文 献 抄 録

Shapiro, F. J. and H. M. Wagner, "A Finite Renewal Algorithm for the Knapsack and Turnpike Models," *Operations Research,* **15,** 2 (1967) 219~341.

〔数理計画／再帰問題／理論的〕

本論文にはランドセル問題と再帰問題との間の関係を示してある．ランドセル問題は次の通り述べられる，

$$\sum_{j=1}^{j=n} h_j x_j = L \ (=\text{整数}) \qquad (1)$$

$$x_j,\ \text{非負な整数} \qquad (2)$$

の条件のもとで

$$\sum_{j=1}^{j=n} f_j x_j \qquad (3)$$

を最大化すること．ここで f_j は有限な実数で各 h_j は正の整数である．更に任意の値 L に対して実行可能解が存在するように $h_1=1$ と仮定する．$f_1=0$ のとき x_1 はスラック変数と考えられ，そのとき(1)は本質的に不等式条件となる．

次に再帰問題とはダイナミック・プログラミングを用いて次のように定式化せられるものをいう．

$$G(L)=\max\ \{f_j+\alpha^{h_j}G(L-h_j)\},\ L>0 \quad (4)$$
$$j=1,2\cdots\cdots n,\quad h_j\leq L$$
$$G(0)=0$$

ここに $0\leq\alpha\leq1$ である．われわれは(1)と(4)において $L=1,2\cdots$ に相当する解の族に興味がある．

第二節にはこれ等双方のモデルの実例が与えられる．第三節には(4)式を計算する効果的方法の数学的基礎がネットワークの立場から論じられ，第四節にはその詳細なアルゴリズムが，(1)~(3)は(4)によって解かれるというように示されていて，ランドセル問題への再帰的接近の利点が議論される．

第六節には再帰手法が整数線形計画モデルの族を一般化し，ダイナミックプ・ログラシングの定式化を改良するということが示されている．

最後にランドセル問題の一般化である次の問題についても論ぜられている．すなわち

$$\sum_{j=1}^{j=n} H_j(x_j)=L(=\text{整数}) \qquad (5)$$

$$x_j,\ \text{非負な整数} \qquad (6)$$

に関して

$$\sum_{j=1}^{j=n} F_j(x_j) \qquad (7)$$

を最大化すること．ここで各 $F_j(x_j)$ は実数値関数で，各 $H_j(x_j)$ は非負で，非減少で，整数値関数で，$H_j(0)=0$ である．かくして努力配分の問題は再帰的接近によって新しい観点を加えることになる．

この再帰問題は経済成長の理論におけるターンパイク問題を特別な場合として含むことになる．すなわち Gilmore と Gomory によるランドセル定理の一般化である本論文の結果はターンパイクにおける移動が最良政策である時に確立せられている．

(小田中敏男)

Beehe, J. H., C. S. Beinghter and J. P. Stark, "Stochastic Optimization of Production Planning", *Operations Research,* **16,** 4 (1968)

〔数理計画／ダイナミック・プログラミング／応用的〕

本論文はある確率的多段階のトランジスター生産過程の解に対する数学的定式化とそのアルゴリズムとその計算例を示している．過程における各段階は無限箇の状態を有する，マルコフ決定として定式化せられる．このマルコフの鎖が最適化せられ，それから定常状態解を記述するために用いられる一段階問題に圧縮せられている．かくしてこの模型の起源は確率的ダイナミック・プログラミング定式化にマルコフ決定過程を埋没させることに存する．

理論的に云って，ダイナミック・プログラミングによって解かれる確定的な又は確率的多段階問題は数理計画法を用いて解かれる．そのような解のある定式化は Mann, Derman, Derman and Klein, Wolf and Danzig 等によって与えられた．これ等の論文は多段階の最適化に対する数理計画法的定式化を示したが，その応用はあまり見られなかった．S. B. Smitf は多段階トランジスタ生産過程の最適化に対するリニヤー・プログラミング模型を定式化した．彼の模型は確率的ダイナミック・プログラミング模型から多くの点で異っている．

ダイナミック・プログラミング定式化は各段階における生産費用を計算し各段毎に問題を解くことによって計算は問題の次元性に対して一次的に増加す

るという重要な利点を有する．しかしリニヤー・プログラミング解は制約数の三乗として近似的に増加する．それ故リニヤー・プログミラングは決定変数を多く含む確率的多段階問題を解く効果的方法でないと云える．

一般に確率的多段階決定問題は高い決定次元性と段階間の関係の数によって解くことは困難である．ダイナミック・プログラミングは過程の確率的性質と段階の組み合わせの性質の双方を計算することを可能ならしめる．この意味で，ダイナミック・プログラミングは数理計画法にとって大きな利点を有すると云えよう．　　　　　　　　（小田中敏男）

Harter, H. L., "The Use of Order Statistics". *Operations Research*, **16**, 4 (1968), 783–798.
〔統計／順序統計量／理論的〕

ある母集団からランダムに取った n 個の観測値を大きさの順に排列して $x_1 \leq x_2 \leq \cdots \leq x_n$ とおくとき，x_i を i 番目の順序統計量 (i th order statistic), $x_n - x_1$ を範囲 (range) とよぶ．また $x_1, \cdots x_n$ が全部知られている場合を完全標本 (Complete Sample), $x_1, \cdots, x_n$ のなかの一部分だけしか知られていないものを中途打切り標本 (Censored Sample) とよんでいる．

母集団の確率分布に関する未知のパラメータをデータから推定する方法は，完全標本の場合には普通の教科書で学ぶことができるが，中途打切り標本の場合は教科書にはあまり紹介されていない．特に機器の寿命試験のような場合には，完全標本が得られる前に時間と経費を節約して中途打切り標本から寿命特性を推定したいという要望が強いのは当然である．

この論文は，こうした中途打切り標本（その特別な場合として完全標本を含む）の場合に与えられた全部，もしくは一部の順序統計量を使って母集団のパラメータを点推定する方法と区間推定する方法を，綜合報告的に紹介したものである．著者自身の手になるいくつかの文献も含めて，多数の文献が集録されており．代表的な手法についてその考え方と特徴とが簡潔に要約されている．例えば，正規母集団の平均値と標準偏差の推定のためには，$n \leq 20$ の場合には Sarhan & Greenberg の計算した数表があり，最小分散線形不偏推定量が与えられる．がそれより大きい場合には，Plackett の方法，Blom の方法（これらの方法は，正規母集団のみでなく，尺度のパラメータと位置のパラメータだけを含むほかの分布にも適用でき，漸近的な有効推定量を与える）が使用できる．またごく少数の適当に選ばれた順序統計量だけから偏りがなく効率の高い推定量を得る方法として Mosteller や Ogawa によって研究された系統的統計量 (Systematic Statistics) も紹介されている．

指数分布，極値分布などの場合についても正規分布の場合と同様の手法が紹介されており，さらに中途打切り標本の場合の最尤推定法にも説明がおよんでいる．

OR の専門雑誌にこのような統計的な文献が出ることをあやしむ人もいるかもしれないが，OR のモデルで定数として扱われるものの大部分は実際問題としてはデータから推定しなければならないから，OR 実務家にとってこれらの手法は無視できないであろう．実際，著者は Morse & Kimball が Method of Operations Research のなかで正規母集団の標準偏差を確率紙から推定した例をあげ，その値が有効推定量を使って求めた値より25％も大きくなっていること，および，範囲などを使う簡便な算法でもかなり精度のよい推定ができることを示している．　　　　　　　　（阿部俊一）

Roll, Y. and P. Naor, "Preventive Maintenance of Equipment Subject to Continuous Deterioration and Stochastic Failure," *Operational Research Quarterly*, **19**, (1968), 61–71
〔信頼性／確率的な計画／理論的〕

時間的な劣化だけでなく，突発故障も考慮した機器に，取替えと保全を適用した場合を扱った論文で，両者を同時に考えた点が目新しいものである．

生産コストと機器の年令との間に $h(t)$ なる関係がある時，取替えコストを S, 取替え周期を T, 最適政策（平均コストを最小にする政策）を T^* とすると

$$\int_{h(0)}^{y(T^*)} t\ dh = S$$

が成り立ち，特に $h(t) = a + bt + c^2 t$ で表わされるときには，T^* は

$$(1/2)\, bT^{*2} + (2/3)\, CT^{*3} = S$$

を満たし，従来の結果に一致している．

次に，予防保全によって劣化を制御できるとし，Response 関数の概念を用いる．システムの性質 α は予防保全の投入水準 m に依存する．例えば，Response 関数として，$\alpha_m = \alpha_0 e^{-lm}$ を用いると，コスト関数は

$$h(t, m)=a+b't+e^{-lm}(b''t+ct^2)$$

と表わされ，最適政策 (T^*, m^*) については次式が成り立つ．

$$b'/2+[(1/2)b''+(2/3)CT^*]/\{lT^*[(1/2)b''+(1/3)CT^*]\}=S/T^{*3}$$

$$m^*=(1/l)l_n\{lT^*[(1/2)b''+(2/3)CT^*]\}$$

さらに，機器に突発故障があると仮定する．life-span *p.d.f.* を $f(t)$ (*c.d.f.* を $\overline{F}(t)$) とし，突発故障を起した際の取替え費用を R ($>S$) とすると，政策 T を用いた時の期待 life-span は

$$L(T)=\int_0^T \overline{F}(t)\,dt$$

で，期待総費用は

$$E\{Q_T\}=R-(R-S)\overline{F}(T)+\int_0^T\int_0^t h(t')\,dt' f(t)\,dt+\overline{F}(T)\int_0^T h(t)\,dt$$

で与えられ，特に $h(t)$ が一次式ならば，

$$(R-S)[L(T^*)\lambda(T^*)+\overline{F}(T^*)]-R+b\int_0^{T^*}L(t)\,dt=0$$

(ただし，$\lambda(t)=f(t)/\overline{F}(t)$) となり，第1，2項は劣化のない機器の予防保全政策に用いられるのと同一である．

最後に，機器に連続的劣化と突発故障とがあり，保全政策として予防取替えと予防保全とを考慮した場合を扱っている．その際，次のような仮定をおく．

(1) ある予防保全μを実行した時，$\overline{F}(t)$ がわかっている．

(2) 予防保全水準を変えた場合の影響が，$\overline{F}(t)$ の上で知られている．

(3) 劣化は線形である．

以上の仮定のもとで，平均コストは

$$q(T,m)=m+[R-(R-S)\overline{F}(T,m)+b(m)G(T,m)]/L(T,m)$$

ただし $$L(T,m)=\int_0^T \overline{F}(t,m)\,dt$$

$$G(T,m)=\int_0^T t\overline{F}(t,m)\,dt$$

となる．

この場合，平均コスト $q(T,m)$ を最小にする政策 (T^*,m^*) を解析的に厳密な形で求めることは一般には不可能であるが，データが与えられている時は数値的な取扱いは比較的容易であり，簡単な数値例と結果が図示されている．　(田畑吉雄)

Lippman, S. A., A. J. Rolfe, H.M. Wagner and J. S. C. Yuan, "Optimal Production Scheduling and Employmet Smoothing With Deterministic Demand," *Management Science*, **14**, 3 (1967), 127–158.

〔在庫／最適化／理論的〕

この論文では，需要が与えられている場合に生産コスト，在庫コスト，雇用コストの和を最小にするポリシーについて述べている．

ここでは最適策がどのような形をしているかを見ることが目的で，アルゴリズムを与えるのではない．

これまでにも上に述べたような三つの要素を考えたコスト函数を用いたモデルについて，幾つか論文があったが，従来はその取扱いを簡単にするためにコスト函数の形に強い制約を課していた．

ところで，この論文ではこの函数についての制約を次に述べるように，かなり弱くしている．

ここでは，生産コストは凸型函数で，雇用コスト函数はV型であり在庫コスト函数は増加函数であるとしている．

また，これらのコストは，規準時間労働量，超過時間労働量および全労働量の三つの変数を用いて表現し，実際に生産活動等に活かされた活用労働量と，ロスを含んだ全労働量を区別している．

モデルは，有限期間T期について考え，変数を，

u_t： t 期の規準時間労働量

z_t： 〃 超過時間労働量

w_t： 〃 全労働量

とすると，

$$0\leqq u_t\leqq w_t$$

$$0\leqq z_t\leqq \alpha w_t\ (\alpha\geqq 0).$$

雇用コストについては

$$S(w_t, w_{t-1})=g(w_t-w_{t-1}) \qquad w_t>w_{t-1}$$
$$=f(w_{t-1}-w_t) \qquad w_t\leqq w_{t-1}$$

で，$g, f\geqq 0$ としている．

ここで，g は雇い入れる場合，f は解雇する場合のコストである．

また，第 t 期の在庫を it とすると，

$$i_t=i_{t-1}+u_t+z_t-d_t$$
$$=i_0+\sum_{j=1}^{t}u_j+\sum_{j=1}^{t}z_j-\sum_{j=1}^{t}d_j$$

となる．ただし $d_t\geqq 0$は t 期の需要で．i_0 は初期在庫である．

在庫コスト函数は

$$h_t(i)$$

とし，増加函数としている．生産コストは

$$\pi_t(u_t, z_t, w_t)$$

と表わしている．そこで，問題は次のように定式化されている．

目的函数

$$\sum_{t=1}^{T}\pi_t(w_t, z_t, u_t)+\sum_{t=1}^{T}s(w_t, w_{t-1})+\sum_{t=1}^{T}h_t(i_t)\to\text{最小}$$

制約式

$$0\leqq u_t\leqq w_t$$

$$0\leqq z_t\leqq \alpha w_t$$

$$i_t=i_{t-1}+u_t+z_t-d_t$$

$$=i_0+\sum_{j=1}^{t}u_j+\sum_{j=1}^{t}z_j+\sum_{j=1}^{t}d_j$$

$$i_t\geqq 0$$

このモデルを考察した結果，結論として，

1) 有限期間の需要に対する規準時間と超過時間労働量の和の上限と下限を与え，上限は，ある凸函数でおさえられることを示している． 2) 需要が単調増加函数のときの最適策を与えている． 3) 需要が単調増加で考えている期間が延長されたとき2)の最適策の漸近的特性を示している．

また，これらの最適策の形はコスト函数の形によって決るとのべている． (広瀬禎彦)

Jackson, D.M. and D.R. Zerbe, "Determination of Standard Sizes to be Manufactured Using Dynamic Programming", *The Journal of I. E,* **19, 8**

〔製造工業／最適化／応用的〕

受注生産工場において，同種の製品や，長さ，幅，重さ，容量等が変わる製品を製造している場合，個別に設計，製造して供給するより，数種の標準品を準備して顧客の要求を満たす方が経済的に望ましいことがある．

本論文では，大きなサイズの品目は小さなサイズの要求に応じうるといった仮定のもとに，「どのサイズを標準サイズとすべきか」といった問題を経済的観点から解いている．

一般に，この種の問題は順列組合せ型の問題であり，完全列挙法によって解きうるが，その計算はぼう大になるため，著者は多段階決定問題としてとらえ，DP による解法を導入している．

論文では，DP による定式化，数値例，及び，電子計算機による解法例を示し，計算所要時間，必要コア数等を報告している．

〔用語の定義〕

K; 品目サイズの番号． $(K=1, 2, \cdots, N)$

X_K; 第K番目の品目サイズ． $(X_1>X_2>\cdots>X_N)$

d_K; X_Kの注文を受ける確率．

I; 標準サイズの番号． $(I=1, 2\cdots, L)$

J; 第I番目の標準サイズで要求を満たされうる最小品目サイズの番号． $(J=I, I+1, \cdots, N)$

C^S_K; X_Kが第I番目の標準サイズとてして選択された場合の X_K の製造コスト．

C^E_K; X_K が個別受注としズ製造される場合の X_Kの製造コスト．

$F(I,J)$; 第Iステージの関数方程式．

つまり，第I段階においてI個の標準サイズでグループ分けされた $X_1, X_2, \cdots X_J$ の注文に応じるときの最適コスト差異．

$T(I,J)$; 第I番目の標準サイズによって満たされる品目サイズ・グループの中での最大品目サイズの番号． この $T(I,J)$ は第I段階において関数 $F(I,J)$に最適解を与える．

T_I; 最終的に$F(L,J)$に最適解を与えるL個の標準サイズの中で第I番目の標準サイズの番号 ($T(I,J)$ の値). T_I を最終政策変数と呼ぶ．

$M(I,J)$; 第 (I-1) 番目の標準サイズによって満たされる品目サイズ・グループの中での最小品目サイズの番号． この$M(I,J)$は第I段階において関数 $F(I,J)$ に最適解をえ与る．

M_I; 最終的に $F(L,J)$ に最適解を与える T_I によって満たされる品目サイズ・グループの中での最小品目サイズの番号 ($M(I+1,J)$ の値). M_I を最終政策変数と呼ぶ．

$Y(P)$; 最終的に M_L を設定するための決定関数．

P; $N-P_0+1$ 以上の品目サイズの番号を持つ品目サイズに関しては，第L番目の標準サイズで要求を満たすより，受注個別の方が経済的に有利な場合が生じるので，その最適値を与える P_0 を求めるための変数．

〔問題〕

$X_K, d_K, C^S_K, C^E_K, L$ が与えられたとき，政策変数 $(T_1, T_2, \cdots, T_L; M_0, M_1, M_2, \cdots, M_L)$ を決定し，標準サイズの設定とその適用範囲を明らかにする．

〔問題の定式化〕

第1ステージの関数方程式

$$F(1,J)=\min_{1\leq T\leq J}\left\{\sum_{K=T}^{J}d_K(C^S_T-C^E_K)+\sum_{K=1}^{T-1}d_K C^E_K\right\}\quad\cdots\cdots(1)$$

$$J=1, 2, \cdots, N$$

第Iステージの関数方程式

$$F(I,J)=\min_{I-1\leqq M\leq J-1}\Big\{F(I\text{-}1,\ M)+\min_{M+1\leq T\leq J}$$

$$\Big[\sum_{K=T}^{J}d_K(C_T^S-C_K^E)+\sum_{K=M+1}^{T-1}d_K C_K^E\Big]\Big\}\cdots\cdots\cdots(2)$$

$$I=2,3,\cdots L\,;\,J=I,I+1,\cdots,N$$

〔解法〕

ステージ1からまLでについて(1)及び(2)式に d_K, C_K^S, C_K^E の具体的な値を代入して $F(I,J)$, $T(I,J,)$ $M(I,J)$ を各ステージごとに求める.

次に $Y(0)=F(L,N)$ ……(3)

$$Y(1)=F(L,N\text{-}1)+d_N\ C_N^E \quad\cdots\cdots(4)$$

$$\vdots$$

$$Y(P)=F(L,P)+\sum_{K=N-P+1}^{N}d_K C_M^E \quad\cdots\cdots(5)$$

を算出し, $Y(0)>Y(1)>\cdots>Y(P_0)<Y(P_0+1)$ なる P_0 を求める. この結果から, $M_L=N-P_0$ …(6) を算出し, 以下 $F(L,P_0)$ に用いられた $F(I,J)$ について L から1まで逆にたどっていきながら, T_L, $T_{L-1},\cdots,T_1\,;\,M_{L-1},M_{L-2},\cdots M_1,M_0$ を求める. なお, $K>N-P_0$ および $M_{I-1}<K<T_I$ なる X_K は個別に生産される品目サイズを意味する. (田部 勉)

Gaver, D. P. and M. Mazumdar, "Statistical Estimation in a Problem of System Reliability," *Naval Rasearch Logistics Quarterly*, 14, 4 (1967)
〔信頼性/信頼度の推定/理論的〕

あるシステムが観測され, それが稼動している("up" という)か稼動していない ("down" という) かをしらべ, この結果によってシステムの信頼度を推定する方法が論じられている. 方法は大部分, 統計学の最尤法とシミュレーションによっている.

観測法には *snapshots* とよばれる瞬間的に up か down を見るものと, *patches* よばれるある時間システムの状態を記録する二つの方法が考えられている. いま, snapshots により, α 回の up と β回の down が観測され, patches によって a 回の up インターバルとその総時間$x_+=\sum_{i=1}^{a}x_i$, (x_i は観測された一つの up のインターバルの長さ) および b 回の down インターバルとその総時間 $y_+=\sum_{i=1}^{b}y_i$, (y_i は一つの down のインターバルの長さ) が観測されたとすれば, この値に対する尤度関数は

$$(1)\quad L(\lambda,\mu)=e^{-\mu x_+}\mu^a e^{-\lambda y_+}\lambda^b\Big(\frac{\lambda}{\lambda+\mu}\Big)^\alpha\Big(\frac{\mu}{\lambda+\mu}\Big)^\beta$$

となる. ここで, up および down のインターバルはそれぞれ指数分布

$$f_U(x)=e^{-\mu x},\quad x\geq0$$

$$f_D(y)=e^{-\lambda y},\quad y\geq0$$

にしたがうものとしている. これは, いつ観測を始めても, それから up または down のつづく時間の分布は観測開始時点に無関係となる理由によるものである.

(1)を λ と μ とで微分してゼロとおけば, これより λ と μ の最尤推定値 $\hat{\mu}$ と $\hat{\lambda}$ をうる. これより,

信頼度 (operational readiness) R

$$=\frac{\lambda}{\lambda+\mu}$$

および

信頼度 (operational reliability) r(T)

$$=\frac{\lambda}{\lambda+\mu}e^{-\mu T}$$

を求めることが可能となる. (λ や R などの推定のための式はただ複雑なだけであるので省略する) また, Cramér の方法を用いれば, これら最尤法による推定の精度もしらべられるので, シミュレーションの結果も併用してこれについても言及し, patches と snapshots を併わせたときと, patches にのみよる場合の比較も行っている. つぎに示すのは 500 のサンプルによるシミュレーションの結果で, 比較の一例を示す.

	Patch-Snapshot	Patch
平　均	$A(\hat{R})=0.822$ (0.833)	$A(\tilde{R})=0.815$ (0.833)
分　散	$V(\hat{R})=0.0057$ (0.005)	$V(\tilde{R})=0.0094$ (0.00774)
平均誤差2乗和	$M(\hat{R})$ 0.0058	$M(\tilde{R})$ 0.0097

ここで, $\hat{R}$ は Patch-Snapshots による, $\tilde{R}$ は Patches による推定値, 括弧の中は理論的に求めた値である.

さらに, 不偏な推に定を行ったときとか, 事前確率が与えられている場合に上記の推定をどのように修正したらよいかを説明し, 最後に, 指数分布を仮定したことが結構この手法のロバストネス(強靭性)を失わせていないことを簡単にのべている. これについて, もっと詳細を知りたい人にはこの研究のデ

ルを提供する用意があるとしている.　　(真壁肇)

Howard, R. A., "Information Value Theory" *IEEE Trans. Systems Science and Cybernetics,* SSC-2. 1 (1966), 22-26.

〔情報／決定理論／理論的〕

Shannon の情報理論では,伝達される情報にメジャーが導入されている. 最初, 研究者は, その情報メジャーは単に, 伝達過程の確率的な構造だけに関係する, ということを強調し, 彼の情報理論を伝達問題に応用することに失敗した. この失敗は, 不確定性に関する理論がなかったために, 予想できたものである. 我々は, この自然界の不確定性が, 我々に及ぼす経済的な影響を考える必要がある.

この論文では, 問題の上にあらわれる経済的な要因を考え, その要因の情報がいかなる価値を持つかという理論を考え, その例を示す. その際, それらの要因の不確定性を取り除いた場合の利益が, その不確定性がある場合の利益と比べて, どれくらい増加するかという疑問について例を引いて説明する.

まず記号を定義する.

x：確率変数

δ：確率が考えられている情報の状態

$\{x|\delta\}$：δ の情報のもとでの確率変数 x の確率密度

$\langle x|\delta\rangle$：δ のもとでの x の期待値

ε：考えている問題に関して, 実験 (経験) により得られている情報

$\{x|\varepsilon\}$：ε を与えたときの x の確率密度,

さて, 今, 確率変数 u の確率密度を見い出したいとしよう. もし他の1つの確率変数 v の確率密度が前もって与えられていると, この u に確率密度を与えるのが容易になる場合がある. つまり

$$\{u|\delta\}=\int_v \{u|v\delta\}\{v|\delta\} \tag{1}$$

によって計算するわけである. もちろん条件付確率 $\{u|v\delta\}$ を計算しておかなくてはならない. u の期待値 $\langle u|\delta\rangle$ は, したがって

$$\begin{aligned}\langle u|\delta\rangle&=\int_u u\{u|\delta\}\\&=\int_v\int_u u\{u|v\delta\}\{v|\delta\}\\&=\int_v \langle u|v\delta\rangle\{v|\delta\}\end{aligned} \tag{2}$$

より, v が与えられているときの u の期待値を利用して計算できる.

例として, 競売問題を考えよう. p を我々の会社の製品のコスト, v を我々の会社の競売値, 競争会社の競売値の最低値を l とする. この p と l に関する情報は持っていない. 問題は, 競売によって得られる利益を最大にする b を決めることである. 利益 v は

$$v=\begin{cases}b-p & b<l \text{ のとき}\\ 0 & b>l \text{ のとき}\end{cases} \tag{3}$$

と考える. まず v を与えたもとでの v の期待値 $\langle v|b\varepsilon\rangle$ を考える. ここで b は p, l に依存せず, p, l は互いに独立であるとする.

また $\{p|\varepsilon\}$, $\{l|\varepsilon\}$ は 図—1 に示す確率密度とすると,

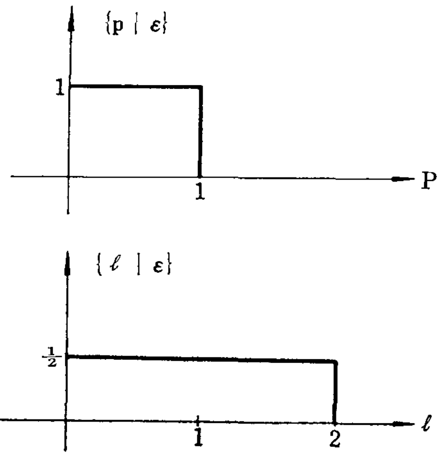

図　1

$$\begin{aligned}\langle v|b\varepsilon\rangle&=\int_{p,l}\langle v|bpl\varepsilon\rangle\{p|\varepsilon\}\{l|\varepsilon\}\\&=(1/2)(2-b)(b-1/2)\end{aligned} \tag{4}$$

となる. よって

$$\langle v|\varepsilon\rangle=\underset{b}{Max}\langle v|b\varepsilon\rangle=\langle v|b=5/4,\varepsilon\rangle=27/96 \tag{5}$$

となる. つぎに, p あるいは l, またはその両方に関する情報が与えられているときの利益は, どのように変化するかを考えよう. ある要因 x に関する情報 C_x を知っているときの利益の期待値 $\langle v|C_x\varepsilon\rangle$ は

$$\langle v|C_x\varepsilon\rangle=\int_x\langle v|x\varepsilon\rangle\{x|\varepsilon\}$$

であり, C_x による利益の増加 $\langle v_{cx}|\varepsilon\rangle$ は　(6)

$$\langle v_{cx}|\varepsilon\rangle=\langle v|C_x\varepsilon\rangle-\langle v|\varepsilon\rangle \tag{7}$$

である. この例題の場合, それぞれ,

$$\begin{aligned}\langle v_{cp}|\varepsilon\rangle&=1/96\\ \langle v_{cl}|\varepsilon\rangle&=27/96\\ \langle v_{cpe}|\varepsilon\rangle&=29/96\end{aligned} \tag{8}$$

となる. この結果から, l の情報を知ることの方が, 自分の会社のコスト p の情報を知るより重要である

ことがわかる.　　　　　　　　　　　　　(大田友房)

Howard, R. A., "Value of Information Lotteries" *IEEE Trans. Systems Science and Cybernetics*, SSC-3, 1 (1967), 54-60.

〔情報/決定理論/理論的〕

この論文は,前の Value of Information Theory [1] の続きである. 意思決定の本質は不確定性の経済的な影響を理解することであることは前にも述べた. ここでは [1] の論文で述べた議論を拡張し,不確実な要因に関する情報が,どのように利益の確率密度 (これを Profit Lottery という) に影響を与えるか,その確率密度の形を求める. 議論は[1]と同じ競売問題を考え,それについて進められる.

利益 v は p, l が確率変数であるから確率変数となり,この v の確率分布を Profit Lottery (以下P.L. と約す) と呼ぶ. 問題は,いろんなbに対して変化する P.L. の中で,最も望ましい P.L. となるようなbを選ぶものである.

[1] での議論は,すべて利益の期待値,特にその最大値に関して行われた. しかし,危険を供なう事業の成功,不成功を期待利益だけで測る意思決定者は少なく,ほとんどの者は生ずる危険の性質を示す利益の確率分布 (P.L.) を求めることを必要としている.

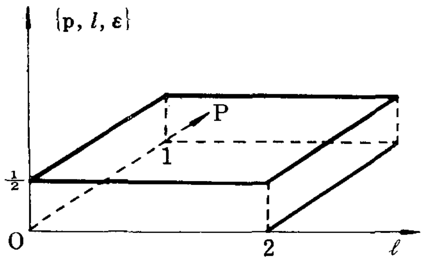

図　1

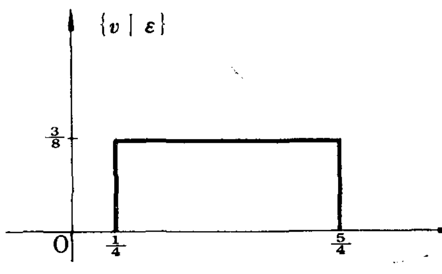

図　2

さて $b(\delta)$ を情報の状態 δ に対する最適競売値とすると, P.L. は

$$\{v|\delta\}=\int_p\int_l \{v|p,l,b(\delta),\delta\}\{p,l|\delta\} \tag{1}$$

となる. $p,l,b(\delta)$ が与えられているときの利益の確率分布は,

$${}^{D}\langle v|p,l,b(\delta),\ \delta\rangle=\begin{cases} b-p, & b<l \\ 0\quad, & b>l \end{cases} \tag{2}$$

である. ここで左上の添字Dは v が確定的に与えられることを示す. まず情報の状態が ε であるときを計算する. $\{p,l|\varepsilon\}$ は図―1 に示すごとく仮定する.

この場合,最適競売値 $b=5/4$ であるから, (2)は

$${}^{D}\langle v|p,l,\varepsilon\rangle=\begin{cases} 5/4-p, & 5/4<l \\ 0\quad, & 5/4>l \end{cases} \tag{3}$$

となる. これから $\{v|\varepsilon\}$ は図―2 に示すような形となる.

つぎに p に関する情報, l に関する情報, p と l の両方に関する情報が与えられているときの P. L. を計算する. それぞれ式(2)に対応して

$${}^{D}\langle v|p,l,C_{p\varepsilon}\rangle=\begin{cases} 1-p/2, & 1+p/2<l \\ 0\quad, & 1+p/2>l \end{cases}$$

$${}^{D}\langle v|p,l,C_{l\varepsilon}\rangle=\begin{cases} l-p, & 1/2<l \\ 0\quad, & 1/2>l \end{cases}$$

$${}^{D}\langle v|p,l,C_{pl\varepsilon}\rangle=\begin{cases} l-p, & p<l \\ 0\quad, & p>l \end{cases}$$

となるから $\{v|C_{p\varepsilon}\}$, $\{v|C_{l\varepsilon}\}$, $\{v|C_{pl\varepsilon}\}$ は,それぞれ図―3, 図―4, 図―5 の如く求められる. また,これらの情報が与えられた場合の利益の増加に関する確率密度も計算できる.

この論文の持つ意味は,情報に関する経済的な価値を説明することである. これらの結果は,情報が不完全である場合にも拡張できるが,その場合も本質的にかわりない. この論文では,不確定性を減ら

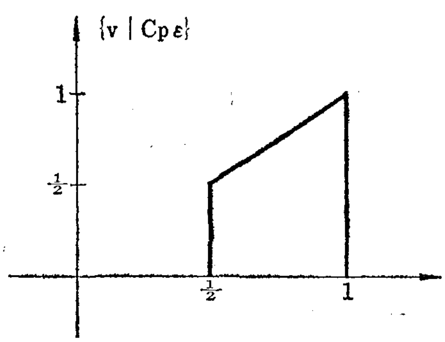

図　3

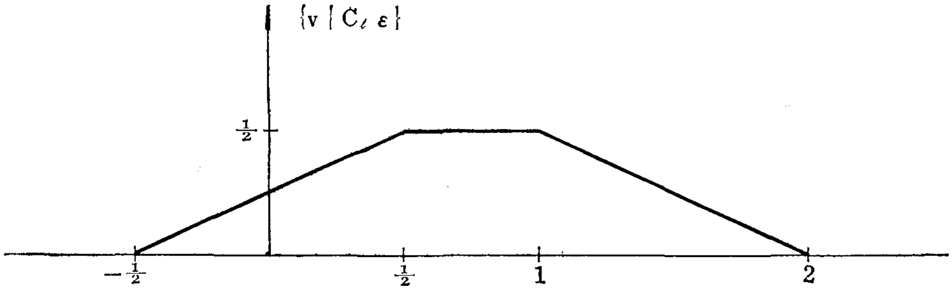

図　4

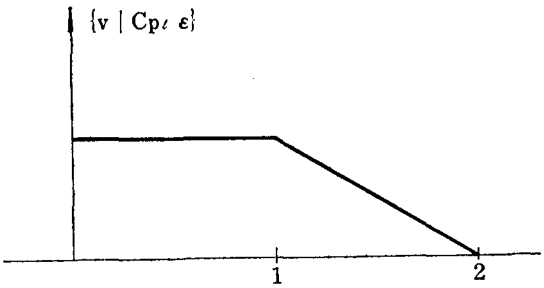

図　5

したり，取り除いたりすることが，問題に関する実験計画をたてる際の基礎となることを述べたのである．　　　　　　　　　　　　　　　　（大田友房）

Eckles, J. E., "Optimum Maintenance with Incomplete Information" *Operations Research*, **16**, 5 (1968), 1058–1067.

〔保全／マルコフ決定過程／理論的〕

システムの状態の推移がマルコフ過程で表わされる保全問題に対しては，状態がつねに観測可能ならば，最適保全政策の計算ができることは，Barlow, Derman などによって示されている．この論文では，システムの状態がすべては正確に定められず，部分的観測可能な情報のもとで最適保全政策を見い出すための計算手法を与えている．その手法は，当然予想できるように，Bayes' Rule を基礎とし，D.P 的接近法によって数値計算を進めるものである．

以下では，最適保全政策とは，確率的に劣化していくシステムを稼動さすのに要する総期待コストを最小にするような action（例えば，取替え，修理，検査など）の系列であると定義する．

ある action を選んだ後，現在の状態が完全に観測できなくて，その代りに，状態 i で action k を取ったとき，条件付確率 l^k_{xi} で outcome x ($x=1,2 \cdots, I$) を観測するものと仮定する．X_τ を時刻 τ で観測される outcome とし，ベクトル $X_\tau=(x_{-1},x_0 \cdots,x_\tau)$ を sample history と呼ぶ．最適保全政策に基づくコストを F とすると，最適性の原理より

$$F(X_{\tau-1})=\min_{1\leqq k\leqq Q}\{q^k[t(X_{\tau-1})]P_\tau(X_{\tau-1})$$

$$+\alpha\sum_{j=1}^{I}F(X_{\tau-1}j,)L^k_jP_\tau(X_{\tau-1}) \qquad (1)$$

がなりたつ，ここで，$q^k[t]$ はシステムの年令が t で，aciton k を選んだときの各状態における直接期待コスト，$P_\tau(X_{\tau-1})$ は第 i 成分が $p_{\tau i}(X_{\tau-1})$ なる N 次元ベクトルであって，$p_{\tau i}(X_{\tau-1})$ は，$X_{\tau-1}$ のもとで時刻 τ においてシステムの状態が i である確率，α は割引率とする．

このとき，(1)式には1つの有界な解が存在し，その解に対応する政策が最適となることを，この論文では帰納法を用いて証明している．一方，事後確率 $P_\tau(X_{\tau-1})$ の計算は，Bayes' Rule より

$$p_{\tau i}(X_{\tau-1},j)=l^k_{ji}p_{\tau i}\ (X_{\tau-1})/L^k_j\cdot P_\tau(X_{\tau-1})$$

すなわち

$$T^k_{ji}[p_\tau(X_{\tau-1}),t(X_{\tau-1})]=p_{\tau+1,\ i}(X_{\tau-1},j)$$

$$=\sum_{n=1}^{N}\rho^k_{ni}[(t(X_{\tau-1})]l^k_{jn}p_{\tau n}(X_{\tau-1})/L^k_j\cdot P_\tau(X_{\tau-1})$$

を用いればよい．さらに，時刻 $\tau+1$ におけるシステムの年令は，時刻 τ における年令と action とから記述されるから

$$A^k_j[t(X_{\tau-1})]=t(X_{\tau-1},j)$$

なる関数 A^k_j が存在する．そして V を

$$V[P_\tau(X_{\tau-1}),t(X_{\tau-1})]=F(X_{\tau-1})$$

で定義すれば．(1)式より

$$V(P,t)=\min_{1\leqq k\leqq Q}\{q^k(t)P+\alpha\sum_{j=1}^{I}V[T_j^k(P,t),$$

$$A_j^k(t)]L_0^k\cdot P\} \quad (2)$$

をうる.

(2) 式に対して，この論文では，比較的有効な結果を得ると主張している数値解法が与えられている．その方法の概略は，システムの年令 $\eta(=1,2,\cdots\cdots)$ で，あらゆる j に対して $A_j^r=0$, $T_j^r=\beta$ (βは固定ベクトル) なるような取替選択 r を定める政策を見つけていくものであり，このような政策は

$$U(P,t)=\min_{1\leqq k\leqq Q}\{q^k(t)P+\alpha\sum_{j=1}^{I}U[T_j^k(P,t),A_j^k(t)]$$

$$l_j^kP\} \qquad \text{for } t<\eta$$

$$U(P,t)=q^r(t)P+\alpha U(\beta,0) \qquad \text{for } t=\eta$$

なるコスト関数 Uで表わされる．そして，この式は，まず，$U(\beta,0)$ に1つの推定値を与え上式を逐次用いて計算できる．

ここで述べられた手法は，状態の数が余り多くない，部分的観測可能な問題に対して有効な方法である． (田畑吉雄)

Maxwell, W. L., "Multiple-Factor Rules for Sequencing with Assembly Constraints," *Naval Research Logistics Quarterly*, **15**, 2 (1968), 241–54

〔スケジューリング/優先順位規則/応用的〕

ジョブ・ショップ・スケジューリングにおけるシミュレーション研究は，優先順位によるディスパッチング規則を用いて著しく進歩したが，それはほとんど作業が直列につながったジョブに関するものであった．この論文は，そのような規則を．作業が樹木構造になっている組立工場の順序づけに用いたものである．

ジョブ・ショップのモデルは次のように設定されている．つまり，ジョブは連続して到着し，到着の時間間隔は稼働率が80%となるような平均値を持つ幾何分布から定められ，単位時間にショップに到着するジョブは一つだけである．そして，ジョブの構造は対称樹木構造である．

組立においては，普通の queuing delay の他に，ある段階の作業がすべて終了しないと次の段階に移れないことから生じる staging delay がある．ここでは納期は，余裕を加工時間合計の倍数にとって設定されている．そしてこの余裕は，staging delay のため，作業が直列につながっているジョブに比べて5割くらい多くとられている．

ディスパッチング規則としては， Operation Slack Factor (OSF), Processing Time Factor (PTF), Operation Urgency Factor (OUF), Precedence Constraint Factor (PCF), およびこれらを組合わせたものが用いられている．PTF はいわゆる Shortest Processing Time (SPT) を一般化したものである．

評価の基準として，

1. 平均の flow time
2. 平均遅れ時間と遅れたジョブの割合

が用いられている．

シミュレーションは 1,000 個のジョブの組について行なわれ，それぞれのディスパッチング規則に対する結果が表にまとめられている．SPT とか OSF とかの単独の規則よりも，それらを組合せたものの方が良い結果が得られている．そのうち最も良いものは，SPT に比べて，平均の flow time で16%，平均遅れ時間で57%，遅れたジョブの割合で46.9% 良くなっている．

それぞれの規則に必要な情報は異なり，一般に情報が多く用いられているものほどそれだけ良い結果が得られている．なお，優先順位規則を必要な情報によって分類している． (黒田英夫)

Moore, J. M., "An *n* Job, One Machine Sequencing Algorithm for Minimizing the Number of Late Jobs, *Management Science*, **15**, 1 (1968).

〔スケジューリング/組合せ分析/理論的〕

<問題の意義>

有名な Jackson (1955年) の問題では，その評価基準は「ジョブの遅延時間の最大を最小にする」ことであったが，この論文では「遅延ジョブの個数を最小にする」ことに代え他の条件は Jackson と全く同じ問題を採りあげた．

<問題の内容>

与えられた n 個のジョブの集合 J

$$J=\{J_1\cdots\cdots J_i\cdots\cdots J_n\}$$

に対して処理時間 t_i と納期 D_i とが知られていて，機械1台で Jを処理するとき，遅延ジョブの個数を最小にするように J内のジョブを順序づけよ．

<結論>

Jの最適スケジュールを得るためのアルゴリズム

が述べられていて，ひとつの数値例によってその各ステップが例解されている．

アルゴリズムの概要は，J内のジョブをt_iの短い順に並べた順列を最新順列と呼ぶことにして，次のステップ1～3をくり返すことである．

ステップ1：最新順列において，最初の遅延ジョブJ_lを見つける．

ステップ2：最新順序の最初からJ_lまでD_iのジョブを早い順に並べ変えたものをKとする．Kの後に，最新順列の残りのジョブをt_iの短い順のまま並べる．これを暫定順列と呼ぶ．

ステップ3：並べ変えたKの中に依然として遅延ジョブが有るならば，ジョブJ_lを暫定順列から除いた順列を最新順列と呼び直してステップ1に行く．もしKの中に無ければ，暫定順列そのものを最新順列と呼び直してステップ1に行く．

有限回のくり返しで，ステップ1において遅延ジョブが見つからなくなるから，ステップ3で除いたジョブを勝手な順序に最新順列の後に並べたものが最適スケジュールとなる．

<証明の概要>

精細に展開されている原論文の証明の大筋を三つに分けて追ってみよう

ブロック1：最適スケジュールをSを扱いやすい形式にして考えるために，$S^*=(A,R)$，$S^{**}=(A,P)$，$S_D=(A_D,P)$という形式が最適スケジュールになることを証明している．

ここで，Aは，S内の非遅延ジョブだけを順序をくずさずに並べたもの．Rは，S内の遅延ジョブだけを順序をくずさずに並べたもの．そしてAの後にRをつないで作られる順列を（A,R）で表わす．Pは，R内のジョブを勝手な順序に並べたもの．A_Dは，A内のジョブをD_iの早い順に並べ変えたもの．

ブロック2：J内のジョブJ_kが，Jの或る最適スケジュール内で遅延ジョブになることが判ったとする．このようなジョブJ_kの任意の集合をJ^*とし，$J'=J-J^*$の最適スケジュールを$S'=(A',R')$とおく．すると$S''=(A',P')$はJの最適スケジュールになることが証明できる．ここにP'は，R'とJ^*のジョブを勝手な順序に並べたもの．

ブロック3：既述の最適スケジュールを求めるアルゴリズムは，実は，ブロック2で述べたようなジョブJ_kを探すアルゴリズムになっている．つまり，ステップ3のK内に遅延ジョブが有る場合に，それがJ_l自身のときとそうでないときのそれぞれに対して，適当にJの最適スケジュールを作って，その中でJ_lを遅延ジョブにすることができるのである．

このようにしてアルゴリズムの正当性が証明される．すなわち，ステップ3で除かれたジョブJ_lは，ブロック3で述べたような特別の性質を持っている．従って，このようなジョブJから除いた残りのジョブだけについて最適スケジュールを考えればよいことをブロック2が保証している．そしてステップ1で遂に遅延ジョブが見つからなくなったときの最新順列こそが，ブロック2のA'に相当し，$R'=\phi$である．だから，先に除いておいたジョブの集合J^*を，A'の後に並べたものはJの最適スケジュールとなる．

（小池将貴）

Fendley, L. G., "Toward the Deveolpment of a Complete multiproject Scheduling System" *The Journal of Industrial Engineering*, **19**, 10 (1968)
〔スケジューリング/ネットワーク/理論的〕

本論文は，著者の学位論文をもとに書かれたものである．

著者はまず，これまでのスケジューリングに関するほとんどの研究が，①処理時間をデターミニスティックとしている，②単一プロジェクトの問題のみを扱っている，③プロジェクトごとの統一性を無視してアクティビティを個々独立に扱っている．という3つの前提のうち少なくとも1つを含んでいるために実用上の価値を失なっている点を指摘する．そして上記の3つの前提（限界）をすべてはずしたモデルをもとにして，マルティプロジェクト・スケジューリングの問題をつぎの2つの面からとらえ，シミュレーションをベースとした議論を展開している．

(1) 納期遅延，仕掛在庫，リソースの有効利用という3つの基準からみて，各アクテビティに対する優れた優先順位規則を見出す．

(2) (1)で選ばれた規則によるディスパッチングを前提とした上で，各プロジェクトの現実的な納期を算定する方法を考える．

前半の優先順位規則の検討については，

(1) 8つのモデル・プロジェクトを考える（各プロジェクトは最大20までのアクティビティをもち，各アクティビティはベータ分布に従う処理時間およびその時間内に若干の制限されたリソースを要する），

(2) ABC 3種のリソース制限をおく（制限レベルはそれぞれ2段階を考え，それらの組合せによっ

て8種類の場合を考える),

(3) 各プロジェクトの単独期待完了時間（クリティカル・パスの期待時間）をそれぞれの仮想納期とする,

という前提のもとで200回のシミレーションを行なう．そして，処理時間最小順，利用リソース最大順，後続アクティビティ最多順など8つの優先順位規則を，納期遅延，仕掛在庫，リソースの有効利用という3つの面から，8つの基準について特性解析し，総合的にみて，スラックタイム最小順（MSF）がもっともよいと結論づける．ただし，以上の議論では，前記の8つのモデル・プロジェクトのうち，（1，2，3）と（1，2，3，4，5）の2つのセットを利用しているだけである．

後半は，MSF 規則によるディスパッチングを前提とした場合の，現実的な納期設定の方法に関する議論である．

まず，各プロジェクトの単独完了時点（前記参照，break-point と呼ぶ）で区切られる期間（Segment）ごとに，各制限リソースの必要量と利用可能量との比率を示す average resource factor という指数を導入する．つぎに，全計画期間を通して，各 segment ごとの上記指数の最大値のみの平均値，中央値のみの平均値，最小値のみの平均値という3種類の total load factor という指数を導入する．すると，やはり200回にわたるシミュレーションの結果，この total load factor（とくに最大値のみの平均値）と全プロジェクトの総納期遅延との間に明らかな相関が認められ，一定の範囲内では高精度の回帰推定（2次）が可能となる．

この結果から，MSF 規則をディスパッチングに採用すれば，total load factor の値をチェックすることによって，将来の納期遅延の状況をかなりの精度で予測しながら，新たなプロジェクトの納期契約を行なうことが可能となり，この点からも MSF 規則が有効であると著者は説いている．

前半のシミュレーション結果の検討において，各プロジェクトの納期を個別に定めておきながら，全プロジェクト完了までの総経過時間最小ということを理由に，サービス待ちの状態にある仕掛りアクティビティ数という基準ではあまり成績のよくない MSF 規則を，仕掛在庫量の面からも優れているとしているのは若干強引な議論のように思われる．なお原論文の Fig 2,〔2〕式，および F_1 の計算例中にそれぞれミス・プリントがある．（小野桂之介）

書評・新刊紹介

Peter L. Hammer (Ivanescu) and Sergiu Rudeanu, *Boolean Methods in Operations Research and Related Areas*, Springer-Verlag, pp. 329 (1968)

本書はOR分野での問題解法にブール代数を用いて解く方法について記述するものである．元来，組合せ上の諸手法を必要とする問題とその他の計算手法を必要とする問題との間にはかなり厳然たる区別がなされていたが，電子計算機が普及されるにつれて漸次この区別がうすらいでおり，さらに，不連続な最適化問題を取扱う傾向が増大するにしたがって，その区別は消失しているということを本書の前文にR. Bellman が指摘している．

上記観点より，本書で記述するブール代数はまさしく，上記手法の結合手ともなるべき諸性質を充分に担うものである．ブール代数は，そもそも組合せ問題において起りうるすべての状態を記述論理により処理しようとするものであり，オペレーションズ・リサーチの分野では，この種の組合せ問題として捉えられる問題がかなり多いことから，ブール代数的手法をオペレーションズ・リサーチ分野の解析に導入しようとするのは，むしろ当然の帰結といえるであろう．すなわち，輸送問題，割当問題，グラフ，ゲーム，ネットワーク・フローの問題等はこの種の組合せ問題として考えられる．これらのものはいわば整数値計画問題として考えられているものであり，それらの問題に対する最適解を求める手法として，本書で主張するブール代数的解法を用いようとするものである．このブール代数的手法をオペレーションズ・リサーチの分野に導入したのは R. Camion, R. Fortet (1960) であり，その後，本書の著者により擬似ブール計画法 (Pseudo Boolean Programming) なるものが提案されて発展して来たものである．本書は二部よりなり，まず一部 (Part I) ではブール代数ブール関数，擬似ブール計画法等についての基礎的なものについてのべ，二部 (Part II) では主としてグラフ理論，オートマトン理論等への応用について記述している．本書の構成はつぎのとおり．

Part I

第1章　ブール代数

第2章　ブール方程式

第3章　線形擬似ブール方程式と線形擬似ブール不等式

第4章　非線形擬似ブール方程式と非線形擬似ブール不等式

第5章　線形擬似ブール関数の最小化

第6章　非線擬似ブール関数の最小化

第7章　擬似ブール計画法への拡張

Part II

第8章　整数計画法

第9章　グラフにおける連結性と径路問題

第10章　グラフにおける安定集合，核およびクロマティック分解

第11章　バイパータイト・グラフのマッチングの問題

第12章　ネットワークにおけるフロー

第13章　種々の応用

第14章　オートマトン理論における最小化問題

Part I におけるブール代数についての記述は少々詳細に書きすぎている面もあるが，ブール代数について初めて研究される方々にとっては恰好の書といえるかも知れない．また，ブール代数的手法としてのブール計画法においては，全面的にブール代数を用いているのでなく，ブール代数のほんの一部を用いた解法を提案しているに過ぎない．しかしながら，ブール代数的考えのもとに，前記組合せ的問題を解こうとするブール代数的手法の入門書としては良書といえる．

今後，電子計算機の使用を前提としたこの種の解法アルゴリズムの発展が益々要求されることを考えると，全くタイムリーに出版されたものと思われる．本書はブール代数について，ある程度の理解のある方には簡単に読破できると思われるので，OR ワーカーには是非一読をおすすめ致したいと考える．

（成久洋之）

Kaufman, A. & Cruon, R. ***Dynamic Programming; Sequential Scientific Management***, Academic Press, 1967, pp. 278.

この本で取り扱われているのはすべて discrete な D. P の問題で，我々が常日頃身近に接する在庫問題，投資問題あるいは設備更新問題などの豊富な例題をもとに，具体的な数値例で計算を行い，D. P の構造を体得させようとする教育的見地から書かれ

た本である．又図が多いことも特徴で，初めてD.Pを学ぶ者にとって適切な入門書の役割を十分果すことと思われる．なお，マルコフ決定過程についても1章が割れ当てられ，そこでは denumerable chain の理論にまで言及されている． (梅林光寿)

Carlson, P. G., *Quantitative Methods for Mangers,* Harper & Row, New York, 1967, pp. 181,

将来，管理者を志す学生やビジネスにおける決定問題を研究し，実際に行なっている者を対象とした入門書．構成は各章ごとに独立に問題を提示し，(Ⅰ)(Ⅱ)在庫問題，(Ⅲ)割り当て，(Ⅳ)輸送，(Ⅴ)LP，(Ⅵ)DP，(Ⅶ)(Ⅷ)スケジュール，(Ⅸ)待ち行列，(Ⅹ)ゲーム，(XI)シミュレーション，(XII)取替，である．各章内は(1)問題 (2)目的 (3) 費用や収益を基とした代替案 (4)解法と解答 (5)解答についての議論と一般化 (6)実際例 (7)文献の順に示し，手法の紹介と適用を重視したもので，理論的な事は参考文献にまかせてある． (加瀬谷安久)

Brown, R. G., *Decision Rules for Inventory Management,* Holt, Rinehart and Winston, 1967.

400頁近い，在庫管理担当者および学生のための教科書．ロットサイズの問題，安全在庫の問題，在庫ヤードの広さの問題，ショップ・スケジューリングおよび在庫全体の管理方針の5つの章で構成されている．数多くの在庫管理の教科書と大差ないが書き方に特徴がある．Warmdot 社という会社を想定し，そこでの在庫の色々な問題を検討するという方法をとっている．コンサルタントが Warmdot 社から依頼され処理した各問題について，ケーススタディの形で，発生から分析処理までを小説風に書いている．ケースには，豊富に数値例，計算の過程，図やグラフがのせてあり，在庫ルールの数学的な式の展開により結論を導びき，読者の眼と腕にうったえて身につけさせようとする意図を持ったものである．著者の序の中で，この本は Management Science Fiction と評されたといっている．上手に訳されれば，良い在庫管理の教科書になると思われる．

(広瀬禎彦)

Shapiro, G. and Reger, M. *Prospects for Simulation and Simulators of Dynamic Systems,* Spartan Books, 1967,

これは，コンピューター・シミュレーションに関するシンポジウムで発表された論文集であり，18編の論文が集められている．内容はシミレーションを利用する立場からのものと，シミュレーション・テクニックやシミュレーターを開発する側からの論文に大別される．論文集のため“シミュレーションとは何か”という問に答えてくれるような本ではない．しかし，シミュレーション利用の方向，あるいは，新しいコンピューターシステムの発達に併なうシミュレーション・テクニックの変化の方向を知るには良い本であるといえよう． (広瀬禎彦)

Orchard-Hays, W., *Advanced Linear-Programming Computing Techniques,* McGraw-Hill, New York, 1968, pp. 355.

計算機メーカーのために MPS などを作成している Orchard-Hays 社の社長による，LP を計算機にのせる上での特有の技法と，新しい技術をまとめた本．シンプレックス法の基礎から書いているが，一般の教科書にはない．データフォーマット，IO の問題点，行列の逆転のための工夫，などを始め，アリゴリズムの隅々で発生する問題点や処理法，といった計算上の問題点や，第3世代の計算機と LP の利用の拡大と共に生まれて来た，分解手法のブロック積型式とかパラメトリック法などの最新の手法を説明する． (真鍋竜太郎)