{0.042 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma_{(g_1/p_2)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_2)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_2)L}^2 = -1.033 \parallel$$

$$\text{CM}\{(\ell/p_3) \times L\} - \text{CM}(E) = \gamma \sigma^2(\ell/p_3) \times L$$

$$\sigma^2(\ell/p_3) \times L = \frac{\text{CM}\{(\ell/p_3) \times L\} - \text{CM}(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(\ell/p_3) \times L = \frac{2.922 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(\ell/p_3) \times L = 0.407 \parallel$$

$$\text{CM}\{g_1/p_3 \times \text{LOC}\} - \text{CM}(E) = \sigma^2(g_1/p_3) \times L$$

$$\sigma^2(g_1/p_3) \times L = \frac{\text{CM}\{g_1/p_3 \times L\} - \text{CM}(E)}{\gamma}$$

→

$$\sigma^2(g_1/p_3) \times L = \frac{2.55 - 2.108}{2}$$

$$\sigma^2(g_1/p_3) \times L = 0.221 \parallel$$

$$CM\{(g_2/p_3) \times L\} - CM(E) = \gamma \sigma^2(g_2/p_3) \times L$$

$$\sigma^2(g_2/p_3) \times L = \frac{CM(g_2/p_3) \times L - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(g_2/p_3) \times L = \frac{3.612 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(g_2/p_3) \times L = 0.752$$

$$CM(g_1/p_3) \text{ vs } g_2/p_3 \times LOC-CM(E) = \gamma \{ \sigma_{(g_1/p_3)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_3)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_3)L}^2 \}$$

$$\sigma_{(g_1/p_3)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_3)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_3)L}^2 = \frac{CM\{g_1/p_3 \text{ vs } g_2/p_3\} \times L - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma_{(g_1/p_3)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_3)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_3)L}^2 = \frac{2.187 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma_{(g_1/p_3)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_3)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_3)L}^2 = 0.0395 \parallel$$

$$CM\{(\ell/p_4) \times L\} - CM(E) = \gamma \sigma^2(\ell/p_4) \times L$$

$$\sigma^2(\ell/p_4) \times L = \frac{CM\{(\ell/p_4) \times L\} - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(\ell/p_4) \times L = \frac{3.262 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma^2(\ell/p_4) \times L = 0.577$$

$$CM\{g_1/p_4 \times L\} - CM(E) = \gamma \sigma^2(g_1/p_4) \times L$$

$$\sigma^2(g_1/p_4) \times L = \frac{CM\{(g_1/p_4) \times L\} - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(g_1/p_4) \times L = \frac{2.746 - 2.108}{2}$$

—————→

$$\sigma^2(g_1/p_4) \times L = 0.319 \parallel$$

$$CM\{g_2/p_4\} \times L - CM(E) = \gamma \sigma^2(g_2/p_4) \times L$$

$$\sigma^2(g_2/p_4) \times L = \frac{CM\{(g_2/p_4) \times L\} - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma^2(g_2/p_4) \times L = \frac{4.096 - 2.108}{2}$$

—————→

$$\sigma^2(g_2/p_4) \times L = 0.994 \parallel$$

$$CM\{g_1/p_4 \text{ vs } g_2/p_4\} \times LOC-CM(E) = \gamma \{ \sigma_{(g_1/p_4)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_4)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_4)L}^2 \}$$

$$\sigma_{(g_1/p_4)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_4)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_4)L}^2 = \frac{CM(g_1/p_4 \text{ vs } g_2/p_4) \times LOC-CME}{\gamma}$$

$$\sigma_{(g_1/p_4)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_4)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_4)L}^2 = \frac{3.981 - 22.108}{2}$$

—————→

$$\sigma_{(g_1/p_4)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_4)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_4)L}^2 = 0.9365 \parallel$$

$$CM\{PxL\} - CM(E) = \gamma \sigma_{PL}^2$$

$$\sigma_{PL}^2 = \frac{CM(PxL) - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma_{PL}^2 = \frac{12.539 - 2.108}{2}$$

—————→

$$\sigma_{PL}^2 = 5.2155 \quad ||$$

$$CM(TxL) - CM(E) = \gamma \sigma_{TL}^2$$

$$\sigma_{TL}^2 = \frac{CM(TxL) - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma_{TL}^2 = \frac{3.625 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma_{TL}^2 = 0.7585 \quad ||$$

$$CM\{(CvsT)x L\} - CM(E) = \gamma \{\sigma_{CL}^2 + \sigma_{TL}^2 - \sigma_{GL}^2\}$$

$$\sigma_{CL}^2 + \sigma_{TL}^2 - \sigma_{GL}^2 = \frac{CM\{(C vs T)x L\} - CM(E)}{\gamma}$$

$$\sigma_{CL}^2 + \sigma_{TL}^2 - \sigma_{GL}^2 = \frac{4.575 - 2.108}{2}$$

→

$$\sigma_{CL}^2 + \sigma_{TL}^2 - \sigma_{GL}^2 = 1.2335 \quad ||$$

A continuación se dan los valores correspondientes de las componentes de varianza obtenidas en la variable rendimiento, de mazorca en Ton/Ha:

FV	E.C.M.
Localidad	50.0817
Rep/loc	0.0518598
Genotipo	0.6645
Gen x Loc	0.82
Error	<u>2.108</u>
Total	53.6525298

$$\sigma_{g1/p2}^2 + \sigma_{g2/p2}^2 - \sigma_{\ell/p2}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{12.24725 \times 100}{53.6525} = 22.8\%$$

$$\sigma_{\ell/p3}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.131 \times 100}{53.6525} = 0.24\%$$

$$\sigma_{g1/p3}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.23625 \times 100}{53.6525} = 0.44\%$$

$$\sigma_{g2/p3}^2 \quad \text{Representa} \quad \text{Negativo}$$

$$\sigma_{g1/p3}^2 + \sigma_{g1/p3}^2 - \sigma_{\ell/p3}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{4.086 \times 100}{53.6525} = 7.62\%$$

$$\sigma_{\ell/p4}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.46425 \times 100}{53.6525} = 0.865\%$$

$$\sigma_{g1/p4}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.63075 \times 100}{53.6525} = 1.17\%$$

$$\sigma_{g2/p4}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.01875 \times 100}{53.6525} = 0.09\%$$

$$\sigma_{g1/p4}^2 + \sigma_{g2/p4}^2 - \sigma_{\ell/p4}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.957 \times 100}{53.6525} = 1.78\%$$

$$\sigma_p^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{3.3375 \times 100}{53.6525} = 6.22\%$$

$$\sigma_{tes}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.981 \times 100}{53.6525} = 1.83\%$$

$$\sigma_c^2 + \sigma_T^2 - \sigma_G^2 \quad \text{Representa} \quad \text{Negativo}$$

$$\sigma_{CXL}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.82 \times 100}{53.6525} = 1.53\%$$

$$\sigma_{CXL}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.8375 \times 100}{53.6525} = 1.56\%$$

por lo tanto,

En este trabajo, es interesante no sólo el obtener la magnitud relativa de las varianzas, también los porcentajes de la suma de las varianzas de cada uno de los efectos e interacciones, como a continuación se ofrecen.

$\sigma_e^2$	Representa	$\frac{2.108 \times 100}{53.6526}$	= 3.93%
$\sigma_{LOC}^2$	Representa	$\frac{50.00817 \times 100}{53.6525}$	= 93.21%
$\sigma_{RCL}^2$	Representa	$\frac{0.0518598 \times 100}{53.6525}$	= 0.096%
$\sigma_c^2$	Representa	$\frac{0.6645 \times 100}{53.6525}$	= 1.238%
$\sigma_{Cruza}^2$	Representa	$\frac{0.56425 \times 100}{53.6525}$	= 1.05%
$\sigma_{\ell/p_1}^2$	Representa	$\frac{0.5455 \times 100}{53.6525}$	= 1.016%
$\sigma_{g1/p_1}^2$	Representa	$\frac{0.2255 \times 100}{53.6525}$	= 0.42%
$\sigma_{g2/p_1}^2$	Representa	$\frac{0.16475 \times 100}{53.6525}$	= 0.30%
$\sigma_{g1/p_1}^2 + \sigma_{g2/p_1}^2 - \sigma_{\ell/p_1}^2$	Representa	$\frac{14.33525 \times 100}{53.6525}$	= 26.72%
$\sigma_{\ell/p_2}^2$	Representa	$\frac{0.903 \times 100}{53.6525}$	= 1.68%
$\sigma_{g1/p_2}^2$	Representa	$\frac{0.84975 \times 100}{53.6525}$	= 1.58%
$\sigma_{g2/p_2}^2$	Representa	$\frac{0.00325 \times 100}{53.6525}$	= 0.006%

$\sigma_{g1/p2}^2 + \sigma_{g2/p2}^2 - \sigma_{\ell/p2}^2$	Representa	$\frac{12.24725 \times 100}{53.6525}$	= 22.8%
$\sigma_{\ell/p3}^2$	Representa	$\frac{0.131 \times 100}{53.6525}$	= 0.24%
$\sigma_{g1/p3}^2$	Representa	$\frac{0.23625 \times 100}{53.6525}$	= 0.44%
$\sigma_{g2/p3}^2$	Representa	Negativo	
$\sigma_{g1/p3}^2 + \sigma_{g1/p3}^2 - \sigma_{\ell/p3}^2$	Representa	$\frac{4.086 \times 100}{53.6525}$	= 7.62%
$\sigma_{\ell/p4}^2$	Representa	$\frac{0.46425 \times 100}{53.6525}$	= 0.865%
$\sigma_{g1/p4}^2$	Representa	$\frac{0.63075 \times 100}{53.6525}$	= 1.17%
$\sigma_{g2/p4}^2$	Representa	$\frac{0.01875 \times 100}{53.6525}$	= 0.09%
$\sigma_{g1/p4}^2 + \sigma_{g2/p4}^2 - \sigma_{\ell/p4}^2$	Representa	$\frac{0.957 \times 100}{53.6525}$	= 1.78%
$\sigma_p^2$	Representa	$\frac{3.3375 \times 100}{53.6525}$	= 6.22%
$\sigma_{tes}^2$	Representa	$\frac{0.981 \times 100}{53.6525}$	= 1.83%
$\sigma_c^2 + \sigma_T^2 - \sigma_G^2$	Representa	Negativo	
$\sigma_{CXL}^2$	Representa	$\frac{0.82 \times 100}{53.6525}$	= 1.53%
$\sigma_{CXL}^2$	Representa	$\frac{0.8375 \times 100}{53.6525}$	= 1.56%

$$\sigma_{(\ell/p_1)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{1.0915 \times 100}{53.6525} = 2.03\%$$

$$\sigma_{(g_1/p_1)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{1.0635 \times 100}{53.6525} = 1.98\%$$

$$\sigma_{(g_2/p_1)L}^2 \quad \text{Representa} \quad 0.839 \times 100 = 1.56\%$$

$$\sigma_{(g_1/p_1)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_1)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_1)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{5.2935 \times 100}{53.6525} = 9.87\%$$

$$\sigma_{(\ell/p_2)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.9385 \times 100}{53.6525} = 1.75\%$$

$$\sigma_{(g_1/p_2)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{1.1475 \times 100}{53.6525} = 2.14\%$$

$$\sigma_{(g_2/p_2)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.725 \times 100}{53.6525} = 1.35\%$$

$$\sigma_{(g_1/p_2)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_2)L}^2 - \sigma_{(\ell/p_2)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \text{Negativo}$$

$$\sigma_{(\ell/p_3)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.407 \times 100}{53.6525} = 0.76\%$$

$$\sigma_{(g_1/p_3)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.221 \times 100}{53.6525} = 0.41\%$$

$$\sigma_{(g_2/p_3)}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.752 \times 100}{53.6525} = 1.4\%$$

$$\sigma_{(g_1/p_3)}^2 + \sigma_{(g_2/p_3)}^2 - \sigma_{(\ell/p_3)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.0395 \times 100}{53.6525} = 0.07\%$$

$$\sigma_{(\ell/p_4)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.577 \times 100}{53.6525} = 1.07\%$$

$$\sigma_{(g_1/p_4)L} \quad \text{Representa} \quad \frac{0.319 \times 100}{53.6525} = 0.59\%$$

$$\sigma_{(g_2/p_4)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.994 \times 100}{53.6525} = 1.85\%$$

$$\sigma_{(g_1/p_4)L}^2 + \sigma_{(g_2/p_4)L}^2 - \sigma_{(l/p_4)L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.9365 \times 100}{53.6525} = 1.74\%$$

$$\sigma_{\text{ProbxL}}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{5.2155 \times 100}{53.6525} = 9.72\%$$

$$\sigma_{\text{tesxLOC}}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{0.7585 \times 100}{53.6525} = 1.41\%$$

$$\sigma_{C\times L}^2 + \sigma_{T\times L}^2 - \sigma_{G\times L}^2 \quad \text{Representa} \quad \frac{1.2335 \times 100}{53.6525} = 2.3\%$$

Por último, se espera que el desarrollo de esta metodología y sus aplicaciones sean de utilidad a los estudiantes de la maestría en estadística experimental y de otras especialidades, así como a los maestros investigadores de la UAAA que son los más directamente involucrados por su inmediata aplicación en los trabajos de investigación que ellos desarrollan.

## LITERATURA CITADA

- Anderson, V.L. 1970. Restriction errors for linear models  
Biometrics. Vol. 10, pp. 255-268.
- Anderson, V.L. and Mclean, R.A. 1974. Design of  
Experiments, A Realistic Approach. Marcel Dekker,  
Inc. New York. 418 p.
- Bok, G.E.P., Hunter, W.G. and Hunter, J.S. 1978. Statistics  
for experimenters An introduction to design,  
Data Analysis, and Model Building. John Wiley and  
Sons. New York, 653.p
- Cochran, W. G. and Cox, G.M. 1987. Experimental Designs,  
John Wiley and Sons, Inc. Nueva York, N. Y. 661 p
- Cramer, H. 1970. Métodos matemáticos de estadístico. Cuarta  
edición Ed. Aquilar. España, 660. p
- Chun, CH. L. 1969. Introduction to Experimental Statistics.  
McGraw-Hill Book Company, Inc. New York, 496. p
- Eisenhart,C. (1947). The assumptions underlying the  
analysis of variance. Biometrics, 3, 1-21.

- Federer, W.T. 1955. Experimental Design, theory and Application. The Mc Millan company, New York. 544. p
- Graybill, F. A. 1976. Theory and application of the linear model. Duxbury Press. United States of America,
- Grubbs, F.E. (1948). On estimating precision of measuring instruments and product variability. J.Am.Stat. Assoc., 43, 243-264
- John, W. M. P. 1971. Statistical Design and Analysis of Experiments. Mc Millan company, New York. 356 p
- Kemptharue, O. 1973. The Design and Analysis of Experiments. Robert E. Krieger publishing company, Huntington, N. Y. 631. p
- Mood, A. M., F.A., Graybill and D.C., Boes. 1983. Introduction to the theory statistics. Third Edition. Mc Graw-Hill International Book company. United States of America. 564 p.
- Rao, R. 1973. Linear statistical inference and its applications. Second edition. John Wiley and Sons. United States of America. 625 p.
- Searle, S.R., 1971. Linear Models. John Wiley and Sons, Inc. New York. 532 p.

Soto, S.V. 1990 Comportamiento de las líneas tropicales AN<sub>1</sub> y AN<sub>2</sub> de maíz (Zea mays L.) recobradas por selección gamética en crusa con cuatro probadores de reducida base genética. Tesis licenciatura U.A.A.A.N.

Thompson, W.A., Jr. (1963). Precision of simultaneous measurement Procedures. J.Am. Stat. Assoc., 58, 474-479.

Young, C.W., E. Legates, and B.R. Farthing. (1965). Pre-and pos-natal influences on growth, polifecacy and maternal performance in mice. Genetics, 52, 553-561.

## A P E N D I C E

Cuadro A.1.- Resultados de análisis de varianza (cuadrados medios) de la característica agroómica evaluada en forma combinada

Fuente de variación	s.e.	Rendimiento Mazorca ton/ha
Localidades	1	24,219. 188
Rep/Loc	2	13. 206
Tratamientos	219	6. 406
Cruzas	159	6. 04
L/p1	99	6. 473
Gpo. 1/p1	24	5. 137
Gpo. 2/p2	14	4. 445
Gpo. 1/p1 vs Gpo. 2/p1	1	66. 909
L/p2	99	7. 587
Gpo. 1/p2	24	7. 802
Gpo. 2/p2	14	3. 571
Gpo. 1/p2 vs Gpo. 2/p2	1	58. 049
L/p3	99	3. 446
Gpo. 1/p3	24	3. 495
Gpo. 2/p3	14	1. 827
Gpo. 1/p3 vs Gpo. 2/p3	1	24. 892
L/p4	99	5. 119
Gpo. 1/p4	24	5. 568
Gpo. 2/p4	14	4. 281
Gpo. 1/p4 vs Gpo. 2/p4	1	13. 096
Probadores	3	25. 889
Testigos	53	7. 549
c vs T	1	3. 856
Tratamientos x Loc.	219	3. 748
Cruzas x Loc.	159	3. 783
L/p1 x Loc.	99	4. 291
Gpo. 1/p1 x Loc.	24	4. 295
Gpo. 2/p1 x Loc.	14	3. 786
(Gpo. 1/p1 vs Gpo. 2/p1) x Loc.	1	12. 623
L/p2 c Loc.	99	3. 885
Gpo. 1/p2 x Loc.	24	4. 409
Gpo. 2/p2 x Loc.	14	3. 558
(Gpo. 1/p2 vs Gpo. 2/p2) x Loc.	1	0. 042
L/p3 x Loc.	99	2. 822
Gpo. 1/p3 x Loc.	24	2. 55
Gpo. 2/p3 x Loc.	14	3. 612
(Gpo. 1/p3 vs Gpo. 2/p3) x Loc.	1	2. 187
L/p4 x Loc.	99	3. 262
Gpo. 1/p4 x Loc.	24	2. 746
Gpo. 2/p4 x Loc.	14	4. 086
(Gpo. 1/p4 vs Gpo. 2/p4) x Loc.	1	3. 981
Provadores x Loc.	3	12. 539
Testigo x Loc.	53	3. 625
c vs T x Loc.	1	4. 575
Error experimental	426	2. 108