

寄 書

あるデータにおける ADI 法*

松尾隆雄** 野田隆***

1. はじめに

原子炉計算においては、定常状態の中性子拡散方程式が数値的に解かれることが多い。この計算の一部として、ADI 法が用いられる。現在のところ、ADI 法の理論的説明は、特殊な場合以外は不十分である。

今まで、いろいろな data を ADI 法を用いて計算してきた。それはいずれも収斂したのであるが、今回たまたま発散する data にぶつかった。そこで、この data の場合について数値的に少し調べてみたので以下のべておく。

2. 拡散方程式

2次元拡散方程式

$$-D \nabla^2 \phi(\vec{r}) + \Sigma \phi(\vec{r}) = \frac{\chi}{\lambda} \sum_f \phi(\vec{r}) \quad (1)$$

に外側の境界において、全対称なる条件を入れたとき、次のような差分方程式に展開することができる。

すなわち

$$\begin{aligned} & -R_{m,n} \phi_{m+1,n} - E_{m,n} \phi_{m-1,n} - T_{m,n} \phi_{m,n+1} \\ & - B_{m,n} \phi_{m,n-1} + (R_{m,n} + E_{m,n} + T_{m,n} + B_{m,n} \\ & + \sigma_{m,n}) \phi_{m,n} = S_{m,n} \end{aligned} \quad (2)$$

$$S_{m,n} = \frac{\chi}{\lambda} u_{m,n} \phi_{m,n}$$

$$R_{m,n} = \frac{1}{2g_m} (D_{m,n}^1 h_n + D_{m,n}^4 h_{n-1})$$

$$E_{m,n} = \frac{1}{2g_{m-1}} (D_{m,n}^2 h_n + D_{m,n}^3 h_{n-1})$$

$$T_{m,n} = \frac{1}{2h_n} (D_{m,n}^1 g_m + D_{m,n}^2 g_{m-1})$$

$$B_{m,n} = \frac{1}{2h_{n-1}} (D_{m,n}^3 g_{m-1} + D_{m,n}^4 g_m)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{m,n} = & \sum_{j=1}^m A_{r_1} + \sum_{j=2}^m A_{r_2} + \sum_{j=3}^m A_{r_3} \\ & + \sum_{j=4}^m A_{r_4} \end{aligned}$$

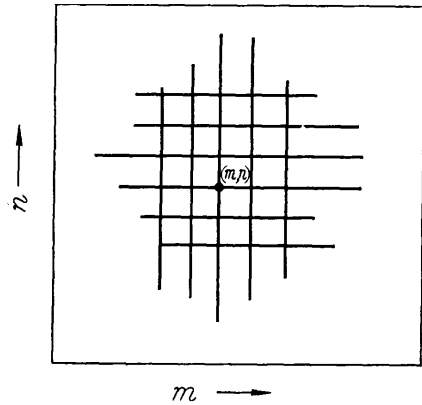
$$\begin{aligned} u_{m,n} = & \nu \sum_{j=1}^m A_{r_1} + \nu \sum_{j=2}^m A_{r_2} + \nu \sum_{j=3}^m A_{r_3} \\ & + \nu \sum_{j=4}^m A_{r_4} \end{aligned}$$

$$A_{r_1} = \frac{1}{4} h_n g_m$$

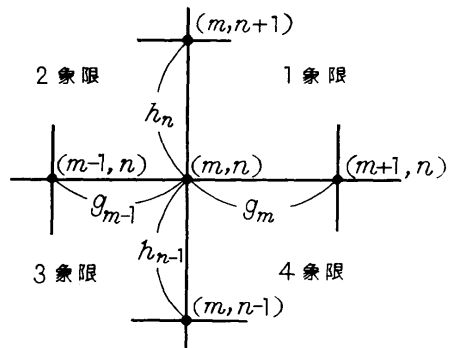
$$A_{r_2} = \frac{1}{4} h_n g_{m-1}$$

$$A_{r_3} = \frac{1}{4} h_{n-1} g_m$$

$$A_{r_4} = \frac{1}{4} h_{n-1} g_m$$



第1図



第2図

* ADI method in numerical example, by Takao Matsuo (IBM Japan, Ltd. Data Center) and Takashi Noda (Ozenzi Division, Central Research Laboratory of Hitachi Ltd.)

** 日本アイ・ビー・エム データセンター

*** 日立中央研究所 王禅寺支所

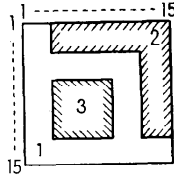
ただし、属さない部分の係数は0であり、suffix 1~4 は象限を表わす。

また、ここでは第1表に示される data を用いた。

第1表 係数

物質	D	Σ	νΣ _f
1	0.257	0.00983	0
2	0.272	0.225	0
3	0.5	0.5	0.26

χ=1.0 λ=0.17189366 E-18 initial φ=1. E-20



mesh interval は low column とも 1~3; 0.1985, 3~5; 0.0795, 5~11; 2.821, 11~13; 0.0795, 13~15; 0.1985

これは

$$\begin{aligned}
 [H\phi]_{m,n} &= -R_{m,n}\phi_{m+1,n} + (R_{m,n} + E_{m,n})\phi_{m,n} \\
 &\quad - E_{m,n}\phi_{m-1,n} \\
 [V\phi]_{m,n} &= -T_{m,n}\phi_{m,n+1} + (T_{m,n} + B_{m,n})\phi_{m,n} \\
 &\quad - B_{m,n}\phi_{m,n-1} \\
 [\Sigma\phi]_{m,n} &= \sigma_{m,n}\phi_{m,n} \\
 [S]_{m,n} &= S_{m,n}
 \end{aligned}$$

(ただし、H, V, Σ は matrix, φ, S は vector を表わす)

とすると、(2)式は

$$(\Sigma + H + V)\phi = S \tag{3}$$

となり、(Σ+H+V) matrix は irreducibly diagonal dominant であるから non-singular matrix* であり、解 φ は一意的に存在する。

この(3)式を、ADI 法で表現すれば

$$H_1 = H + \frac{1}{2}\Sigma$$

$$V_1 = V + \frac{1}{2}\Sigma$$

$$[I\phi]_{m,n} = (R_{m,n} + E_{m,n} + T_{m,n} + B_{m,n})\phi_{m,n}$$

とするとき

$$(H_1 + w_{i+\frac{1}{2}}I)\phi^{(i+\frac{1}{2})} = (w_{i+\frac{1}{2}}I - V_1)\phi^{(i)} + S \tag{4}$$

$$(V_1 + w_{i+1}I)\phi^{(i+1)} = (w_{i+1}I - H_1)\phi^{(i+\frac{1}{2})} + S$$

(ただし、i は iteration number, w_i は acceleration parameters)

となり、Peaceman-Rachford matrix は

$$(V_1 + w_{i+1}I)^{-1}(w_{i+1}I - H_1)(H_1 + w_{i+\frac{1}{2}}I)^{-1}$$

* Richard S. Varga, "Matrix Iterative Analysis"

$$\times (w_{i+\frac{1}{2}}I - V_1) \tag{5}$$

となる。

この ADI 法においては次の定理が証明されている*。

定理, H₁, V₁, I が positive definite matrix であり α ≤ β を任意の positive real number とするとき (5) が convergent となるような w_i

$$\beta = w_{\frac{1}{2}} \geq w_1 \geq \dots \geq w_{n_0 - \frac{1}{2}} \geq w_{n_0} = \alpha$$

$$w_k = w_k \pmod{n_0}$$

が存在する。

上の定理より、α = β とすることによって constant 加速の場合は常に収束することがわかる。

また、Laplace 方程式における実験結果として

Garrett Birkhoff, Richard S. Varga, and Young "Alternating Direction Implicit Methods**" には次のことが述べられている。

(1) Peaceman-Rachford method は、commutative の場合と同様な収束をする (commutative の場合は収束することが証明されている)。

(2) Peaceman-Rachford method は、ちいさな mesh (interval h) に対しては SOR より有効な方法である。

(3) Wackspress parameter は、Peaceman-Rachford に関しては最もよい parameter である。

3. 実験結果

上記の sample を計算すると、以前に述べられた* ADI 法による実験の結果とは異り parameter のとり方によっては発散する場合がある。

ここで parameter の maximum α は

$$\alpha_H = 2 \max_{m,n} \left(\frac{R_{m,n} + E_{m,n}}{R_{m,n} + E_{m,n} + T_{m,n} + B_{m,n}} \right)$$

$$\alpha_V = 2 \max_{m,n} \left(\frac{T_{m,n} + B_{m,n}}{R_{m,n} + E_{m,n} + T_{m,n} + B_{m,n}} \right)$$

$$\alpha = \frac{1}{2}(\alpha_H + \alpha_V)$$

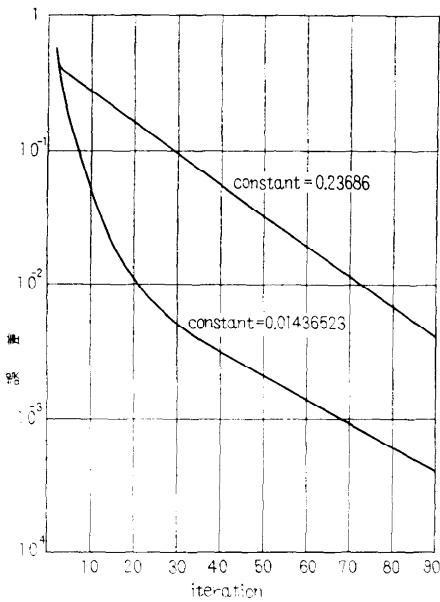
によって求め、minimum は 10⁻⁴ とした。

これを 4 parameters, 16 parameters にすると第2表のようになる。

1 parameter のときは、定理に述べられているように収束した。第3図がそれである。

* Douglas, Jr., J., and C.M. Pearcy, "On Convergence of Alternating Direction Procedures" Numerische Mathematik, Juni. 1963.

** Advances in Computers Volume 3



第3図 1 parameter

第2表 加速 parameters

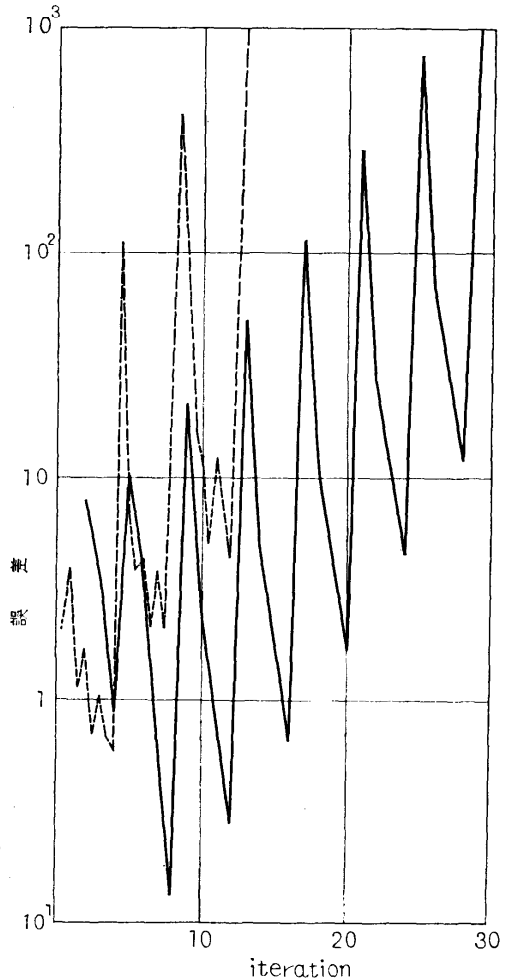
4 parameters	16 parameters
0.91998874 E 0	0.18801950 E 1
0.57955511 E-1	0.12379355 E 1
0.34481845 E-2	0.66541123 E 0
0.21722188 E-3	0.33584611 E 0
	0.16674783 E 0
	0.82454003 E-1
	0.40731517 E-1
	0.20116170 E-1
	0.99343602 E-2
	0.49063062 E-2
	0.24236703 E-2
	0.11984652 E-2
	0.59504082 E-3
	0.30032938 E-3
	0.16143193 E-3
	0.10629018 E-3

なお誤差評価は

$$E_{err}^{i+1} = \frac{\sum_{m,n} |\phi_{m,n}^{i+1} - \phi_{m,n}^{i+\frac{1}{2}}| + \sum_{m,n} |\phi_{m,n}^{i+\frac{1}{2}} - \phi_{m,n}^i|}{\sum_{m,n} |\phi_{m,n}^1 - \phi_{m,n}^0| + \sum_{m,n} |\phi_{m,n}^{\frac{1}{2}} - \phi_{m,n}^0|} \quad (6)$$

による (ただし, i は iteration 回数を表す).

第2表で与えられた 4 parameters の加速による iteration を行なった. その結果は大きな parameter から小さな parameter と, 小から大へのふたとおり行なったが, 第4図, 第5図のようにともに発散した. なお誤差評価は (6) による. また, そこに...で表わ



第4図 4 parameters (小→大)

されているものは真の解との相対誤差である.

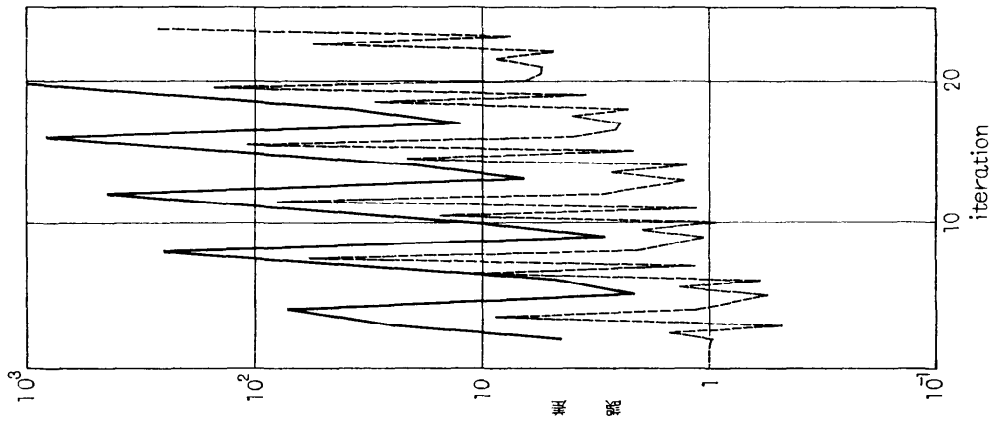
次に 16 parameters の加速による iteration を行なった. その結果は第6図, 第7図に示されるものである. 図からわかるように 16 cycle で振動はしたが, 1 parameter の場合よりも速く収束した.

結 論

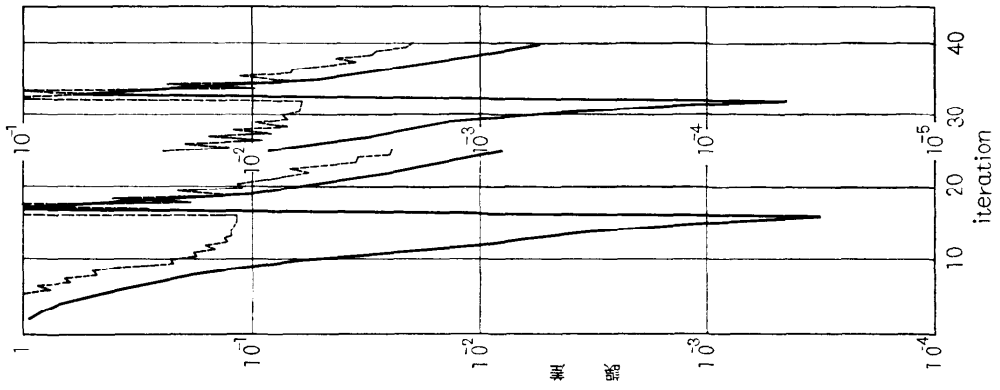
以上の数値例の結果, 次のようなことに気づく.

(1) 4 parameters で発散する場合でも, 16 parameters で収束している. もちろん, 定理から parameters の数が適当に多ければ収束することは明らかである.

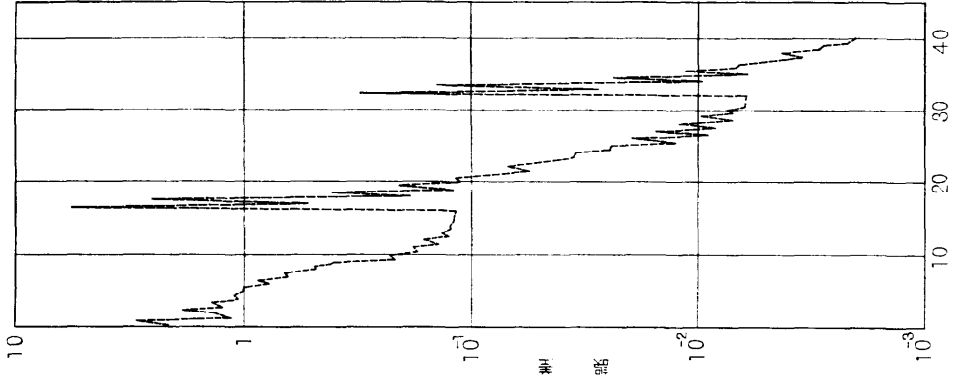
(2) 1 parameters (ここで用いた値) より, 16



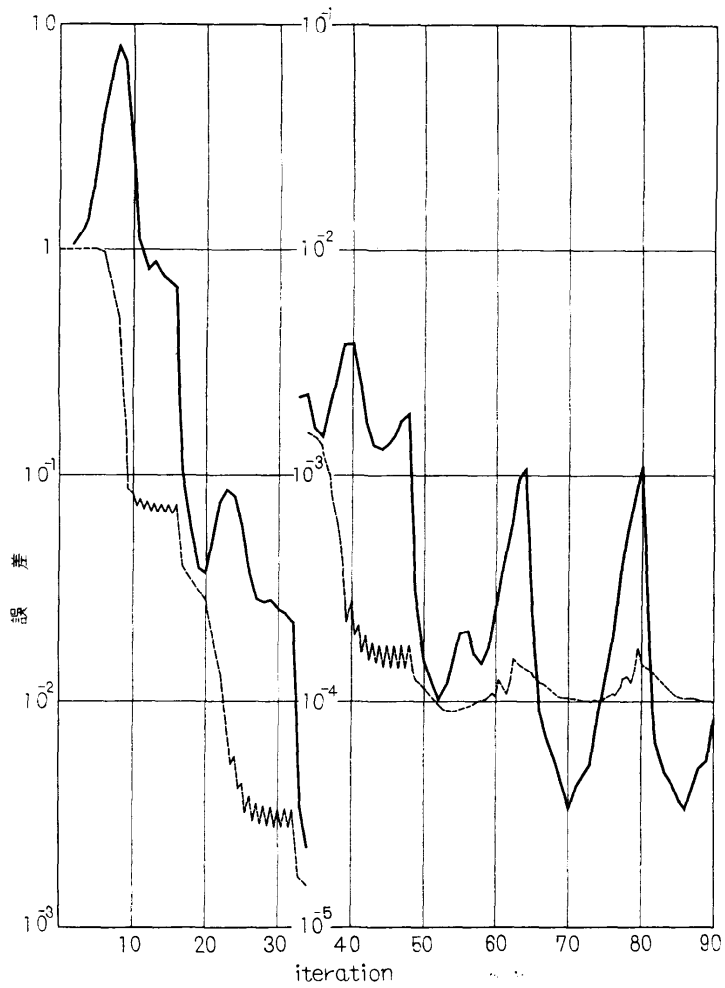
第5図 4 parameters (大→小)



第6図 16 parameters (小→大)



第6'図 第6図での真の解との誤差



第7図 16 parameters (大→小)

parametersの方が収束が速い。

(3) (6)で示された誤差は真の解との誤差(真の誤差)と比べて1桁以上も違う場合がある。

(4) parametersは(大→小)が(小→大)より真の誤差と誤差との違いが少なく、また、収束が速

い。

これらは、あくまでも、ここにおけるdataについてであり、一般性はないが、ADI法の一つの資料にはなると思われる。