つているときには検討する必要があることがわかる．

5．標準時間

標準工程日数はシリーズの標準時間の合計を知るとηを確定してチエツクすることが出来ることを知つたが，最後に標準時間は何によつてその精度をチエツクするか．標準化された作業を，標準の人が普通の努力で仕事をつづけるときの時間と定義してみても客観的な標準がないと不安心である．非常に多くの標準と考えられる作業速度のデータを分析した結果を組み立てて，動作がきまれば時間が求められるWF法（Work Factor法）はこれの解決の一つであると考える．

6．むすび

管理とは合理的に設定せられた目標に合致するよう仕事をすすめることであり，その一例として仕掛品残高の目標設定の実際的方法を説明した．

最後にこのテーマに関して色々指導して頂いた当社名古屋製作所工作部長八巻氏に謝意を表する．

モンテ・カルロ法の一利用例

門　川　清　美*

1．モンテ・カルロ法とは

モンテ・カルロ法を利用する立場において，筆者はこれを次のように理解している．例えば品質特性の測定値などは一般に，

$$y=F(x_1,x_2,x_3,\cdots)+e$$

の過程を経て得られると考えられる．但しx_iは品質特性の決定に関係する諸要図の計量値であり，eは誤差である．函数型F及びeの確率分布型が既知の場合，x_iの各値が決定すればyの期待値は理論的に計算することが可能となるであろう．然るに特定のx_k例えば原料品質のようなものは一般に確率過程を経て決定されることが多いから，yの期待値を理論的に求めるにはその確率分布型をも知る必要がある．またこのようになつて来ると理論的計算も非常に複雑となつて，尋常一ようには解けない．

そこで実験的にデータをとつて期待値を推定することが次に考えられる．併し実験例数が少ないと推定精度が悪くなつて頼りなく感じられるし，実験例数を多くすると経費が非常に嵩むのみならず，実際には不可能であるというのが現場の通例である．この実験に代る方法として考えられたのがモンテ・カルロ法である．上掲の場合には原料品質x_k及び誤差eは確率過程を経て決定しその分布型が既知であるから，Shewhart の Normal Chips のように分布型に従う多数のデータを予め用意することが可能である．この中から Random Sampling を繰返し行つてx_kとeの組合せを多数作つて行けば，各Sample に対するyの値は計算によつて求められ，多数の実験データを得たこととなるから信頼度の高いyの期待値を推定することが出来る．

このような計算操作には統計機械（例えば IBM の Punched Card Method）を用いるのが便利である．その用法は問題の態様により異なるが，上掲の例にもとずいて一般的な方法の概要を述べる．

（1） Data Deck の作成．Deck を構成する各 Card には Data No. と Data（度数分布の Class Marks：x_j）が穿孔される．上例ではx_kとeについて2組の Decks が作られる．例えばその分布型が正規分布であれば，母数m及びσ並びに Class Interval がきまることにより Data 即ちx_jはきまる．また Data の数Nをいくらにするかをきめることにより，各 Class に入る度数もきまる．若し規準単位uによるN枚の基本 Deck が用意されていると，$x_j=m+\sigma u_j$，の公式に基いて 602A などの Computer により Calculating Punch を行うことが出来る．Nをいくらにするかは標本の組数により定まる．N=1,000 とすればは，Data No. は，000～999 の3桁となり，通常x_jの小さい値から大きい

* 武田薬品工業　大阪工場　調査課長

値の順序に Data No. を定め各 Data Card に機械的に穿孔する．

（2） Sample Deck の作成．Data No. が3桁であるから乱数表から3桁の乱数をとつて，1,000枚の Cards に穿孔する．乱数をとることは実験の Randmize 又は標本の Ramdom Sampling を行うことに相当する．本例では x_k 及び e が Randmize されなければならぬことは勿論，その組合せも Randmize されなければならぬから乱数は x_k と e の別々に2組とる．従つて1枚の Sample Card には2個の乱数が穿孔されることとなる．若し乱数表が Punched Card（例えば JIS の乱数 Deck）になつていると Sample Card への乱数の Reproduce は機械的に容易である．

（3） Sample Card へ Data を Reproduce する．まず Sorter により，Data Cards を Data No. の大さの順に配列し，Sample Cards を乱数の大さの順に配列する．次に Collator により Data Cards が前に行くように Merging を行う．続いて集団複写穿孔機により，Interspersed Gangpunch を行つて Sample Cards に Data を Reproduce する．本例ではこの操作を x_k と e について実施すれば，各 Sample Card に2個の Data が穿孔されることとなる．

（4） Computer にて Calculating Punch を行う．Sample Cards に必要な Data が穿孔されたならば，602A などの Computer により y の値を計算し結果を同じ Card 上に機械的に穿孔させる．本例では，$F(x_1, x_2, x_3, \cdots)$ をまず求めてその上に e_j を加算することとなるであろう．以下この Sample Deck を用いて $\bar{y}$（期待値の推定値）を求めたり s^2（母分散の推定値）を求めたりする．後述の利用例のように合格率を求めることもあるが，これらの何れの場合にも統計機械システムを使用するのが便利である．

2. 一利用例（抜取検査方式のOC-Curveを求める）

品質特性が計量値の場合に計数型と計量型の mix された抜取検査方式が最近採用されるようになつて来た．本例では下表のように旧法が計数型を主体とし一部計量型が mix されていたのに対し，新法では計量型の重みが更に増加するように改訂された．如何なる意図のもとに改訂が行われたかを推測するためには，両方式の OC-Curve を比較するのが便利である．なお本例の品質特性値はかなり測定誤差を伴うものである．

実施方法

（1） OC-Curveは製品ロットの期待値に対し，合格率，不合格率がどのように変化するかをみる．誤差の σ が異なると OC-Curve も違つて来るの

抜 取 検 査 の 合 否 判 定 方 式

	判定	判定基準 Ⅰ（旧法）	判定基準 Ⅱ（新法）	摘要
第一回検査	合格	$\sum^3 c=0: \sum^3 x \leq 1.4$	$\sum^3 c=0: \sum^3 x \leq 1.4$	第1回，$n=3$ 疑いと判定されたものつき 第2回，$n=5$，の検査を行う． $x<0.6$ のとき $c=0$（良品） $x \geq 0.6$ のとき $c=1$（不良品） $\sum^3$ は $n=3$ の和 $\sum^5$ は $n=5$ の和 $\sum^8$ は第1回，第2回の通算
	疑い	$\sum^3 c=0: \sum^3 x > 1.4$ $\sum^3 c=1$	$\sum^3 c=0: \sum^3 x > 1.4$ $\sum^3 c=1: \sum^3 x \leq 2.1$ $\sum^3 c=2: \sum^3 x \leq 2.1$	
	不合格	$\sum^3 c=2$ $\sum^3 c=3$	$\sum^3 c=1: \sum^3 x > 2.1$ $\sum^3 c=2: \sum^3 x > 2.1$ $\sum^3 c=3$	
第二回検査	合格	$\sum^5 c \leq 1$	$\sum^8 c \leq 3: \sum^8 x \leq 3.7$	
	不合格	$\sum^5 c \geq 2$	$\sum^8 c \leq 3: \sum^8 x > 3.7$ $\sum^8 c \geq 4$	

cols. 1-3	cols. 5-28		cols. 40-45		cols. 47-54		cols. 56-66					
標本	乱数		x_j		c_j							
番号	第1回検査	第2回検査	第1回検査	第2回検査	第1回検査	第2回検査	$\sum^3 c$	$\sum^3 x$	$\sum^5 c$	$\sum^5 x$	$\sum^8 c$	$\sum^8 x$
000	566 643 061	791 568 442 573 849	9 9 4	10 9 8 9 11	1 1 0	1 1 1 1 1	2	22	5	47	7	69
001	799 619 342	275 859 341 527 090	11 9 7	6 11 7 8 4	1 1 1	1 1 1 1 0	3	27	4	36	7	63
002	581 000 521	867 682 012 337 657	9 1 8	11 9 2 7 9	1 0 1	1 1 0 1 1	2	18	4	38	6	56
003	977 443 293	541 964 740 224 763	14 8 7	8 13 10 6 10	1 1 1	1 1 1 1 1	3	29	5	47	8	76
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮				⋮		⋮

（註）Data では小数点は省略されている

でいくつかの σ について調査することとした．過去の実験の結果から誤差は正規分布に近似することが知られているので，標本の組数 N を 1,000 とし，m と σ の各組合せに対し 1,000 枚の Cards からなる Data Deck を作成した．

（2） 各 Sample Card に 3 桁の乱数が 8 個づつ穿孔されるようJIS の乱数Cardsから Reproduce した．8 個の乱数のうち先の 3 個は第 1 回検査の標本となり，次の 5 個は第 2 回検査の標本となる．第 2 回検査の不用な場合もあるが，機械的便宜性その他を考慮して最初から 8 個づつ穿孔した．上述の方法により Data Cards から各 8 個の乱数に対応する Data を各 Sample Card に Interspersed Gangpunch した．Collator により Data を 0.6 以上のものと未満のものに分離し，0.6以上に対しては 1 を，0.6未満に対しては 0 を各々Gangpunchした．602A Computer により各 Sample Card について，$\sum^3 x$, $\sum^3 c$, $\sum^5 x$, $\sum^5 c$ 及び $\sum^8 x$, $\sum^8 c$ を Calculating Pundh した．各 Sample Card には上表のように穿孔されることとなる．

（3） 上掲の判定基準により，$\sum^3 c$ 及び $\sum^3 x$ によつて，旧法，新法別に第 1 回検査による合格，不合格及び疑いの Cards を分離する．次で疑いの Cards につき，旧法では $\sum^5 c$ 及び $\sum^5 x$ により，新法では $\sum^8 c$ 及び $\sum^8 x$ によつて，第 2 回検査後の合，格不合格を判定して Cards を分離する．

全体を通じて1,000枚の Sample Cards 中の合格と不合格の枚数を数えれば合格率（又は不合格率）を求めることが出来る．

標準偏差 σ を一定にし，母平均 m の幾つかの値に対する合格率をこの方法によつて求めた結果下図の如き OC-Curve の比較図が得られた．新法は旧法に比して消費者危険率は殆んど違わないのに対し，生産者危険率がかなり小さくなつていることが明らかである．

新法と旧法の OC-Curve