
COMPARACIÓN DE TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN DE MULTIRESPUESTA EN LA INDUSTRIA DE LOS ALIMENTOS BASADO EN LA SENSIBILIDAD DE LA SELECCIÓN DE PARÁMETROS

JOSÉ L. VARELA, JOSÉ S. FERMÍN y YONNY J. ALBORNOZ

RESUMEN

El objetivo de este trabajo es comparar dos técnicas de optimización de multirespuesta basados en parámetros de selección: valores targets, cotas de aceptabilidad y pesos. Dichas técnicas se basan en una medida cuantitativa, en la cual las diversas variables de respuesta se transforman en una función distancia. Al realizar la comparación de los resultados obtenidos al apli-

car las técnicas de optimización de Khuri-Conlon y de Vining a un conjunto de datos reales provenientes de la industria de los alimentos se obtuvo que la técnica de Khuri-Conlon es más robusta respecto al parámetro de valores targets, con valores óptimos obtenidos más cercanamente a sus valores "ideales" que al aplicar la técnica de Vining.

A menudo, tanto en la industria como en muchas áreas científicas, se obtienen datos sobre diversas variables respuestas para un nivel dado de un conjunto de variables controlables. Un experimento en el cual un número de variables respuestas se miden simultáneamente para cada nivel de un conjunto de variables controlables se denomina un experimento de multirespuesta. Son numerosos los ejemplos de experimentos de multirespuesta (Khuri y Cornell, 1996); un ingeniero industrial desea estudiar la influencia de la velocidad y profundidad de corte sobre la vida útil y razón de pérdida de metal, y un tecnólogo de alimentos se interesa en determinar las combinaciones óptimas de los diversos ingredientes de un producto sobre la base de aceptabilidad y valor nutricional. En estos ejemplos es de interés la determinación de las condiciones sobre el conjunto de variables contro-

lables que optimiza una función de multirespuesta.

El análisis de datos provenientes de un experimento de multirespuesta requiere cuidadosa consideración de la naturaleza multivariante de los datos. En otras palabras, las variables respuestas no se deberían investigar individual e independientemente una de otra. Khuri y Cornell (1996) señalan que las interrelaciones que pueden existir entre las respuestas pueden dar como resultados que tales estudios univariantes sean insignificantes. Por ejemplo, si se desea optimizar diversas funciones de respuestas simultáneamente, sería infructuoso obtener óptimos individuales. Las condiciones óptimas para una respuesta pueden estar lejos del óptimo, o aún físicamente impráctico, para otras. También, en el diseño y análisis de experimentos de multirespuesta, un diseño adecuado a una respuesta puede produ-

cir resultados insatisfactorios para las restantes respuestas. En este caso la meta de la optimización de multirespuesta es hallar el nivel de las variables de diseño (controlables) para obtener un compromiso óptimo de las variables de respuesta. Por compromiso óptimo se entiende un nivel de operación de las variables de diseño (controlables) tal que cada variable del producto esté tan cerca como sea posible del valor ideal.

Muchos enfoques han sido propuestos para resolver el problema de optimización de multirespuestas. Derringer y Suich (1980) transforman cada función de respuesta en una función de deseabilidad y luego maximizan la media geométrica de las funciones de deseabilidad individuales para obtener una solución compromiso. Lind *et al.* (1960), Floros y Chinnan (1988), Rustom *et al.* (1991) y Fermín y Corzo (2005) superponen gráficas de contornos para resolver

PALABRAS CLAVE / Función de Múltiples Respuestas / Optimización Simultánea / Regresión Polinómica /

Recibido: 25/02/2008. Modificado: 16/09/2008. Aceptado: 29/09/2008.

José Leonardo Varela: Profesor, Instituto Universitario de Tecnología Cumaná (IUTC), Venezuela. Licenciado en Matemática, Universidad de los Andes (ULA), Venezuela. M. Sc. en Matemática, Universidad de Oriente, Venezuela. Cursante de Doctorado en estadística, ULA, Venezuela. Dirección: Ave. Los Próceres, Res. La Trinidad, Edif. Santa Eduvigis, Apto. 1, Mérida, Estado Mérida, Venezuela. e-mail: leovarela01@gmail.com

José Simón Fermín: Profesor, IUTC, Venezuela. M.Sc. en Estadística, ULA, Venezuela. Ph.D. en Estadística, Kansas State University, EEUU. e-mail: simon.fermin@gmail.com

Yonny Jesús Albornoz: Licenciado en Matemática, ULA, Venezuela. M.Sc. en Matemática, UDO, Venezuela. Profesor, UDO, Venezuela. e-Mail: yonnalbor@gmail.com

problemas que involucran optimización de multirespuesta. Este método, aunque simple y directo, tiene sus limitaciones en grandes sistemas que involucren diversas variables independientes y un gran número de variables de respuesta. Khuri y Conlon (1981) presentaron un procedimiento basado en una función distancia que calcula la cercanía global, donde las funciones de respuesta logran sus respectivos óptimos en el mismo conjunto de condiciones y posteriormente se encuentra una solución comprometida minimizando esta función distancia sobre la región experimental. Pignatiello (1993), Ames *et al.* (1997) y Vining (1998) propusieron minimizar una medida basada en una función de pérdida multivariante que evalúa la pérdida cuando las respuestas se desvían de sus "targets". Chi-Bin (2004) usa un sistema neuro-difuso denominado sistema de inferencia neuro-difuso múltiple adaptable (SNDAM) a fin de modelar un sistema que tenga respuestas múltiples y luego usa un algoritmo genético para optimizar este sistema de respuestas.

El objetivo del presente trabajo es comparar dos técnicas analíticas de optimización de multirespuesta, las de Khuri y Conlon (1981) y de Vining (1998), basado en la sensibilidad de la selección de parámetros, targets, cotas y pesos. Para ello, se examinan dichas técnicas, se aplican a datos experimentales provenientes de la industria de los alimentos (Fermin y Corzo, 2005) y finalmente se discuten las diferencias y similitudes de los resultados.

El Modelo Lineal General Multivariante

Sea N el número de corridas experimentales y r el número de variables de respuestas, las cuales pueden ser medidas para un conjunto de k variables codificadas x_1, x_2, \dots, x_k . Se asumirá que las variables de respuesta pueden ser representadas por modelos de regresión polinomiales en los valores de x_i , $i = 1, 2, \dots, k$ dentro de cierta región R . Por lo tanto la i -ésima respuesta del modelo puede ser escrita en forma vectorial como

$$Y_i = Z_i \beta_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (1)$$

donde Y_i : vector con dimensión $N \times 1$ de observaciones sobre la i -ésima respuesta, Z_i : matriz de dimensión $N \times p_i$ de rango p_i de funciones conocidas de el conjunto de entradas de las variables codificadas, β_i : vector $p_i \times 1$ de parámetros desconocidos, y ε_i : vector de errores aleatorios asociados con la i -ésima respuesta ($i=1, 2, \dots, r$).

También se asumirá que

$$\begin{aligned} E(\varepsilon_i) &= 0 \\ \text{Var}(\varepsilon_i) &= \sigma_{ij} I_N, \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (2) \\ \text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) &= \sigma_{ij} I_N, \quad i, j = 1, 2, \dots, r, \quad i \neq j \end{aligned}$$

La matriz $r \times r$, cuyo (i, j) -ésimo elemento es σ_{ij} ($i=1, 2, \dots, r$), será denotada por Σ . Las ecuaciones en (1) pueden ser representadas como

$$Y = Z\beta + \varepsilon \quad (3)$$

donde $Y = [Y_1', Y_2', \dots, Y_r']$, $\beta = [\beta_1', \beta_2', \dots, \beta_r']$, $\varepsilon = [\varepsilon_1', \varepsilon_2', \dots, \varepsilon_r']$ y Z : matriz diagonal por bloques $\text{diag}(Z_1, Z_2, \dots, Z_k)$. Por ejemplo, para $r=3$ respuestas, la Ec. 3 se convierte en

$$\begin{bmatrix} Y_{11} \\ \vdots \\ Y_{N1} \\ \dots \\ Y_{12} \\ \vdots \\ Y_{N2} \\ \dots \\ Y_{13} \\ \vdots \\ Y_{N3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_1 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 0 & Z_2 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & Z_3 \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{01} \\ \vdots \\ \beta_{p_1,1} \\ \dots \\ \beta_{02} \\ \vdots \\ \beta_{p_2,2} \\ \dots \\ \beta_{03} \\ \vdots \\ \beta_{p_3,3} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} \\ \vdots \\ \varepsilon_{N1} \\ \dots \\ \varepsilon_{12} \\ \vdots \\ \varepsilon_{N1} \\ \dots \\ \varepsilon_{13} \\ \vdots \\ \varepsilon_{N3} \end{bmatrix}$$

donde Y_{ui} y ε_{ui} son, respectivamente, los u -ésimos elementos de Y_i , y ε_i ($u=1, 2, \dots, N$; $i=1, 2, \dots, r$), y β_{li} es el l -ésimo elemento de β_i ($l=1, 2, \dots, p_i$; $i=1, 2, \dots, r$). De la Ec. 2 puede deducirse que Σ tiene una matriz de varianza covarianza

$$\text{Var}(\varepsilon) = \Sigma \otimes I_N$$

donde \otimes hace referencia al producto de matrices o producto Kronecker. Por definición, el producto directo de dos matrices, A y B , de ordenes $n_1 \times n_2$ y $m_1 \times m_2$, respectivamente, es la matriz $A \times B$ de orden $n_1 m_1 \times n_2 m_2$, la cual es particionada como $[a_{ij} B]$, donde a_{ij} es el (i, j) -ésimo elemento de A .

El mejor estimador lineal no sesgado (BLUE, de *best linear unbiased estimator*) de β es (Zellner, 1962)

$$\hat{\beta} = (Z' \Delta^{-1} Z)^{-1} Z' \Delta^{-1} Y \quad (4)$$

donde $\Delta = \Sigma \otimes I_N$, y por lo tanto $\Delta^{-1} = \Sigma^{-1} \otimes I_N$.

La matriz de varianza covarianza de $\hat{\beta}$ es

$$\text{var}(\hat{\beta}) = (Z' \Delta^{-1} Z)^{-1} \quad (5)$$

Las Ecs. 4 y 5 requieren que se conozca Σ . Si Σ es desconocido, como usualmente ocurre, entonces un estimador de β puede obtenerse reemplazando Σ en la Ec. 4 por su estimador $\hat{\Sigma}$, siempre y cuando el mismo sea una matriz no singular. Tal estimador fue propuesto

por Zellner (1962) y está dado por $\hat{\Sigma} = (\hat{\sigma}_{ij})$, donde

$$\hat{\sigma}_{ij} = \frac{Y_i' [I_N - Z_i (Z_i' Z_i)^{-1} Z_i'] [I_N - Z_j (Z_j' Z_j)^{-1} Z_j'] Y_j}{N}; \quad i, j = 1, 2, \dots, r \quad (6)$$

En particular, si en la Ec. 1 $Z_i = X_0$, es decir, todas las variables tienen el mismo modelo, para $i=1, \dots, r$, entonces $Z = I_r \otimes X_0$. En este caso,

$$\hat{\beta} = [I_r \otimes (X_0' X_0)^{-1}] \hat{Y}$$

y así, el estimador BLUE de β no depende de Σ . Por lo tanto, el BLUE de β_i es el mismo que se obtiene usualmente mediante mínimos cuadrados para cada respuesta calculado individualmente.

Técnicas de Optimización de Multirespuesta

Khuri-Conlon

Para el desarrollo de esta técnica se asume que cada una de las variables de respuesta es expresada por modelos polinomiales de regresión del mismo grado dentro de una cierta región de interés. Primero los datos serán chequeados para detectar posibles dependencias lineales entre las respuestas. En caso de existir tales dependencias estas respuestas, que son funciones lineales de las otras, serán removidas (Khuri y Conlon, 1981). Más aún, cada fila en la matriz de errores dada en la Ec. 3 se asume que se distribuye normal bivariante con un vector de media cero y una matriz de varianza-covarianza Σ .

Sea $\hat{\Phi}_i$ el valor óptimo de $\hat{Y}_i(x)$ optimizado individualmente sobre la región experimental ($i=1, 2, \dots, r$) y sea $\hat{\phi} = [\hat{\phi}_1, \dots, \hat{\phi}_r]'$. Si estos óptimos individuales se obtienen en el mismo conjunto, x , de condiciones de operación, entonces se dice que se obtiene un óptimo "ideal". En este caso el problema de optimización de multirespuesta está resuelto y no se necesita realizar trabajo adicional. Tal óptimo ideal raramente existe. En situaciones más generales se considera hallar condiciones de compromiso sobre las variables de entrada que sean algo favorable a todas las respuestas. Por ello, condiciones de compromiso serán aquellas bajo las cuales la función de multirespuesta se desvía tan poco como sea posible del óptimo ideal, eso es, en tales condiciones se tiene un "cerca-óptimo" para cada uno de las r funciones de respuesta predicha en la ecuación $\hat{Y}_i(x) = z'(x) \hat{\beta}_i$, $i=1, 2, \dots, r$. Tal desviación de las condiciones de compromiso del óptimo ideal se puede formular por medio

de una función de distancia que mide la distancia de $\hat{Y}(x)$, considerado como un punto en el espacio euclídeo r -dimensional de ϕ , el vector de óptimos individuales. Esta función distancia se denota por $\rho[\hat{Y}(x), \phi]$. La optimización de multirespuesta involucra el hallazgo de las condiciones sobre x que minimizan esta función de distancia sobre la región experimental.

Antes de definir ρ , nótese que ϕ es un vector aleatorio, pero en la minimización de $\rho[\hat{Y}(x), \phi]$, ϕ es tratado como un punto fijo en el espacio r -dimensional. Si la aleatoriedad de ϕ no es tomada en consideración se puede obtener condiciones óptimas erróneas. Es necesario entonces incorporar la variabilidad de ϕ dentro de ρ .

Una variedad de escogencias es posible para esta función de distancia, ρ . Una escogencia natural, basada en consideraciones estadísticas (Khuri y Conlon, 1981), es

$$\rho[\hat{Y}(x), \phi] = \left[(\hat{Y}(x) - \phi)' \{ \text{var}[\hat{Y}(x)] \}^{-1} (\hat{Y}(x) - \phi) \right]^{1/2} \quad (8)$$

Por otro lado,

$$\text{var}[\hat{Y}_i(x)] = z'(x)(X'X)^{-1}z(x)\sigma_{ii}, \quad i = 1, \dots, r$$

$$\text{cov}[\hat{Y}_i(x), \hat{Y}_j(x)] = z'(x)(X'X)^{-1}z(x)\sigma_{ij}, \quad i \neq j = 1, \dots, r$$

donde δ_{ij} es el (i, j) -ésimo elemento de la matriz de varianza covarianza Σ . Por lo tanto,

$$\text{var}[\hat{Y}(x)] = z'(x)(X'X)^{-1}z(x)\Sigma \quad (9)$$

donde $\hat{Y}(x) = [\hat{Y}_1(x), \hat{Y}_2(x), \dots, \hat{Y}_r(x)]'$ y $z'(x)$ es un vector fila de dimensión p , donde p es el número de parámetros, cuya primera componente es 1 y las restantes $p-1$ componentes consisten de potencias y productos cruz de x_1, \dots, x_k , lo cual dicta la forma del modelo polinomial, y X es la matriz de diseño de cada uno de los modelos considerada individualmente. De las Ecs. 8 y 9 se tiene que

$$\rho[\hat{Y}(x), \phi] = \left[(\hat{Y}(x) - \phi)' \Sigma^{-1} (\hat{Y}(x) - \phi) / z'(x)(X'X)^{-1}z(x) \right]^{1/2} \quad (10)$$

En general, ésta es la escogencia que se hace de la función de distancia. La Ec. 10 claramente requiere que no exista dependencia lineal entre las r respuestas, puesto que si este fuera el caso, la matriz Σ sería singular y por lo tanto ρ no estaría definida. Nótese que las Ecs. 8 y 10 fueron desarrolladas sin tomar en cuenta la aleatoriedad de ϕ . Recuérdese que las componentes de ϕ son los óptimos individuales de las variables aleatorias $\hat{Y}_1(x), \hat{Y}_2(x), \dots, \hat{Y}_r(x)$. Por lo tanto las componentes de ϕ son variables aleatorias en si.

Sea ζ_i el óptimo real de la i -ésima respuesta, optimizado individualmente sobre la región experimental, $i=1, \dots, r$, y sea $\zeta = [\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_r]$. Si la variabilidad asociada con cada una de las componentes de ϕ es grande, entonces cualquier métrica que se defina puede que no mida adecuadamente la desviación de $Y(x)$ del óptimo ideal. Como ϕ es un vector aleatorio, el verdadero óptimo ideal viene dado por ζ , no por ϕ . Por tal motivo, la variabilidad de ϕ debe ser tomada en cuenta en el desarrollo de la distancia métrica y, como consecuencia, se propone el siguiente procedimiento. Sea ρ la función distancia de-

ciones inicial y final de agua en un tiempo seleccionado, y x_{s0} y x_{sf} : °Brix iniciales y finales en un tiempo determinado.

En la **Tabla I** se muestra el diseño compuesto central rotatable con tres factores: presión al vacío (x_1), concentración (x_2) y tiempo de deshidratación (x_3), tanto en su forma original como en su forma codificada y los datos de respuesta observados (Y_1, Y_2, Y_3). Cabe destacar que lo que se quiere es alcanzar el mejor compromiso óptimo involucrando de manera simultánea cada una de las variables de respuesta, siendo deseable que Y_1 alcance un valor mínimo, Y_2 un valor máximo y Y_3 un valor mínimo, todos dentro de la región de interés.

Aplicación a Datos Reales

En esta sección se aplican las técnicas de optimización de multirespuesta de Khuri-Conlon y Vining al caso de estudio. Es posible obtener resultados muy variados dependiendo tanto de la técnica de optimización que se aplique como del parámetro de selección (cotas, targets y pesos) que se escoja.

Ajuste de los datos

Se usaron las técnicas multivariantes descritas arriba, aplicando la Ec. (7), para ajustar los datos experimentales a modelos polinomiales de segundo orden. Para la determinación de los coeficientes aplicando dichas técnicas multivariantes se usó el programa de computación S-PLUS 2000 (Mathsoft, 2000). Los coeficientes correspondientes a cada uno de los modelos de segundo orden junto con el análisis de varianza se presentan en la **Tabla II**. Aunque algunos de los coeficientes resulten no significativos, en este caso son considerados todos, puesto que es necesario para poder aplicar cada una de las técnicas de optimización. Los valores de R^2 R^2 correspondientes al ajuste de las variables de respuestas Y_1, Y_2 y Y_3 son 95,8; 88,0 y 97,2% respectivamente, indicando esto que \hat{Y}_1, \hat{Y}_2 y \hat{Y}_3 explican el 95,8; 88,0 y 97,2% de la variabilidad del sistema. Por otro lado fueron verificados los supuestos de normalidad para cada una de las variables de respuesta usando la prueba de Anderson-Darling, encontrándose que no existe evidencia suficiente para rechazar

la hipótesis nula de distribución normal de cada una de las variables de respuesta.

Para determinar la idoneidad del modelo de multirespuesta lineal ajustado en la Ec. (1) se utilizó una prueba de falta de ajuste multivariante propuesta por Khuri (1985). El modelo posee falta de ajuste si falla en proporcionar una adecuada representación de las medias verdaderas de las respuestas en la región experimental. El modelo se considera inadecuado cuando λ_α excede un cierto valor crítico, donde $e_{m\acute{a}x}(G_2^{-1}G_1)$ denota el valor propio más grande de la matriz $r \times r$ $G_2^{-1}G_1$ (Morrison, 1976; Roy *et al.*, 1971). Si λ_α denota el $100\alpha\%$ punto superior de la distribución de $e_{m\acute{a}x}(G_2^{-1}G_1)$ cuando el modelo es correcto, entonces una falta de ajuste significativa se detecta en el nivel α si $e_{m\acute{a}x}(G_2^{-1}G^1) \geq \lambda_\alpha$. El valor del test estadístico de la raíz más grande de Roy dado en $e_{m\acute{a}x}(G_2^{-1}G^1) \geq \lambda_\alpha$ es $e_{m\acute{a}x}(G_2^{-1}G^1) = 2,8816$. El valor crítico λ_α para este test se obtiene de la tabla de distribución generalizada beta dado en Foster (1957). Esta tabla da valores de x_α , el $100\alpha\%$ punto superior de la distribución del valor propio más grande de la matriz $(G_1 + G_2)^{-1}G_1$ cuando el modelo es correcto. La relación entre λ_α y x_α , viene dada por $\lambda_\alpha = \frac{x_\alpha}{(1-x_\alpha)}$.

En el nivel de significancia $\alpha = 0,10$, $x_\alpha = 0,9615$ y de aquí $\lambda_\alpha = 24,97$. Consecuentemente, se concluye que no hay evidencia de falta de ajuste al nivel del 10%, puesto que $e_{m\acute{a}x}(G_2^{-1}G^1) = 2,8816 < \lambda_\alpha = 24,97$, de tal modo que el modelo de multirespuesta lineal (1) es correcto.

Condiciones de operación óptimas (Khuri-Conlon)

Para la aplicación de la técnica de optimización de multirespuesta de Khuri-Conlon es necesario estimar la matriz de varianza-covarianza de las respuestas. Dicha matriz fue estimada usando el estimador desarrollado por Zernell (1962), que viene dado en la Ec. (6). Al aplicar dicha ecuación se obtiene que

$$\hat{\Sigma} = \begin{pmatrix} 0,000115 & 0,001525 & 0,0011226 \\ 0,001 & & \end{pmatrix}$$

TABLA IV
RESULTADOS OBTENIDOS AL
APLICAR LA TÉCNICA DE VINING

Condiciones operativas óptimas	Valores óptimos
$x_1 = -1,11$	$\hat{Y}_1 = 0,12$
$x_2 = -0,93$	$\hat{Y}_2 = 8,5$
$x_3 = -0,81$	$\hat{Y}_3 = 9,16$

y, por otro lado, $\hat{\Sigma}$ es la misma que al aplicar el procedimiento de Khuri-Conlon. Se consideró K igual a la matriz identidad basándose en el supuesto de que cada una de las variables de respuesta tiene la misma importancia. Los resultados obtenidos al aplicar la técnica de Vining se muestran en la **Tabla IV**.

Comparación de Técnicas de Optimización de Multirespuesta

Luego de obtenidos los resultados al aplicar las técnicas de optimización de multirespuesta de Khuri-Conlon y Vining a datos reales, se procedió a comparar dichas técnicas basados en el parámetro de selección (cotas, targets y pesos).

La **Tabla V** muestra los resultados obtenidos al aplicar las dos técnicas de optimización. Las alternativas 0* y 1* muestran los resultados obtenidos con la técnica de Khuri-Conlon, considerando valores por debajo de $T_1=0,01$. Específicamente se consideró

$T_1=0,01$ y 0 para las alternativas 0* y 1*, respectivamente, dejándose fijos los valores correspondientes para T_2 y T_3 . Puede observarse que los resultados no difieren entre sí. Por otro lado, las alternativas 0 y 1 muestran los resultados obtenidos al aplicar la técnica de Vining considerando los mismos targets de 0* y 1*, y puede observarse que no hay diferencia significativa entre ellas. Al comparar los resultados obtenidos en 0* y 1* con los obtenidos en 0 y 1 puede verse que Khuri-Conlon obtiene valores óptimos mas cercanos a los valores targets para Y_2 y Y_3 , y por otro lado Vining presenta un mejor resultado en T_1 . Bajo estas condiciones se concluye que la técnica de Khuri-Conlon es mejor que la técnica de Vining.

Las alternativas 2* y 3* igualmente consideran valores por debajo de $T_1=0,01$, específicamente $T_1=0$, pero en este caso se incrementa T_2 a 16,5 permaneciendo fijo $T_3=0$. Puede observarse que los resultados al aplicar la técnica de Khuri-Conlon no difieren entre sí. Análogamente, las alternativas 2 y 3 muestran los resultados al aplicar la técnica de Vining considerando los mismos targets y puede observarse que no hay diferencia significativa entre dichas alternativas. Al comparar los resultados obtenidos en 2* y 3* con los obtenidos en 2 y 3 puede observarse que Khuri-Conlon arroja valores mas cercanos a los valores targets para Y_2 y Y_3 , y por otro lado Vining presenta un mejor resultado en Y_1 . Bajo estas condiciones se concluye

que la técnica de Khuri-Conlon es mejor que la de Vining.

Las alternativas 4* y 5* al igual que en las alternativas anteriores, consideran valores por debajo de $T_1=0,01$, específicamente $T_1=0$, pero en este caso se incrementa T_2 a 17 y se deja de igual manera fija $T_3=0$. Al igual que en los análisis anteriores, al comparar los resultados obtenidos 4* y 5* con los obtenidos en 4 y 5, puede concluirse que bajo estas condiciones la técnica de Khuri-Conlon es mejor que la de Vining.

Por otro lado, la alternativa 6 muestra los resultados obtenidos al aplicar la técnica de Vining considerando $T_1=0,01$, $T_2=15,69$ y $T_3=0$, pero en este caso se considera una matriz de costo que agrega una penalidad adicional a cada una de las variables de respuesta, y puede concluirse que bajo estas condiciones no hay diferencia significativa entre la técnica de Khuri-Conlon y la de Vining.

Al comparar estos resultados obtenidos, con los obtenidos en 0* puede observarse que la técnica de Vining obtiene mejores resultados para Y_1 mientras que Y_2 no muestra una diferencia significativa, pero por otra parte Y_3 muestra un valor que se aleja demasiado del target. Bajo estas condiciones puede concluirse que la técnica de Khuri-Conlon sigue siendo mejor que la de Vining.

Conclusiones

Al comparar los resultados obtenidos al aplicar la técnica de Khuri-Conlon con los obtenidos al aplicar la técnica de Vining, basados en el parámetro de selección (cotas, targets y pesos) se tiene que, para este caso específico, la técnica de Khuri-Conlon es más robusta respecto al parámetro de selección, de valores targets, y los valores óptimos obtenidos se encuentran mas cercanos a sus respectivos valores ideales que al aplicar la técnica de Vining.

REFERENCIAS

Ames AE, Mattucci N, MacDonald S, Szonyi G, Hawkins DM (1997) Quality Loss Functions for Optimization Across Multiple Response Surface. *J. Qual. Technol.* 29: 339-346.
 AOAC (1990) *Official Methods of Analysis*. 15^a ed. Association of Official Analytical Chemists. Washington, DC, EEUU. [XXX pp.](#)
 Chi-Bin C (2004) Process optimization by soft computing and its application to a wire bonding problem. *Int. J. Appl. Sci.*

TABLA V
COMPARACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS AL APLICAR
LAS TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN

Alt.	Tec.	T_1	T_2	T_3	K			C			x_1	x_2	x_3	Y_1	Y_2	Y_3
0*	K-C	0,01	15,69	0	NA			9012,54	-8,3	19,6	-1,68	-0,94	-0,46	0,18	8,52	5,39
								-8,3	0,53	-0,11						
								19,6	-0,11	1,699						
0	V	0,01	15,69	0	1	0	0	9012,54	-8,3	19,6	-1,11	-0,93	0,81	0,12	8,5	9,16
					0	1	0	-8,3	0,53	-0,11						
					0	0	1	19,6	-0,11	1,699						
1*	K-C	0	15,69	0	NA			"			-1,68	-0,94	0,46	0,18	8,52	5,39
1	V	0	15,69	0	"			"			-1,03	-0,94	-0,8	0,11	8,5	9,53
2*	K-C	0,01	16,5	0	NA			"			-1,68	-0,94	-0,46	0,18	8,52	5,39
2	V	0,01	16,5	0	"			"			-1,11	-0,93	0,81	0,12	8,5	9,16
3*	K-C	0	16,5	0	NA			"			-1,68	-0,94	0,46	0,18	8,52	5,39
3	V	0	16,5	0	"			"			-1,03	-0,94	-0,8	0,11	8,5	9,53
4*	K-C	0,01	17	0	NA			"			-1,68	-0,94	0,46	0,18	8,52	5,39
4	V	0,01	17	0	"			"			-1,11	-0,93	0,81	0,12	8,5	9,16
5*	K-C	0	17	0	NA			"			-1,68	-0,94	0,46	0,18	8,52	5,39
5	V	0	17	0	"			"			-1,03	-0,94	-0,8	0,11	8,5	9,53
6	V	0,01	15,69	0	1	0,5	0,5	9018,19	-8,09	20,39	-1,68	-0,94	0,43	0,18	8,49	5,36
					0,5	1	0,5	4507,77	3,675	10,535						
					0,5	0,5	1	4521,72	3,995	11,435						

- Eng. 2: 59-71.
- Derringer G, Suich R (1980) Simultaneous optimization of several response variables. *J. Qual. Technol.* 12: 214-219.
- Fermín W, Corzo O (2005) Optimization of vacuum pulse osmotic dehydration of cantaloupe using response surface methodology. *J. Food Process. Preserv.* 29: 20-32.
- Floros J, Chinnan M (1988) Seven factor response surface optimization of a double-stage lye(NaOH) peeling process of pimiento peppers. *J. Food Sci.* 53: 631-638.
- Khuri AI (1985) A test for lack of fit of a linear multiresponse model. *Technometrics* 27: XX-XX.
- Khuri AI, Conlon M (1981) Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression function. *Technometrics* 23: 263-375.
- Khuri AI, Cornell JA (1996) *Response Surfaces*. 2nd ed. Dekker. Nueva York, EEUU. XXX pp.
- Lasdon LS, Waren AD, Jain A, Ratner M (1978) Design and testing of a generalized reduced gradient code for nonlinear programming. *ACM Trans. Math. Software* 4: 34-49.
- Lind EE, Goldin J, Hickman JB (1960) Fitting yield and cost response surfaces. *Chem. Eng. Progr.* 56: 62-68.
- Microsoft (2003) Excel de Microsoft Office. Copyright 1985-2003. Microsoft Corp. EEUU.
- Morrison DF (1976) *Multivariate Statistical Methods*. 2nd ed. Mc Graw Hill. Nueva York, EEUU. XXX pp.
- Pignatiello JJr (1993) Strategies for Robust Multiresponse Quality Engineering. *IIE Trans.* 25: 5-15.
- Roy SN, Gnanadesikan R, Srivastava JN (1971) Analysis and Design of Certain Quantitative Multiresponse Experiments. Pergamon. Nueva York, EEUU. XXX pp.
- Rustom YS, López-Leiva MH, Nair MB (1991) Optimization of extraction of peanut proteins with water by response surface methodology. *J. Food Sci.* 56: 1660-1663.
- MathSoft (2000) S-PLUS 2000 Profesional Release 2. Copyright 1988-1999. MathSoft, Inc. EEUU.
- Varela J (2007) *Comparación de Técnicas de Optimización de Multirespuesta Basado en la Sensibilidad de la Selección de Parámetros: Targets, Cotas y Pesos*. Tesis. Universidad De Oriente. Cumaná, Venezuela. XXX pp.
- Vining G (1998) A compromise approach to multiresponse optimization. *J. Qual. Technol.* 30: 309-313.
- Zellner A (1962) An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias. *J. Am. Stat. Assoc.* 57: 348-368.

PRELIMINARY HARVEST PLANNING MODEL FOR INDUSTRIAL FOREST PLANTATIONS IN VENEZUELA

Ramón Chiari L., Omar E. Carrero G., Mauricio Jerez, María Alejandra Quintero M. and Jurgen Stock

SUMMARY

A preliminary harvest planning model was developed for pulpwood forest plantations in order to obtain optimal harvest sequences that minimize operation costs. The primary target was to identify the relative importance of the technical and financial factors considered to influence the determination of optimal harvest sequences on a forest plantation system that includes stands with a range of species, ages, area and accessibility. The model, called "Ospino", was developed under the principles of binary integer programming. Optimal harvest sequences were generated under different scenarios based on an actual case. The scenarios included the planning of harvest sequences for up to 300 stands

simultaneously during a planning term of seven years. The results were evaluated on the basis of age at harvest, pulpwood yield, annual cutting area, annual volume requirements, and unitary and total costs. Under the model assumptions the factors that influenced more markedly the determination of the optimal sequences were the estimated mean annual volume increment ($m^3 \cdot ha^{-1}$ per year) and the measured area for each stand (ha). The Ospino model is one of the first attempts in Venezuela to develop a system for harvest planning based on mathematical programming techniques adapted to the conditions of plantation forest management in the country.

MODELO PRELIMINAR PARA A PLANIFICAÇÃO DO APROVEITAMENTO EM PLANTAÇÕES FLORESTAIS INDUSTRIAIS NA VENEZUELA

Ramón Chiari L., Omar E. Carrero G., Mauricio Jerez, María Alejandra Quintero M. e Jurgen Stock

RESUMO

Desenvolveu-se um modelo preliminar para a planificação das atividades de desbaste nos plantações florestais para a produção de polpa, o qual permite obter seqüências ótimas de corta que minimizam os custos totais de desbaste. O objetivo principal foi identificar a importância relativa dos fatores técnicos e financeiros considerados têm na determinação das seqüências ótimas de corta num sistema de plantações florestais composto por stands de diferentes espécies, idades, extensão e acessibilidade. O modelo chamado "Ospino" foi concebido baixo os princípios da programação inteira binária. Geraram-se seqüências ótimas de corta com ate 300 stands simultaneamente por um período

de planejamento de sete anos y os resultados foram avaliados em função da idade de corta, rendimento em polpa, superfície a cortar por ano, quota anual a cumprir, custos unitários e totais. Baixo os supostos do modelo encontrou-se que os fatores que mais influenciam num planejamento ótimo do desbaste foram o incremento médio anual volumétrico ($m^3 \cdot ha^{-1}$ por ano) estimado para as plantações e a superfície (ha) dos stands. O modelo Ospino e um dos primeiros intentos na Venezuela para desenvolver um sistema de otimização dos desbastes baseado nas técnicas da programação matemático adaptado as condições de manejo florestal de plantações no paese.

NOTA PARA LOS AUTORES

Nótese que el trabajo ha sido extensamente editado. Revisar cuidadosamente.

Revisar Bionota autores. Completar la información faltante si fuese el caso: grados académicos, institución donde los obtuvo, actual afiliación institucional. Favor elaborarla en el mismo idioma del trabajo. Solo el autor de correspondencia lleva dirección postal completa (ejemplos en www.interciencia.org últimos números publicados).

Trabajos en español: Revisar títulos, palabras clave, en inglés y español (versión al portugués la elabora Interciencia).

Revisar cambios en Figuras y Tablas.

Revisar la bibliografía: **IMPORTANTE!!!**

a) Cotejar que todos los autores citados estén en la lista de referencias y viceversa.

b) Completar la información faltante, números de páginas, editorial, lugar, Vol, etc.

c) No confundir año de publicación y verificar uno, dos o más autores.

Enviar un documento de Word indicando claramente el número de página, columna y línea donde desea hacer la corrección.