

Συστήματα Επιχειρηματικής Ευφυΐας

Αλγόριθμος Σμήνους σωματιδίων (Particle Swarm Optimization - PSO)



Russel C. Eberhart (electrical engineer)

Τρίτη Διάλεξη - Περιεχόμενα (1)

1. Κοινωνικότητα - μια εγγενής ιδιότητα των ανθρώπων.
2. Κοινωνικότητα και ΗΥ.
3. Κοινωνικότητα και Τεχνητή Νοημοσύνη.
4. Αντιμετώπιση προβλήματος : δύο απαραίτητες συνιστώσες.
5. Η σύλληψη του PSO.
6. Αναλογία εννοιών του PSO και ορολογία.
7. Η κίνηση των particles.
8. Οι δύο χαρακτηριστικές ιδιότητες του PSO.
9. Ο ψευδό-κώδικας του PSO.
10. Demo του PSO από τον Maurice Clerck.

Τρίτη Διάλεξη - Περιεχόμενα (2)

11. Ρύθμιση παραμέτρων του PSO.
12. Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων.
13. Δημοσιεύσεις PSO ανά έτος.
14. PSO για διακριτό χώρο έρευνας.

Κοινωνικότητα - μια εγγενής ιδιότητα των ανθρώπων

- ▶ Ως κοινωνικότητα ορίζουμε την τάση και την ικανότητα του ανθρώπου να αλληλοεπιδρά με άλλα άτομα με αποτέλεσμα την αλλαγή στην αντιληπτική ικανότητα και στην συμπεριφορά του.
- ▶ Η αλληλεπίδραση των ατόμων συνίσταται στην ανταλλαγή κανόνων, υποδείξεων και πεποιθήσεων με αποτέλεσμα την αποτελεσματικότερη επεξεργασία των διάφορων πληροφοριών.
- ▶ Το αποτέλεσμα της κοινωνικότητας στο άτομο είναι η αλλαγή στον τρόπο σκέψης του.
- ▶ Χάρι στο εγγενές στοιχείο της κοινωνικότητας ο άνθρωπος κατορθώνει να προσαρμόζεται στις διαφοροποιήσεις του περιβάλλοντος, να λύνει προβλήματα και τελικά να επιβιώνει.

Κοινωνικότητα και ΗΥ

- ▶ Η κλασική επικοινωνία μεταξύ των υπό-ρουτινών (subroutines) ενός προγράμματος ΗΥ δεν συνιστά κοινωνικότητα, αφού αυτές δεν μεταβάλλουν τον τρόπο συμπεριφοράς τους ως αποτέλεσμα της επικοινωνίας και της ανταλλαγής πληροφοριών.
- ▶ Αν ο στόχος είναι να καταστήσουμε τους ΗΥ ικανούς να λύνουν δύσκολα προβλήματα, που επιλύει ο άνθρωπος, ή προβλήματα που λόγω της πολυπλοκότητάς τους ο άνθρωπος αδυνατεί να επιλύσει, τότε πρέπει να βασιστούμε στην τεράστια υπολογιστική ταχύτητα και την αλάνθαστη μνήμη των ΗΥ και ταυτόχρονα να προσδώσουμε σε αυτούς κάποια χαρακτηριστικά κοινωνικότητας.

Κοινωνικότητα και Τεχνητή Νοημοσύνη (1)

- ▶ Εν πολλοίς, η Τεχνητή Νοημοσύνη - TN (Artificial Intelligence - AI) έχει ως αντικείμενο την δημιουργία ευφυίας (τεχνητής) στους ΗΥ ανάλογης με αυτήν του ανθρώπου, με σκοπό να μπορούν οι ΗΥ να επιλύουν δύσκολα προβλήματα.
- ▶ Η Υπολογιστική Νοημοσύνη (Computational Intelligence ή Soft Computing), ως κλάδος της TN, διαθέτει αλγορίθμους οι οποίοι δίνουν αυτήν την ικανότητα στους ΗΥ.

Κοινωνικότητα και Τεχνητή Νοημοσύνη (2)

- ▶ Η ΥΝ δεν εκμεταλλεύεται απλώς την ασύλληπτη ταχύτητα και την τεράστια μνήμη των ΗΥ, διότι μόνο με την βοήθεια αυτών, ακόμη και τότε υπάρχουν προβλήματα που δεν επιλύονται, καθόσον η πολυπλοκότητά τους είναι μακράν πιο απαιτητική.
- ▶ Η ΥΝ χρησιμοποιεί κάποιους αλγορίθμους οι οποίοι εφοδιάζουν τον ΗΥ με (προσομοιωμένη) κοινωνικότητα. Ίσως αυτός να είναι ένας από τους λόγους της επιτυχίας της ΥΝ σε δύσκολα προβλήματα.
- ▶ Παραδείγματα τέτοιων αλγορίθμων είναι ο **PSO**, ο **Ant Colony Optimization (ACO)**, ο **Bee Algorithm**, ο **Artificial Fish Swarm Optimization (AFSO)**, ο **Cat Swarm Optimization (CSO)** κ.ά.

Αντιμετώπιση προβλήματος : δύο απαραίτητες συνιστώσες

- ▶ Ο άνθρωπος αντιμετωπίζει τις προβληματικές καταστάσεις βασιζόμενος (συνεκτιμώντας) την βέλτιστη ατομική του συμπεριφορά και επίδοση στο παρελθόν (**προσωπική συνιστώσα**), αλλά και την βέλτιστη συμπεριφορά και επίδοση του κοινωνικού συνόλου στο οποίο είναι ενταγμένος (**κοινωνική συνιστώσα**).
- ▶ Τελικά, τα κοινωνικά άτομα αντιδρούν (και μαθαίνουν) τόσο με βάση την προσωπική τους εμπειρία όσο και την κοινωνική εμπειρία.

Η σύλληψη του PSO

- ▶ Ο αλγόριθμος Particle Swarm Optimization προτάθηκε από τον Κοινωνικό Ψυχολόγο James Kennedy και τον Ηλεκτρολόγο Μηχανικό Russel C. Eberhart το 1995.
- ▶ Η δομή του προσομοιώνει την συμπεριφορά ενός σμήνους πτηνών ή ψαριών κατά την αναζήτηση της τροφής τους.
- ▶ Κάθε μέλος του σμήνους περιφέρεται στο χώρο έρευνας αναζητώντας τροφή, ακολουθώντας την δική του εμπειρία που έχει ήδη αποκτήσει στο παρελθόν. Όμως, μόλις κάποιο μέλος εντοπίσει τροφή, τότε τα υπόλοιπα μέλη του σμήνους πληροφορούνται το γεγονός. Στο σημείο αυτό, η «πτήση» των μελών επηρεάζεται και από την προσωπική εμπειρία τους αλλά και από την κοινωνική εμπειρία, καθώς σπεύδουν να εξερευνήσουν την περιοχή στην οποία έχει ανακαλυφθεί η τροφή από κάποιο μέλος του σμήνους.

Αναλογία εννοιών του PSO και ορολογία (1)

- ▶ Η διαδικασία αναζήτησης τροφής αντιστοιχεί στην διαδικασία βελτιστοποίησης
- ▶ Η μεγαλύτερη ποσότητα τροφής (που είναι ο στόχος του σμήνους) αντιστοιχεί στην βέλτιστη λύση του προβλήματος βελτιστοποίησης.
- ▶ Το σμήνος είναι ένας πληθυσμός από αλληλοεπιδρώντα στοιχεία, ο οποίος είναι σε θέση να βελτιστοποιήσει την λύση ενός προβλήματος μέσω συλλογικής έρευνας του χώρου. Η γενικά στοχαστική κίνηση των στοιχείων στο χώρο έρευνας γύρω από ένα «κέντρο βάρους» του πληθυσμού, τελικά οδηγεί στην σύγκλιση του αλγορίθμου.
- ▶ Το particle είναι ένα άυλο σωματίδιο. Αν ήταν ακίνητο θα το ονομάζαμε σημείο.

Αναλογία εννοιών του PSO και ορολογία (2)

- ▶ Το particle φέρει την πληροφορία της θέσης του, μέσω συντεταγμένων, οι οποίες αντιστοιχούν στο χώρο έρευνας. Αναφερόμαστε λοιπόν στο διάνυσμα της θέσης του particle. (**position**).
- ▶ Σε κάθε particle (διάνυσμα θέσης) αντιστοιχεί ένα διάνυσμα ταχύτητας (**velocity**), με ίσο πλήθος συνιστωσών όσο και του διανύσματος θέσης.
- ▶ Η καλύτερη θέση που έχει ανακαλύψει το κάθε particle κατά το παρελθόν (προηγούμενες γενεές) ονομάζεται **personal Best** του particle. Προφανώς, έχουμε τόσα personal bests όσα και particles.
- ▶ Η καλύτερη ανακαλυφθείσα θέση από όλα τα particles γενικά, ονομάζεται **global best**. Το global best είναι απλά το αντίγραφο της θέσης του καλύτερου particle στην τρέχουσα γενεά.

Η κίνηση των particles

- ▶ Απαραίτητη προϋπόθεση για διερεύνηση του χώρου είναι η κίνηση (πτήση) των particles. Αυτή μπορεί να επιτευχθεί με αλλαγή των τιμών των συντεταγμένων του διανύσματος θέσης του κάθε particle.
- ▶ Προκειμένου να αλλάξουμε τις τιμές των συντεταγμένων ενός particle, ώστε να επιτύχουμε την κίνηση του particle, απλώς προσθέτουμε το αντίστοιχο διάνυσμα ταχύτητας στο διάνυσμα θέσης. Με αυτόν τον τρόπο έχουμε ένα νέο διάνυσμα θέσης του particle και συνεπώς μια νέα θέση αυτού.
- ▶ Η πρόσθεση του διανύσματος της ταχύτητας στο διάνυσμα θέσης του particle συμβαίνει μια φορά σε κάθε γενεά.
- ▶ Το διάνυσμα της ταχύτητας ενσωματώνει τον προσωπικό αλλά και τον κοινωνικό παράγοντα εμπειρίας του particle.

Οι δύο χαρακτηριστικές ισότητες του PSO (1)

- ▶ Σε κάθε γενεά, το διάνυσμα της ταχύτητας V ενός particle k από τα N που έχει το σμήνος υπολογίζεται με βάση την ισότητα:

$$V_k^{t+1} = V_k^t + c1 * rand() * (global_best^t - X_k^t) + c2 * rand() * (personal_best_k - X_k^t)$$

- Όπου X_k^t είναι το διάνυσμα της θέσης του k particle στην γενεά t ,
 V_k^t είναι το διάνυσμα της ταχύτητας στην γενεά t ,
 V_k^{t+1} είναι το νέο διάνυσμα ταχύτητας στην νέα γενεά $t+1$,
 $c1$ και $c2$ σταθερές περίπου ίσες με 2,
 $rand()$ τυχαίοι ομοιόμορφα επιλεγμένοι αριθμοί στο διάστημα $[0, 1]$

Οι δύο χαρακτηριστικές ισότητες του PSO (2)

- ▶ Αφού υπολογιστεί το διάνυσμα της ταχύτητας V στην νέα γενεά, προσθέτουμε αυτό το διάνυσμα στο διάνυσμα θέσης του particle και έτσι έχουμε την νέα θέση του particle. Δηλαδή:

$$X_k^{t+1} = X_k^t + V_k^{t+1}$$

- ▶ Σημειώνεται ότι ο δεύτερος προσθετέος στην ισότητα της ταχύτητας ωθεί το particle προς το συνολικά ανακαλυφθέν βέλτιστο (κοινωνική εμπειρία), ενώ ο τρίτος προσθετέος ωθεί το particle προς την καλύτερη προσωπική θέση του particle (προσωπική εμπειρία).

Ο ψευδό-κώδικας του PSO

- ▶ 1. Αρχικοποίησε το σμήνος, δηλαδή θέσε με τυχαίο τρόπο τα διανύσματα θέσης των N particles.
- ▶ 2. Θέσε το personal best κάθε particle ίσο με το διάνυσμα θέσης του κάθε particle.
- ▶ 3. Αρχικοποίησε τα διανύσματα των ταχυτήτων με τυχαίο τρόπο, ένα για κάθε particle.
- ▶ 4. Υπολόγισε το fitness όλων των particles.
- ▶ 5. Εντόπισε το ολικά βέλτιστο global best, δηλαδή το διάνυσμα θέσης με το καλύτερο fitness.
- ▶ 6. Υπολόγισε το νέο διάνυσμα ταχύτητας για κάθε particle.
- ▶ 7. Πρόσθεσε το διάνυσμα της ταχύτητας κάθε particle στο διάνυσμα θέσης κάθε particle ώστε να βρεις την νέα θέση του κάθε particle. (νέο διάνυσμα θέσης).
- ▶ 8. Για κάθε ένα particle έλεγξε αν βρίσκεται σε καλύτερη θέση από το personal best αυτού, δηλαδή αν το fitness του νέου διανύσματος θέσης είναι καλύτερο από το fitness του personal best, και αν ναι ενημέρωσε το personal best, δηλαδή θέσε personal best = νέο διάνυσμα θέσης του particle.
- ▶ 9. Κάνε το ίδιο για το global best.
- ▶ 10. Αν δεν ικανοποιήθηκαν τα κριτήρια τερματισμού επανάλαβε για την επόμενη γενεά, δηλαδή από το βήμα 6, αλλιώς επίστρεψε το global best ως λύση.

Demo του PSO από τον Maurice Clerk (1)

<http://www.macs.hw.ac.uk/~dwcorne/mypages/apps/ps0.html>



Demo του PSO από τον Maurice Clerk (2)

<http://www.macs.hw.ac.uk/~dwcorne/mypages/apps/ps0.html>



Ρύθμιση παραμέτρων του PSO

- ▶ Μέγεθος πληθυσμού: συνήθως 10 - 50 particles είναι ικανοποιητικό μέγεθος.
- ▶ $C1$: η τιμή του καθορίζει την βαρύτητα που αποδίδει ο χρήστης στην **κοινωνική** εμπειρία-όσο μεγαλύτερη τιμή τόσο ωθείται προς το **global best**
- ▶ $C2$: η τιμή του καθορίζει την βαρύτητα που αποδίδει ο χρήστης στην προσωπική εμπειρία-όσο μεγαλύτερη τιμή τόσο ωθείται προς το **personal best**
- ▶ Συνήθως $C1 + C2$ περίπου ίσο με 4, αλλά οι τιμές ρυθμίζονται εμπειρικά.
- ▶ Προκειμένου κατά την πτήση τους τα particles να μην ξεφύγουν από τα όρια του χώρου έρευνας, πρέπει η τιμή της κάθε συντεταγμένης του διανύσματος της ταχύτητας να περιορίζεται από μια μέγιστη τιμή, έστω V_{max} . Αν μια συντεταγμένη ξεπεράσει το V_{max} τότε τίθεται ίση με V_{max} .
- ▶ Πολύ **χαμηλή τιμή** του V_{max} συνεπάγεται **αργό αλγόριθμο**, ενώ πολύ **υψηλή** συνεπάγεται **ασταθή** αλγόριθμο.

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (1)

- ▶ De Jong's function:

$$f(x) = x^2 + y^2$$

minimum = 0, for $x = y = 0$

- ▶ Rosenbrock's valley: $f(x) = 100(y - x^2)^2 + (1 - x)^2$

minimum = 0, for $x = y = 1$

- ▶ Rastrigin's function:

$$f(x) = 20 + x^2 - 10 \cos(2\pi x) + y^2 - 10 \cos(2\pi y)$$

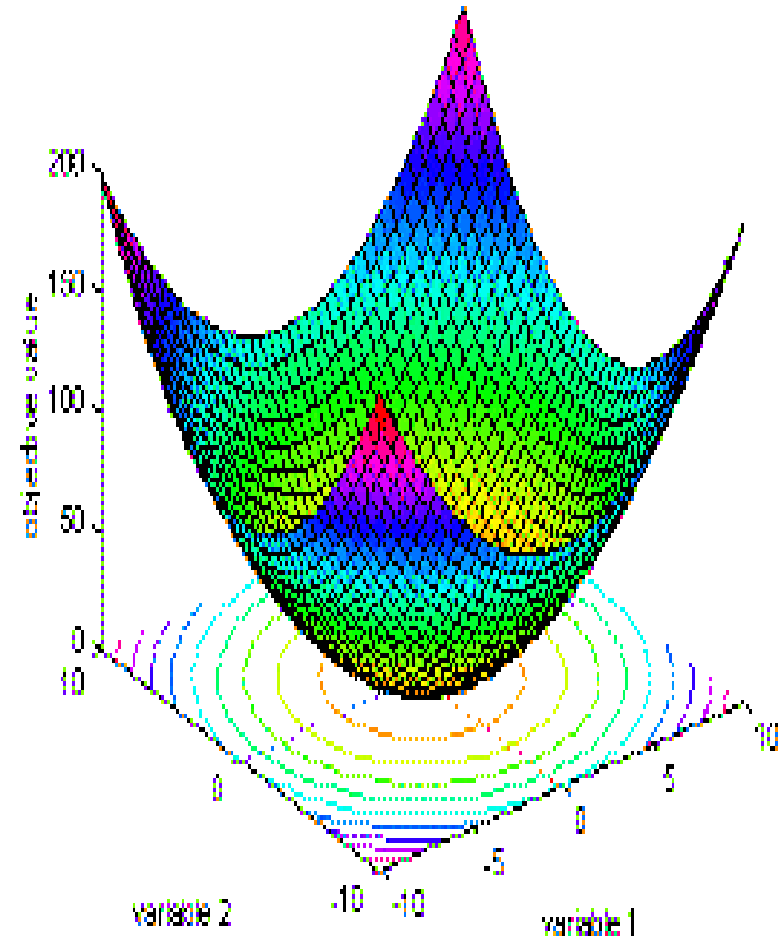
minimum = 0, for $x = y = 0$

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (2)

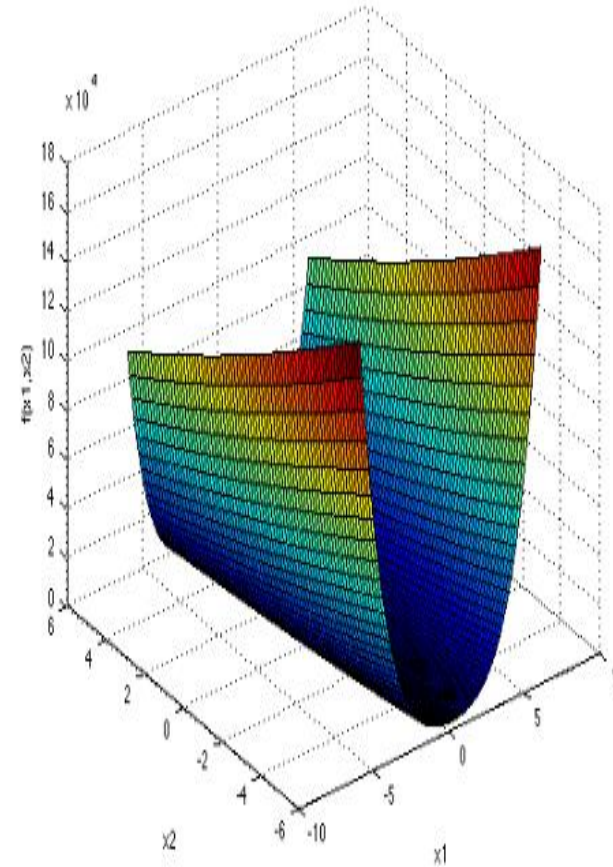
ROSENBROCK FUNCTION

RASTRIGIN FUNCTION

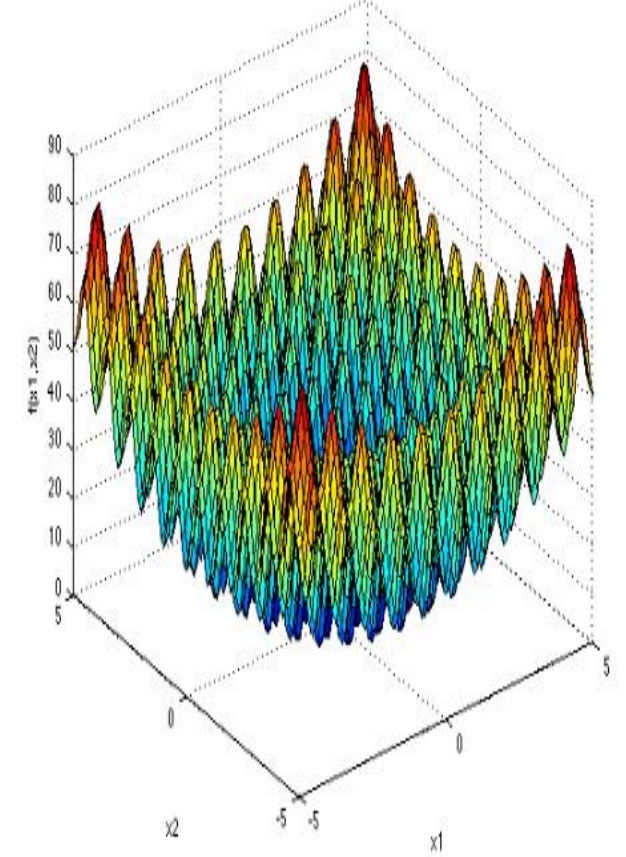
DE JONG'S function 1



Rosenbrock Function



Rastrigin Function



De Jong's function

Rosenbrock's valley

Rastrigin's function

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (3) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

Particle Swarm Optimization Visualization

What am I looking at?

Optimization Function [?]

De Jong's function ▾

Parameters [?]

χ	0.72984
c_1	2.05
c_2	2.05
n	10

Use "ball method" (experimental)

Stop Reset Start

Options [?]

- Draw function in background
- Draw known minimum (red)
- Draw global minimum (green)
- Draw local minima (yellow)
- Draw particles (black)

Click 'Start' to begin

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (4) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

De Jong's function Τάση προς το global best ($c1 = 2.5$, $c2 = 0.5$) **Success**

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (5) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

De Jong's function Τάση προς το personal best ($c1 = 0.5$, $c2 = 2.5$) **Success**

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (5) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

De Jong's function Ισορροπημένη τάση ($c1 = 2.05$, $c2 = 2.05$) **Success**

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (6) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

Rosenbrock's valley Τάση προς το global best ($c1 = 2.5$, $c2 = 0.5$) **Success**

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (7) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

Rosenbrock's valley Τάση προς το personal best (c1 = 0.5, c2 = 2.5) **Failure**

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (8) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

Rosenbrock's valley Ισορροπημένη τάση ($c1 = 2.05$, $c2 = 2.05$) **Success**

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (9) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

Rastrigin's function Τάση προς το global best ($c1 = 2.5$, $c2 = 0.5$) **Success**

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (10) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

Rastrigin's function Τάση προς το personal best (c1 = 0.5, c2 = 2.5) **Failure**

Βελτιστοποίηση τριών γνωστών συναρτήσεων (11) από τον Brian Shourd (<http://brianshourd.com/pso/>)

Rastrigin's function Ισορροπημένη τάση (c1 = 2.05, c2 = 2.05) **Success**

Δημοσιεύσεις PSO ανά έτος

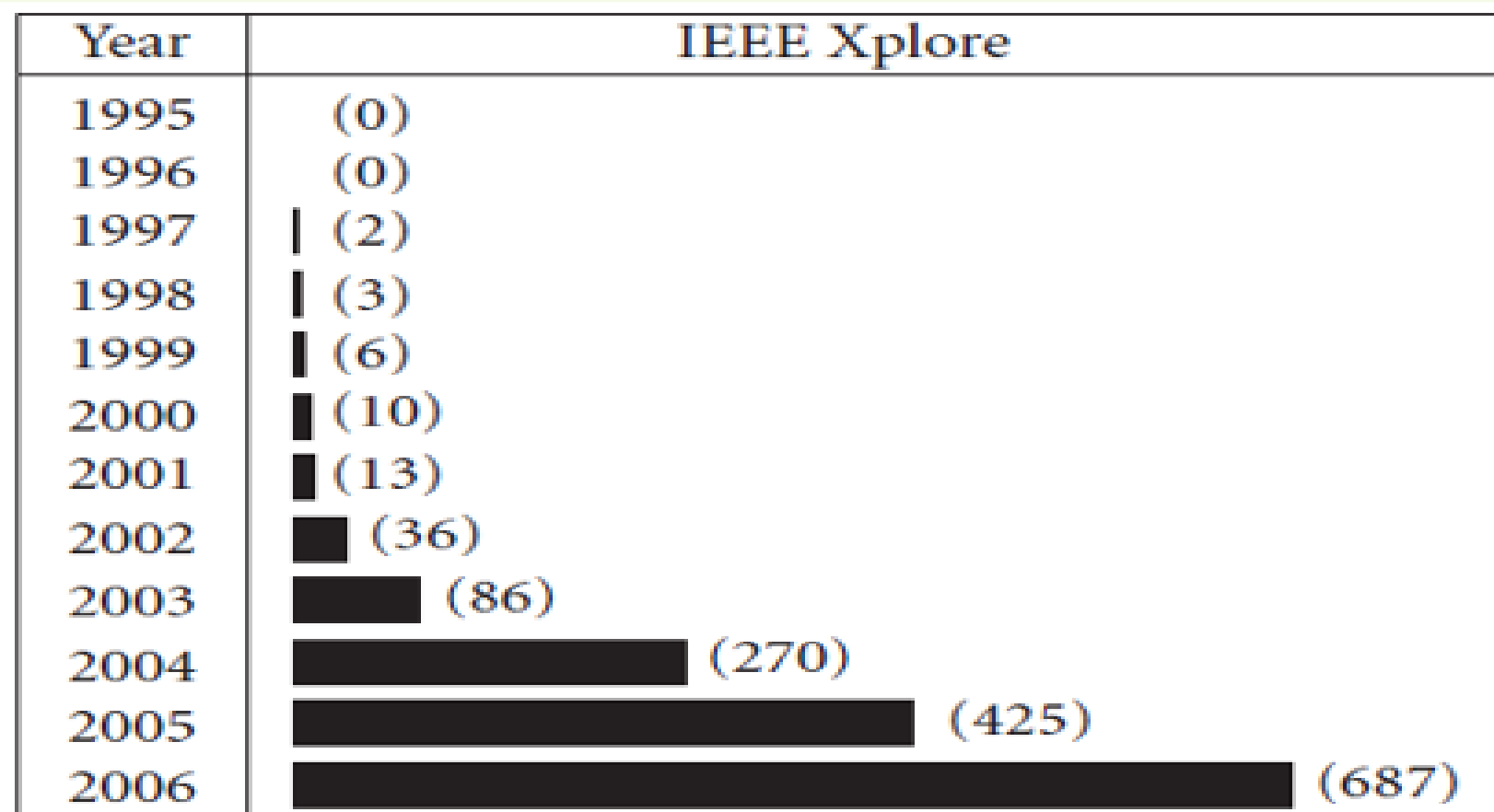


FIGURE 4: PSO papers by year.

Poli, R. (2008). ["Analysis of the publications on the applications of particle swarm optimisation"](#). *Journal of Artificial Evolution and Applications* 2008

PSO για διακριτό χώρο έρευνας.

- ▶ Υπάρχουν αρκετές παραλλαγές του PSO για συνεχή χώρο, π.χ. :
 - ❑ SPSO2011
 - ❑ Balanced PSO
 - ❑ Tribes PSO
- ▶ Οι εκδόσεις του PSO για συνεχή χώρο προφανώς δεν εφαρμόζονται σε διακριτό χώρο.
- ▶ Δεν υπάρχει καθιερωμένη έκδοση του PSO για διακριτό χώρο. Σε κάθε πρόβλημα διακριτού χώρου είναι δυνατόν να εφαρμόζεται διαφορετική εκδοχή του PSO (**problem dependent**)

Σας ευχαριστώ για την προσοχή σας

