

仮想記憶を意識した大次元行列固有値解析

日立 神奈川工場 村田 健郎

目次

§ 1. はじめに

§ 2. 基本演算  $A \pm B$ ,  $AB$ ,  $A^{-1}B$  について

§2-1  $A \pm B$

§2-2  $B = AB$

§2-3  $X = A^{-1}B$  即ち  $AX = B$  の解  $X$

§ 3. 実対称固有値問題とバーケアルメモリ方式

§3-1 Householder's Tridiagonalization

§3-2 QR Algorithm for Band Symmetric Matrices

§3-3 Tridiagonalization of a Symmetric Band Matrix

§3-4 Simultaneous Iteration Method

§ 4. 対称帯行列に対する拡張ハウスホルダ変換

§ 5. 補遺とまとめと提言.

§5-1 ランケヨス法

§5-2 逆反復法

§5-3 まとめ

§5-4 提言

§6 おわりに

附記1 拡張ハウスホルダ変換 (§4) についての補足

附記2 バーケアル向きのクラウト法について

## 仮想記憶を意識した大次元行列固有値解析

日立 神奈川工場 村田 健郎

## §1. はじめに

バーチャル (Virtual) と云う英語の意味を辞書で調べてみると、仮の、という意味と本當の、という意味の両義があることが判る。バーチャルメモリ方式の計算機の出現によって従来ネックとされていた主メモリ容量の制限から開放されて見ると、今度は処理時間ネックが表面化する。その理由の第一は、次元数を増すとき、容量は次元数の二乗に比例するに過ぎないが演算回数は三乗に比例することが多いこと、そして誤差の累積に対処するための諸手当を要すると云う行列演算の本質から来るものである。その第二の理由は、バーチャルにメモリが増大したに過ぎないことに伴う、所謂バーチャルオーバーヘッドである。バーチャルメモリをうまく使いこなすには、局所性の高いプログラムを書けとよく云われるが、それはマトリックス計算の現場ではどう云うことかについて若干報告したい。バーチャルメモリからかりそめでなく

本當の幸福を引き出す一助になれれば幸いである。

初めに要約めいた云い方をすると凡そ次のようになる。

(1) 通常あるプログラムをたゞ次元を大きくするだけの変更でバーナアル方式の機械にかけると、勿論うまく解ける場合もあるが、解けることは解けるが、ひどいアイドルタイムを生じてバーナアル公害を起すことがある。つまり実質的にはドラムコンピュータに近い状態で走り、そのため生じたアイドルタイムは他ジョブによる回収が困難なことがある。

(2) 帯行列に対する連立一次方程式関係（ガウス消去法、ガウスジョルダン法、クラウト法、コレスキー法）では、通常の教科書で慣行となっている演算順序では、FORTRANの世界で不都合が起り易い。逆にPL/Iの世界ではそのままが良いことが多い。しかしこの場合の演算順序は単なる慣習であって、それを直すのは容易である。

(3) ブロック帯行列、或いは帯行列専用で作られた連立一次方程式関係の諸プログラムは、大局的には局所性が高く、バーナアルにとって大変好都合である。しかし、ブロック一つの次元が100元を超すとか、帯の中が200を超すと(2)に於

けると同様の注意を局部についても拂う必要がある。

(4) 固有値解析の方は連立一次方程式関係のようには簡単には行き兼ねるが、やはりバーケアル向きのアルゴリズムと比較的容易にバーケアル向きに改造できるアルゴリズム、そして本質的にバーケアル向きでないアルゴリズムの三種に分類できる。固有値問題は従来のリアルメモリ方式の機械では連立一次方程式のようにはうまく外部メモリを使いこなせなかった難物であるから、これこそバーケアルによつて未開の分野を開きたいものである。因みに、千元の産行列の固有値全部が「超高性能電子計算機」(大型プロジェクト機の正式名、今後<sup>①</sup>超機と畧称する。ユーザー用のリアルメモリ領域 1.65 MB)でもつて1時間のCPUタイムでできる。USEタイムも約4時間だから、現実的にできると云つて良い。千元の産行列は8MBだからこれは相當うれしい話である。

§2. 基本演算  $A \pm B$ ,  $AB$ ,  $A^{-1}B$  について。 周知のように、FORTRANでは、 $A(I, J, K)$ の $I, J, K$ が1から $N$ まで動くとき、 $I$ が1増せば主メモリの番地も1増すが、 $J$ が1増せば主メモリの番地は $N$ 増し、 $K$ が1増せば主メモリの番地は $N^2$ 増しとなる。一方バーケアルメモリ方式の機械では、4KB程度か

ら成る「頁」と呼ばれる単位毎に、物理的には次の三つの状態の何れかをとっている。

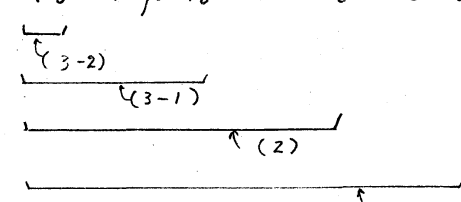
- (1) 実メモリ上ではまだ主メモリにはおいていなくてドラムにある場合。
- (2) 実メモリ上でも主メモリに存るが、それはバーチャル対リアル対の対照対が ASR (アソシエイティブレジスタ) と呼ばれるものに登録されてない状態にある場合。
- (3) 実メモリ上で主メモリに存ることは勿論、バーチャル対リアル対の対照対が ASR に登録されている場合。

実際には最近の大型計算機例えば HITAC 8800/8700 や IBM の 370/168 ではバーチャルメモリ方式と同時にバッファメモリ方式も採用しているので、上述の(3)が更に細分されて、

(3-1) バッファメモリにはまだとりにこまれてない場合

(3-2) バッファメモリに既にとりにこまれている場合。

と云うように分れる。それでとう云う計算機の所謂平均命令実行時間は、次のような式で示される。

$$T_{eff} = T_0 + \beta T_b + \tau T_c + \delta T_d$$


この式の右辺の各項が凡そどの位かを、行列の基本演算で

見積り所から今日の話を始めよう。

§ 2-1  $A \pm B$  これは簡単すぎる。

§ 2-2  $B = AB$   $B$  は縦に長い行列,  $A$  は正方行列または帯行列であることが多い。  $X = AX$  と書いて見るとこれは反復法の基本演算だなど云うイメージが鮮明になる。今,  $A$  は  $N \times N$  の正方行列,  $B$  は  $N \times P$  の行列但し  $N \gg P$  だとして以下の二つのプログラムについて調べて見る。主メモリは 1MB, 但しユーザに与えられるリアルメモリは 700KB程度としよう。

```

DO 30 K=1,P
DO 20 I=1,N
ACC = 0.0D+0
DO 10 J=1,N
ACC = ACC + A(I,J)*B(J,K)
10 CONTINUE
C(I) = ACC
20 CONTINUE
DO 30 I=1,N
B(I,K) = C(I)
30 CONTINUE

DO 20 I=1,N
DO 5 J=1,N
ROW(J) = A(I,J)
5 CONTINUE
DO 20 K=1,P
ACC = 0.0D+0
DO 10 J=1,N
ACC = ACC + ROW(J)*B(J,K)
10 CONTINUE
CT(K,I) = ACC
20 CONTINUE
DO 30 K=1,P
DO 30 I=1,N
B(I,K) = CT(K,I)
30 CONTINUE

```

$P = N/10$  位だと,  $N = 50$  なら  $T_{eff} \doteq T_0$  で左も右も実行時間に差異はない。バッファメモリ 16KB だと  $N = 100$  では  $T_{eff} \doteq T_0 + \beta T_0$  となり, 左の簡単なプログラムの方では  $\beta$  が 6% 程度に対し

右の方のプログラムは2.0程度、 $T_B$ が $1.5\mu s$ 程度、左の方は  
 $60\text{ ns}$ の差となる。 $T_0$ が $600\text{ ns}$ 程度の場合、その差は1  
 割だから大したことはないが、 $T_0$ が $200\text{ ns}$ の場合、 $50\text{ ns}$ の差  
 がでるとすこし気になる。  $N=250$ となると、 $T_{\text{eff}}$   
 $\approx T_0 + \beta T_0 + \tau T_t$  となり、左のプログラムでは  $\beta \approx 10\%$ 、 $\tau \approx 5\%$   
 に対し右のプログラムでは  $\beta \approx 3\%$ 、 $\tau \approx 1\%$  程度となり、 $T_t$   
 が $3.5\mu s$ とすると左と右の差は

$$1500(0.1-0.03) + 3500(0.05-0.01) = 105 + 140 = 245\text{ ns}$$

と云うことで、可なり違ってくる。

$N=500$ となると  $500 \times 500 \times 4 = 1\text{ MB}$  だから今考えている  
 $700\text{ KB}$ のリアルメモリに於てはドラム参照の方がむしろ主要  
 部分を占める。つまり  $T_{\text{eff}} \approx T_0 + \beta T_0 + \tau T_t + \delta T_d$  の最後の項が  
 左のプログラムでは  $\delta = 0.05$ 、右のプログラムでは  $0.002$  とな  
 って、 $T_d = 10\text{ ms}$ として左の $\delta T_d$ が $500\mu s$ 、右の $\delta T_d$ が  
 $20\mu s$ となる。以上1頁 =  $4\text{ KB}$ 、ASRは16頁、バッファは $16\text{ KB}$   
 1セクターは $1\text{ KB}$ の超概で単精度で計算するとし、見つかった。

§2-3  $X = A^{-1}B$  即ち  $AX = B$  の解  $X$  を求めるプログラム

4. ガウス消去法でやる場合の前進消去法の部分を調べるこ  
 とにしよう。反復法に使用するときのことを考えて、前進消  
 去の終わった段階で、 $A$ が下三角と上三角の二つに分解されて  
 いるようにしておく。簡単のためピボット選択とか *il condition*

チェックは省略してある。

<pre> DO 10 K=1,N-1 DO 10 I=K+1,N A(I,K) = -A(I,K)/A(K,K) DO 10 J=K+1,N A(I,J) = A(I,J) + A(I,K)*A(K,J) 10 CONTINUE </pre>	<pre> DO 10 K=1,N-1 DO 5 I=K+1,N A(I,K) = -A(I,K)/A(K,K) 5 CONTINUE DO 10 J=K+1,N DO 10 I=K+1,N A(I,J) = A(I,J) + A(I,K)*A(K,J) 10 CONTINUE </pre>
--	--

左のプログラムがバーチャルを意識しない通常の教科書通りのプログラムである。このプログラムの所要時間は最内側のループの中の演算  $A(I,J) = A(I,J) + A(I,K) * A(K,J)$  で主要部が決る。左のプログラムではこれが、 $DO 10 J=K+1,N$  となっているから、 $A(I,J)$   $A(K,J)$  共に1回計算する毎に  $J$  が1増すのに対して主メモリ上ではこれが何れも  $N$  番地飛び離れたところを参照する。 $A(I,J) = A(I,J) + A(I,K) * A(K,J)$  は高々10命令で、超機だと  $250 \text{ ns} \times 10 = 2500 \text{ ns} = 2.5 \mu\text{s}$  程度だから、これに対しても毎回バッファメモリの入れかえが起れば  $1.5 \mu\text{s}$  のオーバーヘッド、ASRの入れかえが毎回起れば  $3.5 \mu\text{s}$  のオーバーヘッドと云うことになってしまう。毎回プログラムの参照を起すとなつたら  $10 \times 10^3 \mu\text{s}$  と云うことで破局的だ



が、そうでなくとも、1000回に1回のドラム参照でも10 $\mu$ sと  
 なることで、これが主要部になる。右のプログラムは、  
 最内側のループが、

```
DO 10 I = K+1, N
  A(I,J) = A(I,J) + A(I,K) * A(K,J)
```

```
10 CONTINUE
```

となつてゐるから、1回の演算の後、Iが1増すにもなつ  
 てA(I,J)もA(I,K)も、直ぐ隣りの番地に移るだけだから具合  
 が良いのである。このようにするために、

```
DO 5 I = K+1, N
  A(I,K) = -A(I,K) / A(K,K)
```

```
5 CONTINUE
```

によつてA(I,K)を先に作つてしまふ必要がある。そのためア  
 シンクラインしてあるカードを2枚余計パシテすれば良い。

§2-2のマトリックスの積のプログラムの左と右の相異も  
 同様の主旨のものであつた。即ち、左のプログラムでは、最  
 内側ループの演算  $ACC = ACC + A(I, \underline{J}) * B(J, K)$  の A(I,J)の  
 Jが動くのが滑いので、それをさけるために、ROW(J)と云う  
 一次元アレイを余計に用意して  $ROW(J) = A(I, J)$  とやるこ  
 とによつて、主要部は  $ACC = ACC + ROW(J) * B(J, K)$  で済  
 むようにしたのであつた。さて話を連立一次方程式の方に

もそう。右のプログラムは左のものとは比べると格段に優れているけれども、 $N^2$  ガリアルメモリ容量を超えると、やはり  $\delta T_d$  が利いて来てそう大きな問題も解けると言うわけには行かない。そこでオーソドックスには、元のマトリックスを小行列を要素とするブロックマトリックスにして、ブロックガウス消去法で解くと言うことになるわけであるが、従来あるプログラムの外ワクを変えないで、局所的なプログラムの修正で何とか乗り切る方法に、「往復法」と「次元縮約法」がある。上のプログラムに「往復法」を適用すると次のようになる。

<pre> DO 15 K=1,N-1   SIGN = 1.0   DO 5 I = K+1, N     A(I,K) = -A(I,K)/A(K,K) 5  CONTINUE   SIGN = -1.0 * SIGN   IF (SIGN. LT. 0.0) GO TO 12   DO 10 J = K+1, N   DO 10 I = K+1, N     A(I,J) = A(I,J) + A(I,K) * A(K,J) 10 CONTINUE   GO TO 15 12 NI = N + K + 1   DO 13 J = K+1, N   DO 13 I = K+1, N     A(I, NI - J) = A(I, NI - J) + A(I,K) * A(K, NI - J) 13 CONTINUE 15 CONTINUE </pre>	<p>このプログラムで、ア ンダーラインした所が 往復法のための追加で ある。主メモリ容量に 対して必要なバーケ ルメモリ容量が高々1.5 倍位までならく人な簡 単な修正でもアイドル タイムは大巾に縮減で きる。</p>
---	--

以上は、既に使っているプログラムの外ワケを変えないで局所的な修正によってバーチカル向にする手法を例示した。

これに対して、初めからプログラマーする場合には、プログラ全体のプロセスをよく見通したうえで、選択するアルゴリズムと DIMENSION とをよく適合させてスフキリしたプログラムを作成できることが多い。

例えば二次元アレイ  $A(I, J)$  に対してコレスキー法を行う場合、 $A = LL^T$  でなく  $A = U^T U$  から出発すれば DIMENSION と算式が適合する。コレスキー法を二次元アレイで行う場合には、どちらの算式でも、それに合せた配列を自由に設定できる。

コレスキー法は対称行列を相手にするものだから容易なことは当然であるが、クラウト法についてはどうか？クラウト法による LU 分解は、

$$(r=1, n) \quad \sum_{k=1}^{r-1} l_{ik} u_{kr} + l_{ir} = a_{ir} \quad (i=r, n)$$

$$\sum_{k=1}^{r-1} l_{rk} u_{ki} + l_{rr} u_{ri} = a_{ri} \quad (i=r+1, n)$$

から導びかれるから、ガウス消去法のように初めに  $A(I, J) = a_{JI}$  と云う風に DIMENSION を設定しただけでうまく通常の算式と適合する；と云うように簡単には行かない。方程式  $AX=B$  を  $B$  を  $X$  にとりかえて何度も何度も解くところ所謂逆反復法は、固有値解析問題に於て特に重要だから、 $A$  が帯の場合、帯の場合それぞれに対して最適のプログラムをば意に置、セッパ、

### § 3. 実対称固有値問題とバーチャルメモリ方式

実対称固有値問題に話を限っても、密行列の場合と帯行列の場合とで話がちがうし、必要なのは固有値だけなのか、固有ベクトルも必要なのか、それもどれ位の個数必要なのか、重複或いは近接固有値があるのかないのか、ある場合どれ位の精度で分離せねばならぬのか、などなど事情の如何によって処方が大いに変わってまともに調べたら大変なことである。

そこで今日は、Wilkinson-Reinsch の *Linear Algebra* (文献(1)) にのっていると言う意味で著名な算法に範囲をしぼり、それらがバーチャルメモリ方式にとってどうかと言うことに焦点をしぼって調べることにする。但し Jacobi 法のように明らかに大次元に向かないものは始めからとり上げない。また、Householder-Bisection 法や、Householder-QR 法の類のものについては、三重対角化の所だけがバーチャルにとってどうか問題になる。と言うわけで、結局調べることにしたのは次の四つである。

- (1) Householder's Tridiagonalization (II/2)
- (2) QR Algorithm for Band Symmetric Matrices (II/7)
- (3) Tridiagonalization of a Symmetric Band Matrix (II/8)
- (4) Simultaneous Iteration Method (II/9)

### § 3-1 Householder's Tridiagonalization (4/2)

リアルメモリ方式のコンピュータでは、メモリに入り切れな  
いほど大きいマトリックスに対しては実際上不可能と云って  
良い。Wilkinsonの本<sup>(2)</sup>の294頁に Householder's Process  
on a computer with a two-level store と題してこのよう  
な場合に対処する方法が示されてはいるが、今日の 8800/8700  
クラスの機械の内部処理速度と、ディスクに対するアクセスタイ  
ム<sup>と</sup>のはなはだしい不釣合から、この方法で果して現実的な時  
間内で 1,000 元を超えるマトリックスの三重対角化ができる  
かどうか？。努力に見合った効果を期待することは殆んど不  
可能であろう。一方バーケアルならば、Fortran ベルでの  
プログラムの若干の手直しによつて  $n^2$  がリアルメモリ容  
量の 2~3 倍程度なら、許容可能なアイドルタイムの範囲内  
で計算できる。この際バーケアルだからと云つて何の手当も  
しない普通のプログラムでやるとひどいアイドルタイムを生  
じてバーケアル公害を起す。ついでながら、二次元アレイに  
対するアルゴリズムでやるより、一次元アレイ ( $\frac{1}{2}n(n+1)$  長)  
についてのアルゴリズムでやる方が、記憶容量の節約に止ま  
らず、局所性が生かされて断然好ましい。

以上は密行列に対するハウスホルダ法について述べたわけ  
であるが、帯行列に対してはどうか。実はこれがうまく行く

と大変具合が良いのだが、普通のハウスホルダー法では帯巾を  $2m+1$  とするとき一回の三重対角化毎に帯巾が  $m-1$  だけ広がるので、バーケアルと云えども使用範囲が極度に限定される。例えば帯巾が 200、次元が 5,000 の帯行列に於ては、頭の約 50 列を三重対角化した所で残りは約 4,950 元の密行列と化してしまう。そこで今、筆者は帯巾を 2 倍或いは 1.5 倍までの拡大を許して、局所性の高い拡張ハウスホルダー法とでも云う可き手法を研究中である。これについては §4 で述べることにする。

### §3-2 QR Algorithm for Band Symmetric Matrices

これは帯に対する 直接 QR 法とでも云う可きものである。と云うわけは、QR 法は密行列或いは巾の広い帯行列に対して直接やると収束が遅くてかなわぬので、通常は三重対角化を經由して三重対角行列に対して実施する。それに対して、この方法は帯の巾が適当に狭く、または要とされる固有値の数も適当にすくないとき、メモリトを出そうとするものであるからである。帯巾は完全に元のまゝと云うわけには行かないが、片側に  $m$  だけ広がるだけで済むから、収束の速さとの兼ねいで、三重対角化を經由する普通のやり方は前節でも述べたように直ぐ密行列化すると云う事情も手傳って、メリ

フトを主張できる分野があるわけである。さてアルゴリズムの概要は以下の通り。

(図3-1)

與えられた対称帯行列

$A_1$  に対して

$$(1) \quad A_s - k_s I = Q_s R_s \quad (\text{QR分解})$$

$$(2) \quad A_{s+1} = R_s Q_s \quad (\text{帯行列の積})$$

を繰返す。ここに  $k_s$  はシフト数でこれを毎回適当にえらぶと、図3-1の⊗印の所が急速に0に収束し、従つて

⊙の値が固有値の一つに急速に収束する。(1)の操作を

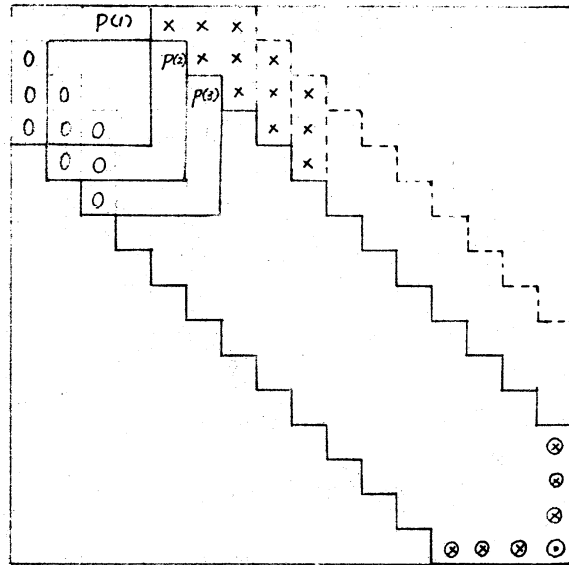
$A_1 - k_1 I = Q_1 R_1$  についてもつと詳しく調べてみると図3-1の左上段の所に示すように

、 elementary orthogonal

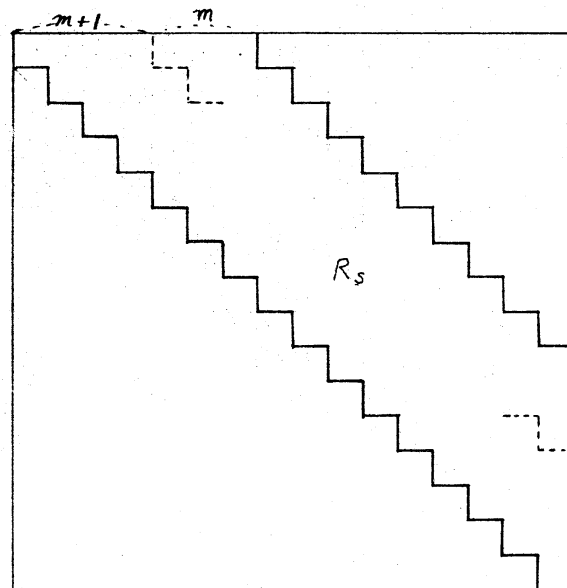
tr  $P_i^{(i)}$  ( $i=1, 2, \dots$ ) を

$A_1 - k_1 I$  に対して順次行う所謂 Householder の三角化分解 (三重対角化で

ないことに注意) であつ

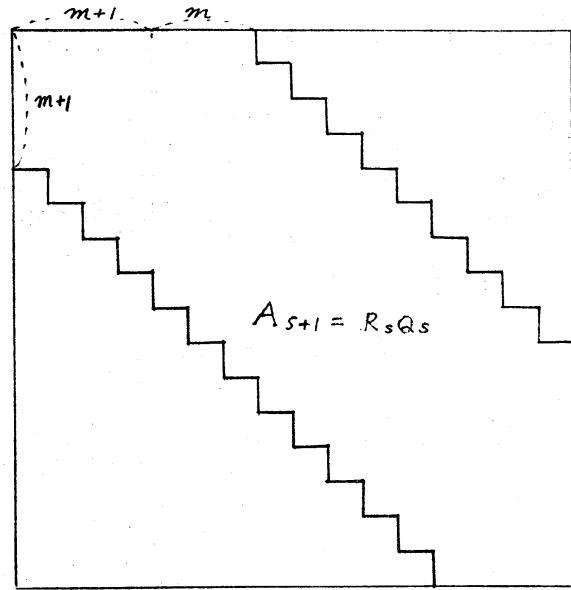


(図3-2)



て、 $Q_1 = P_1^{(k)} P_1^{(k-1)} \dots P_1^{(2)} P_1^{(1)}$   
 である。この結果として  
 得られる  $R_1$  は図3-2に示す  
 ような右上三角(?)の帯行  
 列であり、 $R_1 Q_1$  は図3-3に  
 示すような非対称の帯行  
 列である。こうして、 $A_2$   
 $= R_1 Q_1$  ができたあと  $A_2 - k_2 I$   
 に対して再び前と同じく、  
 $A_2 - k_2 I$  の左下を消去する

( 図 3 - 3 )



操作を  $P_2^{(i)}$  ( $i = 1, 2, \dots$ ) によって行うわけであるが、もう帯  
 巾が広がることはない。…と云うわけで、三重対角化のよ  
 うに<sup>は</sup>帯がひろがらないから、バーケアルであるなしにかゝら  
 らず好都合である。特にバーケアルと云う見地からは、 $P_i^{(i)}$   
 の大きさが  $m+1$  次元(一定)である兵、局所性も良好と云える  
 。また  $A_S \rightarrow A_{S+1}$  一段当り、帯の端から端まで参照するの  
 は、QR分解に一回と、できたQRを逆順に掛け直すことに  
 一回だけだから、 $A_1 \rightarrow A_2 \rightarrow \dots \rightarrow A_{SS}$  の回数が小さければ、局  
 所性は全体としても良好になる見込みがある。次に調べる、  
 Rutishauser - Schwarz の帯に対する三重対角化法よりも、  
 バーケアルにとっては有望の方法と思われる。問題は収束の



速さと言うことになるので、帯巾を予じの後の節で述べる方法で半分とか四分の一にするとかして、収束がうんと速くなるようだと言いたい。

### §3-3 Tridiagonalization of a Symmetric Band Matrix ( $\frac{\pi}{8}$ )

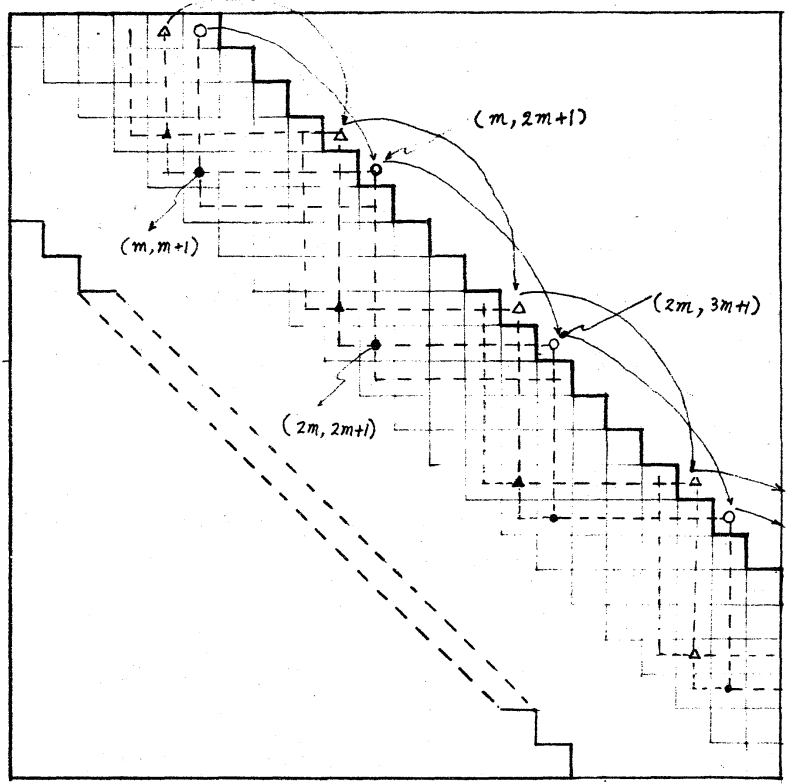
右の図を見てい

(図3-4)

たばく。これは  $m=5$  の帯行列であるが、やり方の概要は以下の通り。まず右の図で  $(1,6)$  の要素、即ち一般的に云えば  $(1, m+1)$  の要素を消すための plane Rotation

$$U(m, m+1, \varphi_1)$$

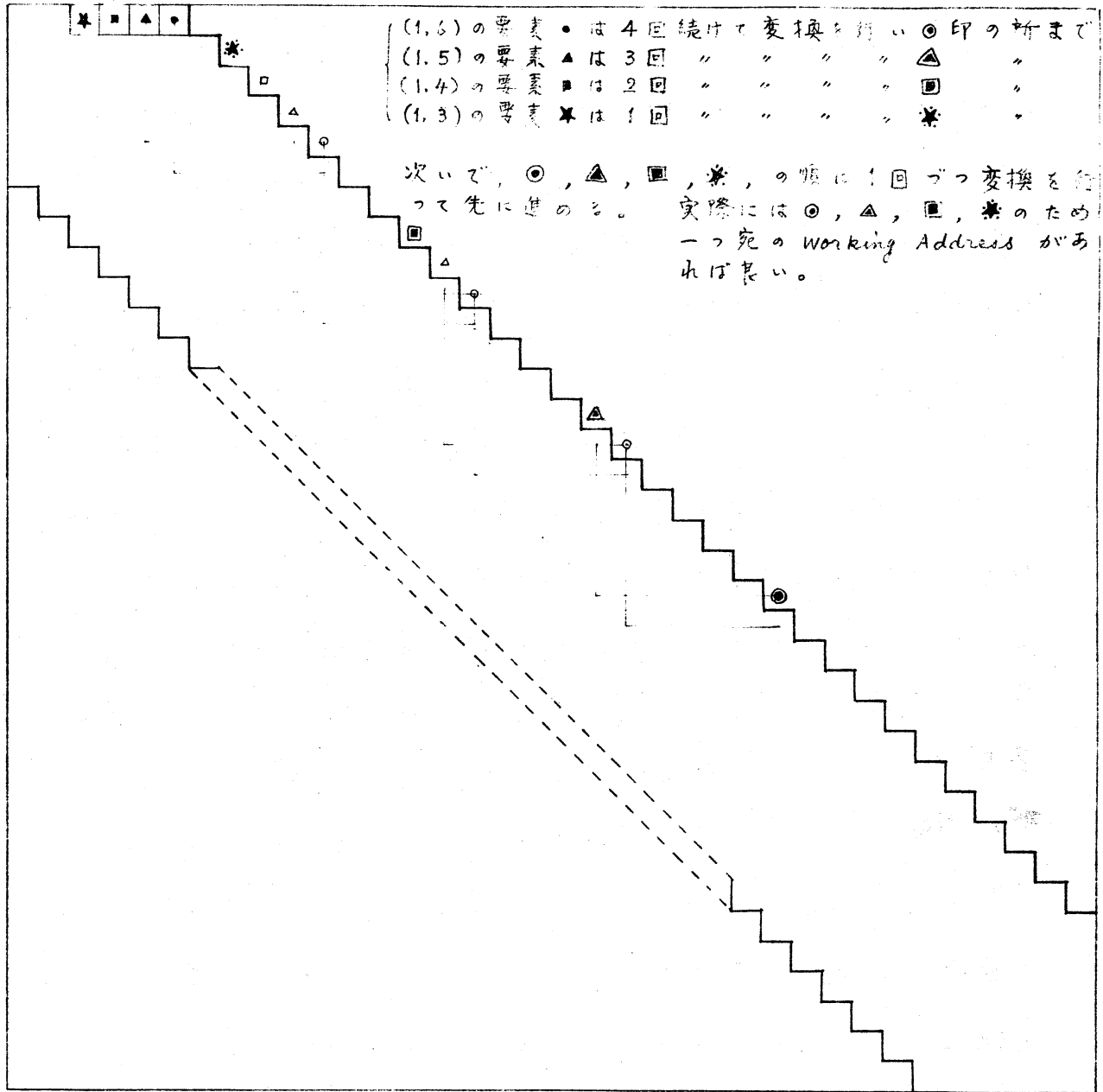
を行うと、帯の外の一員  $(m, 2m+1)$  に non zero ができる。それを消すための plane Rotation  $(2m, 2m+1, \varphi_2)$  を行うとまた帯の外の一員  $(2m, 3m+1)$  に non zero ができる。……。こうして non zero がマトリックスの外に飛び出すまで追いかけてやるのである。それがすんだら今度は  $(1, 5)$  一般的に云えば  $(1, m)$  について



今と同様のことを行う。…。こうして (1,3) まで消し去れば、 $\alpha$ -行 (そして同時に  $\alpha$ -列) が三重対角化されたことになる。以下同様にして  $\alpha=2$  行,  $\alpha=3$  行 … と順に三重対角化するわけであるが、この方法で帯の長さの方は次々に短くはなつて行くけれども、一つの要素毎に必ず右下端まで参照するから、局所性は非常に悪い。

そこで一つ一つの要素毎に右下端まで追いかけるのを止めて、一行分まとめてやることにする。そのためには  $m-1$  箇のワーキングアドレスを用意すれば済むことであるから、パーソナルにとってはこの方が断然好ましい。これで、1列分に対して1度だけ右下端まで参照と云うことで、かなり良くなった。これをもつと進めて、 $p(m-1)$  箇のワーキングアドレスを用意して、 $p$  行の三重対角化に1回だけ帯の右下端まで参照と云う風にプログラムすることもできる。帯だけで主メモリ容量を大巾にはみ出すような場合にはこのような工夫が要る。しかし、この方法は、SART が planeRotation 毎に必要であるとか、基本演算回数が他の方法と比べて多いとか欠点が多い。後で述べる「拡張ハウスホルダ法」の方が優れていると思われる。また、「部分的な直交化を行うランケヨス法」の方が優れていると思われる。

図3-4-1 Wilkinson-Reinsch Linear Algebra 型 の改良法.



### §3-4 Simultaneous Iteration Method (II/9)

Subspace Iteration とは Jennings の方法とも呼ばれ、最近有限要素法の応用分野で評判のものである。密行列に対して適用すると、必要な固有値、固有ベクトルの数  $p$  が行列の元数  $n$  に比べて可なり小さいときでも、Householder法で三重対角化を行つてのち Bisection法 - Inverse Iteration と云うオーソドックスな方法と比べて必ずしも良くない。また帯の場合、帯巾が十分狭くて、帯に対する直接QR法の収束が遅いときとか、必要とする固有値の数が極度にすくなくて、所謂 Determinant法が有利になるときはそちらに道をゆずるけれども、比較的広中で、比較的小数の固有値 (and or) 固有ベクトルを求めるとき、特に有能とされている。も一つのがせないのは、有限要素法での動的解析で質量マトリックスが帯のとき、 $A\gamma = \lambda B\gamma$  の形の固有値問題を扱いますが、Householder法やQR法の系統では、 $A$ が折角帯でも、これを標準化すると帯でなくなつてしまうのに対し、帯の長所を保有したまま、で計算することができることである。(この点では Determinant法も同様である。) さて、ここでは、文献(1)の如く、文献(3)の記述に大筋を従つて、 $A\gamma = \lambda\gamma$  の大きい方から  $p$ 箇の固有値を求めると云う典型的な場合についてバーケアルと云う観点から調べて見た。帯行列  $A$ による一次変換が大次元の場合の主役だから高所性は良い。

(アルゴリズムの大筋)

- a) start with  $h=0, k=2$
- b) choose  $X_0$  with orthonormal columns
- c)  $\bar{X}_1 = AX_h$ ,  
perform  $k-1$  steps upon  $\bar{X}$  ;  $\bar{X}_{v+1} = A\bar{X}_v$  ( $v=1, \dots, k-1$ )
- d)  $\bar{X}_k = U \cdot R$  (Gram-Schmidt orthogonalisation)
- e)  $Q = R \cdot R^T$  ( $Q$  は  $p \times p$  の小行列)
- f)  $Q \rightarrow B^T Q B = \text{diag}(d_1^2, d_2^2, \dots, d_p^2)$  ( $p \times p$  マトリックスの固有値問題)
- g) new  $X_h = U \cdot B$
- h) if  $(d_1/d_p)^k < 10$  then  $k=k+1$
- i) test for termination

原理的にはこのようであるが、実際には c) の所の一次変換の繰返しは chebyshev 加速を行う。それに伴って h) の所も何かのんどうな式を使っているが、バーケアルにとってどうこうと言う観点からはどうでも良い。また f) と g) の間に  $X_p$  の代わりに random なベクトルを採用すると言う手法をそう入すがこれも今の我々の目的からはどうでも良いことである。さて  $A$  が帯で、しかもメインメモリに入りきらないほど大きいとき、c) の一次変換  $k$  回は、一回当り帯の端から端まで参照するから痛い。こう言うときには  $k$  をあまり急速に増やぬ方が良さそうである。  $p$  が可なり大きくて、どうしても  $k$  を増し

たいなら、 $X = AX$  の反復を  $A$  を  $\equiv$  に分けることにしてやると云うような工夫を要する。 $A$  が帯だとそれが可能である。(図 3-5)

chebyshev 加速のためには  $\bar{x}_j$  の計算のために  $\bar{x}_{j-1}$  と  $\bar{x}_{j-2}$  を使うからワークエリアが余計要る。従ってそれらを含めて全部がメインメモリに入れば問題ないが、この余計のワークエリアをとつたためメインメモリをはみ出すような場合には、リアル機械だとそこで計算不能になるからすぐ判るが、バーチャルだと chebyshev をやったばかりにかえって遅くなって損をしているのに気付かない。と云うような喜劇を起すことがあり得よう。

次に  $K$  も帯、 $M$  も帯のとき、 $Kx = \lambda Mx$  の小さい方から  $p$  箇の固有値と固有ベクトルを求めることが有限要素<sup>法</sup>の動的解析などで応用上重要である。これをまともに  $K$  をコレスキー分解  $LL^T$  して  $L^{-1}ML^{-T}\tilde{x} = (\frac{1}{\lambda})\tilde{x}$  ( $\tilde{x} = L^Tx$ ) を解く問題にしたのでは、 $L^{-1}ML^{-T}$  は帯行列になつてしまつて解けなくなる。帯の性質を保存したまゝで是非やり度いやけであるが、その有力な候補が文献(4)にあるので調べてみた。(この文献は東大生研の山田嘉昭教授に教わつた。) その大筋は以下の如くであり、バーチャルにとつても有望である。

- a) 初期ベクトル  $x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_p^{(0)}$  (正規直交) をえらぶ。  
それによって縦長のマトリックス  $X_1 = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_p^{(0)})$   
を作る。
- b) SART free のコレスキー分解  $K = LDL^T$  を作る(置く)。
- c)  $K \bar{x}_{k+1} = M X_k$  を  $\bar{x}_{k+1}$  について解く。(  $K = LDL^T$   
を使って解くから速い。)
- d)  $K_{k+1} = \bar{x}_{k+1}^T K \bar{x}_{k+1}$  (  $K$  を  $E_{k+1}$  に射影。  $K_{k+1}$  は  $p$  次元)  
 $M_{k+1} = \bar{x}_{k+1}^T M \bar{x}_{k+1}$  (  $M$  を  $E_{k+1}$  に射影。  $M_{k+1}$  は  $p$  次元)
- e)  $p$  次元固有値問題  $K_{k+1} Q = \lambda M_{k+1} Q$  を解く。この  
解ベクトルによって作られるマトリックスを  $Q_{k+1}$  とする。
- f)  $X_{k+1} = \bar{x}_{k+1} Q_{k+1}$  によって新しい  $X_{k+1}$  を作る。これで  
一巡した。

これで大筋は判ったが、実際実用的なプログラムとなると  
必要な固有値の箇数をどうしてきめるかとか、その箇数を  $r$  に  
対して Subspace の次元  $p$  ( $> r$ ) をどうしてきめるかとか、  
収束判定をどうするかと云った尾ひれがつくわけだが、バー  
チカルにとってこの方式はどうかの見当をつけるのには上の  
大筋だけチェックすれば良からう。主要なループ c) ~ f) の間  
でできるだけドラムをまわす回数を減らすようなプログラム  
が作れるかどうかと云うことである。  $K, M$  の次元数を  $n$

帯巾を  $2m+1$  とするとき,  $n \gg m \gg p$  (例えば  $n = 5000$ ,  $m = 200$ ,  $p = 20$ ) のような場合が応用上重要である。それを念頭に置くと c), d) のステップの次の計算が主要部になる。

$$X \rightarrow Z \quad (Z = MX)$$

$$Z \rightarrow Y \quad (LY = Z)$$

$$Y \rightarrow \bar{X} \quad (L^T \bar{X} = D^T Y)$$

$$\bar{X} \rightarrow M\bar{X}$$

この間で, できるだけドラムの参照回数を減すようなアレイの設計とアルゴリズムを考えれば良い。M, L の大きさとメインメモリの容量との兼ね合いで, 最適手法にも差異があらわれるが, 例えば, L と M 同時に全部(と若干のワークエリア)はメインメモリに入らぬが, その半分づつなら余裕をもって入ると云うようなときには, 図 3-6 で連想されるように, L, M をそれぞれ半分と必要<sup>分</sup>な<sup>分</sup>を<sup>分</sup>こ<sup>分</sup>んで  $X \rightarrow Z \rightarrow Y \rightarrow \bar{X} \rightarrow M\bar{X}$  の道すがらを約上半分と約下半分に分けてやると良い。

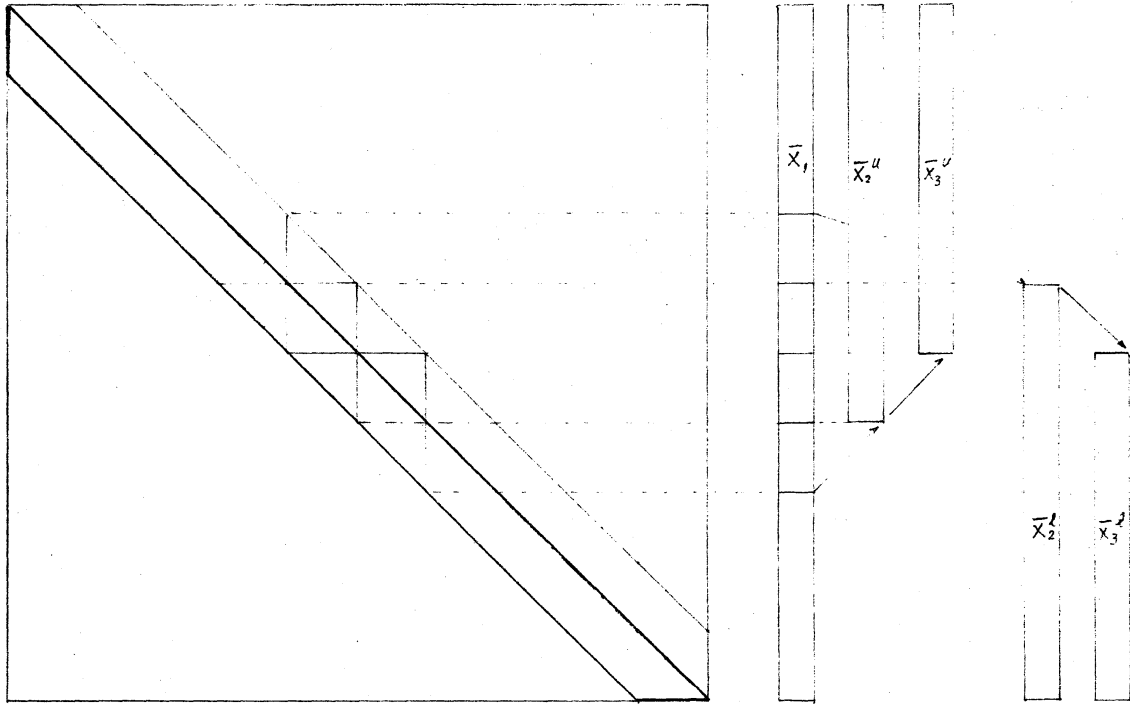
(重複する所があることに注意) こうすれば局所性が上がるだろう。プログラムするとき, 対称性と帯の性質を積極的に利用することは云うまでもない。

尚ほ, このアルゴリズムも, 実用のプログラムとなると, 用途に応じたいろいろの足付けがつかうだろう。そういう実用的なことは, 有限要素法などを利用する方面の専門誌によく出るようである。例えば, 文献 (4) もその一つだし, Computers and Structures がそうである。その Vol 3 (1973) には, Corr と Jennings が Implementation of Simul. Iter. for Vibration Analysis と題して書いている。

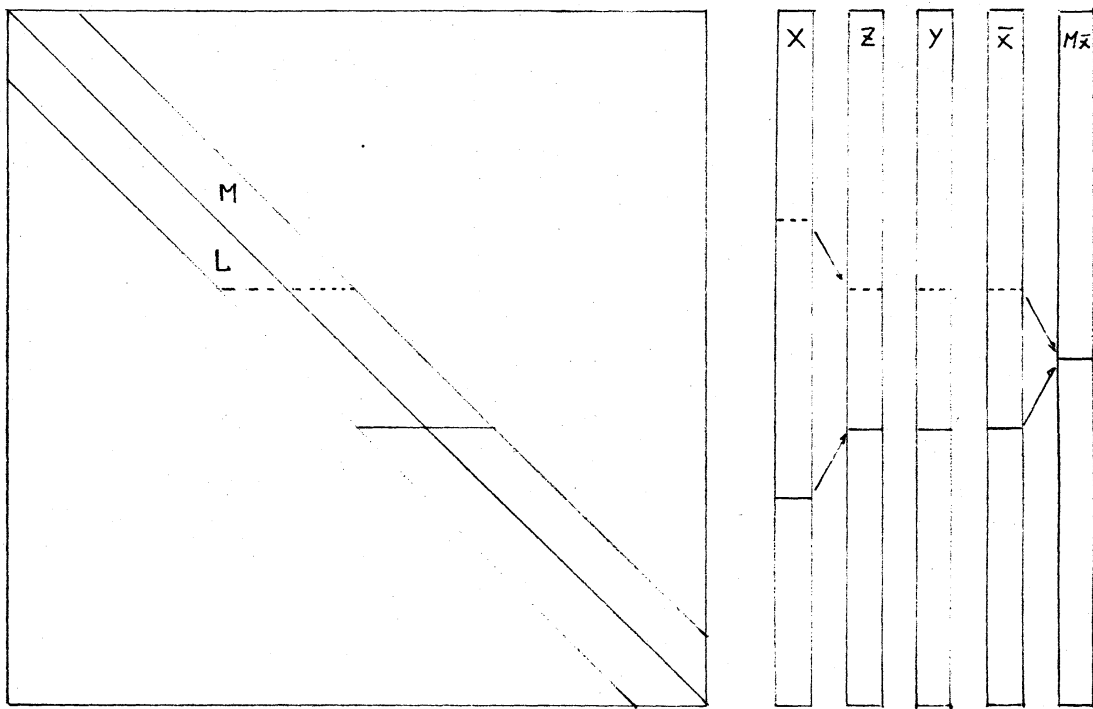


(图 3-5)

$\bar{X}_{v+1} = A X_v \quad (v = 1, 2)$  を上下二つに分けてやる法

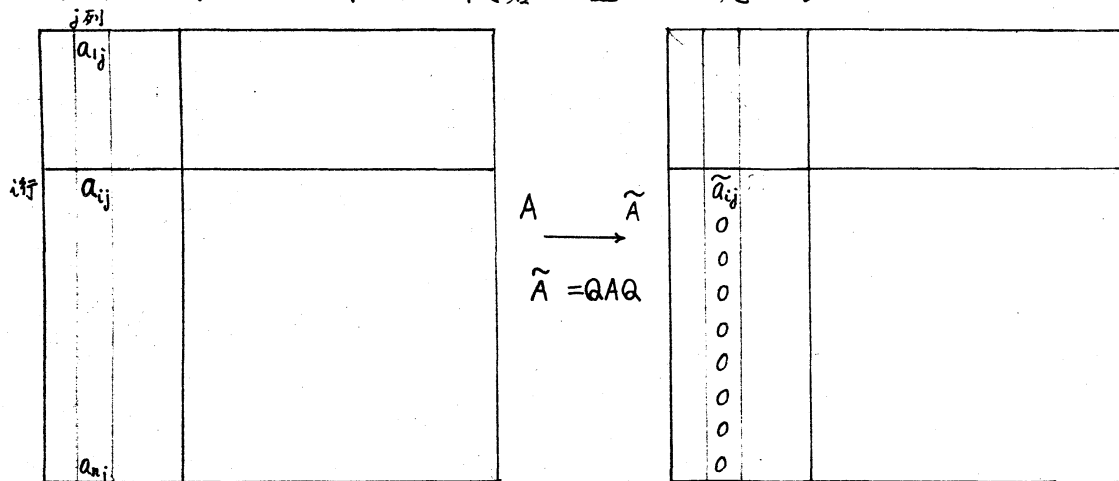


(图 3-6)



§4 対称帯行列に対する拡張ハウスホルダ変換

これは二種類の鏡像変換を交互に使うて超大次元の対称帯行列を三重対角化, または帯に対する直接QR法で収束が現実的に可能な時間内で行なわれる程交にまで帯巾を縮小しようと言う目的のために筆者が研究中のもので, まだ, 如何なる場合にどれ位威力があるか実際に確かめる所まで行つて居ないが, 局所性を良くすると云うのは具体的にどう云うことを示す一例として, その概畧を述べて見る。



上図で示されるような鏡像変換

Q は式で書けば,  $Q = I - \omega \omega^T / H$   
 但し  $\omega^T = (0, 0, \dots, 0, a_{ij} \pm s, a_{in}, \dots, a_{nj})$

$$s^2 = a_{ij}^2 + a_{in}^2 + \dots + a_{nj}^2$$

$$H = s^2 + |a_{ij}| \cdot s$$

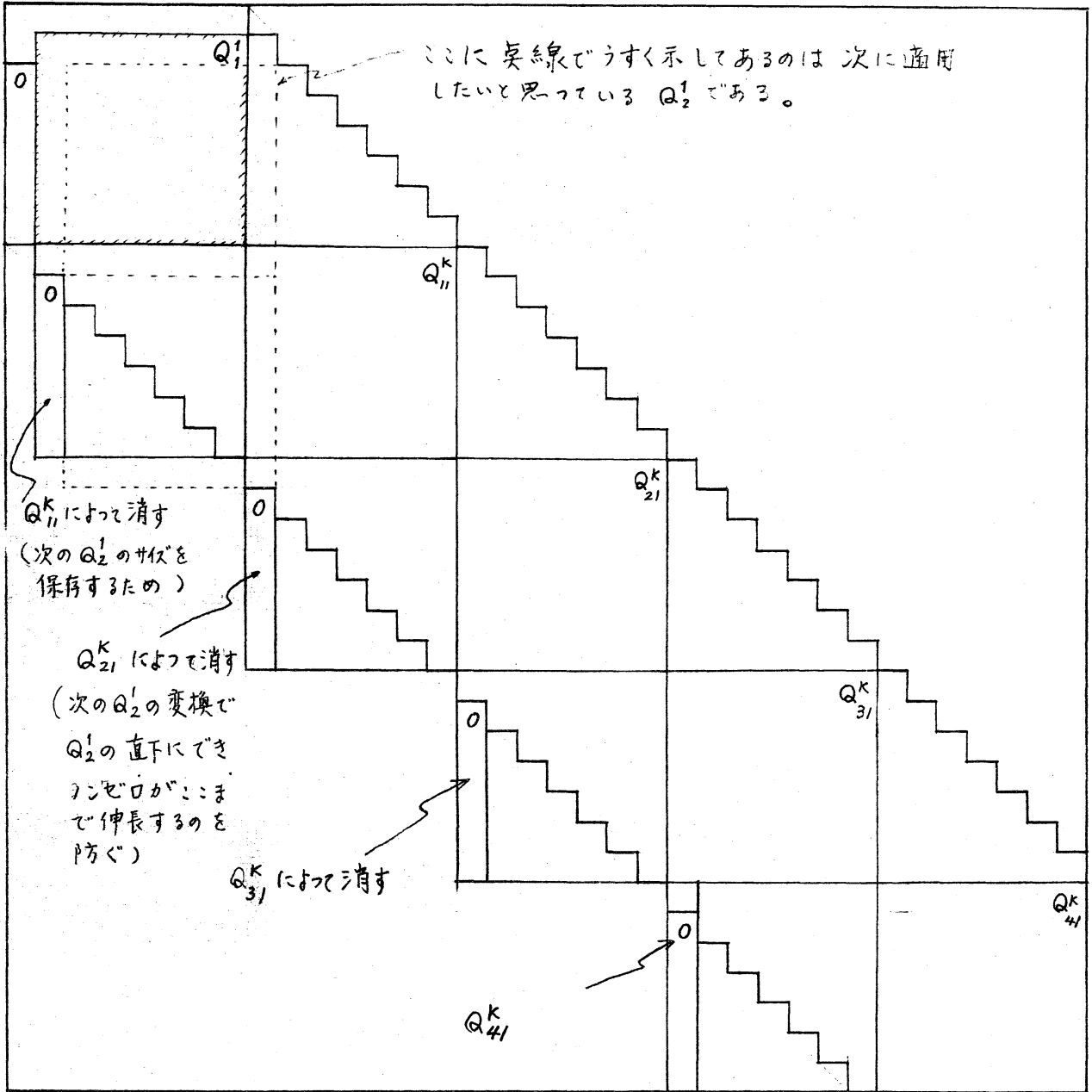
ここに  $i = j+1$  にとつたものを  $j=1, 2, \dots$  に対して順次使用するのが通

I	0	
0	$q_{ii}$	$q_{in}$
	$q_{ni}$	$q_{nn}$

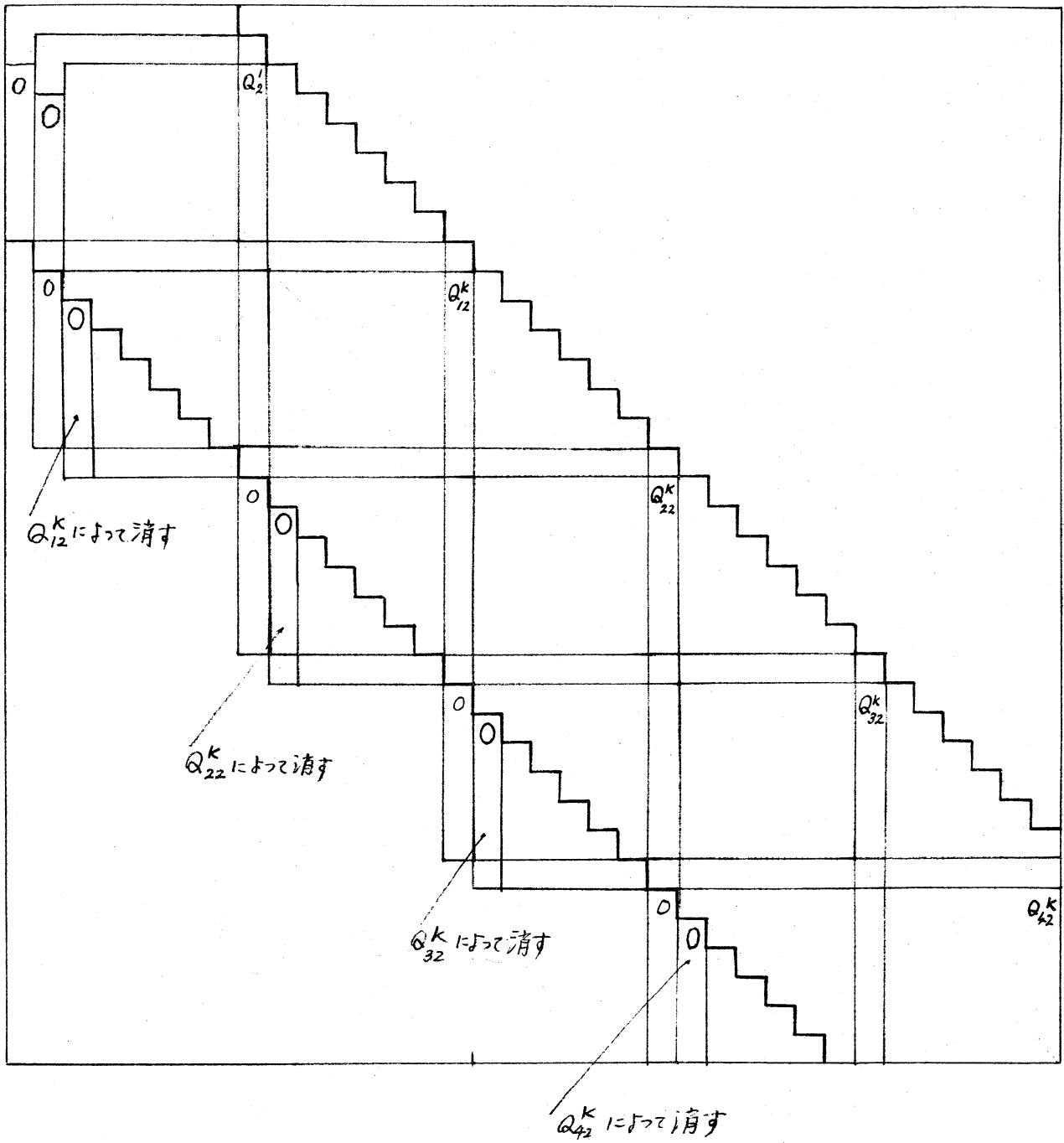
帯のハウスホルダ変換である。 $i = j+k$  ( $k > 1$ ) の変換そのものは例えば文献(5)の48頁に書いてあるので周知であると思われるが、筆者のアイデアは、 $i = j+1$  の変換と  $i = j+k$  の  $k$  を適当にえらんだものの二種をてきとうな順序で交互に行うことにより帯巾  $2m+1$  の対称帯行列を、帯巾が途中でも高々2倍に広がるだけで三重対角化してやろうと云うものがある。式で書くのはめんどうだから図で示すことにする。もともと図を書きながら考え出したものだから。 $i = j+1$  による変換を  $Q^1$  で表し、 $i = k+j$  による変換を  $Q^k$  で表すと、図4-1は、最初  $Q^1$  で第一列を三重対角化したら、そのとき  $Q^1$  の直下にはみ出す *non zero* のうち第二列だけを直ぐ  $Q_{11}^k$  で消す。そうすると  $Q_{11}^k$  の直下にまた *non zero* がはみ出すがその最初の列だけ直ぐ  $Q_{21}^k$  によって消す……。こうして置いて今度は図4-2に示すように、 $Q_2^1$  で第二列を三重対角化する。このとき  $Q_2^1$  の直下にまた新たな *non zero* がはみ出すのを  $Q_{12}^k$  で第三列だけ消す、次いで  $Q_{22}^k$  によって……。と云うわけである。

所がこの方法は判り易いけれども、一列分三重対角化する度に帯の右下端まで参照するから局所性が悪い。(勿論前のII/8の Rutishauser-Schwarz の三重対角化よりも局所性は良いが。) そこで、図4-3 図4-4 のように改良する。

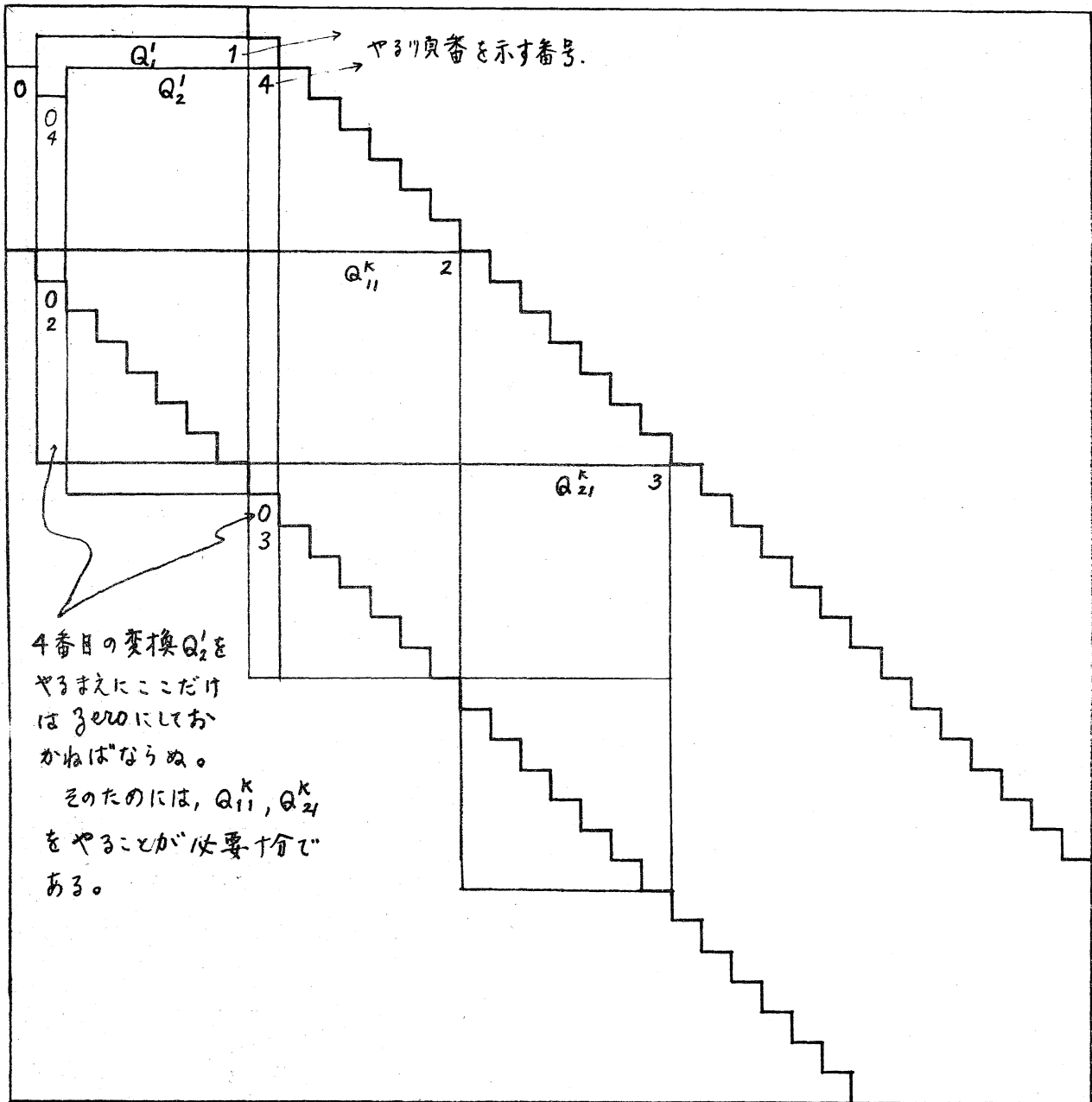
( 図 4 - 1 )



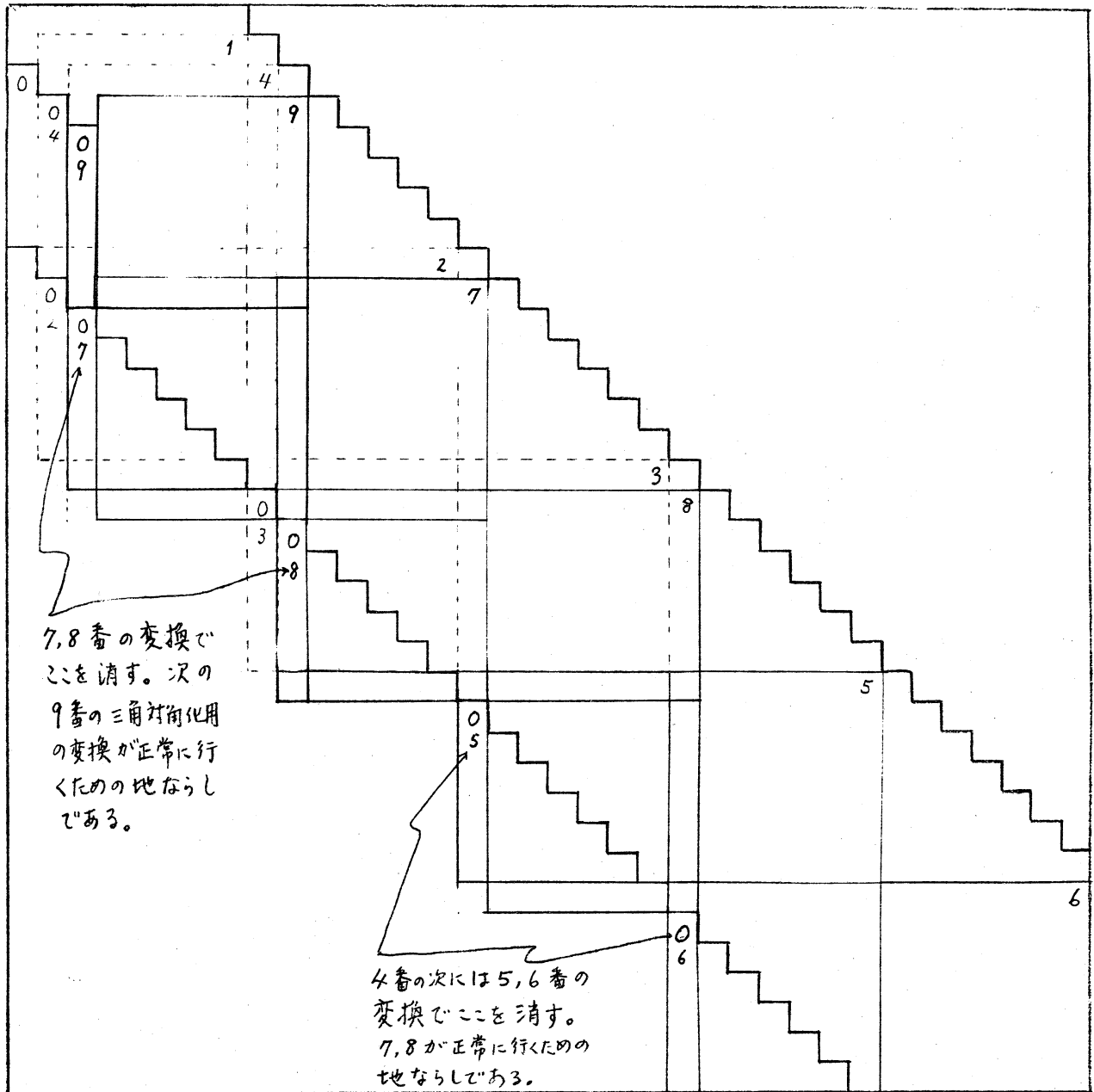
( 図4-2 )



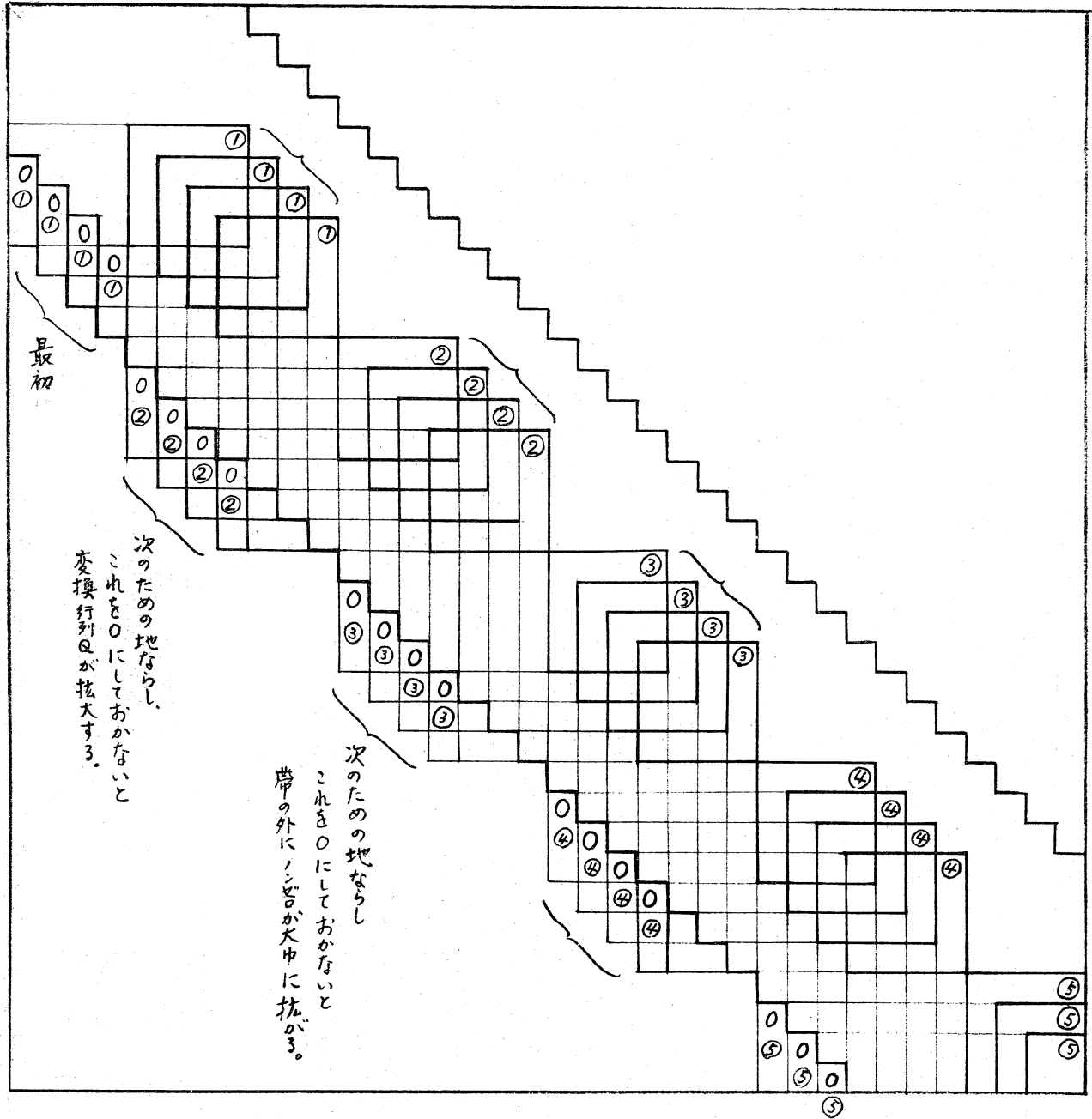
(図4-3)



( 図 4 - 4 )

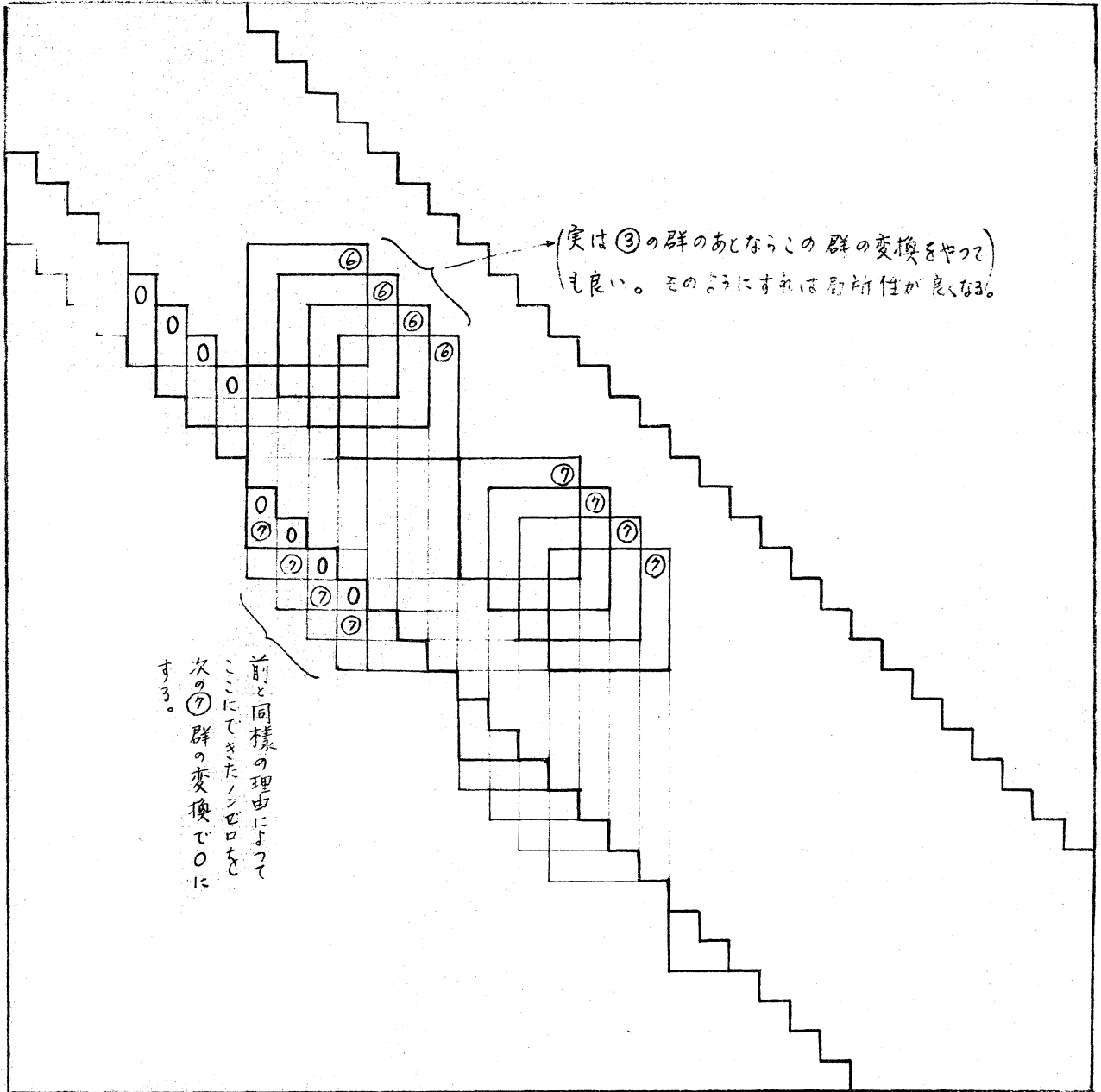


(圖 4-5)





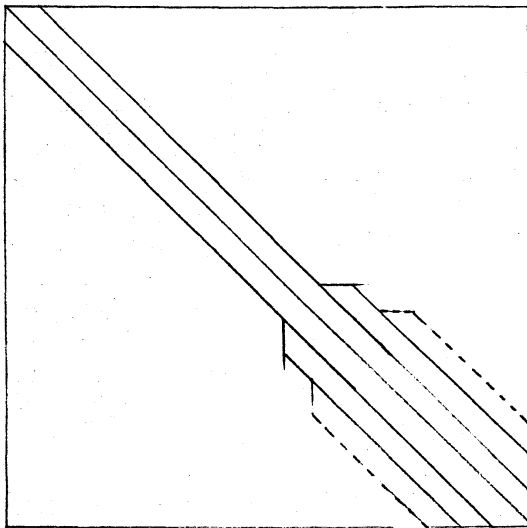
(圖 4 - 6)



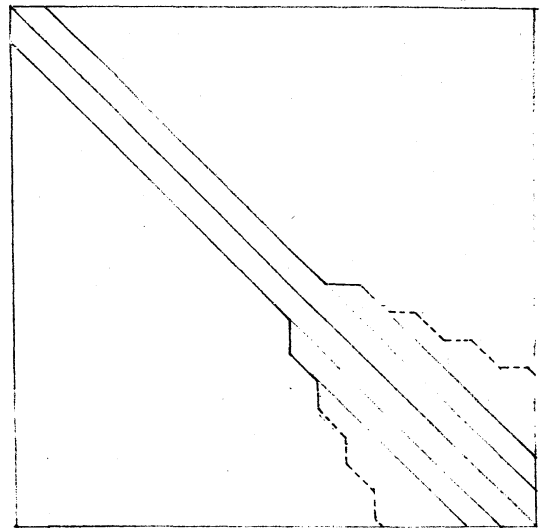
この改良の要旨は、三重対角化のための変換  $Q'_1, Q'_2,$  が一定の大きさで進行するのには必要最小限の地ならしのために変換  $Q^k$  を先行させる。と云うことである。

図 4-5, 4-6 はいきなり三重対角化と云うのではなくて帯中を半減とか  $\frac{1}{4}$  とか適当な帯中に縮小するやり方を示している。これらは、三重対角化の図 4-1, 4-2 に対応するものであるが、図 4-3, 4-4 に相当する改良法もあるがあまり複雑になるので書かなかった。図 4-5, 4-6 で示されるやり方は、<sup>場合の</sup>高層建造物のように左上から右下に行くある途中から帯中が増すような多段帯行列を、まず狭い方の帯中にそろえると云うような実用性がある。広中の部分の長さが短かくて、帯中がひろがっても大したことはないと云うこともある。図 4-7 が前者、図 4-8 が後者の場合である。

(図 4-7)



(図 4-8)



## §5. 補遺とまとのと援言

§5-1. ランケヨス法 *Linear Algebra*" についていないので  
 今までとりあげなかったが、ランケヨス法も超々次元の帯行  
 列<sup>(文献(6))</sup>に対してならば有望と思う。勿論帯行列に対しては、ハウ  
 スホルダー法の $n^2$ 回の主要計算に対して、この方法は用直  
 交化を省いても、 $n^3$ 回の主要計算を要するから全く太刀打  
 ちできないであろうが、帯に対してはハウスホルダー法が直  
 ぐ帯行列に変えてしまうのに対し、こちらは用直交化なしな  
 らば、局所性が良好だから見込みがある。問題は用直交化だ  
 が、これを Wilkinson の本(2)にあるように毎回きちんと今ま  
 で作った全ての直交ウエクトル系に対して新しいウエクトル  
 を用直交化せねばならないとなると、局所性は極度に悪くな  
 る。だから、ランケヨス法を生かす要真は局所性を保存しな  
 がら実質的に安定化に資するような用直交化法を考えること  
 である。今  $A$  を与えられた対称帯行列としこれが直交変  
 換  $C$  によって三重対角行列  $B$  に変換されるとして、変換  $C$  と  $B$   
 の要素を決定する基本プロセスを復習すると、

$$C = (C_1, C_2, \dots, C_i, \dots, C_n) \quad B = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \beta_1 & & & \\ & \alpha_2 & \beta_2 & & \\ & & \beta_2 & \cdot & \\ & & & \beta_i & \alpha_i & \beta_i \\ & & & & & \cdot \\ & & & & & & \cdot \\ & & & & & & & \cdot \end{bmatrix}$$

に対して;

$$AC_1 = \alpha_1 C_1 + \beta_1 C_2$$

$$(A) \quad AC_i = \beta_{i-1} C_{i-1} + \alpha_i C_i + \beta_i C_{i+1}$$

これと,  $C_i^T C_{i-1} = 0$ ,  $C_i^T C_{i+1} = 0$  を同時に満足す  
可きであるとの条件から, まず

$$\alpha_i = C_i^T A C_i$$

これでもし今まで  $C_i^T C_{i-1} = 0$  が成立つように  $C_i$  が決められ  
てきて居れば,  $C_i^T C_{i+1} = 0$  も満足させられるように,  $\beta_i C_{i+1}$  は

$$(A) \text{式から決められる;} \quad \beta_i C_{i+1} = A C_i - (\beta_{i-1} C_{i-1} + \alpha_i C_i)$$

そこで  $\beta_i$  と  $C_{i+1}$  を,

$$\begin{cases} C_{i+1} = A C_i - \beta_{i-1} C_{i-1} - \alpha_i C_i / \|A C_i - \beta_{i-1} C_{i-1} - \alpha_i C_i\|_2 \\ \beta_i = \|A C_i - \beta_{i-1} C_{i-1} - \alpha_i C_i\|_2 \end{cases}$$

と決めればこれで次に移れるわけである。

ここで  $v_i = A C_i - \beta_{i-1} C_{i-1} - \alpha_i C_i$  の計算で等しいに近  
いもの同志の引き算が起ると, 桁落ちを生じて, 結果として  
計算された  $v_i$  は  $C_{i-1}$ ,  $C_i$  と直交す可きであるにもか  
かわらず直交しないものになる。また理論的には  $C_{i-2}$ ,  $C_{i-3}$  …  
とも直交して居る筈であるにもか、かわらず, 2つうとも直交  
しないものが得られてしまうことがある。そこで, これをそ  
のまま、放置して計算を先にすゝめると不安定を起すので再直  
交化が必要になる。Wilkinsonはその著書(2)で, 得られた  
 $v_i$  と凡ての  $C_i, C_{i-1}, \dots, C_2, C_1$  との内積をとつて, それ  
らに対する平行成分  $(C_\lambda^T v_i) C_\lambda$  を凡て  $v_i$  から引き去  
る; 
$$\bar{v}_i = v_i - \sum_{\lambda=1}^i (C_\lambda^T v_i) C_\lambda$$
 ことによつて再直

交化を行う可きであるとしているが、その通りやると、今まで作ってきた全てのベクトル  $c_1, c_2, \dots, c_i$  を全部参照せねばならないから、ここで計算の局所性が全く失われてしまう。そこで次のようなやり方はどうか？

(1) ある小さな値  $\text{EPS1}$  (例えば  $1.0\text{E}0-14$ ) と  $\text{EPS2}$  (例えば  $1.0\text{E}0-10$ ) を予じめ決めて置く。また適当な整数  $m$  を決めておく。

(2)  $v_i$  に混入したかもしれない  $c_i$  と  $c_{i-1}$  の平行成分；即ち  $c_i^T v_i$  と  $c_{i-1}^T v_i$  を計算しそれぞれ  $\varepsilon_i, \varepsilon_{i-1}$  と書く。

$$\text{新しい } v_i = v_i - (c_i^T v_i) c_i - (c_{i-1}^T v_i) c_{i-1}$$

とする。即ち  $c_i, c_{i-1}$  に対してだけ両直交化する。

(3)  $|\varepsilon_i| + |\varepsilon_{i-1}| < \text{EPS1}$  ならこの新しい  $v_i$  は立派なものだと思ってこの  $v_i$  から  $c_{i+1} = v_i / \|v_i\|_2$  を作って  $i$  を 1 進める。(これで今のステップは完了)

(4)  $|\varepsilon_i| + |\varepsilon_{i-1}| > \text{EPS1}$  なら  $c_{i-2}$  と  $c_{i-3}$  と両直交化する；即ち  $\varepsilon_{i-2} = (c_{i-2}^T v_i)$ ,  $\varepsilon_{i-3} = (c_{i-3}^T v_i)$

$$\text{新しい } v_i = v_i - (c_{i-2}^T v_i) c_{i-2} - (c_{i-3}^T v_i) c_{i-3}$$

(5)  $|\varepsilon_{i-2}| + |\varepsilon_{i-3}| < \text{EPS1}$  ならこの新しい  $v_i$  は立ち直ったと見做してこの  $v_i$  から  $c_{i+1} = v_i / \|v_i\|$  を作って...

(6)  $|\varepsilon_{i-2}| + |\varepsilon_{i-3}| > \text{EPS1}$  なら  $c_{i-4}, \dots, c_{i-m}$  と両直交化する；即ち  $\varepsilon_{i-k} = c_{i-k}^T v_i$  ( $k=4, 5, \dots, m$ )

$$\text{新しい } v_i = v_i - \sum_{K=3}^m \varepsilon_{i-K} C_{i-K}, \quad \varepsilon = \sum_{K=3}^m |\varepsilon_{i-K}|$$

(7)  $\varepsilon < \alpha \cdot \text{EPS1}$  ならこの新  $v_i$  は立ち直ったとみて…。

(8)  $\varepsilon > \alpha \text{EPS1}$  なら  $\varepsilon$  を  $\text{EPS2}$  と比較し  $\varepsilon < \text{EPS2}$

なら警戒のインデキータをセットし,  $\text{EPS1}$  を  $2\text{EPS1}$

と  $\text{EPS2}$  の小さい方に改め計算を続行, (9)もし  $\varepsilon \geq \text{EPS2}$

なら計算をあきらめる。(7),(8)の所で使う  $\alpha$  は  $\sqrt{m}$  に近い整数をとるが良い。また (7)に入るときも警戒のインデキータをセットし置くが良い。ついでに, (7), (8)に入ったときの  $\alpha$  の値と  $\alpha_i, \beta_i$  の値若干を記憶して, 計算が終わったときプリントアウトするのが良い。と云う意味は, 計算が終わったとき或いは途中までで「だめになったとき, どのあたりから怪しくなるか, など」が知りたいから。

この際に,  $m$  の値は,  $C_i, C_{i-1}, \dots, C_{i-m}$  が主メモリに入り

り切つて尚ほ若干の余裕があることが望ましい。従つて, (今は

A自身の主メモリに入らぬような超大次元の場合を考えてい

るわけだから)  $m$  は A の帯の中  $2m+1$  の半分以下 であるこ

とが望ましい。と云うことを云つてゐることになる。(  $m = \frac{m}{2}$  っ

た, 帯中の  $1/4$  値だと余り負擔にならない。またそれで再直化の効果は相当あると思うのだが, このあたりが数値解析と実験の経験の両方が必要な所だと思われる。)

また, A の要素や  $C_1, C_2, \dots, C_n$  の語長<sup>(土)</sup>に対して, 内部

演算については 加減算は語長  $2\tau$  で行い, 乗算は  $(\tau \times \tau \rightarrow$

$2\tau)$  で行うことが望ましい。(桁落ちが起るのはこれでは必

ずしも救えないが, 誤差のるい積の防止にはなる。)

§5-2 逆反復法 を超大次元の帯について行うことは

計算の主体が  $(A - \mu I)x_{r+1} = x_r \quad (r=1, \dots)$  を  $x_{r+1}$  に

ついて解く所があるから, バーケアルにとっては好都合のプ

ログラムを容易に用意することが出来る。

## § 5-3 まとの

(1) 密行列で 1000 元程度の実対称行列の全ての固有値を、Householder - Bisection 法でバーケアルメモリ上で 1 時間程度の CPU Time, 4 時間程度の USE Time でやれるようになった。これは、リアルメモリに対して約 5 倍のバーケアルメモリ使用である。プログラムは、二次元アレイに往復法と、中一段の次元縮約法を併用すると云うごく小手先の工夫をしたもので、勿論凡て FORTRAN である。I/O スタートメントも使わな心。これは相當うれしい話である。

(2) 帯に対する直接 QR 法, Simultaneous Iteration 法, Lanczos 法はバーケアル時代に於て有望だから今後研究の密度を上げる必要がある。

(3) 帯を plane Rotation によつて三重対角化する Rutishauser - Schwarz の方法は、そのまゝでは局所性があるいのでバーケアルには不向きである。改良はできる。

(4) 帯に対して通常のハウスホルダ三重対角化を行うと帯が直ぐにひろがつて密行列になるので改良が必要がある。

(5) ハウスホルド法の一つの拡張法として、二種類の鏡像変換を交互に組合せる方法を提案した。それによって帯中を途中であまり拡がらせないで三重対角化することができる。

また、多段帯を単一带にそろえろとか、帯に対する直接QR法の前処理として、比較的広中の帯を狭中の帯に縮約することに使えるかも知れない。

#### §5-4 提言

バーチカル時代になると、各々の計算法の適用範囲も変るし、新しくバーチカル向きの計算法もできるだろうし、リバイバルもあると思う。一つこのあたりで日本もこの方面についての系統的且つ永続的な研究開発を、大学の共同利用センターあたりを場にしてやっていた方がいいものか、丁度この10年間ヨーロッパで Wilkinson-Reisch のとりまとめでこの方面に多大の貢献がなされたように。何しろ、大次元マトリックスを解く必要は最近急速に一般化して、ある(例えば、有限要素法、多変量解析)。たゞのプログラムテクニックなら大学に強いて頼まないが、大次元化は必然的に数値解析的な知見の深化を要求する。と云うわけでかけ出しのメーカーの若者では手に負えないことが多いからである。



## § 6. おわりに.

バーケアル方式は たしかに便利である。そして固有値問題でみられるように上手に使えば 不可能を可能にする 威力がある。しかしそれは 今までメモリの制限のためにやろ思ってもやれなかったこと、或いはメモリオーバーレイと本体の内部演算速度とテープ又はディスクのアクセスレイ等の関係を綿密に綿密に設計してやっと成功すると云うような問題が、比較的マクロな考察さえ誤らなければうまく軌道にのると云うことであつて、無条件にうれしいわけではない。また良いことにははずうらがあるのは世の常で、従来ならメモリオーバーと云うことで簡単にはじきとばされてしまったプログラムも、今度は一応のみこんでしまつて、ときにはひどいアイドルタイムを生じながら結果は免も角出してしまつても、本人は良いがセンター側にしてみればそのアイドルタイムが余りにも大きいときには他ジョブで回収し切れない。これでは他のユーザーにめいわくをかけることになる。また主メモリに入り切るような小さいジョブの場合には、個々の問題にとっては、多少のバーケアルオーバーヘッドがついてリアルの場合よりも違ひ一方、マルチジョブストリームのセンター運営はリアルと比べると断然効率良く行なわれる面が多

い。と云う具合に バーチアル とはまことにこの英語の意味にふさわしく味のあるシステムである。

と云うわけではあるが何分バーチアルは今始まったばかりで、現に今始めての経験が出現しつつあるわけで、ハード屋もソフト屋も改良に大ゆらゆの昨今である。筆者はたまたま大型プロジェクト機の評価の一環としてバーチアルの機械の使い方についての君予の勉強と経験をしたものだからこの拙文をものすることになったわけである。固有値解析の専門家でもないものが書いたのだから間違いもあろうかと恐れるが、バーチアルを上手に使うと云うことは具体的にどう云うことかは判っていたらだけけるのではないかと思う。バーチアルからかりそめでなく、本當の幸福を引き出すために。

#### <参考文献>

- (1) J.H. Wilkinson・C. Reinsch, *Linear Algebra* (1971)
- (2) J.H. Wilkinson, *The algebraic eigenvalue problem* (1965)
- (3) H. Rutishauser, 'Computational aspects of....' *Numer. Math* 13 (1969)
- (4) K.J. Bath・E.L. Wilson 'Eigen value prob. in....'  
*Int. J. Num. Mech. Engng. Vol 6* (1973)
- (5) ウオルシュ編 高須監訳 数値解析概論 第3章48頁 (1970)
- (6) H. Takahasi・M. Natori 'Eigenvalue Problem of Large Sparse Matrices' *rep. compt Centre, Univ. Tokyo, 4* (1971-1972)

附記1. 拡張ハウスホルダ変換 (84) についての補足

附1-1 理解を容易にするために。

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline I & 0 & 0 \\ \hline 0 & Q & 0 \\ \hline 0 & 0 & I \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline A_1 & B_1^T & C \\ \hline B_1 & A_2 & B_2^T \\ \hline C & B_2 & A_3 \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline I & 0 & 0 \\ \hline 0 & Q & 0 \\ \hline 0 & 0 & I \\ \hline \end{array}$$

$$= \begin{array}{|c|c|c|} \hline A_1 & B_1^T & C \\ \hline QB_1 & QA_2 & QB_2^T \\ \hline C & B_2 & A_3 \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline I & 0 & 0 \\ \hline 0 & Q & \\ \hline 0 & 0 & I \\ \hline \end{array}$$

$$= \begin{array}{|c|c|c|} \hline A_1 & B_1^T Q & C \\ \hline QB_1 & QA_2 Q & QB_2^T \\ \hline C & B_2 Q & A_3 \\ \hline \end{array}$$

元が対称なら結果も対称であることがこれから判る。また  
どこがどう云う変換をうけるかを理解するのにこの図は便利  
である。

附1-2. 拡張ハウスホルダ変換の演算回数について

図4-1, 4-2 に於ける変換  $Q_1^1, Q_2^1, \dots$  即ち直接三重対角化に使う変換;

$$Q^1 = 1 - w w^T / H, \quad Q^1 A_1, \quad (Q^1 A_1) Q^1, \quad B_1 Q^1, \quad Q_1 B_1^T$$

のうち,  $Q^1$ , 及び  $(Q^1 A_1) \cdot Q^1$  は対称性のため他のものの約半分の演算回数で済む。また  $Q_1 B_1^T$  は計算しないが良い。これらの変換は皆  $m^2$  回の基本演算である。そこで,

$Q^1$  を作るのに  $\frac{1}{2}m^2$ ,  $Q^1 A_1$  に  $m^2$ ,  $(Q^1 A_1) Q^1$  に  $\frac{1}{2}m^2$ ,  $B_1 Q^1$  に  $m^2$  と云う具合に概算すると合計  $3m^2$  回の基本演算 と云うことになる。昔流に云うと  $3m^2$  回の乗算と云う所であるが, 近頃の大型電子計算機では, 浮動小数点 2倍長の乗算と同じく 2倍長の加算とほとんど同じ, 更に, STORE や BRANCH も殆んど同じか場合によってはこれらの方がかえって速い。(例えば 360/195 や HITAC 8800) こう云うことだから, 乗算回数で云々するのは実情と合わないので, ここではむしろ基本演算と云うことで, 一次変換の最内側ループ ;

$$ACC = ACC + A(I, J) * B(J, K)$$

や, 消去法にあらわれる

$$A(I, J) = A(I, J) + A(I, K) * A(K, J)$$

を一つの単位にとる。これは, 現在の高級なコンパイラ - の作り出すオブジェクトで大体 10 命令位だから, 平均命令

実行時間の10倍と考えるべきだ。

さて、同様の考察によって、帯中の拡大を防ぐための変換  $Q_{11}^k, Q_{21}^k, \dots$  は

$$Q^k \text{を作るのに } \frac{1}{2}m^2, Q^k A \text{に } m^2, (Q^k A) Q^k \text{に } \frac{1}{2}m^2, Q^k B \text{に } m^2$$

$BQ^k$ に  $m^2$  と云う具合に概算すると合計  $+m^2$  回の基本演算と云うことになる。

三重対角化を完了するまでに、 $Q_i$ …タイプの交換は  $n$  回、 $Q_{ii}^k$  タイプの交換は凡そ  $[\frac{n-1}{m}] + [\frac{n-2}{m}] + \dots \doteq \frac{n^2}{2m}$  回だから、結局：

$$\text{三重対角化のための総基本演算回数は } 3m^2n + \underline{2mn^2}$$

$$\text{ついでに SQR は } n + \underline{n^2/2m}$$

次いで、図 4-5, 4-6 で示した帯中  $2m+1$  を  $2p+1$  に縮減するための変換について同様の考察を行う。今度は一辺が  $(m-p+1)$  の正方形の変換と、 $m \times (m-p+1)$  の矩形の変換から成る。これらが、凡そ、

$$\begin{aligned} p \times ([\frac{n}{m}] + [\frac{n-p}{m}] + [\frac{n-2p}{m}] + \dots) &= \frac{p^2}{m} \left\{ \frac{n}{p} + (\frac{n}{p}-1) + (\frac{n}{p}-2) + \dots \right\} \\ &= \frac{p^2}{m} \cdot \frac{1}{2} \left(\frac{n}{p}\right)^2 = n^2/2m \end{aligned}$$

回で完結するから結局、必要な総基本演算回数は

$$\text{帯中を } 2m+1 \text{ から } 2p+1 \text{ に縮小のために } \{2(m-p+1)^2 + 2m(m-p+1)\} n^2/2m$$

$$\text{ついでに SQR は } n + \underline{n^2/2m}$$

アニターライにした所が主要部であるから概算用にはそこだけで良い。今、帯巾を1度  $2m+1$  から半減  $2(\frac{m}{2})+1$  にしたのち、三重対角化するときを考えると、

$$\text{SART ; } n^2/2(m) + n^2/2(\frac{m}{2}) = 3n^2/2m$$

$$\begin{aligned} \text{基本演算 ; } & \{ 2(m-\frac{m}{2}+1)^2 + 2m(m-\frac{m}{2}+1) \} n^2/2m + 2(\frac{m}{2})n^2 \\ & \doteq \frac{3}{4}mn^2 + mn^2 = \frac{7}{4}mn^2 \end{aligned}$$

となる。ついでに帯巾を1度  $2m+1$  から  $\frac{2}{3}$  にしたのち三重対角化するときを考えると

$$\text{SART ; } n^2/2(m) + n^2/2(\frac{2}{3}m) = 5n^2/4m$$

$$\begin{aligned} \text{基本演算 ; } & \{ 2(m-\frac{2}{3}m+1)^2 + 2m(m-\frac{2}{3}m+1) \} n^2/2m + 2(\frac{2m}{3})n^2 \\ & \doteq \frac{4}{9}mn^2 + \frac{4}{3}mn^2 = \frac{16}{9}mn^2 \end{aligned}$$

これらと、Rutishauser-Schwarzの方法や、Langcos' (部分的直交化)と比較するために表にして見た。この際 SARTを別建てにしたまゝでは判り難いから、 $\text{SART} = 20 \times \text{基本演算}$ と見積つて  $m=10$  のときと  $m=100$  のときの換算化された基本演算を示してみた。(Langcos' で帯巾  $2m+1$  に対し  $\frac{m}{2} \sim \frac{3m}{2}$  本のベクトルを直交化すると仮定。)

	Rutishauser-Schwarz	Extended House (一度に三重対角)	Extended House (帯巾半減→三重対角)	Extended House (帯巾 $\frac{2}{3}$ → 三重対角)	Langcos' (部分的直交化)
SART	$n^2/2$	$n^2/2m$	$3n^2/2m$	$5n^2/4m$	$n$
基本演算	$4mn^2$	$2mn^2$	$\frac{7}{4}mn^2$	$\frac{16}{9}mn^2$	$(2 \sim 2.5)mn^2$
$m=10$ のときの換算基本演算	$50n^2$	$21n^2$	$20.5n^2$	$20.5n^2$	$(20 \sim 25)n^2$
$m=100$ のときの換算基本演算	$410n^2$	$200n^2$	$175n^2$	$178n^2$	$(200 \sim 250)n^2$
Work Area	$mn$	$2mn$	$1.5mn$	$1.33mn$	$(1.5 \sim 2.5)mn$

附記2 バークアル向きのクラウト法について

$$\begin{array}{l}
 l_{11} = a_{11} \quad u_{12} = a_{12}/l_{11} \quad u_{13} = a_{13}/l_{11} \quad \dots \quad u_{1j} = a_{1j}/l_{11} \\
 l_{21} = a_{21} \quad \left\{ \begin{array}{l} l_{22} = a_{22} - l_{21}u_{12} \quad u_{23} = (a_{23} - l_{21}u_{13})/l_{22} \quad \dots \quad u_{2j} = (a_{2j} - l_{21}u_{1j})/l_{22} \\ \vdots \\ \vdots \end{array} \right. \\
 l_{r1} = a_{r1} \quad \left\{ \begin{array}{l} l_{r2} = a_{r2} - l_{r1}u_{12} \quad l_{rr} = a_{rr} - \sum_{k=1}^{r-1} l_{rk}u_{kr} \quad \dots \quad u_{rj} = (a_{rj} - \sum_{k=1}^{r-1} l_{rk}u_{kj})/l_{rr} \\ \vdots \\ \vdots \end{array} \right. \\
 l_{i1} = a_{i1} \quad \left\{ \begin{array}{l} l_{i2} = a_{i2} - l_{i1}u_{12} \quad l_{ir} = a_{ir} - \sum_{k=1}^{r-1} l_{ik}u_{kr} \\ \vdots \\ \vdots \end{array} \right.
 \end{array}$$

普通の教科書には上に示したように  
 と云う具合に左上隅から外側全部をこ  
 しらえながら次第に内側に入っていく  
 しかしこのまゝでプログラムすると上の式で=印をしたKの  
 動きが痛い。そこで、目的に応じて演算の順序を考えねばな  
 らぬ。まず一番簡単な場合として、 $AX = B$  をたゞ一回解け  
 は良く、しかも、A, B共に主メモリに入り切る位のこと  
 たゞ  $\beta T$  や、 $\tau T$  をできるだけ小さくしたい位の軽い話な  
 らば、A, Bを合併した  $n \times (n+p)$  の DIMENSION をとって、

$$\text{for } r=1, n \left\{ \begin{array}{l} \text{for } \mu=1, r; L(\mu) = a_{r\mu} - \sum_{\lambda=1}^{\mu-1} L(\lambda)u_{\lambda\mu} \\ \text{for } j=r+1, n+p; u_{rj} = (a_{rj} - \sum_{\lambda=1}^{r-1} L(\lambda)u_{\lambda j})/L(r) \end{array} \right.$$

で良さそうだが、クラウト法の目的からして、

- (1) 内積型の計算形式は保持する。
- (2) *partial pivoting* は行うのがたてまえである。

と云うことだのにたいして、この方法は *partial pivoting* がうまく行かない。そこでよむを得ず

$$\text{for } r=1, n \left\{ \begin{array}{l} \text{for } i=r, n \quad l_{ir} = a_{ir} - \sum_{k=1}^{r-1} l_{ik} u_{kr} \quad (1) \\ \text{for } \mu=1, r \quad L(\mu) = l_{r\mu} \quad (2) \\ \text{for } j=r+1, n+p \quad u_{rj} = (a_{rj} - \sum_{\lambda=1}^{r-1} L(\lambda) u_{\lambda j}) / L(r) \quad (3) \end{array} \right.$$

を基にして (1) と (2) の間で、 $|l_{ir}|$  ( $i=r \sim n$ ) の *max look up* と行交換を行うことにより *partial pivoting* をすると云う手法が考えられる。しかしこれでは (3) 式の内積計算が良くなっただけで、(1) 式の内積計算は相変わらずまずい。で次の方法と云うことになる。

反復法  $AX_{k+1} = X_k$  のように  $AX = B$  の  $B$  を変えて同じ方程式を何度も解く場合や、 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_p\}$  の  $p$  が  $n$  に比べてそう小さくない場合には、 $A$  の  $LU$  分解と同時に後退代入  $LY = B, UX = Y$  の方も重要である。これらをバーケアルオーバーヘッドすくなく解くためには、 $l_{r1}, l_{r2}, \dots, l_{rn}$  ;  $u_{rr+1}, u_{rr+2}, \dots, u_{rn}$  がそれぞれこの順に並んでメモリに收容されていく欲しい。



それには、元の  $a_{IJ}$  をあらかじの  $AT(J, I) = a_{IJ}$  の形で転置した形で保存し。出来て来る  $l_{IJ}, u_{IJ}$  は  $AT(J, I)$  のうゑに overwrite して行くと言う方針が一番良さそうである。

原理的には

for  $r=1, n$

$$\left[ \begin{array}{l} \text{for } \mu=r, n \quad l_{\mu r} = a_{\mu r} - \sum_{k=1}^{r-1} l_{rk} u_{kr} \\ \text{for } \lambda=1, r \quad u_{\lambda r+1} = (a_{\lambda r+1} - \sum_{k=1}^{\lambda-1} l_{\lambda k} u_{kr+1}) / l_{\lambda \lambda} \end{array} \right.$$

これを実際には、凡そ次のようにやる。

for  $r=1, n$

$$\left[ \begin{array}{l} \text{for } \mu=r, n \quad \left[ \begin{array}{l} AT(r, \mu) = AT(r, \mu) - \sum_{k=1}^{r-1} AT(k, r) U(k) \\ \text{search } r' \text{ such as } |AT(r, r')| \geq |AT(r, \mu)| \end{array} \right. \\ R(r) = r', \text{ for } k=1, n \quad \left[ \begin{array}{l} C(k) = AT(k, r) \\ D(k) = AT(k, r') \\ AT(k, r) = D(k) \\ AT(k, r') = C(k) \end{array} \right. \\ \text{for } \lambda=1, r \quad \left[ \begin{array}{l} AT(r+1, \lambda) = \left\{ AT(r+1, \lambda) - \sum_{k=1}^{\lambda-1} AT(k, \lambda) U(k) \right\} / AT(\lambda \lambda) \\ U(\lambda) = AT(r+1, \lambda) \end{array} \right. \end{array} \right.$$

(部分軸選択のための部分)

内積形の計算を行う DOループの中を短かくまわすことが肝要だから、行交換,  $AT(I, J)$  と言うと列交換は本當にやった方がよい。このプログラムで、Aだけが主メモリに入る位なら相当具合良く行く。Aだけで主メモリをはみ出すようだともう一段の工夫が要る。