

Algoritmo de búsqueda aleatoria pura aplicado al diseño de planes de muestreo doble

Mario César Vélez Gallego

Maestro en Ingeniería Industrial de la Universidad de los Andes.
Actualmente profesor del Departamento de Ingeniería de Producción
de la Universidad EAFIT
marvez@eafit.edu.co



Recepción: 16 de julio de 2003 | Aceptación: 28 de enero de 2004

Resumen

Los métodos no convencionales de optimización, permiten encontrar muy buenas soluciones en prácticamente cualquier problema, por complejo que éste sea. En este artículo se propone un algoritmo de búsqueda aleatoria pura, para diseñar planes de muestreo doble y se presenta una comparación de sus resultados con las soluciones que se obtienen a través de los métodos tradicionales que están propuestos en la literatura técnica.

Palabras Clave

Métodos de optimización no convencionales
Algoritmo de búsqueda aleatoria pura
Planes de muestreo doble

Random search algorithm applied to the design of double sampling plans

Abstract

Non conventional optimization methods allow to find very good solutions for almost any problem, regardless of its complexity. This article proposes a random search algorithm for designing double sampling plans, and the results are then compared with those obtained through traditional methods given in technical literature.

Key words

Non conventional optimization methods
Random search algorithm
Double sampling plans

Introducción



El muestreo de aceptación es una herramienta ampliamente utilizada en control de calidad, debido a que permite determinar si un lote, ya sea de materia prima o de producto en proceso, está en condiciones de pasar a la siguiente etapa en su proceso de transformación, o si un lote de producto terminado cumple con las condiciones de calidad requeridas por el cliente para su uso. Los procedimientos de muestreo de aceptación derivan su nombre del hecho de que la decisión sobre la continuidad o no de un lote en un proceso, se toma a partir de la observación de una muestra.

Un lote es un conjunto de productos que presentan una característica de calidad, con la cual se mide su idoneidad para continuar en el proceso. El muestreo consiste en evaluar esta característica de calidad en cada una de las unidades que componen la muestra y en determinar si cumplen o no con las especificaciones preestablecidas. Si una unidad no cumple es considerada *disconforme o defectuosa*, y si cumple con ellas, es considerada *aceptable, conforme o de calidad*. Dependiendo del número de unidades disconformes encontradas en la muestra, se toma la decisión sobre aceptar el lote y permitir que continúe en el proceso, o rechazarlo y disponer de él, ya sea para desecharlo, regresarlo al proceso o venderlo a un menor precio.

Existen diversas razones para que esta decisión se tome con base en una muestra y no con base en la inspección de la totalidad de los productos del lote. Entre las razones más comunes están los elevados costos de la inspección y la inspección destructiva, necesaria en algunos casos.

El muestreo de aceptación es una herramienta ampliamente utilizada en control de calidad, debido a que permite determinar si un lote, ya sea de materia prima o de producto en proceso, está en condiciones de pasar a la siguiente etapa en su proceso de transformación, o si un lote de producto terminado cumple con las condiciones de calidad

requeridas por el cliente para su uso. Los procedimientos de muestreo de aceptación derivan su nombre del hecho de que la decisión sobre la continuidad o no de un lote en un proceso, se toma a partir de la observación de una muestra.

Un lote es un conjunto de productos que presentan una característica de calidad, con la cual se mide su idoneidad para continuar en el proceso. El muestreo consiste en evaluar esta característica de calidad en cada una de las unidades que componen la muestra y en determinar si cumplen o no con las especificaciones preestablecidas. Si una unidad no cumple es considerada *disconforme o defectuosa*, y si cumple con ellas, es considerada *aceptable, conforme o de calidad*. Dependiendo del número de unidades disconformes encontradas en la muestra, se toma la decisión sobre aceptar el lote y permitir que continúe en el proceso, o rechazarlo y disponer de él, ya sea para desecharlo, regresarlo al proceso o venderlo a un menor precio.

Existen diversas razones para que esta decisión se tome con base en una muestra y no con base en la inspección de la totalidad de los productos del lote. Entre las razones más comunes están los elevados costos de la inspección y la inspección destructiva, necesaria en algunos casos.

1. Descripción del problema

Una vez se ha decidido utilizar un procedimiento de muestreo de aceptación, el problema que se hace necesario resolver es determinar la cantidad de unidades que se deben inspeccionar y las condiciones de aceptación o rechazo del lote; en otras palabras, el diseño del plan de muestreo.

1.1 El problema del diseño de un plan de muestreo simple

Se dice que un plan de muestreo es simple, cuando la decisión sobre aceptar o rechazar el lote se toma con base en una sola muestra. La notación utilizada en este artículo para plantear y resolver este problema, es la siguiente:

N : Tamaño del lote o cantidad de unidades que lo conforman.

D : Número de unidades disconformes presentes en el lote.

n : Tamaño de la muestra, o cantidad de unidades que deben ser extraídas del lote para determinar el número de unidades defectuosas presentes en la muestra.

x : Es el número de unidades defectuosas presentes en la muestra.

c : Número máximo permisible de unidades defectuosas en la muestra. Si $x=c$, el lote se acepta; de lo contrario se rechaza.

p : Fracción disconforme del lote. $p = \frac{D}{N}$

p_1 : Un lote con una fracción disconforme $p < p_1$ es considerado aceptable o de buena calidad. La fracción disconforme p_1 se conoce como *Nivel Aceptable de Calidad o NAC*.

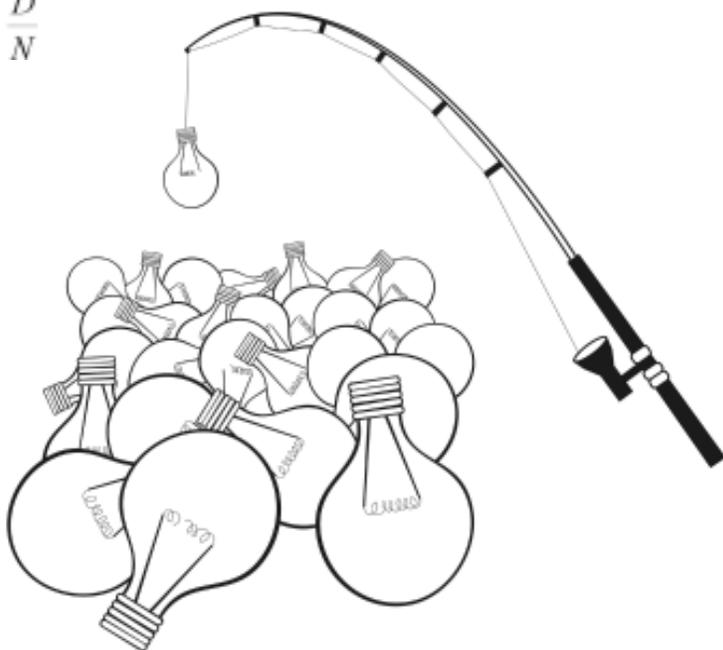
p_2 : Un lote con una fracción disconforme $p < p_2$ es considerado inaceptable o de mala calidad. La fracción disconforme p_2 se conoce como *Nivel Límite de Calidad o NLC*. Es claro que $p_2 > p_1$.

$1-\alpha$: Probabilidad de aceptar un lote con fracción disconforme $p=p_1$. α es entonces la probabilidad de rechazar un lote con fracción disconforme p_1 . Es deseable que el valor de $1-\alpha$ sea alto, porque se desea que los lotes considerados como buenos tengan una probabilidad alta de ser aceptados.

β : Probabilidad de aceptar un lote con fracción disconforme p_2 . Es deseable que el valor de β sea bajo, ya que se quiere que los lotes inaceptables o malos tengan poca probabilidad de ser aceptados.

P_a : Probabilidad de que un lote sea aceptado.

Un plan de muestreo simple es un procedimiento mediante el cual se toma una muestra de n unidades a partir de un lote de tamaño N . Si el número de unidades disconformes presentes en la muestra, denotado como x , es mayor que c , el lote se rechaza; de lo contrario, el lote será aceptado. En otras palabras, un plan de muestreo simple está definido por una pareja (n, c) .



Definiciones básicas

La cantidad x de unidades disconformes encontradas en una muestra aleatoria de tamaño n , es una variable aleatoria hipergeométrica, y la probabilidad de encontrar x unidades disconformes en la muestra, denotada como $P(x)$, está dada por:

$$P(x) = \frac{\binom{D}{x} \binom{N-D}{n-x}}{\binom{N}{n}}$$

Si se sabe que un lote es aceptado siempre y cuando $x < c$, entonces la probabilidad de aceptación, que se denota Pa , puede definirse como:

$$Pa = \sum_{i=0}^c \frac{\binom{D}{i} \binom{N-D}{n-i}}{\binom{N}{n}}$$

Si se sabe que N es mucho más grande que n ($N \geq 10n$), lo cual es una característica deseable, se puede obtener una muy buena aproximación a Pa por medio de la distribución binomial. Para revisar esta aproximación en mayor detalle, ver Montgomery (2001).

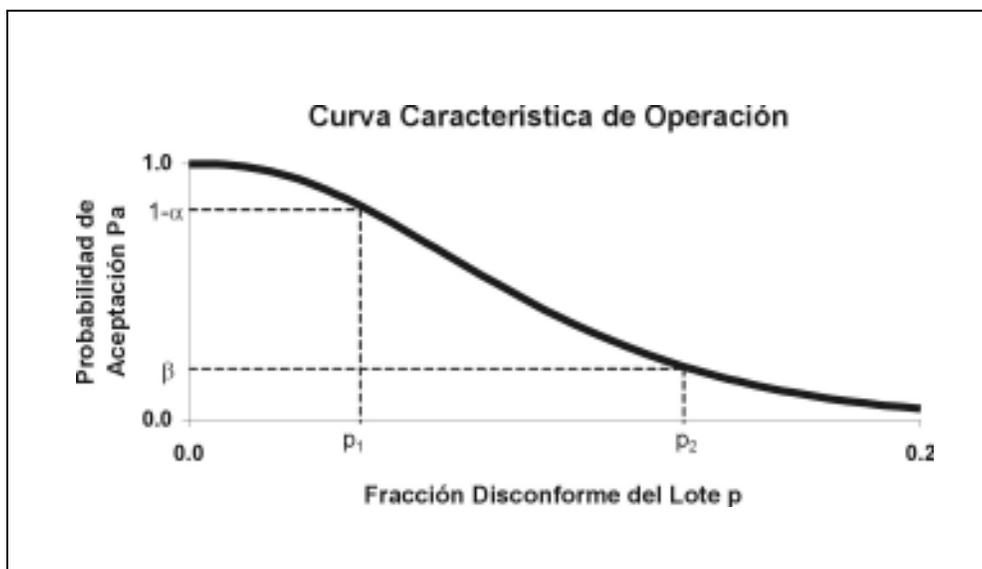
$$P(x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x}$$

$$Pa = \begin{cases} \sum_{i=0}^c \binom{n}{i} p^i (1-p)^{n-i} & \text{Si } p > 0 \\ 1 & \text{Si } p = 0 \end{cases}$$

Curva característica de operación de un plan de muestreo simple

Para todo plan de muestreo, es posible construir la curva de probabilidad de aceptación Pa , en función de la fracción disconforme del lote, p . La curva característica de operación para un plan de muestreo simple (n, c) , tiene la siguiente forma (Figura 1):

Figura 1. Curva característica de operación de un plan de muestreo simple



Es claro que un lote con cero unidades disconformes ($p=0$) será aceptado siempre; es decir, que la probabilidad de aceptación es igual a uno ($Pa=1$). De igual manera, un lote con todas sus unidades defectuosas ($p=1$), será rechazado siempre; es decir, que la probabilidad de aceptación para este lote será cero ($Pa=0$).

En la gráfica anterior es posible, además, comprender mejor los conceptos p_1 , $1-\alpha$, p_2 y β . Nótese que $1-\alpha$ es la probabilidad de aceptar un lote considerado aceptable; es decir, con una fracción disconforme pequeña, denotada p_1 . Es necesario entonces que esa probabilidad de aceptación $1-\alpha$ sea alta o cercana a 1.0. Del otro lado está β o la probabilidad de aceptar un lote inaceptable con una fracción disconforme necesariamente superior a p_1 y denotada p_2 . La probabilidad de aceptar un lote en estas condiciones debe ser pequeña, y necesariamente mucho menor que $1-\alpha$.

Planteamiento del problema

Como se vio anteriormente, para todo plan de muestreo existe una curva característica de operación, construida a partir de la aproximación a la distribución binomial. Para un plan de muestreo simple, esta curva se construye una vez se conocen los valores de n y c , que determinan el plan de muestreo.

Los valores de p_1 , $1-\alpha$, p_2 y β son definidos por el usuario del plan de muestreo, ya que es éste quien determina qué es un lote aceptable y con qué probabilidad espera que este tipo de lotes sean aceptados por el plan de muestreo, así como también determina qué se considera un lote inaceptable y con qué probabilidad está dispuesto a permitir que éstos sean aceptados. En otras palabras, los puntos $(p_1, 1-\alpha)$ y (p_2, β) sobre la curva característica operativa, son definidos por el usuario final del plan, y el problema del diseño del plan de muestreo consiste en encontrar una pareja (n, c) , de tal manera que la curva característica operativa de este plan pase por los puntos antes mencionados.

Por último, es posible que exista más de una pareja (n, c) que cumpla con las restricciones impuestas por el modelo, por lo cual se hace necesario entonces

seleccionar aquella pareja que presente el menor valor de n , ya que del tamaño de la muestra depende directamente el costo del plan de muestreo. El problema puede escribirse de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} & \text{Min } n \\ & \text{Sujeto a:} \\ & \sum_{i=0}^c \binom{n}{i} p_1^i (1-p_1)^{n-i} \geq 1-\alpha \\ & \sum_{i=0}^c \binom{n}{i} p_2^i (1-p_2)^{n-i} \leq \beta \\ & (n, c) \in Z^+ \\ & n > c \end{aligned}$$

1.2 El problema del diseño de un plan de muestreo doble

Un plan de muestreo doble es un procedimiento que permite resolver el mismo problema que se pretende resolver con un plan de muestreo simple. El funcionamiento de este tipo de planes se comprende mejor con la ayuda del diagrama de flujo, que se puede observar en la Figura 2.

Como se puede apreciar en el diagrama, este tipo de planes presenta una mayor complejidad en su utilización, con respecto al los planes de muestreo simple. Esta mayor complejidad se ve compensada con el menor número de unidades inspeccionadas que requieren estos planes para lograr igual desempeño, que un plan de muestreo simple; razón por la cual se recomienda su utilización en casos en los cuales el costo de la inspección es considerable.

Notación

N : Tamaño del lote

n_1, n_2 : Tamaños de la primera y segunda muestras, respectivamente

c_1, c_2 : Números máximos permisibles en la primera y segunda muestras, respectivamente.

x_1, x_2 : Número de unidades defectuosas encontradas en la primera y segunda muestra respectivamente.

Pa' : Probabilidad de aceptar el lote con la primera muestra.

Pa'' : Probabilidad de aceptar el lote con la segunda muestra.

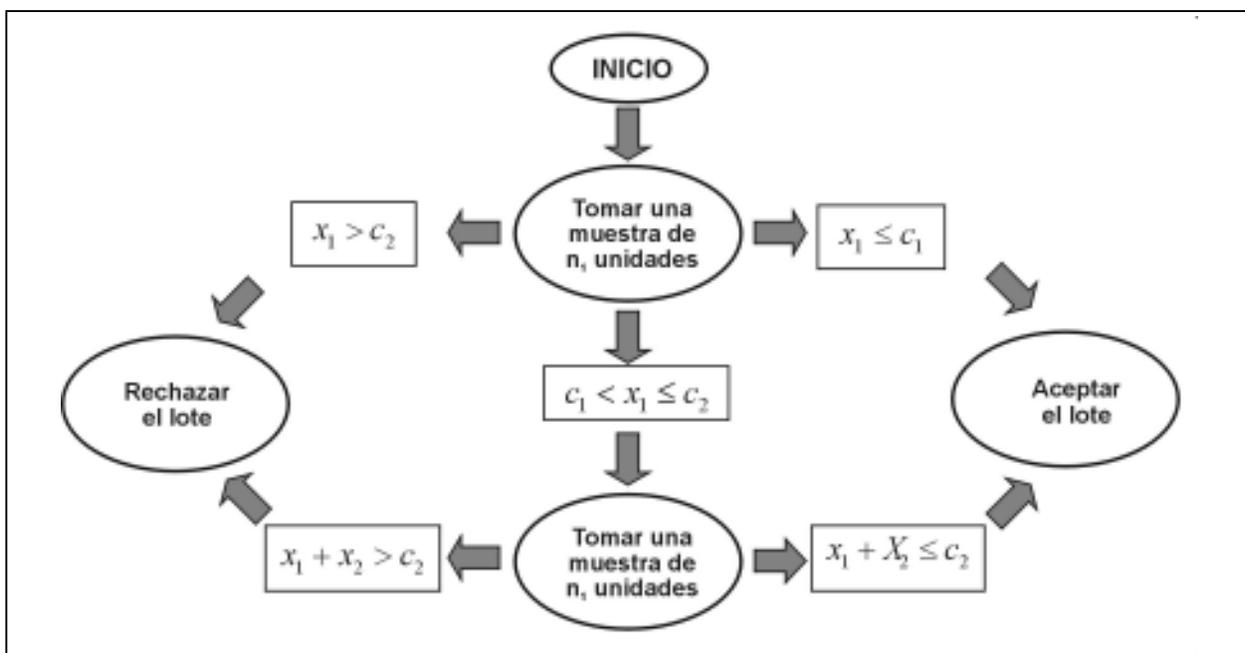
Pr' : Probabilidad de rechazar el lote con la primera muestra.

Pa : Probabilidad de que el lote sea aceptado. $Pa = Pa' + Pa''$.

P_r : Probabilidad de tomar una decisión con base en la primera muestra, ya sea de aceptar o de rechazar el lote.

Los valores de $1-\alpha, \beta, p_1$ y p_2 mantienen el significado asignado anteriormente.

Figura 2. Esquema de funcionamiento de un plan de muestreo doble



Curva característica operativa de un plan de muestreo doble

Al igual que para los planes de muestreo simple, es posible construir un gráfico que relacione la probabilidad de aceptación de los lotes con la fracción disconforme de los mismos. En el caso de los planes de muestreo doble, se hace necesario descomponer la probabilidad de aceptación, Pa , como $Pa = Pa' + Pa''$.

Pa' o la probabilidad de aceptar un lote con la primera muestra, se puede escribir como:

$$Pa' = \sum_{i=0}^{c_1} \binom{n_1}{i} p^i (1-p)^{n_1-i}$$

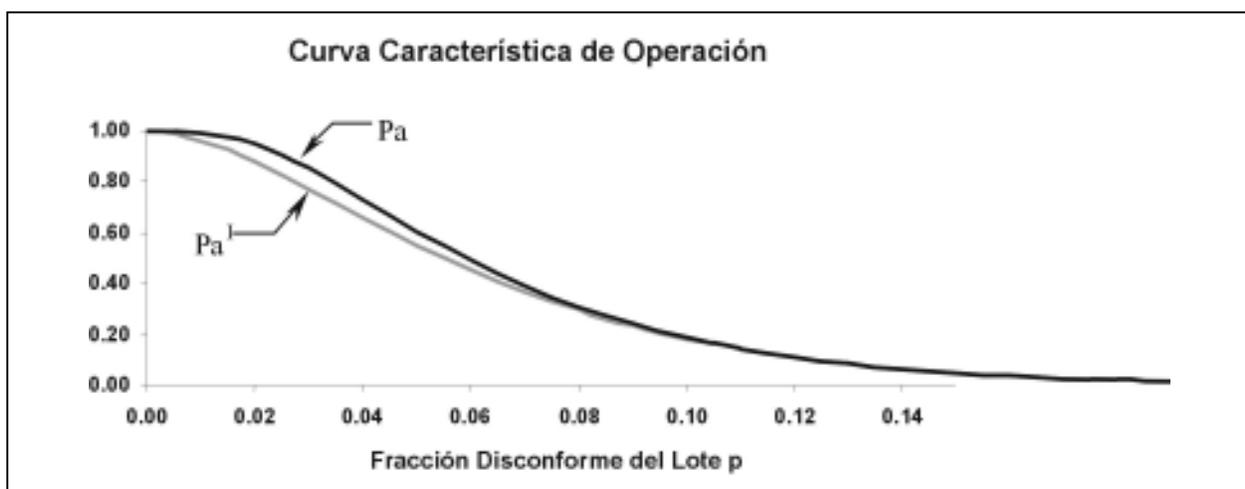
Pa'' o la probabilidad de aceptar el lote con la segunda muestra, parte primero del hecho de que el lote no pudo ser aceptado en la primera muestra. Esta probabilidad puede escribirse de la siguiente forma:

$$P_a^{II} = \sum_{i=0}^{c_2-c_1-1} \sum_{j=c_1+1}^{c_2-i} P(x_1 = j) \times P(x_2 = i)$$

$$P_a^{II} = \sum_{i=0}^{c_2-c_1-1} \sum_{j=c_1+1}^{c_2-i} \left[\binom{n_1}{j} p^j (1-p)^{n_1-j} \times \binom{n_2}{i} p^i (1-p)^{n_2-i} \right]$$

Una vez que se han definido P_a^I y P_a^{II} , es posible entonces construir la curva característica de operación (Figura 3):

Figura 3. Curva característica de operación de un plan de muestreo doble



Es importante hacer notar que en este tipo de planes, puede hacerse el mismo tipo de análisis que en los planes de muestreo simple; es decir, que los conceptos p_1 , $1-\alpha$, p_2 y β conservan su sentido, tal como se ha discutido anteriormente.

Planteamiento del Problema

Como en el caso del muestreo simple, el problema del diseño de un plan de muestreo doble consiste en encontrar un procedimiento que cumpla con los requerimientos del usuario; es decir, cuya curva característica de operación pase por los puntos $(p_1, 1-\alpha)$ y (p_2, β) , pero que a su vez reduzca al máximo el número de unidades inspeccionadas, lo que a su vez permite reducir el costo de la inspección.

Dado que en un plan de muestreo doble, en ocasiones se inspeccionan n_1 unidades y en ocasiones se inspeccionan n_1+n_2 unidades; es necesario definir el

valor esperado de unidades inspeccionadas o \bar{n} , ya que éste será la función objetivo a minimizar.

Si P_1 es la probabilidad de tomar una decisión con la primera muestra; ya sea aceptar o rechazar el lote, el tamaño promedio de muestra \bar{n} se puede definir en términos de P_1 , de la siguiente manera:

$$\bar{n} = n_1 \times P_1 + (n_1 + n_2)(1 - P_1)$$

Si P_1 es la probabilidad de tomar una decisión con la primera muestra, entonces podemos decir que P_1 es la probabilidad de que no se tome una segunda muestra. Como se sabe que es necesario tomar una segunda muestra sólo cuando se cumple que $c_1 < x_1 \leq c_2$, entonces P_1 se puede expresar de la siguiente manera:

$$P_1 = 1 - P [c_1 < x_1 \leq c_2]$$

$$P_1 = 1 - \sum_{i=c_1+1}^{c_2} \binom{n_1}{i} p^i (1-p)^{n_1-i}$$

Así se puede expresar la probabilidad de tomar una decisión con la primera muestra, en función de n_1 , c_1 , c_2 y p ; donde p es la fracción disconforme de los lotes que van a ser inspeccionados.

En resumen, el problema de diseñar un plan de muestreo doble, consiste en encontrar los valores de n_1 , c_1 , n_2 y c_2 , de manera que se cumpla con los requerimientos del usuario del plan, pero que a su vez minimice el tamaño promedio de la muestra. Este problema puede plantearse de la siguiente forma:

$$\text{Min } \bar{n} = n_1 + n_2 \left[\sum_{i=c_1+1}^{c_2} \binom{n_1}{i} p^i (1-p)^{n_1-i} \right]$$

Sujeto a:

$$1-\alpha \leq \sum_{i=0}^{c_1} \binom{n_1}{i} p_1^i (1-p_1)^{n_1-i} + \sum_{i=0}^{c_2-c_1-1} \sum_{j=c_1+1}^{c_2-i} \left[\binom{n_1}{j} p_1^j (1-p_1)^{n_1-j} \times \binom{n_2}{i} p_1^i (1-p_1)^{n_2-i} \right]$$

$$\beta \geq \sum_{i=0}^{c_1} \binom{n_1}{i} p_2^i (1-p_2)^{n_1-i} + \sum_{i=0}^{c_2-c_1-1} \sum_{j=c_1+1}^{c_2-i} \left[\binom{n_1}{j} p_2^j (1-p_2)^{n_1-j} \times \binom{n_2}{i} p_2^i (1-p_2)^{n_2-i} \right]$$

$$\text{Max } \{c_1, c_2\} \leq \text{Min } \{n_1, n_2\}$$

$$n_1, n_2 > 0$$

$$c_2 > c_1$$

2. Algoritmo de búsqueda aleatoria pura, para diseñar planes de muestreo doble

2.1 Antecedentes

La literatura especializada presenta diferentes maneras de abordar el diseño de planes de muestreo doble. Banks (1998) adopta el método de las tablas de Grubb, propuesto por Duncan (1985). Otro enfoque similar es presentado por Wadsworth (1986). Todos estos métodos parten de tablas prediseñadas que permiten aproximar algunas soluciones, a partir de los puntos $(p_1, 1-\alpha)$ y (p_2, β) , y luego, por medio de ensayo y error, seleccionar aquella solución que cumpla con las restricciones de α y β , y que presente

el menor tamaño promedio de muestra. Es importante resaltar que, debido a la complejidad del problema que se trata de resolver, los métodos antes descritos agregan restricciones para simplificar la solución del mismo. Estas restricciones son:

- Se hace que el tamaño de la segunda muestra sea función del tamaño de la primera muestra, así: $n_2=2n_1$ ó $n_2=n_1$.
- Los posibles valores $1-\alpha$ y β están restringidos así: $1-\alpha = 0.95$ y $\beta = 0.10$. En otras palabras, si se desea usar una de estas metodologías, es necesario supeditar los requerimientos de diseño del plan a los valores de $1-\alpha$ y β antes descritos. No es posible diseñar planes con requerimientos diferentes.

2.2 Descripción del algoritmo de búsqueda aleatoria pura

La búsqueda aleatoria pura, consiste en generar aleatoriamente un número grande de soluciones a un problema de optimización, normalmente generadas por medio de la distribución uniforme, y seleccionar la mejor de ellas. De acuerdo con Shi (2000), la búsqueda aleatoria pura casi siempre converge a la solución óptima y es aplicable a la casi totalidad de los problemas de optimización, debido a los pocos supuestos necesarios para su uso.

La principal desventaja que presenta el método, radica en que puede ser lento para encontrar una solución óptima o muy cercana al óptimo, aunque este problema se ve mitigado por la gran evolución que tienen los sistemas de cómputo en la actualidad.

2.3 Algoritmo propuesto

El algoritmo propuesto es el descrito en el numeral anterior. Se generan n_1 y n_2 distribuidos uniformemente en el intervalo $[1, n]$, donde n es el tamaño de muestra que soluciona el mismo problema para un plan de muestreo simple. Una vez generados n_1 y n_2 , se genera c_2 con distribución uniforme en el intervalo $[0, \text{Min}\{n_1, n_2\}]$, y c_1 , también con distribución uniforme en el intervalo $[0, c_2]$. Estos cuatro valores constituyen una posible solución al problema, y lo que se hace a continuación es verificar el cumplimiento de las restricciones de $1-\alpha$ y β ; si éstas se cumplen, se pasa a calcular el tamaño promedio de la muestra, que en ese caso es la función objetivo a minimizar. Si ésta muestra es menor a la que se tiene almacenada como mejor, se selecciona la última como la nueva solución al problema y se continúa con la siguiente iteración.

```

Sean  $n_1, n_2, c_1, c_2, p_1, p_2, \alpha$  y  $\beta$  las variables antes descritas
Sean  $n_1^*, n_2^*, c_1^*, c_2^*$  la mejor solución al problema
Sea TPM el tamaño promedio de muestra del plan de muestreo doble
Sea TPM* el mínimo tamaño promedio de muestra encontrado
Sea  $p'$  la fracción disconforme estimada para los lotes en el problema
Sean  $n$  y  $c$  el plan de muestreo simple que resuelve el problema
Sea  $l$  el número de iteraciones
Sean  $i, j, k$  contadores
Sean  $U_a, U_b, U_c, U_d$ , números aleatorios uniformes en el intervalo  $[0, 1]$ 
 $i=1$ 
Mientras  $i \leq l$ 
     $n_1 = 1 + \text{Entero}[U_a \times n^*]$ 
     $n_2 = 1 + \text{Entero}[U_b \times n^*]$ 
     $c_2 = \text{Entero}[\text{Mínimo}(n_1, n_2) \times U_c]$ 
     $c_1 = \text{Entero}[c_2 \times U_d]$ 
    Calcular  $Pa$  para  $p=p_1$ 
    Si  $Pa > 1-\alpha$ , entonces:
        Calcular  $Pa$  para  $p=p_2$ 
        Si  $Pa \leq \beta$ , entonces:
            Calcular TPM para  $p=p'$ 
            Si  $\text{TPM} < \text{TPM}^*$ , entonces:
                 $\text{TPM}^* = \text{TPM}, n_1^* = n_1, n_2^* = n_2, c_1^* = c_1, c_2^* = c_2$ 
            Fin Si
        Fin Si
    Fin Si
     $i=i+1$ 
Fin Mientras
  
```

3. Comparación de resultados

Para la comparación de los métodos antes mencionados, se generaron aleatoriamente 20 problemas de muestreo doble para ser resueltos mediante ambos enfoques. A cada solución planteada se le calculó el tamaño promedio de muestra, ya que se parte del supuesto de que el costo total de la inspección es directamente proporcional al tamaño de la muestra, y que al minimizar este valor esperado, se logra minimizar el costo total de la inspección.

Cada problema de muestreo, entonces, se definió por los puntos $(p_1, 1-\alpha)$ y (p_2, β) sobre la curva CO, y por el valor de p' , que es el valor estimado de la fracción disconforme de los lotes que van a ser inspeccionados con el uso de los planes de muestreo doble.

Además se diferencian tres tipos de lotes: lotes de buena calidad, en los cuales el valor de $p' < p_1$; lotes aceptables, para los cuales $p_1 < p' < p_2$, y lotes malos, para los cuales el valor de $p' > p_2$. Se desea probar el desempeño del algoritmo de búsqueda aleatoria pura en cada tipo de lote.

Es importante anotar que el problema se resolvió para valores de $1-\alpha = 0.95$ y $\beta = 0.10$, ya que estos valores son los únicos admitidos por el método de las tablas de Grubb. Por la misma razón, los planes generados deben cumplir que $2.12 \leq \frac{p_2}{p_1} \leq 11.90$.

Los problemas generados al azar se muestran a continuación:

Plan	p_1	p_2	p' bueno	p' aceptable	p' malo
1	0.044	0.140	0.008	0.058	0.424
2	0.020	0.153	0.017	0.074	0.491
3	0.079	0.191	0.053	0.163	0.394
4	0.037	0.152	0.004	0.105	0.333
5	0.031	0.093	0.005	0.061	0.192
6	0.030	0.187	0.024	0.066	0.341
7	0.008	0.017	0.001	0.015	0.139
8	0.055	0.171	0.013	0.170	0.336
9	0.062	0.193	0.042	0.118	0.374
10	0.035	0.102	0.030	0.081	0.410
11	0.007	0.066	0.004	0.020	0.473
12	0.006	0.055	0.002	0.032	0.259
13	0.053	0.148	0.002	0.109	0.422
14	0.065	0.185	0.015	0.166	0.403
15	0.064	0.197	0.041	0.129	0.367
16	0.012	0.110	0.007	0.108	0.195
17	0.034	0.124	0.024	0.036	0.341
18	0.061	0.184	0.028	0.177	0.447
19	0.021	0.158	0.020	0.102	0.472
20	0.016	0.174	0.006	0.108	0.413

Los tamaños promedio de muestra, obtenidos con ambos métodos de solución para los anteriores planes, son los siguientes:

Tablas de Grubb			Búsqueda aleatoria pura			Diferencia porcentual		
TPM Bueno	TPM Aceptable	TPM Malo	TPM Bueno	TPM Aceptable	TPM Malo	TPM Bueno	TPM Aceptable	TPM Malo
47.052	74.230	47.188	32.528	60.718	30.386	30.87%	18.20%	35.61%
28.310	47.602	25.005	21.521	29.205	15.125	23.98%	38.65%	39.51%
50.725	109.109	79.726	47.038	76.905	44.234	7.27%	29.52%	44.52%
27.284	68.725	35.313	20.227	46.229	24.891	25.86%	32.73%	29.51%
72.071	164.546	94.975	51.415	113.258	72.908	28.66%	31.17%	23.23%
22.065	30.924	20.693	20.306	23.802	19.135	7.97%	23.03%	7.53%
549.286	1553.178	549.000	550.267	1246.328	422.000	-0.18%	19.76%	23.13%
39.127	106.177	53.799	27.233	56.196	32.035	30.40%	47.07%	40.45%
37.603	73.441	48.815	32.668	51.766	28.281	13.12%	29.51%	42.06%
84.015	169.733	66.003	78.634	112.085	44.418	6.40%	33.96%	32.70%
45.644	70.690	36.000	46.616	66.307	37.000	-2.13%	6.20%	-2.78%
51.411	96.349	44.022	51.074	82.823	46.014	0.66%	14.04%	-4.53%
46.000	114.996	46.708	27.005	85.308	36.665	41.29%	25.82%	21.50%
36.146	97.874	47.030	28.601	61.358	34.211	20.87%	37.31%	27.26%
37.350	78.352	50.550	33.682	46.728	32.218	9.82%	40.36%	36.27%
28.279	43.540	29.032	27.709	35.843	28.073	2.02%	17.68%	3.30%
45.368	87.237	35.360	44.419	51.523	34.077	2.09%	40.94%	3.63%
37.277	97.897	38.058	33.385	52.033	27.639	10.44%	46.85%	27.38%
27.906	47.691	24.018	21.723	27.384	15.161	22.16%	42.58%	36.88%
14.955	28.991	14.220	14.777	17.422	14.057	1.19%	39.91%	1.15%

A través de un diseño de experimentos en bloques al azar, se puede probar con un 95% de confianza que el método de Búsqueda aleatoria pura, proporciona soluciones menores que las del método tradicional. En promedio, la Búsqueda Aleatoria Pura reduce el tamaño promedio de muestra en un 22.77% con respecto al método tradicional, lo cual constituye una mejora considerable.

También es posible concluir que el método funciona con igual efectividad en planes buenos, aceptables y malos; es decir, que no existe diferencia significativa en el desempeño del método de Búsqueda aleatoria pura, con respecto a la calidad de los lotes con los que se va a utilizar el plan de muestreo doble.



Conclusiones

El método de búsqueda aleatoria pura, generó mejores soluciones que los métodos tradicionalmente propuestos por la literatura especializada en control de calidad. Se obtuvo en promedio soluciones un 22.77% más económicas.

De acuerdo con lo observado en el desarrollo de este trabajo, los métodos de búsqueda aleatoria permiten resolver problemas muy complejos con relativa facilidad de programación, con la ventaja adicional de que no es necesario agregar restricciones al modelo para hacerlo más simple.

En el problema del diseño de un plan de muestreo doble, el método de búsqueda aleatoria pura probó ser eficiente desde el punto de vista computacional. Las soluciones requirieron, en promedio, 2.76 minutos de tiempo de ejecución en un procesador Pentium® de 750 Mhz, lo cual no es un tiempo muy prolongado, si se tiene en cuenta la complejidad del problema.

Métodos de búsqueda más inteligentes, como “Simulated Annealing” o “Tabu Search”, podrían reportar desempeños mejores que el obtenido con búsqueda aleatoria pura. Deberán llevarse a cabo trabajos adicionales para probar esta hipótesis.

Bibliografía

Banks, J. (1989). *Principles of quality control*. New York: Wiley.

Duncan, A.J. (1986). *Quality control and industrial statistics*. 5th ed. Homewood, IL: Irwin.

Montgomery, D.C. (2001). *Introduction to statistical quality control*. 4th ed. New York: Wiley.

Montgomery, D.C. (1991). *Design and analysis of experiments*. New York: , Wiley.

Shi, L. and Sigurdur, O. (2000). “*Nested partitions for global optimization*”. In: *Operations Research*. Vol 48. No. 3.

Wadsworth, H. M.; Stephens, K. S.; and Godfrey, A. B. (1986). *Modern Methods for Quality Control and Improvement*, Wiley, New York.