



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών
Τομέας Ρευστών
Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών
Μονάδα Παράλληλης Υπολογιστικής Ρευστοδυναμικής &
Βελτιστοποίησης

**Εξελικτικοί Αλγόριθμοι Χαμηλού Κόστους Υποβοηθούμενοι από
Μεταπρότυπα και Εφαρμογές τους στη Βελτιστοποίηση
Μορφής στη Ρευστοδυναμική**

Διδακτορική Διατριβή

Δημήτριος Η. Καψούλης

Επιβλέπων: Κυριάκος Χ. Γιαννάκογλου
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, 2019



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών
Τομέας Ρευστών
Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών
Μονάδα Παράλληλης Υπολογιστικής Ρευστοδυναμικής &
Βελτιστοποίησης

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι Χαμηλού Κόστους Υποδοθηούμενοι από Μεταπρότυπα και Εφαρμογές τους στη Βελτιστοποίηση Μορφής στη Ρευστοδυναμική

Διδακτορική Διατριβή

Δημήτριος Η. Καψούλης

Επταμελής Εξεταστική Επιτροπή:

1. Κυριάκος Γιαννάκογλου*(Επιβλέπων), Καθηγητής, ΕΜΠ,
Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών
2. Νικόλαος Λαγαρός*, Αναπληρωτής Καθηγητής, Κοσμήτορας, ΕΜΠ,
Σχολή Πολιτικών Μηχανικών
3. Ανδρέας Μπουντουβής*, Καθηγητής, ΕΜΠ,
Σχολή Χημικών Μηχανικών
4. Κωνσταντίνος Μαθιουδάκης, Καθηγητής, ΕΜΠ,
Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών
5. Δημήτριος Μπούρης, Αναπληρωτής Καθηγητής, ΕΜΠ,
Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών
6. Αθανάσιος Τόλης, Αναπληρωτής Καθηγητής, ΕΜΠ,
Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών
7. Ιωάννης Νικολός, Καθηγητής, Πολυτεχνείο Κρήτης,
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης

**Μέλος της Τριμελούς Συμβουλευτικής Επιτροπής*

Αθήνα, 2019

Περίληψη

Σκοπός της Διδακτορικής Διατριβής είναι να προτείνει, προγραμματίσει και αξιολογήσει αναβαθμίσεις υπάρχουσών μεθόδων βελτιστοποίησης αεροδυναμικών/υδροδυναμικών μορφών με βάση τους εξελικτικούς αλγορίθμους (EA). Η αποδοτικότητα των προτεινόμενων βελτιώσεων επιδεικνύεται σε πραγματικές εφαρμογές από τον τομέα της υπολογιστικής ρευστοδυναμικής (ΥΡΔ) που απαιτούν υπολογιστικά ακριβή λογισμικό αξιολόγησης. Οι προτεινόμενες μέθοδοι μειώνουν αισθητά το υπολογιστικό κόστος βελτιστοποίησης σε σύγκριση με προϋπάρχουσες μεθόδους, οι οποίες βασίζονται σε EA ενισχυμένους με χρήση μεταπροτύπων (Metamodel-Assisted EA, MAEA) και κατανεμημένης αναζήτησης. Όλα τα μεταπρότυπα, κυρίως δίκτυα ακτινικής βάσης, είναι εξατομικευμένα και συνδεδεμένα με την εξέλιξη, που σημαίνει ότι, κατά τη διάρκεια της εξέλιξης, εκπαιδεύεται ένα μεταπρότυπο τοπικής εμβέλειας για κάθε νέο άτομο προς αξιολόγηση. Η χρήση αυτή των μεταπροτύπων έρχεται σε αντίθεση με τη χρήση μεταπροτύπων αποσυνδεδεμένων από την εξέλιξη, η οποία συνηθίζεται στην πλειονότητα των συναφών μεθόδων βελτιστοποίησης της βιβλιογραφίας. Δεδομένου του υψηλού υπολογιστικού κόστους ανά αξιολόγηση, η παραλληλοποίηση, με τη έννοια της ταυτόχρονης αξιολόγησης των υποψηφίων λύσεων στην πολυεπεξεργαστική συστοιχία της Μονάδας Παράλληλης Υπολογιστικής Ρευστοδυναμικής & Βελτιστοποίησης (ΜΠΥΡΒ) του Εργαστηρίου Θερμικών Στροβιλομηχανών του ΕΜΠ, είναι απολύτως απαραίτητη. Όλες οι προτεινόμενες μέθοδοι έχουν αναπτυχθεί στη γενικής φύσης πλατφόρμα βελτιστοποίησης EASY (Evolutionary Algorithm SYstem) που αναπτύχθηκε από την ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ. Σε όλα τα προβλήματα βελτιστοποίησης, το λογισμικό αξιολόγησης για κάθε υποψήφια λύση είναι ο επιλύτης ροών με τεχνικές ΥΡΔ PUMA, που έχει αναπτυχθεί από την ίδια ομάδα και τρέχει σε επεξεργαστές καρτών γραφικών. Μόνο στην περίπτωση της βελτιστοποίησης της διαφραγματικής μικρο-αντλίας χωρίς βαλβίδες, χρησιμοποιείται ένας διαφορετικός επιλύτης ΥΡΔ που βασίζεται στη μέθοδο των τεμνομένων κυψελών.

Οι πιο σημαντικές συνεισφορές αυτής της εργασίας είναι οι ακόλουθες:

α) Η χρήση της Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis, PCA) για την υποβοήθηση των EA. Σε αυτήν τη Διατριβή, χρησιμοποιείται η PCA με συναρτήσεις πυρήνα (Kernel PCA) και δείχνεται ότι παρέχει καλύτερα αποτελέσματα σε σύγκριση με τη γραμμική PCA, που χρησιμοποιείτο προηγουμένως. Στην αρχή κάθε γενιάς, η PCA εκτελεί μια ιδιοανάλυση του πληθυσμού των απογόνων. Τα προκύπτοντα ιδιοδιανύσματα ορίζουν ένα νέο χώρο των χαρακτηριστικών, στον οποίο μετασχηματίζονται τα μέλη του πληθυσμού. Οι τελεστές εξέλιξης εφαρμόζονται στο χώρο των χαρακτηριστικών όπου εκεί λειτουργούν βέλτιστα. Επιπλέον, η PCA βοηθά τους MAEA. Τα μεταπρότυπα εκπαιδεύονται με τις πιο σημαντικές μεταβλητές ενώ οι υπόλοιπες αποκόπτονται με ασφάλεια, καθώς εισάγουν θόρυβο στις προβλέψεις. Η PCA προσδιορίζει τις πιο σημαντικές κατευθύνσεις (μεταβλητές) στο χώρο των χαρακτηριστικών. Τα μεταπρότυπα εκπαιδεύονται με δεδομένα τα οποία

μετασχηματίζονται στο χώρο των χαρακτηριστικών όπου αποκόπτονται οι λιγότερο σημαντικές μεταβλητές. Κατά συνέπεια, μειώνεται το κόστος εκπαίδευσης των μεταπρωτύπων και οι προβλέψεις τους γίνονται πιο αξιόπιστες. Η διπλή χρήση της PCA οδηγεί σε καλύτερη απόδοση του ΕΑ.

β) Ένας Υβριδικός Αλγόριθμος βασισμένος στην PCA με στόχο τη μέγιστη απόδοση σε προβλήματα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης. Αυτή η υβριδική μέθοδος συνδυάζει τα πλεονεκτήματα του ΕΑ και εκείνα της μεθόδου βελτιστοποίησης με χρήση παραγώγων (Gradient-Based, GB). Ο ΕΑ ανιχνεύει το χώρο σχεδιασμού, ενώ η μέθοδος GB ανανεώνει τακτικά τις πιο υποσχόμενες λύσεις. Οι απαιτούμενες κλίσεις των αντικειμενικών συναρτήσεων ως προς τις μεταβλητές σχεδιασμού υπολογίζονται αποτελεσματικά με τη συνεχή συζυγή μέθοδο που αναπτύχθηκε και προγραμματίστηκε στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ, το κόστος της οποίας είναι ανεξάρτητο από τον αριθμό των μεταβλητών σχεδιασμού. Στην πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση, η κατεύθυνση κατά την οποία η μέθοδος GB ανανεώνει τα επιλεγμένα άτομα είναι εξαιρετικής σημασίας. Η γραμμική PCA υπολογίζει τις κύριες συνιστώσες του χώρου των συναρτήσεων-στόχων χρησιμοποιώντας τις τιμές που αυτές λαμβάνουν για τα άτομα του τρέχοντος μετώπου των μη-κυριαρχούμενων λύσεων. Η κύρια συνιστώσα (κατεύθυνση) που αντιστοιχεί στην ελάχιστη διακύμανση είναι κάθετη στο τρέχον μέτωπο και δείχνει προς την κατεύθυνση η οποία ταυτόχρονα βελτιώνει όλες τις συναρτήσεις-στόχους, για αυτό και χρησιμοποιείται για την ανανέωση με GB. Η προτεινόμενη υβριδική μέθοδος αποδίδει καλύτερα από τους μη-υβριδικούς ΕΑ.

γ) Πολυκριτηριακή Λήψη Αποφάσεων (Multi-Criteria Decision Making, MCDM) εντός των ΕΑ για να ληφθούν υπόψη οι προτιμήσεις του Λήπτη Αποφάσεων κατά την εξέλιξη. Σε αντίθεση με τους ΕΑ πολλών στόχων που ενδέχεται να μην καλύπτουν επαρκώς τις προτιμώμενες περιοχές του χώρου των συναρτήσεων-στόχων, η χρήση τεχνικών MCDM οδηγεί περισσότερες μη-κυριαρχούμενες λύσεις προς τις περιοχές αυτές. Αυτό, στη Διδακτορική αυτή Διατριβή, επιτυγχάνεται με τη χρήση της MCDM μεθόδου Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS), η οποία επηρεάζει την επιλογή γονέων και την αποκοπή των μη-κυριαρχούμενων λύσεων από το τρέχον μέτωπο.

δ) Πρόβλεψη ροής με Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα (Deep Neural Networks, DNN) για την υποβοήθηση στο σχεδιασμό/βελτιστοποίηση αεροδυναμικών σχημάτων. Αφού έχουν εκπαιδευτεί σε βάσεις δεδομένων προσομοιώσεων οι οποίες πραγματοποιήθηκαν με τη χρήση λογισμικού ΥΡΔ, τα DNN μαθαίνουν να προβλέπουν το πεδίο ροής γύρω/μέσα στα αεροδυναμικά σώματα, όπως αεροσκάφη, πτερύγια και θερμικές στροβιλομηχανές. Στη Διδακτορική αυτή Διατριβή, η επεξεργασία των δεδομένων εισόδου και εξόδου του DNN γίνεται σε μορφή εικόνων, σε 2Δ περιπτώσεις, και σε μορφή ανεπεξέργαστων δεδομένων, σε 3Δ περιπτώσεις. Τα DNN δοκιμάζονται σε νέα αεροδυναμικά σχήματα και αποδεικνύεται η ικανότητά τους να αναπαράγουν τα αποτελέσματα κωδίκων ΥΡΔ με υψηλή ακρίβεια και χαμηλό υπολογιστικό κόστος (μη συμπεριλαμβανομένου του κόστους εκπαίδευσης). Τα DNN χρησιμοποιούνται ως αποσυνδεδεμένα από την εξέλιξη μεταπρωτύπα, σε αντίθεση με τα συνδεδεμένα

με την εξέλιξη μεταπρότυπα που παρουσιάστηκαν προηγουμένως.

Οι προαναφερθείσες μέθοδοι μπορούν να λειτουργούν συνεργατικά ή ξεχωριστά για τη βελτίωση της απόδοσης των μεθόδων βελτιστοποίησης που βασίζονται σε ΕΑ, όπως αποδεικνύεται σε δύο ομάδες εφαρμογών. Η πρώτη ομάδα αποτελείται από κάποια "τυπικά" προβλήματα αεροδυναμικής βελτιστοποίησης, που ονομάζονται προβλήματα αναφοράς. Κάθε φορά που παρουσιάζεται μια νέα προτεινόμενη μέθοδος, τα προβλήματα αυτά επανεξετάζονται. Με αυτόν τον τρόπο, ο αναγνώστης αξιολογεί με σαφήνεια και συγκριτικά τα πλεονεκτήματα κάθε προτεινόμενης παραλλαγής. Σε ξεχωριστό κεφάλαιο της Διδακτορικής Διατριβής, παρουσιάζονται ορισμένα βιομηχανικά προβλήματα τα οποία βελτιστοποιούνται με τις πιο αποτελεσματικές από τις προτεινόμενες μεθόδους. Στα προβλήματα αυτά περιλαμβάνουν τη βελτιστοποίηση του σχήματος: (α) μιας διαμόρφωσης πτέρυγας-ατράκτου αεροσκάφους, (β) του αυτοκινήτου DrivAer, (γ) ενός ελαφρού ανεμόπτερου, (δ) ενός δρομέα υδροστροβίλου Francis και (ε) μιας διαφραγματικής μικρο-αντλίας χωρίς βαλβίδες.

Λέξεις κλειδιά: Εξελικτικοί Αλγόριθμοι, Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση, Μεταπρότυπα, Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών με Συναρτήσεις Πυρήνα, Υβριδική Βελτιστοποίηση, Πολυκριτηριακή Λήψη Αποφάσεων, Βελτιστοποίηση με χρήση Παραγώγων, Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα, Υπολογιστική Ρευστοδυναμική.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά όλους όσους με βοήθησαν κατά την διάρκεια της Διδακτορικής μου Διατριβής, πρωτίστως τον επιβλέποντα της Διατριβής Καθηγητή ΕΜΠ Κ. Γιαννάκογλου, που μου έδωσε την ευκαιρία να εκπονήσω τη διπλωματική μου εργασία και τη Διδακτορική μου Διατριβή υπό την επίβλεψή του. Νιώθω ιδιαίτερη τιμή που συμμετείχα στις ερευνητικές δραστηριότητες της Μονάδας Παράλληλης Υπολογιστικής Ρευστοδυναμικής & Βελτιστοποίησης του ΕΜΠ και ικανοποίηση που κατάφερα να συμβάλλω στον εμπλουτισμό των υπολογιστικών εργαλείων της. Θα ήθελα επιπλέον να τον ευχαριστήσω για την καθοδήγηση και υποστήριξη που μου παρείχε τα τελευταία 6 χρόνια, για την υπομονή και το χρόνο που διέθεσε καθόλη τη διάρκεια της συνεργασίας μας, μέχρι και για τη λεπτομερή διόρθωση του κειμένου της Διατριβής μου και όλων των δημοσιεύσεων που πραγματοποιήθηκαν κατά τη διάρκειά της. Η βοήθεια που μου προσέφερε όλα αυτά τα χρόνια είναι ανεκτίμητη.

Στη συνέχεια, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα άλλα δύο μέλη της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής, Καθηγητή ΕΜΠ, Α. Μπουντουβή και Αν. Καθηγητή ΕΜΠ, Ν. Λαγαρό, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξαν με την ανάθεση της διατριβής, τις εύστοχες παρατηρήσεις τους σχετικά με την εργασία και τις υποδείξεις τους για την παρουσίασή της.

Την ευγνωμοσύνη μου θα ήθελα να εκφράσω και απέναντι στα τα μέλη της ερευνητικής ομάδας, Δρ. Βαρβάρα Ασούτη, Δρ. Κωνσταντίνο Τσιάκα, Δρ. Ξενοφόντα Τρομπούκη, Υπ. Διδ. Κωνσταντίνο Σαμούχο, Δρ. Ευάγγελο Παπουτσή-Κεχαγιά, και σε όλους τους άλλους με τους οποίους είχα την τύχη να συνεργαστώ τα τελευταία χρόνια. Όλα αυτά τα άτομα συνέβαλαν στην ευχάριστη και φιλική ατμόσφαιρα και συνεργασία που επικρατούσε καθημερινά. Ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα να δώσω στη Δρ. Βαρβάρα Ασούτη με την οποία συνεργάστηκα στενά καθόλη την διάρκεια των εργασιών μου στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ. Ήταν πάντα δίπλα μου σε ότι χρειαζόμουν παρέχοντάς μου όλες τις απαραίτητες γνώσεις για την ολοκλήρωση αυτής της εργασίας. Θέλω να την ευχαριστήσω θερμά για όλο το χρόνο και την υποστήριξη που μου διέθεσε. Επιπλέον, ευχαριστώ τον Δρ. Κωνσταντίνο Τσιάκα και Δρ. Ξενοφόντα Τρομπούκη που με βοηθούσαν συνεχώς σε οποιοδήποτε πρόβλημα συναντούσα στην Διατριβή μου.

Δεν θα μπορούσα να παραλείψω την αναφορά μου στις πηγές χρηματοδότησης που υποστήριξαν τη διατριβή μου (α) το έργο "Design-Optimization of Diaphragm Pumps under Operational and Manufacturing Uncertainties based on the CutCell and the Polynomial Chaos Methods" (MIS 5004541), χορηγούμενο από το πρόγραμμα "Human Resource Development, Education and Lifelong Learning" (NSRF 20142020), (β) το Ευρωπαϊκό έργο RBF4AERO, "Innovative benchmark technology for aircraft engineering design and efficient design phase optimization", Grant Agreement 605396, FP7 και (γ) άλλα έργα της ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ, όπως έργα χρηματοδοτούμενα από την τσιμεντοβιομηχανία TITAN και Toyota Motor πάνω σε

Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου και όλους τους φίλους που με ενθάρρυναν και με υποστήριζαν κατά την διάρκεια της Διδακτορικής μου Διατριβής.

Περιεχόμενα

Περιεχόμενα

1 Βελτιστοποίηση σε Μηχανολογικές Εφαρμογές - ΕΑ και Άλλες Μέθοδοι Βελτιστοποίησης	1
1.1 Ανάπτυξη των ΕΑ στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ	1
1.2 Ανάπτυξη Μεθόδων Βελτιστοποίησης με Παραγώγους στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ	2
1.3 Παραλληλοποίηση	2
1.4 Συνεισφορά της Διατριβής	3
2 Εξελικτικοί Αλγόριθμοι	4
2.1 Ορισμός του Προβλήματος Βελτιστοποίησης	4
2.2 Ιστορία των ΕΑ	4
2.3 Evolutionary Algorithm SYstem (EASY)	4
2.3.1 (μ, λ) ΕΑ	5
2.3.2 Τελεστές Εξέλιξης	5
2.3.3 Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση και Περιορισμοί στο EASY	5
2.3.4 ΕΑ Υποβοηθούμενοι από Μεταπρότυπα και Κατανεμημένη Αναζήτηση	6
2.4 Προβλήματα Αναφοράς	6
3 Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών	10
3.1 Οι "Κατάρες" των Μηχανολογικών Προβλημάτων Βελτιστοποίησης	10
3.2 Τα Βασικά της Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών	10
3.3 ΕΑ με Τελεστές Εξέλιξης καθοδηγούμενους από την PCA	11
3.4 ΕΑ με Μεταπρότυπα Αποκομμένα με τη βοήθεια της PCA	12
3.5 Επανεξέταση των Προβλημάτων Αναφοράς	12
4 Υβριδικός Αλγόριθμος Υποβοηθούμενος από την PCA	14
4.1 Υβριδικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης βασισμένος στην Τεχνική SPEA2	14
4.2 Υβριδικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Υποβοηθούμενος από την PCA	15
4.3 Επανεξέταση των Προβλημάτων Αναφοράς	16
5 Πολυκριτηριακή Λήψη Αποφάσεων στους ΕΑ	18
5.1 Τεχνικές Πολυκριτηριακής Λήψη Αποφάσεων (MCDM)	18
5.1.1 Τεχνική TOPSIS	18
5.1.2 ΕΑ οδηγούμενοι από την Τεχνική TOPSIS	19
5.2 Εφαρμογές	19
6 Βιομηχανικά Προβλήματα Βελτιστοποίησης	21

7 Πρόβλεψη Πεδίων Ροής με Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα	26
7.1 Βασικά Χαρακτηριστικά των DNN	26
7.2 Αρχιτεκτονική των Δικτύων	27
7.3 Εφαρμογές σε Αεροδυναμικά Προβλήματα	27
8 Ανακεφαλαίωση-Συμπεράσματα	30
Βιβλιογραφία	32

Κεφάλαιο 1

Βελτιστοποίηση σε Μηχανολογικές Εφαρμογές - ΕΑ και Άλλες Μέθοδοι Βελτιστοποίησης

Σε όλους τους κλάδους της μηχανικής, κάθε σχεδιασμός είναι συνυφασμένος με βελτιστοποίηση. Για τόσα χρόνια, οι μηχανικοί βελτιστοποιούσαν τα σχέδια με μεθόδους δοκιμής και σφάλματος ή εμπειρίας, αλλά έχει πλέον επικρατήσει η αριθμητική/υπολογιστική βελτιστοποίηση. Σε αυτήν τη Διατριβή, αναλύονται αποκλειστικά προβλήματα βελτιστοποίησης μορφής στην αεροδυναμική/μηχανική των ρευστών, τα οποία εμπλέκουν κοστοφόρο λογισμικό Υπολογιστικής Ρευστοδυναμικής (ΥΡΔ) που υπολογίζει συναρτήσεις-στόχοι και περιορισμούς.

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δύο δεκαετιών, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι (ΕΑ) έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης στις βιομηχανίες. Σε γενικές γραμμές, μπορούν να εντοπίσουν τα ολικά βέλτιστα και μπορούν να χρησιμοποιήσουν οποιοδήποτε λογισμικό αξιολόγησης (Problem Specific Model-PSM), όπως εδώ λογισμικό ΥΡΔ. Μπορούν να χειριστούν προβλήματα ενός ή πολλών στόχων με ή χωρίς περιορισμούς. Το μοναδικό μειονέκτημά τους είναι ότι πιθανόν χρειάζονται υπερβολικό αριθμό κλήσεων του PSM, ιδίως σε προβλήματα με πολλές μεταβλητές σχεδιασμού, που οδηγεί σε υψηλό κόστος βελτιστοποίησης. Αυτή η Διατριβή επικεντρώνεται σε μεθόδους που βοηθούν στη μείωση του κόστους των ΕΑ. Πριν, όμως, την παρουσίαση του υλικού που αναπτύχθηκε σε αυτήν τη Διδακτορική Διατριβή, είναι απαραίτητη μια επισκόπηση των μεθόδων που έχουν αναπτυχθεί στη παρελθόν Μονάδα Παράλληλης Υπολογιστικής Ρευστοδυναμικής & Βελτιστοποίησης (ΜΠΥΡΒ) του ΕΜΠ.

1.1 Ανάπτυξη των ΕΑ στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ

Ακολουθεί επισκόπηση παλαιότερων Διδακτορικών Διατριβών και σχετικών δημοσιεύσεων πάνω στους ΕΑ που πραγματοποιήθηκαν στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ. Η Διατριβή του Α.Γιώτη (2003) [22] ανέπτυξε μια ενοποιημένη και γενικευμένη διατύπωση ενός ΕΑ για μονοκριτηριακή (single-objective optimization, SOO) και πολυκριτηριακή (multi-objective optimization, MOO) βελτιστοποίηση και τα εφάρμοσε στην πρώτη έκδοση της πλατφόρμας βελτιστοποίησης EASY [20] την οποία εξελίσσει περαιτέρω αυτή η Διατριβή. Επιπλέον, για μείωση του κόστους βελτιστοποίησης, προτάθηκε η χρήση μεταπροτύπων συνδεδεμένων με την εξέλιξη των ΕΑ, σε αντίθεση με τα αποσυνδεδεμένα μεταπρότυπα που χρησιμοποιούνταν μέχρι τότε. Αυτή η παραλλαγή

2. Βελτιστοποίηση σε Μηχανολογικές Εφαρμογές - ΕΑ και Άλλες Μέθοδοι Βελτιστοποίησης

του ΕΑ ονομάστηκε Metamodel-Assisted ΕΑ ή ΜΑΕΑ. Η Διατριβή του Μ. Καρακάση (2006) [35] επικεντρώθηκε κυρίως στην ενίσχυση της αποτελεσματικότητας των ΕΑ και ΜΑΕΑ για προβλήματα ΜΟΟ. Βελτίωσε την απόδοση των μεταπροτύπων και η χρήση τους επεκτάθηκε στους Κατανεμημένους ΕΑ (Distributed ΕΑ-DEA), [36]. Η διαθεσιμότητα περισσότερων του ενός PSM, δηλαδή λογισμικών ΥΡΔ με διαφορετική ακρίβεια και υπολογιστικό κόστος, οδήγησε στους Κατανεμημένους Ιεραρχικούς ΕΑ. Η τρίτη Διδακτορική Διατριβή βασισμένη στους ΕΑ (Ι. Καμπόλης, 2009) [32] αναβάθμισε στους Κατανεμημένους Ιεραρχικούς ΕΑ. Κάθε επίπεδό τους επιτράπηκε να εμπλέκει διαφορετικό εργαλείο αξιολόγησης ή/και τεχνική αναζήτησης ή/και σχήμα παραμετροποίησης. Στη συνέχεια, η Διατριβή του Σ. Κυριάκου (2014) [41] συνέβαλε στη διεύδυση του EASY στη βιομηχανία στροβιλομηχανών (υδροστροβίλων) μέσω της εταιρίας Andritz Hydro Linz. Η κύρια συμβολή της Διατριβής ήταν η εισαγωγή της Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis, PCA) στους ΕΑ και ΜΑΕΑ, η οποία αποτελεί σημαντικό τμήμα, αλλά και επεκτείνεται, στη Διατριβή αυτή. Τέλος, πρέπει να αναφερθούν οι Διατριβές της Β. Ασούτη (2009) [1], της Χ. Γεωργοπούλου (2009) [18] και της Ε. Κοντολέοντος (2012) [39] που συνέβαλαν, αμέσως ή εμμέσως, στην περαιτέρω ανάπτυξη της πλατφόρμας λογισμικού EASY.

1.2 Ανάπτυξη Μεθόδων Βελτιστοποίησης με Παραγώγους στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ

Ακολουθεί σύντομη αναφορά σε μεθόδους βελτιστοποίησης με χρήση παραγώγων (Gradient-Based, GB), για να ολοκληρωθούν οι μέθοδοι βελτιστοποίησης που αναπτύσσονται στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ οι οποίες χρησιμοποιούνται σε αυτήν τη Διατριβή ως τμήμα του προτεινόμενου υβριδικού αλγορίθμου βελτιστοποίησης. Τα τελευταία χρόνια αναπτύχθηκε στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ η συνεχής συζυγής (continuous adjoint) μέθοδος για τον υπολογισμό παραγώγων πρώτης και υψηλότερης τάξης των συναρτήσεων-στόχων που χρησιμοποιούνται σε προβλήματα αεροδυναμικής βελτιστοποίησης. Το υπολογιστικό κόστος για τον υπολογισμό των παραγώγων είναι ισοδύναμο με εκείνο της επίλυσης των ΜΔΕ ροής και ανεξάρτητο από τον αριθμό των μεταβλητών σχεδιασμού. Σε αυτήν τη Διατριβή, το λογισμικό PUMA [62, 2, 61] προγραμματισμένο να εκτελείται σε επεξεργαστές καρτών γραφικών, όπως αναπτύχθηκε στις Διδακτορικές Διατριβές του Ξ. Τρομπούκη [60] και του Κ. Τσιάκα [63], και το λογισμικό ΥΡΔ που βασίζεται στη μέθοδο των τεμνομένων κυψελών και αναπτύσσεται στη Διατριβή του Κ. Σαμούχου [51], είναι τα χρησιμοποιούμενα PSM. Και για τα δύο, έχει αναπτυχθεί (και χρησιμοποιείται) η συνεχής συζυγής μέθοδος για τον υπολογισμό των παραγώγων των συναρτήσεων-στόχων.

1.3 Παραλληλοποίηση

Σε όλα τα προβλήματα βελτιστοποίησης αυτής της Διατριβής, εκτελούνται ταυτόχρονα αξιολογήσεις των απογόνων κάθε γενιάς του ΕΑ σε διαφορετικές υπολογιστικές

μονάδες μειώνοντας, όσο το δυνατόν περισσότερο, τον χρόνο βελτιστοποίησης. Στην πλειονότητα των περιπτώσεων που εξετάστηκαν, το λογισμικό αξιολόγησης έτρεχε σε επεξεργαστές καρτών γραφικών, επιτρέποντας ουσιαστικά κάθε αξιολόγηση να υλοποιείται σε συστοιχία παράλληλων υπολογιστών. Όλες οι βελτιστοποιήσεις πραγματοποιήθηκαν στη συστοιχία υπολογιστών "VELOS" της ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ, ένα υποσύστημα του οποίου βασίζεται σε συστοιχία επεξεργαστών καρτών γραφικών.

1.4 Συνεισφορά της Διατριβής

Ακολουθεί σύντομη καταγραφή των συνεισφορών της Διδακτορικής Διατριβής:

1) ΕΑ και ΜΑΕΑ καθοδηγούμενοι από την PCA με συναρτήσεις πυρήνα (Kernel PCA): Η Kernel PCA ενσωματώνεται σε ΕΑ και ΜΑΕΑ για να μειώσει το υπολογιστικό κόστος τους. Ο χώρος σχεδιασμού μετατρέπεται σε ένα νέο διαχωρισμό χώρου χαρακτηριστικών, στον οποίον οι τελεστές εξέλιξης εκτελούνται βέλτιστα. Επιπλέον, τα μεταπρότυπα εκπαιδεύονται μόνο με τις σημαντικότερες, σύμφωνα με την PCA, μεταβλητές του νέου χώρου, καταλήγοντας σε χαμηλότερο κόστος εκπαίδευσης και ακριβέστερες προβλέψεις.

2) Υβριδικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης υποβοηθούμενος από την PCA: Ένας υβριδικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης που συνδυάζει ΕΑ και μια μέθοδο GB για την επίλυση πολυκριτηριακών (MOO) προβλημάτων βελτιστοποίησης. Σε κάθε γενιά, η μέθοδος GB ανανεώνει λίγες υποσχόμενες λύσεις με βάση τις παραγώγους των συναρτήσεων-στόχων ως προς τις μεταβλητές σχεδιασμού, οι οποίες υπολογίζονται από τη συνεχή συζυγή μέθοδο. Σε προβλήματα MOO, η κατεύθυνση ανανέωσης πρέπει να δείχνει "κάθεται" στο μέτωπο μη-κυριαρχούμενων λύσεων και, εδώ, υπολογίζεται με τη γραμμική PCA.

3) Πολυκριτηριακή Λήψη Αποφάσεων (Multi Criteria Decision Making, MCDM) στους ΕΑ: Οι προτιμήσεις ενός Λήπτη Αποφάσεων (Decision Maker, DM) ενσωματώνονται στους ΕΑ με τη βοήθεια της τεχνικής MCDM TOPSIS. Έχοντας γνωστές τις προτιμήσεις του DM πριν τη βελτιστοποίηση, ο ΕΑ οδηγείται σε περιοχές του χώρου των συναρτήσεων-στόχων που προτιμώνται από τον DM.

4) Πρόβλεψη πεδίων ροής με χρήση Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων (Deep Neural Networks, DNN): Σκοπός αυτής της μελέτης είναι η δημιουργία DNN τα οποία, μετά την εκπαίδευσή τους με δεδομένα από αεροδυναμικές προσομοιώσεις, να μπορούν να αντικαταστήσουν το λογισμικό ΥΡΔ σε διαδικασίες σχεδιασμού και βελτιστοποίησης. Τα DNN βασίζονται σε επίπεδα συνέλιξης και είναι ευέλικτα, με αρχιτεκτονικές προσαρμοζόμενες εύκολα σε κάθε πρόβλημα. Διεξάγονται μελέτες ροής γύρω από αεροτομές και πτέρυγες.

Οι προαναφερθείσες μέθοδοι χρησιμοποιούνται σε δύο κατηγορίες προβλημάτων, στα προβλήματα αναφοράς και τα βιομηχανικά προβλήματα, σε συνδυασμό με λογισμικά ΥΡΔ της ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ για τις προλέξεις των πεδίων ροής.

Κεφάλαιο 2

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι

2.1 Ορισμός του Προβλήματος Βελτιστοποίησης

Ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης με M_o συναρτήσεις-στόχοι για ελαχιστοποίηση και M_c περιορισμούς (\vec{c}) ορίζεται ως:

$$\min f(\vec{b}) = (f_1(\vec{b}), \dots, f_{M_o}(\vec{b})) \in \mathbb{R}^{M_o} \text{ subject to } c_k(\vec{b}) \leq 0, \quad k = 1, M_c$$

όπου $\vec{b} \in \mathbb{R}^N$ (N είναι ο αριθμός των μεταβλητών σχεδιασμού) είναι το διάνυσμα των μεταβλητών σχεδιασμού που περιορίζεται από τα διανύσματα άνω και κάτω ορίων \vec{U}, \vec{L} . Σε προβλήματα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, οι ΕΑ χειρίζονται διανύσματα συναρτήσεων-στόχων, που μετασχηματίζονται σε μια (βαθμωτή) τιμή χρησιμότητας με τεχνικές όπως οι SPEA και NSGA [68, 67, 69, 10], οι οποίες βασίζονται στην έννοια της κατά Pareto κυριαρχίας. Επιπλέον, τα μηχανολογικά προβλήματα έχουν συχνά περιορισμούς για την επιβολή των οποίων έχουν αναπτυχθεί πολλές μέθοδοι στο πλαίσιο των ΕΑ [9, 45, 48, 58].

2.2 Ιστορία των ΕΑ

Οι περισσότερες στοχαστικές μέθοδοι βελτιστοποίησης βασίζονται στη θεωρία εξέλιξης του Δαρβίνου [8]. Έχουν αναπτυχθεί πολλές διαφορετικές παραλλαγές, που γενικά ονομάζονται Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (ΕΑ) [44], και βρίσκουν εφαρμογή σε βιομηχανικά προβλήματα βελτιστοποίησης. Στα μέσα του 1950, οι Friedberg, Bremermann, Box [5, 4, 17] δημιούργησαν τις Στρατηγικές Εξέλιξης (Evolution Strategy, ES) και Γενετικούς Αλγορίθμους (Genetic Algorithms, GA). Ο Fogel [14, 15, 16] ανέπτυξε τον Εξελικτικό Προγραμματισμό με γονείς και απογόνους. Το 1962, ο Holland πρόσθεσε στους GA τελεστές εξέλιξης, όπως διασταύρωση και μετάλλαξη, και χρησιμοποίησε δυαδική κωδικοποίηση. Αυτή η Διδακτορική Διατριβή εστιάζεται στην ανάπτυξη τεχνικών για τη μείωση του κόστους των (μ, λ) ΕΑ [22, 35, 32, 1, 41], που χειρίζονται τρεις πληθυσμούς, γονέων (με μ άτομα), απογόνων (με λ άτομα) και επιλέκτων και εξελίσσονται εφαρμόζοντας τελεστές εξέλιξης.

2.3 Evolutionary Algorithm SYstem (EASY)

Η πλατφόρμα/το λογισμικό EASY [35, 32, 22] είναι το βασικό λογισμικό πάνω στο οποίο υλοποιήθηκαν, αναπτύχθηκαν και εφαρμόστηκαν όλες οι μέθοδοι της Διατριβής. Υποστηρίζει ΕΑ υποβοηθούμενους από μεταπρότυπα και χρησιμοποιεί ιεραρχική και κατανεμημένη αναζήτηση για τη μείωση του κόστους βελτιστοποίησης.

2.3.1 (μ, λ) EA

Ο (μ, λ) EA χειρίζεται τρεις διαφορετικούς πληθυσμούς σε κάθε γενιά. Οι μεταβλητές σχεδιασμού μπορούν να κωδικοποιηθούν με δυαδική ή πραγματική κωδικοποίηση. Κάθε κωδικοποίηση συνδέεται με τους δικούς της εξελικτικούς τελεστές. Ο βασικός (μ, λ) EA περιλαμβάνει τα ακόλουθα βήματα: αρχικοποίηση, αξιολόγηση, απόδοση (βαθμωτών) τιμών χρησιμότητας, ανανέωση επιλέκτων, ελιτισμός, επιλογή γονέων, διασταύρωση, μετάλλαξη και έλεγχος τερματισμού.

2.3.2 Τελεστές Εξέλιξης

Οι τελεστές εξέλιξης (όπου ο δείκτης g είναι ο μετρητής των γενιών) που χρησιμοποιούνται από το EASY αναφέρονται στη συνέχεια.

Ελιτισμός: Ο ελιτισμός προάγει έναν ορισμένο αριθμό επιλέκτων στον πληθυσμό των απογόνων P_{λ}^g .

Επιλογή Γονέων: Ο τελεστής της επιλογής γονέων δημιουργεί νέους γονείς P_{μ}^g από επιλεγμένα άτομα από το σύνολο ατόμων $P_{\mu}^{g-1} \cup P_{\lambda}^g$. Οι πιο κοινές τεχνικές είναι η αναλογική επιλογή, η γραμμική κατάταξη και ο διαγωνισμός πιθανοτικής επιλογής.

Διασταύρωση: Η διασταύρωση είναι ο πιο βασικός τελεστής εξέλιξης με σκοπό τον συνδυασμό των γονέων ώστε να αποδώσουν καλύτερους απογόνους. Οι παραλλαγές που έχουν αναπτυχθεί στον EASY είναι η διασταύρωση ενός ή δύο σημείων (δυαδική και πραγματική κωδικοποίηση) και η διακριτή, ενδιάμεση και δυαδική προσομοιούμενη διασταύρωση (πραγματική κωδικοποίηση).

Μετάλλαξης: Ο τελεστής μετάλλαξης χρησιμοποιείται για τη διατήρηση της ποικιλίας στον πληθυσμό και την εξερεύνηση του χώρου σχεδιασμού. Για κάθε απόγονο που έχει υποστεί διασταύρωση, παράγεται ένας τυχαίος αριθμός. Αν ο αριθμός αυτός είναι μικρότερος από μια μικρή πιθανότητα μετάλλαξης, ο απόγονος μεταλλάσσεται. Υπάρχουν διάφορες παραλλαγές του τελεστή μετάλλαξης ανάλογα με την κωδικοποίηση.

2.3.3 Πολυκριτηριακή Βελτιστοποίηση και Περιορισμοί στο EASY

Σε προβλήματα πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, το διάνυσμα των συναρτήσεων-στόχων (\vec{f}) πρέπει να μετατραπεί σε μια (βαθμωτή) συνάρτηση χρησιμότητας (utility function) $\phi(\vec{b}) = \phi(\vec{f}(\vec{b}))$, $\mathbb{R}^{M_o} \rightarrow \mathbb{R}^1$, το οποίο, στον EASY, γίνεται με τη βοήθεια των μεθόδων SPEA [68], SPEA2 [67] και NSGA2 [10]. Επιπλέον, ο EASY μπορεί να χειριστεί περιορισμούς με τη χρήση συναρτήσεων ποινής. Οι όροι ποινής είναι ανάλογοι του κατά πόσο παραβιάζεται ο κάθε περιορισμός και προστίθενται στην τιμή του ϕ .

2.3.4 ΕΑ Υποβοηθούμενοι από Μεταπρότυπα και Κατανεμημένη Αναζήτηση

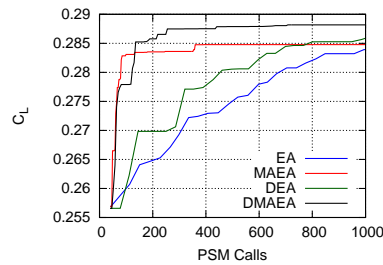
Η αντικατάσταση του ακριβούς λογισμικού αξιολόγησης, όπως το λογισμικό ΥΡΔ, με κάποιο μεταπρότυπο είναι η βασική ιδέα των ΕΑ οι οποίοι υποβοηθούνται από μεταπρότυπα (Metamodel-Assisted ΕΑ ή ΜΑΕΑ) [19, 37, 13]. Τα μεταπρότυπα μπορούν να προβλέψουν, με χαμηλό υπολογιστικό κόστος, τις τιμές των συναρτήσεων-στόχων κάθε νέας υποψήφιας λύσης. Σε αυτήν τη Διατριβή χρησιμοποιούνται μεταπρότυπα συνδεδεμένα με την εξέλιξη, τα οποία αναλαμβάνουν την προσεγγιστική προαξιολόγηση (ΠΠΑ) των απογόνων κάθε γενιάς. Η φάση της ΠΠΑ ξεκινά όταν έχει πραγματοποιηθεί ένας ελάχιστος αριθμός αξιολογήσεων με το λογισμικό ΥΡΔ. Για κάθε άτομο προς αξιολόγηση, εκπαιδεύεται ένα τοπικό εξατομικευμένο μεταπρότυπο και προβλέπει τη τιμή χρησιμότητας ϕ . Τα άτομα κατατάσσονται με βάση τις προβλέψεις και τα ($\lambda_\epsilon \ll \lambda$) πιο υποσχόμενα από αυτά επαναξιολογούνται με το πραγματικό λογισμικό αξιολόγησης (PSM). Στη Διατριβή αυτή, ως μεταπρότυπα χρησιμοποιούνται κυρίως τα Δίκτυα Συναρτήσεων Ακτινικής Βάσης, αλλά προγραμματίστηκαν και δοκιμάστηκαν τα πρότυπα παλινδρόμησης και Kriging. Λεπτομερέστερη περιγραφή της τεχνικής ΠΠΑ και των μεταπρωτύπων βρίσκεται στο κεφάλαιο 2.3.4 του πλήρους κειμένου. Μια ακόμα ιδέα για τη μείωση του κόστους βελτιστοποίησης είναι η χρήση κατανεμημένης αναζήτησης, που δημιουργεί τους Κατανεμημένους ΕΑ ή ΜΑΕΑ (Distributed ΕΑ & ΜΑΕΑ - DEA & DMAEA). Αυτοί χειρίζονται ένα σύνολο υποπληθυσμών (δμήων), με διαφορετικές πολιτικές ανίχνευσης και τελεστές εξέλιξης. Οι υποπληθυσμοί εξελίσσονται ταυτόχρονα σε ημι-απομόνωση και επικοινωνούν ανά κάποιες γενιές ανταλλάσσοντας καλά ή τυχαία άτομα, βοηθώντας την καλύτερη ανίχνευση στο χώρο σχεδιασμού.

2.4 Προβλήματα Αναφοράς

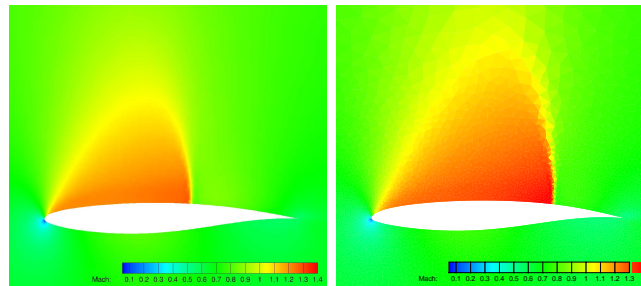
Όλες οι προαναφερθείσες παραλλαγές ΕΑ χρησιμοποιούνται σε πέντε προβλήματα αναφοράς. Για ευνόητους λόγους, οι παραλλαγές ΕΑ ή ΜΑΕΑ οι οποίες προτείνονται στα επόμενα κεφάλαια αξιολογούνται στα ίδια προβλήματα. Κάθε βελτιστοποίηση πραγματοποιήθηκε τρεις φορές με διαφορετικές αρχικοποιήσεις της γεννήτριας τυχαίων αριθμών για κάθε παραλλαγή του ΕΑ, ώστε να μειωθεί (έστω μερικώς) η τυχαioτητα. Ο δείκτης υπερόγκου I_H [11] ποσοτικοποιεί την ποιότητα των υπολογιζόμενων μετώπων μη-κυριαρχούμενων λύσεων και χρησιμοποιείται, εδώ, για τη σύγκριση των μεθόδων βελτιστοποίησης. Ο επιλύτης των Reynolds-Averaged Navier-Stokes εξισώσεων του λογισμικού PUMA χρησιμοποιείται ως λογισμικό αξιολόγησης σε όλα τα προβλήματα αναφοράς. Όλες οι αξιολογήσεις με αυτό το λογισμικό τρέχουν σε επεξεργαστές καρτών γραφικών.

Το πρώτο πρόβλημα σχετίζεται με τη βελτιστοποίηση μορφής μιας μεμονωμένης αεροτομής για μέγιστο συντελεστή άνωσης (C_L). Το περίγραμμα της αεροτομής παραμετροποιείται με καμπύλες Bezier που καταλήγουν σε 20 μεταβλητές σχεδιασμού και η ροή είναι ατριβής με συνθήκες $M_\infty = 0.4$ και $a_\infty = 5^\circ$. Η βελτιστοποίηση

πραγματοποιείται με (20, 40)EA και MAEA, (10, 20)DEA και DMAEA, με κριτήριο τερματισμού τις 1000 αξιολογήσεις. Από τη σύγκριση της πορείας σύγκλισης των βελτιστοποιήσεων, σχ. 2.1, φαίνεται ότι τα μεταπρότυπα και η κατανεμημένη αναζήτηση βελτιώνουν την απόδοση των EA. Μια σύγκριση της αεροτομής αναφοράς και της βέλτιστης αεροτομής παρουσιάζεται στο σχ. 2.2. Το δεύτερο πρόβλημα αναφο-

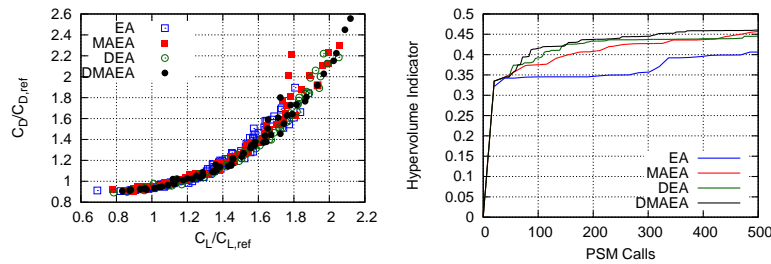


Σχήμα 2.1: Πρόβλημα Αναφοράς 1: Σύγκριση της μέσης πορείας σύγκλισης των EA, MAEA, DEA και DMAEA (μέσος όρος τριών τρεξιμάτων με κάθε μέθοδο, με διαφορετική αρχικοποίηση της γεννήτριας τυχαίων αριθμών) ως προς τον αριθμό των αξιολογήσεων με το λογισμικό ΥΡΔ.

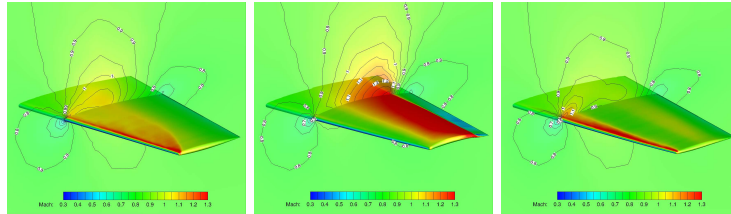


Σχήμα 2.2: Πρόβλημα Αναφοράς 1: Πεδίο αριθμού Mach γύρω από την αεροτομή αναφοράς (αριστερά) και τη βέλτιστη (δεξιά) αεροτομή.

ράς αφορά στην πολυκριτηριακή βελτιστοποίηση μορφής μιας διχηθητικής πτέρυγας, [53], για μέγιστο συντελεστή άνωσης (C_L) και ελάχιστο συντελεστή οπισθέλκουσας (C_D). Η πτέρυγα παραμετροποιείται με 24 μεταβλητές σχεδιασμού μέσω της τεχνικής των ογκομετρικών NURBS και η συνθήκες ροής είναι $M_\infty = 0.8395$, $a_{\infty, pitch} = 3.06^\circ$ και $a_{\infty, yaw} = 0^\circ$. Χρησιμοποιούνται ένας (10, 20)EA και MAEA, ένας (5, 10)DEA και DMAEA και οι αντίστοιχες συγκλίσεις του δείκτη υπερόγκου και τα τελικά μέτωπα μη-κυριαρχούμενων λύσεων φαίνονται στο σχ. 2.3, όπου είναι φανερά τα πλεονεκτήματα από τη χρήση μεταπρότυπων και κατανεμημένης αναζήτησης. Η κατανομή του αριθμού Mach στην επιφάνεια των πτερύγων που βρίσκονται στα δύο άκρα του μετώπου και της πτέρυγας αναφοράς παρουσιάζεται στο σχ. 2.4. Το τρίτο πρόβλημα αναφοράς ασχολείται με τη βελτιστοποίηση μιας αεροτομής τριών στοιχείων [23] με δύο στόχους, μέγιστη άνωση και ελάχιστη ροπή πρόνευσης. Οι θέσεις των δύο επιμέρους στοιχείων μπορεί να αλλάξει καταλήγοντας σε 6 μεταβλητές σχεδιασμού. Η

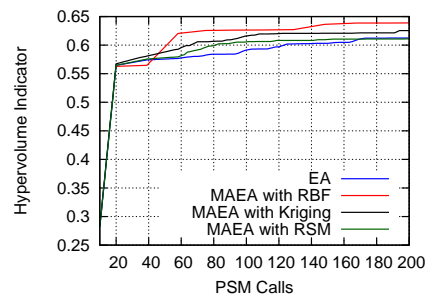


Σχήμα 2.3: Πρόβλημα Αναφοράς 2: Αριστερά: Σύγκριση των μετώπων μη-κυριαρχούμενων λύσεων που προέκυψαν από τους EA, MAEA, DEA και DMAEA. Δεξιά: Σύγκριση της μέσης πορείας σύγκλισης του δείκτη υπερόγκου για τις ίδιες μεθόδους.



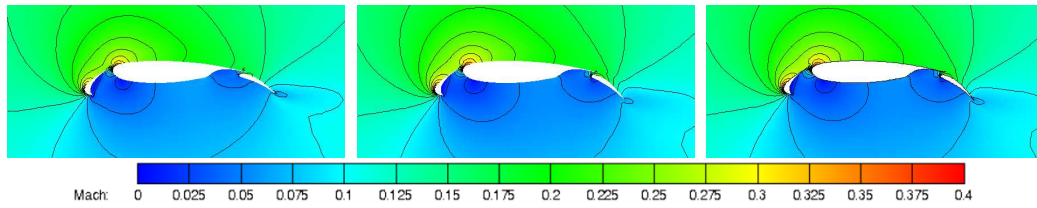
Σχήμα 2.4: Πρόβλημα Αναφοράς 2: Πεδίο αριθμού Mach στην επιφάνεια της πτέρυγας αναφοράς (αριστερά) και των πτερύγων με μέγιστη άνωση (μέση) και ελάχιστη οπισθέλκουσα (δεξιά).

ροή είναι ατριβής με $M_\infty = 0.12$ και $\alpha_\infty = 17.18^\circ$. Χρησιμοποιούνται ένας (10, 20)EA και MAEA με όριο τις 200 αξιολογήσεις με το PSM. Στο σχ. 2.5 φαίνεται η σύγκλιση του δείκτη υπερόγκου για κάθε βελτιστοποίηση και η υπεροχή του MAEA επί του EA. Το σχ. 2.6 δείχνει τα υπολογισθέντα πεδία του αριθμού Mach γύρω από τις βέλτιστες αεροτομές και την αεροτομή αναφοράς. Το τέταρτο πρόβλημα ανα-



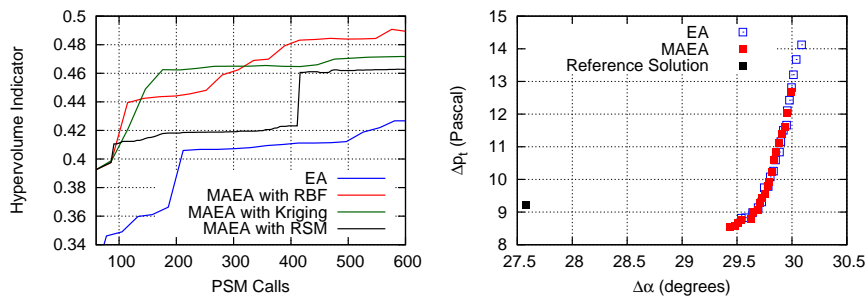
Σχήμα 2.5: Πρόβλημα Αναφοράς 3: Σύγκριση της μέσης πορείας σύγκλισης του δείκτη υπερόγκου για τον EA και MAEA με διαφορετικούς τύπους μεταπροτύπων.

φοράς σχετίζεται με τη βελτιστοποίηση μιας 2D αεροτομής πτερυγίου της σταθερής πτερύγωσης συμπιεστή γνωστού με το ακρωνύμιο TurboLab, [65]. Οι δύο στόχοι είναι η μεγιστοποίηση της στροφής ροής ($\Delta\alpha$) και η ελαχιστοποίηση των απωλειών ολικής πίεσης (Δp_t). Για την παραμετροποίηση, χρησιμοποιούνται δύο καμπύλες

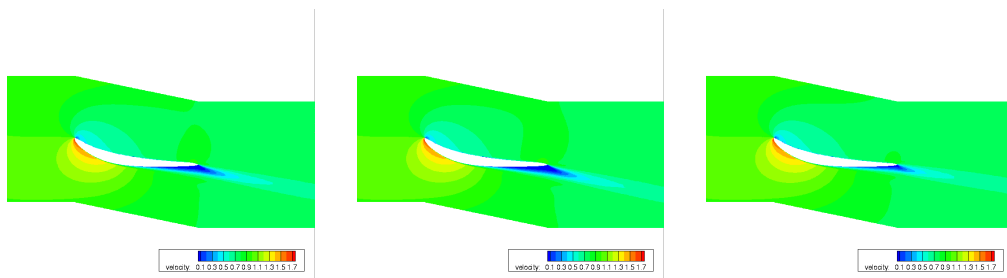


Σχήμα 2.6: Πρόβλημα Αναφοράς 3: Πεδίο αριθμού Mach γύρω από την αεροτομή αναφοράς (δεξιά) και αυτές με μέγιστη άνωση (μέση) και ελάχιστη ροπή πρόνευσης (αριστερά).

Bezier με 12 μεταβλητές σχεδιασμού. Η ροή είναι τυρβώδης με $a_1 = -42^\circ$, $a_{st} = 12^\circ$ και $Re = 3.58 \times 10^6$. Χρησιμοποιούνται ένας (15, 30)ΕΑ και ΜΑΕΑ, με όριο τις 600 αξιολογήσεις, και από τα σχ. 2.7, που παρουσιάζονται οι συγκλίσεις και τα τελικά μέτωπα μη-κυριαρχούμενων λύσεων τους, φαίνεται ότι ο ΜΑΕΑ αποδίδει καλύτερα από τον ΕΑ. Το σχ. 2.8 δείχνει τα σχήματα και το πεδίο ταχυτήτων στις βέλτιστες περυγώσεις και την περυγώσεις αναφοράς.



Σχήμα 2.7: Πρόβλημα Αναφοράς 4: Αριστερά: Σύγκριση της μέσης πορείας σύγκλισης του δείκτη υπερόγκου για τον ΕΑ και ΜΑΕΑ. Δεξιά: Σύγκριση των μετώπων μη-κυριαρχούμενων λύσεων που προέκυψαν από αυτές.



Σχήμα 2.8: Πρόβλημα Αναφοράς 4: Πεδίο μέτρου ταχύτητας για τις περυγώσεις με ελάχιστο Δp_t (αριστερά), μέγιστο $\Delta \alpha$ (μέση) και τη περυγώση αναφοράς (δεξιά).

Κεφάλαιο 3

Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών

Τα βιομηχανικά προβλήματα βελτιστοποίησης συνήθως χαρακτηρίζονται από πολλές πολύπλοκες μη-διαχωρίσιμες συναρτήσεις-στόχους, μεταβλητές σχεδιασμού και περιορισμούς, τα οποία κάνουν τους ΕΑ να υπολειπούνται και να απαιτούν πολλές κλήσεις του ακριβούς λογισμικού αξιολόγησης (PSM). Το κεφάλαιο αυτό θα επικεντρωθεί σε μια μέθοδο που αντιμετωπίζει αυτά τα προβλήματα και μειώνει το κόστος των ΕΑ και ΜΑΕΑ.

3.1 Οι “Κατάρες” των Μηχανολογικών Προβλημάτων Βελτιστοποίησης

Τα προβλήματα βελτιστοποίησης συνήθως υποφέρουν από τρία διαφορετικά αλλά στενά συνδεδεμένα προβλήματα/“κατάρες”. Μπορεί να είναι “κακώς-τοποθετημένα” με μη-διαχωρίσιμες συναρτήσεις-στόχους (έχουν ασυνέχειες ή/και ίδιες τιμές συναρτήσεων-στόχων για διαφορετικά σύνολα τιμών των μεταβλητών σχεδιασμού), το οποίο υποβαθμίζει την απόδοση των ΕΑ και ΜΑΕΑ [31, 25]. Ο μεγάλος αριθμός μεταβλητών σχεδιασμού προκαλεί τη λεγόμενη “κατάρρα των πολλών διαστάσεων”, που αυξάνει τον όγκο του χώρου σχεδιασμού, αυξάνει το σφάλμα πρόβλεψης των μεταπροτύπων και δυσκολεύει τη σύγκλιση των πληθυσμών των ΕΑ. Οπότε, είναι επιθυμητή η έρευνα μιας μεθόδου, η οποία να μειώνει τις μεταβλητές σχεδιασμού κρατώντας τις πιο σημαντικές, να μετατρέπει τις μη-διαχωρίσιμες συναρτήσεις-στόχους σε διαχωρίσιμες και να κάνει το πρόβλημα “καλώς-τοποθετημένο”. Στη Διδακτορική Διατριβή του Σ. Κυριάκου [41, 42, 43], χρησιμοποιήθηκε η γραμμική Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis, PCA) σε ΕΑ και ΜΑΕΑ για την επίλυση των παραπάνω προβλημάτων. Εδώ, παρουσιάζεται η PCA με συναρτήσεις πυρήνα (Kernel PCA) [34] που παρέχει επιπλέον μείωση του χρόνου εκτέλεσης των ΕΑ ή ΜΑΕΑ, όπως θα δειχθεί παρακάτω.

3.2 Τα Βασικά της Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών

Η PCA [26, 30] είναι μια τεχνική εκμάθησης χωρίς επίβλεψη, ικανή να μετατρέπει ένα σύνολο δεδομένων από πιθανά συσχετιζόμενες μεταβλητές σε ένα σύνολο μη-συσχετιζόμενων μεταβλητών. Οι κύριες συνιστώσες που υπολογίζονται ορίζουν ένα νέο χώρο χαρακτηριστικών, όπου οι μεταβλητές είναι μη-συσχετιζόμενες και το πρόβλημα μετατρέπεται από “κακώς-τοποθετημένο” μη-διαχωρίσιμο πρόβλημα σε “καλώς-τοποθετημένο” διαχωρίσιμο. Στην περίπτωση των ΕΑ, το σύνολο δεδομένων

που χρησιμοποιείται είναι ο πληθυσμός των απογόνων κάθε γενιάς, ο οποίος περιέχει σημαντικές πληροφορίες για την εξέλιξη του ΕΑ και συγκλίνει σταδιακά στις βέλτιστες λύσεις.

Η γραμμική PCA υπολογίζει τον πίνακα συσχέτισης $\mathbf{P}_{N \times N} = \frac{1}{M} \mathbf{B} \mathbf{B}^T$, όπου M είναι ο αριθμός των ατόμων/δεδομένων και πραγματοποιεί μια ιδιοανάλυση, η οποία καταλήγει στις ιδιοτιμές και τα ιδιοδιανύσματα που χαρακτηρίζουν τον χώρο χαρακτηριστικών. Κάθε νέο άτομο μπορεί να μεταφερθεί στο χώρο των χαρακτηριστικών και να επιστρέψει στο χώρο σχεδιασμού με γραμμικές συναρτήσεις που παρουσιάζονται στο πλήρες κείμενο.

Η Kernel PCA μεταφέρει τον αρχικό χώρο σχεδιασμού σε ένα χώρο χαρακτηριστικών με έναν μη-γραμμικό μετασχηματισμό, $\phi: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^L$, όπου L είναι ένας μεγάλος, θεωρητικά άπειρος, αριθμός. Ο πίνακας συσχέτισης γράφεται ως $\mathbf{P} = \frac{1}{M} \Phi \Phi^T$ και το ιδιοπρόβλημα προς επίλυση με μεγάλο υπολογιστικό κόστος είναι $\mathbf{P} \vec{V}^r = \lambda^r \vec{V}^r$, $r = 1, \dots, L$ όπου $\vec{V}^r \in \mathbb{R}^L$ είναι το r^{th} ιδιοδιάνυσμα του \mathbf{P} και λ^r είναι η r^{th} ιδιοτιμή. Το λεγόμενο "kernel trick" βοηθάει να μειωθεί το κόστος επίλυσης αποφεύγοντας τον υπολογισμό της συνάρτησης ϕ . Χρησιμοποιείται ένας πίνακας πυρήνα $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{M \times M}$ τα στοιχεία του οποίου υπολογίζονται από τη σχέση $\mathbf{K}_{ij} = k(\vec{b}^i, \vec{b}^j) = \vec{\phi}(\vec{b}^i) \vec{\phi}^T(\vec{b}^j) = \sum_{p=1}^L \phi_p(\vec{b}^i) \phi_p(\vec{b}^j)$. Εισάγοντας τον πίνακα πυρήνα στο παραπάνω ιδιοπρόβλημα και μετά από πράξεις που φαίνονται αναλυτικά στο πλήρες κείμενο, το νέο μειωμένο ιδιοπρόβλημα προς επίλυση εκφράζεται ως $\mathbf{K} \vec{a}^q = M \lambda^q \vec{a}^q$, $q = 1, \dots, M$ or $\mathbf{K} \mathbf{A} = M \mathbf{A} \mathbf{\Lambda}$ με τις ιδιοτιμές \mathbf{A} και τα ιδιοδιανύσματα $\mathbf{\Lambda}$. Η επίλυσή του παρέχει τα ιδιοδιανύσματα και ιδιοτιμές που εκφράζουν τον χώρο χαρακτηριστικών. Σε κάθε γενιά, κάθε νέο άτομο μεταφέρεται στον χώρο χαρακτηριστικών, εφαρμόζονται οι τελεστές εξέλιξης και μετά επιστρέφει στο χώρο σχεδιασμού με μια επαναληπτική διαδικασία που παρουσιάζεται αναλυτικά στο πλήρες κείμενο.

3.3 ΕΑ με Τελεστές Εξέλιξης καθοδηγούμενους από την PCA

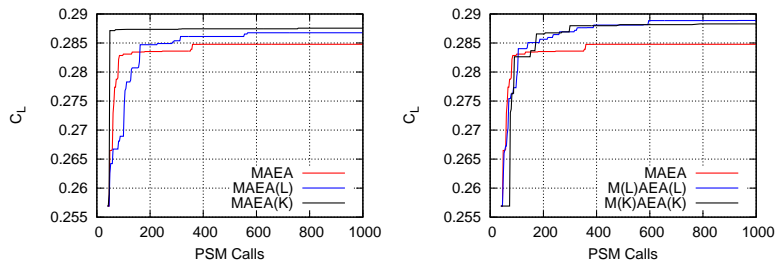
Μετά από μερικές αρχικές γενιές του ΕΑ, η PCA υπολογίζει το χώρο των χαρακτηριστικών με βάση το τρέχοντα πληθυσμό των απογόνων. Οι γονείς μεταφέρονται εκεί, εφαρμόζονται οι τελεστές εξέλιξης και οι προκύπτοντες απόγονοι επιστρέφουν στο χώρο σχεδιασμού. Ο τελεστής διασταύρωσης δεν αλλάζει ως προς τον τρόπο εφαρμογής, αλλά λόγω της αλλαγής του χώρου, αυξάνεται η πιθανότητα επιλογής απογόνων με βελτιωμένες συναρτήσεις-στόχοι. Ο τελεστής μετάλλαξης τροποποιείται κατάλληλα ώστε να δοθεί έμφαση στις περιοχές του χώρου σχεδιασμού που δεν έχουν εξερευνηθεί ακόμη. Οι ΕΑ ή ΜΑΕΑ με χρήση της PCA στους τελεστές εξέλιξης αναφέρονται ως ΕΑ(L) και ΜΑΕΑ(L) όταν χρησιμοποιείται γραμμική PCA (L=Linear), ενώ ως ΕΑ(K) και ΜΑΕΑ(K) όταν χρησιμοποιείται PCA με συναρτήσεις πυρήνα (K=Kernel).

3.4 ΕΑ με Μεταπρότυπα Αποκομμένα με τη βοήθεια της PCA

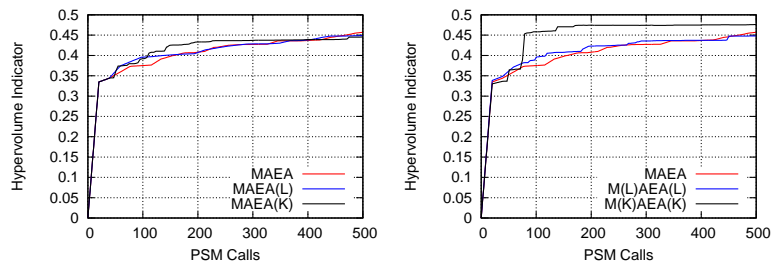
Στους ΜΑΕΑ, τα μεταπρότυπα έχουν μειωμένη απόδοση σε προβλήματα με πολλές μεταβλητές σχεδιασμού, γιατί απαιτούν περισσότερα δεδομένα εκπαίδευσης και χρόνο. Η PCA αναγνωρίζει τις περισσότερο σημαντικές κατευθύνσεις στο χώρο των χαρακτηριστικών· η σημαντικότητα εκφράζεται με/ποσοτικοποιείται από την αντίστοιχη με την κατεύθυνση ιδιοτιμή. Με διαθέσιμη την πληροφορία αυτή, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μόνο οι σημαντικές μεταβλητές για την εκπαίδευση των μεταπροτύπων. Έτσι, σε κάθε γενιά του ΜΑΕΑ, η PCA υπολογίζει το χώρο των χαρακτηριστικών και τα δεδομένα εκπαίδευσης των μεταπροτύπων μεταφέρονται στο νέο χώρο, όπου αποκόπτονται οι μεταβλητές με τις μικρότερες ιδιοτιμές/σημαντικότητα. Τα μεταπρότυπα εκπαιδεύονται με τα αποκομμένα δεδομένα, οπότε η εκπαίδευσή τους κοστίζει λιγότερο και οι προβλέψεις τους βελτιώνονται, κάνοντας περισσότερο αποδοτική τη λειτουργία των ΜΑΕΑ. Οι ΜΑΕΑ με χρήση της PCA στα μεταπρότυπα αναφέρονται ως $M(L)ΑΕΑ$ όταν χρησιμοποιείται γραμμική PCA και $M(K)ΑΕΑ$ όταν χρησιμοποιείται PCA με συναρτήσεις πυρήνα, ενώ οι συντομογραφίες $M(L)ΑΕΑ(L)$ και $M(K)ΑΕΑ(K)$ υποδηλώνουν τη διπλή χρήση της PCA.

3.5 Επανεξέταση των Προβλημάτων Αναφοράς

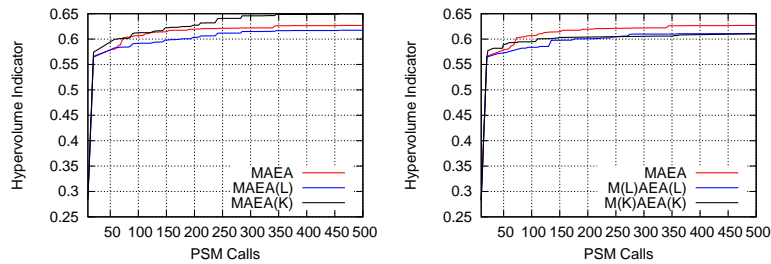
Η απόδοση των παραλλαγών των ΕΑ με τη χρήση γραμμικής ή Kernel PCA συγκρίνεται με τις προϋπάρχουσες παραλλαγές των ΕΑ σε τέσσερα προβλήματα αναφοράς που παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο 2.4. Χρησιμοποιούνται οι $(20, 40)$ ΜΑΕΑ(L), ΜΑΕΑ(K), $M(L)ΑΕΑ(L)$ και $M(K)ΑΕΑ(K)$ για τη βελτιστοποίηση του πρώτου προβλήματος αναφοράς. Η σύγκλισή τους παρουσιάζεται στο σχ. 3.1 όπου φαίνονται τα πλεονεκτήματα από τη χρήση PCA. Η βελτιστοποίηση της απομονομένης πτέρυγας (πρόβλημα αναφοράς 2) πραγματοποιείται εδώ με τις ίδιες παραλλαγές αλλά με $(\mu = 10, \lambda = 20)$. Το σχ. 3.2 δείχνει τη σύγκλιση του δείκτη υπερόγκου για όλες τις παραλλαγές. Η χρήση PCA βελτιώνει τη σύγκλιση της βελτιστοποίησης ιδίως όταν χρησιμοποιείται η PCA με συναρτήσεις πυρήνα. Η βελτιστοποίηση του τρίτου προβλήματος αναφοράς πραγματοποιείται με τις ίδιες παραλλαγές αλλά με $(\mu = 10, \lambda = 20)$. Το σχ. 3.3 δείχνει τη σύγκλιση του δείκτη υπερόγκου για όλες τις παραλλαγές. Η αποκοπή των μεταβλητών σχεδιασμού κατά την εκπαίδευση των μεταπροτύπων μειώνει την απόδοση του ΜΑΕΑ, αλλά αν η PCA εφαρμοστεί μόνο στους τελεστές εξέλιξης, τότε η σύγκλιση βελτιώνεται. Το σχήμα της 2D αεροτομής πτερυγίου της σταθερής πτερύγωσης συμπιεστή TurboLab βελτιστοποιείται με τις ίδιες παραλλαγές αλλά με $(\mu = 15, \lambda = 30)$. Το σχ. 3.4 δείχνει τη σύγκλιση όλων των παραλλαγών, όπου φαίνεται ότι η γραμμική PCA δεν βοηθά εδώ τους ΕΑ, ενώ η Kernel PCA αυξάνει την ταχύτητα σύγκλισης.



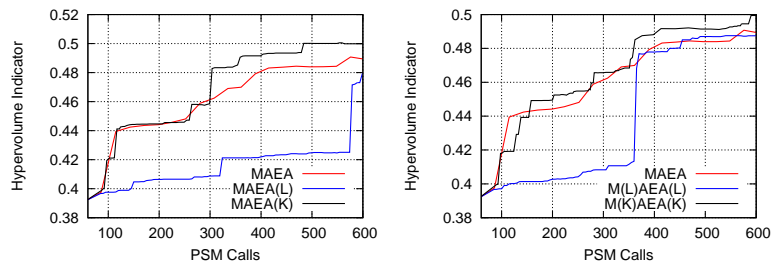
Σχήμα 3.1: Πρόβλημα Αναφοράς 1: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των MAEA, MAEA(L) και MAEA(K) (αριστερά) και MAEA, M(L)AEA(L) και M(K)AEA(K) (δεξιά).



Σχήμα 3.2: Πρόβλημα Αναφοράς 2: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των MAEA, MAEA(L) και MAEA(K) (αριστερά) και MAEA, M(L)AEA(L) και M(K)AEA(K) (δεξιά).



Σχήμα 3.3: Πρόβλημα Αναφοράς 3: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των MAEA, MAEA(L) και MAEA(K) (αριστερά) και MAEA, M(L)AEA(L) και M(K)AEA(K) (δεξιά).



Σχήμα 3.4: Πρόβλημα Αναφοράς 4: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των MAEA, MAEA(L) και MAEA(K) (αριστερά) και MAEA, M(L)AEA(L) και M(K)AEA(K) (δεξιά).

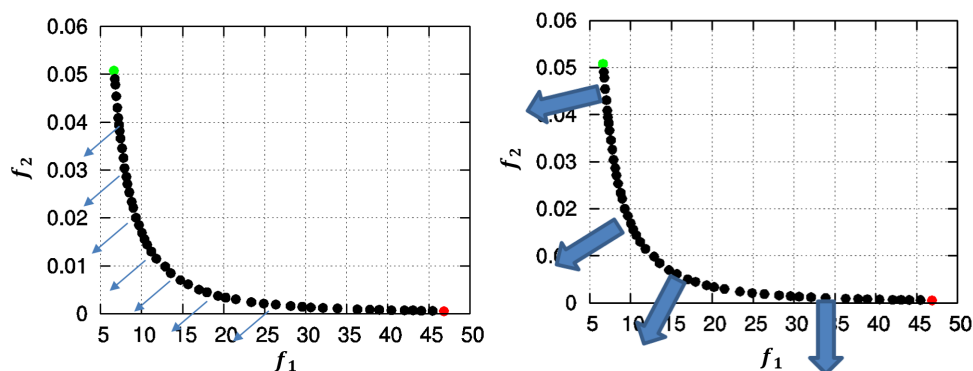
Κεφάλαιο 4

Υβριδικός Αλγόριθμος Υποβοηθούμενος από την PCA

Οι ΕΑ, ακόμα και αν ενισχυθούν με τις προαναφερθείσες μεθόδους, μπορεί να γίνουν αποτρεπτικά ακριβοί σε προβλήματα με ακριβό λογισμικό αξιολόγησης. Σε αντίθεση, οι μέθοδοι βελτιστοποίησης με χρήση παραγώγων (Gradient-Based, GB) χρειάζονται μικρότερο αριθμό κλήσεων του λογισμικού αξιολόγησης, αλλά εγκλωβίζονται πιθανόν σε τοπικά ελάχιστα. Γενικά, υβριδικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης οι οποίοι συνδυάζουν συνήθως ΕΑ και GB, [7, 56], εκμεταλλεύονται τα πλεονεκτήματα της κάθε μεθόδου, παρέχουν επιτάχυνση της βελτιστοποίησης. Οι ΕΑ εξερευνούν το χώρο σχεδιασμού ενώ οι GB αναλαμβάνουν να βελτιώσουν τις υποσχόμενες λύσεις. Οι Μιμητικοί Αλγόριθμοι (MA) [46, 55] είναι υποκατηγορία των υβριδικών και χωρίζονται σε κατηγορίες Baldwinian [3] ή Lamarckian [66] αναζήτησης ανάλογα με το πως επικοινωνούν οι επιμέρους μέθοδοι βελτιστοποίησης. Η προτεινόμενη υβριδική μέθοδος (Υβριδικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Υποβοηθούμενος από την PCA, PCA-Assisted Hybrid Algorithm) ανήκει στους Lamarckian MA και ειδικεύεται σε πολυκριτηριακά προβλήματα βελτιστοποίησης. Για βέλτιστη απόδοση, ο ΕΑ ενισχύεται με PCA και μεταπρότυπα, ενώ οι παράγωγοι για τη GB υπολογίζονται από τη συνεχή συζυγή μέθοδο [21, 47], που έχει αναπτυχθεί τόσο στο λογισμικό PU-MA όσο και στο λογισμικό ΥΡΔ βασισμένο στη μέθοδο των τεμνομένων κυψελών. Σε προβλήματα πολλών στόχων, η κατεύθυνση Pareto Advancement Direction ή PAD προς την οποία η GB ανανεώνει τις υποψήφιες λύσεις καθορίζει την απόδοση της μεθόδου και πρέπει να δείχνει προς την κατεύθυνση ταυτόχρονης ελαχιστοποίησης όλων των συναρτήσεων-στόχων. Η προτεινόμενη μέθοδος βασίζεται στη γραμμική PCA για το υπολογισμό της PAD, σε αντίθεση με τη συναφή μέθοδο η οποία παρουσιάζεται στις δημοσιεύσεις [40, 33] που προϋπήρχε στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ, η οποία υπολογίζει τη PAD παραγωγίζοντας τη συνάρτηση χρησιμότητας της μεθόδου SPEA. Η PCA υπολογίζει τις ιδιοκατευθύνσεις του χώρου των συναρτήσεων-στόχων και η κατεύθυνση με την ελάχιστη ιδιοτιμή δείχνει κάθετα στο μέτωπο και αυτή αποτελεί τη PAD.

4.1 Υβριδικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης βασισμένος στην Τεχνική SPEA2

Στην υβριδική μέθοδο που προτάθηκε στις [40, 33], τα βάρη για τη σύνδεση των παραγώγων υπολογίζονται από την παραγωγή της συνάρτησης SPEA2, η οποία



Σχήμα 4.1: PAD για κάθε άτομο μίας γενιάς σε ένα πρόβλημα δύο στόχων υπολογισμένο με την PCA (αριστερά) και με την SPEA συνάρτηση (δεξιά).

έγινε συνεχής με την προσθήκη μιας σιγμοειδούς συνάρτησης. Σε αντίθεση με τον PCA-Assisted Hybrid Algorithm που προτείνεται εδώ, η μέθοδος των [40, 33] υπολογίζει διαφορετικά βάρη για κάθε άτομο του μετώπου μη-κυριαρχούμενων λύσεων, χρησιμοποιεί τιμές των συναρτήσεων-στόχων οι οποίες έχουν προκύψει από μεταπρότυπα, το οποίο προσθέτει σφάλμα στον υπολογισμό της PAD και, τέλος, μπορεί να εφαρμοστεί μόνο με τη συνάρτηση χρησιμότητας της μεθόδου SPEA2. Η τεχνική που προτάθηκε στις [40, 33] αποτελεί τη βάση για την ανάπτυξη της νέας τεχνικής που παρουσιάζεται στην επόμενη ενότητα.

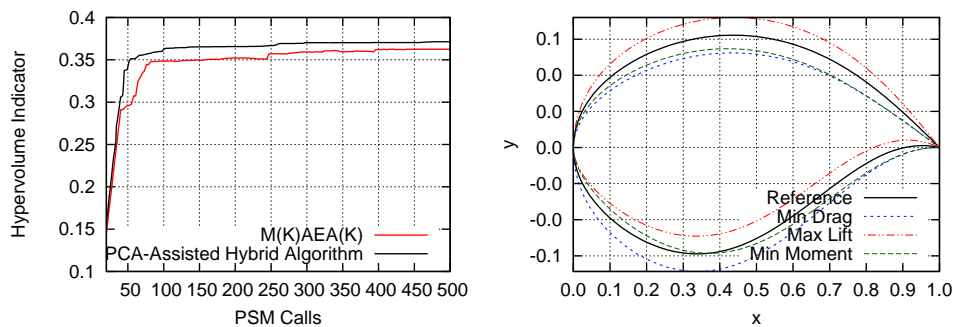
4.2 Υβριδικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Υποβοηθούμενος από την PCA

Ο Υβριδικός Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Υποβοηθούμενος από την PCA ή PCA-Assisted Hybrid Algorithm χρησιμοποιεί το MAEA που περιγράφηκε προηγουμένως. Όταν ξεκινήσει η εφαρμογή των μεταπρότυπων, όλοι οι απόγονοι κάθε γενιάς προ-αξιολογούνται με τοπικά εξατομικευμένα μεταπρότυπα. Οι λ_{GB} καλύτεροι απόγονοι ανανεώνονται με ένα βήμα απότομης καθόδου από τη GB και τα προκύπτοντα άτομα οδηγούνται κατευθείαν στους απογόνους της επόμενης γενιάς. Στη PCA-Assisted Hybrid Algorithm, η γραμμική PCA υπολογίζει τα βάρη με τα οποία συνδυάζονται οι επιμέρους παράγωγοι. Χρησιμοποιεί ως σύνολο δεδομένων τις συναρτήσεις-στόχοι των επιλέκτων και υπολογίζει τις ιδιοτιμές και ιδιοδιανύσματα του χώρου των συναρτήσεων-στόχων. Η κατεύθυνση με την ελάχιστη ιδιοτιμή δείχνει "σχεδόν κάθετα" στο μέτωπο και δείχνει την κατεύθυνση ταυτόχρονης ελαχιστοποίησης όλων των συναρτήσεων-στόχων. Οπότε, οι επιλεγμένες υποψήφιες λύσεις ανανεώνονται προς αυτήν την κατεύθυνση για να κινηθεί το μέτωπο προς καλύτερες λύσεις. Αυτή η μέθοδος υπολογίζει μια κατεύθυνση ανά γενιά σε αντίθεση με την προϋπάρχουσα μέθοδο η οποία βασίζεται στη μέθοδο SPEA ή SPEA2. Επιπλέον, χρησιμοποιεί μόνο άτομα αξιολογημένα με το ακριβές λογισμικό αξιολόγησης και δεν εξαρτάται από την εκάστοτε συνάρτηση χρησιμότητας ϕ που εφαρμόζεται στον

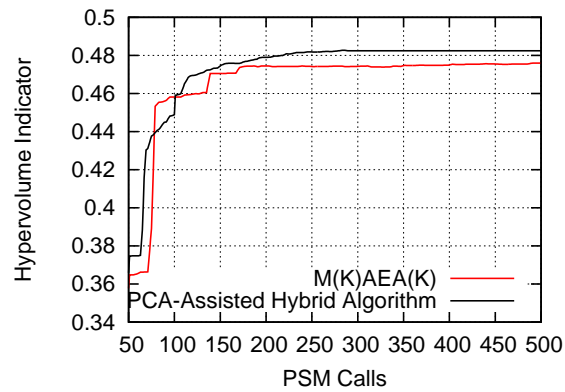
ΕΑ.

4.3 Επανεξέταση των Προβλημάτων Αναφοράς

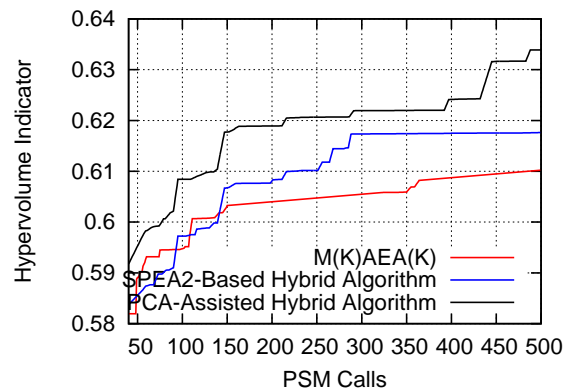
Η απόδοση του υβριδικού αλγορίθμου βελτιστοποίησης υποβοηθούμενου από την PCA αξιολογείται στα προβλήματα αναφοράς (κεφάλαιο 2.4). Οι απαιτούμενες παράγωγοι υπολογίζονται από το λογισμικό PUMA. Το πρώτο πρόβλημα αναφοράς τροποποιείται για να έχει τρεις στόχους: μέγιστη άνωση (L), ελάχιστη οπισθέλκουσα (D) και ελάχιστη ροπή πρόνευσης (M). Πραγματοποιείται βελτιστοποίηση με τον $M(K)AEA(K)$ και με το PCA-Assisted Hybrid Algorithm και τα αποτελέσματα της σύγκλισης φαίνονται στο σχ. 4.2, όπου ο προτεινόμενος υβριδικός αλγόριθμος έχει καλύτερα αποτελέσματα. Οι βέλτιστες αεροτομές μαζί με την αεροτομή αναφοράς συγκρίνονται στο σχ. 4.2. Το δεύτερο πρόβλημα αναφοράς βελτιστοποιείται και με τον υβριδικό αλγόριθμο και η σύγκλισή του φαίνεται στο σχ. 4.3. Το τρίτο πρόβλημα εξετάζεται εκ νέου με τον PCA-Assisted Hybrid Algorithm και τον υβριδικό αλγόριθμο με βάση το SPEA2. Τα αποτελέσματα της σύγκλισης (σχ. 4.4) δείχνουν την υπεροχή του προτεινόμενου αλγορίθμου.



Σχήμα 4.2: Πρόβλημα Αναφοράς 1: Αριστερά: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των $M(K)AEA(K)$ και PCA-Assisted Hybrid Algorithm ως προς τον αριθμό των αξιολογήσεων. Συμπεριλαμβάνονται και οι κλήσεις του επιλύτη της συζυγούς μεθόδου. Δεξιά: Σύγκριση της αεροτομής αναφοράς και των βέλτιστων αεροτομών.



Σχήμα 4.3: Πρόβλημα Αναφοράς 2: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των M(K)AEA(K) και PCA-Assisted Hybrid Algorithm.



Σχήμα 4.4: Πρόβλημα Αναφοράς 3: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των M(K)AEA(K), PCA-Assisted Hybrid Algorithm και της μεθόδου των [40, 33].

Κεφάλαιο 5

Πολυκριτηριακή Λήψη Αποφάσεων στους ΕΑ

Μετά την επίλυση προβλημάτων πολυκριτηριακής βελτιστοποίησης, το μέτωπο των μη-κυριαρχούμενων λύσεων παρουσιάζεται στον Λήπτη Αποφάσεων (Decision Maker, DM) ο οποίος, χρησιμοποιώντας δικές του προτιμήσεις, επιλέγει μόνο μερικές επιθυμητές λύσεις. Οι μέθοδοι Πολυκριτηριακής Λήψης Αποφάσεων (Multi-Criteria Decision Making, MCDM) μπορούν να βοηθήσουν αυτήν τη διαδικασία, κατατάσσοντας τις υποψήφιες λύσεις (άτομα του μετώπου) σε μια σειρά ανάλογα με τις προτιμήσεις του DM. Αν αυτές οι προτιμήσεις είναι εκφρασμένες στη μορφή βαρών ανά συνάρτηση-στόχο, τότε οι MCDM μπορούν να συνεργαστούν με τους ΕΑ για να παρέχουν καλύτερο τελικό μέτωπο στις προτιμώμενες από τον DM περιοχές. Οι ΕΑ συνεργάζονται με τις MCDM είτε 'a priori' είτε 'a posteriori' ή 'interactively'. Εδώ, μελετάται η παραλλαγή της 'a priori' χρήσης MCDM, όπου η MCDM αντικαθιστά τη μέθοδο υπολογισμού της (βαθμωτής) συνάρτησης χρησιμότητας ϕ κάθε ατόμου μέσα στον πληθυσμό του ΕΑ.

5.1 Τεχνικές Πολυκριτηριακής Λήψη Αποφάσεων (MCDM)

Στη βιβλιογραφία έχουν δημοσιευθεί πολλές τεχνικές MCDM που ανταποκρίνονται σε διαφορετικά προβλήματα αλλά όλες έχουν κάποια κοινά χαρακτηριστικά. Δημιουργούν έναν πίνακα απόφασης με τις τιμές των συναρτήσεων-στόχων και τον επεξεργάζονται ανλόγως των προτιμήσεων του DM. Οι υποψήφιες λύσεις κατατάσσονται με βάση τον τελικό πίνακα και χρησιμοποιούνται μέσα στον ΕΑ. Μερικές τεχνικές MCDM είναι, ονομαστικά, η TOPSIS, η VIKOR, η WS, η PROMETHEE, η AHP και άλλες. Σχετικές βιβλιογραφικές αναφορές παρατίθενται στο πλήρες κείμενο της Διατριβής.

5.1.1 Τεχνική TOPSIS

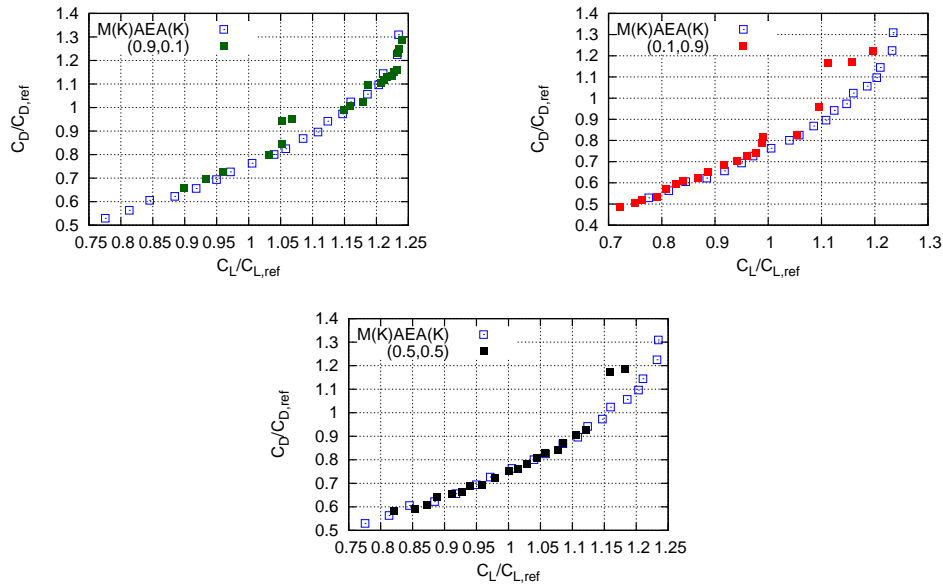
Η τεχνική TOPSIS [29] συνδυάζεται με τους ΕΑ. Αυτή δημιουργεί ακραίες τιμές που αντιστοιχούν στη χειρότερη και την καλύτερη δυνατή λύση, μετρά σταθμισμένες αποστάσεις των υποψήφιων λύσεων από τα σημεία αυτά και καταλήγει να αποδίδει μια τιμή χρησιμότητας ϕ σε κάθε λύση. Λεπτομερής μαθηματική ανάλυση βρίσκεται στο πλήρες κείμενο.

5.1.2 ΕΑ οδηγούμενοι από την Τεχνική TOPSIS

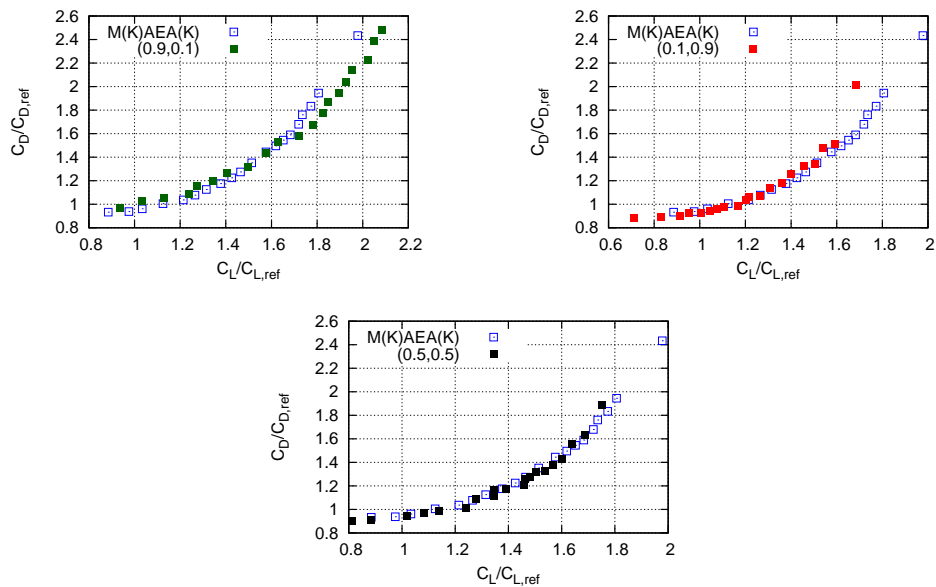
Η τεχνική TOPSIS εισάγεται στους ΕΑ για την οδήγηση των λύσεων στις περιοχές προτίμησης του DM. Χρησιμοποιείται η M(K)ΑΕΑ(K) παραλλαγή του ΕΑ, μιας και αυτή αποδίδει βέλτιστα όπως δείχθηκε, και έτσι δημιουργείται ο καθοδηγούμενος από την τεχνική TOPSIS M(K)ΑΕΑ(K) ή TO-M(K)ΑΕΑ(K). Με γνωστές τις προτιμήσεις του DM, η TOPSIS αντικαθιστά τις μεθόδους υπολογισμού της συνάρτησης χρησιμότητας ϕ και επηρεάζει την επιλογή των γονέων και των επιλέκτων κάθε γενιάς οδηγώντας τον ΕΑ σε περιοχές του χώρου των συναρτήσεων-στόχων που προτιμώνται από τον DM.

5.2 Εφαρμογές

Ο προτεινόμενος TO-M(K)ΑΕΑ(K) παρουσιάζεται σε σύγκριση με τον M(K)ΑΕΑ(K) σε δύο από τα προβλήματα αναφοράς (κεφάλαιο 2.4). Το πρώτο πρόβλημα αναφοράς επανεξετάζεται με δύο στόχους, μέγιστο συντελεστή άνωσης (C_L) και ελάχιστο συντελεστή οπισθέλκουσας (C_D). Πραγματοποιείται βελτιστοποίηση με τον M(K)ΑΕΑ(K) και με τον TO-M(K)ΑΕΑ(K) με τρία διαφορετικά σύνολα τιμών βαρών $(w_1, w_2) = (0.9, 0.1)$, $(0.1, 0.9)$ και $(0.5, 0.5)$, για να δοθεί έμφαση σε διαφορετικές περιοχές του χώρου των συναρτήσεων-στόχων. Τα τελικά μέτωπα μη-κυριαρχούμενων λύσεων, για κάθε περίπτωση, παρουσιάζονται στο σχ. 5.1. Στο δεύτερο πρόβλημα αναφοράς, πραγματοποιούνται οι ίδιες βελτιστοποιήσεις με τα τρία διαφορετικά σύνολα τιμών βαρών για τον TO-M(K)ΑΕΑ(K) και τα αντίστοιχα μέτωπα φαίνονται στο σχ. 5.2. Από τα αποτελέσματα και των δύο προβλημάτων φαίνεται ότι ο προτεινόμενος TO-M(K)ΑΕΑ(K) παρέχει τα αναμενόμενα αποτελέσματα δίνοντας έμφαση στις αντίστοιχες περιοχές του χώρου των συναρτήσεων-στόχων.



Σχήμα 5.1: Πρόβλημα Αναφοράς 1: Μέτωπα μη-κυριαρχούμενων λύσεων τα οποία υπολογίστηκαν με τις μεθόδους TO-M(K)AEA(K) και M(K)AEA(K).



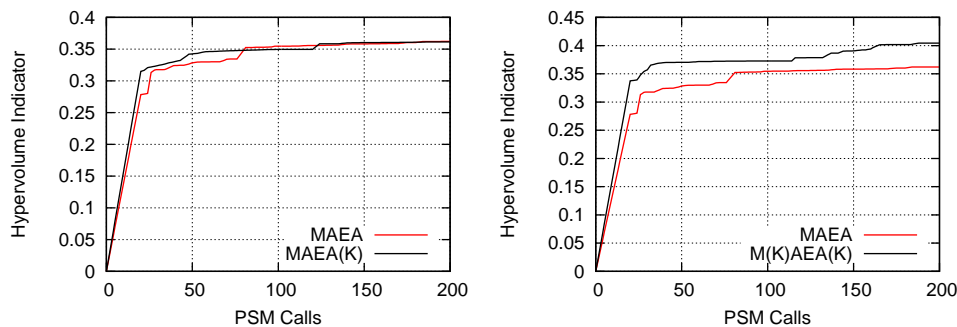
Σχήμα 5.2: Πρόβλημα Αναφοράς 2: Μέτωπα μη-κυριαρχούμενων λύσεων τα οποία υπολογίστηκαν με τις μεθόδους TO-M(K)AEA(K) και M(K)AEA(K).

Κεφάλαιο 6

Βιομηχανικά Προβλήματα Βελτιστοποίησης

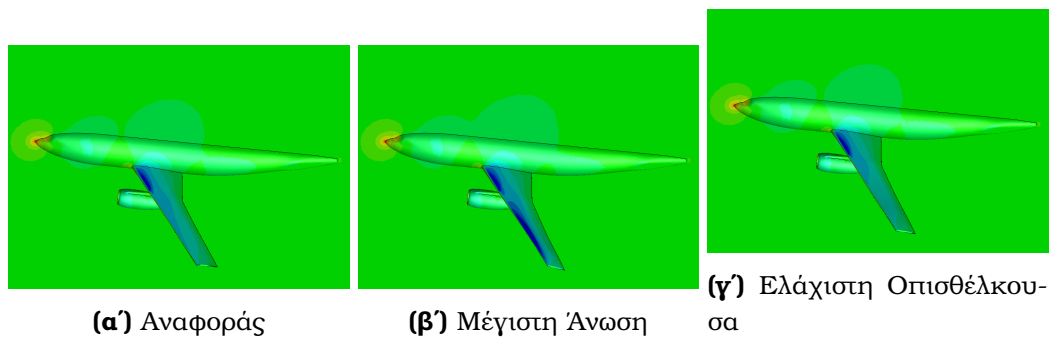
Το κεφάλαιο αυτό περιλαμβάνει βιομηχανικές εφαρμογές στις οποίες έχει πρόσβαση η ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ. Σε όλα τα προβλήματα εκτός από ένα, ο PUMA είναι το λογισμικό αξιολόγησης. Ο επιλύτης ΥΡΔ που βασίζεται στη μέθοδο των τεμνομένων κυψελών χρησιμοποιήθηκε μόνο στη βελτιστοποίηση της διαφραγματικής αντλίας .

Το πρώτο βιομηχανικό πρόβλημα αφορά τον επανασχεδιασμό μιας διαμόρφωσης πτέρυγας-ατράκτου αεροσκάφους [6] για μέγιστη άνωση (L) και ελάχιστη οπισθέλκουσα (D). Η ροή είναι τυρβώδης με συνθήκες $Re_c = 10^6$, $M_\infty = 0.75$ και γωνίες της επ' άπειρον ροής ίσες με 0° . Η παραμετροποίηση του σχήματος με 8 μεταβλητές σχεδιασμού πραγματοποιήθηκε με την τεχνική των ογκομετρικών επιφανειών NURBS. Το πρόβλημα βελτιστοποίησης επιλύεται με (5, 10)ΕΑ, ΜΑΕΑ, ΜΑΕΑ(Κ) και Μ(Κ)ΑΕΑ(Κ) με όριο τις 200 αξιολογήσεις και η σύγκλιση του δείκτη υπερόγκου τους, σχ. 6.1, δείχνει ότι η PCA αυξάνει την απόδοση του ΕΑ. Στο σχ. 6.2 συγκρίνεται το πεδίο πιέσεων των δύο ακραίων λύσεων του βέλτιστου μετώπου και της διαμόρφωσης αναφοράς.



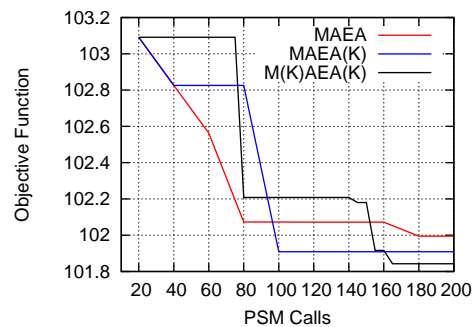
Σχήμα 6.1: Βιομηχανικό Πρόβλημα 1: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των ΜΑΕΑ και ΜΑΕΑ(Κ) (αριστερά) και ΜΑΕΑ και Μ(Κ)ΑΕΑ(Κ) (δεξιά), ως προς τον αριθμό κλήσεων του λογισμικού ΥΡΔ.

Το δεύτερο βιομηχανικό πρόβλημα αφορά τη βελτιστοποίηση της μορφής τμήματος του προτύπου αυτοκινήτου DrivAer για ελάχιστο συντελεστή οπισθέλκουσας (C_D). Η ροή είναι τυρβώδης με αξονική ταχύτητα $11m/s$. Το οπίσθιο τμήμα του αυτοκινήτου παραμετροποιείται χρησιμοποιώντας ένα πλέγμα ελέγχου NURBS με 81 μεταβλητές σχεδιασμού. Η βελτιστοποίηση διεξάγεται με (10, 20) ΕΑ, ΜΑΕΑ, ΜΑΕΑ(Κ) και Μ(Κ)ΑΕΑ(Κ), με όριο τις 200 αξιολογήσεις με το λογισμικό ΥΡΔ. Η σύγκλιση των βελτιστοποιήσεων (σχ. 6.3) δείχνει πάλι τα πλεονεκτήματα της διπλής χρήσης

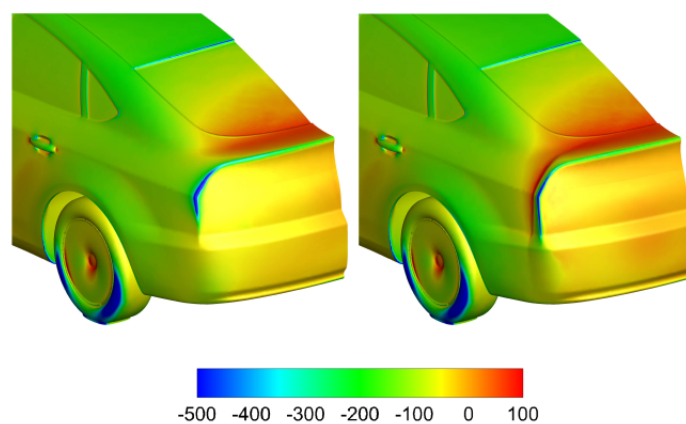


Σχήμα 6.2: Βιομηχανικό Πρόβλημα 1: Σύγκριση του πεδίου πίεσης τριών επιλεγμένων πτερυγίων.

της PCA. Το πεδίο πιέσεων για τη γεωμετρία αναφοράς και τη βέλτιστη γεωμετρία παρουσιάζονται στο σχ. 6.4.

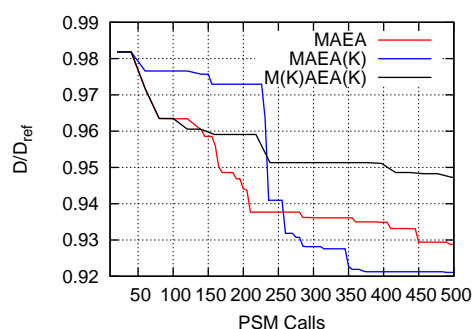


Σχήμα 6.3: Βιομηχανικό Πρόβλημα 2: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των MAEA, MAEA(K) και M(K)AEA(K).

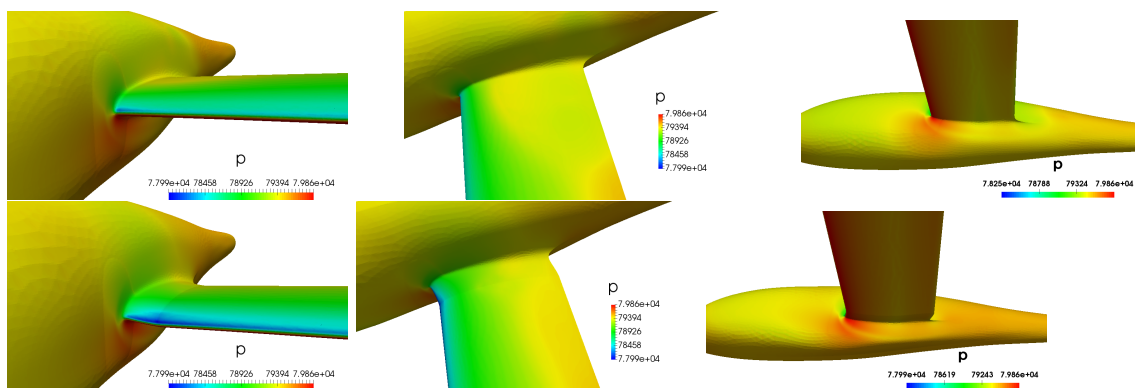


Σχήμα 6.4: Βιομηχανικό Πρόβλημα 2: Σύγκριση του πεδίου πίεσης για τη γεωμετρία αναφοράς (αριστερά) και τη βέλτιστη γεωμετρία (δεξιά) του αυτοκινήτου.

Το τρίτο βιομηχανικό πρόβλημα αφορά τη βελτιστοποίηση ενός ελαφρού ανεμόπτερου, το σχέδιο του οποίου διέθεσε η εταιρία Pipistrel στο πλαίσιο του Ευρωπαϊκού προγράμματος "RBF4AERO", για ελάχιστη οπισθέλκουσα (D). Ένα πλέγμα NURBS με 54 μεταβλητές σχεδιασμού παραμετροποιεί την ένωση πτέρυγας ατράκτου. Η ροή είναι τυρβώδης με συνθήκες $M_\infty = 0.08$, $\alpha_\infty = 10^\circ$ και $Re = 10^6$. Χρησιμοποιούνται οι (10, 20) ΜΑΕΑ, ΜΑΕΑ(Κ) και Μ(Κ)ΑΕΑ(Κ) με όριο τις 500 αξιολογήσεις. Στο σχ. 6.5 παρουσιάζονται οι αντίστοιχες συγκλίσεις όπου φαίνεται ότι ο ΜΑΕΑ(Κ) παρέχει τα καλύτερα αποτελέσματα. Τα σχ. 6.6 συγκρίνουν το πεδίο πιέσεων του ανεμόπτερου αναφοράς και του βέλτιστου ανεμόπτερου. Το τέταρτο βιομη-



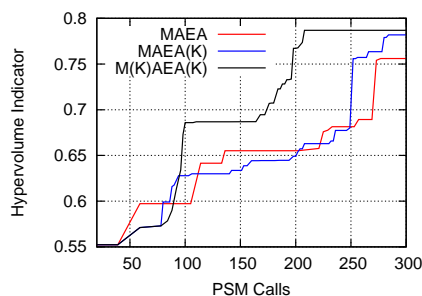
Σχήμα 6.5: Βιομηχανικό Πρόβλημα 3: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των ΜΑΕΑ, ΜΑΕΑ(Κ) και Μ(Κ)ΑΕΑ(Κ).



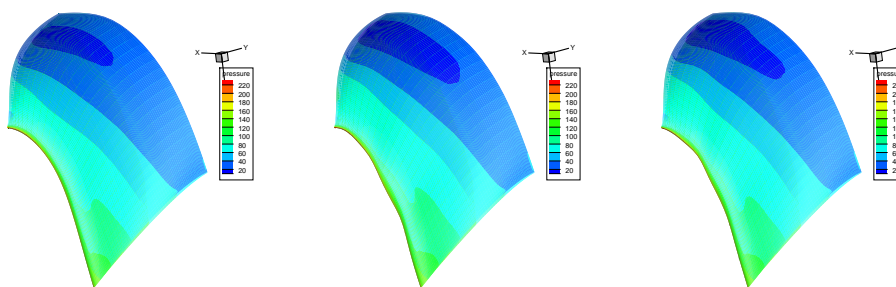
Σχήμα 6.6: Βιομηχανικό Πρόβλημα 3: Σύγκριση της γεωμετρίας αναφοράς (πάνω) και της βέλτιστης (κάτω) γεωμετρίας.

χανικό πρόβλημα βελτιστοποίησης αφορά τον σχεδιασμό ενός δρομέα υδροστροβίλου τύπου Francis με στόχους το μέγιστο βαθμό απόδοση και την ελάχιστη σπηλαιώση (μεγιστοποίηση της ελάχιστης πίεσης). Οι συνθήκες στην είσοδο του δρομέα είναι $V_{inlet} = 8.2\text{m/s}$, $a_{swirl} = 22.36^\circ$ και $a_{axial} = 0^\circ$, ενώ στην έξοδό του η στατική πίεση είναι 39900Pa και η γωνιακή ταχύτητα 117.8rad/s . Η γεωμετρία παραμετροποιείται με 75 μεταβλητές σχεδιασμού οι οποίες καθορίζονται από το λογισμικό GMTurbo

παραμετροποίησης περυγώσεων στροβιλομηχανών που έχει αναπτυχθεί στη ΜΠΥΡ-Β/ΕΜΠ [64, 63]. Χρησιμοποιούνται οι (10, 20)ΜΑΕΑ, ΜΑΕΑ(Κ) και Μ(Κ)ΑΕΑ(Κ) και η σύγκλιση του δείκτη υπερόγκου παρουσιάζεται στο σχ. 6.7 όπου φαίνεται, ακόμα μια φορά, πόσο μειώνεται το κόστος βελτιστοποίησης με τη διπλή χρήση της PCA. Το σχ. 6.8 συγκρίνει τις κατανομές πιέσεων πάνω στις πτέρυγες που βρίσκονται στα δύο άκρα του μετώπου και στην πτέρυγα αναφοράς.

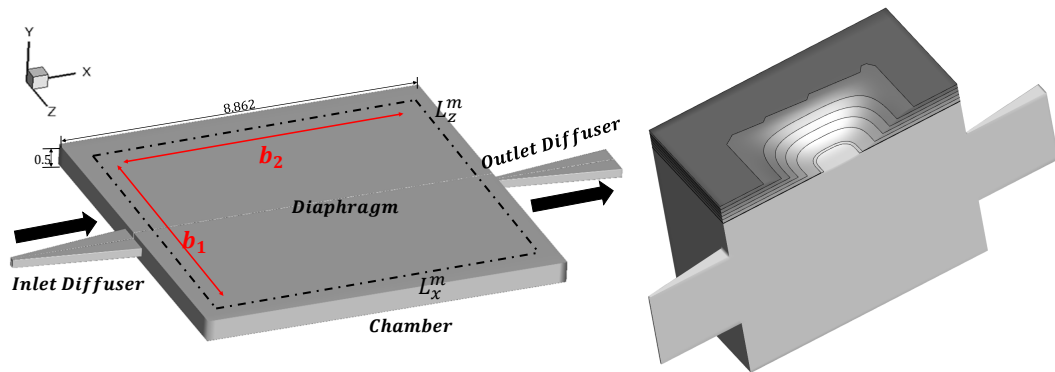


Σχήμα 6.7: Βιομηχανικό Πρόβλημα 4: Σύγκριση της πορείας σύγκλισης των ΜΑΕΑ, ΜΑΕΑ(Κ) και Μ(Κ)ΑΕΑ(Κ).

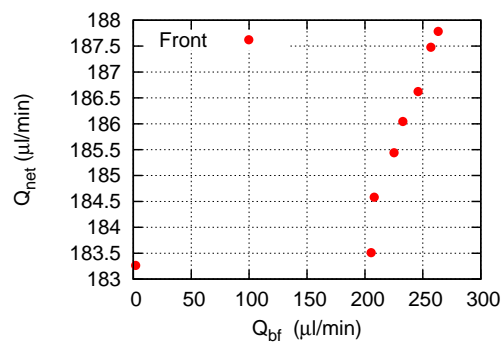


Σχήμα 6.8: Βιομηχανικό Πρόβλημα 4: Κατανομή πίεσης στην επιφάνεια της γεωμετρίας αναφοράς (αριστερά), αυτής με μέγιστη απόδοση (μέση) και αυτής για ελάχιστη σπηλαιώση (δεξιά).

Η τελευταία βιομηχανική εφαρμογή αφορά τη βελτιστοποίηση της 3Δ διαφραγματικής μικρο-αντλίας χωρίς βαλβίδες [57]. Αυτή αποτελείται από δύο διαχύτες και ένα θάλαμο το άνω τοίχωμα του οποίου είναι ένα κινούμενο διάφραγμα, σχ. 6.9. Η κίνηση αυτή καθορίζει τη ροή και τη λειτουργία της αντλίας και καθορίζεται από 8 μεταβλητές σχεδιασμού. Το λογισμικό ΥΡΔ που βασίζεται στη μέθοδο των τεμνομένων κυψελών χρησιμοποιείται για την επίλυση της ροής και τον υπολογισμό των παραγώγων των συναρτήσεων-στόχων ως προς τις μεταβλητές σχεδιασμού. Μόνο ο προτεινόμενος υβριδικός αλγόριθμος βελτιστοποιεί την αντλία (λόγω του κόστους του λογισμικού αξιολόγησης) για μέγιστη καθαρή ροή όγκου και ελάχιστη οπισθοροή. Το τελικό μέτωπο των μη-κυριαρχούμενων λύσεων παρουσιάζεται στο σχ. 6.10, ενώ περαιτέρω συγκρίσεις και επεξεργασία της εφαρμογής παρουσιάζεται στο πλήρες κείμενο.



Σχήμα 6.9: Βελτιστοποίηση Διαφραγματικής Αντλίας: Δεξιά: Η αντλία με το κινούμενο διάφραγμα. Αριστερά: Στιγμαία κίνηση του διαφράγματος.



Σχήμα 6.10: Βελτιστοποίηση Διαφραγματικής Αντλίας: Μέτωπο μη-κυριαρχούμενων λύσεων.

Κεφάλαιο 7

Πρόβλεψη Πεδίων Ροής με Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα

Σε εφαρμογές αεροδυναμικού σχεδιασμού/βελτιστοποίησης, πραγματοποιούνται πολλά υψηλού κόστους υπολογισμοί με χρήση του λογισμικού ΥΡΔ. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks, ANN) και τα Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα (Deep Neural Networks, DNN) έχουν αποδειχθεί ικανά να προβλέπουν πολύπλοκες λειτουργίες/καταστάσεις με μικρό κόστος, [52], οπότε μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη αποτελεσμάτων ΥΡΔ. ANN μπορούν να προβλέψουν τις τιμές των συναρτήσεων κόστους κατά τη διάρκεια βελτιστοποιήσεων, όπως έχει δείχθει σε προηγούμενο κεφάλαιο. Από την άλλη, ANN έχουν χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη ολόκληρων πεδίων ροής γύρω από 2Δ και 3Δ αεροδυναμικά σώματα [54, 24, 28]. Σε αυτήν τη Διατριβή, χρησιμοποιούνται πολύπλοκα DNN εκπαιδευόμενα με δεδομένα από τρεξίματα του λογισμικού PUMA για την πρόλεξη πεδίων ροής γύρω από αεροτομές και πτέρυγες. Η εγκυρότητα τους δείχνεται σε νέα σχήματα που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί κατά την εκπαίδευση.

7.1 Βασικά Χαρακτηριστικά των DNN

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων χρόνων, DNN [12] χρησιμοποιούνται σε μια πληθώρα εφαρμογών, όπως αναγνώριση ήχου και εικόνας. Ένα ANN αποτελείται από επίπεδα νευρώνων τα οποία ενώνονται με βάρη και σταθερές, τις παραμέτρους του δικτύου. Για να μάθει το ANN μια διαδικασία, πρέπει να εκπαιδευτεί (αλλάξει τις παραμέτρους του), έτσι ώστε η τελική πρόβλεψη να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στην πραγματική τιμή. Αυτό γίνεται με την ελαχιστοποίηση κατάλληλης συνάρτησης κόστους. Η επικρατέστερη μέθοδος για την εκπαίδευση των DNN είναι ο αλγόριθμος της πίσω-διάδοσης πληροφορίας, [49]. Ο αλγόριθμος αυτός ξεκινώντας από το τέλος του DNN (από το επίπεδο εξόδου) προς την αρχή υπολογίζει διαδοχικά τις παραγώγους της συνάρτησης κόστους ως προς τις παραμέτρους (βάρη και σταθερές) του δικτύου (λεπτομέρειες στο πλήρες κείμενο). Στη συνέχεια, οι παράμετροι ανανεώνονται με ένα βήμα απότομης καθόδου και η διαδικασία συνεχίζεται με νέους κύκλους μέχρι την ελαχιστοποίηση της παραπάνω συνάρτησης. Η εκπαίδευση των DNN βασίζεται σε μεθόδους που χρησιμοποιούν παραγώγους. Οι χρησιμοποιούμενες για την εκπαίδευση μέθοδοι βασίζονται σε παραγώγους και μπορεί να εγκλωβιστούν σε τοπικά ακρότατα και/ή να έχουν αργή σύγκλιση. Για να αποφευχθούν αυτά τα προβλήματα, έχουν αναπτυχθεί ειδικές μέθοδοι όπως η Gradient descent with momentum [49], η RMSProp [59] και η Adam [38]. Εδώ, χρησιμοποιείται η μέθοδος

Adam με χρήση παρτίδων (batches) δεδομένων εκπαίδευσης, η οποία βοηθά περαιτέρω τη γρήγορη εκπαίδευση των δικτύων.

7.2 Αρχιτεκτονική των Δικτύων

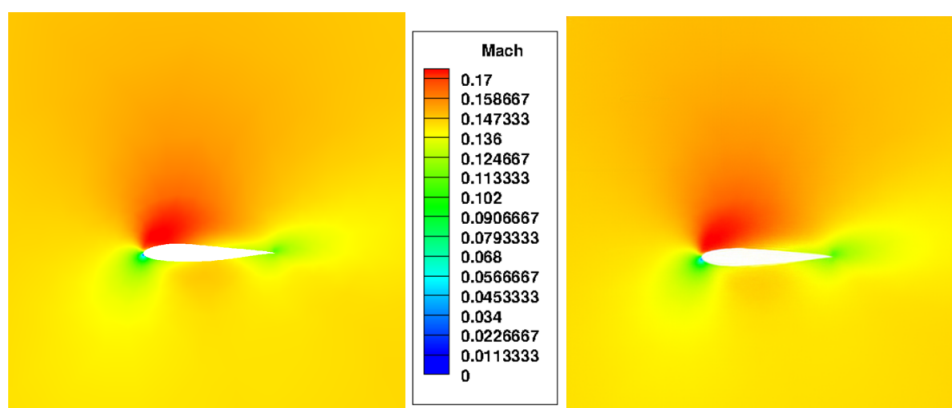
Γενικά, τα ANN αποτελούνται από ένα επίπεδο εισόδου, ένα ή πολλά "κρυμμένα" επίπεδα και ένα επίπεδο εξόδου. Όταν υπάρχουν πολλά κρυμμένα επίπεδα, τότε το ANN ονομάζεται DNN. Τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks, CNN) είναι ίσως η περισσότερο διαδεδομένη υποκατηγορία των DNN με πολλές εφαρμογές σε όλους τους τομείς, καθώς χειρίζονται πολλά δεδομένα εισόδου και εξόδου με βέλτιστο τρόπο. Αυτό επιτυγχάνεται με το συνδυασμό επιπέδων συνέλιξης, επιπέδων συγκέντρωσης και πλήρως-συνδεδεμένων επιπέδων. Το επίπεδο συνέλιξης εφαρμόζει ένα φίλτρο πάνω στους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου, τους οποίους σαρώνει σταδιακά για να αναγνωρίσει κοινά χαρακτηριστικά και διασυνδέσεις και να συμπιέσει την πληροφορία. Τα CNN για προβλήματα ταξινόμησης εικόνων απαρτίζονται από διαδοχικά επίπεδα συνέλιξης και συγκέντρωσης, ξεκινούν από πολλά δεδομένα εισόδου και καταλήγουν σε λίγα. Αντίθετα, τα CNN για την πρόβλεψη των πεδίων ροής απαιτούν πολλές εξόδους. Για τέτοιες εφαρμογές έχουν αναπτυχθεί τα CNN Κωδικοποίησης-Αποκωδικοποίησης (Encoding-Decoding CNN), τα οποία αποτελούνται από ένα τμήμα κωδικοποίησης/συμπίεσης με επίπεδα συνέλιξης και ένα τμήμα αποκωδικοποίησης/αποσυμπίεσης με επίπεδα αντίστροφης συνέλιξης. Για την επιπλέον ενίσχυση της απόδοσής τους, ένα σύνολο από επίπεδα συνέλιξης γίνονται gated residual blocks [50], που συνδέονται μεταξύ τους με παρακαμπτόμενες συνδέσεις, όπως προτείνεται στο [27]. Όλες αυτές οι τροποποιήσεις καταλήγουν σε ένα αποδοτικό δίκτυο ικανό να προβλέψει πολύπλοκα πεδία ροής όπως φαίνεται στην επόμενη ενότητα.

7.3 Εφαρμογές σε Αεροδυναμικά Προβλήματα

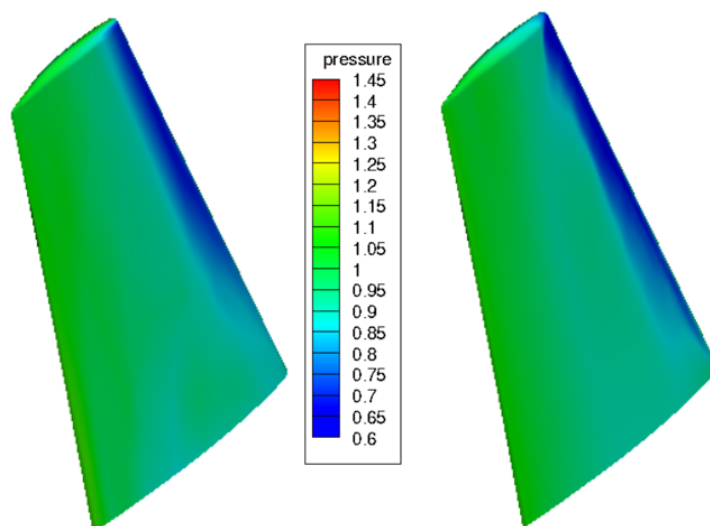
Συνήθως στις βιομηχανίες, οι εκατοντάδες ή χιλιάδες προσομοιώσεις ΥΡΔ, που πραγματοποιούνται για τον σχεδιασμό αεροδυναμικών σωμάτων, αποθηκεύονται σε μεγάλες βάσεις δεδομένων, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση των DNN. Εδώ, προσομοιώσεις του λογισμικού PUMA κατασκευάζουν τις εκάστοτε βάσεις δεδομένων. Ως προς τα DNN εφαρμόζονται δύο μέθοδοι επεξεργασίας των δεδομένων. Η πρώτη αφορά τις 2Δ εφαρμογές και χειρίζεται τα δεδομένα εισόδου και εξόδου ως εικόνες, ενώ η δεύτερη τις 3Δ εφαρμογές και χειρίζεται αριθμητικές τιμές.

Η πρώτη εφαρμογή αφορά την πρόβλεψη του πεδίου Mach γύρω από μια μεμονωμένη αεροτομή με συνθήκες $M_\infty = 0.15$ και $a_\infty = 0^\circ$. Αλλάζοντας το αρχικό σχήμα με καμπύλες Bezier, δημιουργούνται και αξιολογούνται με το λογισμικό PUMA 50 διαφορετικές αεροτομές, οι οποίες αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης. Το δίκτυο εκπαιδεύεται με είσοδο την εικόνα του σχήματος της αεροτομής και παράγει ως έξοδο το πεδίο του επιθυμητού ροικού μεγέθους υπό μορφή εικόνας. Η προβλεπτική

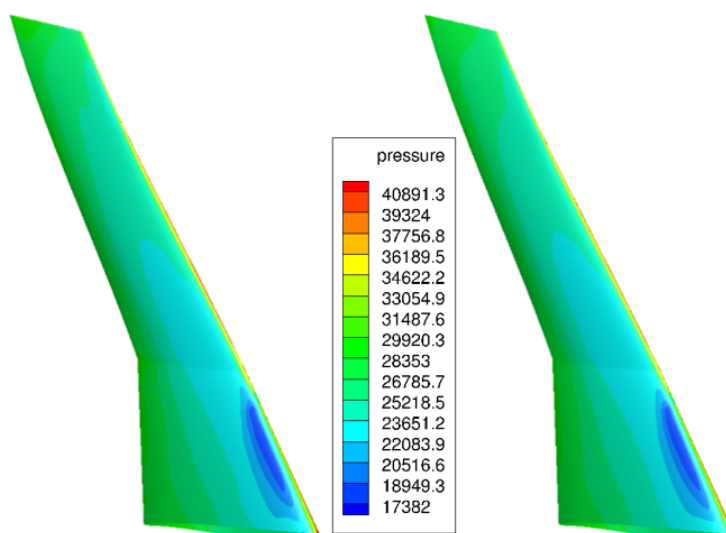
ικανότητα του DNN δοκιμάζεται σε μια νέα αεροτομή (δεν συμπεριλαμβάνεται στα δεδομένα εκπαίδευσης) όπου το σχετικό σφάλμα είναι $\sim 0.1\%$, σχ. 7.1. Στη δεύτερη περίπτωση, προβλέπεται η πίεση στην επιφάνεια της πτέρυγας που αναλύθηκε στο πρόβλημα αναφοράς 2. Το δίκτυο με είσοδο την παραμετροποίηση της πτέρυγα και τις συντεταγμένες κάθε σημείου, προβλέπει κάθε σημείο του υπολογιστικού πλέγματος ξεχωριστά. Για την εκπαίδευση χρειάστηκαν 10 διαφορετικές πτέρυγες και οι προβλέψεις του δικτύου σε νέες πτέρυγες δίνουν σχετικό σφάλμα $\sim 3\%$, σχ. 7.2. Η τρίτη εφαρμογή αφορά τη διαμόρφωση πτέρυγας-ατράκτου αεροσκάφους που μελετήθηκε στα βιομηχανικά προβλήματα. Το δίκτυο, όπως και στην προηγούμενη περίπτωση, προβλέπει την πίεση κάθε επιφανειακό σημείου ξεχωριστά. Εκπαιδευόμενο με 80 διαφορετικές διαμορφώσεις, το δίκτυο μπορεί να προβλέψει την πίεση πάνω στην επιφάνεια μιας νέας πτέρυγας με σχετικό σφάλμα $\sim 3\%$, σχ. 7.3.



Σχήμα 7.1: Μεμονωμένη Αεροτομή: Πεδίο αριθμού Mach. Δεξιά: Ανάλυση ΥΡΔ. Αριστερά: Πρόβλεψη DNN.



Σχήμα 7.2: Μεμονωμένη Πτέρυγα: Κατανομή πιέσεων στην επιφάνεια της πτέρυγας. Δεξιά: Ανάλυση ΥΡΔ. Αριστερά: Πρόβλεψη DNN.



Σχήμα 7.3: Διαμόρφωσης Πτέρυγας-Ατράκτου Αεροσκάφους: Κατανομή πιέσεων στην επιφάνεια της πτέρυγας. Δεξιά: Ανάλυση ΥΡΔ. Αριστερά: Πρόβλεψη DNN.

Κεφάλαιο 8

Ανακεφαλαίωση-Συμπεράσματα

Αυτή η Διδακτορική Διατριβή στοχεύει στην ανάπτυξη, βελτίωση και εφαρμογή μεθόδων για τη μείωση του κόστους των ΕΑ ώστε να είναι πιο ελκυστικοί για χρήση σε βιομηχανικές εφαρμογές. Όλες οι μέθοδοι προγραμματίστηκαν στην πλατφόρμα EASY της ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ η οποία ενισχύθηκε με τα αυρήματα της Διατριβής. Τα αεροδυναμικά προβλήματα βελτιστοποίησης, όπως σχεδιασμός αεροτομών, πτερυγίων και στροβιλομηχανών, βασίζονται στο λογισμικό PUMA που αναπτύχθηκε στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ για την αξιολόγηση των υποψήφιων λύσεων. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκαν Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα για την πρόβλεψη του πεδίου ροής σε αεροδυναμικά σώματα.

Τα συμπεράσματα της Διατριβής συνοψίζονται στα παρακάτω:

(α) Η μέθοδος Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών με συναρτήσεις πυρήνα υποβοηθά σημαντικά τους ΕΑ και ΜΑΕΑ. Η Kernel PCA δημιουργεί ένα νέο χώρο χαρακτηριστικών, όπου οι τελεστές εξέλιξης εφαρμόζονται καλύτερα προάγοντας την εξέλιξη. Επιπλέον, χρησιμοποιείται για την αποκοπή των μεταβλητών σχεδιασμού με τις οποίες εκπαιδεύεται το μεταπρότυπο βελτιώνοντας την προβλεπτική του ικανότητα. Η Διατριβή ανέδειξε την υπεροχή του Kernel, έναντι του γραμμικού, PCA.

(β) Η προτεινόμενη υβριδική μέθοδος βελτιστοποίησης για πολυκριτηριακά προβλήματα υπερτερεί προϋπάρχουσας αντίστοιχης μεθόδου η οποία επίσης αναπτύχθηκε στη ΜΠΥΡΒ/ΕΜΠ. Αυτή συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των ΕΑ και των μεθόδων βελτιστοποίησης με παραγώγους (GB). Στη μέθοδο αυτή, η κατεύθυνση για την ανανέωση των πιο υποσχόμενων λύσεων από τη GB υπολογίζεται από τη γραμμική PCA. Αυτή επεξεργαζόμενη τις συναρτήσεις-στόχους των επιλέκτων κάθε γενιάς υπολογίζει τις σημαντικές κατευθύνσεις στο χώρο των συναρτήσεων-στόχων. Η κατεύθυνση με τη μικρότερη ιδιοτιμή είναι κάθετη στο μέτωπο μη-κυριαρχούμενων λύσεων, δείχνει προς τη βελτίωση όλων των συναρτήσεων-στόχων ταυτόχρονα και προς τα εκεί ανανεώνονται οι λύσεις. Η προτεινόμενη μέθοδος υπερτερεί της προϋπάρχουσας ως προς το ότι δεν περιορίζεται σε συγκεκριμένη τεχνική υπολογισμού της συνάρτησης χρησιμότητας ϕ αλλά είναι γενική.

(γ) Η Πολυκριτηριακή Λήψη Αποφάσεων, MCDM, εισάγεται στους ΕΑ και ΜΑΕΑ και βοηθά αισθητά στο να υπολογίζεται ένα περισσότερο "χρήσιμο" μέτωπο μη-κυριαρχούμενων λύσεων. Γνωρίζοντας εκ των προτέρων τις προτιμήσεις του Λήπτη Αποφάσεων υπό μορφή βαρών, η MCDM τεχνική TOPSIS υπολογίζει τη τιμή χρησιμότητας των ατόμων κάθε γενιάς. Έτσι, ο ΕΑ σταδιακά οδηγείται προς περιοχές που προτιμώνται από τον Λήπτη Αποφάσεων.

(δ) Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη πεδίων ροής

γύρω από αεροδυναμικά σώματα, με σκοπό την υποκατάσταση του λογισμικού ΥΡΔ σε διαδικασίες βελτιστοποίησης/σχεδιασμού. Τα δίκτυα αυτά βασίζόμενα σε τελευταίας τεχνολογίας αρχιτεκτονικές χειρίζονται είτε εικόνες, σε 2Δ περιπτώσεις, είτε αριθμητικά δεδομένα, σε 3Δ περιπτώσεις. Με εφαρμογές σε αεροτομές και πτέρυγες, αυτά τα δίκτυα φαίνονται ικανά να προβλέψουν πεδία πίεσης και αριθμού Mach με μεγάλη ακρίβεια.

Βιβλιογραφία

- [1] V.G. Asouti. *Aerodynamic analysis and design methods at high and low speed flows, on multiprocessor platforms*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2009.
- [2] V.G. Asouti, X.S. Trompoukis, I.C. Kampolis, and K.C. Giannakoglou. Unsteady CFD computations using vertex-centered finite volumes for unstructured grids on Graphics Processing Units. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 67(2):232–246, 2011.
- [3] M. Baldwin. A new factor in evolution. *The American Naturalist*, 30(354):441–451, 1896.
- [4] G. Box. Evolutionary Operation: A method for increasing industrial productivity. *Applied Statistics*, 6(2):81–101, 1957.
- [5] H. Bremermann. Optimization through evolution and recombination. *Self Organizing Systems*, pages 93–106, 1962.
- [6] O. Brodersen. Drag prediction of engine–airframe interference effects using unstructured Navier–Stokes calculations. *Journal of Aircraft*, 39(6):927–935, 2002.
- [7] S. Chakradeo, A. Hendre, and S. Deshpande. Generalized theory for hybridization of evolutionary algorithms. In *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, Coimbatore, India, December 2014*.
- [8] C. Darwin. *On the origin of species by means of natural selection*. 1859.
- [9] K. Deb. An efficient constraint handling method for genetic algorithms. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 186(2):311–338, 2000.
- [10] K. Deb, S. Agarwal, A. Pratap, and T. Meyarivan. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II. *Technical Report 200001, Indian Institute of Technology Kanpur*, 2000.
- [11] K. Deb, A. Pratap, S. Agrawal, and T. Meyarivan. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182–197, 2002.
- [12] L. Deng and D. Yu. Deep learning: Methods and applications. *Foundations and Trends in Signal Processing*, 7(3-4):1–199, 2014.

- [13] M. Emmerich, K.C. Giannakoglou, and B. Naujoks. Single- and multi-objective evolutionary optimization assisted by Gaussian random field meta-models. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 10(4):421–439, 2006.
- [14] L. Fogel. Autonomous automata. *Industrial Research Magazine*, 4(2):14–19, 1962.
- [15] L. Fogel. *On The Organization of Intellect*. PhD thesis, University of California, 1964.
- [16] L. Fogel, A. Owens, and M. Walsh. Artificial Intelligence through Simulated Evolution. In *John Wiley & Sons*, New York, 1966.
- [17] R. Friedberg. A learning machine: Part i. *IBM J. Res. Dev.*, 2(1):2–13, 1958.
- [18] H.A. Georgopoulou. *Optimization techniques for committing combined cycle power plants and designing their components*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2009.
- [19] K.C. Giannakoglou. Design of optimal aerodynamic shapes using stochastic optimization methods and computational intelligence. *Progress in Aerospace Sciences*, 38(1):43–76, 2002.
- [20] K.C. Giannakoglou. The EASY (Evolutionary Algorithms SYstem) software, <http://velos0.ltt.mech.ntua.gr/EASY.>, 2008.
- [21] M. Giles and N. Pierce. Improved lift and drag estimates using adjoint Euler equations. In *AIAA Paper 1999-3293, 14th Computational Fluid Dynamics Conference, Norfolk, U.S.A*, 1999.
- [22] A.P. Giotis. *Application of evolutionary algorithms, computational intelligence and advanced computational fluid dynamics techniques to the optimization-inverse design of turbomachinery cascades, using parallel processing*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2003.
- [23] A.P. Giotis. *Application of evolutionary algorithms, computational intelligence and advanced computational fluid dynamics techniques to the optimization-inverse design of turbomachinery cascades, using parallel processing*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2003.
- [24] X. Guo, W. Li, and F. Iorio. Convolutional neural networks for steady flow approximation. In *22Nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 481–490, New York, USA, 2016.
- [25] J. Hadamard. Sur les problemes aux derivees partielles et leur signification physique. *Princeton University Bulletin*, pages 49–52, 1902.

- [26] S. Haykin. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, New Jersey, USA, 2nd edition, 1999.
- [27] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun. Deep residual learning for image recognition. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 770–778, June 2016.
- [28] O. Hennigh. Automated design using neural networks and gradient descent. *ArXiv e-prints, arXiv:1710.10352*, 10 2017.
- [29] C. Hwang and K. Yoon. *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Springer-Verlag, New York, 1981.
- [30] I. Jolliffe. *Principal Component Analysis, 2nd Edition*. Springer Series in Statistics, 2002.
- [31] S. Kabanikhin, N. Tikhonov, V. Ivanov, and M. Lavrentiev. Definitions and examples of inverse and ill-posed problems. *Journal of Inverse and Ill-posed Problems*, 16:317–357, 01 2008.
- [32] I.C. Kampolis. *Parallel, multilevel algorithms for the aerodynamic optimization in turbomachines*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2009.
- [33] I.C. Kampolis and K.C. Giannakoglou. A multilevel approach to single- and multi-objective aerodynamic optimization. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 197(33-40):2963–2975, 2008.
- [34] D. Kapsoulis, K. Tsiakas, X. Trompoukis, V. Asouti, and K. Giannakoglou. Evolutionary multi-objective optimization assisted by metamodels, Kernel PCA and multi-criteria decision making techniques with applications in aerodynamics. *Applied Soft Computing*, 64(2):182–197, 2017.
- [35] M.K. Karakasis. *Hierarchical, distributed evolutionary algorithms and computational intelligence in aerodynamic shape optimization, on multiprocessing systems*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2006.
- [36] M.K. Karakasis, A.P. Giotis, and K.C. Giannakoglou. Inexact information aided, low-cost, distributed genetic algorithms for aerodynamic shape optimization. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 43(10-11):1149–1166, 2003.
- [37] A. Keane and B. Nair. Computational approaches to aerospace design. In *John Wiley & Sons*, Chichester UK, 2nd edition, 205.
- [38] D. Kingma and J. Ba. Adam: A method for stochastic optimization. In *3rd International Conference for Learning Representations*, San Diego, 2015.

- [39] E.A. Kontoleonos. *Designing Thermo-Fluid Systems using Gradient-based Optimization Methods and Evolutionary Algorithms*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2012.
- [40] E.A. Kontoleonos, V.G. Asouti, and K.C. Giannakoglou. An asynchronous metamodel-assisted memetic algorithm for CFD-based shape optimization. *Engineering Optimization*, 44(2):157–173, 2012.
- [41] S. Kyriacou. *Evolutionary Algorithm-based Design-Optimization Methods in Turbomachinery*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2013.
- [42] S.A. Kyriacou, V.G. Asouti, and K.C. Giannakoglou. Efficient PCA-driven EAs and metamodel-assisted EAs, with applications in turbomachinery. *Engineering Optimization*, 46(7):895–911, 2014.
- [43] S.A. Kyriacou, S. Weissenberger, and K.C. Giannakoglou. Design of a matrix hydraulic turbine using a metamodel-assisted evolutionary algorithm with PCA-driven evolution operators. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimization*, 3(2):45–63, 2012.
- [44] Z. Michalewicz and D. Fogel. How to solve it: Modern heuristics. In *Springer-Verlag*, 2000.
- [45] A.K. Morales and C.V. Quezada. A universal eclectic genetic algorithm for constrained optimization. In *6th European Congress on Intelligent Techniques & Soft Computing*, Verlag Mainz, pages 518–522, 1998.
- [46] F. Neri and C. Cotta. Memetic algorithms and memetic computing optimization: A literature review. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2:1–14, 2012.
- [47] D.I. Papadimitriou and K.C. Giannakoglou. A continuous adjoint method with objective function derivatives based on boundary integrals for inviscid and viscous flows. *Computers & Fluids*, 36(2):325–341, 2007.
- [48] D. Powell and M.M. Skolnick. Using genetic algorithms in engineering design optimization with non-linear constraints. In *5th International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann Publishers Inc., pages 424–431, 1993.
- [49] D. Rumelhart, G. Hinton, and R. Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088):533–536, October 1986.
- [50] T. Salimans, A. Karpathy, X. Chen, and D. Kingma. PixelCNN++: Improving the PixelCNN with discretized logistic mixture likelihood and other modifications. *CoRR*, abs/1701.05517, 2017.

- [51] K. Samouchos. *The continuous adjoint method to immersed boundary methods for turbomachinery applications*. PhD thesis, National Technical University of Athens, (in progress).
- [52] J. Schmidhuber. Deep Learning. *Scholarpedia*, 10(11):32-38, 2015.
- [53] V. Schmitt and F. Charpin. Pressure distributions on the ONERA M6 wing at transonic mach numbers, experimental data base for computer program assessment. Technical report, AGARD 138, 1979.
- [54] S. Schreck, W. Faller, and M. Luttges. Efficient unsteady aerodynamic loads prediction based on nonlinear system identification and proper orthogonal decomposition. *Journal of Fluids and Structures*, 67(1), 2016.
- [55] R. Shang, J. Wang, L. Jiao, and Y. Wang. An improved decomposition-based memetic algorithm for multi-objective capacitated arc routing problem. *Applied Soft Computing*, 19:343-361, 2014.
- [56] K. Sindhya, K. Miettinen, and K. Deb. A hybrid framework for evolutionary multi-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 17:495-511, 2013.
- [57] L. Songjing, J. Liu, and D. Jiang. Dynamic characterization of a valveless micropump considering entrapped gas bubbles. *Journal of Heat Transfer*, 135, 2013.
- [58] P.D. Surry and N.J. Radcliffe. The COMOGA method: Constrained optimisation by multiobjective genetic algorithms. *Control and Cybernetics*, 26:391-412, 1997.
- [59] T. Tieleman and G. Hinton. Lecture 6.5-rmsprop: Divide the gradient by a running average of its recent magnitude. *COURSERA: Neural Networks for Machine Learning*, 2012.
- [60] X.S. Trompoukis. *Solving aerodynamic-aeroelastic problems on Graphics Processing Units*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2012.
- [61] X.S. Trompoukis, V.G. Asouti, I.C. Kampolis, and K.C. Giannakoglou. *CUDA implementation of Vertex-Centered, Finite Volume CFD methods on Unstructured Grids with Flow Control Applications*, chapter 17. Morgan Kaufmann, 2011.
- [62] X.S. Trompoukis, K.T. Tsiakas, M. Ghavami Nejad, V.G. Asouti, and K.C. Giannakoglou. The continuous adjoint method on graphics processing units for compressible flows. In *OPT-i, International Conference on Engineering and Applied Sciences Optimization*, Kos Island, Greece, June 4-6 2014.

-
- [63] K. Tsiakas. *Development of optimization methods for use on Graphics Processing Units, with turbomachinery applications*. PhD thesis, National Technical University of Athens, 2019.
- [64] K.T. Tsiakas, F. Gagliardi, X.S. Trompoukis, and K.C. Giannakoglou. Shape optimization of turbomachinery rows using a parametric blade modeller and the continuous adjoint method running on GPUS. In *ECCOMAS Congress 2016, VII European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering*, Crete island, Greece, June 5-10 2016.
- [65] TUBStator. TurboLab Stator Description, 2018. <http://aboutflow.sems.qmul.ac.uk/events/munich2016/benchmark/testcase3/>.
- [66] C. Wellock and B. Ross. An Examination of Lamarckian Genetic Algorithms. In *2001 Genetic and Evolutionary Computation Conference Late Breaking Papers*, pages 474–481, 2001.
- [67] E. Zitzler, M. Laumans, and L. Thiele. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm for multiobjective optimization. In *EUROGEN 2001: Evolutionary Methods for Design, Optimisation and Control with Applications to Industrial Problems, Barcelona, Spain*, pages 19–26, 2002.
- [68] E. Zitzler and L. Thiele. An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength Pareto approach. *TIK-Report No. 43, Computer Engineering and Communication Networks Lab, ETH Zurich*, 1998.
- [69] E. Zitzler and L. Thiele. An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength Pareto approach. *Computer Engineering and Communication Networks Lab*, 1998.