



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

**«ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ»**

ΜΟΝΑΔΑ ΠΑΡΑΛΛΗΛΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΡΕΥΣΤΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ  
& ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

## **ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΜΕ ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΜΗΤΡΩΟΥ ΣΥΝΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗΣ (EA-CMA) ΚΑΙ ΧΡΗΣΗ ΣΕ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ**

### **ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

Δημήτριος Λακαφώσης, Πολιτικός Μηχανικός

Επιβλέπων: Κυριάκος Χ. Γιαννάκογλου

Αθήνα, 05/10/2021

## Η ΜΕΘΟΔΟΣ CMA (Covariance Matrix Adaptation)

- Πρόκειται για μια **Στρατηγική Εξέλιξης (ES)**, υποκατηγορία των (Γενικευμένων) Εξελικτικών Αλγορίθμων (EA).
- Δημιουργήθηκε από τους N. Hansen και A. Ostermeier το 1996.
- Εμπεριέχει χαρακτηριστικά αποτυχαιοποίησης (**αιτιοκρατικότητα**), τα οποία την κάνουν σημαντικά πιο στιβαρή και αποδοτική.

## ΣΤΟΧΟΙ ΤΗΣ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

- Προγραμματισμός ενός κώδικα που εκτελεί έναν εμπλουτισμένο αλγόριθμο CMA.
- Δοκιμή του νέου CMA σε προβλήματα σχεδιασμού της επιστήμης του μηχανικού και σε μια εφαρμογή CFD.
- Σύγκριση με το λογισμικό EASY της ΜΠΥΡ&Β για την πιθανή αφομοίωση στοιχείων του CMA.

## ΣΚΟΠΟΣ ΤΗΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

Η εύρεση της τιμής του διανύσματος  $\mathbf{X}$  που αποδίδει τη βέλτιστη τιμή στη συνάρτηση  $f(\mathbf{X})$  υπό τους περιορισμούς  $g_i(\mathbf{X})$ .

- **Συνάρτηση-Στόχος**  $f(\mathbf{X}) = f(X_1, X_2, \dots, X_{n-1}, X_n)$ 
  - Συνάρτηση Κόστους (Ελαχιστοποίηση)
  - Συνάρτηση Καταλληλότητας (Μεγιστοποίηση)

- Διάνυσμα Σχεδιασμού  $\mathbf{X} = \begin{Bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \dots \\ X_{n-1} \\ X_n \end{Bmatrix}$ , όπου τα στοιχεία  $X_1, X_2, \dots, X_{n-1}, X_n$  ονομάζονται **μεταβλητές σχεδιασμού**.

- **Περιορισμοί**  $g_i(\mathbf{X})$ : Συναρτήσεις ισότητας - ανισότητας που πρέπει να τηρούνται από το  $\mathbf{X}$  ώστε η λύση να θεωρηθεί αποδεκτή.

## ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ

Οι ΕΑ είναι **στοχαστικές** και **πληθυσμιακές** μέθοδοι βελτιστοποίησης.

### Στοχαστικές

Εμπεριέχουν τυχαίες και τυχηματικές διεργασίες.

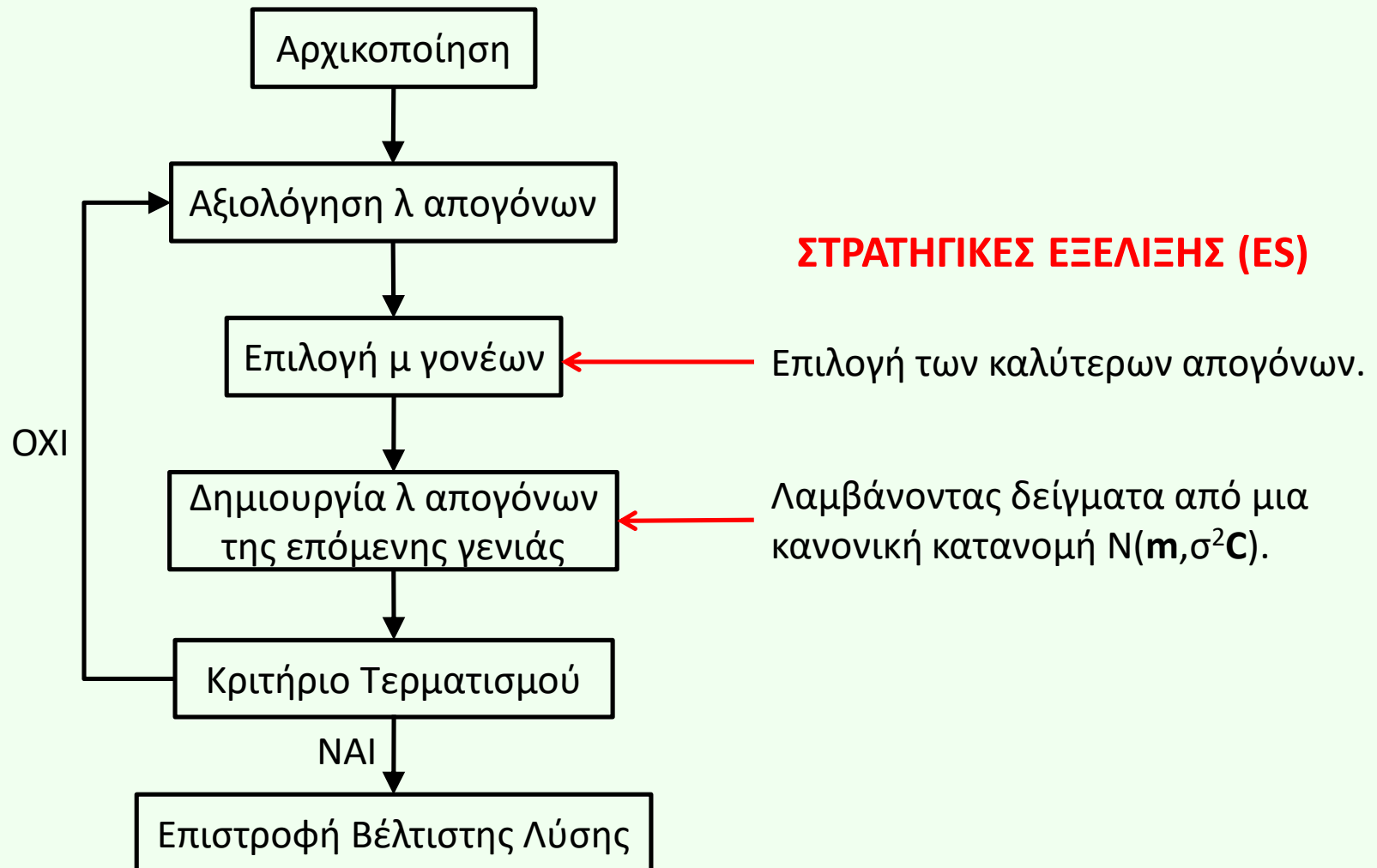
### Πληθυσμιακές

Επεξεργάζονται πληθυσμούς υποψήφιων λύσεων.

## ΟΡΟΛΟΓΙΑ: **( $\mu, \lambda$ )ΕΑ**

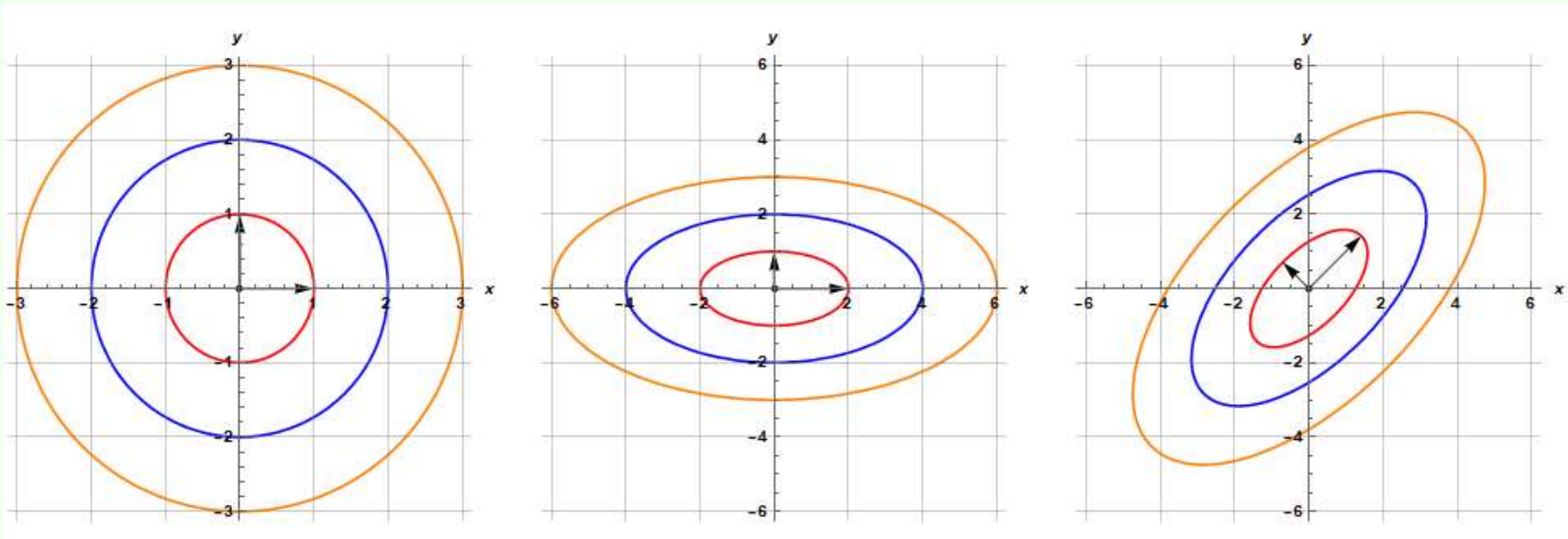
- Ένας κύκλος βελτιστοποίησης ονομάζεται **γενιά**.
- Οι  **$\lambda$**  υποψήφιες λύσεις  $X_i$  κάθε γενιάς ονομάζονται **απόγονοι**.
- Οι  **$\mu$**  απόγονοι κάθε γενιάς που επιλέγονται για να διαμορφώσουν την επόμενη ονομάζονται **γονείς**.

## ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΡΟΗΣ ΕΝΟΣ ΓΕΝΙΚΕΥΜΕΝΟΥ (μ,λ)ΕΑ



## $n$ -διάστατη Κανονική Κατανομή $N(\mathbf{m}, \sigma^2 \mathbf{C})$

- Η διανυσματική μέση τιμή  $\mathbf{m}$  [ $n \times 1$ ] είναι το κέντρο της κατανομής.
- Το μητρώο συνδιακύμανσης  $\mathbf{C}$  [ $n \times n$ ] επηρεάζει το σχήμα της κατανομής.
- Το μέγεθος βήματος  $\sigma$  αποτελεί την «γενική κλίμακα» της κατανομής.



$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{I}$$

$$\mathbf{C}_2 = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{C}_3 = \begin{pmatrix} 2.5 & 1.5 \\ 1.5 & 2.5 \end{pmatrix}$$

## ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ **ES** ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ **CMA** (1/5)

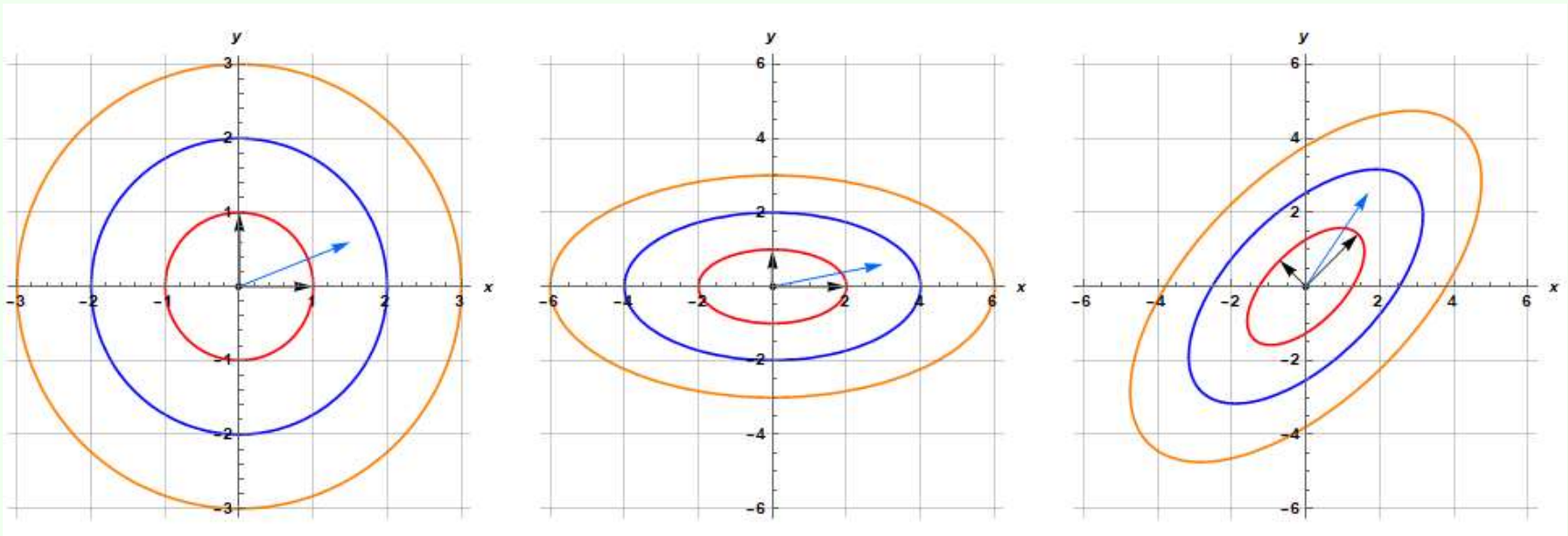
1) Δημιουργία απογόνων μέσω δειγματοληψίας από  $N(\mathbf{m}, \sigma^2 \mathbf{C})$

Με δεδομένα τα  $\mathbf{m}$ ,  $\mathbf{C}$  και  $\sigma$  από τους γονείς της προηγούμενης γενιάς:

Ένα τυχαίο δείγμα  $\mathbf{z}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$  ανάγεται στο  $\mathbf{y}_i = \mathbf{B}\mathbf{D}\mathbf{z}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{C})$  που ονομάζεται **βήμα**.

Τα  $\mathbf{B}$  και  $\mathbf{D}$  είναι μητρώα που προκύπτουν από την ιδιοανάλυση του  $\mathbf{C}$ .

Το  $\mathbf{y}_i$  ανάγεται τελικά στο  $\mathbf{X}_i \sim N(\mathbf{m}, \sigma^2 \mathbf{C})$  από τη σχέση  $\boxed{\mathbf{X}_i = \mathbf{m} + \sigma \mathbf{y}_i}$



$$\mathbf{z} = \begin{pmatrix} 1.5 \\ 0.6 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{D}\mathbf{z} = \begin{pmatrix} 3.0 \\ 0.6 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{B}\mathbf{D}\mathbf{z} = \begin{pmatrix} 1.7 \\ 2.5 \end{pmatrix}$$

## ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ES ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ CMA (2/5)

2) **Αξιολόγηση** και **Επιλογή γονέων** με προτίμηση στους καλύτερους  
Οι  $\lambda$  απόγονοι αξιολογούνται και στη συνέχεια κατατάσσονται από τον καλύτερο στο χειρότερο. Οι  $\mu$  καλύτεροι στην κατάταξη επιλέγονται ως γονείς.

3) Ανανέωση της **διανυσματικής μέσης τιμής  $\mathbf{m}$**

Σταθμισμένος μέσος όρος:  $\mathbf{m} = w_1 \mathbf{X}_1 + w_2 \mathbf{X}_2 + \dots + w_{\mu-1} \mathbf{X}_{\mu-1} + w_{\mu} \mathbf{X}_{\mu}$

Για τα βάρη  $w_i$  ισχύει:

- $w_1 + w_2 + \dots + w_{\mu-1} + w_{\mu} = 1$ , δηλαδή είναι κανονικοποιημένα.
- $w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_{\mu-1} \geq w_{\mu} > 0$ , ώστε οι καλύτεροι γονείς να επηρεάζουν περισσότερο τον καθορισμό της  $\mathbf{m}$ .

Λαμβάνοντας υπόψη ότι κάθε απόγονος προκύπτει ως  $\mathbf{X}_i = \mathbf{m} + \sigma \mathbf{y}_i$ :

$$\mathbf{m} = w_1(\mathbf{m} + \sigma \mathbf{y}_1) + w_2(\mathbf{m} + \sigma \mathbf{y}_2) + \dots + w_{\mu-1}(\mathbf{m} + \sigma \mathbf{y}_{\mu-1}) + w_{\mu}(\mathbf{m} + \sigma \mathbf{y}_{\mu}) \longrightarrow$$

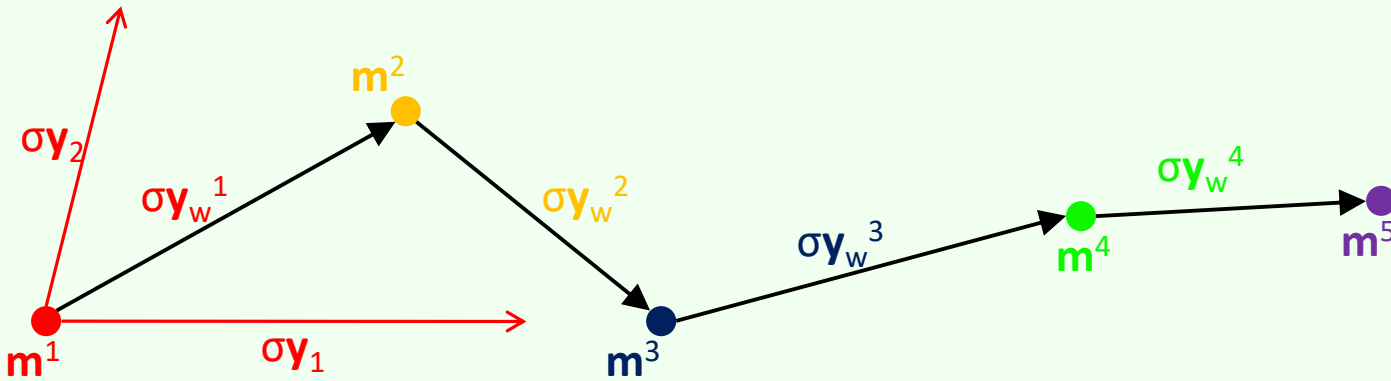
$$\mathbf{m} = \mathbf{m} + \sigma(w_1 \mathbf{y}_1 + w_2 \mathbf{y}_2 + \dots + w_{\mu-1} \mathbf{y}_{\mu-1} + w_{\mu} \mathbf{y}_{\mu}) \longrightarrow$$

$\mathbf{m} = \mathbf{m} + \sigma \mathbf{y}_w$ , όπου το διάνυσμα  $\mathbf{y}_w$  αποτελεί το **τελικό βήμα** της μεθόδου ανά γενιά και διαμορφώνει το **μονοπάτι εξέλιξης** του CMA.



## ΜΟΝΟΠΑΤΙ ΕΞΕΛΙΞΗΣ

Σε κάθε γενιά πραγματοποιείται ένα βήμα  $\sigma\gamma_w$  μεταξύ των  $m$ . Το άθροισμα των διαδοχικών αυτών βημάτων σχηματίζει ένα μονοπάτι εξέλιξης  $p$ .



Βήματα  $\rightarrow$

Σταθμισμένο, Τελικό Βήμα  $\rightarrow$

Το μονοπάτι εμπεριέχει χρήσιμες πληροφορίες για την **κατεύθυνση** της εξέλιξης.

Για την καλύτερη αξιοποίηση του μονοπατιού εξέλιξης:

- Το μέγεθος βήματος  $\sigma$  αγνοείται κατά τον υπολογισμό του.
- Πρόσφατα βήματα πρέπει να έχουν μεγαλύτερη επιρροή στη διαμόρφωσή του.

## ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ES ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ CMA (3/5)

### 4) Ανανέωση των μονοπατιών εξέλιξης $\mathbf{p}_c$ και $\mathbf{p}_\sigma$

Τα μονοπάτια υπολογίζονται με βάση το  $\mathbf{y}_w = w_1 \mathbf{y}_1 + w_2 \mathbf{y}_2 + \dots + w_{\mu-1} \mathbf{y}_{\mu-1} + w_\mu \mathbf{y}_\mu$ .

I. Μονοπάτι  $\mathbf{p}_c \sim \mathbf{y}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{C})$  για την προσαρμογή του  $\mathbf{C}$

Ισχύει  $\mathbf{y}_i = \mathbf{B}\mathbf{D}\mathbf{z}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{C})$ , αλλά  $\mathbf{y}_w \sim N[\mathbf{0}, (w_1^2 + w_2^2 + \dots + w_{\mu-1}^2 + w_\mu^2)\mathbf{C}]$ .

$\mathbf{p}_c = (1-c_c)\mathbf{p}_c + [c_c(2-c_c)\mu_{\text{eff}}]^{0.5} \mathbf{y}_w$ , όπου:

- $c_c$  είναι η παράμετρος εκμάθησης
- $\mu_{\text{eff}} = 1/(w_1^2 + w_2^2 + \dots + w_{\mu-1}^2 + w_\mu^2)$  επιλέγεται ώστε  $\mu_{\text{eff}}^{0.5} \mathbf{y}_w \sim \mathbf{y}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{C})$
- $[c_c(2-c_c)]^{0.5}$  επιλέγεται ώστε  $\mathbf{p}_c \sim \mu_{\text{eff}}^{0.5} \mathbf{y}_w$

II. Μονοπάτι  $\mathbf{p}_\sigma \sim \mathbf{z}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$  για την προσαρμογή του  $\sigma$

$\mathbf{p}_\sigma = (1-c_\sigma)\mathbf{p}_\sigma + [c_\sigma(2-c_\sigma)\mu_{\text{eff}}]^{0.5} \mathbf{B}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{B}^{-1} \mathbf{y}_w$ , όπου:

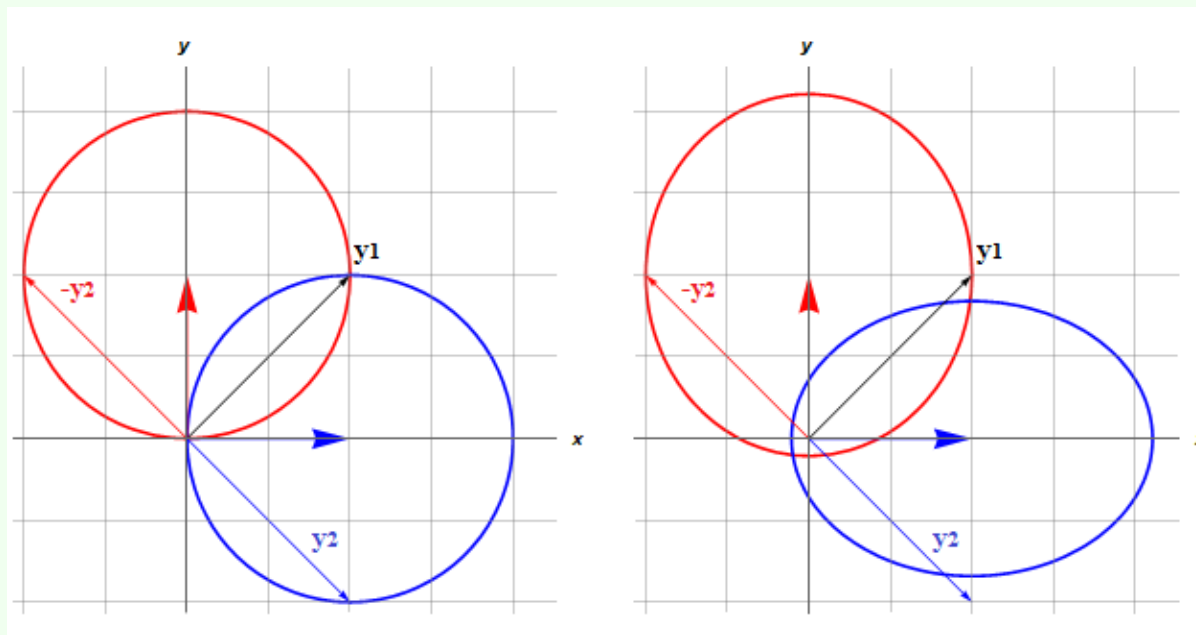
- $c_\sigma$  είναι η παράμετρος εκμάθησης
- $\mu_{\text{eff}}^{0.5} \mathbf{B}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{B}^{-1} \mathbf{y}_w \sim \mathbf{z}_i \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$
- $[c_\sigma(2-c_\sigma)]^{0.5}$  επιλέγεται ώστε  $\mathbf{p}_\sigma \sim \mu_{\text{eff}}^{0.5} \mathbf{B}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{B}^{-1} \mathbf{y}_w$

## ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ES ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ CMA (4/5)

5) Ανανέωση του μητρώου συνδιακύμανσης  $C$

$$C = (1 - c_1 - c_\mu)C + c_1 \mathbf{p}_c \mathbf{p}_c^T + c_\mu (w_1 \mathbf{y}_1 \mathbf{y}_1^T + w_2 \mathbf{y}_2 \mathbf{y}_2^T + \dots + w_{\mu-1} \mathbf{y}_{\mu-1} \mathbf{y}_{\mu-1}^T + w_\mu \mathbf{y}_\mu \mathbf{y}_\mu^T)$$

↑ Συνεισφορά μονοπατιού εξέλιξης    Συνεισφορά τρέχουσας γενιάς



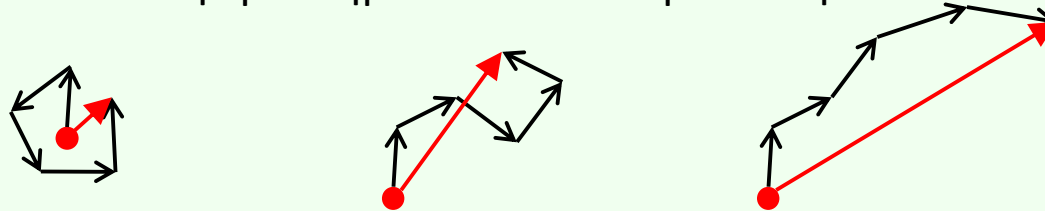
$$c_1 = 0, c_\mu = 1$$

$$c_1 = c_\mu = 0.5$$

## ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ES ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ CMA (5/5)

### 6) Ανανέωση του μεγέθους βήματος $\sigma$

Έστω 5 βήματα της μεθόδου με παρόμοιο μήκος. Το μήκος του μονοπατιού της εξέλιξης μπορεί να διαφέρει σημαντικά ανά περίπτωση.



Βήματα  $\rightarrow$

Μονοπάτι Εξέλιξης  $\rightarrow$

- Όταν το μήκος είναι μικρό, τότε τα βήματα τείνουν να αλληλοακυρώνονται και το  $\sigma$  οφείλει να μειωθεί.
- Όταν το μήκος είναι μεγάλο, τότε τα βήματα έχουν την ίδια κατεύθυνση και το  $\sigma$  οφείλει να αυξηθεί.
- Στην **επιθυμητή** περίπτωση, τα βήματα είναι περίπου **κάθετα** μεταξύ τους.

Αφού ισχύει  $\mathbf{p}_\sigma \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ , το μήκος του είναι συγκρίσιμο με το αναμενόμενο μήκος ενός τυχαίου,  $N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ -κατανεμημένου διανύσματος η διαστάσεων.

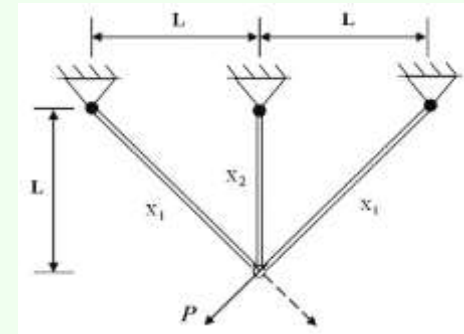
$$\sigma = \sigma \times \exp\left\{c_\sigma / d_\sigma \left[ \|\mathbf{p}_\sigma\| / E\|\mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})\| - 1 \right]\right\}, \text{ όπου } E\|\mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})\| = n^{0.5} \left[ 1 - 1/(4n) + 1/(21n^2) \right]$$

## ΤΡΟΠΟΠΟΙΗΜΕΝΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ CMA

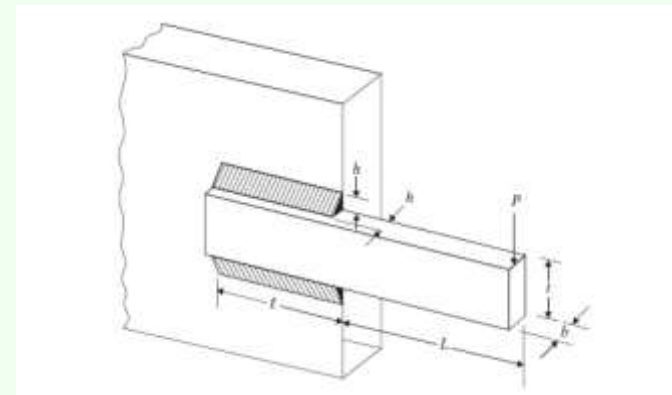
- 1) Νέοι τρόποι αρχικοποίησης και ελέγχου των παραμέτρων του CMA
  - Αντί για  $\mathbf{C}_0 = \mathbf{I}$ , τα στοιχεία της διαγωνίου τίθενται  $(X_i^{\max} - X_i^{\min})^2$  ώστε να πραγματοποιείται αυτόματη **αδιαστατοποίηση** του προβλήματος.
  - Προστίθεται μια **παράμετρος χαλάρωσης** στη μέση τιμή  $\mathbf{m} = \mathbf{m} + c_m \sigma \mathbf{y}_w$
  - Εφαρμόζεται ένας νέος **τελεστής μετάλλαξης** που επιδρά στα  $\mathbf{z}_i$ , ο οποίος όταν ενεργοποιείται θέτει απευθείας ένα στοιχείο σε  $\pm 3$ .
  
- 2) Δυνατότητα επίλυσης προβλημάτων βελτιστοποίησης με περιορισμούς μέσω εκθετικά αυξανόμενων ποινών.
  - Στην επιλογή γονέων χρησιμοποιείται η σχέση  $f(\mathbf{X}_i) = f(\mathbf{X}_i) \pm \text{Penalty}_i$
  
- 3) Προσθήκη μεταμοντέλων RBFN (Radial Basis Function Networks) για την **προσεγγιστική αξιολόγηση χαμηλού κόστους** των απογόνων.
  - Υιοθετούνται από το λογισμικό EASY.
  - Αποθηκεύονται ζεύγη απογόνων - αξιολογήσεων σε μια βάση δεδομένων, επομένως μπορεί να γίνει προ-αξιολόγηση των απογόνων.
  - Αξιολογούνται μόνο οι  $\lambda_e \ll \lambda$  καλύτεροι απόγονοι, οπότε και μειώνεται δραματικά το κόστος της βελτιστοποίησης ανά γενιά.

## ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΨΕΥΔΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΕΝΟΣ ΣΤΟΧΟΥ

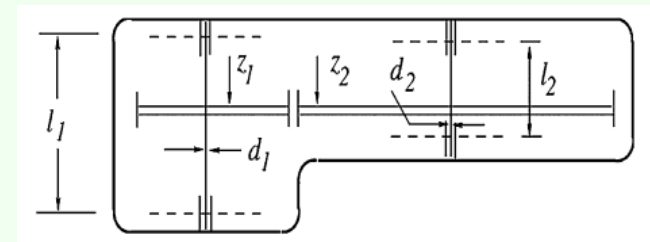
1) Σχεδιασμός Δικτυώματος Τριών Μελών  
 Συνάρτηση - Στόχος: Βάρος (Ελαχιστοποίηση)  
 Μεταβλητές Σχεδιασμού: 2  
 Περιορισμοί: 3



2) Σχεδιασμός Συγκολλητής Δοκού  
 Συνάρτηση - Στόχος: Κόστος (Ελαχιστοποίηση)  
 Μεταβλητές Σχεδιασμού: 4  
 Περιορισμοί: 7



3) Σχεδιασμός Μειωτήρα Στροφών  
 Συνάρτηση - Στόχος: Βάρος (Ελαχιστοποίηση)  
 Μεταβλητές Σχεδιασμού: 7  
 Περιορισμοί: 11



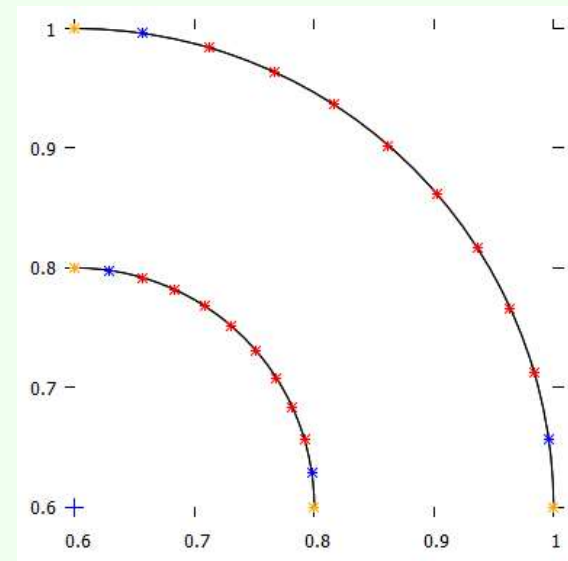
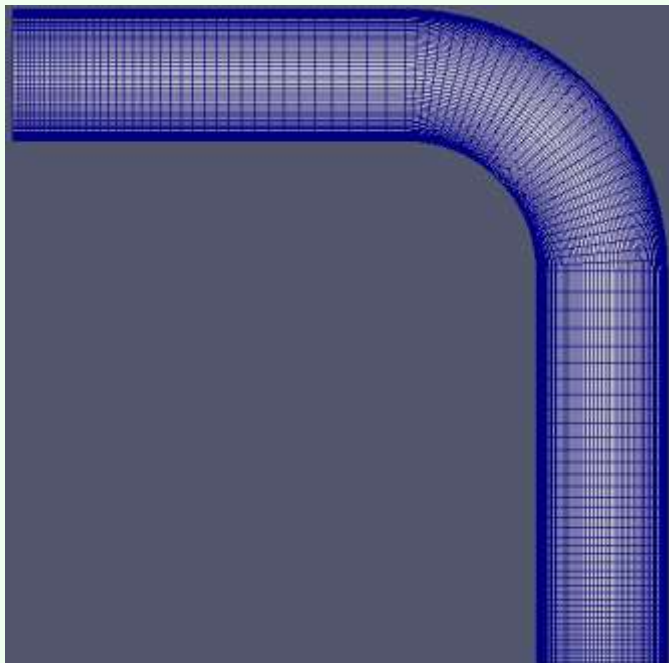
## ΠΡΟΒΛΗΜΑ CFD ΕΝΟΣ ΣΤΟΧΟΥ

Βελτιστοποίηση μορφής κλειστού αγωγού με καμπή  $90^\circ$

Συνάρτηση - Στόχος: Απώλειες Ολικής Πίεσης (Ελαχιστοποίηση)

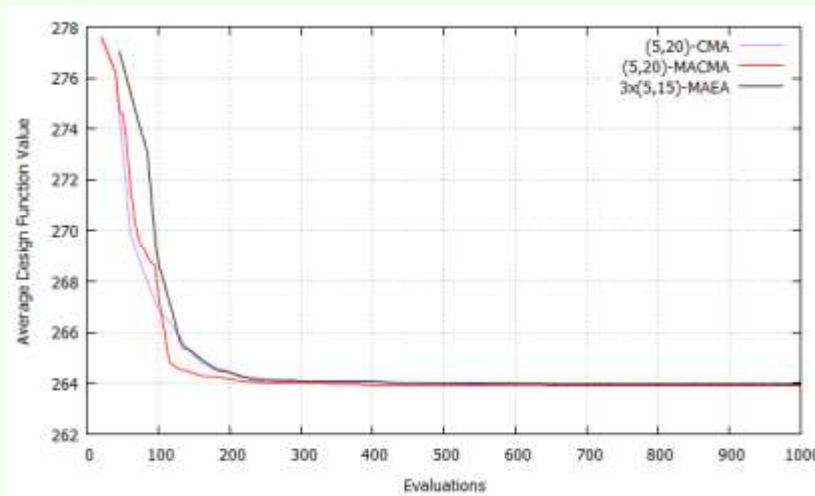
Μεταβλητές Σχεδιασμού: 16

Για την αξιολόγηση κάθε απογόνου επιλύονται οι διδιάστατες, χρονικά μόνιμες εξισώσεις Navier - Stokes για ασυμπίεστη και στρωτή ροή.



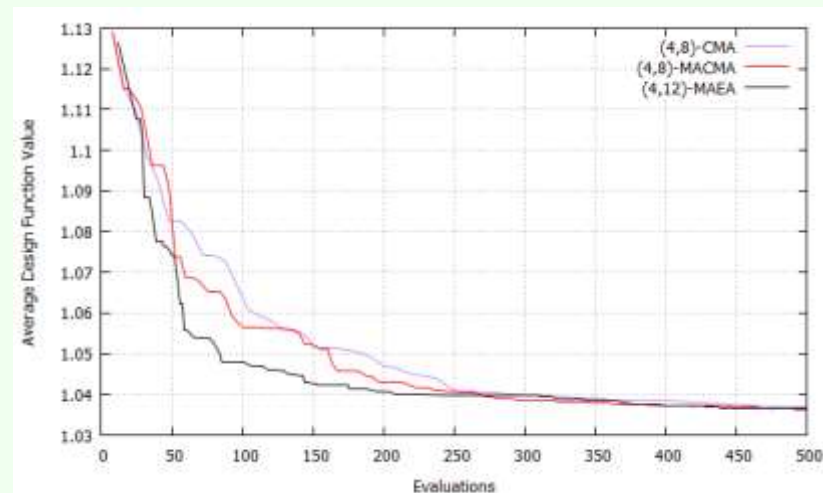
## ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ ΣΥΓΚΛΙΣΗΣ (1/2)

- Τα μεταμοντέλα **ενισχύουν σημαντικά** την απόδοση του αλγόριθμου CMA, ειδικά όταν το πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι **πολυδιάστατο**.



Διάγραμμα σύγκλισης για  
2 μεταβλητές σχεδιασμού

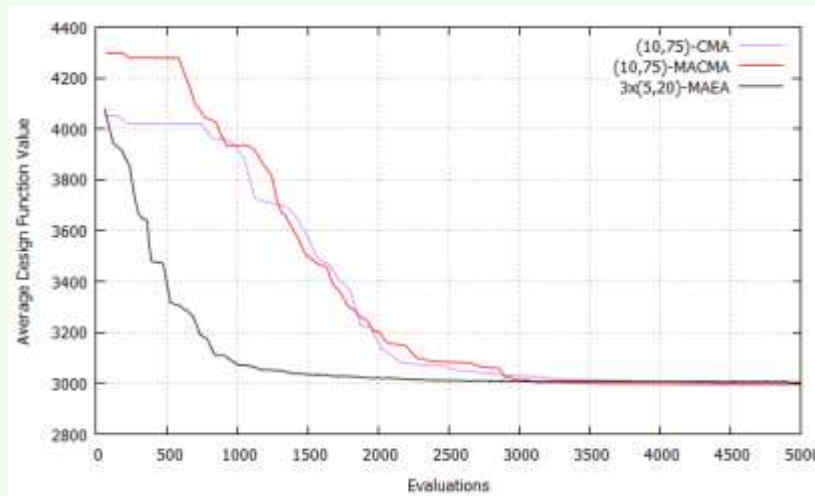
Διάγραμμα σύγκλισης για  
16 μεταβλητές σχεδιασμού





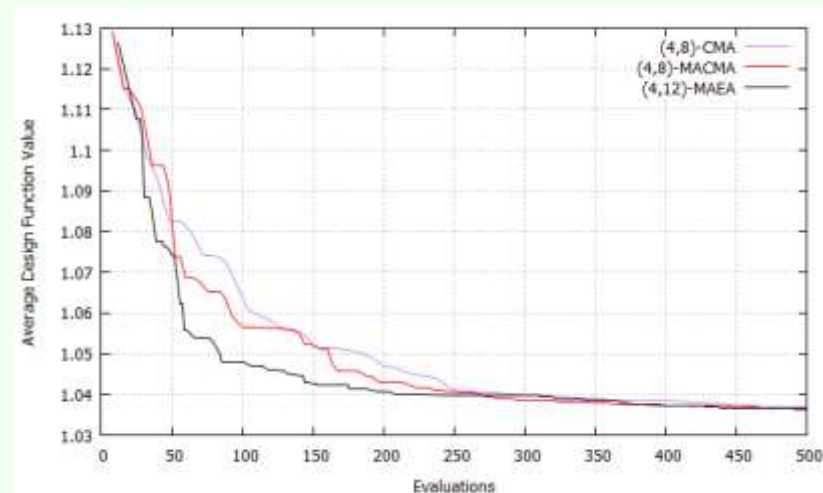
## ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ ΣΥΓΚΛΙΣΗΣ (2/2)

- Ο αλγόριθμος CMA **υστερεί στα αρχικά στάδια** της βελτιστοποίησης στα απαιτητικότερα προβλήματα του μειωτήρα στροφών και της καμπής 90°.



Διάγραμμα σύγκλισης του σχεδιασμού μειωτήρα στροφών

Διάγραμμα σύγκλισης της βελτιστοποίησης καμπής 90°



## ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

- Ο αλγόριθμος CMA εντοπίζει βέλτιστες λύσεις αντίστοιχης ποιότητας στα προβλήματα ψευδομηχανικής συγκριτικά με τους υπόλοιπους αλγόριθμους, απαιτώντας όμως **σημαντικά λιγότερες αξιολογήσεις**.

### Σχεδιασμός Δικτυώματος Τριών Μελών

**70% λιγότερες αξιολογήσεις** συγκριτικά με τον καλύτερο αλγόριθμο.

### Σχεδιασμός Συγκολλητής Δοκού

**70% λιγότερες αξιολογήσεις** συγκριτικά με τον καλύτερο αλγόριθμο.

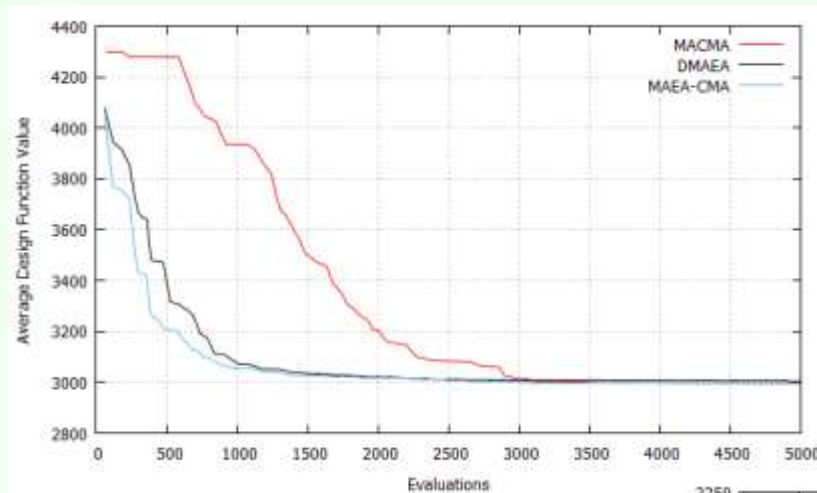
### Σχεδιασμός Μειωτήρα Στροφών

**5% λιγότερες αξιολογήσεις** συγκριτικά με τον καλύτερο αλγόριθμο.

- Η στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων δείχνει ότι ο αλγόριθμος CMA είναι μια **συνεπής** μέθοδος, αφού η διαφορά των τελικών λύσεων για 10 τρεξίματα κυμαίνεται στο **5<sup>ο</sup>** με **8<sup>ο</sup> σημαντικό ψηφίο**.

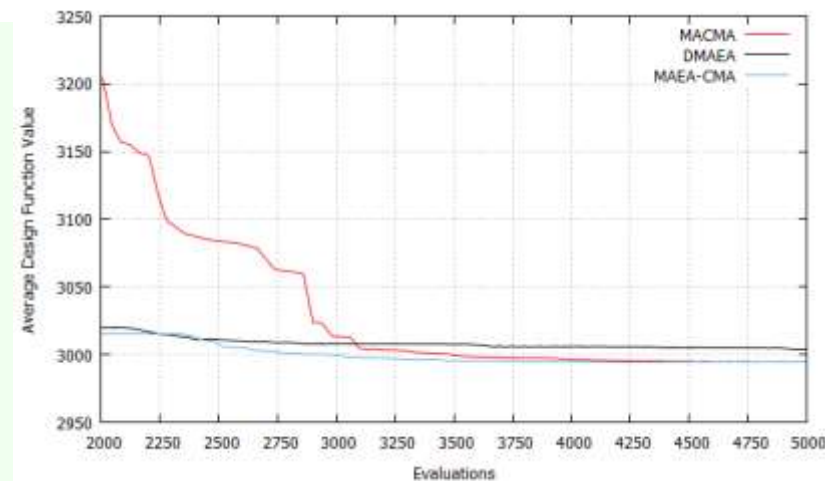
## ΥΒΡΙΔΙΚΟΣ ΜΑΕΑ-CMA

Ο γενικευμένος ΕΑ του **EASY** διακρίνεται στο αρχικό στάδιο της βελτιστοποίησης και ο **CMA** στο τελικό. Έτσι, επιλύεται ξανά το πρόβλημα του σχεδιασμού του μειωτήρα στροφών με έναν ενδεικτικό, υβριδικό αλγόριθμο.



**EASY** για 2000 αξιολογήσεις

Αλλαγή σε **CMA** για άλλες 3000



## ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ

- Ο αλγόριθμος CMA είναι μια αποτελεσματική μέθοδος βελτιστοποίησης με αδύναμο σημείο τα αρχικά στάδια της βελτιστοποίησης όταν το πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι ιδιαίτερα απαιτητικό.
- Ο υβριδικός αλγόριθμος δείχνει να συνδυάζει τα θετικά του γενικευμένου EA και του CMA, εξασφαλίζοντας καλή πορεία σύγκλισης σε όλα τα στάδια της βελτιστοποίησης.

## ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ

Το λογισμικό EASY μπορεί πράγματι να επωφεληθεί από την αφομοίωση στοιχείων της μεθόδου CMA.

Ως επόμενο βήμα προτείνεται η αυτοματοποίηση της εκκίνησης του CMA από τον υβριδικό αλγόριθμο με μια αποδοτική και κατάλληλη αρχικοποίηση των  $\mathbf{m}_0$ ,  $\mathbf{C}_0$  και  $\sigma_0$ , λαμβάνοντας υπόψη τις πληροφορίες από τις αρχικές γενιές.