

# 考慮成本與污染之雙目標電力經濟調度研究

江昭龍

南開科技大學/電子工程系

南投縣, 台灣

e-mail: t129@nkut.edu.tw

**摘要**—本研究提出混合了「 $\epsilon$ -限制技術」、「免疫演算法 (Immune algorithm, IA)」及「參數更新技術 (Multiplier updating, MU)」之整合型最佳化演算法(IA-MU)，來分析考慮成本與污染之雙目標電力經濟調度問題。本文所提出的演算法具有下列優點；1) 開發出具有效能的免疫演算法僅需使用少量族群來求解可降低運算時間增加效率、2) 可自動調適目標函數的處罰參數以處理限制條件、和 3) 同時考慮發電成本與污染之雙目標最佳化規劃。經過 IEEE 30-bus 測試系統比較，已驗證出本文的確具有上述三項的優點，應用在考慮成本與污染之雙目標電力經濟調度問題上，不僅比過去文獻結果具有更優質的解答且完全滿足系統限制條件的要求，IA-MU 確實具有效能及實用價值。

**關鍵詞**-免疫演算法; 發電污染; 雙目標規劃; 經濟調度。

## 一、前言

聯合國氣候變化綱要公約第廿四次締約國大會 (COP24) 2018/12/15 在波蘭卡托維治，就落實「巴黎氣候協定」已達成一系列實施細則，進一步規範各締約國的氣候政策，以期達成全球氣溫升幅不超過攝氏兩度的目標。象徵人類首度群策群力應對氣候變遷的《巴黎氣候協定》目前有 195 國加入，且自 2016/11/4 起已生效正式成為國際法，簽署國各自承諾要為全球氣候暖化，盡一份世界公民的義務。減少污染已是不可擋的趨勢，而我國亦為地球公民之成員，應遵守《巴黎氣候協定》所訂出的要求。雖然目前國內、外，雖然已有一些文獻 [1]，研究如何在考慮污染限制的情況下，來進行最佳的電力經濟調度研究，但是實際以「多目標」的方式來規劃者卻是不多。例如；Cho 等[2]提出了以最佳化設計來評估考慮污染之經濟調度。Piperagkas 等[3]提出了一種考慮污染(Co<sub>2</sub>, So<sub>2</sub>, Nox 等)的經濟調度模型及演算法。Chang[4]發表了一篇以 GA 架構，來考慮污染影響下的經濟調度研究。對於這些考慮發電與污染影響的電力經濟調度問題，其研究方法大致上可區分為四個類型：(1)利用限制式方法[2]、(2)利用加權比重方法[3]、(3)分開個別計算方式[4]及(4)採用雙目標整體規劃方式[5]。對於上述第(1)個類型而言，此電力多目標問題中的污染限制，被以「限制式方法」來處理，將原本為多目標的型態降低為單目標問題來討論。對於第(2)個類型

而言，主要將各目標函數各自乘上相當的「加權比重」值，來線性組成單一目標函數，如此作法對於具有不同物理單位的各目標函數，可能會因為乘上一個單位轉換因數，而喪失到其本身重要的特性及精確度。對於第(3)個類型而言，「分開個別計算方式」是對於求最大或最小值的個別目標函數分別處理之，再整合出共同適合的答案。至於第(4)個類型「採用雙目標規劃方式」，也正是本文所採用的方法。

John [6]提出了免疫演算法(IA)，並指出人工免疫系統可被建構成像自然免疫系統一樣具有辨識的能力。免疫演算法(IA)基本上是藉由人體免疫系統的特性，利用抗體及抗原之間一連串的複製、交配(Crossover)及突變(Mutation)等來求解最佳化問題，此法具備辨識(Pattern Recognition)及記憶(Memorization)[5]的特質是不同於一般遺傳演算法則。免疫系統的觀念可以運用在解決系統最佳化的問題上，入侵抗原代表找尋最佳化問題的系統，相當於目標函數，而抗體相當於在系統中尋求最佳可能性的解，當抗體消滅抗原就如同解決最佳化問題，但在搜尋最佳化解的過程中，將會發生許多無法滿足限制條件的不可行解(unfeasible solution)，這些不可行解將造成系統錯誤執行或無法執行。利用免疫演算法的觀念在搜尋最佳化問題上，可以降低搜尋不可行解的機率，縮小求解空間。免疫系統中的記憶性功能更可以降低搜尋最佳解的時間，一方面以此解為暫定的最佳解，另一方面利用此暫定的最佳解在去求解空間中找尋是否有更佳解。參考文獻[7]在遺傳演算法的最佳化搜尋中加入免疫系統技術來解具有限制條件問題，以除去限制條件違反量。此方法的優點是不須像懲罰函數法須設定敏感且難以決定之懲罰參數，因此在處理具有限制條件的問題上更為穩健，而其缺點在於比對後僅對一種抗體作增殖動作，因此多樣性不足，在演化過程中易限於局部解中。所以本文擬提出「交配與突變機制之選擇」、「突變運算」、「遷移運算」及「菁英主義」等來改善 IA 的效能。近年來 IA 的應用更是受到學術界的重視陸續有相關的研究提出發表，例如電力經濟調度問題[8]。

## 二、系統描述

本文將分析兩個具有不同單位的目標函數-電力經濟成本目標函數 (Economic objective) 與污染目標函數 (Environmental objective)。

## 1. 成本目標函數 ( $F_1$ )

電力經濟成本的目標函數，可以如[2]表示成(1)式：

$$F_1 = \sum_{i=1}^{N_g} a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (\$/h) \quad (1)$$

其中  $F_1$  是全部發電成本， $P_i$  為第  $i$  發電機的發電量， $a_i$ 、 $b_i$  和  $c_i$  為第  $i$  發電機的二次發電成本曲線係數，而  $N_g$  為全部發電機的數目。

## 2. 污染目標函數 ( $F_2$ )

污染目標函數  $F_2$ ，傳統燃料中的二氧化硫 (Sulfur dioxide)、氮化物 (Nitrogen oxides) 和一氧化碳氣體 (Carbon monoxide gases) 等，對於環境的污染可以參考文獻[3]表示成(2)式所示：

$$F_2 = 10^{-2} (\alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2) + \xi_i e^{\zeta_i P_i} \quad (lb/h) \quad (2)$$

其中  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 、 $\xi$  和  $\zeta$  均為發電污染特性曲線的係數。

## 3. 系統限制條件式

電力系統經濟調度首先必須滿足負載平衡式，如(3)所示：

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_i - P_D - P_{loss} = 0 \quad (3)$$

其中  $P_D$  為系統的負載需求，而  $P_{loss}$  為系統傳輸的實功損失。另外每一台發電機組的發電量也必須符合其發電限制量，如(4)所示：

$$P_{i\min} \leq P_i \leq P_{i\max} \quad (4)$$

其中  $P_{i\min}$  和  $P_{i\max}$  則分別代表第  $i$  發電機的最小和最大發電量限制。重新整理第(1)至(4)式，以雙目標的方式，來表示此考慮成本與污染的電力經濟調度問題，可如(5)式所示：

$$\begin{aligned} & \underset{P_i}{\text{minimize}} && [F_1(P_i), F_2(P_i)] \\ & \text{subject to} && \sum_{i=1}^{N_g} P_i - P_{loss} = P_D \\ & && P_{i\min} \leq P_i \leq P_{i\max}; \quad i = 1, 2, \dots, N_g \end{aligned} \quad (5)$$

其中  $F_1(P_i)$ 、 $F_2(P_i)$  分別代表不同單位的目標函數式。

## 三、整合型最佳化演算法 (IA-MU)

本文將利用免疫演算法結合「 $\varepsilon$ -限制式技術」[9]、「參數更新技術」來求解考慮成本與污染之電力經濟調度問題。

### 1. 免疫演算法 (IA)

IA 的計算步驟描述如下：設定抗體族群數為  $N_p$ ，設定最大疊代世代數 ( $N_i$ )，設定抗原結合函數、設定抗體比對數目  $N_s$  ( $N_s$  為整數且  $N_s < N_p$ )、設定控制參數初始值 ( $k=0$ )  $C_k=1$ 、設定控制參數之下降率參數  $d_r$  值 (約 0.5~

0.99)、及設定控制參數之起始參數  $T_0$  值 (約  $10^2 \sim 10^8$ )，一般情形下  $d_r$  與  $T_0$  的設定值須使  $C_k$  介於 [0, 1] 的範圍中。

步驟 1. 隨機產生初始抗體族群， $N_p$  個抗體。

步驟 2. 將抗體帶入抗原結合強度函數，計算其(抗原結合強度)函數值。

步驟 3. 選出當代最佳函數值之抗體 ( $R_k$ ) 並與歷代最佳函數值之抗體 ( $R_{best}$ ) 比較，若當代較歷代優良，則以當代取代歷代，記憶當代之抗體並更新為歷代最佳函數值之抗體。反之，當代不如歷代優良，則仍然保留原歷代最佳函數值之抗體 ( $R_{best}$ )。

步驟 4. 交配與突變機制之選擇。本文擬參考[10]所提之 (Redefined Crossover and Mutation Scheme, RCMS) 機制，此改良式子代產生機制有別於傳統的交配與突變機制。整個過程其則是根據控制參數  $C_k$ ，來決定下一代的交配與突變機制之選擇。進行方式說明如下；於本代  $N_p$  個抗體中先隨機選取任意兩個抗體，依據控制參數  $C_k$  產生下一代，如下： $(k$ : 目前之疊代次數)(1) 先任取一亂數 rand1 為 [0, 1] 之間的均勻分佈之隨機數。(2) 因在疊代初期需使用較大的交配率使其快速找到最佳解，而在疊代末期使用較大的突變率使其具有跳脫局部解的可能性，所以控制變數  $C_k$  的設計為； $C_k = d_{r,k-1} * T_0$ 。(3) 若 rand1  $< C_k$ ：則兩個抗體進行三點式交配法交配。計算交配後的兩個抗體結合強度，並與  $R_{best}$  比較，再將最優者記憶為最佳抗體。同時將交配後之兩個新抗體置入原族群池中。(4) 若 rand1  $> C_k$ ：則兩個抗體進行突變，跳至步驟 5。

步驟 5. 突變運算。將兩個抗體進行基因微量(在變數範圍內進行 +0.05%~ +5%) 突變。計算突變後的抗體結合強度，並與  $R_{best}$  比較，再將最優者記憶為最佳抗體。同時將突變後之兩個新抗體置入原族群池中。

步驟 6. 在原族群池中，選取  $N_p - N_s$  個(抗原結合強度)函數值較優的抗體，當作  $N_p - N_s$  個下一代抗體。

步驟 7. 隨機由原族群池中任選一個抗體或亂數產生一個初始抗體，當作一個下一代抗體。重覆本步驟，直至族群池中的抗體數目達到  $N_p$  個為止。

步驟 8. 遷移運算。跟其他隨機演算法一樣，皆有陷入區域最佳解的情形產生。因此本文擬利用遷移運算子[11]來改良傳統的 IA，讓抗體有機會跳脫出區域最佳值，以求得全域最佳解的功能。

步驟 9. 菁英主義。將歷代最佳函數值之抗體 ( $R_{best}$ ) 隨機置換下一代抗體中任一個。為使族群不易發散以增加「菁英主義」運算子來維持適應函數值往收斂的方向前進。

步驟 10. 疊代世代數  $k = k + 1$ ，當  $k < N_i$ ，則回至步驟 2，直至  $k \geq N_i$ ，則至下一步驟。

步驟 11. 觀察最佳抗體的結合強度是否收斂，若否，則提高  $T_0$  值，並回到步驟 2。反之若已收斂，則列出最佳抗體及(抗原結合強度)函數值。

## 2. 參數更新技術 (MU)

Michalewicz 等[12] 整理並比較許多在進化演算方面處理限制條件的方法，其中處罰函數可算是最常被使用的方式之一，它是利用將限制條件的違背量取平方或絕對值後，加入原目標函數中。Powell [13] 提到傳統的最佳化理論中若包含有處罰函數項，則通常會產生一些缺失；例如處罰參數 (Penalty parameters) 大小不易決定或物理意義單位不同無法轉換。若使用太大的處罰參數使得處罰函數造成病態情況 (The ill-condition)，以致於求解困難，而太小的處罰參數所產生的違背量對處罰函數的影響不大，又會造成無法求出最佳解的窘境等問題。因此能夠自動調適處罰參數的大小，絕非一件容易辦到的事。所以在此，本文運用「參數更新技術」[11] 來有效地處理限制條件，此技術能克服目標函數的病態情況發生，以方便求得最佳解。

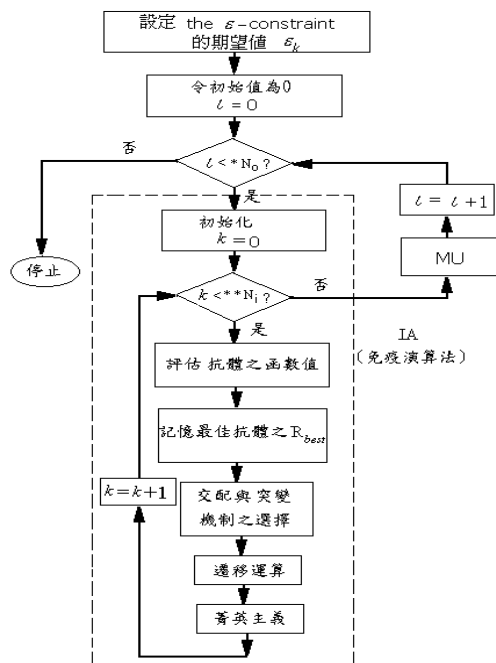


圖 1 本文所提出整合  $\varepsilon$ -限制式, IA 與 MU 的演算法流程圖  
 $*N_0$  : 最大外迴路疊代數  
 $**N_1$  : 最大內迴路疊代數

## 3. IA-MU

本文整合了「 $\varepsilon$ -限制技術」[9]、「免疫演算法 (IA)」及「參數更新技術 (MU)」，將其合併成一種可有效求解具限制條件的最佳化演算法。上圖 1 為本文整合 IA 與 MU 的演算法流程圖。在此圖中具有兩個迴路：(1) 在內迴路中本文應用 IA，以由外迴路處得到

的處罰參數及拉格朗奇乘積子，求解 Augmented Lagrangian Function (ALF)。(2) 然後將搜尋得到的 ALF 解答，傳送至外迴路朝  $L_a(x, \nu, v)$  上邊界更新。當內外迴路都疊代足夠的世代數後，ALF 將會收斂至對偶問題的鞍點[12]。

## 四、系統模擬

為展現本文 IA-MU 優異的搜尋效能，本文使用廣受國內外學者研究的 IEEE 30-bus[14]之系統資料，此系統具有六部發電機，將分別針對系統之最低成本 (Min  $F_1$ ) 與最少污染 (Min  $F_2$ ) 進行求解，系統負載 ( $P_D$ ) 為 2.834MW，系統傳輸損失 ( $P_{loss}$ ) 亦納入分析。採用本文 IA-MU 來求解本系統時，將具有(1)須搜尋 6 個變數；(2)且必須滿足 1 條等式限制條件 ( $h_1$ )；和(3)使系統發電污染低於污染限制量 ( $g_1$ )。本文的系統可將 ALF、目標函數及各限制條件分別表示如(6)~(11)式所示；其中  $E_{lim}$  為系統產生污染之最大限制值，本文之  $E_{lim}$  針對求解最低成本與最少污染時分別定為 0.250 與 0.195 (lb)。而本文 IA-MU 的模擬程式以 Fortran-90 程式構成，在 i7-3.0GHz 的個人電腦進行測試，IA-MU (內, 外) 迴路疊代世代數設定為 (30, 3000)，並且族群大小 ( $N_p$ ) 設定為 10。

$$L_a(x, \nu, v) = f(x) + \alpha_1 \{ [h_1(x) + v_1]^2 - v_1^2 \} + \beta_1 \{ \langle g_1(x) + v_1 \rangle_+^2 - v_1^2 \} \quad (6)$$

$$Objective: \min_x f(x) = F_j(P_i), \quad \begin{matrix} j=1 \text{ for } F_1 & \text{最低成本} \\ j=2 \text{ for } F_2 & \text{最少污染} \end{matrix} \quad (7)$$

其中；

$$F_1 = \sum_{i=1}^6 a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 \quad (\$/h) \quad (8)$$

$$F_2 = \sum_{i=1}^6 [ \alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2 + \xi_i e^{(\zeta_i P_i)} ] (lb/h) \quad (9)$$

並且，系統須同時滿足下列限制式；

$$h_1 : \sum_{i=1}^6 P_i - P_D - P_{Loss} = 0 \quad (10)$$

$$g_1 : F_2 - E_{lim} \leq 0 \quad (11)$$

同時為了展現本文所提 IA-MU 能夠求得完全滿足系統限制條件要求的最佳解，本文訂定了一個系統限制條件違背總量 (Sum of constraint violations, SCV) 的評估，如第(12)式所示，希望以 SCV 來顯示出本文所使用的 MU 之優點。

$$SCV = |h_1| + \max \{ g_1, 0.0 \} \quad (12)$$

為比較結果，下表 1 同時列出本文所提之演算法 (IA-MU)、適應無性系選擇演算法 (adaptive clonal selection

algorithm, ACSA)[14]及部落-修正型差分進化法(Tribe-Modified Differential Evolution, Tribe-MDE) [15]的最低成本( $\text{Min } F_1$ )與最少汙染( $\text{Min } F_2$ )的最佳解比較。其中  $F_1$  和  $F_2$  分別代表系統的總發電成本(\$/h)與系統發電所產生之汙染總量(lb/h)。由此表中可比較觀察出三項意義: (1) 本文所提之 IA-MU 在考慮最低成本時, 不僅有最佳的發電成本而且所產生的汙染也比較低。(2)而在考慮最低汙染時, 也有與上述第(1)項同樣的情形, IA-MU 不僅發電時所產生的汙染控制在比較低的數量, 而且發電成本也是最小, 比 ACSA[14]及 Tribe-MDE[15]等方法更具優的(最低成本)解答。(3)最值得注意的是本文之 IA-MU 無論是考慮最低成本( $\text{Min } F_1$ )或最少汙染( $\text{Min } F_2$ )時, 都具有優異的解答, 而且答案完全符合系統所有限制條件的要求( $SCV=0.0000$ )。反觀 ACSA[14]之  $SCV$  於考慮最低成本( $\text{Min } F_1$ )與最少汙染( $\text{Min } F_2$ )時, 分別為 0.0005 及 0.0041, 代表 ACSA 的解答並未符合系統限制條件的要求, 將會產生系統負載不平衡的現象。

表 1、本文 IA-MU 與過去文獻所求得的最佳值比較

	最低成本 $\text{Min } F_1$ (\$/h)			最低汙染 $\text{Min } F_2$ (lb/h)		
	本文 IA-MU	ACSA [14]	Tribe-MDE [15]	本文 IA-MU	ACSA [14]	Tribe-MDE [15]
$\Sigma P_i$ (MW)	2.8596	2.8627	2.8596	2.8685	2.8651	2.8693
$P_{loss}$ (MW)	0.0256	0.0287	0.0256	0.0345	0.0311	0.0353
$F_2$ (lb/h)	0.2207	0.2209	0.2207	<b>0.1942</b>	<b>0.1942</b>	<b>0.1942</b>
$F_1$ (\$/h)	<b>605.9982</b>	<b>606.7346</b>	<b>605.9984</b>	643.8737	645.2983	646.2070
$SCV$	0.0000	<b>0.0005</b>	0.0000	0.0000	<b>0.0041</b>	0.0000

另外由表 1 中亦可觀察出, 在電力經濟調度問題上, 發電成本降低與發電汙染產生為兩個相互衝突的考慮, 因為若想要求降低發電成本必會增加汙染量的產生, 反之亦然, 若想控制汙染量較低其所需要付出的發電成本亦會較高。如下圖 2 為考慮成本與汙染之雙目標規劃的示意圖。

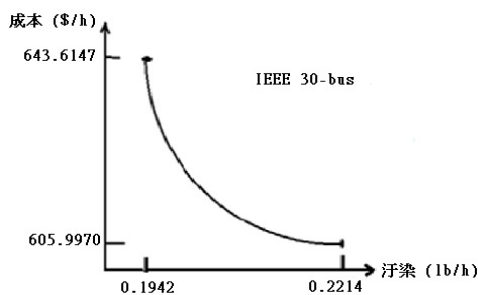


圖2 使用本文IA-MU之雙目標折衷最佳電力經濟調度結果

## 五、結論

本文已提出了一套整合型最佳化演算法(IA-MU)於考慮成本與汙染之雙目標電力經濟調度問題。本文所提之整合型最佳化演算法, 整合了  $\epsilon$ -限制式技術、IA 及 MU, 且具有下列優點; 1)可自動調適的處罰參數以處理限制條件、2)開發出免疫演算法(IA), 僅需使用少量

族群來求解可降低運算時間增加效率、和 3)考慮成本與汙染之雙目標規劃。經過 IEEE 30-bus 系統比較, 已驗證出本文的確具有上述三項的優點, 應用在考慮成本與汙染之電力系統問題上, 不僅具有更優質的解答且完全滿足系統限制條件的要求, 確實具有效能及實用價值。

## 致謝

本文承科技部支持研究經費(計畫編號 MOST 108-2637-E-252-005)謹此致謝。

## 參考文獻

- [1] V. R. Pandi, B. K. Panigrahi, W. -C. Hong and R. Sharma, "A multiobjective bacterial foraging algorithm to solve the environmental economic dispatch problem," Energy Sources B, vol. 9, 2014, pp. 236-247.
- [2] H. Cho, P. J. Mago, R. Luck, L. M. Chamra "Evaluation of CCHP systems performance based on operational cost, primary energy consumption, and carbon dioxide emission by utilizing an optimal operation scheme," Applied Energy, vol. 86, Issue 12, pp. 2540-2549, Dec. 2009.
- [3] G. S. Pineragas, A.G. Anastasiadis, N.D. Hatziairgyriou, "Stochastic PSO-based heat and power dispatch under environmental constraints incorporating CHP and wind power units," Electric Power Systems Research, vol. 81, Issue 1, Jan. 2011, pp. 209-218.
- [4] H. H. Chang, "Genetic algorithms and non-intrusive energy management system based economic dispatch for cogeneration units," Energy, vol. 36, Issue 1, Jan. 2011, pp. 181-190.
- [5] M. Basu, "Combined heat and power economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II," Int. J. of Electrical Power and Energy Systems, vol. 53, 2013, pp. 135-141.
- [6] E. John. Hunt and D. E. Cooke, "Learning using an artificial immune system," Journal of Network and Computer Applications, vol. 19, 1996, pp. 189-212.
- [7] P. Hajela and J. Lee, "Constrained genetic search via schema adaptation: an immune network solution," Structural Optimization, vol.12, 1996, pp. 11-15.
- [8] M Basu, "Hybridization of artificial immune systems and sequential quadratic programming for dynamic economic dispatch," Electric Power Components and Systems, vol. 37, 2009, pp. 1036-1045.
- [9] J. G. Lin, "Multi-objective problems: Pareto-optimal solutions by method of proper equality constraints," IEEE Trans. on Autom. Control, Vol. 21, No. 5, 1976, pp. 641-650
- [10] A. G. Bakirtzis, P. N. Biskas, C. E. Zoumas, and V. Petridis, "Optimal Power Flow by Enhanced Genetic Algorithm," IEEE Trans. on Power Systems, vol. 17, no. 2, 2002, pp. 229-236.
- [11] C. L. Chiang, C. T. Su, and F. S. Wang, "Augmented Lagrangian method for evolutionary optimization of mixed-integer nonlinear constrained problems," Int. Math. J., vol.2, no. 2, 2002, pp 119-154.
- [12] Z. Michalewicz and M. Schienauer, "Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems," Evolutionary Computation, vol. 4, No. 1, 1996, pp 1-32.
- [13] M. J. D. Powell, "Algorithms for nonlinear constraints that use Lagrangian function", Math. Programming, vol. 14, 1978, pp 224-248.
- [14] B. S. Rao and K. Vaisakh, "Multi-objective adaptive clonal selection algorithm for solving environmental/economic dispatch and OPF problems with load uncertainty," Electrical Power and Energy Systems, vol. 53, 2013, pp. 390-408.
- [15] T. Niknam, H. D. Mojarrad and B. B. Firouzi, "A new optimization algorithm for multi-objective economic/emission dispatch," Electrical Power and Energy Systems, vol. 46, 2013, pp. 283-293.