

# Αλγόριθμοι για την αποδοτική κίνηση αρθρωτών και μη αρθρωτών χαρακτήρων

Η Διδακτορική Διατριβή

υποβάλλεται στην ορισθείσα

από τη Συνέλευση

του Τμήματος Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής

Εξεταστική Επιτροπή

από την

Αναστασία Μουταφίδου

ως μέρος των υποχρεώσεων για την απόκτηση του

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΟΥ ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

Πολυτεχνική Σχολή

Ιωάννινα 2022

Συμβουλευτική Επιτροπή:

- **Ιωάννης Φούντος**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
- **Κωνσταντίνος Παρσόπουλος**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
- **Δημήτριος Τζοβάρας**, Διευθυντής Ερευνών, Ινστιτούτο Τεχνολογιών Πληροφορικής και Επικοινωνιών-ΙΠΤΗΛ του Εθνικού Κέντρου Έρευνας & Τεχνολογικής Ανάπτυξης-ΕΚΕΤΑ

Εξεταστική Επιτροπή:

- **Κωνσταντίνος Παρσόπουλος**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
- **Δημήτριος Τζοβάρας**, Διευθυντής Ερευνών, Ινστιτούτο Τεχνολογιών Πληροφορικής και Επικοινωνιών-ΙΠΤΗΛ του Εθνικού Κέντρου Έρευνας & Τεχνολογικής Ανάπτυξης-ΕΚΕΤΑ
- **Ιωάννης Φούντος**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
- **Βασίλειος Δημακόπουλος**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
- **Γεώργιος Παπαγιαννάκης**, Καθηγητής, Τμήμα Επιστήμης Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Κρήτης
- **Γεώργιος Παπαϊωάννου**, Αναπλ. Καθηγητής, Τμήμα Πληροφορικής, Οικονομικό Πανεπιστήμιο Αθηνών
- **Βασίλειος Τενέντες**, Επίκουρος Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

# ΑΦΙΕΡΩΣΗ

---

Η παρούσα διατριβή είναι αφιερωμένη στις κόρες μου.

# ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

---

Θα ήθελα αρχικά να ευχαριστήσω αρχικά τον καθηγητή μου κ. Ιωάννη Φούντο που πίστεψε σε μένα και με την αμέριστη βοήθεια του κατάφερα να φέρω εις πέρας την διδακτορική μου διατριβή. Υπήρξε καθοριστικός παράγοντας η συστηματική του ανταπόκριση και βοήθειά του σε όλο το διάστημα των σπουδών μου και δεν θα τα είχα καταφέρει μόνη μου. Στην συνέχεια θα ήθελα μέσα από την καρδιά μου να ευχαριστήσω όλη μου την οικογένεια και καθέναν ξεχωριστά τον πατέρα μου Ιωάννη Μουταφίδη, την μητέρα μου Μαρία Κολοζώφ, και τις αδερφές μου Ισαβέλλα Μουταφίδου και Γεωργία Μουταφίδου χωρίς τη βοήθεια των οποίων δεν θα τα είχα καταφέρει. Αποτέλεσαν ένα ανεκτίμητο παράγοντα σταθερότητας και υποστήριξης σε όλα αυτά τα χρόνια των σπουδών μου.

Ιδιαίτερα,θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Βασίλη Τουλατζή συνοδοιπόρο, σύζυγο αλλά και σπουδαίο μου συνεργάτη αυτά τα χρόνια των σπουδών μου, όπου με την καθημερινή του συμβολή στην ζωή με βοήθησε να φέρω εις πέρας τις υποχρεώσεις μου αλλά ταυτόχρονα και για τον χρόνο που διέθεσε ώστε να με βοηθήσει καθώς και για την εξαιρετική μας συνεργασία. Ευχαριστώ πολύ! Ένα ξεχωριστό ευχαριστώ θα δώσω στις κόρες μου Κωνσταντίνα και την επόμενη που έρχεται, που ήταν για μένα ο λόγος να ολοκληρώσω τις σπουδές μου. Τέλος, να ευχαριστήσω όλους μου τους φίλους αλλά και τους ακαδημαϊκούς συνεργάτες μου για την υπομονή τους αλλά και την πίστη τους σε μένα και στην προσπάθεια μου να πετύχω το στόχο μου. Ευχαριστώ πολύ.

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

---

Κατάλογος Σχημάτων	iv
Κατάλογος Πινάκων	vii
Κατάλογος Αλγορίθμων	viii
Περίληψη	ix
Extended Abstract	xi
<b>1 Εισαγωγή</b>	<b>1</b>
1.1 Στόχοι . . . . .	1
1.2 Συμβολή της Διδακτορικής Διατριβής . . . . .	2
1.3 Δομή της Διατριβής . . . . .	3
<b>2 Επισκόπηση της Βιβλιογραφίας</b>	<b>5</b>
2.1 Συμπιεσμένες Αναπαραστάσεις Κίνησης . . . . .	5
2.2 Βελτίωση της Ποιότητας Κίνησης Σχημάτων Συμπίεσης . . . . .	8
2.3 Μεταφορά Κίνησης σε Τριδιάστατους Χαρακτήρες . . . . .	10
2.4 Γεωμετρική Αντιστοίχιση . . . . .	12
<b>3 Βασικές Έννοιες &amp; Υπόβαθρο</b>	<b>14</b>
3.1 Βασικά Στοιχεία Κίνησης . . . . .	14
3.2 Σύνδεση Σκελετού και Δέρματος . . . . .	17
3.3 Βασικές Έννοιες Κινηματικής . . . . .	19
3.4 Η Τεχνική LBS για τη Συμπιεσμένη Αναπαράσταση Κίνησης . . . . .	22
3.4.1 Προηγούμενες μέθοδοι για την αυτόματη παραγωγή LBS συν- δυνασμών . . . . .	24
3.5 Μηχανική Μάθηση . . . . .	24

<b>4</b>	<b>Σχήμα Βαθιάς Μάθησης για Συμπιεσμένες Αναπαραστάσεις Κίνησης</b>	<b>28</b>
4.1	Αλγόριθμος Βαθιάς Μάθησης για τη Σύνδεση Κοκκάλων και Δέρματος (Deep Skinning)	31
4.1.1	Ανάλυση του συνόλου μοντέλων για εκπαίδευση και επαλήθευση	33
4.1.2	Τεχνικές βελτιστοποίησης των μετασχηματισμών και των βαρών	36
4.1.3	Σχεδίαση ενός νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη των βαρών	39
4.2	Αλγόριθμος Σύντηξης Σχημάτων Συμπίεσης Κίνησης (Deep Fusible Skinning)	49
4.2.1	Σύντηξη δύο LBS σχημάτων	53
4.2.2	Τεχνική συνεπούς ομοματολογίας των κοκκάλων	56
4.3	Μετρικές για τον Υπολογισμό του Σφάλματος	60
4.4	Πειραματική Αξιολόγηση	62
<b>5</b>	<b>Βελτίωση της Ποιότητας Κίνησης Μη Αρθρωτών Χαρακτήρων</b>	<b>83</b>
5.1	Τεχνικές Ομαδοποίησης Περιοχών του Πλέγματος με Ύψηλό Σφάλμα	84
5.2	Τεχνική Συσσωματικής Γεωδαιτικής Συσταδοποίησης	88
5.3	Εισαγωγή Πρόσθετων Οστών και Ρύθμιση των Βαρών	90
5.4	Πειραματική Αξιολόγηση	94
<b>6</b>	<b>Μεταφορά Κίνησης &amp; Σύνθεση Κινήσεων</b>	<b>101</b>
6.1	Μεταφορά Κίνησης σε Τριδιάστατους Χαρακτήρες	103
6.2	Μεταφορά Σκελετού	107
6.2.1	Σχεδίαση αλγορίθμου	108
6.2.2	Τεχνικές μεταφοράς σκελετού	111
6.2.3	Επαναπροσδιορισμός αρθρώσεων	112
6.2.4	Επαναπροσδιορισμός της κατεύθυνσης και περιστροφής κάθε άρθρωσης	115
6.2.5	Αποτελέσματα και ιδιαιτερότητες	117
6.3	Μεταφορά Δέρματος	118
6.3.1	Τεχνικές μεταφοράς δέρματος	121
6.3.2	Επαναπροσδιορισμός του δέρματος	122
6.4	Γεωμετρική αντιστοίχιση χαρακτήρων	126
6.4.1	Σχεδίαση αλγορίθμου	127
6.4.2	Τεχνικές γεωμετρικής αντιστοίχισης	129
6.4.3	Καθορισμός χαρακτηριστικών σημείων αναφοράς	130

6.4.4	Επαναληπτική αφαίρεση λεπτομερειών . . . . .	141
6.4.5	Παραγωγή τελικού μοντέλου κίνησης . . . . .	144
6.4.6	Αποτελέσματα και ιδιαιτερότητες . . . . .	146
6.4.7	Αλγόριθμος P-Center και σημεία σήμανσης . . . . .	149
6.5	Πειράματα και μελλοντική εργασία . . . . .	157
6.6	Τεχνικές Σύνθεσης/Συνδυασμού Κινήσεων για Τρισδιάστατους Χαρα- κτήρες . . . . .	159
<b>7</b>	<b>Συμπεράσματα &amp; Μελλοντικές Επεκτάσεις</b>	<b>164</b>
7.1	Συμπεράσματα . . . . .	164
7.2	Μελλοντικές Επεκτάσεις . . . . .	166
	<b>Βιβλιογραφία</b>	<b>168</b>
	<b>A Deep Skinning</b>	<b>178</b>
	<b>B Deep Fusible Skinning</b>	<b>183</b>

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

---

3.1 Ένα ολοκληρωμένο μοντέλο με σκελετό και δέρμα. . . . .	16
3.2 Η γενική διαδικασία για την τεχνική rigging. . . . .	18
3.3 LBS και το φαινόμενο candy wrapper effect. . . . .	22
4.1 Αλγόριθμος Deep Skinning. . . . .	32
4.2 Rigging με βάρη κορυφής: διαφορετικά βάρη έχουν την ίδια επίδραση. . . . .	33
4.3 Χρόνος εκπαίδευσης για τα δίκτυα LSTM & CNN. . . . .	35
4.4 Παραδείγματα χαρακτήρων για μερικά δοκιμαστικά μοντέλα. . . . .	36
4.5 Ροή εργασιών του αλγορίθμου Deep Skinning στο κομμάτι της βελτιστοποίησης για βάρη και μετασχηματισμούς. . . . .	37
4.6 LSTM Δίκτυο. . . . .	39
4.7 CNN Δίκτυο. . . . .	41
4.8 Ο εξελικτικός πυρήνας & αναπαράσταση βηματισμών δίνεται μια είσοδος ακολουθίας κινούμενων χαρακτήρων. Το μπλε χρησιμοποιείται για την επισήμανση του προηγούμενου βήματος των υπολογισμών (συνελίξεις δεδομένων εισόδου με φίλτρο) και το κόκκινο το επόμενο βήμα. Με αυτόν τον τρόπο, ένα επίπεδο Conv1D είναι ικανό να καταγράψει τροχιές κορυφών σε μια ακολουθία κινούμενων χαρακτήρων. . . . .	42
4.9 Hybrid-Network. . . . .	43
4.10 Μέση ανά εποχή Ακρίβεια & Απώλεια για το CNN. . . . .	45
4.11 Μέση ανά εποχή Ακρίβεια & Απώλεια για το LSTM. . . . .	46
4.12 Μετρήσεις σφάλματος για συντονισμό μεγέθους παρτίδας στο CNN. . . . .	47
4.13 Μετρήσεις σφάλματος για συντονισμό μεγέθους παρτίδας στο LSTM. . . . .	48
4.14 Αλγόριθμος του Deep Fusible Skinning. . . . .	51
4.15 Παράδειγμα δυαδικών και κλιμακωτών βαρών, για ένα σχήμα $\alpha$ με $MAX\_BONES(\alpha) = 4$ . . . . .	52



4.16 Παραδείγματα αρίθμησης οστών ζώων και ανθρώπων. . . . .	58
4.17 Αποτελέσματα ποσοτικών σφαλμάτων για χαρακτήρες ζώων. . . . .	65
4.18 Αποτελέσματα ποσοτικών σφαλμάτων για ανθρώπινους χαρακτήρες. .	66
4.19 Επιτάχυνση του χρόνου προσαρμογής χρησιμοποιώντας τη μέθοδο βελτιστοποίησης συζυγούς κλίσης. . . . .	67
4.20 Αποτελέσματα μέτρησης ποιοτικού σφάλματος <i>MaxAvgDistr</i> για ανθρώπους και ζώα. . . . .	69
4.21 Οπτική σύγκριση του Deep Skinning, του FESAM-WT και των αρχικών πλαισίων για δύο μοντέλα. Έχουν επιλεγεί έξι πλαίσια στα οποία τα δομικά ελαττώματα σημειώνονται με μικρούς κύκλους. . . . .	71
4.22 Σύγκριση σφαλμάτων απόστασης σε ένα συγκεκριμένο πλαίσιο μεταξύ Deep Skinning και FESAM-WT. . . . .	72
4.23 Αποτελέσματα μετρικής ποιοτικής κανονικής παραμόρφωσης για ανθρώπους και ζώα. . . . .	73
4.24 Πρωτότυπη και κατά προσέγγιση αναπαράσταση. . . . .	75
4.25 Αποτελέσματα ποσοτικών σφαλμάτων για χαρακτήρες ζώων. . . . .	77
4.26 Αποτελέσματα ποσοτικών σφαλμάτων για ανθρώπινους χαρακτήρες. .	78
4.27 Σφάλματα και εύρος ζώνης των τεσσάρων παραλλαγών που προέρχονται από το συνδυασμό σχημάτων DS και Rignet. Τα αποτελέσματα σε αυτό το σχήμα απεικονίζουν τη μέση παραμόρφωση, το ERMS, τον μέγιστο μέσο όρο και το εύρος ζώνης για ανθρώπινα μοντέλα . . . . .	80
4.28 Αποτελέσματα μετρικών ποιοτικών σφαλμάτων για ανθρώπους και ζώα. . . . .	81
4.29 Εικονογράφηση σφάλματος απόστασης για το Spiderman για τα αρχικά σχήματα (Rignet και LBS) και τα δύο συνδυασμένα σχήματα (DS-Rignet και Rignet-DS). . . . .	82
5.1 Σχηματική απεικόνιση του σχήματος RIGNET - LBS. . . . .	85
5.2 Συσσωματωτική Γεωδαιτική Ενίσχυση για παραμορφώσιμα τρισδιάστατα κινούμενα μοντέλα. . . . .	86
5.3 Παραδείγματα μοντέλων για το σύνολο του τεστ. . . . .	95
5.4 Εικονογράφηση σφάλματος απόστασης. . . . .	97
5.5 Μέτρηση σφάλματος ποσοστού παραμόρφωσης για χαρακτήρες. . . .	98
5.6 Μέτρηση μέσου τετραγώνου σφάλματος ρίζας σε χαρακτήρες. . . . .	98

5.7	Μέγιστη μέση απόσταση σε χαρακτήρες. . . . .	99
5.8	Κατά προσέγγιση συμπλέγματα οστών και βάρη κορυφών για μια ακολουθία κινήσεων. . . . .	100
6.1	Η παραμόρφωση που δημιουργείται από την μετακίνηση ενός κόκαλου.	109
6.2	Η ιεραρχία ενός σκελετού ανθρώπινης μορφής. . . . .	110
6.3	Το Διάγραμμα Ροής της Μεταφοράς Σκελετού. . . . .	112
6.4	Η Σχέση Κόκαλο-Βάρους. . . . .	114
6.5	Δημιουργία Δέρματος. . . . .	119
6.6	Μετασχηματισμοί Κατά την Κίνηση. . . . .	120
6.7	Η αρχιτεκτονική δομή της γεωμετρικής αντιστοίχισης. . . . .	129
6.8	Η επιλογή των σημείων αναφοράς από τον χρήστη. . . . .	131
6.9	Αρχιτεκτονική Δομή της Διαδικασίας Αφαίρεσης Λεπτομερειών. . . . .	144
6.10	P-Center example. . . . .	150
6.11	Η τεχνική του mesh correspondence. . . . .	153
6.12	Αξιολόγηση της απόδοσης του mesh correspondence. . . . .	153
6.13	Μεταφορά Σκελετού. . . . .	155
6.14	Αξιολόγηση απόδοσης μεταφοράς σκελετού και βάρους. . . . .	156
6.15	Αποτελέσματα της μεταφορά κίνησης. . . . .	158

# ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

---

4.1	Τα δύο μικρότερα και μεγαλύτερα παραδείγματα από την άποψη των κορυφών από τα σετ εκπαίδευσης ανθρώπων και ζώων. . . . .	34
4.2	Πίνακας με κατανομή ετικετών οστών για ανθρώπινα μοντέλα. . . . .	57
4.3	Πίνακας με κατανομή ετικετών οστών για ζώα. . . . .	57
4.4	Σύγκριση μεταξύ σκελετικής ονοματολογίας - βαθμωτών/δυναμικών βαρών για ζώα. . . . .	59
4.5	Σύγκριση μεταξύ σκελετικής ονοματολογίας - βαθμωτών/δυναμικών βαρών για ανθρώπινα μοντέλα. . . . .	59
4.6	Συγκριτική αξιολόγηση της μεθόδου μας έναντι της Μεθόδου I [1], Μεθόδου II [2], Μεθόδου III [3], Μεθόδου IV [4], Μεθόδου V [5]. . . . .	67
4.7	Σύγκριση μεταξύ του Deep Skinning και τεσσάρων μεθόδων. Συγκεκριμένα Μέθοδος A [18], Μέθοδος B [77], Μέθοδος C [78], Μέθοδος D [17]. . . . .	76
4.8	Συγκριτική αξιολόγηση της μεθόδου μας έναντι της μεθόδου I [1], μεθόδου II [2], μεθόδου III [3], μεθόδου IV [4], μεθόδου V [5]. . . . .	79
6.1	Ο Πίνακας M. . . . .	135
6.2	Ο Πίνακας Περιστροφής. . . . .	140
6.3	Ο Πίνακας Κλιμάκωσης. . . . .	140
6.4	Ο Πίνακας Μεταφοράς. . . . .	140
6.5	Model details. . . . .	158

# ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

---

4.1	Αλγόριθμος σύντηξης για τη λήψη ενός νέου σχήματος LBS. . . . .	55
5.1	Νέα μέθοδος εισαγωγής οστών και βαρών μεσολάβησης . . . . .	91
6.1	Μεταφορά Περιστροφής και Κατεύθυνσης. . . . .	117
6.2	Υπολογισμός της Μεταφοράς Σκελετού. . . . .	118
6.3	Διαδικασία Φιλτραρίσματος Κορυφών. . . . .	123
6.4	Υπολογισμός της Γεωμετρικής Αντιστοίχισης. . . . .	149

# ΠΕΡΙΛΗΨΗ

---

Αναστασία Μουταφίδου, Δ.Δ., Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πολυτεχνική Σχολή, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, 2022.

Αλγόριθμοι για την αποδοτική κίνηση αρθρωτών και μη αρθρωτών χαρακτήρων.

Επιβλέπων: Ιωάννης Φούντος, Καθηγητής.

Η δημιουργία μιας νέας κίνησης για έναν χαρακτήρα είναι μια επίπονη διαδικασία με πολλά στάδια που συνήθως γίνεται από έναν ειδικό (animator). Η διαδικασία αυτή πολλές φορές απαιτεί την μετεπεξεργασία με ειδικά εργαλεία ώστε να διορθωθούν ατέλειες και προβλήματα.

Στα γραφικά υπολογιστών, η συμπίεση της κίνησης χαρακτήρων είναι απαραίτητη για την αποτελεσματική αποθήκευση, μετάδοση και αναπαραγωγή κινούμενων πλεγμάτων αντικειμένων. Στόχος είναι να συμπιεστεί μια κίνηση που δίνεται ως μια ακολουθία με διαφορετικές τιμές των συντεταγμένων των κορυφών του πλέγματος σε κάθε στιγμιότυπο. Η συμπίεση γίνεται χρησιμοποιώντας έναν αριθμό από ψευδο-κόκκαλα και βάρη επιρροής που συνδέουν τα ψευδο-κόκκαλα με τις κορυφές του πλέγματος. Προηγούμενες εργασίες είχαν παρουσιάσει αποτελεσματικές τεχνικές συμπίεσης με τον προσδιορισμό μετασχηματισμών οστών και βαρών με τη χρήση ομαδοποίησης των κορυφών με βάση τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά τους. Εδώ παρουσιάζεται μια νέα προσέγγιση που αναθέτει κορυφές σε οστά και εξάγει βάρη επιρροής των κορυφών από τα οστά χρησιμοποιώντας βαθιά μάθηση. Η μάθηση γίνεται με ένα σύνολο εκπαίδευσης που αποτελείται από παραδείγματα που είναι ζεύγη της μορφής: τροχιά μίας κορυφής (είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο), βάρη επιρροής από το κάθε κόκκαλο προς την κορυφή (έξοδος του νευρωνικού δικτύου). Για ακόμη καλύτερα αποτελέσματα συμπίεσης παρουσιάζεται μια μέθοδος για συνεπή ονοματολογία (persistent labeling) των κοκκάλων χρησιμοποιώντας τεχνικές βαθιάς μάθησης. Η τεχνική αυτή βελτιώνει το αποτέλεσμα της κίνησης και δίνει

τη δυνατότητα για τον συνδυασμό (σύντηξη) δύο ή περισσότερων διαφορετικών σχημάτων συμπίεσης που αναπαριστούν την ίδια ακολουθία κίνησης.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται μέθοδοι για τη βελτίωση συμπιεσμένων ακολουθιών κίνησης για μη αρθρωτούς χαρακτήρες ή για χαρακτήρες με τμήματα υψηλής παραμόρφωσης. Η μέθοδος αυτή βελτιώνει το σφάλμα μιας συμπιεσμένης κίνησης, αναλύοντας την κατανομή των κορυφών που επιδεικνύουν μεγάλο σφάλμα. Οι κορυφές αυτές ομαδοποιούνται χρησιμοποιώντας συσσωματική συσταδοποίηση σύμφωνα με τη γεωδαιτική τους απόσταση και μετά προσθέτονται νέα οστά επιρροής για τις κορυφές της κάθε συστάδας. Παρουσιάζεται μια τεχνική για τη ρύθμιση των βαρών επιρροής ώστε να μεγιστοποιηθεί η μείωση του σφάλματος.

Εργαλεία που δίνουν τη δυνατότητα για τη μεταφορά κίνησης ενός χαρακτήρα σε έναν άλλον ή τον συνδυασμό δύο κινήσεων με εύρωστο, αξιόπιστο και αποδοτικό τρόπο είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για τους επαγγελματίες των γραφικών. Στη διατριβή αυτή αναπτύχθηκε ένα εύχρηστο, αυτόνομο, διαδραστικό λογισμικό για μεταφορά κίνησης. Τέλος συζητούνται μέθοδοι για την ανάμειξη ή σύνθεση συμπιεσμένων σχημάτων κίνησης.

# EXTENDED ABSTRACT

---

Anastasia Moutafidou, PhD, Department of Computer Science and Engineering, School of Engineering, University of Ioannina. 2022

Algorithms for Efficient Animation of Articulated and Non-Articulated Characters.

Advisor: Ioannis Fudos, Professor.

In computer graphics, animation compression is essential for efficient storage, streaming and reproduction of animated meshes. The goal is to compress an animation that is given as a sequence of meshes with different vertex coordinates per frame. Compression is often achieved by technique that introduces pseudo bones and weights that describe the influence of each pseudo bone on the vertices. Previous work has presented efficient techniques for compression by deriving skinning transformations and weights using clustering of vertices based on geometric features of vertices over time. In this work, we present a novel approach that assigns vertices to bone-influenced clusters and derives weights using deep learning through a training set that consists of pairs of vertex trajectories (input to the neural network) and the corresponding weights (output of the neural network) drawn from fully rigged animated characters. For deriving even better results, a technique for automatically performing persistent labeling of the bones is presented, based on deep learning. This technique reduces the approximation error and facilitates the fusion of two or more compression schemes that represent the same animation sequence.

Additionally, we present a method for improving the approximation error offered by a compression scheme for semi-articulated characters or for characters with highly deformable parts. This method analyzes the distribution of high error vertices. Such vertices are subsequently grouped in clusters using agglomerative clustering by their geodesic distance. New bones are then introduced for each cluster. The influence of the new bones on the vertices is then adjusted so that the overall approximation error

is reduced while the maximum number of weights per vertex remains the same.

Tools for animation transfer of one source mesh to a new destination mesh or for combining the animation of two different characters are very useful for animators. In this thesis we present an easy-to-use stand alone, efficient, interactive tool for animation transfer. Finally, we discuss approaches for blending or synthesis of compressed animation schemes.



# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

---

### 1.1 Στόχοι

### 1.2 Συμβολή της Διδακτορικής Διατριβής

### 1.3 Δομή της Διατριβής

---

## 1.1 Στόχοι

Η παρούσα διδακτορική διατριβή πραγματεύεται το πρόβλημα της κίνησης αρθρωτών και μη αρθρωτών χαρακτήρων. Σκοπός είναι η ανάπτυξη και υλοποίηση καινοτόμων προσεγγίσεων που αφορούν τους εξής επιμέρους στόχους:

- i ανάπτυξη ενός αποδοτικού διαδραστικού εργαλείου για τη μεταφορά κίνησης σε αρθρωτούς και μη αρθρωτούς χαρακτήρες και αντικείμενα,
- ii παραγωγή ακολουθιών κινήσεων σε μία συμπιεσμένη μορφή για την αποδοτικότερη αναμετάδοση στο δίκτυο με ταυτόχρονη βέλτιστη ποιότητα των αποτελεσμάτων με πολύ μικρό σφάλμα,
- iii τη βελτίωση της ποιότητας κίνησης συμπιεσμένων μορφών των μη αρθρωτών χαρακτήρων ή των χαρακτήρων που έχουν περιοχές υψηλής παραμόρφωσης.

Στη διατριβή αυτή παρουσιάζουμε όλα τα βήματα της σχεδίασης, ανάπτυξης και υλοποίησης των μεθόδων αυτών, και την ποιοτική και ποσοτική συγκριτική αξιολόγηση της ποιότητας και αποδοτικότητάς τους. Στην εργασία αυτή, έχει δοθεί ιδιαίτερη σημασία στην αυτοματοποίηση του μεγαλύτερου μέρους της διαδικασίας και

στην απλοποίηση της αλληλεπίδρασης με τον χρήστη ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί και από χρήστες που δεν έχουν ειδικές γνώσεις γραφικών ή προγραμματισμού (για παράδειγμα animators).

## 1.2 Συμβολή της Διδακτορικής Διατριβής

Η δημιουργία ενός κινούμενου χαρακτήρα από την αρχή είναι μια επίπονη διαδικασία που πρέπει να εκπονηθεί σε πολλαπλά στάδια επαναληπτικά:

- i προσδιορισμός της συνολικής κινηματικής (με mocap ή φυσική προσομοίωση),
- ii δημιουργία του σκελετού,
- iii προσδιορισμός των βαρών που συνδέουν το κάθε σημείο του εξωτερικού πλέγματος (δέρμα) με τα κόκκαλα που το επηρεάζουν,
- iv η διόρθωση τυχόν φαινομένων λανθασμένης απόδοσης της κίνησης (artifacts),
- v περαιτέρω επεξεργασία για την απόδοση φαινομένων που δεν υπακούουν στο μοντέλο της αρθρωτής κίνησης χρησιμοποιώντας τοπικές παραμορφώσεις ή/και βοηθητικά οστά,
- vi επανάληψη των σταδίων (i)-(v) εάν χρειάζεται.

Η κίνηση για έναν συγκεκριμένο χαρακτήρα αποτελείται από ένα σύνολο με γεωμετρικές οντότητες (κορυφές και πλευρές), τον σκελετό, μια σχέση πολλά προς πολλά μεταξύ κορυφών και σκελετού που εκφράζει τα βάρη επιρροής, την κινηματική του σκελετού, τυχόν εφέ τοπικής παραμόρφωσης ή κόκκαλα εκτός σκελετού. Δυστυχώς αυτή η αναπαράσταση δεν μπορεί πάντα να αποδώσει πιστά το αποτέλεσμα μια ρεαλιστικής κίνησης που έχουν υπολογιστεί με φυσική προσομοίωση ή άλλες παρόμοιες τεχνικές. Στις περιπτώσεις αυτές ο μόνος τρόπος να διατηρήσουμε στο ακέραιο την ποιότητα της κίνησης είναι να εξάγουμε μια ακολουθία με ένα πλέγμα για κάθε στιγμιότυπο. Οι ακολουθίες αυτές πρέπει στη συνέχεια να μετατραπούν σε μια αναπαράσταση που να επιτρέπει τη αναμετάδοση (streaming) και ίσως την περαιτέρω επεξεργασία/τροποποίησή τους. Για το σκοπό αυτό, ένα πρώτο βήμα είναι η χρήση ενός σχήματος συμπίεσης που επιτρέπει την αποδοτική αναμετάδοσή και την επεξεργασία της κίνησης. Αν και υπάρχει πολλή έρευνα για

το skinning (σύνδεση των κόκκαλώ με την εξωτερική επιφάνεια του χαρακτήρα) των κινούμενων χαρακτήρων και για τις τεχνικές συμπίεσης, η χρήση τους συνδυαστικά με τις τεχνικές βαθιάς εκμάθησης (deep learning) δεν έχουν διερευνηθεί διεξοδικά, κάτι το οποίο μελετήθηκε στα πλαίσια της παρούσας διατριβής.

Ακόμα κι αν θέλουμε να εφαρμόσουμε την ίδια κίνηση σε διαφορετικούς χαρακτήρες (που περιλαμβάνουν ένα χαρακτήρα και μία ή περισσότερες υφές) πρέπει σε πολλές περιπτώσεις να επαναλάβουμε πολλά στάδια της δημιουργίας κίνησης (ιδίως σε περιπτώσεις που οι σκελετοί διαφέρουν αρκετά). Για το λόγο αυτό, η ανάπτυξη εύχρηστων και αποδοτικών μεθόδων μεταφοράς κίνησης (animation transfer) με τις οποίες μεταφέρουμε μία κίνηση από ένα χαρακτήρα σε έναν άλλο είναι στο επίκεντρο της ερευνητικής δραστηριότητας. Για τους ίδιους λόγους, ο συνδυασμός κινήσεων και η σύνθεση νέων κινήσεων είναι θέματα με μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον.

Ο σχεδιασμός χαρακτήρων είναι ζωτικό μέρος της παραγωγής ταινιών κινούμενων σχεδίων, ανάπτυξη παιχνιδιών και άλλες εφαρμογές γραφικών υπολογιστών. Πολλά πραγματικά αντικείμενα (ειδικά τα ζωντανά όπως οι άνθρωποι) αποτελούνται όχι μόνο από άκαμπτα μέρη (αρθρωτοί χαρακτήρες) αλλά και από μή άκαμπτα παραμορφώσιμα μέρη. Τέτοιοι χαρακτήρες με τμήματα που επιδεικνύουν υψηλή παραμόρφωση παρουσιάζουν πολύπλοκη κίνηση που είναι δύσκολο να δημιουργηθεί με το χέρι και αδύνατο να μοντελοποιηθεί με τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται σε αρθρωτούς χαρακτήρες. Πολλοί εικονικοί χαρακτήρες είναι αυστηρά αρθρωτοί, άλλοι είναι πλήρως παραμορφώσιμοι χωρίς να έχουν εύκολα διακριτές αρθρώσεις και οι περισσότεροι από αυτούς εμφανίζουν ιδιότητες μεταξύ αυτών των δύο ακραίων περιπτώσεων. Παραδείγματα είναι ανθρωποειδή με μύες που διογκώνονται, μέχρι ασπόνδυλα, όπως τέρατα ή μεταλλασόμενοι χαρακτήρες. Στην εργασία αυτή παρουσιάζεται μια νέα μέθοδος για την βελτίωση της μοντελοποίησης χαρακτήρων με μη αρθρωτά χαρακτηριστικά, η οποία μπορεί να εφαρμοστεί ως μετεπεξεργασία οποιουδήποτε σχήματος συμπίεσμνης αναπαράστασης με τις ιδιότητες που αναφέρθηκαν παραπάνω (αποδοτική μετάδοση και επεξεργασιμότητα).

### 1.3 Δομή της Διατριβής

Η δομή της διατριβής παρατίθεται παρακάτω.

Το Κεφάλαιο 2 παρουσιάζει μια επισκόπηση της σχετικής βιβλιογραφίας. Ειδικότερα παρουσιάζουμε τις προσεγγίσεις στα θέματα της μεταφοράς κίνησης, της συμπίεσης κίνησης, και της βελτίωσης της ποιότητας κίνησης των αρθρωτών και μη αρθρωτών χαρακτήρων.

Το Κεφάλαιο 3, αναλύει τις βασικές έννοιες, ορισμούς και προϋπάρχουσες τεχνικές μοντελοποίησης και επεξεργασίας που χρησιμοποιούνται ως βάση στα παρακάτω κεφάλαια.

Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζεται η ανάλυση όλων των μεθόδων που αναπτύξαμε για την παραγωγή συμπιεσμένων σχημάτων αναπαράστασης κίνησης. Αναλύουμε την τεχνική βαθιάς μάθησης που εισαγάγαμε αλλά και όλες τις λεπτομέρειες και τα πειράματα που εκτελέσαμε για να φτάσουμε στο τελικό αποτέλεσμα. Τέλος, παρουσιάζεται μια μέθοδος για σύντηξη δύο ή περισσότερων σχημάτων συμπίεσης που χρησιμοποιεί την πληροφορία των δύο σχημάτων για να παράγει ένα καινούριο σχήμα με μειωμένο σφάλμα διατηρώντας τον ίδιο βαθμό συμπίεσης.

Το Κεφάλαιο 5 πραγματεύεται τους μη αρθρωτούς ή ημι-αρθρωτούς χαρακτήρες. Συγκεκριμένα, παρουσιάζεται μια τεχνική βελτίωσης του σφάλματος συμπιεσμένων σχημάτων αναπαράστασης μη αρθρωτών ή ημι-αρθρωτών χαρακτήρων με την αυτόματη πρόσθεση ψευδο-κοκκάλων.

Το Κεφάλαιο 6, παρουσιάζει ένα εργαλείο που αναπτύχθηκε για την μεταφορά κίνησης. Το εργαλείο είναι αυτόνομο, εύχρηστο και αποδοτικό. Επίσης συζητείται το πρόβλημα της σύνθεσης και του συνδυασμού κινήσεων.

Τέλος, το Κεφάλαιο 7 ανακεφαλαιώνει τα συμπεράσματα της διδακτορικής διατριβής και προτείνει μελλοντικές επεκτάσεις που μπορεί να έχουν σημαντικό αντίκτυπο στην περιοχή της κίνησης χαρακτήρων.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

# ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΤΗΣ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

---

- 2.1 Συμπιεσμένες Αναπαραστάσεις Κίνησης
  - 2.2 Βελτίωση της Ποιότητας Κίνησης Σχημάτων Συμπίεσης
  - 2.3 Μεταφορά Κίνησης σε Τριδιάστατους Χαρακτήρες
  - 2.4 Γεωμετρική Αντιστοίχιση
- 

### 2.1 Συμπιεσμένες Αναπαραστάσεις Κίνησης

Αν και υπάρχει πολλή έρευνα για το skinning των κινούμενων μοντέλων, η χρήση τεχνικών βαθιάς μάθησης για το skinning δεν έχει διερευνηθεί διεξοδικά. Η πιο διαδεδομένη τεχνική είναι ο αλγόριθμος Linear Blending Skinning (LBS). Λόγω της απλότητας του, η δημοφιλής μέθοδος LBS πάσχει από ορισμένα δομικά ελαττώματα και έχει αρκετούς περιορισμούς. Ορισμένα φαινόμενα εσφαλμένης διαμόρφωσης όπως ο αγκώνας που καταρρέει και το εφέ περιτυλίγματος καραμέλας έχουν αντιμετωπιστεί με επιτυχία στη βιβλιογραφία (βλ. π.χ.[6]).

Στον τομέα του mesh animation, υπάρχουν πολλές προσεγγίσεις που μπορούν να επιβεβαιώσουν ότι η κίνηση ενός χαρακτήρα μπορεί να είναι μια επίπονη εργασία. Το Elastiface [7] υποδηλώνει ότι ένας χαρακτήρας κινούμενων σχεδίων μπορεί να είναι αρκετά περίπλοκος και ότι η διαχείριση και η επεξεργασία χρειάζονται δυσκίνητη ανθρώπινη παρέμβαση και σημαντικό αριθμό εργασιών με υπολογιστική ένταση. Το [8] από την άλλη παρουσιάζει μια μέθοδο όπου χρησιμοποιώντας μια

ακολουθία εικόνων προσπαθούν να ανακτήσουν τις παραμέτρους της κίνησης μέσω ενός ολοκληρωμένου συστήματος.

Επιπλέον, τεχνικές όπως η δια-παραμετροποίηση [9] ή διαδικασίες που μπορούν να μετατρέψουν έναν κινούμενο χαρακτήρα σε μια ακολουθία κινούμενων αλληλουχιών έχουν υψηλές απαιτήσεις μνήμης και χώρου. Επομένως, υπάρχει ανάγκη για διαφορετικές διαδικασίες που μπορούν να παράγουν κινούμενα μοντέλα σε συμπίεση χωρίς να παρέχονται προδιαγραφές σκελετού ή δέρματος [1].

Στο πλαίσιο της συμπίεσης κινήσεων, οι James και Twigg [1] ήταν οι πρώτοι που διερεύνησαν τη χρήση του LBS για την κατά προσέγγιση αναπαραγωγή αρθρωτών χαρακτήρων ως συνάρτηση της σκελετικής τους κίνησης. Επεκτείνοντας αυτή την εργασία, οι Kavan et al. το [2, 10] παρουσίασε ένα σχήμα απαλοιφής διπλού τεταρτοταγούς που μπορεί να υπολογίσει προσεγγίσεις για χαρακτήρες με μεγάλη παραμόρφωση, προτείνοντας ότι ομοιόμορφα επιλεγμένα σημεία στο πλέγμα μπορούν να λειτουργήσουν ως οστά. Και τα δύο βελτιώνουν την τελική τους προσέγγιση με την εκμετάλλευση του EigenSkin [11]. Το FESAM [3] εισήγαγε έναν αλγόριθμο που βελτιστοποιεί όλες τις παραμέτρους απαλοιφής με επαναληπτικό τρόπο. Ενώ το FESAM προσφέρει αποτελέσματα αναπαραγωγής υψηλής ποιότητας, περιορίζεται σε σενάρια λήψης και αναπαραγωγής, καθώς δεν χρησιμοποιούν πληροφορίες σχετικά με την τοπολογία και η θέση των αρθρώσεων αποφράσσεται μόλις ξεκινήσει η διαδικασία βελτιστοποίησης.

[12] εισάγει μια τεχνική skinning από στάση σε θέση που εκμεταλλεύεται τη χρονική συνοχή που επιτρέπει το πλήρες φάσμα των εφαρμογών που υποστηρίζονται από προηγούμενες προσεγγίσεις σε συνδυασμό με μια νέα επεξεργασία πόζας αυθαίρετων κινήσεων διαδίδεται ομαλά μέσω των επόμενων δημιουργώντας νέες παραμορφωμένες ακολουθίες πλέγματος.

[13] προσεγγίζει ένα σύνολο παραδειγμάτων ορίζοντας ένα περιορισμένο πρόβλημα βελτιστοποίησης για την παραγωγή βαρών και μετασχηματισμών που αποφέρει καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά το σφάλμα. Στη μέθοδό μας διασφαλίζουμε την κυρτότητα με μια πρόσθετη εξίσωση για κάθε κορυφή και έναν μη αρνητικό ελαχίστου τετραγώνου λύτη. Στη συνέχεια χρησιμοποιούμε γραμμικούς λύτες και ενημερώνουμε διαδοχικά τα βάρη και τους μετασχηματισμούς των οστών.

Για τη βελτίωση της ποιότητας του LBS [14] ο συγγραφέας παρουσιάζει μια διαδικασία μετά την εφαρμογή ενός γεωμετρικού δέρματος (όπως το LBS) που χειρίζεται τις αυτό συγκρούσεις των άκρων παράγοντας φαινόμενα επαφής με το

δέρμα και εύλογες οργανικές διογκώσεις σε πραγματικό χρόνο.

Από την άλλη πλευρά, υπάρχουν τεχνικές που μπορούν να δημιουργήσουν έναν εύλογο σκελετό για ένα μοντέλο πλέγματος είτε εκμεταλλευόμενοι την κίνηση των κορυφών για την εκτέλεση τμηματοποίησης πλέγματος [15], είτε εκμεταλλευόμενοι τη δομή πλέγματος εκτελώντας περιορισμένη εξομάλυνση της Laplacian [16] ή αναλύοντας τη δομή πλέγματος ενός συνόλου αρκετών αραιών παραδειγμάτων θέσεων [17]. Πρόσφατα, το [18] παρουσίασε μια μέθοδο που αρχικά παράγει έναν μεγάλο αριθμό εύλογων συστάδων, στη συνέχεια αναδομεί την τοπολογία του πλέγματος αφαιρώντας οστά και, τέλος, εκτελεί μια επαναληπτική βελτιστοποίηση για αρθρώσεις, βάρη και μετασχηματισμούς οστών. Τέτοιες μέθοδοι είναι ικανές και παράγουν ένα πλήρως κινούμενο στημένο αντικείμενο, αλλά συνήθως είναι ημι-αυτοματοποιημένες αφού η αποτελεσματικότητα και η αποδοτικότητά τους εξαρτάται από τον καθορισμό μεγάλου αριθμού παραμέτρων που σχετίζονται με τη δομή του πλέγματος ή τις ιδιαιτερότητες της κινηματικής.

Το [19] και το [20] προβλέπει ένα σύνολο βαρών κορυφής με βάση τη μορφολογία ενός στατικού πλέγματος, εκπαιδύοντας προηγουμένως με στατικά πλέγματα και τα αντίστοιχα βάρη τους από κινούμενους χαρακτήρες. Το [21] παρουσιάζει μια μέθοδο για την αυτόματη προσαρμογή ενός στατικού πλέγματος αντιστοιχίζοντας το πλέγμα με ένα σύνολο μορφοποιήσιμων μοντέλων. Η μεθοδός μας προβλέπει βάρη με βάση τις τροχιές των κορυφών εκπαιδύοντας με την κίνηση των κορυφών στην πάροδο του χρόνου και τα αντίστοιχα βάρη από κινούμενους χαρακτήρες και δεν περιορίζεται από αυτό.

Επιπλέον, υπάρχουν προσεγγίσεις που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε συνδυασμό με τη μεθοδός μας για τη σωστή λήψη κινούμενων εικόνων με υψηλή παραμόρφωση. Οι [22], [23], [24] και [25] είναι μέθοδοι που η μορφή των βημάτων τους τις καθιστά κατάλληλες ως επέκταση της μεθόδου μας. [23] χρησιμοποιώντας ένα γραμμικό σύστημα, έναν υποκείμενο σκελετό και μια τεχνική βαθιάς μάθησης για τον προσδιορισμό του μη γραμμικού τμήματος προσπαθεί να συλλάβει μη γραμμικές παραμορφώσεις. Το [22] καταγράφει καλύτερες μη γραμμικές παραμορφώσεις συμπεριλαμβάνοντας στη γραμμή κινούμενων εικόνων ένα ελαφρύ νευρωνικό δίκτυο (NNWarp) που είναι γνωστό για την πλούσια εκφραστικότητα μη γραμμικών συναρτήσεων. Το [24] παρέχει μια μέθοδο που σε δύο στάδια υπολογίζει την κίνηση των αρθρωτών σχημάτων. Ομοίως, το [25] εισάγει μια μέθοδο βασισμένη στη μάθηση για ρεαλιστική μοντελοποίηση δυναμικής μαλακών ιστών ως συνάρτηση σχήματος

σώματος και κίνησης.

Επιπλέον, το [26] χρησιμοποιεί δεδομένα από σκελετούς διαφορετικής μορφολογίας χωρίς περιορισμούς, οι οποίοι μπορούν να ανιχνεύσουν ακόμη και τις πιο λεπτές κινήσεις, όπου είναι δυνατή οποιαδήποτε σκελετική παραμετροποίηση και ανάμειξη κίνησης. Η ανάμειξη κίνησης είναι επίσης δυνατό να υπολογιστεί ταχύτερα και με καλύτερο οπτικό αποτέλεσμα χρησιμοποιώντας γεωμετρική άλγεβρα (GA) σε αντίθεση με τη γεωμετρία dual quaternion [27].

## 2.2 Βελτίωση της Ποιότητας Κίνησης Σχημάτων Συμπίεσης

Η μέθοδός μας, δεδομένης μιας ακολουθίας κινήσεων, είναι σε θέση να ομαδοποιήσει κορυφές χρησιμοποιώντας έναν ελάχιστο αριθμό οστών, εξάγει βάρη με βάση ένα προ-εκπαιδευμένο δίκτυο το οποίο αποτελείται από ένα εκπαιδευτικό σύνολο ζευγών τροχιών κορυφών στην πάροδο του χρόνου και αντίστοιχα βάρη που προέρχονται από πλήρως στημένους κινούμενους χαρακτήρες. Χρησιμοποιώντας έναν καινοτόμο συνδυασμό βαθιάς μάθησης και προσαρμογής στο δέρμα, η μέθοδός μας εξάγει το βέλτιστο σύνολο μετασχηματισμών και βαρών κορυφής. Το βέλτιστο σύνολο προκύπτει σε λιγότερες επαναλήψεις προσαρμογής σε σύγκριση με προηγούμενες προσεγγίσεις λόγω της καλύτερης αρχικής τοποθέτησης βαρών και μετασχηματισμών. Η μέθοδός μας παράγει ένα σχήμα απολέπισης που μπορεί εύκολα να μετατραπεί σε έναν πλήρως προσαρμοσμένο κινούμενο χαρακτήρα και να χρησιμοποιηθεί σε επόμενες φάσεις επεξεργασίας και απόδοσης κινήσεων.

Το Linear blend skinning είναι η ιδέα του μετασχηματισμού κορυφών μέσα σε ένα μόνο πλέγμα με ένα (μείγμα) πολλαπλών μετασχηματισμών. Κάθε μετασχηματισμός είναι η συνένωση μιας «μήτρας δέσμευσης» που παίρνει την κορυφή στον τοπικό χώρο ενός δεδομένου «οστού» και μιας μήτρας μετασχηματισμού που μετακινείται από τον τοπικό χώρο αυτού του οστού σε μια νέα θέση. Αν και το LBS είναι πολύ γρήγορο και πλεονεκτικό, έχει να αντιμετωπίσει ένα πλήθος τεχνουργημάτων. Η πρώτη εργασία προς αυτήν την κατεύθυνση εξερευνώντας τη χρήση του LBS έγινε από τους James και Twigg [28] όπου οι συγγραφείς προσπαθούν να αναπαράγουν κατά προσέγγιση αρθρωτούς χαρακτήρες ως συνάρτηση της σκελετικής τους κίνησης. Το βελτιωμένο αποτέλεσμα προσέγγισης με δέρμα υιοθετείται από το [28] αξιοποιώντας το EigenSkin [11] που είναι μια μέθοδος διόρθωσης που βασίζε-



ται στο PCA. Το Eigenskin ενισχύει την προσέγγιση του δέρματος αφαιρώντας την παραμόρφωση αλλά με μεγαλύτερο χώρο που απαιτείται. Επιπλέον, το [29] προτείνει μια μη γραμμική τεχνική απολέπισης μετατρέποντας πίνακες σε μια μορφή τεταρτοταγούς. Οι Kavan et al. στο FESAM [3] εισήγαγε μια επαναληπτική μέθοδο που βελτιστοποιεί όλες τις παραμέτρους skinning με τρόπο που να υποστηρίζει όλα τα αυθαίρετα μοντέλα κινήσεων. Ενώ το FESAM προσφέρει αποτελέσματα αναπαραγωγής υψηλής ποιότητας, περιορίζεται σε σενάρια λήψης και αναπαραγωγής, καθώς δεν χρησιμοποιεί πληροφορίες σχετικά με την τοπολογία και τη θέση των αρθρώσεων μόλις ξεκινήσει η διαδικασία βελτιστοποίησης.

Οι τεχνικές LBS είναι επίσης ικανές να χρησιμοποιούν μεθόδους απολέπισης κλειστής μορφής όπως [30]. Αυτή η μέθοδος κάνει voxelize τη γεωμετρία εισόδου για τον υπολογισμό των βαρών σύνδεσης που προέρχονται από τη γεωδαισιακή απόσταση μεταξύ των voxels στον σκελετό και το πλέγμα. Επιπλέον, το LBS μπορεί να συνδυαστεί με dual quaternion skinning για αποτελεσματική αντιστάθμιση κορυφών[31].

Από την άλλη, ορισμένοι από τους περιορισμούς στους υπολογισμούς του LBS μπορούν να αποφευχθούν με το χειρισμό των πινάκων μετασχηματισμού ή βάρους. Σε αυτό το πεδίο ο [32] παρουσιάζει μία τεχνική όπου τροποποιώντας τη μήτρα βάρους μπορεί και προσθέτει μια βαθμωτή συνάρτηση βάρους σε κάθε κόκαλο προκειμένου να υποστηριχθεί τέντωμα και στρίψιμο οστών. Επίσης προσθέτει ένα βάρους σε κάθε μια από τις καταχωρίσεις του. Επιπλέον, οι παραμορφώσεις του δέρματος μπορεί να απαιτήσουν εντατική χειροκίνητη παρέμβαση. Για αυτόν τον λόγο, το [33] χρησιμοποιεί τη σειρά Fourier για τη μετατροπή μοντέλων 3D mesh σε συνεχείς παραμετρικές αναπαραστάσεις. Τα βάρη μπορούν να υπολογιστούν αυτόματα από ένα σύνολο παραδειγμάτων στάσεων [34] ή με υπολογισμό αναμιγνύοντας αυτόματα βάρη και ελαχιστοποιώντας την ενέργεια Laplacian.

Η μεγάλη παραμόρφωση στην προσομοίωση χώρου μπορεί να υπολογιστεί με μη γραμμική μείωση διαστάσεων μέσω της αρχιτεκτονικής αυτόματου κωδικοποιητή [35]. Η παραμόρφωση σε κάθε πόζα στο [36], παρέχει μια ομοιόμορφη και εκφραστική προσέγγιση τόσο στην παραμόρφωση του δέρματος του προσώπου όσο και στην παραμόρφωση που προκαλείται από τον σκελετό. Παρόλα αυτά, υπάρχει μια μέθοδος όπου δίνοντάς της δεδομένα mocap με υψηλής ποιότητας παραμορφώσεις που εξαρτώνται από πόζα είναι σε θέση να ζωντανεύει έναν πρόσφατα σχεδιασμένο χαρακτήρα χρησιμοποιώντας διαθέσιμα δεδομένα με τη μορφή παραμέτρων αμε-

τάβλητης θέσης εκμάθησης και υπολειπόμενων μετατοπίσεων που εξαρτώνται από τη θέση [37].

Επιπλέον, το πρόβλημα με το δέρμα του πλέγματος μπορεί επίσης να επαναδιατυπωθεί ως πρόβλημα παλινδρόμησης, όπου περιλαμβάνει μια νέα μέθοδο παλινδρόμησης παραμόρφωσης που βασίζεται στην ανάλυση κανονικής συσχέτισης πυρήνα (CCA) και σε μια τεχνική επίλυσης μετάφρασης που βασίζεται σε Poisson, στην οποία μαθαίνονται παραδείγματα για την πρόβλεψη της παραμόρφωσης από μια διαμόρφωση σκελετού [38]. Από την άλλη πλευρά, [39] χρησιμοποιείται μια ιεραρχική αναπαράσταση βασισμένη σε σκελετό με σκοπό την εκμάθηση μιας συνάρτησης υπογεγραμμένης απόστασης σε έναν κανονικό μη εκτεθειμένο χώρο, προκειμένου να χρησιμοποιεί μόνο έναν σκελετό και το νέφος σημείων για εκμάθηση.

Η ελαστική προσομοίωση έχει αποδειχθεί μια ισχυρή μέθοδος τόσο για την αυτόματη δημιουργία λογικών παραμορφώσεων που εξαρτώνται από τον σκελετό όσο και για την εισαγωγή δευτερευουσών κινήσεων, ειδικά όταν αυτό συνδυάζεται με δυνάμεις [40]. Επιπλέον, το [41] παρουσιάζει έναν αλγόριθμο που μπορεί να υπολογίσει αυτόματα τα ενεργά μοντέλα του παραμορφώσιμου σώματος και να δημιουργήσει κινήσεις. Η αντιστοιχία σχήματος [42] και η επεξεργασία σχήματος βάσει δεδομένων [43] έχουν μελετηθεί καλά για τον καθορισμό ενός σωστού μοντέλου παραμόρφωσης μεταξύ τρισδιάστατων σχημάτων.

Οι τρισδιάστατοι χαρακτήρες κινουμένων σχεδίων σε ταινίες μεγάλου μήκους χρησιμοποιούν εξελιγμένες εγκαταστάσεις με πολύπλοκες παραμορφώσεις που μπορεί να είναι υπολογιστικές. Οι Bailey et al., στο [44] προτείνουν μια μέθοδο για την προσέγγιση τέτοιων παραμορφώσεων χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα. Εκτός αυτού, το [38] χρησιμοποιεί τεχνικές αυτόματης μεταφοράς σκελετού που βασίζεται σε ένα προκαθορισμένο πρότυπο όπου ο χρήστης μπορεί επίσης να προσαρμόζει διαδραστικά χαρακτηριστικά σημασιολογικού σώματος. Επιπλέον, οι ρεαλιστικές παραμορφώσεις χαρακτήρων μπορούν επίσης να υπολογιστούν μέσω προσεγγίσεων που βασίζονται στη φυσική [45].

### **2.3 Μεταφορά Κίνησης σε Τριδιάστατους Χαρακτήρες**

Έχουμε δει, πως μπορούμε να υλοποιήσουμε μεταφορά κίνησης σε τρία βήματα. Το πιο ενδιαφέρον και βασικό μας μέλημα θα είναι να σιγουρευτούμε πως ο τρόπος

μας θα είναι πιο αποτελεσματικός σε σχέση με άλλους αλγόριθμους που υπάρχουν ήδη. Διάφοροι μέθοδοι έχουν προταθεί τα προηγούμενα έτη που είτε υλοποιούν συνολική μεταφορά [46] ή [47], είτε κάποια κομμάτια ξεχωριστά σαν αυτόνομοι αλγόριθμοι. Στόχος μας είναι σ' αυτήν την ενότητα να επικεντρωθούμε σε κάθε κομμάτι που θα υλοποιήσουμε εμείς και να σιγουρευτούμε πως προσεγγίζουμε την λύση με ένα καλύτερο τρόπο, από ένα ήδη υπάρχων. Αρχικά κοιτώντας το κομμάτι της κίνησης σαν μία συνολική διαδικασία, έχει μελετηθεί τα προηγούμενα χρόνια, με σημαντικά αποτελέσματα [48], και με επιτυχής μεταφορά κίνησης σαν τελικό βήμα. Το μόνο μειονέκτημα είναι ότι δεν έχουμε επαφή με τον σκελετό ή το δέρμα σαν επιμέρους κομμάτια, διότι το μελετάμε σαν μία κίνηση. Σε αντίθεση με την δική μας προσέγγιση όπου ο χρήστης μπορεί να επιλέξει τι είδους μεταφορά επιθυμεί να υλοποιήσει και να εκτελεί μία σε κάθε επανάληψη αν δεν επιθυμεί μία συνολική κίνηση.

Συνεχίζοντας την αναζήτηση για παλιότερο υλικό θα δούμε πως στο κομμάτι της δημιουργίας ή μεταφοράς σκελετού υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις. Υπάρχουν μέθοδοι οι οποίοι εξάγουν τον σκελετό με το δικό τους τρόπο αλλά για να χρησιμοποιήσουν βάρη για το τελικό αποτέλεσμα θα βασιστούν πάνω σε άλλες δουλειές, [49]. Υπάρχουν φυσικά και μέθοδοι οι οποίοι υπολογίζουν το δέρμα από τον σκελετό και την γεωμετρία απαιτούν όμως μία συλλογή από πόζες για να μας δώσουν αποτέλεσμα, [50]. Η δική μας μέθοδος από την άλλη εξάγει και μεταφέρει τον σκελετό αλλά και το δέρμα στον χαρακτήρα πηγή χωρίς να απαιτεί την ύπαρξη περισσότερης πληροφορίας πέρα από την πηγή μας. Κατανοούμε λοιπόν πως η δική μας μέθοδος είναι πιο εύκολα προσιτή από χρήστες οι οποίοι δεν έχουν πολλή πληροφορία στην διάθεση τους. Βλέπουμε λοιπόν πως πολλές μέθοδοι έχουν προταθεί για μεταφορά σκελετού και δέρματος, άλλες να απαιτούν χαρακτήρες όμοιους στην τοπολογία [51], άλλες να χρειάζονται μία βάση δεδομένων ώστε να έχουν αρχείο με πληροφορίες [52], σε πλήρη αντιδιαστολή με την δική μας που όπως θα δούμε και στα επόμενα κεφάλαια δεν χρειάζεται τίποτα από αυτά.

Το τελευταίο στάδιο σύγκρισης θα γίνει στην γεωμετρική αντιστοίχιση. Αναζητώντας δουλειές για γεωμετρική αντιστοίχιση είδαμε να υπάρχουν αρκετές. Σε όλες όμως η κυριότερη απαίτηση είναι η εισαγωγή χαρακτήρων οι οποίοι να είναι ισομετρικοί ή σχεδόν ισομετρικοί, [53]. Με την δική μας προσέγγιση λοιπόν απορρίπτουμε αυτήν την απαίτηση και υλοποιούμε την γεωμετρική μας αντιστοίχιση σε χαρακτήρες μη ισομετρικούς [54], δημιουργώντας έτσι την δυνατότητα μεταφοράς

ακόμα και λεπτομέρειας, όπως για παράδειγμα τα δάχτυλα στα χέρια ή πόδια. Έτσι λοιπόν βλέπουμε πως σε όλα τα στάδια της προσέγγισης μας με άλλες μεθόδους, ο δικός μας αλγόριθμος μπορεί να καλύψει ένα μεγαλύτερο εύρος δυνατοτήτων στην μεταφορά κίνησης.

## 2.4 Γεωμετρική Αντιστοίχιση

Υπάρχουν αρκετές προηγούμενες εργασίες για τη μεταφορά κίνησης. Το [55] παρουσιάζει μια πλήρη γραμμή μεταφοράς κίνησης από μια πηγή σε ένα σύνολο στόχων. Αυτή η μέθοδος απαιτεί σημαντική προσπάθεια από τους χρήστες για να επιλέξουν με μη αυτόματο τρόπο ζεύγη σημείων σήμανσης και χρησιμοποιεί πολλά ιδιόκτητα εργαλεία λογισμικού κατά τη διάρκεια της διαδικασίας. Παρουσιάζουμε μια ολοκληρωμένη πλατφόρμα μεταφοράς κίνησης με ελάχιστη παρέμβαση χρήστη.

[56] ή [57] εστιάζουν στη γεωμετρία χωρίς να δημιουργούν μια πλήρη ρύθμιση κίνησης (χωρίς να παρέχουν σκελετό ή βάρη στον στόχο).

Η μορφολογία του πλέγματος είναι ένα βασικό βήμα στην προσέγγισή μας. Το [58] εξετάζει μεθόδους που έχουν σχεδιαστεί για τον υπολογισμό των αντιστοιχιών μεταξύ γεωμετρικών σχημάτων που αντιπροσωπεύονται από τρίγωνα πλέγματα. Επίσης, υπάρχουν μέθοδοι που εστιάζουν σε συγκεκριμένους τύπους χαρακτήρων είτε με βάση την παρέμβαση του χρήστη είτε σε αντιστοιχία σημείων χαρακτηριστικών [59, 60]. Επιπλέον, η ανάγκη δημιουργίας αντιστοιχίας ακόμη και μεταξύ ματιών διαφορετικής μορφολογίας υποδηλώνει τη χρήση σημείων σήμανσης έτσι ώστε ο χρήστης να μπορεί να διατυπώσει μια αυθαίρετη αντιστοίχιση που αποτυπώνει τη δημιουργική του πρόθεση. Σε αυτήν την περίπτωση, το [7] μπορεί να προσφέρει μια εφικτή λύση. Παρέχουμε μια φιλική προς τον χρήστη προσέγγιση για την επιλογή σημείων δεικτών που βασίζεται σε μια προσέγγιση ομαδοποίησης κορυφών όπου ο χρήστης πρέπει να παρέχει ζεύγη αντιστοιχίας μεταξύ δύο περιορισμένων συνόλων αντιπροσωπευτικών σημείων.

Η τοποθέτηση σκελετού είναι το επόμενο βήμα της προσέγγισής μας. Υπάρχουν μέθοδοι που μπορούν να επιτύχουν μεταφορά μεταξύ δύο χαρακτήρων μέσω σκελετού και προσαρμογής βάρους. Για παράδειγμα, το [61] παρουσιάζει μια μέθοδο που επιτυγχάνει μεταφορά μεταξύ ματιών με παρόμοια μορφολογία επειδή κάθε άρθρωση στοχεύετε εκ νέου με βάση τρεις δείκτες στο πλέγμα. Από την άλλη

πλευρά, [62] επιτυγχάνει εκ νέου στόχευση αλλά μόνο για χαρακτήρες που τηρούν ένα προκαθορισμένο πρότυπο. Επιπλέον, το [9] αντιμετωπίζει τη μεταφορά χρησιμοποιώντας πρόσθετες κορυφές με διασταυρούμενη παραμετροποίηση.

Το τελευταίο βήμα προσαρμογής περιλαμβάνει την προσαρμογή των βαρών εκδοράς. Το [63] παρουσιάζει μια μέθοδο που εξάγει τα βάρη μόνο από τον σκελετό. Άλλες μέθοδοι χρειάζονται ένα σύνολο παραδειγμάτων στάσεων για να βρουν τα βέλτιστα βάρη [13, 34]. Μια άλλη προσέγγιση που προτείνεται από το [64] παράγει αυτόματα βάρη για τον στόχο σύμφωνα με έναν σκελετό προτύπου.

Χρησιμοποιούμε έναν συνδυασμό αντιστοίχισης πλέγματος μεταξύ πηγής και στόχου που οδηγείται από τα σημεία σήμανσης που παρέχουν μια αντιστοιχία όλης της γεωμετρίας μεταξύ των δύο ματιών. Δεδομένου ότι η εφαρμογή σκελετού και βάρους είναι απλή.

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

## ΒΑΣΙΚΕΣ ΈΝΝΟΙΕΣ & ΥΠΟΒΑΘΡΟ

---

- 3.1 Βασικά Στοιχεία Κίνησης
  - 3.2 Σύνδεση Σκελετού και Δέρματος
  - 3.3 Βασικές Έννοιες Κινηματικής
  - 3.4 Η Τεχνική LBS για τη Συμπιεσμένη Αναπαράσταση Κίνησης
  - 3.5 Μηχανική Μάθηση
- 

### 3.1 Βασικά Στοιχεία Κίνησης

Ο βασικός σκελετός της παρούσας διατριβής έχει άμεση σχέση με τον όρο “κίνηση” (animation). Ο όρος animation προέρχεται από την λατινική λέξη anima η οποία σημαίνει ψυχή. Η λέξη κίνηση, στα Ελληνικά έχει την έννοια του εμψυχώνω, ζωντανεύω και ειδικά στην περίπτωση αυτή σημαίνει δίνω ζωή/κίνηση σε κάτι στατικό. Τεχνικά ορίζεται ως η συνθετική παραγωγή της κίνησης μέσω της συνεχόμενης χρήσης των στιγμιότυπων χρονικών στιγμών, που δίνει στον θεατή την αίσθηση της κίνησης. Είναι δηλαδή η ταχεία προβολή μιας σειράς από εικόνες δισδιάστατες, τρισδιάστατες ή των θέσεων ενός 3D μοντέλου [65].

Το animation χωρίζεται σε τρεις κατηγορίες, οι οποίες προκύπτουν από την τεχνική και χαρακτηρίζονται ως:

- i Παραδοσιακό (Traditional) animation,
- ii Stop Motion animation και

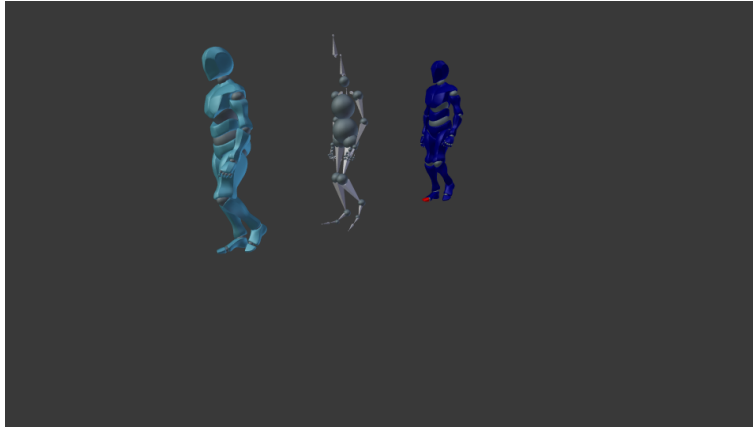
### iii Computer generated imagery.

Είναι πολύ συχνό και το φαινόμενο οι διάφορες τεχνικές animation να συνδυάζονται μεταξύ τους. Η πρώτη κατηγορία που αφορά και το παραδοσιακό animation είναι το πιο ευρέως διαδεδομένο είδος στην ιστορία του. Με τον όρο παραδοσιακό animation όπως επίσης ονομάζεται, αναφερόμαστε σε ζωγραφισμένες εικόνες πάνω σε χαρτί ή άλλα μέσα. Το παραδοσιακό animation είναι γνωστό και ως cell animation. Εδώ ο δημιουργός ζωγραφίζει με το χέρι σχέδια που ονομάζονται καρτέ. Όλα μαζί τα καρτέ αυτά, συνεχόμενα δημιουργούν την ψευδαίσθηση της κίνησης. Η τεχνική αυτή ήταν η κυρίαρχη μέχρι την εμφάνιση των υπολογιστών. Με την εξέλιξη της ψηφιακής τεχνολογίας όλη η διαδικασία γίνεται με τη βοήθεια των ψηφιακών μέσων.

Κάθε ξεχωριστό πλαίσιο μιας ταινίας σχεδιασμένη με την παραδοσιακή τεχνική, αποτελείται από μια φωτογραφία ή ένα σχέδιο, που αποτυπώνεται πρώτα σ' ένα χαρτί. Για να δημιουργηθεί η ψευδαίσθηση της κίνησης κάθε σχέδιο διαφέρει ελάχιστα από το προηγούμενο. Τα σχέδια των animator αποτυπώνονται σε μια διαφάνεια εκτύπωσης. Σήμερα, τα σχέδια των δημιουργών και τα φόντα σαρώνονται ή ζωγραφίζονται απευθείας σε ένα υπολογιστικό σύστημα.

Λίγα στούντιο χρησιμοποιούν πλέον την τεχνική αυτή καθώς θεωρείται ως μια πολυέξοδη και χρονοβόρα παραγωγή. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιούνται διάφορα λογισμικά προγράμματα για τον χρωματισμό των σχεδίων και για την προσομοίωση των κινήσεων και των εφέ στην κάμερα.

Στην συνέχεια υπάρχει ο όρος του stop motion animation όπως φαίνεται και στην Εικόνα 3.1, όπου χρησιμοποιείται γενικά για να περιγράψει έργα παραστατικής κινηματογραφίας όπου κινώντας αντικείμενα από τον πραγματικό κόσμο και φωτογραφίζοντας την κίνηση σε ξεχωριστά καρτέ δημιουργούν την ψευδαίσθηση της κίνησης. Όλες οι μορφές περιέχουν την κίνηση των αντικειμένων καρτέ καρτέ. Τα αντικείμενα δηλαδή μετακινούνται βήμα βήμα, καταγράφονται και αυτό επαναλαμβάνεται ξανά και ξανά μέχρι να ολοκληρωθεί η κίνηση.



Σχήμα 3.1: Ένα ολοκληρωμένο μοντέλο με σκελετό και δέρμα.

Από την άλλη πλευρά, οι συνεχείς εξελίξεις στο χώρο animation δημιούργησαν την ανάγκη για την ανακάλυψη και υιοθέτηση νέων τεχνολογιών που σταδιακά επικρατούν σε ένα πολύ μεγάλο μέρος της παραγωγής. Στην πράξη έδωσαν την δυνατότητα απλοποίησης ενός συνόλου από χρονοβόρες και επίπονες διαδικασίες που απαιτούνταν στο παραδοσιακό animation. Ο δημιουργός έχει τον απόλυτο έλεγχο όλης της διαδικασίας και του τελικού αποτελέσματος. Έτσι πλέον στις μέρες μας το computer generated imagery και οι υπολογιστές έχουν ωθήσει την τέχνη του animation σε άλλα επίπεδα, με εντυπωσιακά αποτελέσματα αλλά και μεγάλες απαιτήσεις σε υλικοτεχνική υποδομή και εξειδίκευση στην χρήση των συγκεκριμένων τεχνολογιών.

Προχωρώντας παρακάτω θα αναλύσουμε τις κατηγορίες των 2D (δισδιάστατα) και 3D (τρισδιάστατα) animation. Το 2D animation ή κατά τη μετάφραση στα ελληνικά δισδιάστατο κινούμενο σχέδιο δημιουργεί κίνηση σε 2 διαστάσεις στο χώρο. Οι χαρακτήρες παρουσιάζονται να κινούνται δεξιά και αριστερά εξαιτίας της έλλειψης της τρίτης διάστασης του χώρου όπως συμβαίνει στα τρισδιάστατα περιβάλλοντα. Η κατηγορία αυτή βασίζεται κυρίως στη χρήση vectors μέσω ειδικών εφαρμογών και δίνει στον δημιουργό την δυνατότητα να δώσει κίνηση στα μοντέλα του. Η διαδικασία που ακολουθείται για τη σχεδίαση ενός έργου βασισμένο στο 2D animation είναι η ίδια με αυτήν του παραδοσιακού animation. Μεγάλη χρήση του 2D Computer animation γίνεται πλέον σε όλους τους χώρους αλλά περισσότερο στο διαδίκτυο.

Το 3D animation, η τρισδιάστατη δημιουργία σε κίνηση είναι μια συναρπαστική ενασχόληση η οποία όταν γίνεται σε επίπεδο επαγγέλματος, αποκτά ολοένα και μεγαλύτερες προοπτικές εξέλιξης στην εγχώρια αλλά και τη διεθνή αγορά εργασίας. Η κατηγορία αυτή απαιτεί την κατανόηση των βασικών αρχών του animation καθώς



και πολύ καλές γνώσεις φυσικής. Ο 3D Animator, μπορεί να δημιουργήσει αυτά που και η πιο τολμηρή φαντασία δεν θα μπορούσε να συλλάβει, χρησιμοποιώντας τις δυνατότητες της τεχνολογίας και των εξελιγμένων προγραμμάτων, σε συνδυασμό με την αισθητική και την αρμονία. Οι γνώσεις του στο 3D Animation, συνδυάζουν την άριστη χρήση της ψηφιακής τρισδιάστατης δημιουργίας με την καλλιτεχνική σχεδίαση και έτσι μπορεί να δημιουργήσει χαρακτήρες, αντικείμενα, κτίρια ή και πόλεις ολόκληρες και να τους δώσει κίνηση. Η επεξεργασία και κίνηση της εικόνας (animation) γίνεται με τη χρήση προηγμένων συστημάτων και ηλεκτρονικών υπολογιστών και έχει απεριόριστες δυνατότητες. Σε γενικές γραμμές η δημιουργία τρισδιάστατων (3D) κινουμένων σχεδίων γίνεται χάρη σε ειδικά προγράμματα για υπολογιστές που εκμεταλλεύονται την ικανότητα του.

### 3.2 Σύνδεση Σκελετού και Δέρματος

Το Skeletal animation και το rigging είναι δύο όροι που περιγράφουν γενικά το ίδιο πράγμα - και ζωντανεύουν τους χαρακτήρες που δημιουργούνται μέσω των κινούμενων μοντέλων στον υπολογιστή. Είναι μια τεχνική για τον χειρισμό μοντέλων 2D και 3D για να προσθέσετε κίνηση - είτε για την δημιουργία μιας ταινίας, μιας διαφήμισης, ενός παιχνιδιού ή ενός έργου για διασκέδαση [66].

Η τεχνική του rigging χαρακτήρων είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται σε σκελετικά μοντέλα, όπου προσθέτετε έλεγχο σε ένα μοντέλο. Καθορίζει το εύρος κίνησης ενός χαρακτήρα ή αντικειμένου για να καθορίσει τις ενέργειες, τις χειρονομίες και την κίνησή του. Μια σειρά διασυνδεδεμένων οστών εφαρμόζονται στο τρισδιάστατο μοντέλο, ώστε να μπορείτε να μετακινήσετε και να χειριστείτε τη στατική εικόνα με τον επιθυμητό τρόπο.

Το Skeletal animation αναφέρεται στον τρόπο με τον οποίο ο χαρακτήρας ή το αντικείμενο αναπαρίσταται σε δύο μέρη, δέρμα ή πλέγμα. Η αναπαράσταση της επιφάνειας που χρησιμοποιείται για το σχεδιασμό ενός χαρακτήρα αναφέρετε ως σκελετός ή εξέδρα. Μια σειρά από ιεραρχικά, αλληλένδετα μέρη.

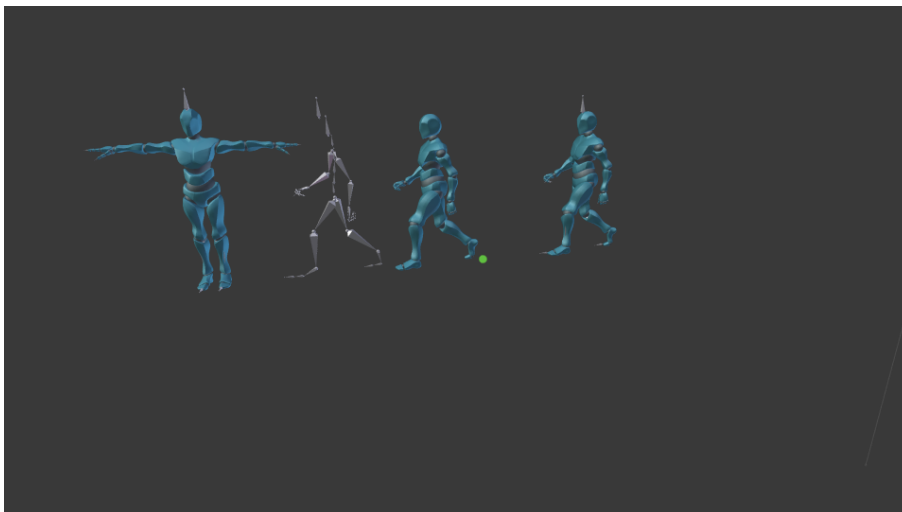
Ο όρος "rigging in animation" προέρχεται από την λέξη rig που είναι η δομή του σκελετού που έχει κατασκευαστεί για να αναγνωρίζει τα εικονικά οστά που επιτρέπουν στο μοντέλο να κινείται. Είναι εφικτό να χρησιμοποιήσετε το animation rigging τόσο για 2D όσο και για 3D animations, τα οποία ακολουθούν παρόμοια

διαδρομή με μερικές μικρές διαφορές.

Με την εφαρμογή της τεχνικής rigging σε 2D animation απλά σχεδιάζετε ο χαρακτήρας ή το αντικείμενο σε 2D και στη συνέχεια εφαρμόζετε η επιθυμητή σκελετική δομή σε αυτό. Αυτό θα είναι απλούστερο από ένα τρισδιάστατο μοντέλο και με περιορισμένη κίνηση. Αντιθέτως μία πιο κοινή πρακτική είναι η τεχνική rigging σε 3D animation. Εδώ το πλήρες μοντέλο μπορεί να στηθεί και να τοποθετηθεί μέσα στη σκηνή, με τη δυνατότητα δημιουργίας σε ένα πολύ μεγαλύτερο εύρος κίνησης, είτε πρόκειται για ένα χαρακτήρα είτε για ένα αντικείμενο.

Στους χαρακτήρες με κίνηση, η τεχνική rigging λειτουργεί κατασκευάζοντας μια σειρά από κόκαλα (ή σκελετό) για το δισδιάστατο ή τρισδιάστατο μοντέλο. Αυτός μπορεί να είναι χαρακτήρας ζώου ή ανθρώπου, αλλά μπορεί επίσης να εφαρμοστεί σε ένα αντικείμενο που θέλει να ζωντανέψει — όπως ένα αεροπλάνο ή ένα κομμάτι φρούτου.

Χρησιμοποιώντας κάποιο λογισμικό που επεξεργάζεται τρισδιάστατους χαρακτήρες και την κίνηση τους, το επόμενο βήμα είναι η προσαρμογή της θέσης, η κλίμακα και η περιστροφή συγκεκριμένων σημείων του σκελετού για να εισαχθεί σωστά η κίνηση. Η καταγραφή αυτών των αλλαγών μέσω keyframing βοηθά στη δημιουργία της κινούμενης εικόνας. Ανάλογα με το μέγεθος, την κλίμακα και την πολυπλοκότητα του έργου, η τεχνική rigging μπορεί να διαρκέσει από μερικές ώρες έως μερικές ημέρες ή και περισσότερο.



Σχήμα 3.2: Η γενική διαδικασία για την τεχνική rigging.

Το rigging είναι μόνο ένα μικρό μέρος της διαδικασίας animation. Είναι ένα από τα πρώτα βήματα που πρέπει να κάνει κανείς για να μπορέσει να κάνει τους

χαρακτήρες να κινηθούν όπως δείχνει και η Εικόνα 3.2. Υπάρχουν και άλλες τεχνικές κινουμένων σχεδίων, αλλά το 3D skeletal animation είναι μια δημοφιλής μέθοδος τόσο για ερασιτέχνες όσο και για επαγγελματίες. Η γενική διαδικασία βήμα προς βήμα για την τεχνική rigging είναι η εξής:

- i Κατασκευή ενός μοντέλου 2D ή 3D.
- ii Κατασκευή ενός σκελετού για τον χαρακτήρα ή το αντικείμενο.
- iii Προσδιορισμός των βαρών, ο οποίος ελέγχει πόση επιρροή έχει η κίνηση ενός οστού σε ένα συγκεκριμένο μέρος του πλέγματος. Ορισμένα λογισμικά έχουν μια αυτόματη επιλογή.
- iii Μετατροπή των οστών αυτών χρησιμοποιώντας λογισμικό ψηφιακής κινούμενης εικόνας, ώστε να μπορούν να αλλάξουν θέση, κλίμακα και περιστροφή.
- iii Προσθήκη αντίστροφης κινηματικής στα οστά όπου απαιτείται. Αυτό είναι κυρίως για τα χέρια, τα πόδια και τις ουρές για να διασφαλιστεί ότι οι αγκώνες και τα γόνατα δείχνουν τον σωστό δρόμο για μια ρεαλιστική κίνηση.
- iii Εφαρμογή τυχόν περιορισμών σε ορισμένα οστά όπου απαιτείται, ώστε να κινούνται μόνο προς μία κατεύθυνση για ομαλά και ρεαλιστικά αποτελέσματα.
- iii Καταγραφή των κινήσεων των οστών κατά μήκος μιας γραμμής χρόνου (keyframing).

### 3.3 Βασικές Έννοιες Κινηματικής

Η κινηματική είναι ο κλάδος της κλασικής μηχανικής που περιγράφει την κίνηση σημείων, αντικειμένων και συστημάτων ομάδων αντικειμένων, χωρίς αναφορά στα αίτια της κίνησης (δηλαδή τις δυνάμεις). Η μελέτη της κινηματικής αναφέρεται συχνά ως «γεωμετρία της κίνησης» [66].

Μια επίσημη μελέτη της φυσικής ξεκινά με την κινηματική. Η λέξη "κινηματική" προέρχεται από την ελληνική λέξη "kinesis" που σημαίνει κίνηση και σχετίζεται με άλλες αγγλικές λέξεις όπως "cinema" (ταινίες) και "kinesiology" (η μελέτη της ανθρώπινης κίνησης). Η κινηματική ανάλυση είναι η διαδικασία μέτρησης των κινηματικών μεγεθών που χρησιμοποιούνται για την περιγραφή της κίνησης. Η μελέτη της

κινηματικής μπορεί να περιγραφεί με καθαρά μαθηματικές εκφράσεις, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον υπολογισμό διαφόρων πτυχών της κίνησης όπως η ταχύτητα, η επιτάχυνση, η μετατόπιση, ο χρόνος και η τροχιά.

Για να περιγράψει την κίνηση, η κινηματική μελετά τις τροχιές σημείων, γραμμών και άλλων γεωμετρικών αντικειμένων, καθώς και τις διαφορικές τους ιδιότητες (όπως η ταχύτητα και η επιτάχυνση). Η κινηματική χρησιμοποιείται στη μηχανολογία, τη ρομποτική κ.α. για την περιγραφή της κίνησης συστημάτων που αποτελούνται από ενωμένα μέρη (όπως ένας κινητήρας, ένας ρομποτικός βραχίονας ή ο σκελετός του ανθρώπινου σώματος).

Κινηματική τροχιάς σωματιδίων: Οι κινηματικές εξισώσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον υπολογισμό της τροχιάς σωματιδίων ή αντικειμένων. Τα φυσικά μεγέθη που σχετίζονται με την κίνηση ενός σωματιδίου περιλαμβάνουν: μάζα  $m$ , θέση  $r$ , ταχύτητα  $v$ , επιτάχυνση  $a$ .

Στην πιο γενική περίπτωση, χρησιμοποιείται ένα τρισδιάστατο σύστημα συντεταγμένων για τον καθορισμό της θέσης ενός σωματιδίου. Ωστόσο, εάν το σωματίδιο είναι περιορισμένο να κινείται μέσα σε ένα επίπεδο, αρκεί ένα δισδιάστατο σύστημα συντεταγμένων. Όλες οι παρατηρήσεις στη φυσική είναι ελλειπείς χωρίς να περιγράφονται σε σχέση με ένα πλαίσιο αναφοράς.

Το διάνυσμα θέσης ενός σωματιδίου είναι ένα διάνυσμα που προέρχεται από την αρχή του πλαισίου αναφοράς στο σωματίδιο. Εκφράζει τόσο την απόσταση του σημείου από την αρχή όσο και την κατεύθυνσή του από την αρχή. Σε τρεις διαστάσεις, το διάνυσμα θέσης  $r$  μπορεί να εκφραστεί ως

$$r = (x, y, z) = x_i + y_j + z_k \quad (3.1)$$

Οι κινηματικές εξισώσεις είναι ένα σύνολο τριών εξισώσεων που περιγράφουν την κίνηση των αντικειμένων χωρίς να ληφθούν υπόψη οι δυνάμεις που τα αναγκάζουν να κινηθούν. Μπορούμε να τα αντλήσουμε από τον δεύτερο νόμο του Νεύτωνα εξετάζοντας την κίνηση των βλημάτων παρουσία ενός σταθερού βαρυτικού πεδίου. Αυτό το σύνολο εξισώσεων μπορεί να απαντήσει σε όλες τις παραπάνω ερωτήσεις και πολλά άλλα. Οι τρεις κινηματικές εξισώσεις είναι η γραμμική κινηματική εξίσωση

$$v_x = v_{x0} + a_x t \quad (3.2)$$

η τετραγωνική κινηματική εξίσωση,

$$x = x_0 + v_{x0}t + 1/2a_x t^2 \quad (3.3)$$

και η χρονικά ανεξάρτητη κινηματική εξίσωση,

$$v_x^2 = v_{x0}^2 + 2a_x(x - x_0) \quad (3.4)$$

Σε αυτές τις εξισώσεις,  $t$  είναι ο χρόνος,  $x$  η θέση,  $v_x$  η ταχύτητα και  $a_x$  η επιτάχυνση. Χρησιμοποιούμε τον δείκτη για να δηλώσουμε την αρχική τιμή της ποσότητας. Σημειώστε ότι κατά σύμβαση, οι κινηματικές εξισώσεις αντιπροσωπεύουν κίνηση προς την κατεύθυνση. Ωστόσο, ισχύουν για οποιαδήποτε χωρική κατεύθυνση.

Στο κινηματικό σχέδιο τα αντικείμενα μετακινούνται σύμφωνα με ένα σύνολο δεδομένων εξισώσεων για τις ταχύτητες ή τις επιταχύνσεις σε ορισμένα σημεία των αντικειμένων. Αυτή η διαδικασία οδηγεί σε μια ρεαλιστική κίνηση μόνο εάν οι προδιαγεγραμμένες ταχύτητες και επιταχύνσεις προέρχονται από ένα πλήρες δυναμικό φυσικό μοντέλο.

Αν και η καταγραφή κίνησης είναι ένας αποτελεσματικός τρόπος συλλογής πολύπλοκων πληροφοριών σχετικά με την κίνηση, εξακολουθεί να είναι πολύ ανθρώπινη και επομένως δαπανηρή. Έτσι εκεί εξακολουθεί να έχει μεγάλο ενδιαφέρον για τη μελέτη της κίνησης των αρθρωμένων αλυσίδων. Η δουλειά ισχύει και για τη μηχανική της κίνησης του ρομπότ και ονομάζεται κινηματική. Ένα από τα πιο ενδιαφέροντα τρέχοντα προβλήματα είναι η μελέτη της αντίστροφης κινηματικής. Κανονικά οι κρίκοι της αρθρωτής αλυσίδας θεωρούνται άκαμπτοι και οι αρθρώσεις περιορίζονται από τους βαθμούς ελευθερίας που υποστηρίζουν.

Βασικά η Κινηματική είναι η μελέτη της κίνησης των αντικειμένων. Αυτό σχετίζεται, αλλά διακρίνεται από τη δυναμική, καθώς η κινηματική μελετά μόνο τον τρόπο με τον οποίο κινούνται τα αντικείμενα και όχι την αιτία της κίνησης των αντικειμένων. Στα τρισδιάστατα γραφικά υπολογιστών, ο όρος κινηματική περιγράφει πώς μπορούν να μετακινηθούν οι αρθρώσεις για να ζωντανέψουν αντικείμενα και χαρακτήρες. Υπάρχουν δύο κύριοι τύποι κινηματικής: η εμπρός κινηματική και η αντίστροφη κινηματική.

Η κινηματική προς τα εμπρός αναφέρεται σε μια κατάσταση στην οποία κάθε άρθρωση στην αλυσίδα κληρονομεί την κίνηση της μητρικής άρθρωσης. Αν λοιπόν υπάρχουν τέσσερις αρθρώσεις σε μια αλυσίδα, όταν περιστρέφετε τη ρίζα, οι τρεις

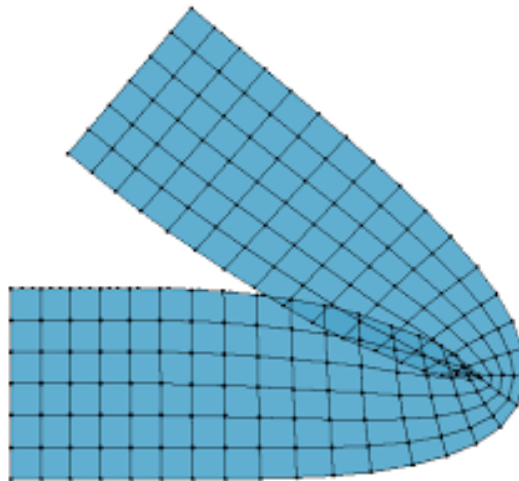
παιδικές αρθρώσεις κινούνται με βάση την περιστροφή της ρίζας.

### 3.4 Η Τεχνική LBS για τη Συμπιεσμένη Αναπαράσταση Κίνησης

Το Linear blend skinning είναι η ιδέα του μετασχηματισμού κορυφών μέσα σε ένα μόνο πλέγμα με ένα (μείγμα) πολλαπλών μετασχηματισμών. Κάθε μετασχηματισμός είναι η συνένωση μιας «μήτρας δέσμευσης» που παίρνει την κορυφή στον τοπικό χώρο ενός δεδομένου «οστού» και μιας μήτρας μετασχηματισμού που μετακινείται από τον τοπικό χώρο αυτού του οστού σε μια νέα θέση. Το Linear Blend Skinning είναι ίσως ο πιο συνηθισμένος αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την παραμόρφωση ενός πλέγματος χρησιμοποιώντας σκελετικές δομές.

Το κύριο πλεονέκτημα του Linear Blend Skinning είναι το γεγονός ότι δεν είναι υπολογιστικά εντατικό και εξακολουθεί να παρέχει αποδεκτές παραμορφώσεις σε ένα καλό φάσμα καταστάσεων. Υποστηρίζει επίσης όλους τους βασικούς μετασχηματισμούς που σημαίνει ότι η γεωμετρία του πλέγματος μπορεί όχι μόνο να περιστραφεί αλλά και να μεταφραστεί και να κλιμακωθεί.

Αυτό δεν σημαίνει ότι το LBS δεν έχει κανένα μειονέκτημα. Το κύριο ζήτημα είναι η απώλεια όγκου σε λυγισμένες περιοχές και το λεγόμενο αποτέλεσμα περιτυλίγματος καραμέλας που συμβαίνει όταν οι αρθρώσεις του σκελετού συστρέφονται όπως φαίνεται και στην Εικόνα 3.3.



Σχήμα 3.3: LBS και το φαινόμενο candy wrapper effect.

Χειροκίνητα ή αυτόματα κάθε κόκαλο συνδέεται με μέρη του πλέγματος. Το

σχήμα δείχνει την επίδραση ενός οστού πάνω στο πλέγμα. Το κόκκινο σημαίνει ότι η κορυφή σχετίζεται με βάρος ίσο με 1 (θα ταιριάζει ακριβώς με την κίνηση του οστού). Πράσινο σημαίνει μεσαία επιρροή με βάρος 0,5. Τέλος μπλε σημαίνει βάρος 0 (καμία κίνηση που σχετίζεται με αυτό το κόκαλο). Κάθε κόκαλο ορίζει ένα πλήρες σύνολο βαρών πάνω από το πλέγμα. Επιπλέον, οι επιρροές των οστών συνήθως επικαλύπτονται για να δημιουργήσουν μια ομαλή μετάβαση μεταξύ των αρθρώσεων. Εδώ είναι ο τύπος για τον υπολογισμό της παραμόρφωσης του πλέγματος:

$$p_i = \sum_{j=1}^n w_{i,j} T_j p_i \quad (3.5)$$

Όπου το  $n$  ορίζει τον αριθμό των οστών, το  $w_{i,j}$  είναι ένα βαθμωτό βάρος στην  $i$ η κορυφή που σχετίζεται με το  $j$ ο κόκαλο και το  $T_j$  ο πίνακας  $4 \times 4$  που ορίζει έναν ολικό μετασχηματισμό του  $j$ ου οστού από τη στάση ηρεμίας του. Τέλος, το  $p_i$  είναι η κορυφή ενός πλέγματος σε στάση ηρεμίας και το  $p_i$  η κορυφή μετά την παραμόρφωση. Συνήθως τα βάρη  $w_{i,j}$  κανονικοποιούνται σε κάθε κορυφή ώστε να αθροίζονται σε ένα  $\sum_{j=1}^n w_{i,j} = 1$ .

Εδώ η κεντρική κορυφή  $v$  επηρεάζεται εξίσου και από τα δύο οστά επομένως  $w_{i,1} = w_{i,2} = 0,5$ . Κοιτάζοντας πιο κοντά στην εξίσωση LBS σε αυτό το απλό παράδειγμα:

$$v = \sum_{j=1}^n w_{i,j} T_j v = w_1(T_1.v) + w_2(T_2.v) = 0.5v_1 + 0.5v_2 \quad (3.6)$$

Μπορούμε να δούμε ότι η γραμμική παρεμβολή μεταξύ  $v_1$  και  $v_2$  παράγει  $v$  σε μια ανεπαρκή θέση που έχει ως αποτέλεσμα την απώλεια όγκου. Ένας άλλος τρόπος για να καταλάβετε γιατί υπάρχει τέτοια συστολή του πλέγματος είναι να εξετάσετε τις μήτρες:

$$v = \sum_{j=1}^n w_{i,j} T_j v = (w_1 T_1 + w_2 T_2)v = Mv \quad (3.7)$$

Ακόμα κι αν τα  $T_1$  και  $T_2$  είναι άκαμπτοι μετασχηματισμοί (δηλαδή αποκλειστικά περιστροφή και μετατόπιση), ο σταθμισμένος συνδυασμός τους δεν είναι εγγυημένο ότι είναι ένας άκαμπτος μετασχηματισμός. Στην πραγματικότητα, ένας παράγοντας κλίμακας εμφανίζεται συχνά στο  $M$ , εξ ου και η συρρίκνωση.

### 3.4.1 Προηγούμενες μέθοδοι για την αυτόματη παραγωγή LBS συνδυασμών

Το Linear blend skinning είναι μια τεχνική παραμόρφωσης πλέγματος που εφαρμόζεται σχεδόν σε όλους τους σύγχρονους τρισδιάστατους χαρακτήρες, και χρησιμοποιείται συχνότερα για εικονικούς χαρακτήρες που οδηγούνται από σκελετικά μοντέλα. Μία από τις πιο γνωστές μέθοδοι αναλύεται από τον Kavan στο FESAM [3].

Το FESAM, αφορά μία τεχνική που παράγει αρκετά ακριβείς αποσυνθέσεις απολέπισης με χαμηλό αριθμό οστών. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί μόνο τυπική γραμμική ανάμειξη δέρματος χωρίς τροποποιήσεις ή επεκτάσεις και επομένως είναι κατάλληλη για μία πληθώρα εφαρμογών. Ωστόσο, δεν έχουν κάνει κάποια προσπάθεια για να δημιουργήσουν μία δομή από proxy-bones σε μια ιεραρχία.

Η επόμενη μέθοδος που μελετήσαμε και αξιοποιήσαμε στα επόμενα κεφάλαια ονομάζεται RIGNET [81]. Η τεχνική αυτή βασίζεται σε μια βαθιά αρχιτεκτονική που λειτουργεί άμεσα στην αναπαράσταση του πλέγματος χωρίς να κάνει υποθέσεις για την κατηγορία σχήματος και τη δομή. Η αρχιτεκτονική έχει εκπαιδευτεί σε μια μεγάλη και ποικιλόμορφη συλλογή από στημένα μοντέλα, συμπεριλαμβανομένων των ματιών, των σκελετών και των αντίστοιχων βαρών του δέρματος. Με άλλα λόγια πρόκειται για μια αυτοματοποιημένη μέθοδο από άκρο σε άκρο για την παραγωγή εξαρτημάτων κινούμενων μοντέλων από μοντέλα χαρακτήρων εισόδου. Δεδομένου ενός τρισδιάστατου μοντέλου εισόδου που αντιπροσωπεύει έναν αρθρωτό χαρακτήρα, το RigNet προβλέπει έναν σκελετό που ταιριάζει με τις προσδοκίες του εμψυχωτή στην τοποθέτηση και την τοπολογία της άρθρωσης. Εκτιμά επίσης τα επιφανειακά βάρη του δέρματος με βάση τον προβλεπόμενο σκελετό.

Και οι δύο αυτές τεχνικές, υλοποιήθηκαν και αξιοποιήθηκαν στα παρακάτω κεφάλαια για την δημιουργία των τεχνικών που έχουμε σχεδιάσει για την αποδοτική κίνηση αρθρωτών και μη χαρακτήρων, αλλά και για τις τεχνικές συμπίεσης.

## 3.5 Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι της επιστήμης της πληροφορικής. Η μηχανική μάθηση επικεντρώνεται στην μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων



που μπορούν να μαθαίνουν από δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις με βάση αυτά. Αφορά επίσης μεθόδους αναπαράστασης και αλγόριθμους για την εξαγωγή γνώσης από δεδομένα. Οι εφαρμογές της καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα αναγκών, κυρίως στην ανάλυση δεδομένων και στα πλαίσια δημιουργίας μοντέλων για την λήψη αποφάσεων. Σίγουρα η έννοια της μηχανικής μάθησης είναι στενά συνδεδεμένη και συχνά συγχέεται με την υπολογιστική στατιστική καθώς και αυτός ο κλάδος στοχεύει στην πρόβλεψη [67]. Επιπρόσθετα, συνδέεται σημαντικά με την τεχνητή νοημοσύνη και με την μαθηματική βελτιστοποίηση. Επιπλέον, εφαρμόζεται σε μια σειρά από υπολογιστικές εργασίες, όπου τόσο ο σχεδιασμός όσο και ο ρητός προγραμματισμός των αλγορίθμων είναι ανέφικτος. Η μηχανική μάθηση συνδέεται και με την εξόρυξη δεδομένων, όπου η τελευταία στοχεύει στην ανάλυση κυρίως των δεδομένων.

Τα μοντέλα που προκύπτουν μέσω της μηχανικής μάθησης παρέχουν αποδοτικές αποφάσεις και αποτελέσματα μέσω συσχετίσεων και μοτίβων των δεδομένων. Οι τύποι προβλημάτων και εργασιών της μηχανικής μάθησης ταξινομούνται σε τρεις κύριες κατηγορίες:

- i Μάθηση με επίβλεψη (αλλιώς επιβλεπόμενη μάθηση ή επιτηρούμενη μάθηση) (Supervised Learning): Το σύστημα δέχεται τις εισόδους καθώς και τα επιθυμητά αποτελέσματα (δεδομένα). Ο στόχος του είναι να εκπαιδευτεί (να μάθει έναν γενικό κανόνα) έτσι ώστε να αντιστοιχίζει τις εισόδους με τα αποτελέσματα (εξόδους).
- ii Μάθηση χωρίς επίβλεψη (αλλιώς μη-επιβλεπόμενη μάθηση ή μη επιτηρούμενη μάθηση) (Unsupervised Learning): Ο ίδιος ο αλγόριθμος παράγει τον γενικό κανόνα αφού δεν του παρέχετε κάποια είσοδος ως γνώση και πρέπει να βρει μόνος του την δομή των δεδομένων εισόδου.
- iii Ενισχυτική μάθηση: Ένα σύστημα αλληλεπιδρά με ένα δυναμικό περιβάλλον στο οποίο πρέπει να πραγματοποιηθεί ένα έργο. Στο σύστημα όμως δεν αποσαφηνίζεται από κάποιον αν και πότε έχει φτάσει κοντά στο στόχο του.

Ειδικότερα, ομαδοποίηση είναι η διαδικασία εκείνη κατά την οποία ένα σύνολο από δεδομένα διαχωρίζονται σε λογικές ομάδες. Η κατάταξη αντικειμένων στην ίδια ομάδα ερμηνεύεται ως ομοιότητα των δεδομένων και αντίστροφα (ανόμοια δεδομένα ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες). Η ομοιότητα ή η ανομοιότητα των δεδομένων εξαρτάται από την μορφή τους αλλά και το πρόβλημα που προσπαθεί η

ομαδοποίηση να επιλύσει. Η ομαδοποίηση όπως ήδη έχουμε αναφέρει ανήκει στην μάθηση χωρίς επίβλεψη. Τα δεδομένα συχνά αναφέρονται στην βιβλιογραφία ως πρότυπα ή διανύσματα. Συνοψίζοντας, ομαδοποίηση ονομάζεται η διαδικασία που διαχωρίζει πρότυπα σε ομάδες (συστάδες-clusters), όπου εφαρμόζεται κάποιο κριτήριο ομοιότητας για τον διαχωρισμό αυτό. Η ομαδοποίηση στοχεύει στον προσδιορισμό ομάδων με βάση την ομοιότητα των δεδομένων. Ένας πιο σαφής μαθηματικός ορισμός είναι ο παρακάτω.

**Θεώρημα 3.1.** (Ομαδοποίηση-Clustering). Έστω ένα σύνολο διανυσμάτων  $X = x_1, x_2, \dots, x_n$  και επιθυμούμε διαχωρισμό αυτών σε  $m$  ομάδες  $C_1, C_2, \dots, C_m$ , με  $m \ll n$  έτσι ώστε:  $C_i \neq \emptyset, \forall i = 1, 2, 3, \dots, m$ . Η διαδικασία της διαμέρισης ονομάζεται ομαδοποίηση των διανυσμάτων (δεδομένων).

Η ταξινόμηση δεδομένων, η οποία ανήκει στην μάθηση με επίβλεψη συχνά συγχέεται με την ομαδοποίηση. Η διαφορά της ομαδοποίησης δεδομένων (data clustering) από την ταξινόμηση δεδομένων (data classification) είναι ότι στην ταξινόμηση οι ομάδες στις οποίες θα τοποθετηθούν τα δεδομένα είναι προκαθορισμένες. Αυτό σημαίνει ότι είναι εκ των προτέρων γνωστός ο αριθμός των ομάδων και οι ετικέτες (labels) τους. Η ταξινόμηση είναι και αυτό ένα σύστημα μάθησης καθώς οι ετικέτες που δίνονται από τα δεδομένα ενός dataset χρησιμοποιούνται ώστε να μάθει το μοντέλο ταξινόμησης την δομή κάθε κλάσης έτσι ώστε να είναι σε θέση να ταξινομήσει σωστά αργότερα ένα νέο πρότυπο. Αντίθετα, στην ομαδοποίηση δεδομένων οι ομάδες δεν προϋπάρχουν αλλά αποφασίζονται από τον ίδιο τον αλγόριθμο δυναμικά. Δηλαδή υπάρχει ένα σύνολο δεδομένων το οποίο πρέπει να διαχωριστεί ώστε να προκύψουν δυναμικά οι ομάδες. Η διαμέριση των δεδομένων σε ομάδες οδηγείται από τα ίδια τα δεδομένα (data driven). Σκοπός είναι να δημιουργηθούν ομάδες που η καθεμία από αυτές θα συγκεντρώνει ομοιογενή στοιχεία. Κάθε μία από αυτές τις ομάδες διατηρεί ένα κέντρο, συνήθως το πιο κεντρικό και αντιπροσωπευτικό στοιχείο της.

Οι αλγόριθμοι και οι τεχνικές ομαδοποίησης μπορεί να είναι είτε ιεραρχικοί (Hierarchical) είτε μη ιεραρχικοί (non Hierarchical ή Partitional). Οι ιεραρχικοί αλγόριθμοι βρίσκουν διαδοχικές ομάδες, χρησιμοποιώντας κάθε φορά ήδη καθιερωμένες ομάδες και οργανώνουν την ιεραρχία αυτή σε μία δεντρική δομή (δενδρόγραμμα). Από την άλλη, οι μη ιεραρχικοί αλγόριθμοι καθορίζουν τις ομάδες άμεσα σε μη επικαλυπτόμενα υποσύνολα-ομάδες (clusters) του συνόλου των παρατηρήσεων (δε-

δομένων).

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

# ΣΧΗΜΑ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΣΥΜΠΙΕΣΜΕΝΕΣ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΙΝΗΣΗΣ

- 
- 4.1 Αλγόριθμος Βαθιάς Μάθησης για τη Σύνδεση Κοκκάλων και Δέρματος (Deep Skinning)
  - 4.2 Αλγόριθμος Σύντηξης Σχημάτων Συμπίεσης Κίνησης (Deep Fusible Skinning)
  - 4.3 Μετρικές για τον Υπολογισμό του Σφάλματος
  - 4.4 Πειραματική Αξιολόγηση
- 

Μια πληθώρα αλγορίθμων έχουν διατυπωθεί που περιγράφουν τον τρόπο με τον οποίο θα οδηγηθούμε στη διαμόρφωση μοντέλων με τη χρήση των υπολογιστών. Όλες αυτές οι μέθοδοι περιλαμβάνονται στον όρο Μηχανική Μάθηση. Διαμορφώνουμε κατάλληλες μεθόδους που εκμεταλλεύονται την υπολογιστική ικανότητα των μηχανών ώστε να καταλήξουμε σε όσο το δυνατόν καλύτερες λύσεις, σε προβλήματα που δεν έχουμε τη δυνατότητα να επιλύσουμε αναλυτικά.

Η δημιουργία 3D χαρακτήρων είναι ένα σημαντικό μέρος των γραφικών υπολογιστών με εφαρμογές σε εικόνες που δημιουργούνται από υπολογιστή, παιχνίδια υπολογιστή και εικονική πραγματικότητα. Ένας κινούμενος χαρακτήρας αποτελείται συνήθως από ένα mesh που είναι ένα σύνολο γεωμετρικών οντοτήτων, ένας σκελετός και η κινηματική του σκελετού. Τα σχεδόν άκαμπτα αρθρωτά μοντέλα είναι διαδεδομένα, καθώς συλλαμβάνουν καλά ένα μεγάλο μέρος των αναγκών κινουμένων σχεδίων και είναι κατάλληλα για επεξεργασία.

Σήμερα, ένας animator μπορεί να παράγει ένα ρεαλιστικό μοντέλο ακολουθώντας μία από τις δύο σύγχρονες ροές εργασίας:

- i στήσιμο ενός στατικού πλέγματος (δηλαδή ορίστε μια δομή από κόκαλα και συσχετίστε τα με τις κορυφές του πλέγματος με βάρη), εφαρμόστε μετασχηματισμούς στα κόκαλα κατά μήκος μιας γραμμής χρόνου, διορθώστε λανθασμένες παραμορφώσεις προσθέτοντας κόκαλα, εισαγάγετε πρόσθετες παραμορφώσεις ανά χρονική στιγμή σε προσομοίωση μη γραμμικών επιδράσεων ή Το
- ii χρησιμοποιεί πρόσφατες εξελίξεις της υπολογιστικής όρασης και των τεχνικών παρακολούθησης για την εξαγωγή αλληλουχιών από meshes που ανακατασκευάζονται με σύλληψη χωρίς δείκτη ή με σύλληψη κίνησης με πυκνούς δείκτες (π.χ.[68]).

Και οι δύο ροές εργασίας παράγουν ακολουθίες κινούμενων χαρακτήρων. Αυτές οι ακολουθίες πρέπει στη συνέχεια να μετατραπούν σε αναπαράσταση που να επιτρέπει τη ροή και την επεξεργασία. Για το σκοπό αυτό, ένα πρώτο βήμα είναι η χρήση συμπίεσης.

Με την εξέλιξη των εφαρμογών στον τομέα των γραφικών που βασίζονται στο cloud, μια προσέγγιση συμπίεσης όπως το Linear Blend Skinning είναι απαραίτητη για την αποτελεσματική αποθήκευση και χρήση ακολουθιών κινούμενων χαρακτήρων. Η συμπίεση εκτελείται παράγοντας μια προσέγγιση του κινούμενου χαρακτήρα που αποτελείται από μια αρχική στάση και έναν αριθμό μετασχηματισμών που περιγράφουν κάθε επόμενη στάση από μια παραμόρφωση ενός τμήματος επιφάνειας.

Το Linear blend skinning (LBS) [69] είναι ένα αποδοτικό πλέγμα χρόνου και χώρου τεχνική παραμόρφωσης όπου οι κορυφές του πλέγματος επηρεάζονται από ένα σύνολο κοκάλων. Παρά τους αρκετούς περιορισμούς που έχουν αντιμετωπιστεί στη βιβλιογραφία [68], οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε LBS είναι σημαντικές στον κλάδο αυτό λόγω της απλότητας και της απλής εφαρμογής σε GPU. Για παράδειγμα, μια ακολουθία κινούμενων χαρακτήρων ασυμπίεστου πλέγματος ενός μοντέλου αλόγου με κορυφές 8k και 48 frames απαιτεί εύρος ζώνης περίπου 48 Mbps με ταχύτητα αναπαραγωγής 3fps και αριθμητική διπλή ακρίβεια. Το ίδιο μοντέλο με LBS skinning χρησιμοποιώντας 10 κόκαλα και την ίδια ταχύτητα αναπαραγωγής και διπλή αριθμητική ακρίβεια απαιτεί εύρος ζώνης μόνο 1,7 Mbps και επιτυγχάνει ρυθμό συμπίεσης περίπου 96,5

Υπάρχει μια ποικιλία προσεγγίσεων για τη συμπίεση χρησιμοποιώντας τεχνικές ομαδοποίησης, οι περισσότερες από τις οποίες βασίζονται σε γεωμετρικά χαρακτηριστικά κορυφών με την πάροδο του χρόνου. Εισάγουμε μια νέα προσέγγιση βαθιάς μάθησης που χρησιμοποιεί ένα εκπαιδευτικό σύνολο πλήρως εξοπλισμένων κινούμενων χαρακτήρων για την παραγωγή νέων μοντέλων. Με δεδομένη μια νέα κινούμενη ακολουθία χαρακτήρων, το εκπαιδευμένο δίκτυο εξάγει ψευδο-κόκαλα και βάρη. Δεν υπάρχει όριο στον αριθμό των κορυφών, των πολυγώνων και των χρονικών στιγμών που δίνονται ως είσοδος. Υπάρχει απλώς ένα ανώτατο όριο στον αριθμό των κοκάλων για όλα τα κινούμενα μοντέλα. Ένα μόνο εκπαιδευμένο δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη βαρών για οποιαδήποτε ακολουθία κινούμενων χαρακτήρων.

Βελτιώνουμε επίσης την αποτελεσματικότητα της βελτιστοποίησης του ελάχιστου τετραγώνου μετασχηματισμών και βαρών που χρησιμοποιείται συνήθως για τη μείωση του σφάλματος προσέγγισης χρησιμοποιώντας για βελτιστοποίηση την μέθοδο συζυγών κλίσεων που είναι κατάλληλη για πολυδιάστατα συστήματα.

Ενώ οι προηγούμενες προσεγγίσεις χρησιμοποιούν έναν προκαθορισμένο αριθμό κοκάλων και αρκετές άλλες παραμέτρους συντονισμού, η προσέγγισή μας είναι ελεύθερη παραμέτρων. Παράγεται ένα κατάλληλο σύνολο κοκάλων το οποίο βασίζεται σε παρόμοια επιτυχώς στημένα κινούμενα μοντέλα του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης. Στη μέθοδό μας δεν χρειάζεται προ επεξεργασία (κλιμάκωση, περιστροφή ή μεταφορά) για τη γεωμετρία της εισόδου, αφού χρησιμοποιούμε μόνο τροχιές κορυφής, οπότε λαμβάνεται υπόψη μόνο η σχετική κίνηση της κορυφής. Για να αξιολογήσουμε την προσέγγισή μας, χρησιμοποιούμε γεωμετρικές αλληλουχίες που προέρχονται από κινούμενους χαρακτήρες και σημαδεύουμε γεωμετρικές αλληλουχίες από διαθέσιμα σύνολα δεδομένων ακολουθιών. Η πειραματική μας αξιολόγηση δείχνει ότι η προσέγγισή μας ξεπερνά τις προηγούμενες προσεγγίσεις όσον αφορά τόσο τον ρυθμό συμπίεσης όσο και το σφάλμα προσέγγισης για όλα τα σύνολα δεδομένων.

Η ομαδοποίηση που προέρχεται από τη μέθοδό μας μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία μιας σκελετικής δομής, καθώς αποδίδει τμηματοποιήσεις που αντιστοιχούν στην επίδραση των κοκάλων στις κορυφές του μοντέλου. Επομένως, η έξοδος των μεθόδων μας μπορεί εύκολα να μετατραπεί σε έναν πλήρως προσαρμοσμένο κινούμενο χαρακτήρα και να χρησιμοποιηθεί σε επόμενες φάσεις επεξεργασίας και απόδοσης κίνησης.

Έχουμε επίσης εισαγάγει ένα σύστημα αρίθμησης των κοκάλων που

(i) βελτιώνει την αποτελεσματικότητα της μεθόδου μας όσον αφορά τις χαμηλότερες τιμές σφάλματος και το καλύτερο οπτικό αποτέλεσμα και

(ii) διευκολύνει τη συγχώνευση δύο (ή περισσότερων) σχημάτων LBS με ένα καινοτόμο αλγόριθμο που συνδυάζει δύο αυθαίρετα σχήματα LBS.

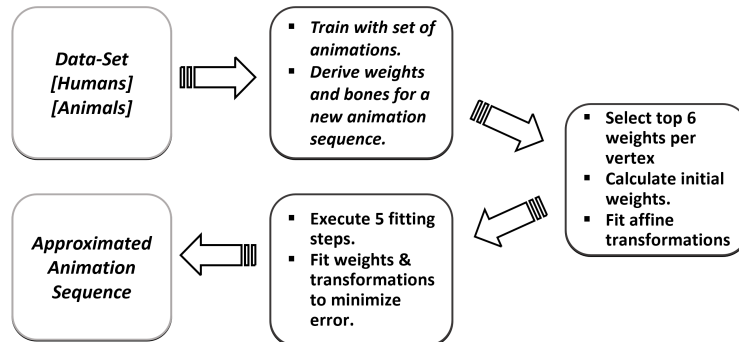
Για να δείξουμε τη χρησιμότητα και τις δυνατότητες αυτής της διαδικασίας σύντηξης, συνδυάσαμε το αποτέλεσμα της μεθόδου μας με αυτό της Rignet - η οποία είναι μια μέθοδος που εκτελεί αυτή την διαδικασία σε στατικά πλέγματα - με εντυπωσιακά αποτελέσματα.

#### **4.1 Αλγόριθμος Βαθιάς Μάθησης για τη Σύνδεση Κοκάλων και Δέρματος (Deep Skinning)**

Το Skinning είναι η διαδικασία δέσμευσης του πραγματικού τρισδιάστατου πλέγματος στην κοινή διάταξη που δημιουργήσατε. Αυτό σημαίνει ότι τα κόκαλα που σχεδιάστηκαν θα επηρεάσουν τις κορυφές του μοντέλου και θα τις μετακινήσουν ανάλογα. Η δυσκολία με αυτό είναι ότι συνήθως μία άρθρωση θα αποτελείται από εκατοντάδες μεμονωμένα κόκαλα και οι περισσότεροι σύνδεσμοι θα πρέπει να επηρεάζουν μόνο ορισμένα μέρη του πλέγματος. Για παράδειγμα, η άρθρωση στον καρπό ενός χαρακτήρα θα πρέπει πιθανότατα να ελέγχει μόνο αυτή την περιοχή του μοντέλου. Εάν κινούνταν αυτή η άρθρωση του καρπού και αυτό θα επηρέαζε τον ώμο του χαρακτήρα, προφανώς δεν θα φαινόταν σωστό. Εκεί παίζει ρόλο το skinning. Το δέρμα είναι ζωτικής σημασίας όχι μόνο για τη δημιουργία ενός μοντέλου που κινείται με ακρίβεια σε όλα τα σωστά σημεία, αλλά και για να παραμορφώνεται σωστά. Μέρος της διαδικασίας skinning αποτελεί και η απόδοση βαρών στο μοντέλο. Η διαδικασία αυτή στην πραγματικότητα αυτό που επιτρέπει να γίνεται είναι να αποδίδετε η κατάλληλη επιρροή που έχει κάθε άρθρωση στο πλέγμα και είναι ένα ζωτικό μέρος της όλης διαδικασίας.

Το δέρμα βασίζεται στη βασική ιδέα ότι οι κορυφές των χαρακτήρων παραμορφώνονται με βάση την κίνηση των σκελετικών οστών. Ένα ή περισσότερα βάρη εκχωρούνται σε κάθε κορυφή που αντιπροσωπεύουν το ποσοστό επιρροής που λαμβάνουν οι κορυφές από κάθε οστό. Με αυτήν την προσέγγιση μπορούμε να αναπαράγουμε μια ακολουθία κίνησης που βασίζεται σε μια θέση αναφοράς, τα βάρη

κορυφής και ένα σύνολο μετασχηματισμών για κάθε στιγμιότυπο και οστό. Με βάση αυτή τη δημοφιλή τεχνική που χρησιμοποιεί μόνο οστά μεσολάβησης, έχουμε αναπτύξει έναν αλγόριθμο που είναι πλήρως αυτοματοποιημένος και μπορεί να παράγει μια εξαιρετικά συμπιεσμένη προσέγγιση μιας ακολουθίας χαρακτήρων.



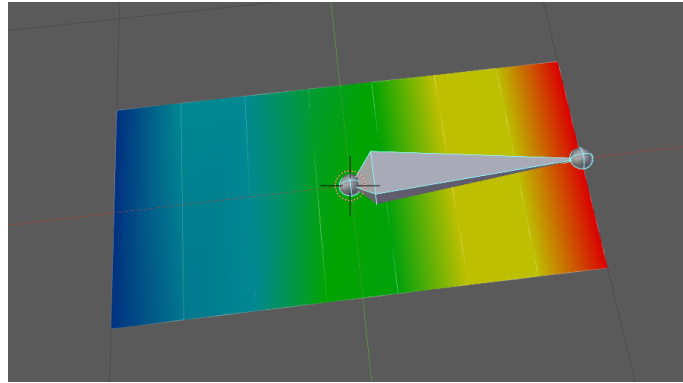
Σχήμα 4.1: Αλγόριθμος Deep Skinning.

Το σχήμα 4.1 απεικονίζει την έννοια της μεθόδου μας *Temporal Deep Skinning* (ή απλώς *Deep Skinning* για συντομία). Αρχικά, κατασκευάζουμε ένα κατάλληλο μοντέλο νευρωνικών δικτύων που ταξινομεί κάθε κορυφή συλλαμβάνοντας τη γεωμετρία του πλέγματος και την κινηματική της κάθε κορυφής. Στη συνέχεια χρησιμοποιούμε ένα σύνολο κινούμενων ανθρώπων και ζώων για να εκπαιδύσουμε το μοντέλο νευρωνικών δικτύων. Αυτό το επιτυγχάνουμε χρησιμοποιώντας ως χαρακτηριστικά εισόδου τις τροχιές όλων των κορυφών και ως έξοδο τα βάρη που αντιπροσωπεύουν τον τρόπο με τον οποίο κάθε κορυφή επηρεάζεται από ένα κόκαλο. Το βάρος εξόδου συλλαμβάνεται από το δίκτυο ως η πιθανότητα ενός οστού να επηρεάσει την αντίστοιχη κορυφή. Στη συνέχεια, παρέχουμε ως είσοδο στο δίκτυό μας αυθαίρετες ακολουθίες κινούμενων χαρακτήρων πλέγματος και προβλέπουμε το βάρος τους. Από τον ταξινομητή ανά κορυφή προσδιορίζουμε τον αριθμό των οστών και τα βάρη για κάθε κορυφή.

Περιορίζουμε κάθε κορυφή ώστε να μην έχει περισσότερα από έξι βάρη, ώστε να είναι συμβατή με τις υπάρχουσες γραμμές κινούμενων χαρακτήρων [2]. Για απλούς χαρακτήρες παιχνιδιών, συνήθως τέσσερα βάρη ανά κορυφή είναι αρκετά, αλλά έξι βάρη ανά κορυφή μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διόρθωση τεχνουργημάτων ή την καταγραφή τοπικών παραμορφώσεων με ψευδοκόκαλα (Εικόνα 4.2). Στη συγκριτική μας αξιολόγηση εφαρμόσαμε όλες τις προηγούμενες μεθόδους με έξι κόκαλα επίσης, ώστε να γίνει αντικειμενική σύγκριση. Τα προκύπτοντα έξι (ή



λιγότερα) βάρη ανά κορυφή αντιστοιχούν στις έξι προβλέψεις υψηλότερης πιθανότητας του δικτύου. Στη συνέχεια κανονικοποιούμε αυτά τα βάρη που είναι ήδη σε  $[0, 1]$  για να αθροιστούν στο 1 (συντελεστές ενός κυρτού συνδυασμού). Εφόσον η πρόβλεψη πιθανότητας μιας κορυφής προς ένα συγκεκριμένο σύμπλεγμα κοκάλων αντιπροσωπεύει ομοιότητα με ένα παράδειγμα εκπαίδευσης, αυτό μεταφράζεται φυσικά ως επιρροή του οστού στην κορυφή.



Σχήμα 4.2: Rigging με βάρη κορυφής: διαφορετικά βάρη έχουν την ίδια επίδραση.

Στη συνέχεια, πραγματοποιούμε βελτιστοποίηση για να ελαχιστοποιήσουμε το ελάχιστο τετράγωνο σφάλμα μεταξύ του αρχικού και του κατά προσέγγιση πλαισίου πλέγματος. Το κάνουμε βελτιστοποιώντας τα βάρη και τους μετασχηματισμούς με επαναληπτικό τρόπο.

#### 4.1.1 Ανάλυση του συνόλου μοντέλων για εκπαίδευση και επαλήθευση

Στη μηχανική μάθηση, μια κοινή εργασία είναι η μελέτη και η κατασκευή αλγορίθμων, που μπορούν να μάθουν και να κάνουν προβλέψεις σε δεδομένα. Τέτοιοι αλγόριθμοι λειτουργούν κάνοντας προβλέψεις ή αποφάσεις που βασίζονται σε δεδομένα, μέσω της κατασκευής ενός μαθηματικού μοντέλου από δεδομένα εισόδου. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή του τελικού μοντέλου προέρχονται συνήθως από πολλαπλά σύνολα δεδομένων.

Το μοντέλο δικτύου είναι αρχικά προσαρμοσμένο σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, δηλαδή ένα σύνολο παραδειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την προσαρμογή των παραμέτρων του μοντέλου. Το δίκτυο εκπαιδεύεται σε ένα σετ εκπαίδευσης χρησιμοποιώντας μια μέθοδο εποπτευόμενης μάθησης. Ο Το εκπαιδευτικό

σύνολο δεδομένων αποτελείται από ζεύγη διανυσμάτων εισόδου που αντιπροσωπεύουν την κίνηση κάθε κορυφής σε όλα τα frames και το αντίστοιχο διάνυσμα εξόδου ετικετών που καθορίζει εάν μια κορυφή επηρεάζεται από ένα συγκεκριμένο οστό. Το μέγεθος του διανύσματος εισόδου είναι  $(3 \cdot F)$ , όπου το 3 αντιπροσωπεύει τις συντεταγμένες  $x, y, z$  μιας κορυφής και  $F$  τον αριθμό των frames για το συγκεκριμένο μοντέλο και η έξοδος αποτελείται από  $B_{max}$  ετικέτες, όπου  $B_{max}$  είναι ο μέγιστος αριθμός οστών. Το τρέχον μοντέλο δικτύου τροφοδοτείται με το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και παράγει ένα αποτέλεσμα, το οποίο στη συνέχεια συγκρίνεται με το διάνυσμα ετικέτας, για κάθε διάνυσμα εισόδου στο σύνολο εκπαίδευσης. Με βάση το αποτέλεσμα της σύγκρισης και τον συγκεκριμένο αλγόριθμο μάθησης που χρησιμοποιείται, προσαρμόζονται οι παράμετροι του μοντέλου (εποπτευόμενη μάθηση).

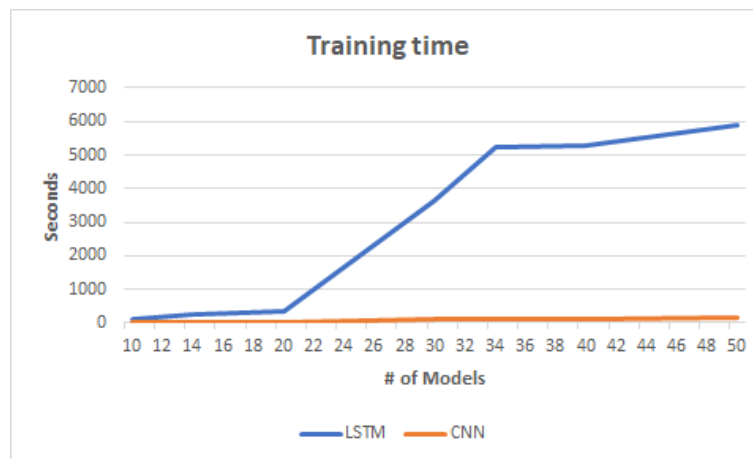
Χρησιμοποιήσαμε δύο τύπους συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης, ένα που αποτελείται από μοντέλα ανθρώπινων χαρακτήρων και ένα που αποτελείται από χαρακτήρες ζώων. Το σύνολο δεδομένων ζώων περιέχει 32 κινούμενους χαρακτήρες ζώων με μέσο αριθμό 12.000 κορυφών το καθένα, μέσο αριθμό 3 κινήσεων ανά χαρακτήρα και μέσο αριθμό 195 frames ανά κίνηση. Το ανθρώπινο σύνολο δεδομένων περιέχει 35 κινούμενους χαρακτήρες με μέσο αριθμό 10 χιλιάδων κορυφών η καθεμία, 1 κίνηση ανά χαρακτήρα και μέσο αριθμό 158 frames ανά κίνηση.

Dataset	Name	Vertices	Frames
Humans	Human1	13.050	193
	Human2	42.714	180
	Human3	83.826	43
	Human4	165.960	81
	Animal2	3.828	201
	Animal3	31.824	34
	Animal4	720.384	276

Πίνακας 4.1: Τα δύο μικρότερα και μεγαλύτερα παραδείγματα από την άποψη των κορυφών από τα σετ εκπαίδευσης ανθρώπων και ζώων.

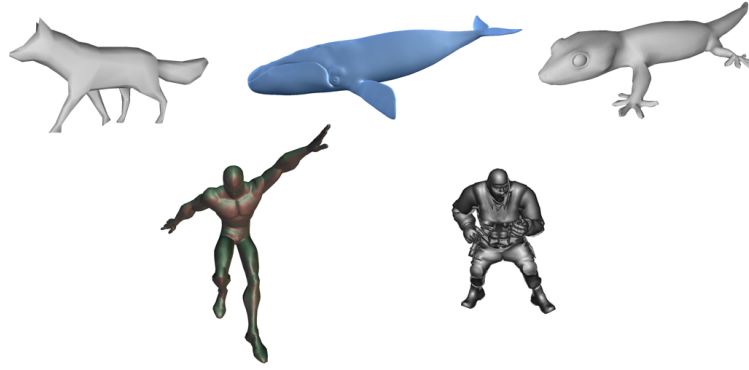
Διαδοχικά, το μοντέλο προσαρμοσμένου δικτύου χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της απόκρισης των παρατηρήσεων σε ένα δεύτερο μικρότερο σύνολο δεδομένων που ονομάζεται σύνολο επικύρωσης. Αυτό το σύνολο παρέχει μια αμερόληπτη

αξιολόγηση του μοντέλου και έχει χρησιμοποιηθεί για τον συντονισμό των υπερ-παραμέτρων του δικτύου. Αυτή η διαδικασία στο χρόνο εκπαίδευσης είναι ένα σημαντικό χαρακτηριστικό, ειδικά αν θέλουμε να επεκτείνουμε το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης στο μέλλον. Το σχήμα 4.3 υποδεικνύει τον μέσο χρόνο που χρειαζόμαστε για εκπαίδευση χρησιμοποιώντας δίκτυα LSTM ή CNN. Μετά από μια πλήρη προπόνηση, εξάγουμε το εκπαιδευμένο μοντέλο δικτύου ώστε να μπορούμε να το χρησιμοποιήσουμε στη μέθοδο Deep Skinning για να προβλέψουμε τα οστά και τα βάρη για μια δεδομένη ακολουθία κινήσεων.



Σχήμα 4.3: Χρόνος εκπαίδευσης για τα δίκτυα LSTM & CNN.

Για το σύνολο δεδομένων δοκιμής που χρησιμοποιείται στα πειράματα, χρησιμοποιήσαμε ένα σύνολο μοντέλων ανθρώπων και ζώων που δεν περιλαμβάνονται στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης. Η αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου μας έχει δοκιμαστεί με περισσότερα από 20 μοντέλα ανθρώπων και ζώων για να διασφαλιστεί η γενίκευση και η ακρίβεια. Για παράδειγμα, το σύνολο δεδομένων δοκιμής περιλαμβάνει τέσσερις κινούμενους χαρακτήρες Spider-man (27.030 Κορυφές & 28 Frames), Man-Walking (15.918 Κορυφές & 32 Frames), Fox (1.728 Κορυφές & 400 Frames) και Lizard (29.614 Κορυφές & 75 Frames). Επιπρόσθετα, τα μοντέλα δεδομένων εξάγονται από μοντέλα FBX, που σημαίνει ότι είναι πλήρως κινούμενα με σκελετό, πληροφορίες από τα βάρη και τους μετασχηματισμούς. Οι σκελετικές πληροφορίες χρησιμοποιούνται μόνο για σύγκριση με το αποτέλεσμα της μεθόδου μας.



Σχήμα 4.4: Παραδείγματα χαρακτήρων για μερικά δοκιμαστικά μοντέλα.

#### 4.1.2 Τεχνικές βελτιστοποίησης των μετασχηματισμών και των βαρών

Η προσέγγιση μιας ακολουθίας κινήσεων για την παραγωγή μιας πιο συνοπτικής αναπαράστασης είναι συνηθισμένη στην περίπτωση των αρθρωτών μοντέλων και πραγματοποιείται μέσω μιας διαδικασίας που ονομάζεται *skinning*. Το *skinning* προσεγγίζει την κίνηση των κορυφών με βάση την κινηματική των οστών που τις επηρεάζουν. Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να δημιουργηθούν σχέσεις οστού-κορυφής, δηλαδή ποιο οστό επηρεάζει ποιο.

Για κάθε κορυφή  $v_i$  που επηρεάζεται από ένα οστό  $j$ , εκχωρείται ένα βάρος  $w_{ij}$ . Για τις σκελετικές απεικονίσεις, ο σκελετός και το δέρμα ενός μοντέλου δίνονται σε μια προκαθορισμένη στάση, επίσης γνωστή ως στάση δέσμευσης ή ανάπαυσης. Η διαδικασία του *skinning* συνδυάζει τον σκελετό με το δέρμα που δίνεται από την υπόλοιπη στάση του μοντέλου. Κάθε μετασχηματισμός είναι η συνένωση ενός *bind matrix* που παίρνει την κορυφή στον τοπικό χώρο ενός δεδομένου *bone* και ενός πίνακα μετασχηματισμού που μετακινεί το οστό σε μια νέα θέση.

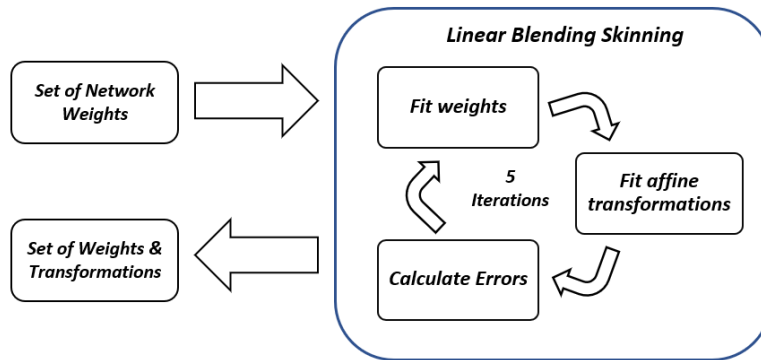
Στο LBS η νέα θέση της κορυφής  $v'_i{}^p$  στη θέση (πλαίσιο)  $p$  δίνεται από την εξίσωση 4.1. Αυτή η προσέγγιση αντιστοιχεί στη χρήση οστών μεσολάβησης αντί της παραδοσιακής ιεραρχικής σκελετικής δομής σε άκαμπτα ή ακόμα και παραμορφώσιμα μοντέλα [2].

$$v'_i{}^p = \sum_{j=1}^B w_{ij} \cdot T_j^p \cdot v_i \quad (4.1)$$

Σε αυτήν την εξίσωση, το  $v_i$  αντιπροσωπεύει τη θέση της κορυφής σε στάση

ηρεμίας,  $w_{ij}$  το βάρος με το οποίο το οστό  $j$  επηρεάζει την κορυφή  $v_i$  και  $T_j^p$  είναι ο μετασχηματισμός που εφαρμόζεται στο οστό  $j$  κατά τη διάρκεια του frame  $p$ . Διαισθητικά, τα οστά μεσολάβησης λειτουργούν ως ελκυστικά και τα βάρη αντιπροσωπεύουν την ένταση της έλξης τους. Κάθε κορυφή μπορεί να έλκεται από διαφορετικά οστά και κάθε οστό έλκει κάθε κορυφή στην περιοχή επιρροής του με διαφορετική ένταση. Αυτή η ρύθμιση ενεργοποιεί αρκετές προειδοποιήσεις κατά τη διανομή των οστών μεσολάβησης και την εκχώρηση επιρροών βάρους.

Το σχήμα 4.5 συνοψίζει τη διαδοχική βελτιστοποίηση βάρους και μετασχηματισμού που στοχεύει στη μείωση του σφάλματος προσέγγισης για όλα τα frame.



Σχήμα 4.5: Ροή εργασιών του αλγορίθμου Deep Skinning στο κομμάτι της βελτιστοποίησης για βάρη και μετασχηματισμούς.

Ο υπολογισμός ενός καλού αρχικού συνόλου βαρών είναι ένα βασικό βήμα για το τελικό αποτέλεσμα. Στο προσωρινό δέρμα, ένα νευρωνικό δίκτυο παρέχει τα οστά μεσολάβησης και τα αρχικά βάρη που είναι κατάλληλα για μια ακολουθία κινήσεων. Μετά από αυτό, εκτελούμε μια διαδοχική βελτιστοποίηση για να βρούμε βάρη και μετασχηματισμούς οστών μεσολάβησης. Και τα δύο προβλήματα διατυπώνονται ως προβλήματα βελτιστοποίησης ελαχίστων τετραγώνων που ελαχιστοποιούν την ποσότητα που δίνεται στην Εξίσωση 4.2.

$$\sum_{i=1}^N \|v_i^p - v_i^p\|^2 \quad (4.2)$$

όπου  $v_i^p$  υποδηλώνει τις συντεταγμένες της αρχικής κορυφής στη θέση  $p$ ,  $v_i^p$  είναι η προσέγγιση που βασίζεται στο deep skinning και  $N$  είναι ο αριθμός των

κορυφών στο μοντέλο. Για τα ακόλουθα, ο αριθμός των κορυφών είναι  $N$ , ο αριθμός των frames είναι  $P$  και ο αριθμός των οστών μεσολάβησης είναι  $B$ . Για να λύσουμε το πρόβλημα βελτιστοποίησης βάρους, διατυπώνουμε το σύστημα  $Ax = b$ , όπου η μήτρα  $A$  είναι  $3PN \times 6N$  (όπου  $6$  είναι  $6$  ο μέγιστος αριθμός οστών) που κατασκευάζεται με συνδυασμό τις θέσεις κορυφής ανάπαυσης και τους αντίστοιχους μετασχηματισμούς, το  $x$  είναι ένα  $6N$  διάνυσμα αγνώστων που περιέχει τα βάρη και το  $b$  είναι ένα γνωστό διάνυσμα  $3PN$  που αποτελείται από την αρχική κορυφή (στόχος) συντεταγμένες σε όλα τα πλαίσια. Στην περίπτωση εύρεσης των βέλτιστων βαρών, συμπεριλαμβάνουμε την απαίτηση του συντελεστή κυρτότητας ως επιπλέον εξίσωση ανά κορυφή (έτσι το  $A$  γίνεται  $(3P + 1)N \times 6N$  και το  $b$  γίνεται  $(3P + 1)N$ ).

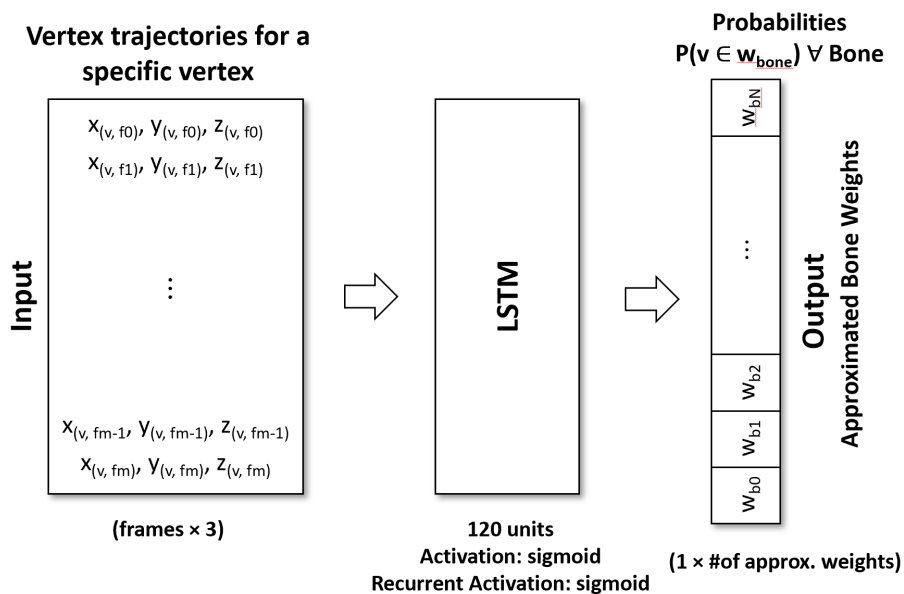
Τέλος, για να λύσουμε το πρόβλημα βελτιστοποίησης μετασχηματισμού διατυπώνουμε ένα γραμμικό σύστημα που αποτελείται από  $3N$  εξισώσεις, οι άγνωστοι των οποίων είναι τα  $(3 \times 4)$  στοιχεία των πινάκων μετασχηματισμού  $T_j^p$  κάθε οστού  $j$  και το frame  $p$ . Αυτό ανέρχεται σε  $12BP$  άγνωστα. Το σύστημα μπορεί να εκφραστεί ως  $Ax = b$ , όπου το  $A$  είναι ένας γνωστός πίνακας  $3N \times 12BP$  που κατασκευάζεται συνδυάζοντας τις θέσεις κορυφής θέσης ηρεμίας και τα αντίστοιχα βάρη κορυφής. Επιπλέον το  $b$  είναι ένα γνωστό διάνυσμα  $3N$  που περιέχει τις αρχικές συντεταγμένες κορυφής (στόχου).

Για να αποφύγουμε την επαναφορά σε μη γραμμικές λύσεις, εναλλακτικά βελτιστοποιούμε τα βάρη και τους μετασχηματισμούς ξεχωριστά. Όσον αφορά τη βελτιστοποίηση, το [12] χρησιμοποιεί βελτιστοποίηση NNLS (μη αρνητικό ελάχιστο τετράγωνο) για την επιβολή της συνθήκης κυρτότητας των βαρών. Εκφράζουμε την κυρτότητα με μια ξεχωριστή εξίσωση ανά κορυφή που είναι πιο κοντά στην προσέγγιση που υιοθετήθηκε από το [3]. Τόσο [12] όσο και [3] χρησιμοποιούν μια επαναληπτική διαδικασία όπου τα βάρη και οι μετασχηματισμοί βελτιστοποιούνται ξεχωριστά (coordin).

Το [12] υποδηλώνει ότι 5 επαναλήψεις είναι αρκετές, ενώ το [3] χρησιμοποιεί 15 επαναλήψεις. Έχουμε πραγματοποιήσει πειράματα για έως και 50 επαναλήψεις και το συμπέρασμά μας είναι ότι μετά από 5 επαναλήψεις δεν υπάρχει σημαντική βελτίωση σφαλμάτων. Για να εκτελέσουμε το πρόβλημα βελτιστοποίησης, χρησιμοποιήσαμε βελτιστοποίηση συζυγής κλίσης που λειτουργεί καλύτερα σε πολυδιάστατους μεταβλητούς χώρους και μπορεί να πραγματοποιηθεί αποτελεσματικά στη GPU.

### 4.1.3 Σχεδίαση ενός νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη των βαρών

Η μέθοδός μας υιοθετεί μια προσέγγιση εποπτευόμενης μάθησης για να αξιοποιήσει τη δύναμη των νευρωνικών δικτύων σε ταξινόμηση πολλαπλών κλάσεων. Κατά συνέπεια, χρησιμοποιούμε ένα νευρωνικό δίκτυο αντί να χρησιμοποιούμε τεχνικές ομαδοποίησης (μάθηση χωρίς επίβλεψη) για να αποκτήσουμε καλύτερα αρχικά βάρη και οστά. Έχουμε πειραματιστεί με μια ποικιλία μοντέλων νευρωνικών δικτύων που μπορούν να εκπαιδευτούν αποτελεσματικά για να ανιχνεύουν μοτίβα κίνησης κορυφών και χαρακτηριστικά γεωμετρίας πλέγματος και να χρησιμοποιούν ομοιότητες μεταξύ τους για τη ομαδοποίηση των κορυφών σε οστά και τον σιωπηρό προσδιορισμό βαρών μέσω της επίδρασης των οστών στην επιφάνεια του πλέγματος. Έχουμε επιλέξει δίκτυα που έχουν καλή απόδοση στη διαδοχική εκμάθηση. Για αυτόν τον σκοπό, έχουμε επιλέξει και εκπαιδεύσει πολλά μοντέλα δικτύου με ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων μοντέλων. Η εκπαιδευτική διαδικασία παρουσιάζει υψηλή ακρίβεια και πολύ χαμηλή απώλεια και στα τρία διαφορετικά δίκτυα. Πιο συγκεκριμένα, τα νευρωνικά δίκτυα που δοκιμάστηκαν είναι τόσο επαναλαμβανόμενα όσο και τροφοδοτούμενα. Έχουμε επιλέξει δίκτυα που έχουν καλή απόδοση στη διαδοχική εκμάθηση.



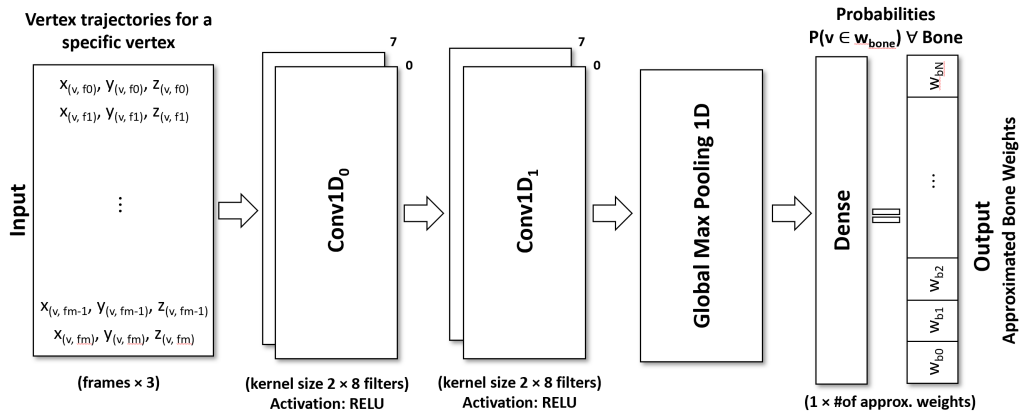
Σχήμα 4.6: LSTM Δίκτυο.

Το πρώτο δίκτυο που προτείνουμε ως πρώτο βήμα και μέσο συμπίεσης μοντέλων είναι ένα Recurrent Neural Network (RNN). Αυτά τα δίκτυα δημιουργούνται εφαρμόζοντας το ίδιο σύνολο βαρών αναδρομικά σε μια διαφοροποιήσιμη δομή που μοιάζει με γράφημα, διασχίζοντάς το με τοπολογική σειρά. Αυτό τα καθιστά κατάλληλα για ταξινόμηση και πρόβλεψη δεδομένων ακολουθίας.

Ο τύπος του δικτύου RNN που χρησιμοποιείται είναι ένα δίκτυο μακράς βραχυπρόθεσμης μνήμης που εισήχθη για πρώτη φορά από το [70] (LSTM), το οποίο αποτελείται από μονάδες που αποτελούνται από ένα κελί που θυμάται τιμές δεδομένων χρονικά ασταθείς, ένα αντίστοιχο κελί λήθης, μια είσοδο και μια πύλη εξόδου που είναι υπεύθυνη για τον έλεγχο της ροής δεδομένων μέσα και έξω από το στοιχείο απομνημόνευσης του Σχήμα 4.6. Η πραγματική διαφορά ενός LSTM σε σύγκριση με το RNN είναι ότι το LSTM έχει τη δυνατότητα να απομνημονεύει μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις σχετικά με δεδομένα χρόνου χωρίς να οδηγεί σε αναδυόμενα προβλήματα εξαφάνισης της κλίσης (απώλειες κλίσης εκθετική αποσύνθεση). Όχι μόνο αυτή η δυνατότητα καθιστά τα δίκτυα LSTM κατάλληλα για εκμάθηση καρέ κινουμένων σχεδίων, αλλά είναι επίσης ένας ισχυρός τρόπος πρόβλεψης βαρών υψηλής ακρίβειας.

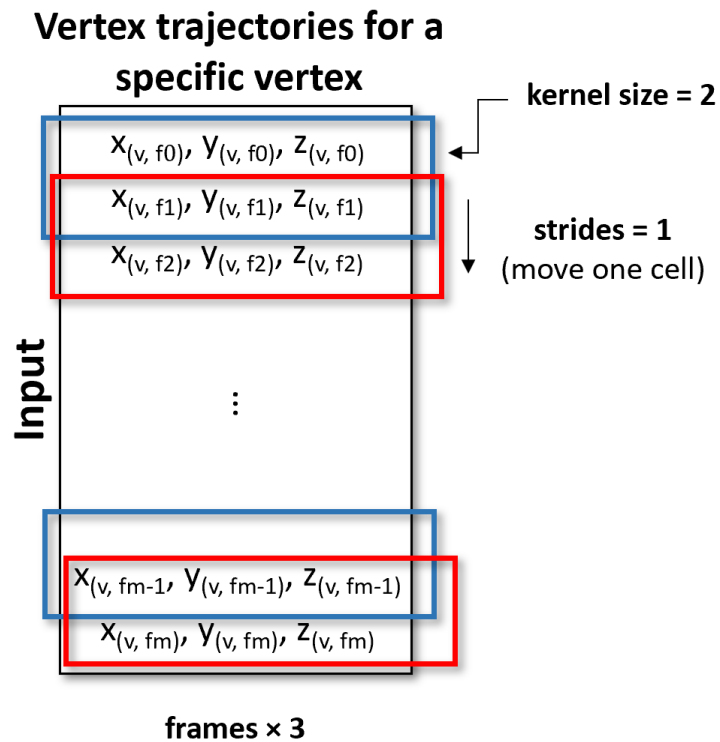
Έτσι, η χρήση πολλών μονάδων δικτύου για την κατασκευή LSTM (120 μονάδες που χρησιμοποιούνται) παράγει ένα δίκτυο που είναι σε θέση να προβλέπει βάρη ακόμη και για μοντέλα με μεγάλο αριθμό οστών. Όσον αφορά τις συναρτήσεις ενεργοποίησης χρησιμοποιήσαμε (i) μια εναλλακτική για τη συνάρτηση ενεργοποίησης (κελί και κρυφή κατάσταση) χρησιμοποιώντας *sigmoid* αντί για *tanh* και (ii) την προεπιλογή για τη συνάρτηση επαναλαμβανόμενης ενεργοποίησης (για πύλη εισόδου, λήθης και εξόδου) που είναι *sigmoid*. Ο κύριος λόγος χρήσης της συνάρτησης *sigmoid* αντί της υπερβολικής εφαπτομένης είναι ότι η διαδικασία εκπαίδευσης μας περιλαμβάνει το δίκτυο να αποφασίζει ανά κορυφή εάν ανήκει ή όχι στο εύρος επιρροής ενός οστού. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα υψηλότερη αποτελεσματικότητα και επιπλέον κάνει το μοντέλο μας να μαθαίνει πιο αποτελεσματικά.





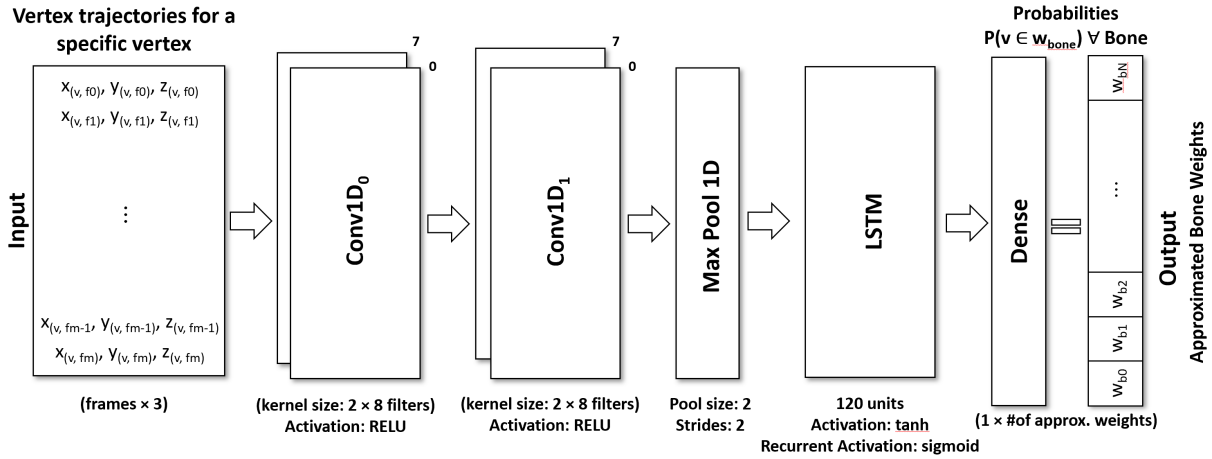
Σχήμα 4.7: CNN Δίκτυο.

Το δεύτερο δίκτυο που χρησιμοποιήσαμε με επιτυχία είναι ένα δίκτυο τροφοδοσίας που ονομάζεται Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο (CNN) [71] που χρησιμοποιεί συνελικτικές λειτουργίες για την καταγραφή μοτίβων προκειμένου να προσδιορίσει κατηγορίες κυρίως σε προβλήματα ταξινόμησης εικόνων. Τα CNN μπορούν επιπλέον να χρησιμοποιηθούν στην ταξινόμηση των δεδομένων ακολουθίας με αρκετά εντυπωσιακά αποτελέσματα. Πάνω από τα δύο συνελικτικά στρώματα που χρησιμοποιήθηκαν, έχουμε επίσης εισαγάγει ένα συνολικό στρώμα μέγιστης συγκέντρωσης (στρώμα κάτω δειγματοληψίας) και ένα απλό πυκνό στρώμα έτσι ώστε να έχουμε τον επιθυμητό αριθμό βαρών για κάθε οστό μεσολάβησης, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.7. Στα δύο συνελικτικά στρώματα (Conv1D) που χρησιμοποιήθηκαν χρησιμοποιούμε 8 φίλτρα μεγέθους πυρήνα 2. Ο αριθμός των φίλτρων και το μέγεθος του πυρήνα έχουν προσδιοριστεί πειραματικά.



Σχήμα 4.8: Ο εξελικτικός πυρήνας & αναπαράσταση βηματισμών δίνεται μια είσοδος ακολουθίας κινούμενων χαρακτήρων. Το μπλε χρησιμοποιείται για την επισημάνση του προηγούμενου βήματος των υπολογισμών (συνερίζεις δεδομένων εισόδου με φίλτρο) και το κόκκινο το επόμενο βήμα. Με αυτόν τον τρόπο, ένα επίπεδο Conv1D είναι ικανό να καταγράφει τροχιές κορυφών σε μια ακολουθία κινούμενων χαρακτήρων.

Το τελευταίο δίκτυο που θεωρήσαμε ως πληρότητα είναι ένα υβριδικό νευρωνικό δίκτυο (Εικόνα 4.9) που είναι ένας συνδυασμός των δύο προαναφερθέντων δικτύων με ορισμένες τροποποιήσεις. Δυστυχώς, το υβριδικό δίκτυο δεν αποδίδει εξίσου καλά με τα αντίστοιχα του, αλλά εξακολουθεί να έχει συγκρίσιμα αποτελέσματα.



Σχήμα 4.9: Hybrid-Network.

Όλα τα δίκτυα λαμβάνουν ως είσοδο μια αυθαίρετα μεγάλη ακολουθία που αντιπροσωπεύει την τροχιά μιας κορυφής, δηλαδή τη θέση  $(x, y, z)$  σε κάθε πλαίσιο, και προβλέπουν τα βάρη των οστών για αυτήν την κορυφή.

Οι πιο βασικές παράμετροι κατά τη διάρκεια της προπόνησης είναι (i) η αποτελεσματικότητα και η αποδοτικότητα αντιστάθμιση του μεγέθους της παρτίδας και (ii) ο μικρότερος αριθμός εποχών που αποδίδει μέγιστη ακρίβεια και ελάχιστη απώλεια και σφάλμα. Η βελτιστοποίηση του μεγέθους παρτίδας συνέβη ιδιαίτερα στα δίκτυα LSTM και CNN λόγω της καλύτερης ικανότητάς τους να παράγουν πιο αποτελεσματικές τιμές αρχικού βάρους πριν από τη διαδικασία LBS.

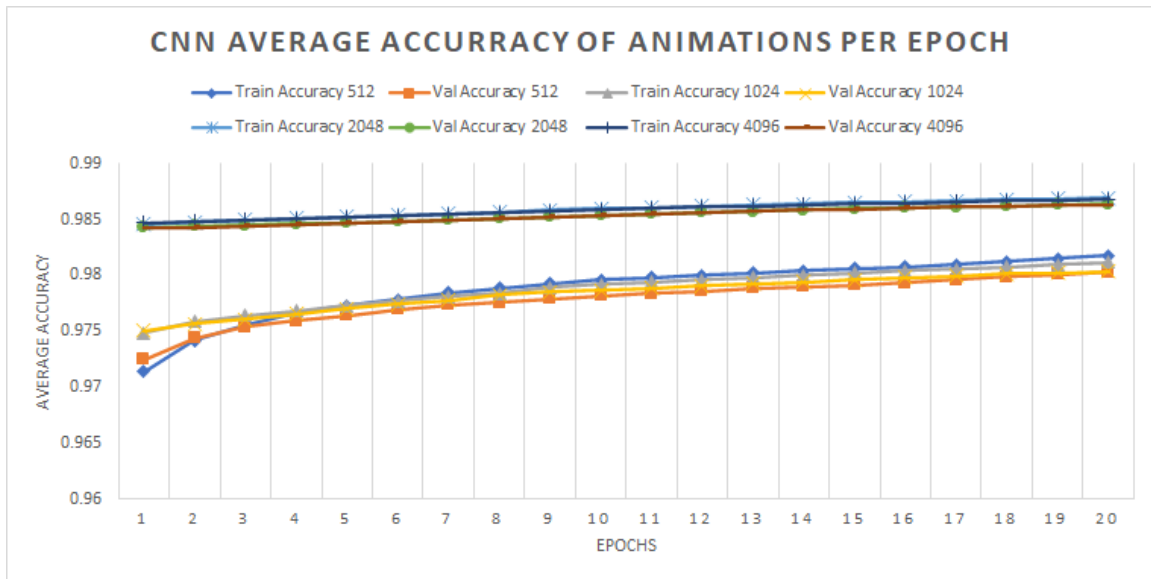
Έχουμε καθορίσει το μέγεθος της παρτίδας με διπλό τρόπο. Πρώτον, χρησιμοποιήσαμε μια δοκιμή επικύρωσης των κορυφών (20% των παραδειγμάτων του συνόλου εκπαίδευσης) σε όλα τα πλαίσια, έτσι ώστε να παρακολουθούμε την ακρίβεια και την απώλεια κάθε μοντέλου δικτύου κατά τη διάρκεια και μετά την εκπαίδευση. Δεύτερον, προσδιορίσαμε το καλύτερο μέγεθος παρτίδας με βάση το σφάλμα εμφάνισης ενός συνόλου δεδομένων επικύρωσης που αποτελείται από πρόσθετα παραδείγματα που δεν ανήκουν στο εκπαιδευτικό σύνολο.

Τα σχήματα 4.10 και 4.11 απεικονίζουν τις τιμές απώλειας και ακρίβειας που πέτυχαν τα μοντέλα δικτύου μας με διάφορα μεγέθη παρτίδων. Για απώλεια χρησιμοποιήσαμε τη συνάρτηση δυαδικής διασταυρούμενης εντροπίας που δίνεται από την Εξίσωση 4.3, καθώς έχουμε ένα πρόβλημα πολλαπλών ετικετών (μια κορυφή μπορεί να ανήκει σε πολλά οστά).

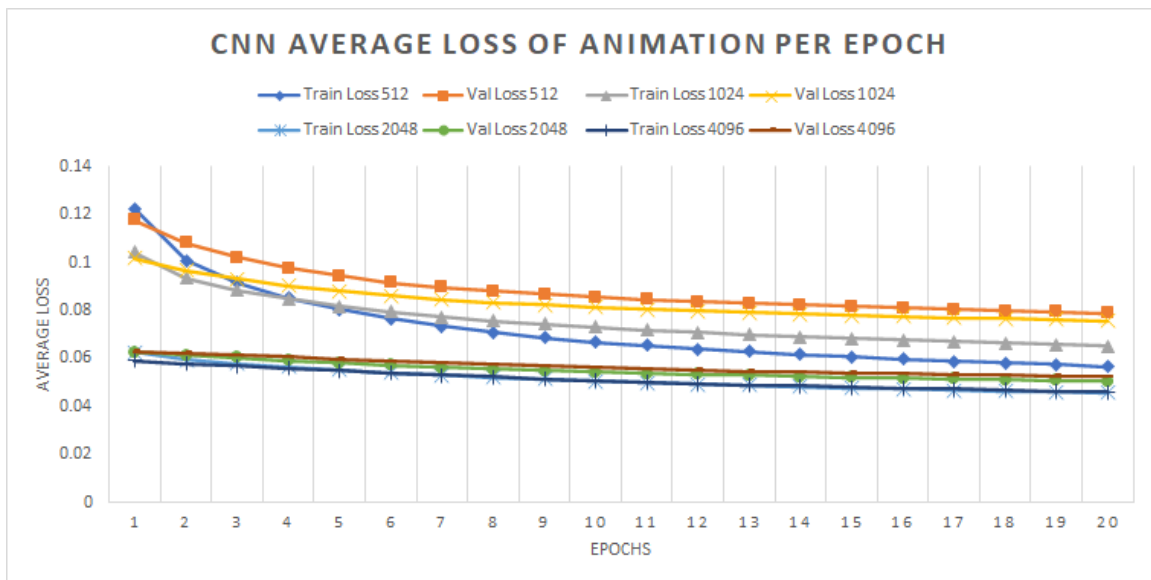
$$L(y, y_{pred}) = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N ((1 - y) \cdot \log(1 - y_{pred}) + y \cdot \log(y_{pred})) \quad (4.3)$$

Όπου  $y$  είναι οι πραγματικές τιμές (1: ανήκει σε ένα οστό ή 0: όχι) και  $y_{pred}$  είναι οι προβλεπόμενες τιμές. Η δυαδική διασταυρούμενη εντροπία μετρά πόσο απέχει κατά μέσο όρο μια πρόβλεψη από την πραγματική τιμή για κάθε τάξη. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιήσαμε επίσης δυαδική ακρίβεια που υπολογίζει το ποσοστό των ταιριασμένων ζευγών πρόβλεψης-ετικέτας την τιμή κατωφλίου 0/1 που έχει οριστεί σε 0,5. Αυτό που συμπεράνουμε από αυτές τις γραφικές παραστάσεις είναι ότι για το CNN δεν υπάρχει λόγος να αυξηθεί το μέγεθος παρτίδας υψηλότερο από 4096 λόγω του γεγονότος ότι οι τιμές ακρίβειας και απώλειας τείνουν να είναι σχεδόν ίδιες μετά την αύξηση του μεγέθους παρτίδας από 2048 δείγματα σε 4096. Ομοίως, για την περίπτωση LSTM (βλ. Εικόνα 4.11) παρατηρούμε ότι το batch-size 2048 είναι η καλύτερη επιλογή. Αναλυτικότερα πειράματα για την επιλογή του μεγέθους παρτίδας υπάρχουν και στο Παράρτημα A.

Από τα σχήματα 4.10 και 4.11 συμπεραίνουμε ότι πρέπει να χρησιμοποιήσουμε τουλάχιστον 20 εποχές για εκπαίδευση. Μετά από αυτό, η βελτίωση της απώλειας και της ακρίβειας είναι αμελητέα, αλλά όπως παρατηρήσαμε η περιστασιακή υπερπροσαρμογή μετριάζεται αυξάνοντας περαιτέρω τον αριθμό των εποχών.

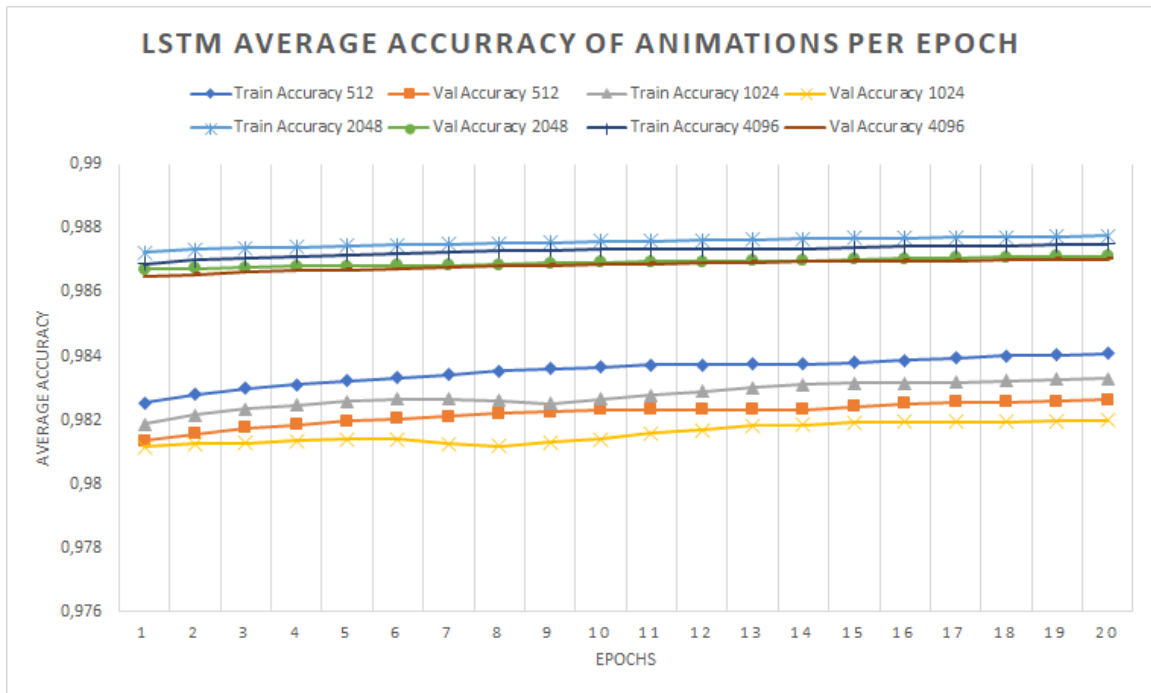


(α) Διαδικές τιμές ακρίβειας.

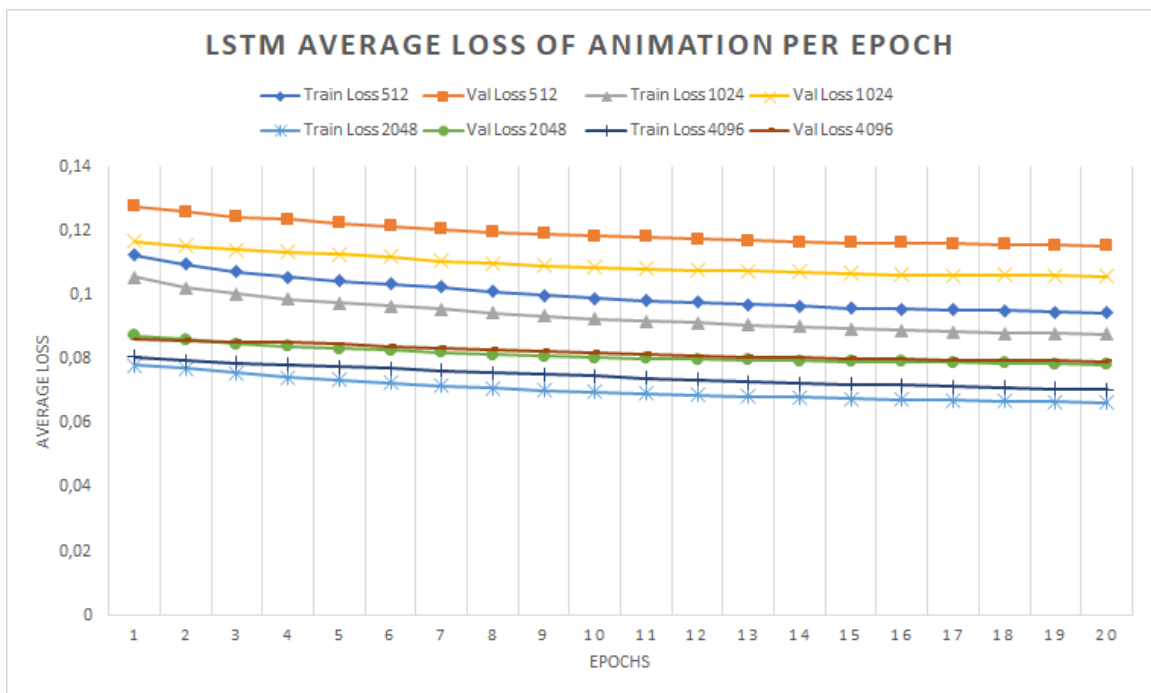


(β) Διαδικές τιμές απώλειας διασταυρούμενης εντροπίας.

Σχήμα 4.10: Μέση ανά εποχή Ακρίβεια & Απώλεια για το CNN.

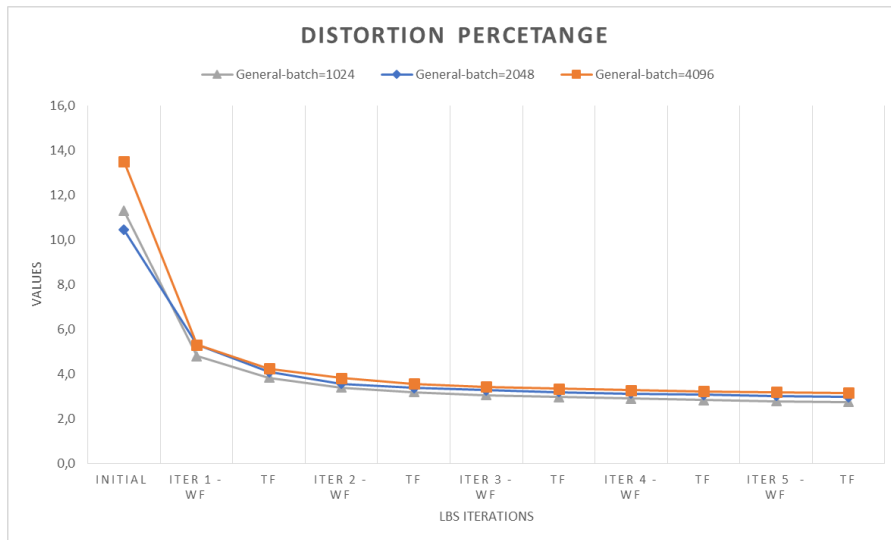


(α) Διαδικές τιμές ακρίβειας.

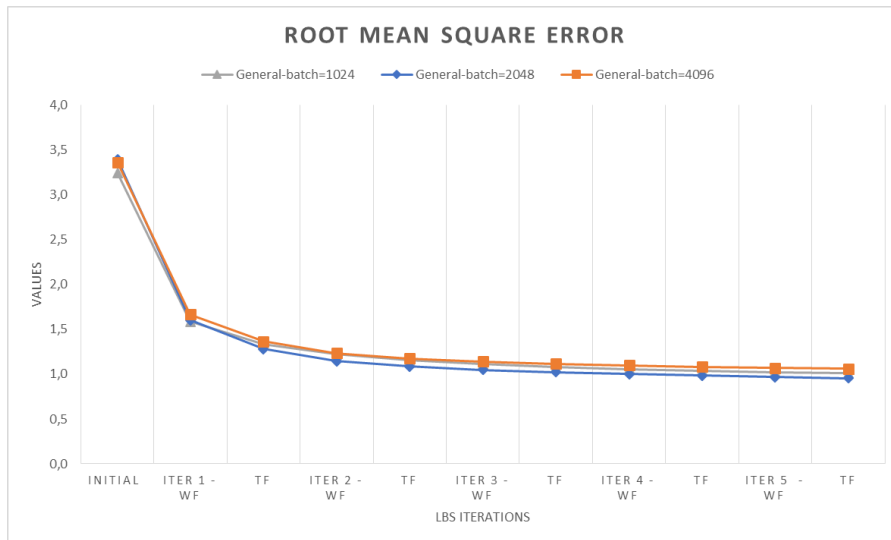


(β) Διαδικές τιμές απώλειας διασταυρούμενης εντροπίας.

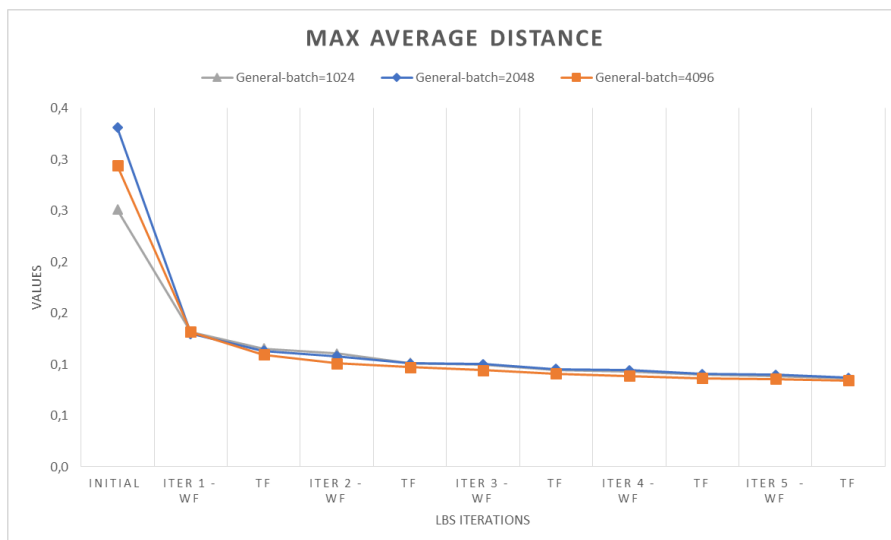
Σχήμα 4.11: Μέση ανά εποχή Ακρίβεια & Απώλεια για το LSTM.



(α) Μέτρηση Ποσοστού παραμόρφωσης.



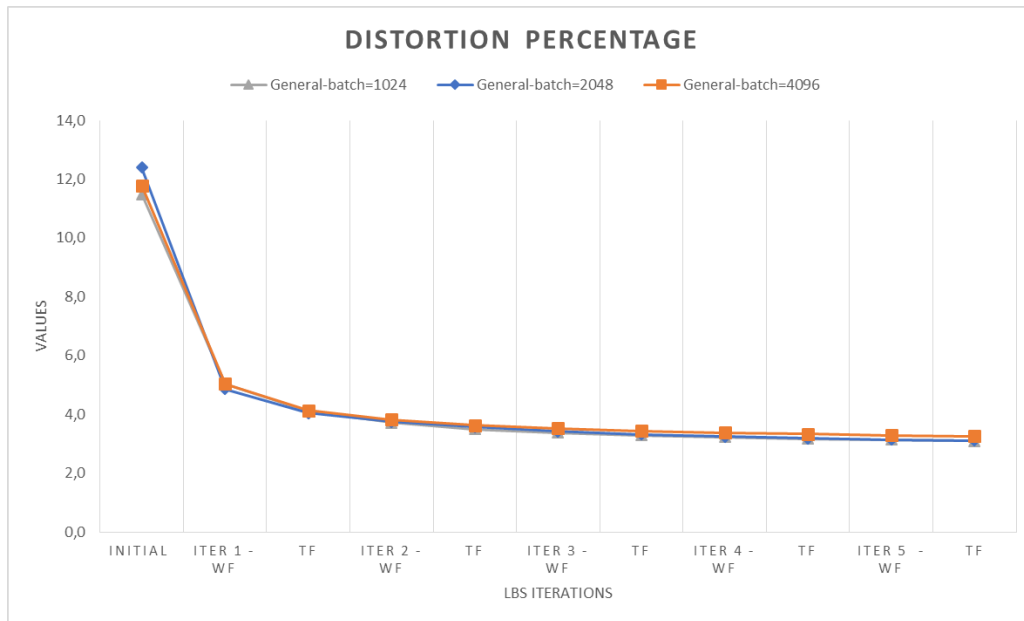
(β) Μέτρηση ριζικού μέσου τετραγώνου σφάλματος.



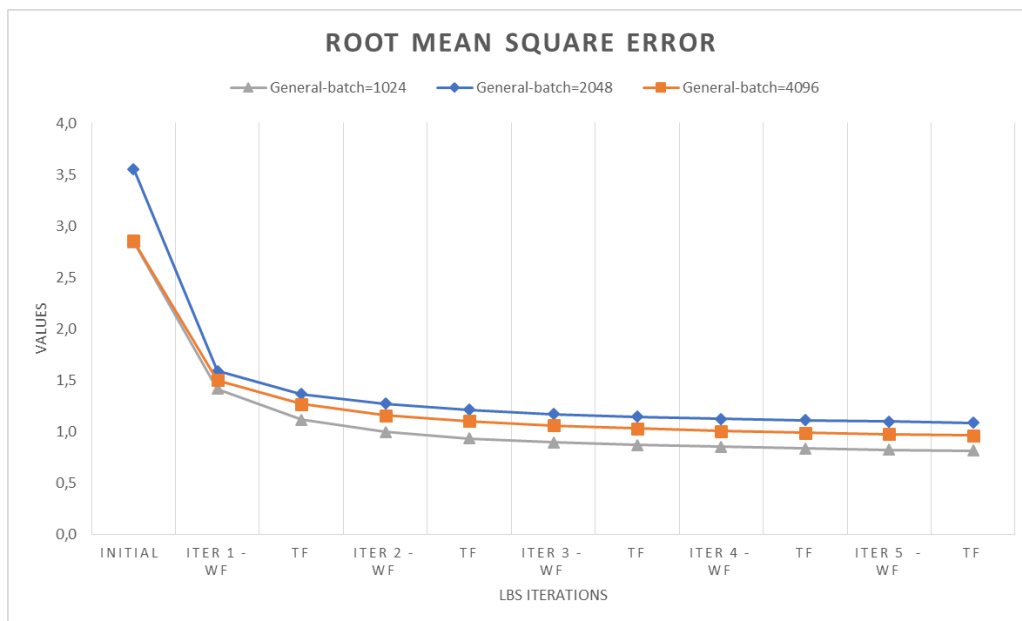
(γ) Μέγιστη Μέση Απόσταση.

Σχήμα 4.12: Μετρήσεις σφάλματος για συντονισμό μεγέθους παρτίδας στο CNN.

Ένας εύλογος λόγος πίσω από αυτό είναι ότι τα μεγαλύτερα μεγέθη παρτίδων οδηγούν σε πιο ακριβή κλίση από τα μικρότερα μεγέθη.



(α) Μέτρηση Ποσοστού παραμόρφωσης.



(β) Μέτρηση ριζικού μέσου τετραγώνου σφάλματος.

Σχήμα 4.13: Μετρήσεις σφάλματος για συντονισμό μεγέθους παρτίδας στο LSTM.

Επιπλέον, για την περίπτωση LSTM, από το Σχήμα 4.13 συμπεραίνουμε ότι το δίκτυο παρουσιάζει παρόμοια συμπεριφορά με το Σχήμα CNN 4.12. Επομένως, επιλέγουμε ένα μέγεθος παρτίδας 4096 δειγμάτων για την εκπαίδευση του μοντέλου μας LSTM επίσης.



## 4.2 Αλγόριθμος Σύντηξης Σχημάτων Συμπίεσης Κίνησης (Deep Fusible Skinning)

Με τον νέο αυτό αλγόριθμο, στόχος μας είναι να εισαχθεί η συνεπή ονοματολογία (persistent labeling) των κοκάλων χρησιμοποιώντας τεχνικές βαθιάς μάθησης. Η τεχνική αυτή βελτιώνει το αποτέλεσμα της κίνησης και δίνει τη δυνατότητα για τον συνδυασμό δύο ή περισσότερων διαφορετικών σχημάτων συμπίεσης που αναπαριστούν την ίδια ακολουθία κίνησης. Ο αλγόριθμος αυτός μπορεί να συνδυάσει δύο συμπιεσμένες κινήσεις A και B με δύο τρόπους: (i) διατηρώντας τα κόκαλα της A εκμεταλλεύεται την πληροφορία διασύνδεσης οστών-πλέγματος της B για να βελτιώσει το αποτέλεσμα της A, ή (ii) διατηρώντας τα κόκαλα της B εκμεταλλεύεται την πληροφορία διασύνδεσης οστών-πλέγματος της A για να βελτιώσει το αποτέλεσμα της B. Τα αποτελέσματα είναι εντυπωσιακά αφού μπορούν να συνδυάσουν την πληροφορία ομαδοποίησης των κορυφών από διαφορετικά σχήματα συμπίεσης.

Η μέθοδός μας χρησιμοποιεί προ εκπαιδευμένα δίκτυα σε δυναμικά χαρακτηριστικά (τροχιές κορυφών) μιας αόρατης ακολουθίας κινούμενων χαρακτήρων για να εξαγάγει ένα σχήμα LBS που ξεπερνά τις περισσότερες προηγούμενες ικανές προσεγγίσεις, προσφέροντας καλύτερη προσέγγιση της αρχικής ακολουθίας κινούμενων χαρακτήρων με λιγότερα οστά. Αυτό τεκμηριώνεται από μια ενδελεχή συγκριτική αξιολόγηση απόδοσης χρησιμοποιώντας διάφορες μετρήσεις σφάλματος αλλά και συμπίεσης/εύρος ζώνης.

Εισάγουμε μια νέα προσέγγιση μηχανικής μάθησης που εκπαιδεύει ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο με ένα εκπαιδευτικό σύνολο ακολουθιών κινούμενων χαρακτήρων που παράγονται από επιτυχώς πλήρως εξοπλισμένα μοντέλα. Πιο συγκεκριμένα, το εκπαιδευμένο δίκτυο καταγράφει τροχιές κορυφών σε καρέ και παράγει κάποια αρχικά βάρη που τροφοδοτούνται σε ένα σχήμα βελτιστοποίησης για να παράγουν ένα σύνολο βαρών και μετασχηματισμών που παράγουν, με αποτελέσματα να προσεγγίζουν την αρχική ακολουθία κινήσεων. Έτσι, δεδομένης μιας νέας κινούμενης ακολουθίας πλέγματος, το προ εκπαιδευμένο δίκτυο προβλέπει τα οστά μεσολάβησης και τις τιμές κορυφής προς το βάρος των οστών. Αυτό επιτυγχάνεται με την εξαγωγή ενός αποτελεσματικού συνόλου συσχετίσεων οστού προς κορυφή με βάση τις ομοιότητες των τροχιών κορυφής της ακολουθίας εισόδου με τροχιές που έχουν μάθει επιτυχώς από το τεχνητό νευρωνικό μας δίκτυο (ANN) και επομένως μπορούν να συσχετιστούν με οστά που βασίζονται στα μοντέλα του συνόλου δεδομένων

εκπαίδευσης. Επιπλέον, βελτιώνουμε την αποτελεσματικότητα της βελτιστοποίησης του ελάχιστου τετραγώνου των μετασχηματισμών και των βαρών που χρησιμοποιείται συνήθως για τη μείωση του σφάλματος προσέγγισης χρησιμοποιώντας βελτιστοποίηση συζυγής κλίσης που είναι κατάλληλη για πολυδιάστατα συστήματα.

Η μέθοδός μας δεν έχει όριο στον αριθμό των κορυφών, των ακμών και των πλαισίων που δίνονται ως είσοδος. Υπάρχει απλώς ένα ανώτατο όριο στον αριθμό των οστών για όλα τα μοντέλα, το οποίο είναι αρκετά υψηλό, ώστε να υποστηρίζεται ένας πολύ μεγάλος τομέας τρισδιάστατων κινούμενων χαρακτήρων. Κατά συνέπεια, σε αυτήν την εργασία προτείνουμε ένα ενιαίο εκπαιδευμένο δίκτυο που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη βαρών για οποιαδήποτε ακολουθία κινήσεων που στη συνέχεια χρησιμοποιούνται ως είσοδος σε ένα σχήμα LBS για την παραγωγή μετασχηματισμών επίσης.

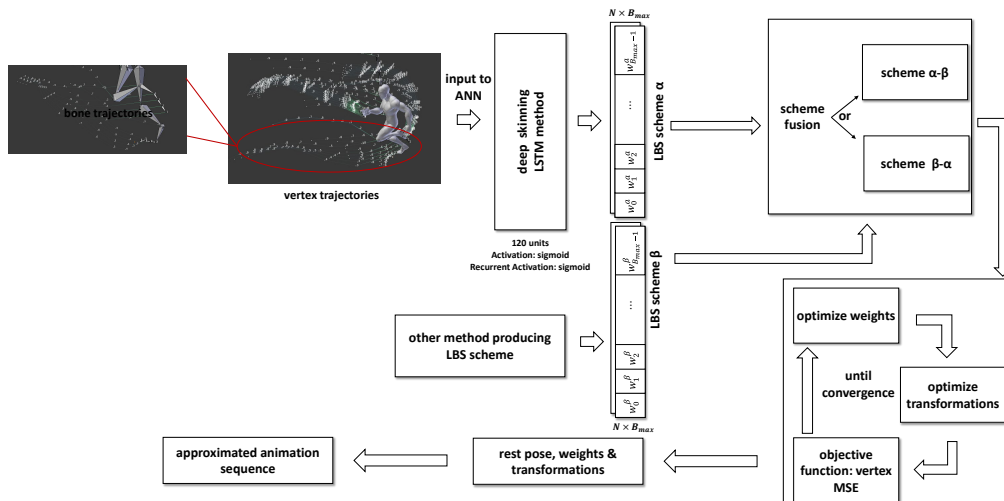
Σε αντίθεση με προηγούμενες προσεγγίσεις *skinning*, η προσέγγισή μας είναι ελεύθερη παραμέτρων, με την έννοια ότι δεν απαιτεί την παροχή προκαθορισμένου αριθμού οστών ή τη ρύθμιση οποιασδήποτε άλλης παραμέτρου συντονισμού.

Το δέρμα βασίζεται στη βασική ιδέα ότι οι κορυφές του δέρματος των χαρακτήρων παραμορφώνονται με βάση την κίνηση των οστών. Ένα ή περισσότερα βάρη εκχωρούνται σε κάθε κορυφή που αντιπροσωπεύουν το ποσοστό επιρροής που λαμβάνουν οι κορυφές από κάθε οστό. Με αυτήν την προσέγγιση μπορούμε να αναπαράγουμε μια ακολουθία κινήσεων που βασίζεται σε μια στάση αναφοράς, τα βάρη κορυφής και ένα σύνολο μετασχηματισμών για κάθε καρέ και οστό. Με βάση αυτή τη δημοφιλή τεχνική που χρησιμοποιεί μόνο οστά μεσολάβησης, έχουμε αναπτύξει έναν αλγόριθμο ο οποίος είναι πλήρως αυτοματοποιημένος και μπορεί να παράγει μια εξαιρετικά συμπιεσμένη προσέγγιση μιας ακολουθίας κινήσεων.

Το σχήμα 4.14 απεικονίζει τη ροή εργασιών της μεθόδου μας *Deep Fusible Skinning*. Κατασκευάζουμε ένα κατάλληλο μοντέλο νευρωνικού δικτύου που εκχωρεί ένα σύνολο οστών και βαρών σε κάθε κορυφή συλλαμβάνοντας την κινηματική κορυφή. Στη συνέχεια, παρέχουμε ως είσοδο στο δίκτυό μας αυθαίρετες ακολουθίες κινήσεων του πλέγματος και προβλέπουμε το βάρος τους. Από τον ταξινομητή ανά κορυφή προσδιορίζουμε τον αριθμό των οστών και τα βάρη για κάθε κορυφή. Ένα σύνολο χαρακτήρων ανθρώπων και ζώων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου νευρωνικού δικτύου. Αυτό το επιτυγχάνουμε χρησιμοποιώντας ως χαρακτηριστικά εισόδου των τροχιών όλων των κορυφών και ως έξοδο τα βάρη που αντιπροσωπεύουν τον τρόπο με τον οποίο κάθε κορυφή επηρεάζεται από ένα οστό.

Το βάρος εξόδου συλλαμβάνεται από το δίκτυο ως η πιθανότητα ενός οστού να επηρεάσει την αντίστοιχη κορυφή.

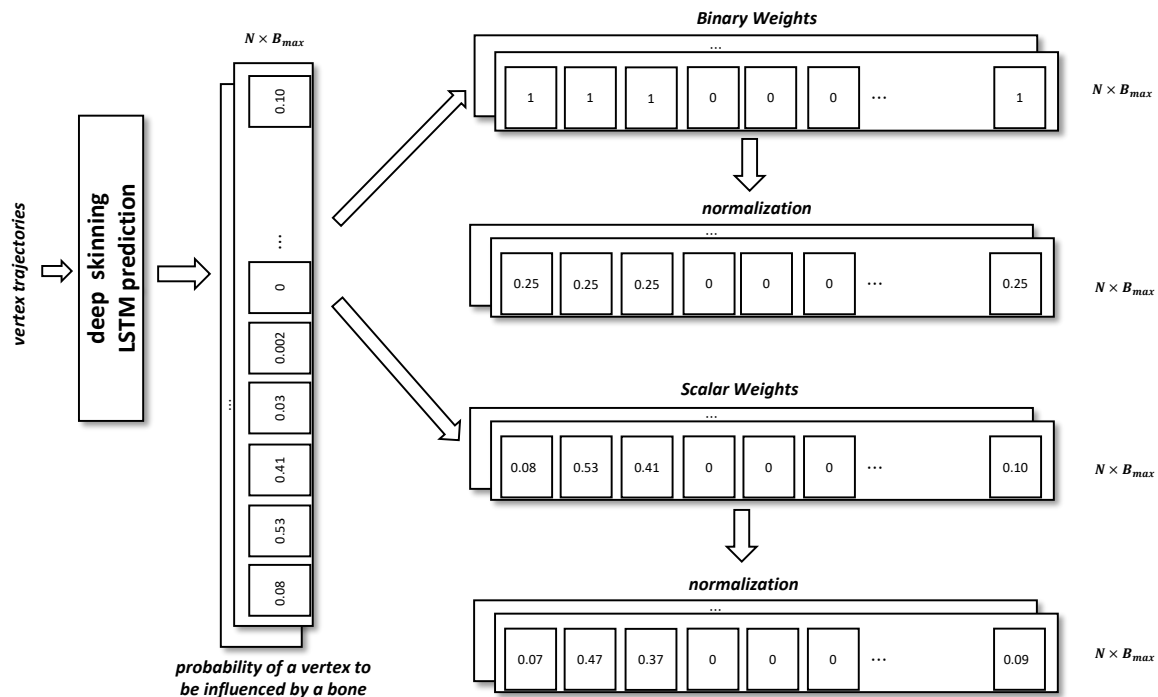
Χρησιμοποιούμε μία τεχνική αρίθμησης για οστά που αποφέρει καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά την απόδοση και το σφάλμα. Επιπλέον, εισάγουμε μια διαδικασία σύντηξης, που ενεργοποιείται από την αρίθμησης των οστών, που συνδυάζει τα πλεονεκτήματα δύο ή περισσότερων μεθόδων και αποδίδει εντυπωσιακά αποτελέσματα. Για όλα τα σχήματα, εκτελούμε βελτιστοποίηση για να ελαχιστοποιήσουμε το ελάχιστο τετράγωνο σφάλμα μεταξύ του αρχικού και του κατά προσέγγιση πλαισίου πλέγματος. Το κάνουμε αυτό βελτιστοποιώντας τα βάρη και τους μετασχηματισμούς με επαναληπτικό τρόπο. Τέλος, προσφέρουμε ένα σύνολο μετρήσεων σφαλμάτων και μέτρων για τη διευκόλυνση της αξιολόγησης της μεθόδου μας και της συγκριτικής αξιολόγησης με προηγούμενες ικανές τεχνικές.



Σχήμα 4.14: Αλγόριθμος του Deep Fusible Skinning.

Για ένα συγκεκριμένο σχήμα LBS  $\alpha$  περιορίζουμε κάθε κορυφή να συσχετίζεται σε όχι περισσότερο από  $MAX\_BONES(\alpha)$ . Η τιμή των  $MAX\_BONES(\alpha)$  είναι συνήθως τέσσερα ή έξι, ώστε να είναι συμβατή με τις υπάρχουσες συνθήκες [2]. Για απλούς χαρακτήρες παιχνιδιών, συνήθως τέσσερα βάρη ανά κορυφή είναι αρκετά, αλλά έξι βάρη ανά κορυφή μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διόρθωση τεχνουργημάτων ή την καταγραφή τοπικών παραμορφώσεων με ψευδοκόκαλα. Στη συγκριτική μας αξιολόγηση χρησιμοποιήσαμε έξι συντελεστές στάθμισης και εφαρμόσαμε όλες τις προηγούμενες μεθόδους με έξι σταθμίσεις, ώστε να γίνει δίκαιη σύγκριση. Το δίκτυό μας παρέχει μια έξοδο για κάθε οστό. Τα οστά αριθμούνται από  $0 \dots B_{max} - 1$ , όπου το  $B_{max}$  είναι ο μέγιστος αριθμός οστών που μπορεί να πε-

ριέχει ένας χαρακτήρας και στο σύστημά μας έχει οριστεί σε 120. Στο σχήμα μας για βαθύ skinning  $\alpha$ , τα προκύπτοντα βάρη  $MAX\_BONES(\alpha)$  ανά κορυφή αντιστοιχούν στις υψηλότερες προβλέψεις πιθανοτήτων του δικτύου. Έχουμε πειραματιστεί με δύο τύπους βαρών: δυαδικά βάρη όπου κάθε βάρος είναι 0 ή 1 και κλιμακωτά βάρη όπου χρησιμοποιούμε την κλιμακωτή τιμή της πρόβλεψης πιθανότητας για κάθε βάρος. Στη συνέχεια κανονικοποιούμε αυτά τα βάρη ώστε να αθροιστούν στο 1 (συντελεστές ενός κυρτού συνδυασμού). Εφόσον η πρόβλεψη πιθανότητας μιας κορυφής προς ένα συγκεκριμένο σύμπλεγμα οστών αντιπροσωπεύει ομοιότητα με ένα παράδειγμα εκπαίδευσης, αυτό μεταφράζεται φυσικά ως επιρροή των οστών στις κορυφές. Η Εικόνα 4.15 απεικονίζει τη διαφορά μεταξύ δυαδικών και βαθμωτών βαρών μέσω ενός παραδείγματος.



Σχήμα 4.15: Παράδειγμα δυαδικών και κλιμακωτών βαρών, για ένα σχήμα  $\alpha$  με  $MAX\_BONES(\alpha) = 4$ .

### 4.2.1 Σύντηξη δύο LBS σχημάτων

Εισάγουμε μια νέα προσέγγιση για τη σύντηξη των οστών και των βαρών δύο σχημάτων LBS. Παρουσιάζουμε μια μέθοδο που τροποποιεί τα βάρη κορυφής ενός σχήματος LBS (σχήμα  $\alpha$ ) χωρίς να επηρεάζει τον αρχικό αριθμό των οστών χρησιμοποιώντας πληροφορίες που παρέχονται από ένα δεύτερο σχήμα LBS (σχήμα  $\beta$ ). Με αυτόν τον τρόπο δημιουργούμε ένα νέο σχήμα LBS, το οποίο συμβολίζεται ως σχήμα  $\beta$ - $\alpha$  που έχει τον ίδιο αριθμό οστών με το σχήμα  $\alpha$  και μια κατανομή βαρών που καθορίζεται με το συνδυασμό πληροφοριών και από τα δύο σχήματα  $\alpha$  και  $\beta$ . Το τελικό σχήμα υποβάλλεται σε μια διαδικασία προσαρμογής για την εύρεση του βέλτιστου συνόλου βαρών και μετασχηματισμού. Αυτό βελτιστοποιεί σημαντικά το σχήμα LBS  $\alpha$  χρησιμοποιώντας πληροφορίες από το σχήμα LBS  $\beta$  με δύο τρόπους:

- αλλάζει την αρχική τοποθέτηση των βαρών του σχήματος  $\alpha$  χρησιμοποιώντας πληροφορίες από το σχήμα  $\beta$  και επομένως βοηθά στην ανακάλυψη καλύτερων τοπικών ελάχιστων.
- προσθέτει πρόσθετες συνδέσεις κορυφής-οστού στο σχήμα  $\alpha$  μέχρι τον μέγιστο αριθμό οστών για το σχήμα  $\alpha$ .

Εισάγουμε τον ακόλουθο συμβολισμό για την αναπαράσταση ενός σχήματος LBS  $\alpha$ . Ένα σχήμα LBS αντιπροσωπεύεται από ένα διμερές γράφημα  $\alpha = (V, B_\alpha, W_\alpha)$  όπου  $V$  είναι το σύνολο των κορυφών,  $B$  είναι το σύνολο των οστών και  $W_\alpha$  είναι το σύνολο των ακμών που συσχετίζουν μια κορυφή με ένα οστό, δηλαδή  $W_\alpha$  περιέχει ζεύγη  $(v, b)$  όπου  $v \in V$ ,  $b \in B_\alpha$ . Κάθε ακμή βάρους έχει μια ετικέτα που δίνεται από μια συνάρτηση  $w_\alpha(v, b)$  που αντιπροσωπεύει την τιμή βάρους που συνδέει τα  $v$  και  $b$ .

Υποδηλώνουμε ένα σχήμα κινήσεων ως ζεύγος  $(\alpha, F, T)$  όπου το  $F$  είναι ένα σύνολο πλαισίων και το  $T$  είναι μια συνάρτηση που συσχετίζει κάθε ζεύγος  $(b, f)$  όπου  $b \in B_\alpha$  και  $f \in F$  στον αντίστοιχο μετασχηματισμό  $T(b, f)$ , δηλαδή τον μετασχηματισμό του οστού  $b$  στο πλαίσιο  $f$ .

Για κάθε σχήμα κινουμένων σχεδίων  $\alpha = (V, B_\alpha, W_\alpha)$  υπάρχουν τα ακόλουθα σενάρια:

Έστω  $B_\alpha(v)$  το σύνολο των οστών που σχετίζονται με μια κορυφή  $v$ , τότε ο πληθάρηθος αυτού του συνόλου περιορίζεται πάντα από μια παράμετρο που είναι σταθερή για αυτό το σχήμα LBS, τον αριθμό των βαρών ανά κορυφή  $MAX\_BONES(\alpha)$ :  $|B_\alpha(v)| \leq MAX\_BONES(\alpha)$ .

Για μια κορυφή  $v \in V$  το άθροισμα όλων των βαρών είναι ίσο με 1:  $\sum_{b: (v,b) \in W_\alpha} w(v,b) = 1$  και  $w(v,b) > 0$ .

Ο αλγόριθμος 4.1 περιγράφει τη διαδικασία εξαγωγής ενός νέου σχήματος LBS  $\beta - \alpha$  αλλάζοντας τα βάρη και τις συσχετίσεις οστού-βάρους του σχήματος  $\alpha$  χρησιμοποιώντας το σχήμα φόρμας πληροφοριών  $\beta$ .

---

**Αλγόριθμος 4.1** Αλγόριθμος σύντηξης για τη λήψη ενός νέου σχήματος LBS.

---

**Require:** LBS scheme  $\alpha = (V, B_\alpha, W_\alpha)$  and LBS scheme  $\beta = (V, B_\beta, W_\beta)$

**Require:** Initialize LBS scheme  $\gamma = (V, B_\gamma, W_\gamma)$  as  $B_\gamma = B_\alpha$  and  $W_\gamma = W_\alpha$

```
1: for every  $v \in V$  do
2:    $B_{used}^\beta = \emptyset$ 
3:   for every  $b \in B_\alpha(v)$  do
4:     find the bone  $b_\beta \in B_\beta(v)$  that is closest to  $b$  based on the consistent bone
       labeling
5:      $B_{used}^\beta = B_{used}^\beta \cup \{b_\beta\}$ 
6:      $w_\gamma(v, b) = avg(w_\alpha(v, b), w_\beta(v, b_\beta))$ 
7:   end for
8:   find= true
9:    $B_{notused}^\beta = B_\beta(v) - B_{used}^\beta$ 
10:  while  $|B_\gamma(v)| < MAX\_BONES(\alpha)$  &&  $find == true$  do
11:     $B_{notused}^\gamma = B_\gamma - B_\gamma(v)$ 
12:    if  $B_{notused}^\beta \neq \emptyset$  &&  $B_{notused}^\gamma \neq \emptyset$  then
13:      find  $b \in B_{notused}^\gamma$  which is closest to the
14:      bones in  $B_{notused}^\beta$ 
15:      Let  $b_\beta$  the bone of  $B_{notused}^\beta$  closest to  $b$ 
16:       $W_\gamma = W_\gamma \cup \{(v, b)\}$ 
17:       $w_\gamma(v, b) = w_\beta(v, b)$ 
18:       $B_{notused}^\beta = B_{notused}^\beta - \{b_\beta\}$ 
19:       $B_{notused}^\gamma = B_{notused}^\gamma - \{b\}$ 
20:    else if  $B_{notused}^\beta == \emptyset$  &&  $B_{notused}^\gamma \neq \emptyset$  then
21:      find  $b \in B_{notused}^\gamma$  which is closest to the bones in  $B^\gamma(v)$ 
22:       $W_\gamma = W_\gamma \cup \{(v, b)\}$ 
23:       $w_\gamma(v, b) = \frac{1}{|B_\gamma(v)|}$ 
24:      find=false
25:    end if
26:  end while
27:   $sumw = \sum_{b \in B_\gamma(v)} w_\gamma(v, b)$ 
28:  for every  $b \in B_\gamma(v)$  do
29:     $w_\gamma(v, b) = \frac{w_\gamma(v, b)}{sumw}$ 
30:  end for
31: end for
32: Perform fitting on weights and transformations alternatively until convergence.
   Return LBS scheme  $\gamma$  as the new scheme  $\beta$ - $\alpha$ .
```

---

Έχουμε διαπιστώσει πειραματικά ότι όταν τα δύο σχήματα περιέχουν διαφορετικές πληροφορίες για συσχέτιση κορυφής με οστό, το νέο σχήμα συνδυάζει αυτές τις πληροφορίες και επομένως έχει σημαντικά μικρότερο σφάλμα.

Για το σκοπό αυτό, δοκιμάσαμε τον αλγόριθμό μας χρησιμοποιώντας το σχήμα LBS *Rignet* σε συνδυασμό με το σχήμα μας *DS*. Το σχήμα *Rignet* LBS προέρχεται από την έξοδο της μεθόδου που εισήχθη από τους Zhou et al. στο [20] που αντλεί έναν σκελετό από ένα στατικό πλέγμα και ένα σύνολο βαρών. Από αυτό το σύνολο βαρών και οστών εξαγάγουμε ένα σχήμα LBS υπολογίζοντας απλώς τον βέλτιστο μετασχηματισμό LBS.

Επομένως, έχουμε συνδυάσει ένα σχήμα LBS που έχει προκύψει από μια στατική ανάλυση πλέγματος (*Rignet*) και το σχήμα μας LBS που προκύπτει από ομαδοποίηση κορυφών με βάση τις τροχιές τους (*DS*) για να εξαγάγουμε δύο νέα σχήματα, συγκεκριμένα το *DS-Rignet* και το σχήμα *Rignet-DS*. Το σχήμα *DS-Rignet* έχει το ίδιο σύνολο οστών με το *Rignet* με ένα βελτιωμένο σύνολο βαρών που βασίζεται στην ανάλυση χρονικού πλέγματος που προκύπτει από το *DS*. Το σχήμα *Rignet-DS* έχει το ίδιο σύνολο οστών με το *DS* με βελτιωμένα βάρη με βάση την ανάλυση στατικού πλέγματος που εκτελείται από το *Rignet*.

#### 4.2.2 Τεχνική συνεπούς ομοματολογίας των κοκκάλων

Έχουμε αναπτύξει μια μέθοδο για σταθερή σκελετική ομοματολογία για τα μοντέλα του σετ εκπαίδευσης. Αυτό το κάνουμε χωρίζοντας τα οστά σε ομάδες που αντιστοιχούν σε μέρη του σώματος του αρθρωτού χαρακτήρα. Σε κάθε ομάδα η ταξινόμηση και η τεχνική συνεπούς ομοματολογίας εκτελούνται σύμφωνα με την απόσταση από το μητρικό οστό (δηλαδή στα οστά που βρίσκονται πιο κοντά στα μητρικά οστά εκχωρούνται μικρότεροι αριθμοί οστών). Η αρίθμηση πραγματοποιείται χειροκίνητα για ένα μικρό υποσύνολο του συνόλου εκπαίδευσης και στη συνέχεια χρησιμοποιείται ένα νευρωνικό δίκτυο για τα υπόλοιπα μοντέλα του συνόλου εκπαίδευσης για την πρόβλεψη της αρίθμησης των οστών τους. Αυτό επιτυγχάνεται τροφοδοτώντας ως είσοδο σε ένα δίκτυο που εκπαιδεύεται από τα χειροκίνητα αριθμημένα μοντέλα την τροχιά του κέντρου κάθε οστού του νέου μοντέλου.

Έχουμε επισημάνει τα οστά με συνέπεια για πολλά μοντέλα ανθρώπων και ζώων. Για κάθε ένα από τα σετ έχουμε σχεδιάσει έναν διαφορετικό τρόπο για να επισημαίνουμε τα κόκαλα σύμφωνα με τις ιδιαιτερότητες των μοντέλων. Από τα



αρχικά σύνολα δεδομένων επιλέξαμε τα πιο αντιπροσωπευτικά μοντέλα με βάση τη μορφολογία τους και δημιουργήσαμε δύο νέα σύνολα δεδομένων. Στη συνέχεια, καθοδηγούμενοι από τους πίνακες 4.2 και 4.3, έχουμε επισημάνει τα οστά κάθε μεμονωμένου μοντέλου.

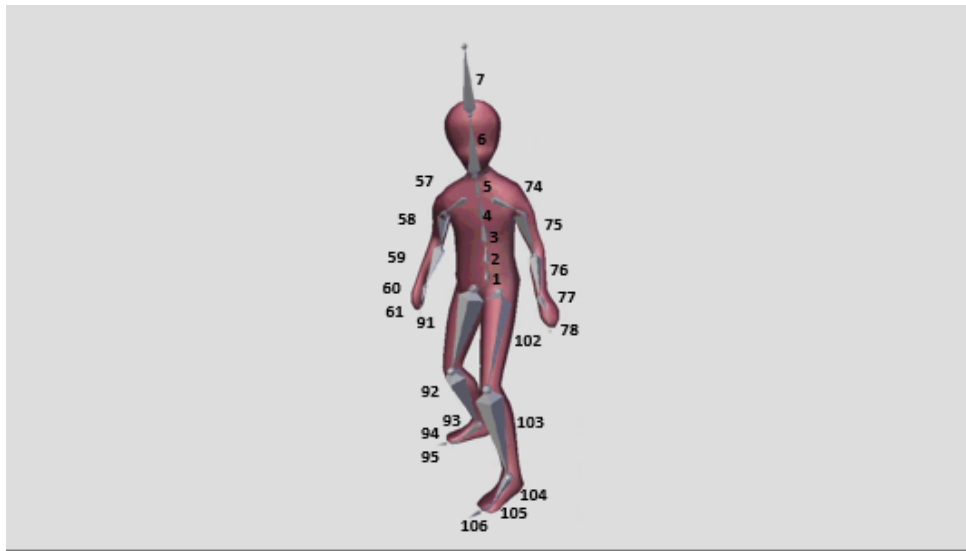
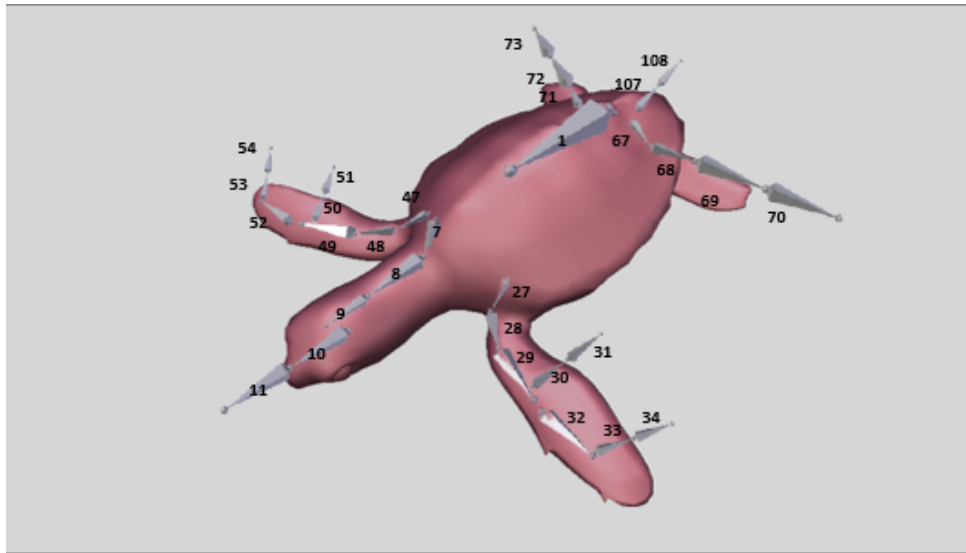
Human Bone Labeling	
Body Part	Range
Spine	[0 - 5]
Head	[6 - 56]
Front left limbs	[57 - 73]
Front right limbs	[74 - 90]
Back left limbs	[91 - 101]
Back right limbs	[102 - 112]
Other (tail and other parts)	[112 - 119]

Πίνακας 4.2: Πίνακας με κατανομή ετικετών οστών για ανθρώπινα μοντέλα.

Animal Bone Labeling	
Body Part	Range
Spine	[0 - 6]
Head	[7 - 26]
Front left limbs	[27 - 46]
Front right limbs	[47 - 66]
Back left limbs	[67 - 86]
Back right limbs	[87 - 106]
Other (tail and other parts)	[107 - 119]

Πίνακας 4.3: Πίνακας με κατανομή ετικετών οστών για ζώα.

Ένα παράδειγμα φαίνεται στο σχήμα 4.16 ενός ζώου και ενός ανθρώπου με σκελετική ονοματολογία.



Σχήμα 4.16: Παραδείγματα αρίθμησης οστών ζώων και ανθρώπων.

Πρώτον, έχουμε πραγματοποιήσει πειράματα με ολόκληρο το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης για όλα τα δίκτυα για διαφορετικά μεγέθη παρτίδων (1024, 2048, 4096, 8192). Έχουμε καθορίσει ότι η καλύτερη αντιστάθμιση μεταξύ αποτελεσματικότητας και αποδοτικότητας παρέχεται από το μέγεθος παρτίδας 4096 για όλα τα δίκτυα. Δεύτερον, έχουμε πραγματοποιήσει ένα σύνολο λήξεων για τον προσδιορισμό της καλύτερης επιλογής δικτύου, τη χρήση σκελετικής ονοματολογίας και δυαδικών βαρών έναντι βαθμωτών. Χρησιμοποιήσαμε πολλά σετ εκπαίδευσης σε όλες τις διαφορετικές αρχιτεκτονικές δικτύου (LSTM, CNN, Hybrid).

Πιο συγκεκριμένα, δημιουργήσαμε τέσσερα διαφορετικά σετ εκπαίδευσης (όλα

τα υποσύνολα του σετ εκπαίδευσης με 9, 13, 17 και 24 μοντέλα, τα οποία είχαν μέσα και ζώα και ανθρώπους. Το σετ 9 μοντέλων περιέχει 5 άτομα και 4 ζώα. Το σετ 13 μοντέλων περιέχει 7 άτομα και 6 ζώα. Το μοντέλο 17 περιέχει 9 άτομα και 8 ζώα. Τέλος, το σετ 24 μοντέλων περιέχει 12 άτομα και 12 ζώα.

Στη συνέχεια ορίσαμε τέσσερις κατηγορίες που χαρακτηρίζονται από τη χρήση ή μη σκελετικής ονοματολογίας και από την επιλογή βαθμωτών έναντι δυαδικών βαρών.

Για τον υπολογισμό του σφάλματος χρησιμοποιήσαμε ένα μικρό σύνολο δεδομένων δοκιμής με αντιπροσωπευτικούς ανθρώπινους χαρακτήρες και ένα μικρό σύνολο δεδομένων δοκιμής με αντιπροσωπευτικά ζωικά μοντέλα (όλα τα υποσύνολα του συνόλου δεδομένων δοκιμής. Οι πίνακες 4.4 και 4.5 δείχνουν τα αποτελέσματα για το μικρότερο και το μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης για όλα τα δίκτυα και για το μέγεθος παρτίδας 4096. Τα πειράματα δείχνουν ότι καθώς το σύνολο δεδομένων αυξάνει το δίκτυο που συμπεριφέρεται καλύτερα είναι το δίκτυο LSTM με σκελετική ονοματολογία και βαθμωτά βάρη. Αυτό το δίκτυο είναι σε θέση να χειρίζεται αποτελεσματικά χαρακτήρες ανθρώπων και ζώων.

Approximation Error for Bone Labeling - Scalar/Binary Weights													
Networks		Bone Labeling & Binary Weights			No Bone Labeling & Binary Weights			Bone Labeling & Scalar Weights			No Bone Labeling & Scalar Weights		
Type	Num of Models	ERMS	Distortion	MaxAVG	ERMS	Distortion	MaxAVG	ERMS	Distortion	MaxAVG	ERMS	Distortion	MaxAVG
LSTM 4096	9	0.992726	5.984902	0.061767	1.029434	6.206206	0.056512	1.22813	7.404092	0.070095	1.353508	8.159969	0.067761
LSTM 4096	24	1.440554	8.684747	0.079698	1.395359	8.412273	0.082159	0.938422	5.657517	0.054981	1.294386	7.803533	0.08356
CNN 4096	9	0.64059	3.861957	0.033857	0.988514	5.959508	0.063343	1.162841	9.169667	0.09016	0.799722	4.82133	0.052386
CNN 4096	24	1.271956	7.66831	0.083881	1.362775	8.215836	0.079292	1.520989	7.010479	0.076433	1.40475	8.468891	0.086574
Hybrid 4096	9	0.590324	3.558921	0.035487	0.823191	4.962818	0.049828	1.027781	6.196241	0.059373	0.741873	3.472568	0.048588
Hybrid 4096	24	1.731403	10.438203	0.093055	1.904548	11.48205	0.099241	1.948809	11.74889	0.097864	1.85691	11.194854	0.100469

Πίνακας 4.4: Σύγκριση μεταξύ σκελετικής ονοματολογίας - βαθμωτών/δυαδικών βαρών για ζώα.

Approximation Error for Bone Labeling - Scalar/Binary Weights													
Networks		Bone Labeling & Binary Weights			No Bone Labeling & Binary Weights			Bone Labeling & Scalar Weights			No Bone Labeling & Scalar Weights		
Type	Num of Models	ERMS	Distortion	MaxAVG	ERMS	Distortion	MaxAVG	ERMS	Distortion	MaxAVG	ERMS	Distortion	MaxAVG
LSTM 4096	9	1.014976	1.243195	0.069507	1.033192	1.265506	0.079152	1.222635	1.497546	0.108366	0.89956	1.101828	0.06356
LSTM 4096	24	0.859426	1.052669	0.062402	0.91247	1.117641	0.092724	0.889008	1.088902	0.073076	0.960137	1.176025	0.093709
CNN 4096	9	1.06552	1.305104	0.090587	1.090516	1.33572	0.064925	1.202717	1.47315	0.080004	1.222635	1.497546	0.108366
CNN 4096	24	1.084025	1.32777	0.089416	1.212606	1.485262	0.088935	1.100394	1.202717	0.138023	1.222635	1.497546	0.108366
Hybrid 4096	9	0.883189	1.081776	0.07245	0.967654	1.185232	0.073213	0.927732	1.136333	0.064063	1.086179	1.086179	0.085375
Hybrid 4096	24	1.081695	1.324915	0.081952	1.015194	1.243462	0.063649	1.10072	1.348218	0.072245	0.889043	1.088945	0.072609

Πίνακας 4.5: Σύγκριση μεταξύ σκελετικής ονοματολογίας - βαθμωτών/δυαδικών βαρών για ανθρώπινα μοντέλα.

### 4.3 Μετρικές για τον Υπολογισμό του Σφάλματος

Χρησιμοποιήσαμε τρεις διαφορετικούς τύπους μέτρων για τον υπολογισμό του σφάλματος των μεθόδων προσέγγισης. Τα δύο πρώτα μέτρα είναι τυπικά μέτρα που χρησιμοποιούνται στα [2], [1]. Το πρώτο μέτρο σφάλματος είναι το ποσοστό παραμόρφωσης γνωστό ως *ποσοστό παραμόρφωσης (DisPer)*.

$$DisPer = 100 \cdot \frac{\|A_{orig} - A_{Approx}\|_F}{\|A_{orig} - A_{avg}\|_F}. \quad (4.4)$$

όπου  $\|\cdot\|_F$  είναι η μέτρηση του πίνακα Frobenius. Στην εξίσωση 4.4  $A_{orig}$  είναι ένας πίνακας  $3NP$  που αποτελείται από τις πραγματικές συντεταγμένες κορυφής σε όλα τα πλαίσια του μοντέλου. Ομοίως, το  $A$  έχει όλες τις κατά προσέγγιση συντεταγμένες κορυφής και ο πίνακας  $A_{avg}$  περιέχει σε κάθε στήλη, τον μέσο όρο των αρχικών συντεταγμένων σε όλα τα πλαίσια. Το [3] αντικαθιστά το 100 με το 1000 και διαιρείται με τη διάμετρο της γύρω σφαίρας. Μερικές φορές αυτό το μέτρο τείνει να είναι ευαίσθητο στη μετάφραση ολόκληρου του χαρακτήρα, επομένως χρησιμοποιούμε ένα διαφορετικό μέτρο που είναι αμετάβλητο στη μετάφραση. Το μέτρο σφάλματος ρίζα μέσου τετραγώνου (*ERMS*) στην Εξίσωση 4.5 είναι ένας εναλλακτικός τρόπος έκφρασης της παραμόρφωσης με τη διαφορά ότι χρησιμοποιούμε  $\sqrt{3NP}$  στον παρονομαστή έτσι ώστε να λάβετε τη μέση παραμόρφωση ανά κορυφή και πλαίσιο κατά τη διάρκεια της ακολουθίας. Το  $3NP$  είναι ο συνολικός αριθμός στοιχείων στον πίνακα  $A_{orig}$ . Το [18] χρησιμοποιεί ως παρονομαστή τη διάμετρο του πλαισίου οριοθέτησης πολλαπλασιαζόμενη επί  $\sqrt{NP}$ .

$$ERMS = 100 \cdot \frac{\|A_{orig} - A_{Approx}\|_F}{\sqrt{3NP}} \quad (4.5)$$

Εισάγουμε ένα νέο μέτρο σφάλματος, δηλαδή τη *max μέση απόσταση (Max-AvgDist)* που δίνεται από την Εξίσωση 4.6), η οποία είναι μια νέα μέτρηση ποιότητας που αντικατοπτρίζει καλύτερα την οπτική ποιότητα του αποτελέσματος. Η μέγιστη απόσταση υποδηλώνει το μεγαλύτερο σφάλμα κορυφής σε κάθε πλαίσιο. Έτσι, αυτό το μέτρο αντιπροσωπεύει τον μέσο όρο των μέγιστων αποστάσεων σε όλα τα καρέ.

$$MaxAvgDist = \frac{1}{P} \sum_{f=1}^P \max_{i=1, \dots, N} \|v_{orig}^{f,i} - v_{Approx}^{f,i}\| \quad (4.6)$$

Τέλος, εισάγουμε ένα πρόσθετο μέτρο που χαρακτηρίζει την *normal distortion* -

(*NormDistort*) και χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της διαφορετικής συμπεριφοράς δύο ακολουθιών κινήσεων κατά την απόδοση. Υπολογίζουμε τη μέση διαφορά μεταξύ των αρχικών και των προσεγγιστικών κανονικών όψεων με τον κανόνα του εγκάρσιου γινομένου τους που ισούται με το ημίτονο της γωνίας μεταξύ των δύο κανονικών διανυσμάτων. Επομένως, για ένα μοντέλο με όψεις  $F$  και πλαίσια  $P$ , όπου το  $NV^{i,j}$  είναι το κανονικό διάνυσμα του προσώπου  $j$  στο πλαίσιο  $i$ , η εξίσωση 4.8 υπολογίζει το μέτρο κανονικής παραμόρφωσης.

$$NormDistort = \sin^{-1}\left(\frac{1}{FP} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^F \|NV_{orig}^{i,j} \times NV_{Approx}^{i,j}\|\right) \quad (4.7)$$

Τέλος, εισάγουμε ένα πρόσθετο μέτρο που χαρακτηρίζει την *normal distortion* - (*NormDistort*) και χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της διαφορετικής συμπεριφοράς δύο ακολουθιών κινούμενων χαρακτήρων κατά την απόδοση. Υπολογίζουμε τη μέση διαφορά μεταξύ των αρχικών και των προσεγγιστικών κανονικών όψεων με τον κανόνα του εγκάρσιου γινομένου τους που ισούται με το ημίτονο της γωνίας μεταξύ των δύο κανονικών διανυσμάτων. Επομένως, για ένα μοντέλο με όψεις  $F$  και πλαίσια  $P$ , όπου το  $NV^{i,j}$  είναι το κανονικό διάνυσμα του προσώπου  $j$  στο πλαίσιο  $i$ , η εξίσωση 4.8 υπολογίζει το μέτρο κανονικής παραμόρφωσης.

$$NormDistort = \sin^{-1}\left(\frac{1}{FP} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^F \|NV_{orig}^{i,j} \times NV_{Approx}^{i,j}\|\right) \quad (4.8)$$

Επιπλέον, παρουσιάζουμε δύο μέτρα που χαρακτηρίζουν την απόδοση χώρου της προσέγγισής μας.

Ο ρυθμός συμπίεσης εκφράζει την ποσοστιαία μείωση στις απαιτήσεις χώρου για την αναπαράσταση μιας ακολουθίας κινούμενων χαρακτήρων με ένα σχήμα LBS σε αντίθεση με την αποθήκευση ολόκληρης της ακολουθίας πλέγματος. Για τους υπολογισμούς χρησιμοποιούμε αριθμητική διπλής ακρίβειας.

$$CompressionRate = 100 \frac{Original - LBS}{Original} \quad (4.9)$$

Ο ρυθμός συμπίεσης είναι το ποσοστό των λιγότερων byte που απαιτούνται από τα πρωτότυπα που επιτυγχάνουμε χρησιμοποιώντας μόνο κατά προσέγγιση μετασχηματισμούς και βάρη (proxy bones στο Deep Skinning) αντί να χρησιμοποιήσουμε ολόκληρο το 3D animation. Αυτή η μέτρηση υπολογίζεται όπως στην εξίσωση 4.9 που έχει προκύψει από τη διαφορά των  $Original = 24NP$  byte που απαιτούνται για

μια πλήρη ακολουθία κινούμενων χαρακτήρων 3D μείον τις απαιτήσεις χώρου για το σχήμα LBS που είναι το άθροισμα των  $24N$  (κορυφές),  $96B$  (μετασχηματισμοί) και  $8MN$  (βάρη). Θυμηθείτε ότι το  $M = MAX\_BONES(\alpha)$  είναι ο αριθμός των οστών ανά κορυφή για το σχήμα μας LBS  $\alpha$ .

Το εύρος ζώνης είναι το απαιτούμενο εύρος ζώνης δικτύου, έτσι ώστε να μπορούμε να κάνουμε ροή κινούμενων χαρακτήρων.

Για ένα σχήμα LBS με διάρκεια πλαισίου  $t_F$ , χρειαζόμαστε ανά καρέ για ροή όλων των μετασχηματισμών  $B$ . Κάθε μετασχηματισμός έχει  $12 * 64 = 768$  bits για αριθμητική διπλής ακρίβειας.

$$Bandwidth(LBS) = \frac{768 B}{t_F} bps \quad (4.10)$$

Για μια πλήρη ακολουθία κινούμενων χαρακτήρων το απαιτούμενο εύρος ζώνης υπολογίζεται από τον χώρο που απαιτείται για όλες τις κορυφές με αριθμητική διπλής ακρίβειας που είναι  $3 * 64 N$  bit.

$$Bandwidth(FULL) = \frac{192 N}{t_F} bps \quad (4.11)$$

Στα πειράματά μας χρησιμοποιήσαμε ένα τυπικό  $t_F = \frac{1}{24} sec$

## 4.4 Πειραματική Αξιολόγηση

Μία από τις κύριες συνεισφορές της εργασίας μας είναι ότι εκφράζει ένα πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης με περιορισμούς ως πρόβλημα ταξινόμησης και στη συνέχεια προτείνει μια μέθοδο για την επίλυσή του χρησιμοποιώντας τεχνικές βαθιάς μάθησης. Για το λόγο αυτό, πραγματοποιήσαμε μια ενδελεχή πειραματική μελέτη για να τεκμηριώσουμε την αποτελεσματικότητα της μεθόδου μας με βάση το σφάλμα που προκύπτει. Επιπλέον, παρουσιάζουμε ποιοτικά αποτελέσματα που δείχνουν την οπτική ποιότητα των αποτελεσμάτων μας.

Ολόκληρη η μέθοδος αναπτύχθηκε<sup>1</sup> χρησιμοποιώντας Python και Tensorflow κάτω από το Blender 2.79b scripting API. Το τμήμα εκπαίδευσης τρέχει σε σύστημα με GPU NVIDIA GeForce RTX 2080Ti με 11 GB GDDR6 RAM. Εκπαιδεύσαμε τα μοντέλα δικτύου μας με το Adam Optimizer [72],  $learningRate = 0,001$  για 20 – 100

<sup>1</sup>πηγαίος κώδικας: <https://github.com/AnastasiaMoutafidou/DeepSkinning>

*epochs* με *batchSize* = 4096 σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που ενσωματώνει μοντέλα χαρακτήρων 60 διαφορετικού μεγέθους ως προς τον αριθμό των κορυφών, των κινήσεων και των καρτέ ανά κίνηση. Έχουμε συμπεράνει ότι 20 *epochs* είναι συνήθως αρκετά για να συγκλίνει η μέθοδός μας όσον αφορά τις μετρήσεις σφάλματος και το πιο σημαντικό προς ένα αποδεκτό οπτικό αποτέλεσμα. Ωστόσο, η απόκτηση καλύτερων σφαλμάτων RMS και παραμόρφωσης χωρίς υπερβολική προσαρμογή 100 *epochs* είναι μια ασφαλής επιλογή ανεξάρτητα από το μέγεθος του σετ εκπαίδευσης. Επιπλέον, με αυτήν την επιλογή μεγέθους παρτίδας ξεπερνάμε το πρόβλημα υπερβολικής προσαρμογής που ήταν εμφανές παρατηρώντας τη μέτρηση Μέγιστη Μέση Απόσταση και εκδηλώθηκε με τοπικά παραμορφωμένα πλέγματα.

Ο υπόλοιπος αλγόριθμός μας (πρόβλεψη και βελτιστοποίηση) αναπτύχθηκε και εκτελέστηκε σε έναν βασικό υπολογιστή εξοπλισμένο με επεξεργαστή Intel Core i7-4930K 3,4 GHz με 48 Gb στο λειτουργικό σύστημα Windows 10 64-bit. Επιπλέον, ο αλγόριθμος FESAM αναπτύχθηκε και λειτουργούσε στο ίδιο σύστημα. Τα Σχετικά με τα κινούμενα τρισδιάστατα μοντέλα που χρησιμοποιήσαμε για το σύνολο δεδομένων ή το σύνολο δοκιμών εκπαίδευσης είναι κυρίως από τα Sketchfab[73], CGTrader[74] και Turbo-squid[75].

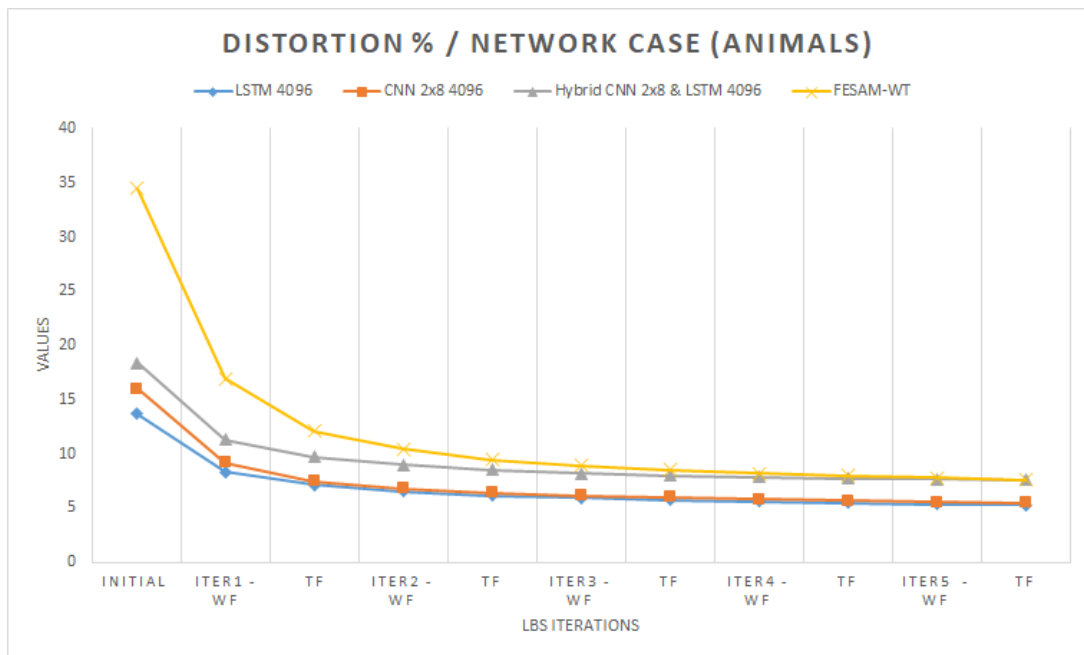
Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζουμε ποσοτικά αποτελέσματα για τον αλγόριθμο Deep Skinning. Διεξάγουμε πολλά πειράματα με πολλαπλές δομές νευρωνικών δικτύων για να εξαγάγουμε τις τρεις κορυφαίες επιλογές δικτύων ταξινόμησης που ταιριάζουν καλύτερα στα δεδομένα εκπαίδευσής μας με δυνατότητα γενίκευσης. Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης μας ενσωματώνει πολλά μοντέλα ανθρώπων και ζώων με μια ποικιλία κινήσεων, αριθμό κορυφών και καρτέ.

Το τμήμα προσαρμογής της μεθόδου μας βελτιστοποιεί τα βάρη και τους μετασχηματισμούς (Weight Fitting-WF & Transformation Fitting-TF σε σχήματα 4.12, 4.13, 4.25, 4.26, 4.23) εναλλακτικά χρησιμοποιώντας ένα γραμμικό βελτιστοποιητή για πέντε επαναλήψεις. Μετά από πέντε επαναλήψεις παρατηρήσαμε ότι πρακτικά δεν υπάρχει βελτίωση του σφάλματος για καμία από τις μεθόδους. Για κάθε επανάληψη οι μετρήσεις σφάλματος υπολογίζονται και καταχωρούνται για κάθε περίπτωση προσαρμογής ξεχωριστά. Επιπλέον, οι αρχικές τιμές σφάλματος στα παρακάτω διαγράμματα είναι τα πραγματικά σφάλματα που υπολογίζονται με τα βάρη που παράγει κάθε νευρωνικό δίκτυο.

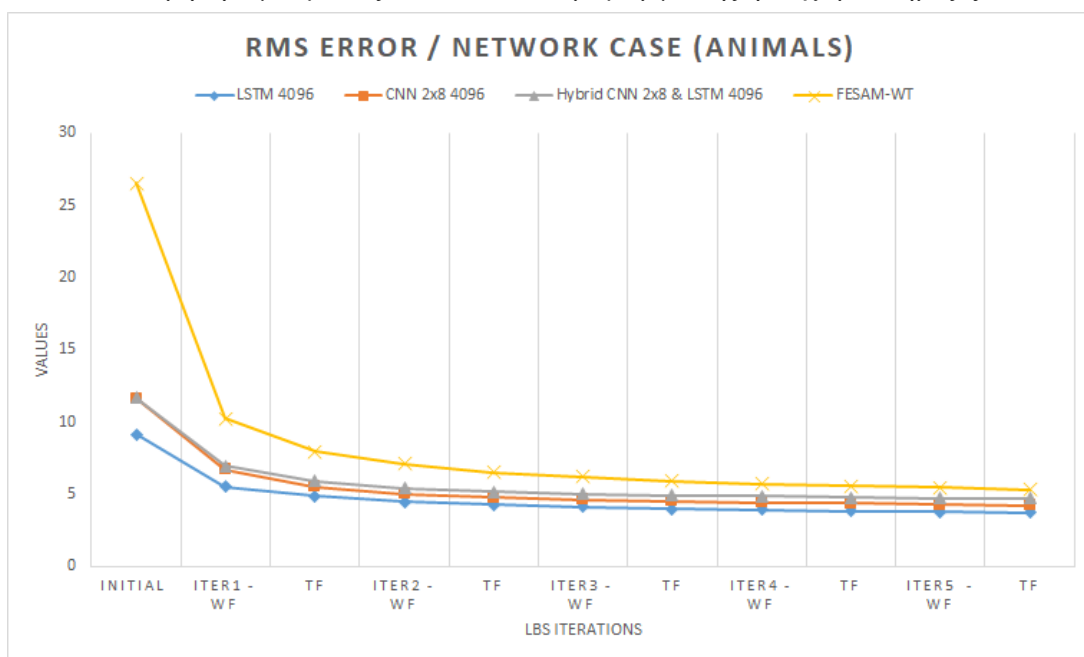
Τα σχήματα 4.25 και 4.26 παρέχουν μια συγκριτική αξιολόγηση της μεθόδου μας με την πιο ικανή προσέγγιση skinning FESAM [3]. Ο αρχικός αλγόριθμος FESAM

ακολουθεί τρία βήματα βελτιστοποίησης με το πρώτο βήμα να είναι η διαδικασία βελτιστοποίησης της αρχικής θέσης κάτι που δεν είναι συμβατό με τους παραδοσιακούς αγωγούς κινούμενων χαρακτήρων. Για το λόγο αυτό αυτό το βήμα δεν περιλαμβάνεται στα πειράματά μας και στη συνέχεια χρησιμοποιούμε την προσέγγιση FESAM-WT με δύο βήματα (βελτιστοποίηση βάρους και μετασχηματισμού). Πιο συγκεκριμένα, αξιολογούμε την απόδοση της προσέγγισής μας με παραμόρφωση και σφάλματα RMS για τα τρία κορυφαία δίκτυα σε σύγκριση με το FESAM-WT. Με βάση το Σχήμα 4.25α και το Figure 4.25β συμπεραίνουμε ότι το LSTM 4096 αποδίδει συνολικά καλύτερα μεταξύ των τριών διαδομένων δικτύων σε χαρακτηριστικές ζώνες. Πραγματοποιήσαμε τα ίδια πειράματα με τα ίδια σύνολα δοκιμών χρησιμοποιώντας αποδεκατισμένες εκδόσεις των χαρακτήρων κινούμενων σχεδίων μας (50% και 20% αποδεκατισμός) και έχουμε τα ίδια αποτελέσματα με διαφορές μόνο στο τέταρτο δεκαδικό ψηφίο.





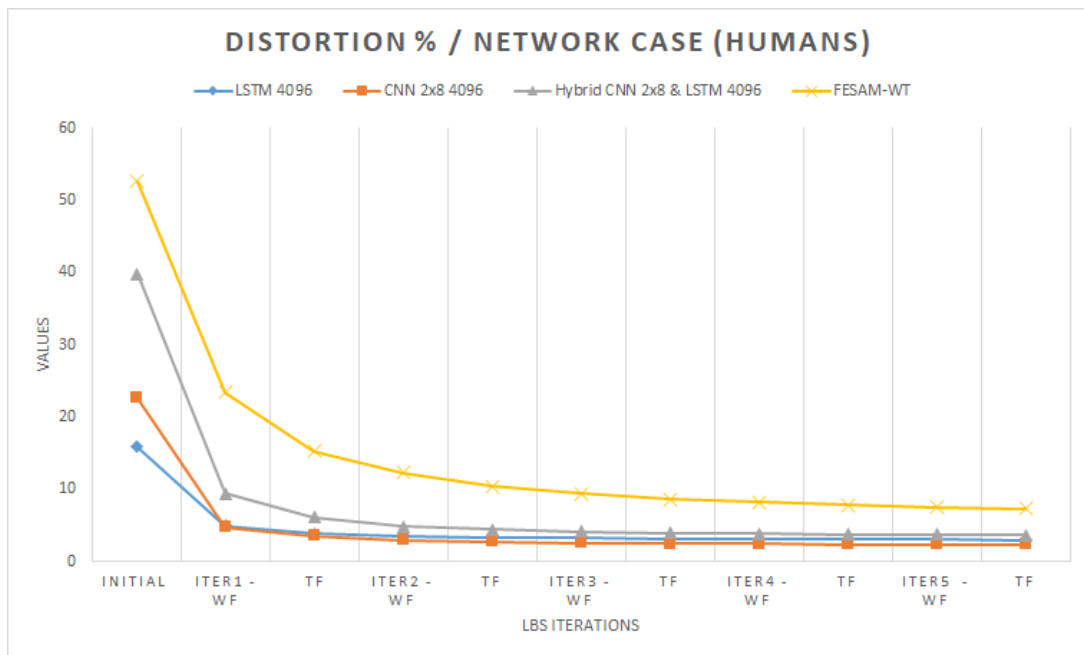
(α) Μέτρηση σφάλματος ποσοστού παραμόρφωσης για χαρακτήρες ζώων.



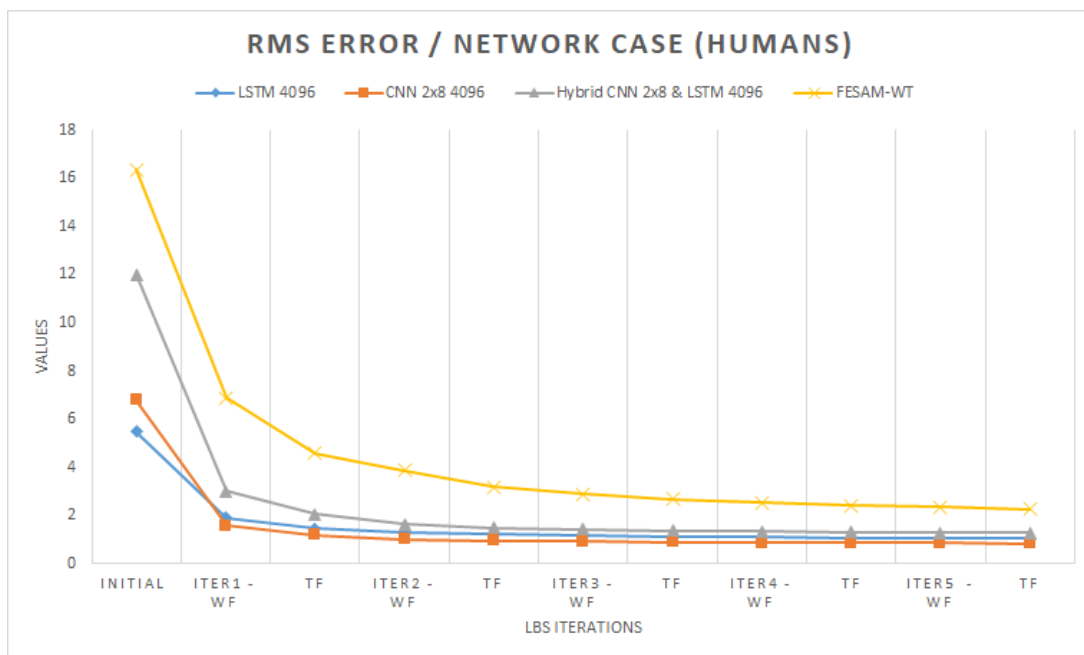
(β) Μέτρηση μέσου τετραγώνου σφάλματος ρίζας για ζώα.

Σχήμα 4.17: Αποτελέσματα ποσοτικών σφαλμάτων για χαρακτήρες ζώων.

Η συμπεριφορά της μεθόδου μας στους ανθρώπινους χαρακτήρες απεικονίζεται στις Εικόνες 4.26α και 4.26β. Συμπεραίνουμε ότι το CNN 4096 είναι η καταλληλότερη δομή δικτύου σε σύγκριση με τα άλλα δύο.



(α) Μέτρηση σφάλματος ποσοστού παραμόρφωσης σε ανθρώπινους χαρακτήρες.



(β) Μέτρηση σφάλματος ρίζας μέσου τετραγώνου σε ανθρώπινους χαρακτήρες.

Σχήμα 4.18: Αποτελέσματα ποσοτικών σφαλμάτων για ανθρώπινους χαρακτήρες.

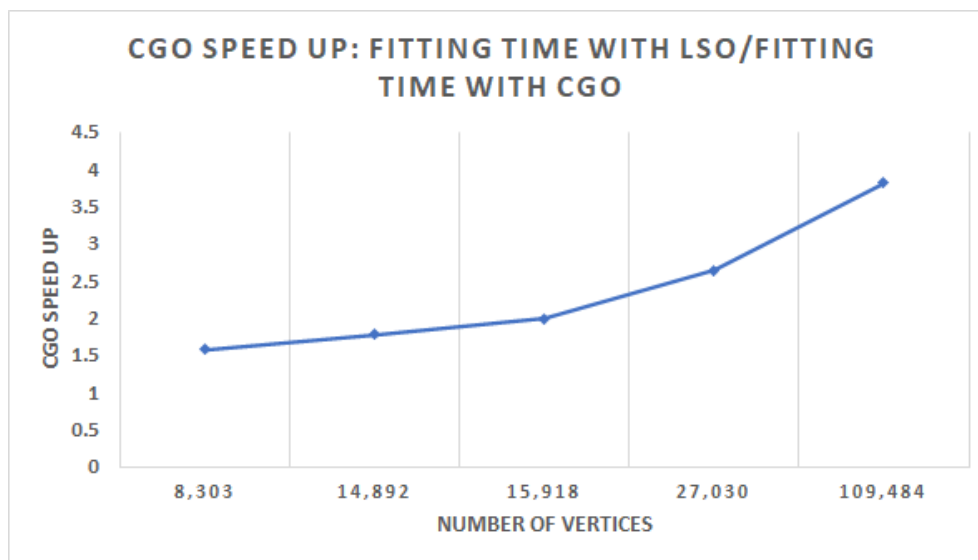
Ο Πίνακας 4.8 είναι μια σύγκριση της μεθόδου μας με άλλες παρόμοιες μεθόδους που παράγουν σχήματα LBS με ψευδοκόκαλα όταν παρουσιάζονται με διάφορες ακολουθίες κινούμενων χαρακτήρων αναφοράς από τη βιβλιογραφία. Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζεται μια σύγκριση της μεθόδου μας σε τέσσερις ακολουθίες κινούμενων χαρακτήρων, που δεν παράγονται από πλήρως κινούμενα rigs, με όλους τους

προηγούμενους συνδυασμούς μεθόδων LBS, quaternion-based και SVD.  $N$  είναι ο αριθμός των κορυφών,  $F$  είναι ο αριθμός των πλαισίων και ο αριθμός σε στρογγυλές αγκύλες είναι το αποτέλεσμα της μεθόδου σε συνδυασμό με το SVD. Η μέθοδός μας παράγει καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά τόσο το σφάλμα όσο και το ρυθμό συμπίεσης σε σύγκριση με τις μεθόδους I-IV. Η Μέθοδος V αναφέρεται μόνο για αναφορά, καθώς επιτυγχάνει μόνο συμπίεση και δεν είναι συμβατή με κανέναν από τους τυπικούς αγωγούς κίνησης.

Approximation Error ERMS																
Input Data			Our Method		Method I		Method II		Method III		Method IV		Method V		Compression Rate	
Dataset	N	F	Bones	ERMS	Bones	ERMS	Bones	ERMS	Bones	ERMS	Bones	ERMS	Bones	ERMS	OURS	I-IV
Horse-gallop	8.431	48	26	0.15	30	2.3(0.3)	30	4.9(2.9)	30	1.3	30	2.4	-	2E-5	92.5	92.3
Elephant-gallop	42.321	48	18	0.35	25	2.6(0.5)	25	15(6.5)	25	1.4	25	2.3	-	6E-5	93.59	93.51
Camel-gallop	21.887	48	16	0.22	23	3.1(0.5)	23	4.7(2.2)	23	1.4	23	2.8	-	2E-4	93.45	93.33
Samba	9.971	175	17	0.60	30	8.6(3.6)	30	11.4(6)	30	1.5	30	4	-	0.2	97.6	97.4

Πίνακας 4.6: Συγκριτική αξιολόγηση της μεθόδου μας έναντι της Μεθόδου I [1], Μεθόδου II [2], Μεθόδου III [3], Μεθόδου IV [4], Μεθόδου V [5].

Τέλος, το Σχήμα 4.19 δείχνει την ταχύτητα που επιτύχαμε στο χρόνο προσαρμογής χρησιμοποιώντας τη μέθοδο συζυγούς κλίσης που είναι πιο αποτελεσματική σε πολυδιάστατα προβλήματα όπως αυτά που λύνουμε (μεταβλητές 12BP για μετασχηματισμοί και μεταβλητές 6N για βάρη).

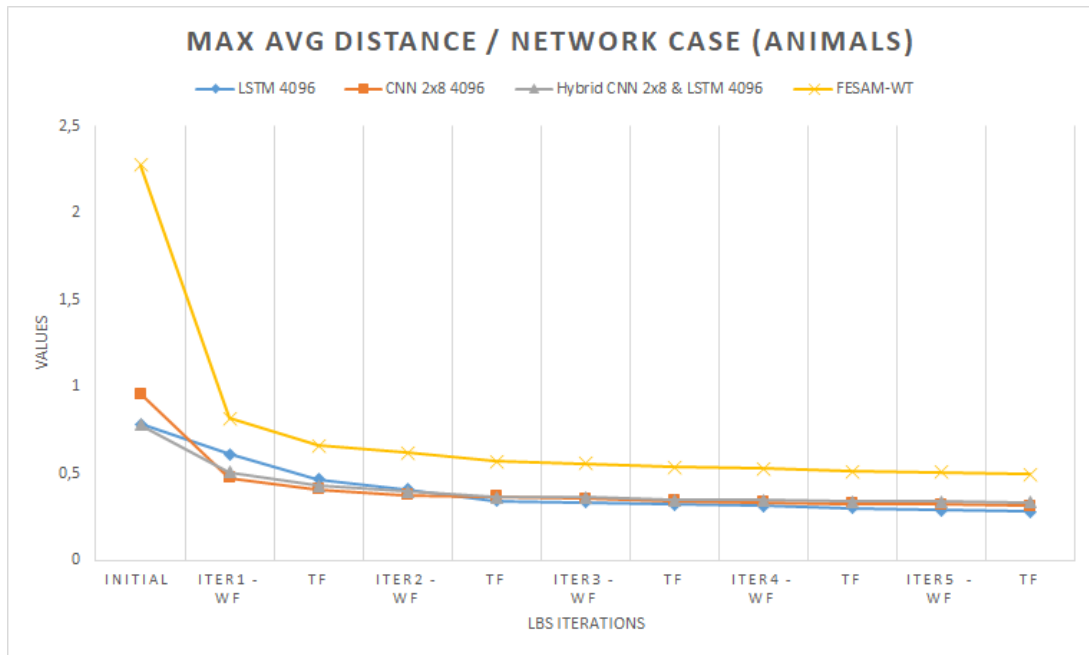


Σχήμα 4.19: Επιτάχυνση του χρόνου προσαρμογής χρησιμοποιώντας τη μέθοδο βελτιστοποίησης συζυγούς κλίσης.

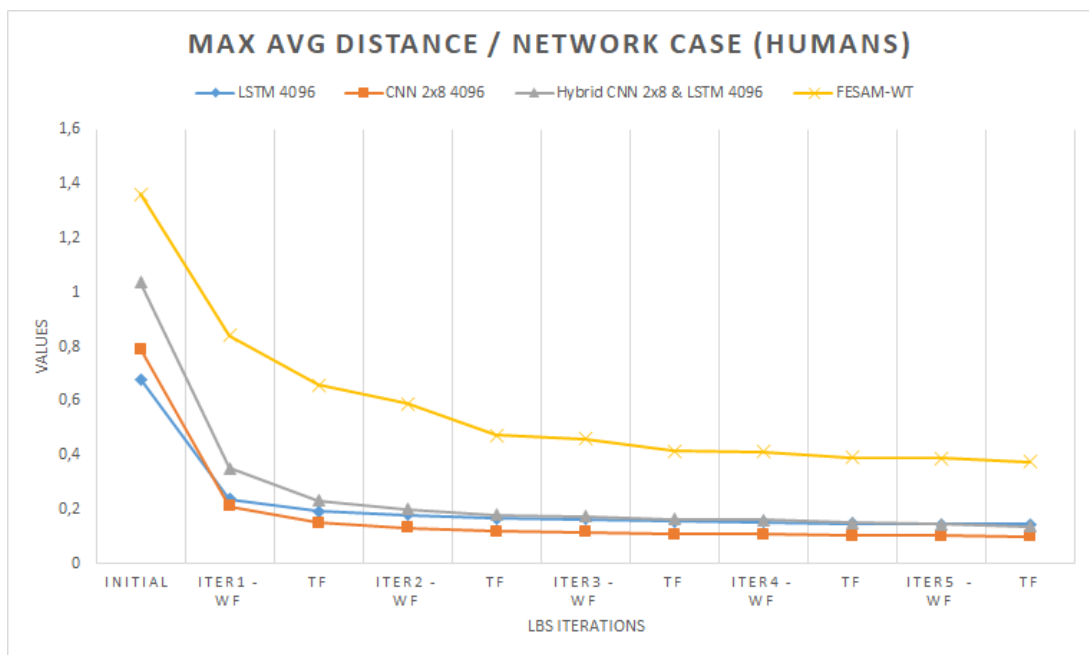
Στα γραφικά υπολογιστών τα ποιοτικά αποτελέσματα (οπτικά και άλλα) είναι ένα σημαντικό μέσο για την αξιολόγηση μιας νέας μεθόδου. Σε αυτή την ενότητα

παρουσιάζουμε τρεις διαδικασίες για την αξιολόγηση της οπτικής ποιότητας του κροταφικού βαθιού δέρματος.

Χρησιμοποιούμε το μέτρο αξιολόγησης ποιότητας MaxAvgDist που υποδεικνύει πόσο μακριά από την οπτική ποιότητα των δημιουργούμενων καρτέ από την αρχική ακολουθία πλαισίων. Οι χαμηλές τιμές μέτρησης αντιστοιχούν σε μοντέλα υψηλής ποιότητας.



(α) Μέγιστη μέση απόσταση σε χαρακτήρες ζώων.



(β) Μέγιστη μέση απόσταση σε ανθρώπινους χαρακτήρες.

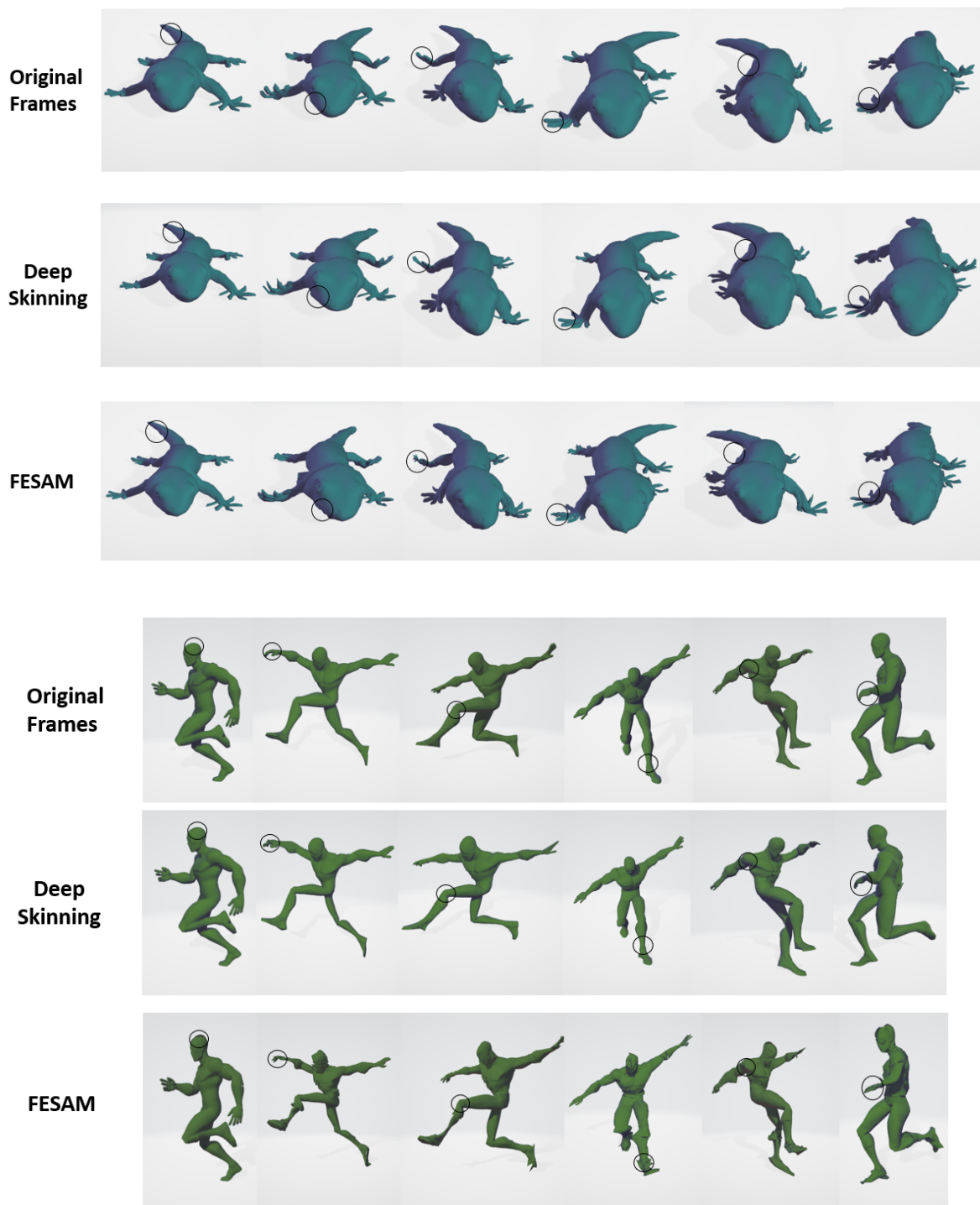
Σχήμα 4.20: Αποτελέσματα μέτρησης ποιοτικού σφάλματος *MaxAvgDistr* για ανθρώπους και ζώα.

Το σχήμα 4.20 υποδηλώνει ότι το Deep Skinning αποδίδει αποτελέσματα με καλύτερο μέτρο ποιότητας σε σύγκριση με το FESAM-WT. Τα αποτελέσματα των σχημάτων 4.20α και 4.20β επιβεβαιώνουν τα ποσοτικά αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, το δίκτυο LSTM για τα ζώα και το CNN για τον άνθρωπο είναι οι καταλληλότερες

επιλογές ποσοτικά και ποιοτικά.

Ως πρόσθετο κριτήριο αξιολόγησης για τη μέθοδό μας, παρέχουμε μια απεικόνιση του οπτικού αποτελέσματος. Χρησιμοποιώντας τον όρο οπτικό αποτέλεσμα, αναφερόμαστε στα πλαίσια εξόδου κατά προσέγγιση σε σύγκριση με τα καρέ του αρχικού τρισδιάστατου μοντέλου. Μετά τη διεξαγωγή πολλών πειραμάτων, παρατηρήσαμε ότι η προσέγγισή μας φαίνεται να προσεγγίζει καλύτερα το αρχικό μοντέλο. Σε κάθε περίπτωση υπάρχει μια αξιοσημείωτη διαφορά μεταξύ της κροταφικής βαθιάς εκδοράς και του FESAM-WT. Για το σκοπό αυτό, παρέχεται επίσης ένα βίντεο επίδειξης ως συμπληρωματικό υλικό.

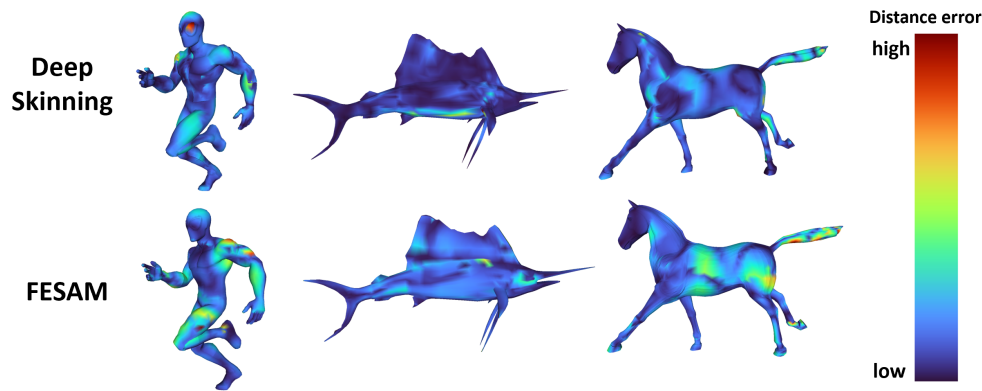
Το σχήμα 4.21 απεικονίζει τις διαφορές των δύο μεθόδων προσέγγισης σε σύγκριση με το αρχικό κινούμενο σχέδιο. Έχουν επιλεγεί αρκετά κουφώματα με εμφανή δομικά ελαττώματα.



Σχήμα 4.21: Οπτική σύγκριση του Deep Skinning, του FESAM-WT και των αρχικών πλαισίων για δύο μοντέλα. Έχουν επιλεγεί έξι πλαίσια στα οποία τα δομικά ελαττώματα σημειώνονται με μικρούς κύκλους.

Οι τεχνικές απεικόνισης σφαλμάτων μπορούν να παρέχουν μια εικόνα για τα

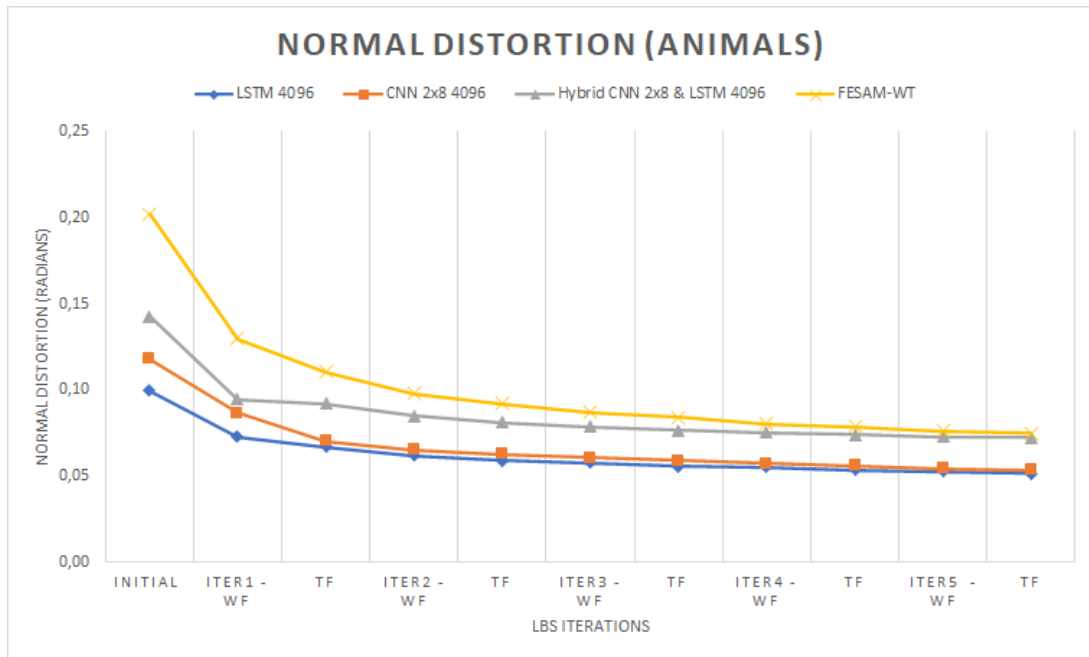
μέρη όπου εμφανίζονται σφάλματα. Χρησιμοποιούμε το turbo colormap[76] για να αναπαραστήσουμε το σφάλμα ανά κορυφή το οποίο είναι φιλικό προς τα αχρωματοψία. Αυτό το σφάλμα είναι η απόσταση σε ένα συγκεκριμένο πλαίσιο της κατά προσέγγιση κορυφής από την αρχική. Το σχήμα 4.22 απεικονίζει το σφάλμα ανά κορυφή σε ένα συγκεκριμένο πλαίσιο για βαθύ skinning και FESAM\_WT.



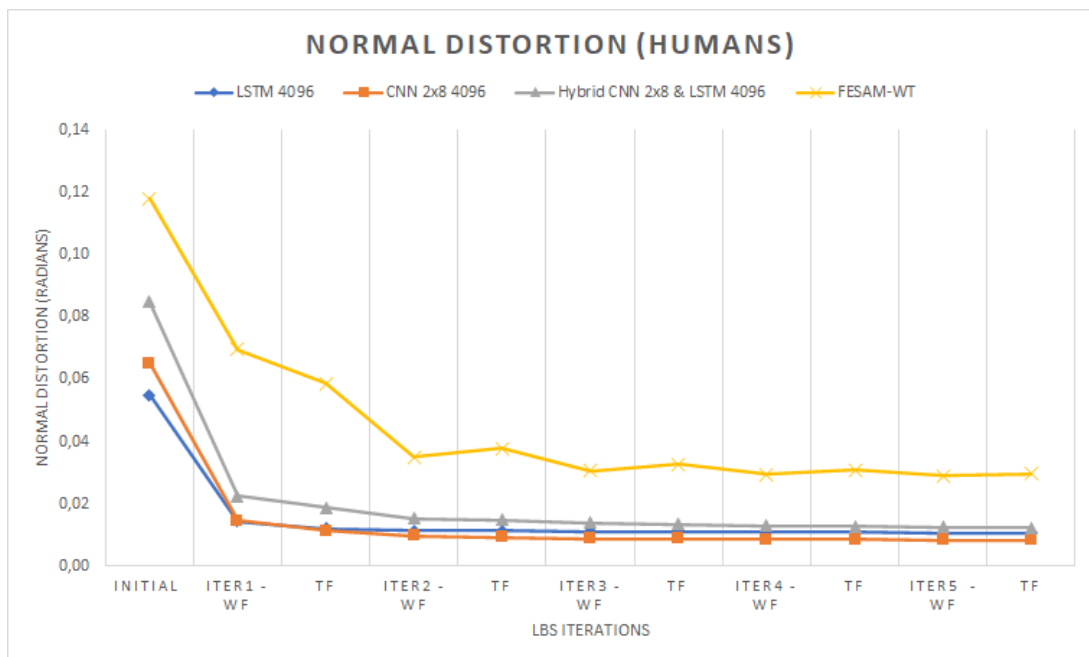
Σχήμα 4.22: Σύγκριση σφαλμάτων απόστασης σε ένα συγκεκριμένο πλαίσιο μεταξύ Deep Skinning και FESAM-WT.

Τέλος, προσφέρουμε τα αποτελέσματα της αξιολόγησης της μέσης παραμόρφωσης των κανονικών διανυσμάτων. Το μέτρο κανονικής παραμόρφωσης δείχνει πόσο κοντά είναι τα κανονικά διανύσματα της κατά προσέγγιση ακολουθίας στα κανονικά διανύσματα της αρχικής ακολουθίας κινούμενων χαρακτήρων. Αυτό καθορίζει πώς θα συμπεριφέρεται ο κατά προσέγγιση χαρακτήρας σε ένα μοντέλο φωτισμού σε σύγκριση με τον αρχικό χαρακτήρα κινούμενων σχεδίων. Τα αποτελέσματα του Σχήματος 4.23 παρουσιάζουν ένα μέσο σφάλμα 0,01 ακτίνων για ανθρώπινους χαρακτήρες και ένα μέσο σφάλμα 0,05 ακτίνων για χαρακτήρες ζώων.





(α) Κανονική παραμόρφωση σε χαρακτήρες ζώων.

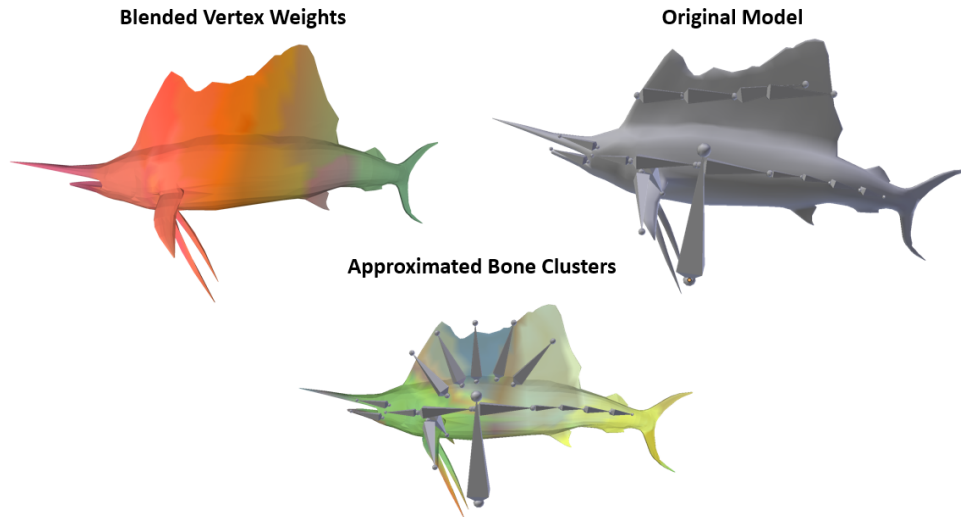


(β) Κανονική παραμόρφωση σε χαρακτήρες ανθρώπων.

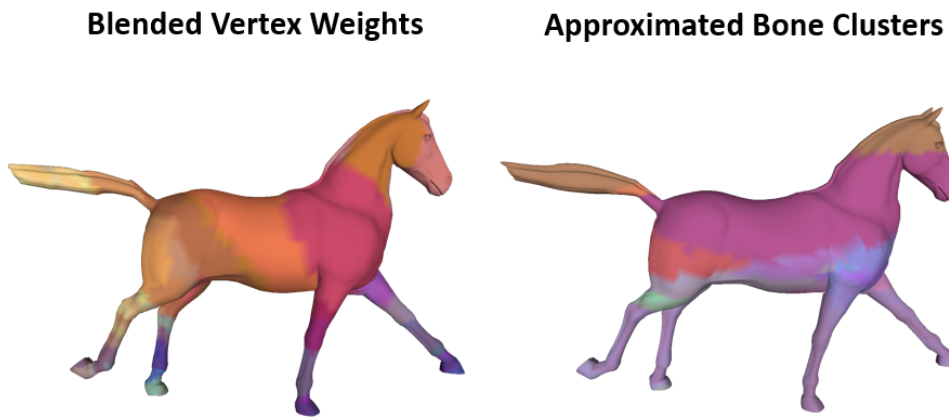
Σχήμα 4.23: Αποτελέσματα μετρικής ποιοτικής κανονικής παραμόρφωσης για ανθρώπους και ζώα.

Παρουσιάσαμε μια μέθοδο που ονομάζεται *Deep Skinning* που τροφοδοτεί μια ακολουθία κινούμενων χαρακτήρων χωρίς υποκείμενο σκελετό ή πληροφορίες εξάρθρωσης/δέρματος σε ένα προεκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο για τη δημιουργία ενός κατά προσέγγιση μοντέλου συμπιεσμένου δέρματος με ψευδο-κόκαλα.

Επιπλέον, έχουμε αναπτύξει ένα εργαλείο μετα-επεξεργασίας που χρησιμοποιώντας το μοντέλο συμπιεσμένης εκδοράς με ψευδοκόκαλα και μετασχηματισμούς ανά πλαίσιο που λαμβάνονται με χρονική βαθιά εκδορά παράγει τον αντίστοιχο ιεραρχικό σκελετό, δεδομένα απολέπισης και μετασχηματισμούς. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας την ομαδοποίηση πλέγματος που προέρχεται από τη μέθοδό μας, τα ψευδοκόκαλα και τους μετασχηματισμούς παράγουμε ένα πλήρως κινούμενο μοντέλο χαρακτήρων. Αυτό επιτυγχάνεται με τα ακόλουθα βήματα: (i) εκτελέστε τακτοποίηση βάρους και εξάγετε συστάδες ασύνδετων κορυφών που επηρεάζονται από κάθε οστό, (ii) βάσει των γειτονικών συστάδων εξάγουν τις αρθρώσεις ολόκληρου του μοντέλου (η δομή του σκελετού) [79] και (iii) τελικά πραγματοποιήστε προσαρμογή θέσης άρθρωσης με γεωμετρικούς περιορισμούς και έναν απλό επανυπολογισμό του προσανατολισμού και της περιστροφής για καθεμία από τις αρθρώσεις που αποδίδει την τελική τους θέση [80]. Το σχήμα 4.24α απεικονίζει την αρχική και κατά προσέγγιση αναπαράσταση ενός τρισδιάστατου μοντέλου. Αυτό το κινούμενο μοντέλο που αποτελείται από κορυφές 14.007 και πρόσωπα 4.669 προσεγγίστηκε από τον αλγόριθμο βαθιάς εκδοράς με συμπλέγματα οστών 24 και έως και έξι βάρη ανά κορυφή.



(α) Πρωτότυπη και κατά προσέγγιση αναπαράσταση για Sailfish.



(β) Κατά προσέγγιση συμπλέγματα οστών και βάρη κορυφών για μια ακολουθία κινήσεων.

Σχήμα 4.24: Πρωτότυπη και κατά προσέγγιση αναπαράσταση.

Το σχήμα 4.24β παρουσιάζει τα υπολογισμένα οστά και τα βάρη για μια ακολουθία κινούμενων χαρακτήρων. Αυτή η ακολουθία κινουμένων σχεδίων αποτελείται από 48 διαφορετικά καρέ από τη σειρά άλογο-καλπασμός. Μετά τον αλγόριθμο Deep Skinning μπορέσαμε να εξαγάγουμε 19 συστάδες οστών και έως και έξι βάρη ανά κορυφή. Στη συνέχεια, δημιουργήσαμε έναν πλήρως κινούμενο χαρακτήρα.

Ο Πίνακας 4.7 παρέχει μια σύγκριση της μεθόδου μας με τέσσερις μεθόδους που παράγουν πραγματικές σκελετικές εξέδρες. Σε αυτήν την περίπτωση του 4.7 παραθέτουμε τα αποτελέσματα από τις εργασίες, καθώς τέτοιες μέθοδοι είναι δύσκολο

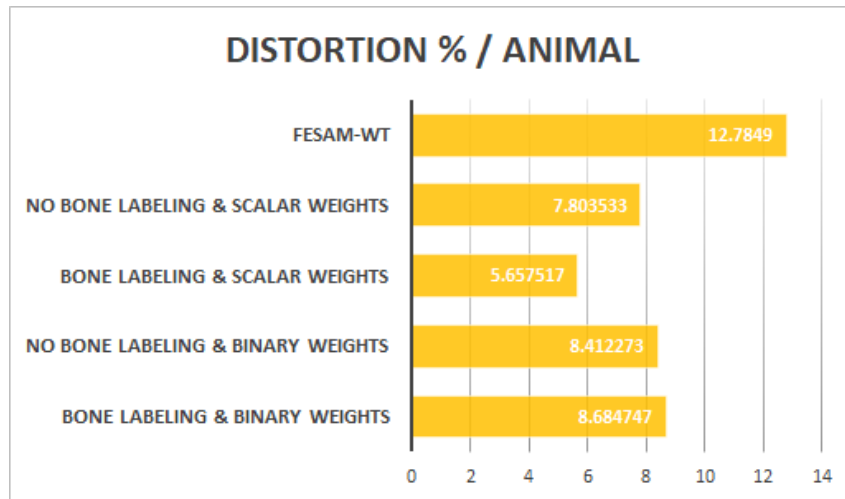
να αναπαραχθούν και αυτό ξεφεύγει από το σκοπό αυτής της εργασίας. Για δύο μοντέλα (*horse gallop* και *samba*) μετρήσαμε το σφάλμα *ERMS* και το ποσοστό ρυθμού συμπίεσης (CRP). Σημειώστε ότι τα αποτελέσματα του [18] μετατράπηκαν στη μέτρηση *ERMS* πολλαπλασιάζοντας με  $\frac{D}{\sqrt{3}}$ , όπου  $D$  είναι η διαγώνιος του πλαισίου οριοθέτησης της υπόλοιπης πόζας.

Input Data			Approximation Error ERMS														
			Our Method			Method A			Method B			Method C			Method D		
Dataset	N	F	Bones	ERMS	CRP	Bones	ERMS	CRP	Bones	ERMS	CRP	Bones	ERMS	CRP	Bones	ERMS	CRP
<i>Horse-gallop</i>	8,431	48	26	0.15	92.5	27	0.19	92.4	27	0.44	92.4	27	1.10	92.4	27	0.88	92.4
<i>Samba</i>	9,971	175	17	0.60	97.6	22	0.63	97.4	22	1.29	97.4	22	1.57	97.4	22	1.79	97.4

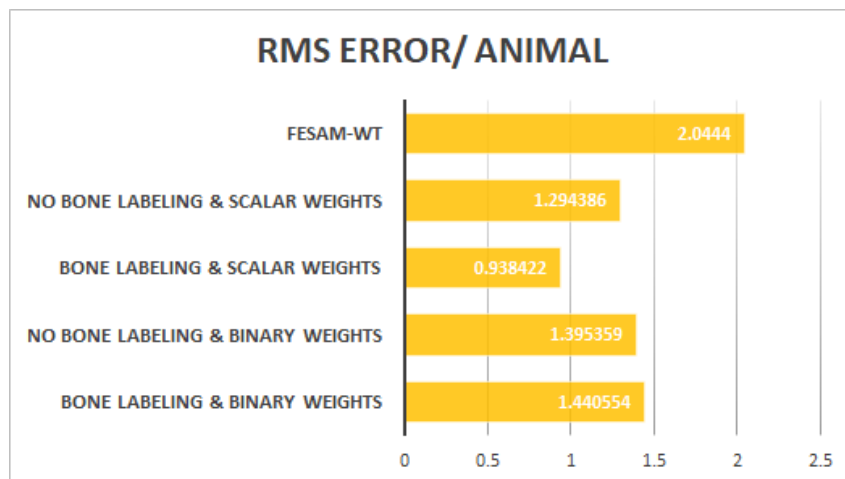
Πίνακας 4.7: Σύγκριση μεταξύ του Deep Skinning και τεσσάρων μεθόδων. Συγκριμένα Μέθοδος A [18], Μέθοδος B [77], Μέθοδος C [78], Μέθοδος D [17].

Για το μοντέλο καλπασμού αλόγων, η μέθοδος μας προσεγγίζει την ακολουθία χρησιμοποιώντας 26 οστά και επιτυγχάνει μικρότερο σφάλμα *ERMS* σε σύγκριση με όλες τις προηγούμενες μεθόδους. Για το μοντέλο σάμπα η μέθοδος μας χρησιμοποιεί 17 οστά και υπερέρχει όλων των προηγούμενων μεθόδων.

Τα σχήματα 4.25 και 4.26 παρέχουν μια συγκριτική αξιολόγηση της μεθόδου μας με την πιο ικανή προσέγγιση απολέπισης FESAM. Ο αρχικός αλγόριθμος FESAM ακολουθεί τρία βήματα βελτιστοποίησης με το πρώτο βήμα να είναι η διαδικασία βελτιστοποίησης της αρχικής στάσης κάτι που δεν είναι συμβατό με το παραδοσιακό αγωγοί κινούμενων χαρακτήρων. Για αυτόν τον λόγο αυτό το βήμα δεν περιλαμβάνεται στα πειράματά μας και στη συνέχεια χρησιμοποιούμε την προσέγγιση FESAM-WT με δύο βήματα (βάρος και βελτιστοποίηση μετασχηματισμού). Πιο συγκεκριμένα, αξιολογούμε την απόδοση του Η προσέγγισή μας με σφάλματα παραμόρφωσης και RMS για τις τέσσερις περιπτώσεις σκελετικής ονοματολογίας και δυαδικών βαρών έναντι βαθμωτών σε σύγκριση με το FESAM-WT. Με βάση τα αποτελέσματα η η τεχνική συνεπούς ομομοτολογίας των οστών με διακύμανση βαθμωτών βαρών της μεθόδου μας αποδίδει συνολικά καλύτερα μεταξύ των τριών παραλλαγών τόσο σε χαρακτήρες ζώων όσο και σε ανθρώπους.

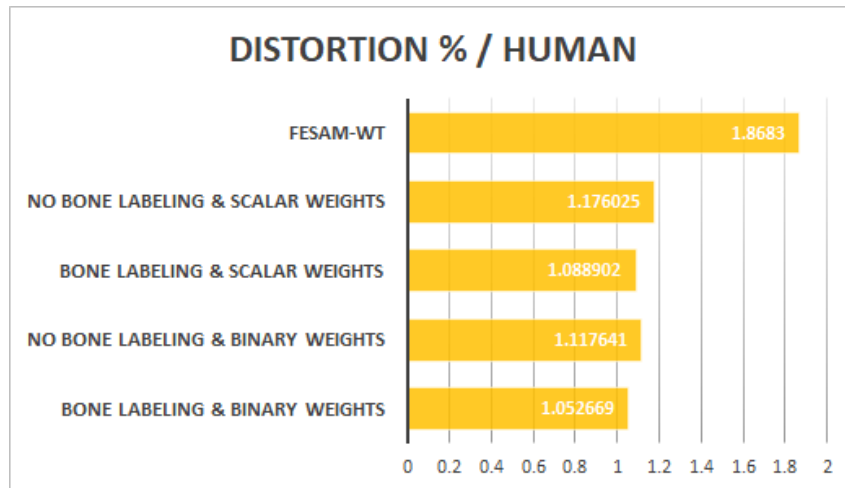


(α) Μέτρηση σφάλματος ποσοστού παραμόρφωσης για χαρακτη-  
κτῆρες ζώων.

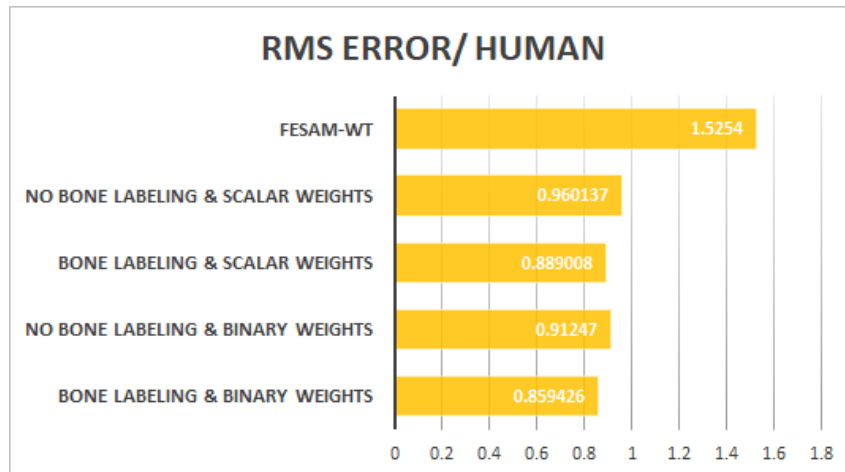


(β) Μέτρηση μέσου τετραγώνου σφάλματος ρίζας για ζώα.

Σχήμα 4.25: Αποτελέσματα ποσοτικών σφαλμάτων για χαρακτη-  
κτῆρες ζώων.



(α) Μέτρηση σφάλματος ποσοστού παραμόρφωσης σε ανθρώπινους χαρακτήρες.



(β) Μέτρηση σφάλματος ρίζας μέσου τετραγώνου σε ανθρώπινους χαρακτήρες.

Σχήμα 4.26: Αποτελέσματα ποσοτικών σφαλμάτων για ανθρώπινους χαρακτήρες.

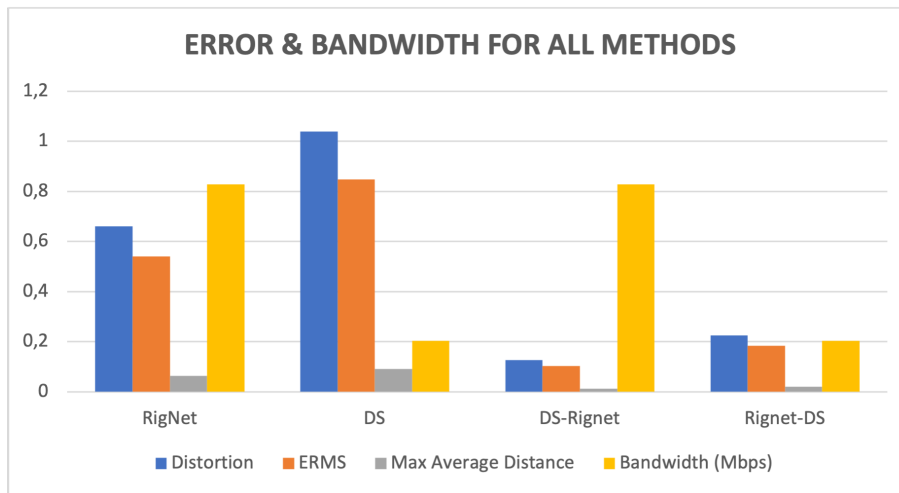
Ο Πίνακας 4.8 είναι μια σύγκριση της μεθόδου μας με άλλες παρόμοιες μεθόδους που παράγουν σχήματα LBS με ψευδοκόκαλα όταν παρουσιάζονται με διάφορες ακολουθίες κινούμενων χαρακτήρων αναφοράς από τη βιβλιογραφία. Πιο συγκεκριμένα, ο Πίνακας 4.8 παρουσιάζει μια σύγκριση της μεθόδου μας με τέσσερις ακολουθίες κινούμενων χαρακτήρων αναφοράς, που δεν παράγονται από πλήρως κινούμενα rigs, με όλους τους προηγούμενους συνδυασμούς μεθόδων LBS, quaternion-based και SVD.  $N$  είναι ο αριθμός των κορυφών,  $F$  είναι ο αριθμός των πλαισίων και ο αριθμός σε στρογγυλές αγκύλες είναι το αποτέλεσμα της μεθόδου που συνδυάζεται με το SVD. Η μέθοδός μας παράγει καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά τόσο το

σφάλμα όσο και το ρυθμό συμπίεσης σε σύγκριση με τις μεθόδους I-IV. Η Μέθοδος V αναφέρεται μόνο για αναφορά, καθώς αποδίδει εντυπωσιακά αποτελέσματα όσον αφορά το σφάλμα αυξάνοντας σημαντικά τον χώρο παραμέτρων του προβλήματος, αλλά δεν είναι συμβατή με καμία από τις τυπικές γραμμές κινούμενων χαρακτήρων.

Approximation Error ERMS																
Input Data			Our Method		Method I		Method II		Method III		Method IV		Method V		Compression Rate	
Dataset	N	F	Bones	ERMS	Bones	ERMS	Bones	ERMS	Bones	ERMS	Bones	ERMS	Bones	ERMS	OURS	I-IV
Horse-gallop	8.431	48	26	0.15	30	2.3(0.3)	30	4.9(2.9)	30	1.3	30	2.4	-	2E-5	92.5	92.3
Elephant-gallop	42.321	48	18	0.35	25	2.6(0.5)	25	15(6.5)	25	1.4	25	2.3	-	6E-5	93.59	93.51
Camel-gallop	21.887	48	16	0.22	23	3.1(0.5)	23	4.7(2.2)	23	1.4	23	2.8	-	2E-4	93.45	93.33
Samba	9.971	175	17	0.60	30	8.6(3.6)	30	11.4(6)	30	1.5	30	4	-	0.2	97.6	97.4

Πίνακας 4.8: Συγκριτική αξιολόγηση της μεθόδου μας έναντι της μεθόδου I [1], μεθόδου II [2], μεθόδου III [3], μεθόδου IV [4], μεθόδου V [5].

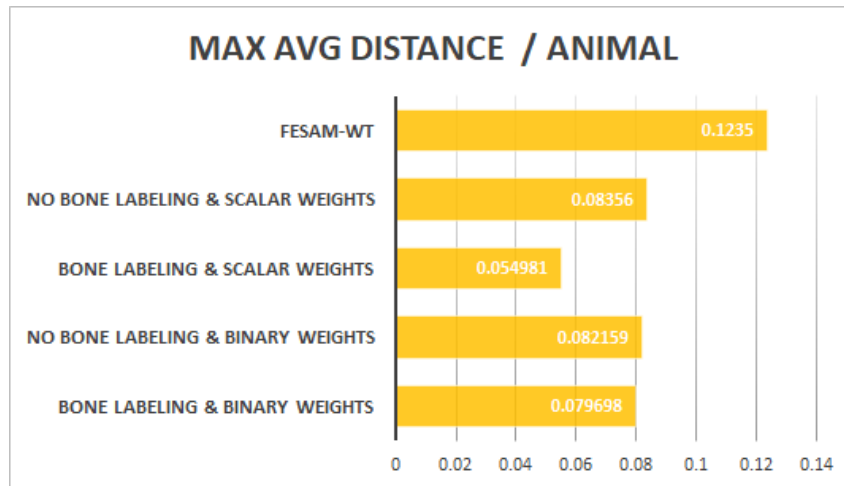
Τέλος, πραγματοποιήσαμε πειράματα για τη μελέτη της απόδοσης του αποτελέσματος της σύντηξης δύο σχημάτων LBS. Για το σκοπό αυτό έχουμε συγχωνεύσει τη μέθοδο Deep Skinning (DS) και το Rignet και προσδιορίσαμε την απόδοση των σχημάτων LBS: Rignet-DS και DS-Rignet. Αυτά τα σχήματα απέδωσαν χαμηλότερα σφάλματα υπερτερώντας τόσο του Rignet όσο και του DS. Αυτό απεικονίζεται στο σχήμα 4.27 όπου οι απαιτήσεις εύρους ζώνης απεικονίζονται επίσης για να μας δώσουν μια καλύτερη κατανόηση της συνολικής απόδοσης. Θυμηθείτε ότι το Rignet και το DS-Rignet έχουν τον ίδιο αριθμό οστών (τα οστά που παράγονται από το Rignet). Ομοίως, το DS και το Rignet-DS έχουν τον ίδιο αριθμό οστών (τα οστά που παράγονται από το DS). Επομένως, το Rignet και το DS-Rignet είναι χειρότερα όσον αφορά την κατανάλωση εύρους ζώνης, επειδή το Rignet χρησιμοποιεί κατά μέσο όρο τέσσερις φορές περισσότερα κόκαλα σε σύγκριση με το DS. Ωστόσο, το DS-Rignet παρουσιάζει λιγότερα σφάλματα από το Rignet και το Rignet-DS παρουσιάζει λιγότερα σφάλματα από το DS. Επομένως, η σύντηξη βελτιώνει τα δύο σχήματα LBS χρησιμοποιώντας πληροφορίες και από τα δύο.



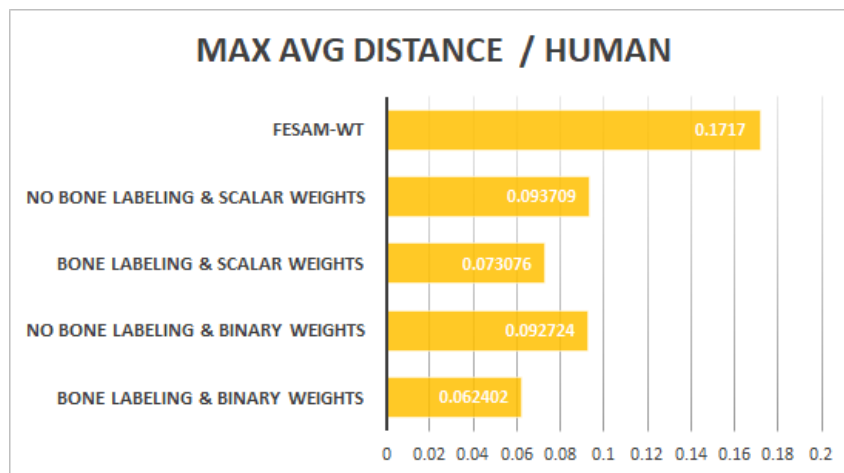
Σχήμα 4.27: Σφάλματα και εύρος ζώνης των τεσσάρων παραλλαγών που προέρχονται από το συνδυασμό σχημάτων DS και Rignet. Τα αποτελέσματα σε αυτό το σχήμα απεικονίζουν τη μέση παραμόρφωση, το ERMS, τον μέγιστο μέσο όρο και το εύρος ζώνης για ανθρώπινα μοντέλα

Χρησιμοποιούμε το μέτρο αξιολόγησης ποιότητας MaxAvgDist. Αυτό είναι ένα μέτρο που δείχνει πόσο μακριά από την οπτική ποιότητα των δημιουργούμενων καρέ από την αρχική ακολουθία πλαισίων. Οι χαμηλές τιμές μέτρησης αντιστοιχούν σε μοντέλα υψηλής ποιότητας.





(α) Μέγιστη μέση απόσταση σε χαρακτήρες ζώων.



(β) Μέγιστη μέση απόσταση σε ανθρώπινους χαρακτήρες.

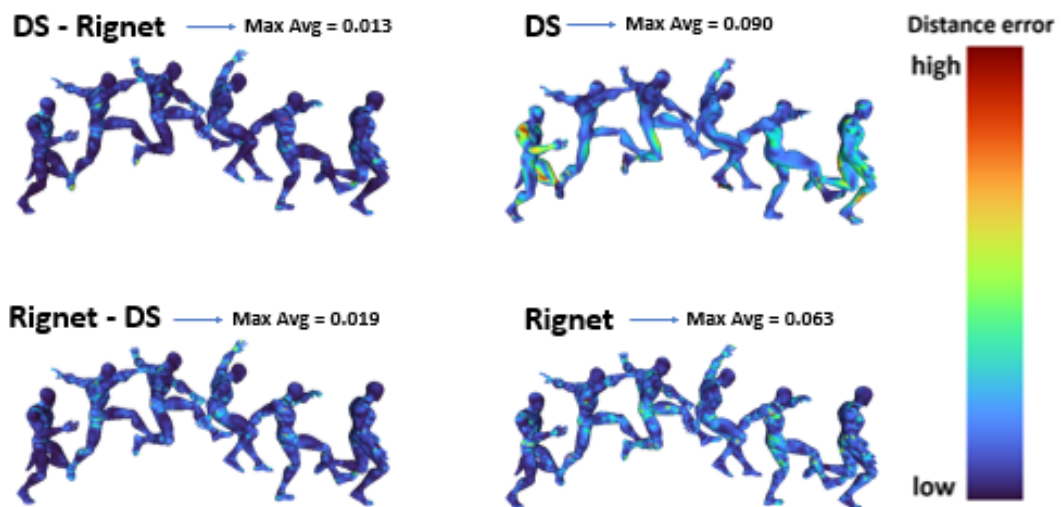
Σχήμα 4.28: Αποτελέσματα μετρικών ποιοτικών σφαλμάτων για ανθρώπους και ζώα.

Το σχήμα 4.28 υποδηλώνει ότι η τεχνική συνεπούς ομοματολογίας με βαθμωτά βάρη αποδίδει αποτελέσματα με καλύτερο μέτρο ποιότητας σε σύγκριση με το FESAM-WT. Τα σχήματα 4.28α και 4.28β επιβεβαιώνουν τα ποσοτικά αποτελέσματα.

Η βασική αξία της διαδικασίας συνδυασμού είναι ότι συγχωνεύει δύο πηγές πληροφοριών (σχήματα LBS) για πιο ακριβές οπτικό αποτέλεσμα. Για το σκοπό αυτό, έχουμε συγχωνεύσει το αποτέλεσμα του Rignet με το αποτέλεσμα της μεθόδου DS μας. Το Rignet παρέχει πληροφορίες για οστά που έχουν δημιουργηθεί από το στατικό πλέγμα. Το Deep Skinning ανιχνεύει τα οστά ομαδοποιώντας τις κορυφές χρησιμοποιώντας τις τροχιές τους. Το Rignet παράγει συνήθως περισσότερα οστά

σε σύγκριση με αυτά που παράγει το DS ως οστά μεσολάβησης. Το DS περιέχει χρήσιμες πληροφορίες ομαδοποίησης κορυφών που συνάγονται από τις τροχιές των κορυφών.

Το συγχωνευμένο σχήμα DS-Rignet διατηρεί τον μεγάλο αριθμό οστών από το Rignet και αξιοποιεί τις δυναμικές πληροφορίες από το DS. Το σχήμα Rignet-DS χρησιμοποιεί τη δομή των οστών του DS και την ομαδοποίηση κορυφής που προτείνεται από τις ιδιότητες του στατικού πλέγματος. Η οπτική ποιότητα των τεσσάρων σχημάτων απεικονίζεται στο σχήμα 4.29.



Σχήμα 4.29: Εικονογράφηση σφάλματος απόστασης για το Spiderman για τα αρχικά σχήματα (Rignet και LBS) και τα δύο συνδυασμένα σχήματα (DS-Rignet και Rignet-DS).

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

# ΒΕΛΤΙΩΣΗ ΤΗΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΚΙΝΗΣΗΣ ΜΗ ΑΡΘΡΩΤΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΩΝ

- 
- 5.1 Τεχνικές Ομαδοποίησης Περιοχών του Πλέγματος με Υψηλό Σφάλμα
  - 5.2 Τεχνική Συσσωματικής Γεωδαιτικής Συσταδοποίησης
  - 5.3 Εισαγωγή Πρόσθετων Οστών και Ρύθμιση των Βαρών
  - 5.4 Πειραματική Αξιολόγηση
- 

Τα παραμορφώσιμα μοντέλα είναι καμπύλες ή επιφάνειες που ορίζονται σε έναν τομέα όπου που μπορούν να κινηθούν υπό την επίδραση εσωτερικών δυνάμεων που εισέρχονται μέσα στο ίδιο το μοντέλο και εξωτερικών δυνάμεων που υπολογίζονται από τα δεδομένα.

Επιπρόσθετα, η άκαμπτη κίνηση είναι αλλιώς γνωστή ως άκαμπτος μετασχηματισμός και συμβαίνει όταν ένα σημείο ή ένα αντικείμενο μετακινείται, αλλά το μέγεθος και το σχήμα παραμένουν τα ίδια. Η ενασχόληση με την άκαμπτη κίνηση, αφορά συνήθως δύο αντικείμενα που δείχνουν τον μετασχηματισμό. Το αρχικό αντικείμενο ονομάζεται προ-εικόνα και τα σημεία του επισημαίνονται με κεφαλαία γράμματα. Αφού μετακινηθεί, η μετασχηματισμένη εικόνα ονομάζεται απλώς εικόνα. Τα σημεία της μετασχηματισμένης εικόνας σημειώνονται με απόστροφο. Προκειμένου η κίνηση να είναι άκαμπτη, η προ εικόνα και η εικόνα πρέπει να είναι ταυτόσημες.

Γενικά, ένας μη άκαμπτος μετασχηματισμός είναι η κίνηση που δεν διατηρεί το σχήμα των αντικειμένων. Παρατηρώντας έναν τυπικό πίνακα μετασχηματισμού, οι

άκαμπτοι μετασχηματισμοί θα περιλαμβάνουν τη μεταφορά, την περιστροφή και την ανάκλαση. Η διάτμηση και η κλιμάκωση με την σειρά τους, εμπίπτουν στην κατηγορία των συγγενικών μετασχηματισμών και η προοπτική είναι φυσικά μετασχηματισμός προοπτικής. Υπάρχει λοιπόν μια ιεραρχία τύπων μετασχηματισμών.

Η πρώτη κατηγορία αφορά τα "Rigid transforms", που αφορούν την μεταφορά, ανάκλαση και περιστροφή. Αυτά διατηρούν τις αποστάσεις μεταξύ κάθε ζεύγους σημείων σε αντικείμενα. Η επόμενη κατηγορία είναι οι "affine transforms", και έχουν να κάνουν με άκαμπτα αντικείμενα, διάτμηση και (πιθανώς μη ομοιόμορφη) κλιμάκωση. Τέλος υπάρχουν και οι "perspective transforms" όπου στην ουσία είναι affine συνδυαστικά με μετασχηματισμούς προοπτικής.

Στα γραφικά υπολογιστών, η παραμόρφωση ελεύθερης μορφής (FFD) είναι μια γεωμετρική τεχνική που χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση απλών παραμορφώσεων άκαμπτων αντικειμένων. Βασίζεται στην ιδέα του εγκλεισμού ενός αντικειμένου μέσα σε έναν κύβο.

Η κίνηση των ιεραρχιών του πλέγματος του μοντέλου, είναι ένας καλός τρόπος απεικόνισης της κίνησης ενός αντικειμένου, αλλά προσφέρει ελάχιστα στην απεικόνιση του χαρακτήρα ή της κατάστασης. Σε πεδία εκτός από τα γραφικά υπολογιστών, οι χρήστες έχουν πολλά μέρη ενός χαρακτήρα για να μεταφέρουν εκφράσεις. Με τις τρέχουσες τεχνικές animation, τέτοια υπερβολή δεν είναι δυνατή. Ένα αντικείμενο γενικά παραμένει το ίδιο σχήμα σε όλο το παιχνίδι.

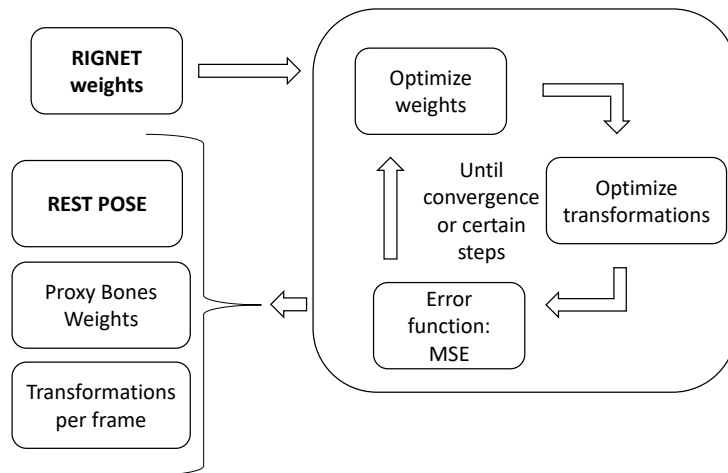
Η παραμόρφωση των κορυφών μέσα σε ένα πλέγμα είναι ο τομέας της κίνησης μαλακών αντικειμένων. Μέχρι πρόσφατα, αυτή η διαδικασία ήταν απλώς πολύ δαπανηρή για να ληφθεί υπόψη σε πραγματικό χρόνο. Ωστόσο, η κινούμενη εικόνα με μαλακά αντικείμενα γίνεται υπολογιστικά προσιτή και μπορεί να βελτιώσει σημαντικά το τελικό αποτέλεσμα. Υπάρχουν πολλές περιπτώσεις όπου μια τεχνική για την παραμόρφωση σε ένα πλέγμα θα μπορούσε να εφαρμοστεί σε παιχνίδια.

## 5.1 Τεχνικές Ομαδοποίησης Περιοχών του Πλέγματος με Υψηλό Σφάλμα

Στην ενότητα αυτή θα αναλυθούν μέθοδοι για τη βελτίωση συμπιεσμένων ακολουθιών κίνησης για μη αρθρωτούς χαρακτήρες ή για χαρακτήρες με σημεία υψηλής παραμόρφωσης. Μέτα από έρευνα και μελέτη στο κομμάτι αυτό καταλήξαμε στο

σχεδιασμό ενός αλγορίθμου που βελτιώνει το σφάλμα μιας συμπιεσμένης κίνησης, αναλύοντας τις κορυφές που επιδεικνύουν μεγάλο σφάλμα. Οι κορυφές αυτές ομαδοποιούνται χρησιμοποιώντας συσσωματική συσταδοποίηση σύμφωνα με τη γεωδαιτική τους απόσταση και μετά προστίθενται νέα οστά επιρροής για τις κορυφές της κάθε συστάδας. Παρουσιάζεται ένας αλγόριθμος για τη ρύθμιση των βαρών επιρροής.

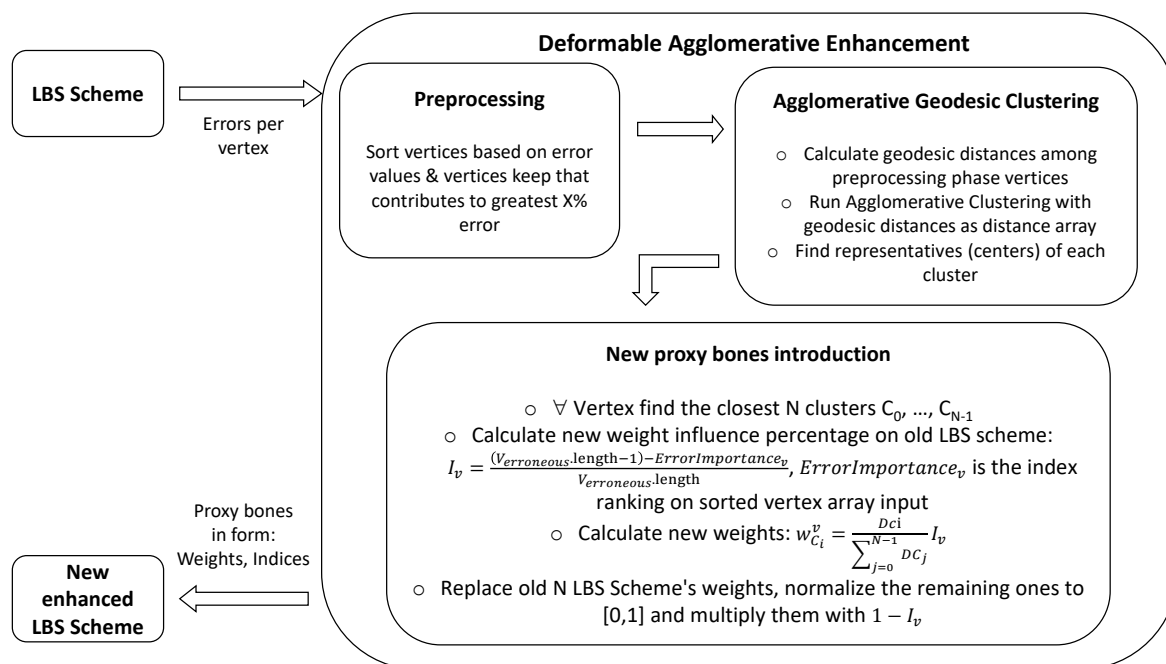
Επιπρόσθετα, εισάγουμε μια νέα μέθοδο που παράγει εξαιρετικά αποτελέσματα αξιοποιώντας την ισχύ μιας διαδικασίας που ονομάζετε LBS συνδυαστικά με την γνωστή μέθοδο RIGNET [81] που παράγει σημαντική βελτίωση τόσο σε σύγκριση με το απλό RIGNET όσο και σε αυτήν αντίστοιχα.



Σχήμα 5.1: Σχηματική απεικόνιση του σχήματος RIGNET - LBS.

Η ιδέα πίσω από αυτή τη νέα μέθοδο θα αναλυθεί παρακάτω. Ένα επιπλέον στρώμα επαναληπτικών υπολογισμών βάρους και μετασχηματισμού μπορεί να βελτιώσει την απόδοση του RIGNET με τα ίδια ακριβώς οστά που δημιούργησε η αρχική μέθοδος. Με αυτόν τον τρόπο, απλώς βελτιώνουμε σημαντικά την αποτελεσματικότητα του RIGNET αξιοποιώντας μια διαδικασία βελτιστοποίησης για την επίλυση ενός γραμμικού προβλήματος. Έτσι, το σχήμα RIGNET LBS εκτελείται ως εξής μετά την εξαγωγή βαρών του RIGNET:

- Υπολογίστε νέους μετασχηματισμούς με βάση τα προαναφερθέντα βάρη



Σχήμα 5.2: Συσσωματωτική Γεωδαιτική Ενίσχυση για παραμορφώσιμα τρισδιάστατα κινούμενα μοντέλα.

- Υπολογίστε νέα βάρη με βάση νέους μετασχηματισμούς
- Μεταβείτε στο 1 (επαναλάβετε αυτά τα βήματα) έως ότου επιτευχθεί ένα όριο βημάτων ή σύγκλιση

Το τελικό αποτέλεσμα είναι μια προσέγγιση του αρχικού κινούμενου τρισδιάστατου μοντέλου που παρέχεται με τη μορφή Rest Pose, Proxy Bones' Weights and Transformations σε όλα τα καρέ.

Και στη μηχανική μάθηση, συχνά ομαδοποιούμε παραδείγματα ως πρώτο βήμα για να κατανοήσουμε ένα θέμα (σύνολο δεδομένων) σε ένα σύστημα μηχανικής μάθησης. Η ομαδοποίηση παραδειγμάτων χωρίς ετικέτα ονομάζεται ομαδοποίηση.

Καθώς τα παραδείγματα είναι χωρίς ετικέτα, η ομαδοποίηση βασίζεται σε μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση. Εάν τα παραδείγματα φέρουν ετικέτα, τότε η ομαδοποίηση γίνεται ταξινόμηση.

Σύμφωνα με τις τεχνικές που έχουμε υλοποιήσει ήδη, δηλαδή τις Deep skinning, τα συστήματα FESAM [3] και RIGNET-LBS, μπορούμε να παράγουμε ακολουθίες με υψηλή συμπίεση κινήσεων που προσεγγίζουν τις θέσεις των αρχικών κορυφών κατά μήκος των πλαισίων στη γενική περίπτωση. Ωστόσο, αυτές οι μέθοδοι είτε στερούνται ικανότητα αποτελεσματικότητας σε παραμορφώσιμα τρισδιάστατα κινούμενα

μενα μοντέλα, είτε είναι δυνατόν να βελτιώσουν τέτοιες προκλητικές περιπτώσεις προσέγγισης/συμπίεσης κινουμένων σχεδίων.

Ένας βασικός παράγοντας για τη σημαντική συμβολή σε έναν πιο αποτελεσματικό τρόπο για βελτιωμένες εκτιμήσεις είναι οι γεωδαιτικές πληροφορίες του πλέγματος, έτσι ώστε όχι μόνο να χρησιμοποιείται κάθε μέθοδος αλλά και μια υψηλής ποιότητας εκχώρηση κορυφών σε συστάδες. Αυτές οι ομάδες σχηματίζονται και παρέχουν πρόσθετες πληροφορίες που απαιτούνται για την παραγωγή καλύτερης εκτίμησης των οστών μεσολάβησης. Για παράδειγμα, στο Deep Skinning ο συνδυασμός πληροφοριών για τροχιές κορυφών μαζί με γεωδαιτικά δεδομένα που εξάγονται από το πλέγμα του κινούμενου τρισδιάστατου μοντέλου παράγει πιο ελεγχόμενες κινήσεις κορυφής που είναι πιο κοντά στην αρχική είσοδο στα καρέ.

Ένα απλό μέτρο της απόστασης μεταξύ δύο κορυφών σε ένα γράφημα είναι η συντομότερη διαδρομή μεταξύ των κορυφών. Τυπικά, η γεωδαιτική απόσταση μεταξύ δύο κορυφών είναι το μήκος ως προς τον αριθμό των ακμών της συντομότερης διαδρομής μεταξύ των κορυφών. Για δύο κορυφές που δεν συνδέονται σε ένα γράφημα, η γεωδαιτική απόσταση ορίζεται ως άπειρη.

Τα εργαλεία απόστασης περιλαμβάνουν μια επιλογή για την εκτέλεση υπολογισμών χρησιμοποιώντας επίπεδη απόσταση ή γεωδαιτική απόσταση. Η επίπεδη απόσταση είναι ευκλείδεια απόσταση που υπολογίζεται σε ένα δισδιάστατο καρτεσιανό σύστημα συντεταγμένων. Η γεωδαισιακή απόσταση υπολογίζεται σε έναν τρισδιάστατο σφαιρικό χώρο ως η απόσταση από την καμπύλη επιφάνεια του κόσμου.

Χρησιμοποιώντας τη γεωδαιτική απόσταση, μπορούμε να ορίσουμε πολλές άλλες χρήσιμες μετρήσεις για ανάλυση γραφημάτων και ομαδοποίηση. Δίνοντας ένα γράφημα  $G=(V,E)$ , όπου  $V$  είναι το σύνολο των κορυφών και  $E$  το σύνολο των ακμών, ορίζουμε τα εξής: Για μια κορυφή  $v \in V$ , η εκκεντρότητα του  $v$ , που συμβολίζεται  $eccen(v)$ , είναι η μεγαλύτερη γεωδαιτική απόσταση μεταξύ  $v$  και οποιασδήποτε άλλης κορυφής  $u \in V-v$ . Η εκκεντρότητα του  $v$  καταγράφει πόσο μακριά είναι το  $v$  από την πιο απομακρυσμένη κορυφή του στο γράφημα.

Για το σκοπό αυτό, έχουμε αναπτύξει μια νέα μέθοδο ως μια πιο γενική προσέγγιση τόσο για την επίλυση της ανικανότητας των μεθόδων στο πρόβλημα προσέγγισης της παραμόρφωσης και συμπίεσης όσο και για τη βελτίωση του αποτελέσματος ακόμη και σε μεθόδους που έχουν την ικανότητα να παράγουν συμπιεσμένα παραμορφώσιμα κινούμενα μοντέλα. Σε όλες τις περιπτώσεις, εστίασαμε και εφαρμό-

σαμε τη νέα μας τεχνική για την εξαγωγή οστών μεσολάβησης σε σχήματα LBS που έχουν αποδειχθεί ικανά να παρέχουν υψηλής ποιότητας συμπίεση με εντυπωσιακά οπτικά αποτελέσματα.

Μια επισκόπηση των προαναφερθέντων βημάτων που παρουσιάζονται επιπλέον με πιο λεπτομερή τρόπο παρουσιάζεται παρακάτω στο 5.2, 5.3. Η φάση προ επεξεργασίας, η συσσωρευτική γεωδαισιακή ομαδοποίηση και η εισαγωγή νέων οστών μεσολάβησης σε οποιοδήποτε Σχέδιο LBS παρουσιάζονται με απλό τρόπο.

## 5.2 Τεχνική Συσσωματικής Γεωδαιτικής Συσταδοποίησης

Η ιεραρχική ομαδοποίηση χρησιμοποιείται έτσι ώστε η εξαγωγή γεωδαιτικών πληροφοριών να καθιστά δυνατή τη βελτίωση των κατά προσέγγιση παραμορφώσιμων κινούμενων χαρακτήρων των σχημάτων LBS. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήσαμε το Agglomerative Clustering, το οποίο είναι ένας πολύ γνωστός τύπος ιεραρχικής ομαδοποίησης δειγμάτων σε συστάδες με βάση την ομοιότητά τους. Στην αρχική κατάσταση της μεθόδου συσσωματώσεως, κάθε δείγμα θεωρείται ως ξεχωριστή συστάδα. Σε κάθε επόμενο βήμα τα συμπλέγματα συγχωνεύονται διαδοχικά δημιουργώντας μια δομή βασισμένη σε δέντρο (που ονομάζεται δενδόγραμμα) έως ότου όλα τα συμπλέγματα συγχωνευθούν σε ένα, με όλα τα δείγματα. Σε αυτή την εργασία, προτείνουμε τη Συσσωρευτική Γεωδαιτική Ομαδοποίηση στην οποία οι ομοιότητες μεταξύ των κορυφών ορίζονται με βάση τις γεωδαιτικές αποστάσεις μεταξύ τους.

Επιπλέον, η νέα προτεινόμενη μέθοδος ομαδοποίησης χρησιμοποιείται όχι σε όλες τις κορυφές πλέγματος αλλά σε κορυφές που αποδείχθηκαν υψηλού σφάλματος και συμβάλλουν περισσότερο στο συνολικό σφάλμα απόστασης του κατά προσέγγιση αποτελέσματος από το αρχικό. Επομένως, χρειάζεται μια φάση προ επεξεργασίας ώστε να ανιχνεύονται τέτοιες προβληματικές κορυφές και στη συνέχεια να διορθώνεται ή να βελτιώνεται ως επόμενο βήμα το σφάλμα απόστασής τους από τον αρχικά παραμορφώσιμο χαρακτήρα. Κατά συνέπεια, η Συσσωρευτική Γεωδαιτική Συστάδα χρησιμοποιείται για την ανίχνευση τέτοιων κορυφών.

Η φάση προ επεξεργασίας διεξάγεται μετά την εκτέλεση του αρχικού σχήματος LBS που βρίσκει όλες τις μέσες αποστάσεις κορυφών στο χρόνο. Στη συνέχεια, καταλήξαμε πειραματικά στο συμπέρασμα ότι η ορθότητα αυτών των κορυφών που συμβάλλουν σε μεγάλο βαθμό στο συνολικό σφάλμα σε ποσοστό 70% σφάλματος



είναι αρκετή για να βελτιώσει το οπτικό κατά προσέγγιση αποτέλεσμα σε παραμορφώσιμες περιπτώσεις. Μέσα από μία σειρά πειραμάτων σε διαφορετικά ποσοστά και σε διαφορετικά μοντέλα προσπαθήσαμε να βρούμε το ποσοστό αυτό που θα μας δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα. Αυτή η συνεισφορά σφάλματος 70% όπως φαίνεται και στον πίνακα παρακάτω, οδηγεί στη βελτίωση 70 – 80% των κορυφών ανάλογα με τη δομή του μοντέλου.

ERMS	Reaction	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM
Bones		Aggl.Clusters 10	Aggl.Clusters 20	Aggl.Clusters 40	Aggl.Clusters 50	Aggl.Clusters 70	Aggl.Clusters 80
initial	1.160099	0.808319	0.5636	0.545151	0.506798	0.451051	0.432143
iter1 - WF	0.540546	0.342818	0.208967	0.209302	0.187304	0.143912	0.12888
TF	0.41449	0.255235	0.15105	0.150044	0.141127	0.098446	0.090485
iter2 - WF	0.372433	0.219835	0.13354	0.126902	0.123109	0.085361	0.079319
TF	0.346797	0.199402	0.124805	0.115739	0.109827	0.078892	0.073633
iter3 - WF	0.327032	0.187023	0.118827	0.108641	0.101792	0.074647	0.070008
TF	0.311153	0.177891	0.113889	0.10316	0.096385	0.071144	0.067381
iter4 - WF	0.299602	0.171547	0.109943	0.098979	0.092672	0.068465	0.065459
TF	0.29052	0.166402	0.106361	0.095561	0.089651	0.066175	0.063844
iter5 - WF	0.283771	0.162343	0.103545	0.092846	0.087319	0.064393	0.062541
TF	0.278	0.158793	0.101046	0.090278	0.085275	0.062839	0.061269

Dis_Per	Reaction	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM
Bones		Aggl.Clusters 10	Aggl.Clusters 20	Aggl.Clusters 40	Aggl.Clusters 50	Aggl.Clusters 70	Aggl.Clusters 80
initial	16.033516	11.171625	7.789412	7.534429	7.004365	6.233886	5.972572
iter1 - WF	7.470791	4.738019	2.888098	2.892731	2.588694	1.988977	1.781221
TF	5.728585	3.527558	2.087634	2.073727	1.950496	1.360598	1.250572
iter2 - WF	5.14733	3.038298	1.845635	1.753895	1.701463	1.179761	1.096248
TF	4.793021	2.755896	1.724902	1.599612	1.517901	1.090358	1.017672
iter3 - WF	4.519845	2.584817	1.642288	1.501507	1.40685	1.031686	0.967572
TF	4.300393	2.4586	1.574038	1.425753	1.332118	0.983268	0.931265
iter4 - WF	4.140738	2.370922	1.519497	1.367973	1.280806	0.946244	0.9047
TF	4.015223	2.299806	1.470002	1.320727	1.239043	0.914592	0.882374
iter5 - WF	3.921952	2.243712	1.43107	1.283213	1.206814	0.889966	0.864372
TF	3.842184	2.194648	1.396532	1.247722	1.178571	0.868492	0.846785

AVG_Max_Distance	Reaction	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM
Bones		Aggl.Clusters 10	Aggl.Clusters 20	Aggl.Clusters 40	Aggl.Clusters 50	Aggl.Clusters 70	Aggl.Clusters 80
initial	0.069698	0.09392	0.066697	0.055767	0.053075	0.067019	0.048133
iter1 - WF	0.032886	0.024542	0.017661	0.021532	0.020831	0.017961	0.015414
TF	0.026298	0.021109	0.015608	0.016903	0.01836	0.013274	0.011745
iter2 - WF	0.025377	0.019151	0.015042	0.016015	0.016961	0.012795	0.010972
TF	0.024004	0.018938	0.014456	0.015378	0.018303	0.011876	0.010293
iter3 - WF	0.02324	0.018387	0.01442	0.014912	0.016676	0.011598	0.010289
TF	0.022598	0.01777	0.013921	0.014047	0.016835	0.010898	0.009968
iter4 - WF	0.021855	0.017742	0.013716	0.013898	0.016221	0.010776	0.010087
TF	0.021382	0.016982	0.013389	0.013692	0.016122	0.010174	0.009781
iter5 - WF	0.021159	0.016823	0.013212	0.013381	0.015975	0.010129	0.009904
TF	0.021051	0.016145	0.013019	0.013914	0.015895	0.009649	0.009571

Για την ομαδοποίηση αυτών των κορυφών υπολογίζουμε τις γεωδαιτικές αποστάσεις για αυτές τις κορυφές μόνο χρησιμοποιώντας τη μέθοδο γεωδαιτικού υπολογισμού [82]. Αυτές οι αποστάσεις αποτελούν τον πίνακα αποστάσεων που χρησιμοποιείται για την ομαδοποίηση κορυφών στο βήμα Συσσωρευτικής Ομαδοποίησης. Η εκτέλεση της μεθόδου ομαδοποίησης είναι το επόμενο βήμα με βάση τις γεωδαιτικές αποστάσεις. Τέλος, υπολογίζουμε τους αντιπροσώπους κάθε συστάδας με βάση κάθε μέση γεωδαιτική απόσταση μέσα στο σύμπλεγμα που ανήκει. Οι αντιπρόσωποι ή με άλλα λόγια τα κέντρα ομάδων είναι το κλειδί για τα νέα βάρη και η εκτίμηση οστών μεσολάβησης. Για κάθε σύμπλεγμα στο πρόβλημα που προσπαθούμε να επιλύσουμε (κορυφές ομαδοποιημένες κατά γεωδαισιακές αποστάσεις μεταξύ τους) εκτελούμε μια απλή αναζήτηση σχετικά με το ποια κορυφή είναι κατά μέσο όρο πιο κοντά σε όλες τις άλλες κορυφές μέσα στο σύμπλεγμα βάση της Ευκλείδειας Απόστασης, καθώς το σύμπλεγμα είναι ήδη σχηματισμένο. Το τελευταίο βήμα είναι η ταξινόμηση για τις λανθασμένες κορυφές με βάση τη συμβολή τους σφάλματος τους στο συνολικό σφάλμα, και η διαδικασία υπολογισμού οστών και βαρών μεσολάβησης.

### 5.3 Εισαγωγή Πρόσθετων Οστών και Ρύθμιση των Βαρών

Για τα νέα οστά και τα αντίστοιχα βάρη τους, εισάγουμε στο στάδιο αυτό ένα νέο αλγόριθμο που βασίζεται σε πληροφορίες ομαδοποίησης γεωδαιτικών αποστάσεων ο οποίος είναι ικανός να βελτιώσει την προσέγγιση των παραμορφώσιμων τρισδιάστατων κινούμενων μοντέλων με μια αντιστάθμιση ενός λιγότερο συμπιεσμένου αποτελέσματος λόγω της εισαγωγής των νέων οστών μεσολάβησης.

#### Input:

1. Geodesic Distance Clusters' centers of highly erroneous vertices *GeodesicDistanceCenters*
2. old LBS-scheme's weights  $W^{old}$  and weight indices  $W_{indices}^{old}$  sorted based on error distance metric
3. old LBS-scheme's #of proxy bones  $proxyBones^{old}$
4. Let  $N^{Old}$  the max #of proxy bones per vertex on the old LBS Scheme and  $N$  #of new proxy bones where  $N \in [1, N^{Old} - 1]$  (2 proved to be an efficient size)

**Output:** New LBS-scheme's weights  $W^{New}$  and indices  $W_{Indices}^{New}$

---

**Αλγόριθμος 5.1** Νέα μέθοδος εισαγωγής οστών και βαρών μεσολάβησης

---

**Require:** every  $w \in W, w \geq 0$

**Require:**  $GeodesicDistanceCenters.length \geq 2$

**for every**  $v \in V_{erroneous}$  **do**

$$C_0^v = 0, C_1^v = 0$$

$$minDistances_v = [0, 0], minIndices_v = [0, 0]$$

**for every**  $c \in GeodesicDistanceCenters$  **do**

Calculate Euclidean Distance from  $v$  to  $c$ :  $D_v^c$

$$minIndex = -1$$

**for**  $i \leftarrow 0$  to  $N$  by 1 **do**

**if**  $D_v^c \leq minDistances_v[i]$  **then**

$$minIndex = i$$

**break;**

**end if**

**end for**

**if**  $minIndex \neq -1$  **then**

$$minDistances_v[minIndex] = D_v^c$$

$$minIndices_v[minIndex] = proxyBones^{old} + c$$

**end if**

**end for**

$ErrorImportance = W_{index}^{old}$ , index of array

$I_v^{New} = 0$ , influence of the new bones on old Scheme

**for**  $i \leftarrow 0$  to  $N$  by 1 **do**

$$W_{Indices_v}^{New} = minIndices_v$$

new

$$I_v^{New} = clamp\left(\frac{(V_{erroneous}.length-1)-ErrorImportance_v}{V_{erroneous}.length}, 0.1, 0.9\right)$$

$$W_{vi}^{New} = \frac{minDistances_v[i]}{\sum_{n=0}^{N-1} minDistances_v} * influence$$

**end for**

**for every**  $w_v^{old} \in W^{old}$  **do**

- find the  $N$  lower weight values in  $w_v^{old}$

- replace them with  $W_v^{New}$

- normalize  $[0, 1]$  all the other old weights

- multiply them with  $1 - I_v^{New}$

- replace their lower  $N$  weight indices with  $W_{Indices_v}^{New}$

**end for**

**end for**

Σε αυτήν τη νέα μέθοδο εισαγωγής βαρών, όπως περιγράφεται στο 5.1, προσαθούμε να αντικαταστήσουμε τα βάρη οστών μεσολάβησης  $N$  του Old Scheme με νέα που προέρχονται από μια διαδικασία που βασίζεται σε ομαδοποίηση. Σε αυτήν τη μέθοδο, η είσοδος είναι ο βασικός παράγοντας για την παραγωγή νέων αποτελεσματικών και οπτικής απόδοσης βασικών οστών μεσολάβησης και των αντίστοιχων βαρών τους. Πρώτον, το Geodesic Distance Cluster, αντιπροσωπεύει άκρως εσφαλμένες κορυφές. Δεύτερον τα βάρη και οι δείκτες βάρους του παλιού σχήματος LBS σε ταξινομημένη σειρά, με βάση μια μέτρηση σφάλματος απόστασης, και οστών μεσολάβησης που προέρχονται από αυτό το σχήμα. Τέλος ο αριθμός των μέγιστων βαρών ανά κορυφή  $N^{old}$  και τον αριθμό των βαρών  $N$  που θα αντικατασταθούν από νέα.

Ως πρώτο βήμα για κάθε κορυφή  $N$  θα πρέπει να υπολογίζονται ελάχιστα κέντρα απόστασης. Στη συνέχεια, τα νέα βάρη  $N$  για την κορυφή  $v$  που σημειώνονται ως  $W_v^{New}$  υπολογίζονται ως η απόσταση για κάθε κέντρο  $i$  διαιρεμένη με το συνολικό άθροισμα όλων των αποστάσεων από το  $v$  έως τον εκάστοτε εκπρόσωπο. Το ποσοστό επιρροής αυτών των νέων βαρών  $N$  που συμβάλλουν στο νέο σχήμα LBS που δημιουργήθηκε είναι ουσιαστικό για τη βελτίωση της παραγωγής και υπολογίζεται με βάση μια κατάταξη κορυφών και εξαρτάται από την κατάταξη (δείκτη) που έχει τοποθετηθεί η κάθε κορυφή. Δοκιμάσαμε μέσα από πειράματα μία σειρά από διαφορετικά ζεύγη ποσοστών για να μπορέσουμε να δούμε με πιο συνδυασμό θα πάρουμε τα καλύτερα αποτελέσματα. Παρακάτω έχουμε τρεις πίνακες έναν για κάθε μετρική, οι οποίοι μας δίνουν μια πρώτη εικόνα για το καλύτερο ζεύγος.

ERMS	Reaction	After LSTM	After LSTM	After LSTM	After LSTM
Bones		Aggl.Clusters 10	Aggl.Clusters 10 [0.1, 0.9]	Aggl.Clusters 10 [0.3, 0.7]	Aggl.Clusters 10 [0.4, 0.6]
initial	1.160099	0.808319	1.025227	0.917218	0.834934
iter1 - WF	0.540546	0.342818	0.369724	0.367841	0.348369
TF	0.41449	0.255235	0.269546	0.268664	0.260504
iter2 - WF	0.372433	0.219835	0.231517	0.230025	0.226984
TF	0.346797	0.199402	0.208368	0.210214	0.210455
iter3 - WF	0.327032	0.187023	0.193106	0.197795	0.199544
TF	0.311153	0.177891	0.182566	0.188761	0.189959
iter4 - WF	0.299602	0.171547	0.176073	0.182464	0.182081
TF	0.29052	0.166402	0.170938	0.177197	0.17487
iter5 - WF	0.283771	0.162343	0.166969	0.173004	0.169381
TF	0.278	0.158793	0.163038	0.168953	0.164806

Dis_Per	Reaction				
Bones		Aggl.Clusters 10	Aggl.Clusters 10 [0.1, 0.9]	Aggl.Clusters 10 [0.3, 0.7]	Aggl.Clusters 10 [0.4, 0.6]
initial	16.033516	11.171625	14.169479	12.676696	11.539468
iter1 - WF	7.470791	4.738019	5.109892	5.083857	4.81475
TF	5.728585	3.527558	3.725348	3.71316	3.600372
iter2 - WF	5.14733	3.038298	3.199754	3.179132	3.137108
TF	4.793021	2.755896	2.879816	2.905324	2.908661
iter3 - WF	4.519845	2.584817	2.668889	2.733686	2.757855
TF	4.300393	2.4586	2.523211	2.608831	2.625383
iter4 - WF	4.140738	2.370922	2.433478	2.521801	2.516511
TF	4.015223	2.299806	2.362507	2.449011	2.416847
iter5 - WF	3.921952	2.243712	2.307643	2.391056	2.340988
TF	3.842184	2.194648	2.253315	2.335063	2.27758

AVG_Max_Distance	Reaction				
Bones		Aggl.Clusters 10	Aggl.Clusters 10 [0.1, 0.9]	Aggl.Clusters 10 [0.3, 0.7]	Aggl.Clusters 10 [0.4, 0.6]
initial	0.069698	0.09392	0.119367	0.101338	0.093341
iter1 - WF	0.032886	0.024542	0.026022	0.026809	0.025327
TF	0.026298	0.021109	0.022103	0.019964	0.019591
iter2 - WF	0.025377	0.019151	0.021966	0.018709	0.018563
TF	0.024004	0.018938	0.022897	0.016626	0.017687
iter3 - WF	0.02324	0.018387	0.019738	0.01694	0.017414
TF	0.022598	0.01777	0.017682	0.015642	0.016817
iter4 - WF	0.021855	0.017742	0.017433	0.016053	0.016794
TF	0.021382	0.016982	0.016452	0.015581	0.016256
iter5 - WF	0.021159	0.016823	0.016143	0.015815	0.01635
TF	0.021051	0.016145	0.015223	0.015765	0.016278

Επιπλέον, θέσαμε ένα όριο στο ποσοστό επιρροής σε διάστημα  $[0, 1, 0, 9]$ , έτσι ώστε ούτε τα νέα βάρη της προτεινόμενης μεθόδου να αντικαταστήσουν πλήρως το παλιό σχήμα LBS ούτε οι παλιές πληροφορίες βαρών να είναι άθικτες αλλά να κυριαρχούν στο νέο σχήμα στο στη χειρότερη περίπτωση (ποσοστό επιρροής χαμηλού βάρους  $\Rightarrow$  χαμηλό στην κορυφή κατάταξης). Έτσι, το ποσοστό επιρροής υπολογίζεται ως εξής:

$$I_v^{New} = clamp\left(\frac{(V_{erroneous}.length - 1) - ErrorImportance_v}{V_{erroneous}.length}, 0.1, 0.9\right) \quad (5.1)$$

όπου  $V_{erroneous}$  είναι ο πίνακας κορυφών υψηλού σφάλματος και  $ErrorImportance_v$  είναι η κατάταξη κάθε κορυφής  $v$  (το ευρετήριο της) στην ταξινομημένη είσοδο της κορυφής  $V_{erroneous}$ .

Τέλος, η αντικατάσταση πραγματοποιείται με την αντικατάσταση των  $N$  χαμηλότερης αξίας βαρών στο παλιό σχήμα με απλή αντικατάσταση με τα νέα που

υπολογίζονται ως:

$$W_{vi}^{New} = \frac{\minDistances_v[i]}{\sum_{n=0}^{N-1} \minDistances_v} * influence \quad (5.2)$$

όπου  $v$  είναι η κορυφή  $i \in [0, N - 1]$  και  $\minDistances_v$  η απόσταση της κορυφής  $v$  από τον αντιπρόσωπο  $i$ . Τα παλιά  $N^{old} - N$  βάρη πρέπει να κανονικοποιούνται σε  $[0, 1]$  και στη συνέχεια να πολλαπλασιαστούν με  $I_v^{Old} = 1 - I_v^{New}$ .

## 5.4 Πειραματική Αξιολόγηση

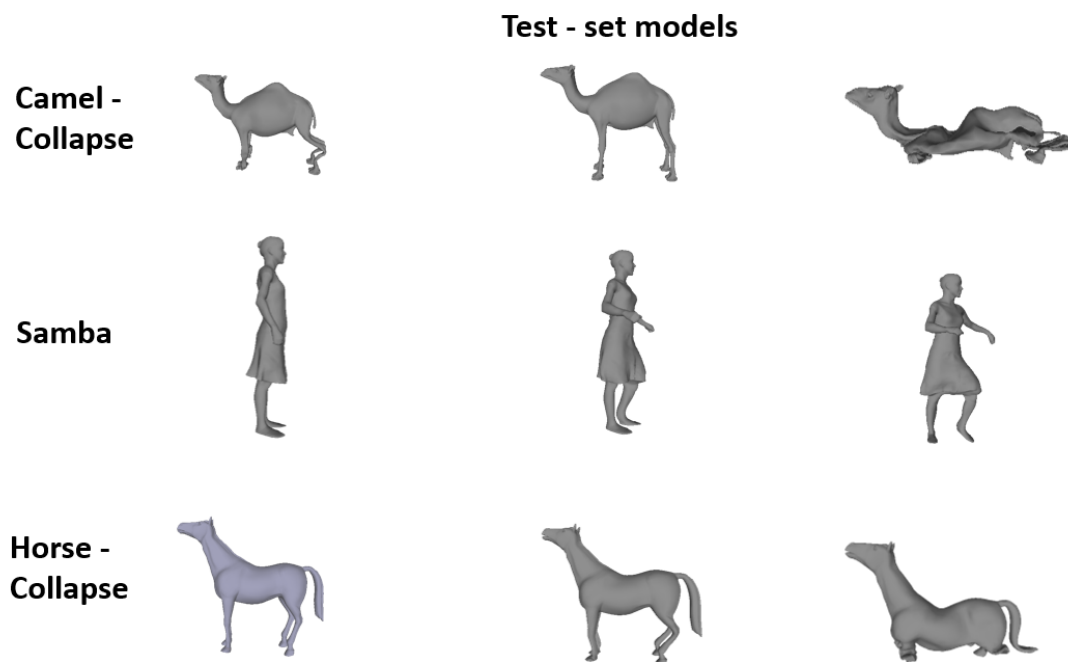
Μία από τις κύριες συνεισφορές της εργασίας μας είναι ότι εκφράζει ένα πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης με περιορισμούς ως πρόβλημα ταξινόμησης και στη συνέχεια προτείνει μια μέθοδο για την επίλυσή του χρησιμοποιώντας τεχνικές βαθιάς μάθησης. Για το λόγο αυτό, πραγματοποιήσαμε μια ενδελεχή πειραματική μελέτη για να τεκμηριώσουμε την αποτελεσματικότητα της μεθόδου μας με βάση το σφάλμα που προκύπτει. Επιπλέον, παρουσιάζουμε ποιοτικά αποτελέσματα που δείχνουν την οπτική ποιότητα των αποτελεσμάτων μας.

Ολόκληρη η μέθοδος αναπτύχθηκε χρησιμοποιώντας Python και Tensorflow κάτω από το Blender 2.79b scripting API. Το τμήμα εκπαίδευσης τρέχει σε σύστημα με GPU NVIDIA GeForce RTX 2080Ti με 11 GB GDDR6 RAM. Εκπαιδεύσαμε τα μοντέλα δικτύου μας με το Adam Optimizer [72],  $learningRate = 0,001$  για 20 – 100 *epochs* με  $batchSize = 4096$  σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που ενσωματώνει μοντέλα χαρακτήρων 60 διαφορετικού μεγέθους ως προς τον αριθμό των κορυφών, των κινήσεων και των καρτέ ανά κίνηση. Έχουμε συμπεράνει ότι 20 *epochs* είναι συνήθως αρκετά για να συγκλίνει η μεθοδός μας όσον αφορά τις μετρήσεις σφάλματος και το πιο σημαντικό προς ένα αποδεκτό οπτικό αποτέλεσμα. Ωστόσο, η απόκτηση καλύτερων σφαλμάτων RMS και παραμόρφωσης χωρίς υπερβολική προσαρμογή 100 *epochs* είναι μια ασφαλής επιλογή ανεξάρτητα από το μέγεθος του σετ εκπαίδευσης. Επιπλέον, με αυτήν την επιλογή μεγέθους παρτίδας ξεπερνάμε το πρόβλημα υπερβολικής προσαρμογής που ήταν εμφανές παρατηρώντας τη μέτρηση Max Average Distance και εκδηλώθηκε με τοπικά παραμορφωμένα πλέγματα.

Ο υπόλοιπος αλγόριθμός μας (πρόβλεψη και βελτιστοποίηση) αναπτύχθηκε και εκτελέστηκε σε έναν βασικό υπολογιστή εξοπλισμένο με επεξεργαστή Intel Core i7-4930K 3,4 GHz με 48 Gb στο λειτουργικό σύστημα Windows 10 64-bit. Επιπλέον,

ο αλγόριθμος FESAM αναπτύχθηκε και λειτουργούσε στο ίδιο σύστημα. Τα Σχετικά με τα κινούμενα τρισδιάστατα μοντέλα που χρησιμοποιήσαμε για το σύνολο δεδομένων ή το σύνολο δοκιμών εκπαίδευσης είναι κυρίως από τα Sketchfab[73], CGTrader[74] και Turbo-squid[75]. Επιπρόσθετα οι μετρικές αξιολόγησης της απόδοσης της μεθόδου μας είναι οι ίδιες που είχαμε και στους παραπάνω αλγορίθμους που αναπτύξαμε και αναλύονται στην Ενότητα 4.3.

Για το σύνολο δεδομένων δοκιμής που χρησιμοποιείται στα πειράματα, χρησιμοποιήσαμε ένα σύνολο μοντέλων ανθρώπων και ζώων που δεν περιλαμβάνονται στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης. Η αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου μας έχει δοκιμαστεί με περισσότερα από 20 μοντέλα ανθρώπων και ζώων για να διασφαλιστεί η γενίκευση και η ακρίβεια. Για παράδειγμα, το σύνολο δεδομένων δοκιμής περιλαμβάνει τέσσερις κινούμενους χαρακτήρες Horse Collapse, Camel -Collapse, Elephant -Collapse και Samba. Επιπρόσθετα, τα μοντέλα δεδομένων εξάγονται από μοντέλα FBX, που σημαίνει ότι είναι πλήρως κινούμενα με σκελετό, πληροφορίες από τα βάρη και τους μετασχηματισμούς. Οι σκελετικές πληροφορίες χρησιμοποιούνται μόνο για σύγκριση με το αποτέλεσμα της μεθόδου μας.



Σχήμα 5.3: Παραδείγματα μοντέλων για το σύνολο του τεστ.

ERMS	Cow Otis Twist (LSTM)	Cow Otis Twist (AggloLSTM)	Cow Otis Twist (P-Center)	Cow Otis Twist (AggloP-Center)	Cow Otis Twist (RIGNET)
Bones	8,000	15,000	8,000	15,000	29,000
initial	0,051545	0,11251	0,2681	0,114801	0,036495
iter1 - WF	0,031805	0,041732	0,1033	0,033753	0,021696
TF	0,028932	0,028797	0,0721	0,026341	0,014933
iter2 - WF	0,027688	0,024268	0,0611	0,022993	0,011804
TF	0,026706	0,021583	0,0540	0,020962	0,00996
iter3 - WF	0,02583	0,020081	0,0501	0,019572	0,008806
TF	0,025149	0,018998	0,0474	0,018525	0,007849
iter4 - WF	0,02464	0,018205	0,0455	0,017758	0,007308
TF	0,024274	0,017527	0,0439	0,017149	0,006887
iter5 - WF	0,024	0,016955	0,0428	0,016658	0,006583
TF	0,023788	0,016431	0,0417	0,016234	0,006316

Dis_Per	Cow Otis Twist (LSTM)	Cow Otis Twist (AggloLSTM)	Cow Otis Twist (P-Center)	Cow Otis Twist (AggloP-Center)	Cow Otis Twist (RIGNET)
Bones	8,000	15,000	8,000	15,000	29,000
initial	5,92171	12,925532	30,805679	13,188778	4,19272
iter1 - WF	3,653838	4,794332	11,866281	3,877721	2,492466
TF	3,323819	3,308359	8,287853	3,026126	1,715581
iter2 - WF	3,180864	2,78799	7,014795	2,641514	1,35614
TF	3,068043	2,479547	6,208087	2,408149	1,14419
iter3 - WF	2,967439	2,30701	5,759262	2,248503	1,011635
TF	2,889159	2,182536	5,443777	2,128222	0,90169
iter4 - WF	2,83069	2,091472	5,224375	2,040156	0,839584
TF	2,788698	2,01357	5,047684	1,9701	0,791212
iter5 - WF	2,757195	1,947897	4,911746	1,913745	0,756311
TF	2,7328	1,887645	4,794728	1,864993	0,725662

AVG_Max_Distance	Cow Otis Twist (LSTM)	Cow Otis Twist (AggloLSTM)	Cow Otis Twist (P-Center)	Cow Otis Twist (AggloP-Center)	Cow Otis Twist (RIGNET)
Bones	8,000	15,000	8,000	15,000	29,000
initial	0,00374	0,012806	0,017712	0,010326	0,004001
iter1 - WF	0,002301	0,006703	0,00929	0,003695	0,002011
TF	0,002188	0,002971	0,005234	0,002708	0,001574
iter2 - WF	0,002151	0,002963	0,005099	0,002573	0,001493
TF	0,002078	0,002496	0,004201	0,00206	0,001251
iter3 - WF	0,002052	0,00252	0,004068	0,002021	0,001245
TF	0,002013	0,002281	0,003612	0,001714	0,001084
iter4 - WF	0,002001	0,002287	0,00364	0,001705	0,001028
TF	0,001979	0,002133	0,003405	0,001529	0,000908
iter5 - WF	0,001974	0,002125	0,003426	0,001527	0,000866
TF	0,001966	0,001991	0,003268	0,001439	0,000779

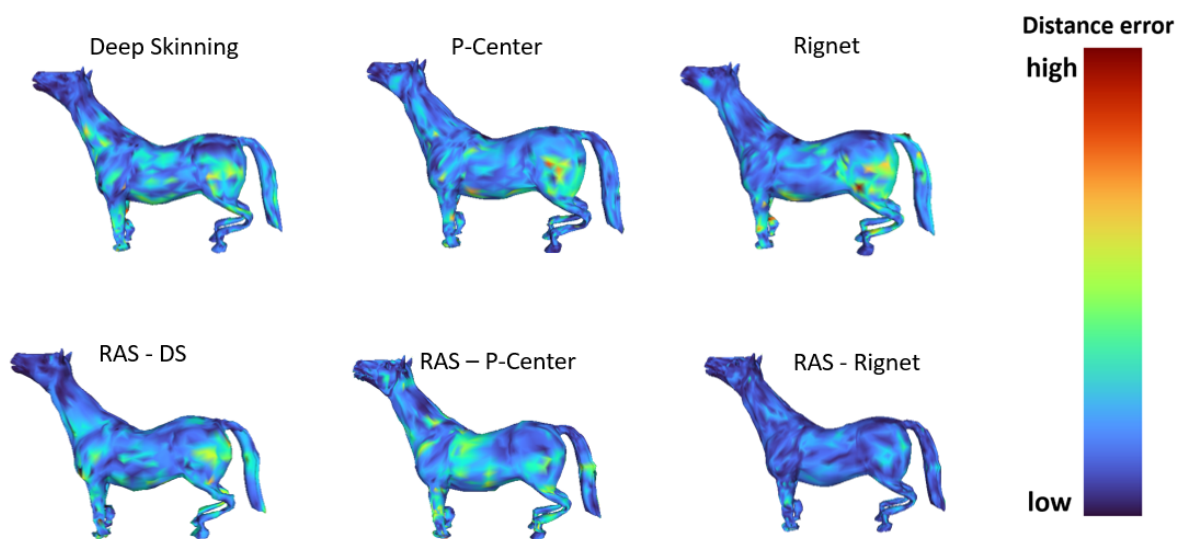
AVG Normal Angle Distance	Cow Otis Twist (LSTM)	Cow Otis Twist (AggloLSTM)	Cow Otis Twist (P-Center)	Cow Otis Twist (AggloP-Center)	Cow Otis Twist (RIGNET)
Bones	8,000	15,000	8,000	15,000	29,000
initial	0,122786	0,254532	0,372979	0,270644	0,001029
iter1 - WF	0,07584	0,127434	0,19495	0,105977	0,047986
TF	0,076218	0,104074	0,194712	0,098799	0,039682
iter2 - WF	0,070878	0,078797	0,14659	0,077685	0,031052
TF	0,071524	0,075573	0,14951	0,078118	0,028672
iter3 - WF	0,066775	0,064006	0,13315	0,067758	0,023904
TF	0,067519	0,063091	0,132352	0,06789	0,022446
iter4 - WF	0,064298	0,056291	0,124239	0,06137	0,020196
TF	0,064937	0,0557	0,1238	0,061429	0,019605
iter5 - WF	0,062932	0,051226	0,116986	0,057576	0,018357
TF	0,063303	0,050405	0,116845	0,057592	0,017689

Ως πρόσθετο κριτήριο αξιολόγησης για τη μέθοδό μας, παρέχουμε μια απεικόνιση του οπτικού αποτελέσματος. Χρησιμοποιώντας τον όρο οπτικό αποτέλεσμα,



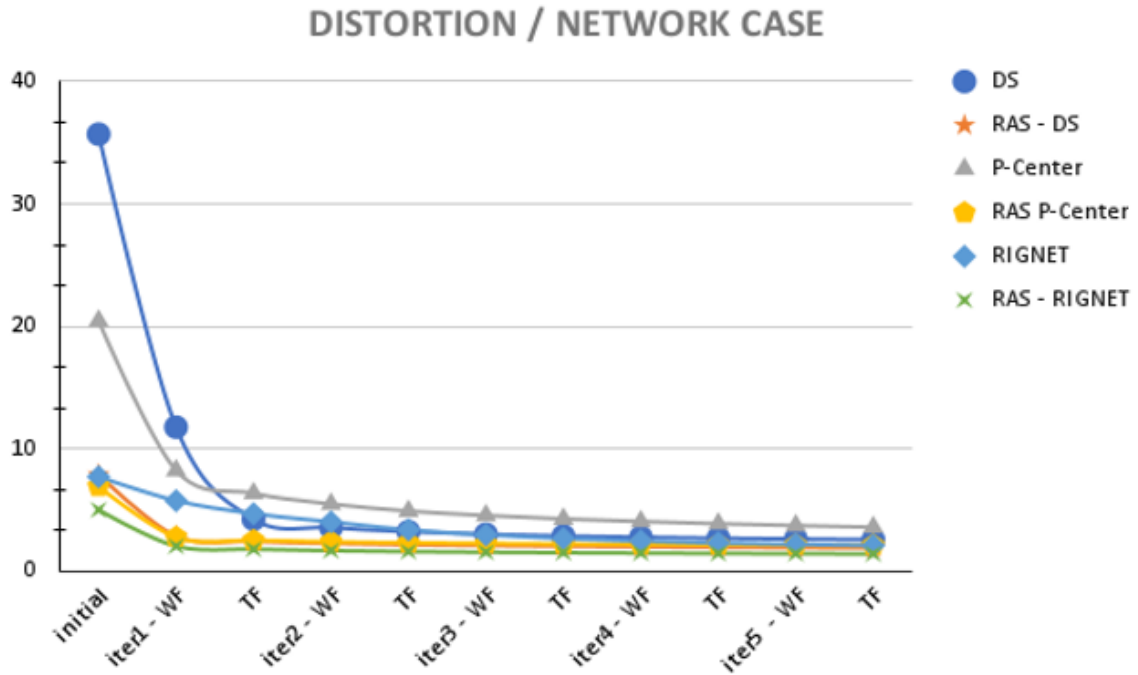
αναφερόμαστε στα καρέ εξόδου κατά προσέγγιση σε σύγκριση με τα καρέ του αρχικού μοντέλου. Μετά τη διεξαγωγή πολλών πειραμάτων, παρατηρήσαμε ότι η προσέγγισή μας φαίνεται να προσεγγίζει καλύτερα το αρχικό μοντέλο όπως φαίνεται και στο Σχήμα 5.4.

Οι τεχνικές απεικόνισης σφαλμάτων μπορούν να παρέχουν μια εικόνα για τα μέρη όπου εμφανίζονται σφάλματα. Χρησιμοποιούμε το `turbo colormap`[76] για να αναπαραστήσουμε το σφάλμα ανά κορυφή το οποίο είναι φιλικό προς τους χρήστες με αχρωματοψία. Αυτό το σφάλμα είναι η απόσταση σε ένα συγκεκριμένο πλαίσιο της κατά προσέγγιση κορυφής από την αρχική.

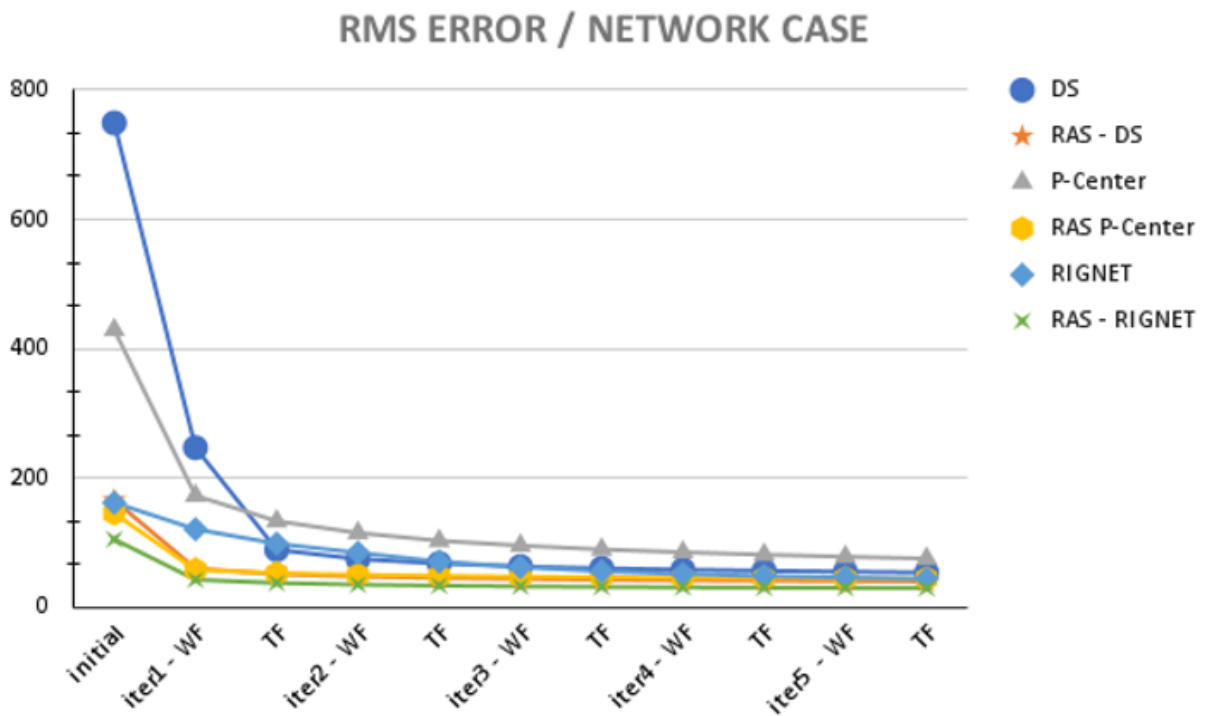


Σχήμα 5.4: Εικονογράφηση σφάλματος απόστασης.

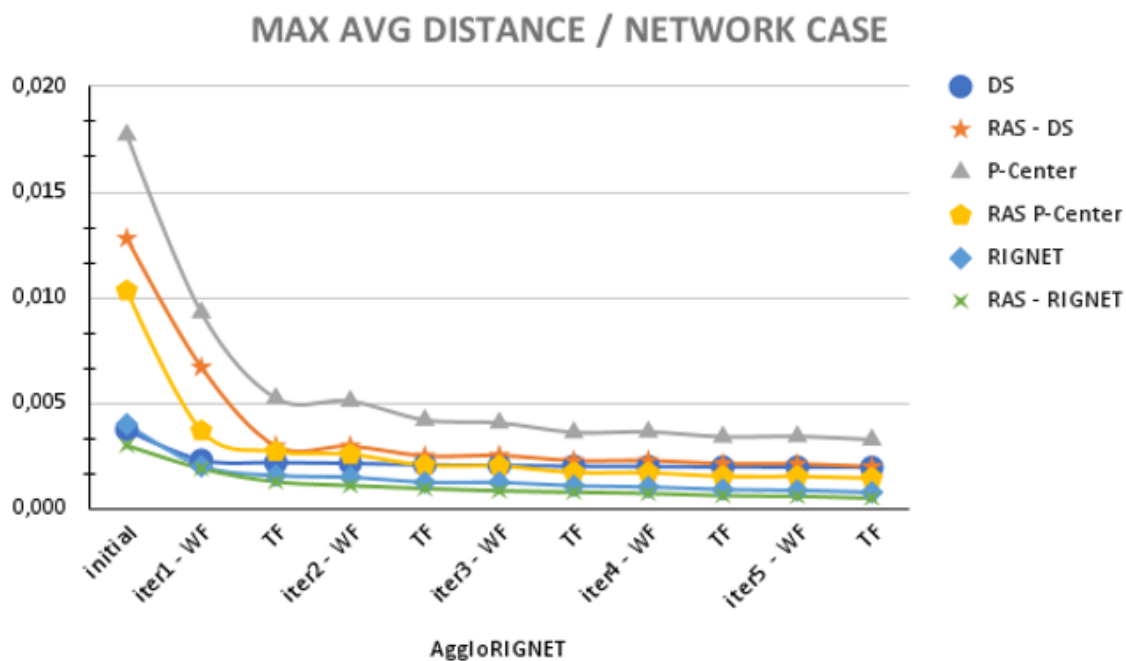
Η βασική αξία της διαδικασίας συνδυασμού είναι ότι συγχωνεύει δύο πηγές πληροφοριών (σχήματα LBS) για πιο ακριβές οπτικό αποτέλεσμα. Για το σκοπό αυτό, έχουμε συγχωνεύσει το αποτέλεσμα του Rignet με το αποτέλεσμα της μεθόδου DS μας. Το Rignet παρέχει πληροφορίες για οστά που έχουν δημιουργηθεί από το στατικό πλέγμα. Το Deep Skinning ανιχνεύει τα οστά ομαδοποιώντας τις κορυφές χρησιμοποιώντας τις τροχιές τους. Το Rignet παράγει συνήθως περισσότερα οστά σε σύγκριση με αυτά που παράγει το DS ως οστά μεσολάβησης. Το DS περιέχει χρήσιμες πληροφορίες ομαδοποίησης κορυφών που συνάγονται από τις τροχιές των κορυφών. Επίσης υπάρχουν και οι μέθοδοι του P-Center, Agglomerative RigNet αλλά και Agglomerative LSTM. Παρακάτω υπάρχουν οι γραφικές παραστάσεις από τις μετρικές που έχουμε για κάθε κατηγορία στα Σχήματα 5.5, 5.6 και 5.7.



Σχήμα 5.5: Μέτρηση σφάλματος ποσοστού παραμόρφωσης για χαρακτήρες.



Σχήμα 5.6: Μέτρηση μέσου τετραγώνου σφάλματος ρίζας σε χαρακτήρες.



Σχήμα 5.7: Μέγιστη μέση απόσταση σε χαρακτήρες.

Τέλος, έχουμε αναπτύξει ένα εργαλείο μετα-επεξεργασίας που χρησιμοποιώντας το μοντέλο συμπιεσμένης εκδοράς με ψευδοκόκαλα και μετασχηματισμούς όπως φαίνεται και στο σχήμα 5.8. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας την ομαδοποίηση πλέγματος που προέρχεται από τη μέθοδό μας, τα ψευδοκόκαλα και τους μετασχηματισμούς παράγουμε ένα πλήρως κινούμενο μοντέλο χαρακτήρων.

## CLUSTERS



**Camel - Collapse**



**Horse - Collapse**

Σχήμα 5.8: Κατά προσέγγιση συμπλέγματα οστών και βάρη κορυφών για μια ακολουθία κινήσεων.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

# ΜΕΤΑΦΟΡΑ ΚΙΝΗΣΗΣ & ΣΥΝΘΕΣΗ ΚΙΝΗΣΕΩΝ

---

- 6.1 Μεταφορά Κίνησης σε Τρισδιάστατους Χαρακτήρες
  - 6.2 Μεταφορά Σκελετού
  - 6.3 Μεταφορά Δέρματος
  - 6.4 Γεωμετρική αντιστοίχιση χαρακτήρων
  - 6.5 Πειράματα και μελλοντική εργασία
  - 6.6 Τεχνικές Σύθεσης/Συνδυασμού Κινήσεων για Τρισδιάστατους Χαρακτήρες
- 

Η μεταφορά κίνησης σε τρισδιάστατους χαρακτήρες, είναι ένα θέμα που απασχόλησε πολύ τα τελευταία χρόνια. Η δημιουργία μίας ολοκληρωμένης κίνησης είναι μια χρονοβόρα διαδικασία, καθώς απαιτεί την ύπαρξη μίας υποτυπώδους εξειδίκευσης. Ως επιθυμητός στόχος μας λοιπόν θα είναι η δημιουργία ενός εργαλείου ή αλλιώς αλγορίθμου με το οποίο, οποιοσδήποτε χρήστης με βασικές δεξιότητες θα μπορεί να μεταφέρει μία ολοκληρωμένη κίνηση από ένα χαρακτήρα πηγή σε έναν ή πολλούς χαρακτήρες στόχους σε γραμμικό χρόνο μειώνοντας έτσι και το χρόνο δουλειάς αλλά, επιτρέποντας και την απουσία κάποιου προαπαιτούμενου υπόβαθρου. Η διαδικασία παραγωγής μίας κίνησης αποτελείται από κάποια βασικά στάδια. Βασική προϋπόθεση αποτελεί η ύπαρξη ενός “σώματος” ή χαρακτήρα συγκεκριμένα, ο οποίος στα γραφικά ορίζεται ως ένα σύνολο ακμών και κορυφών (mesh).

Το σώμα αυτό στον τρισδιάστατο χώρο απεικονίζεται ως ένα νέφος σημείων, στο οποίο επιπρόσθετα υπάρχουν και οι ακμές του, οι οποίες ορίζουν πολύγωνα

με ελάχιστο πλήθος ακμών (3) δηλαδή τρίγωνα και μέγιστο αριθμό τον επιθυμητό από το χρήστη. Κάθε κορυφή αντιπροσωπεύεται στον τρισδιάστατο χώρο, ως ένα σύνολο συντεταγμένων  $(x,y,z)$  και κάθε τρίγωνο ή πολύγωνο, αναπαριστάται με μία ακολουθία αριθμών που μας δείχνουν την θέση της κάθε κορυφής στο αρχείο που κρατάει την αντίστοιχη πληροφορία του σώματός μας, και είναι της μορφής `sample.obj`. Η κατάληξη `obj` προέρχεται από την λέξη `object`, και αναφέρεται στο σώμα μας. Επίσης, τα πολύγωνα που θα έχουμε, αναφέρονται με τον όρο `faces`. Με αυτό λοιπόν τον τρόπο ορίζεται η γεωμετρία του σώματος μας, και την οποία θα προσπαθήσουμε να την μεταφέρουμε και στον επιθυμητό χαρακτήρα μας, στόχο.

Ένας τρισδιάστατος χαρακτήρας απεικονίζεται στον υπολογιστή με την μορφή συνόλου σημείων. Μπορεί να είναι ένα δίποδο ή τετράποδο, και να έχει οποιαδήποτε μορφή επιλέξει ο χρήστης. Για την συγκεκριμένη εργασία επικεντρωθήκαμε κυρίως στα δίποδα και πιο ειδικά στις φιγούρες που απεικονίζουν ανθρώπους. Ο τρόπος σχεδίασης της αρχικής φιγούρας είναι με την χρήση ειδικών σχεδιαστικών προγραμμάτων. Στην συνέχεια είναι η τρισδιάστατη απεικόνιση τους. Εδώ θέλουμε την θέση που καταλαμβάνουν στον τρισδιάστατο χώρο. Η θέση αυτή δίνεται από την συνολική θέση των επιμέρους σημείων που ορίζουν το σώμα μας. Το κάθε σημείο αποτελείται από τρεις συντεταγμένες  $(x,y,z)$  οι οποίες προσδιορίζουν την θέση στον αντίστοιχο άξονα  $x,y,z$  του καρτεσιανού μας συστήματος. Όλα αυτά τα σημεία στον χώρο ενώνονται μεταξύ τους με την χρήση των ακμών και σχηματίζοντας με αυτό τον τρόπο πολύγωνα. Το πιο συνηθισμένο πολύγωνο που χρησιμοποιείται στην πράξη, είναι το τρίγωνο.

Με την χρήση λοιπόν των κορυφών και ακμών ορίζουμε την απεικόνιση του χαρακτήρα μας. Το πρώτο λοιπόν χαρακτηριστικό που παρατηρούμε είναι η δημιουργία γειτονιάς. Μία κορυφή  $a$  έχει τόσους γείτονες όσες και οι ακμές που βρίσκονται πάνω σε αυτήν την κορυφή. Γνωρίζοντας λοιπόν τον ορισμό της γειτονιάς για μία κορυφή μπορούμε περαιτέρω να ορίσουμε και την έννοια του κοντινότερου γείτονα. Από το σύνολο των κορυφών που γειτονεύουν με τον κόμβο  $a$  ο κοντινότερος γείτονας του είναι αυτός που η απόσταση του είναι η ελάχιστη. Προφανώς, και η έννοια της απόστασης τους ορίζεται από το αντίστοιχο μήκος της ακμής που τις συνδέει χρησιμοποιώντας την ευκλείδεια απόσταση.

Ένα άλλο σημαντικό χαρακτηριστικό που μας δίνουν τα σώματα αυτά (`mesh`) είναι την γεωμετρία τους. Η γεωμετρία ενός σώματος ορίζεται από το πλήθος των πολυγώνων που έχει, αλλά και την θέση τους στο χώρο. Τα πολύγωνα ορίζουν κλει-

στές επιφάνειες όπου στο σύνολό τους μας δίνουν την μορφή, ή με άλλα λόγια την κατασκευαστική δομή του χαρακτήρα μας. Ο χαρακτήρας λοιπόν όπως έχει οριστεί αποτελείται από κορυφές και ακμές και βρίσκεται κάπου στον χώρο. Από κει και πέρα εμείς μπορούμε να μετακινήσουμε ή να παραμορφώσουμε αυτόν τον χαρακτήρα όπως μας είναι χρήσιμο. Πιο συγκεκριμένα μπορούμε να μεταφέρουμε, περιστρέψουμε αλλά και να αλλάξουμε κλίμακα στον χαρακτήρα μας ταυτόχρονα ή μεμονωμένα σε κάποιο κομμάτι από το σώμα μας. Οι διαδικασίες αυτές ονομάζονται μετασχηματισμοί και εφαρμόζονται σε κάθε κορυφή ξεχωριστά. Το συνολικό αποτέλεσμα των μετασχηματισμών είναι η παραγωγή μοντέλων σε διαφορετικές πόζες.

## 6.1 Μεταφορά Κίνησης σε Τριδιάστατους Χαρακτήρες

Στην προσπάθεια μας λοιπόν να υλοποιήσουμε μεταφορά της γεωμετρίας, υποθέτουμε ότι έχουμε δύο χαρακτήρες. Ο χαρακτήρας πηγή (source) και ο χαρακτήρας στόχος (target). Η διαδικασία λοιπόν της μεταφοράς, σε γραμμικό χρόνο πάντα, δημιουργεί έναν καινούργιο χαρακτήρα πηγή του οποίου η γεωμετρία θα είναι ίδια με αυτή του στόχου μας. Με τον τρόπο αυτό ουσιαστικά δημιουργώ μία καινούργια πηγή η οποία είναι όμοια με τον στόχο μας. Θέλουμε να παράγουμε έναν χαρακτήρα με άλλα λόγια, ο οποίος θα ακολουθεί την γεωμετρία του στόχου μας, με αποτέλεσμα ο νέος μας χαρακτήρας να μοιράζεται τα ίδια χαρακτηριστικά μαζί της. Σε όλη τη διαδικασία της υλοποίησης μας θα δούμε πως η κεντρική ιδέα είναι να φέρουμε την πηγή μας πάνω στον στόχο, και όχι το αντίθετο.

Η ιδέα πίσω από την μεταφορά της γεωμετρίας, είναι η εφαρμογή ενός αλγορίθμου ο οποίος πετυχαίνει την απόλυτη 1-1 αντιστοίχιση των κορυφών της πηγής με του στόχου, και επιπλέον σε χαρακτήρες οι οποίοι θα διαφέρουν στην μορφή τους σημαντικά. Είναι λοιπόν αναγκαίο, ο χρήστης να ορίσει κάποια σημεία αναφοράς και στα δύο σώματα με τα οποία θα ορίζει την αντιστοίχιση αυτών των δύο σωμάτων. Έχοντας λοιπόν μία βάση για την αντιστοίχιση τους μπορούμε να υλοποιήσουμε ευθυγράμμιση, παραμόρφωση αλλά και ταίριασμα με σκοπό την απόλυτη μεταφορά της γεωμετρίας. Με την προϋπόθεσή ότι έχουμε δύο διαφορετικούς χαρακτήρες οι οποίοι μοιράζονται την ίδια γεωμετρία μπορούμε να περάσουμε στο επόμενο βήμα που είναι η μεταφορά του σκελετού. Ο λόγος για τον οποίο υπολογίζουμε πρώτα

την γεωμετρία, είναι διότι μας βοηθάει να χρησιμοποιήσουμε τον ίδιο σκελετό από τον χαρακτήρα πηγή και απλά να επαναπροσδιορίσουμε την νέα του θέση. Είναι πολύ πιο αποτελεσματικό και γρήγορο να βασιστούμε πάνω σε ένα έτοιμο σκελετό και να μην σχεδιάσουμε ένα νέο από την αρχή.

Ο σκελετός τώρα σε ένα χαρακτήρα είναι το άθροισμα των επιμέρους κοκάλων του, σύμφωνα με την ανατομία του ανθρώπινου σώματος, τα οποία μας βοηθούν να παραμορφώνουμε το χαρακτήρα μας με την πάροδο του χρόνου (κίνηση). Το κάθε κόκαλο ή αλλιώς άρθρωση εκφράζεται με συντεταγμένες (x,y,z) οι οποίες σε διαφορετικές χρονικές στιγμές, μετακινούνται, επηρεάζοντας έτσι τις περιοχές του σώματος στο οποίο ανήκει. Η διαδικασία της μεταφοράς μοιράζεται σε δύο φάσεις. Πρώτα για κάθε νέο κόκαλο στον χαρακτήρα στόχο, το μεταφέρουμε στον χαρακτήρα πηγή, αλλάζοντας τις συντεταγμένες ώστε να είναι σύμφωνες με τις νέες υπολογισμένες κορυφές από το προηγούμενο στάδιο. Στο επόμενο βήμα ορίζουμε τις έννοιες, κατεύθυνση και περιστροφή, και τις υπολογίζουμε με την βοήθεια μεθόδων βελτιστοποίησης, με σκοπό να διορθώσουμε τυχόν λάθη από το πρώτο βήμα. Τέτοια λάθη συχνά εμφανίζονται με την μορφή παραμορφωμένων σωμάτων ή μη σωστής στάσης σώματος στην διαδικασία της κίνησης. Φτάνοντας λοιπόν στο σημείο να έχουμε νέα γεωμετρία αλλά και ένα νέο σκελετό αντιπροσωπευτικό για το νέο μας σώμα, το τελευταίο βήμα για το οποίο θα μιλήσουμε βρίσκει έναν τρόπο να ενωθούν η γεωμετρία και ο σκελετός μεταξύ τους, ώστε να μπορεί ο χαρακτήρας μας να κινηθεί.

Η λύση σε αυτό το πρόβλημα, θα είναι η μεταφορά του δέρματος, το οποίο θα είναι και το τελικό μας βήμα. Το 'δέρμα' αναπαριστά την συσχέτιση του σώματος με τα κόκαλα. Ορίζεται ως το σύνολο από βάρη, όπου κάθε ένα από αυτά αντιστοιχείται σε κάθε κορυφή (vertex), και μας δείχνει τον βαθμό εξάρτησης αυτής, από το ένα τουλάχιστον ή και περισσότερα κόκαλα που την επηρεάζει. Κάθε κορυφή επηρεάζεται συγκεκριμένα από ένα ως και τέσσερα κόκαλα το πολύ. Ο τρόπος μεταφοράς λοιπόν του δέρματος βασίζεται στην ιδέα που αναλύσαμε παραπάνω για τον σκελετό. Στόχος είναι να αξιοποιήσουμε τα ίδια βάρη που έχουμε από το χαρακτήρα πηγή και να τα ανανεώσουμε - τροποποιήσουμε με βάση την νέα γεωμετρία αλλά παράλληλα και με βάση τον καινούργιο σκελετό. Με τους νέους αυτούς υπολογισμούς, το αποτέλεσμα μας θα είναι λοιπόν ένας χαρακτήρας πηγή, και ένας στόχος, οι οποίοι θα μοιράζονται ίδια γεωμετρία, κόκαλα ,δέρμα αλλά παράλληλα θα διατηρούν την διαφορετικότητά τους ενώ θα κινούνται με τον ίδιο τρόπο.



Στο στάδιο λοιπόν που επιθυμούμε να μεταφέρουμε μία κίνηση από ένα χαρακτήρα σε έναν άλλο θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε κάποιες τεχνικές μεταφοράς κίνησης. Με άλλα λόγια, θα πρέπει να κατανοήσουμε και να μελετήσουμε την κίνηση που επιθυμούμε να μεταφέρουμε σαν τρία ξεχωριστά κομμάτια μεταξύ τους. Το πρώτο και πιο σημαντικό κομμάτι είναι η μεταφορά της γεωμετρίας του παλιού μοντέλου στο νέο μας μοντέλο. Ουσιαστικά εδώ αυτό που προσπαθούμε να πετύχουμε είναι ο προσδιορισμός ενός νέου χαρακτήρα 'προορισμό' διατηρώντας την δομή του χαρακτήρα που έχουμε ως πηγή και προσαρμόζοντάς τον στο στόχο. Πολύ μεγάλη σημασία εδώ θα έχει να ορίσουμε πως το τελικό αποτέλεσμα της μεταφοράς συνδέεται άμεσα με το ποιο χαρακτήρα ορίζουμε πηγή και ποιο στόχο. Σε καθεμία από τις παραπάνω περιπτώσεις το αποτέλεσμα είναι σαφώς διαφορετικό. Η σωστή επιλογή των χαρακτήρων καθορίζεται καταρχάς από που προς τα που θα θέλαμε να μεταφέρουμε την κίνηση. Γνωρίζοντας τον αρχικό χαρακτήρα που είναι ολοκληρωμένος και έχει κίνηση άμεσα κατανοούμε ότι αυτή είναι η πηγή μας και άμεσα προκύπτει ο στόχος. Βέβαια, είναι εφικτό να ορίσουμε και την αντίστροφη μεταφορά κίνησης αν επιθυμούμε, ωστόσο αν ο δεύτερος χαρακτήρας μας δεν έχει κάποια κίνηση το μόνο που θα πετύχουμε είναι η μεταφορά της γεωμετρίας μόνο.

Στο κομμάτι λοιπόν αυτό και ενώ έχουμε επιλέξει τους σωστούς χαρακτήρες πηγή και στόχο προχωράμε στην υλοποίηση μίας τεχνικής μεταφοράς γεωμετρίας η οποία ονομάζεται Elastiface [54] η οποία υλοποιεί μεταφορά γεωμετρίας σε τρία απλά στάδια με σκοπό την παραγωγή μίας νέας τοπολογίας για το χαρακτήρα 'προορισμό' μας. Δηλαδή, προσπαθούμε μέσα από κάποια βήματα να πετύχουμε το απόλυτο ταίριασμα γεωμετρικά των δύο μας χαρακτήρων μέσα από υπολογισμούς και μεθόδους βελτιστοποίησης τους οποίους θα αναλύσουμε στο Κεφάλαιο (3). Με αυτό τον τρόπο υλοποίησης, θα εξασφαλίσουμε την αντιστοιχία ακόμα και τελείως ανόμοιων χαρακτήρων καθώς θα μπορούμε με την μεταφορά να αντιγράψουμε ακόμα και λεπτομέρειες από τον ένα χαρακτήρα στον άλλον, όπως για παράδειγμα, τα χαρακτηριστικά του προσώπου τους. Εισάγει την έννοια της 1-1 αντιστοιχίας κατά την οποία προσπαθούμε να αντιστοιχήσουμε κάθε ένα σημείο του χαρακτήρα πηγή με ένα από τον στόχο, αφού πρώτα έχουμε αντιστοιχήσει κάποια μόνοι μας (σημεία αναφοράς). Υπάρχει διαδραστικότητα με το χρήστη ώστε να έχει την δυνατότητα να επιλέξει το τρόπο με τον οποίο η μέθοδος θα ταιριάζει τα δύο αυτά σώματα. Αυτό είναι εξαιρετικά χρήσιμο σε περιπτώσεις όπου για παράδειγμα, οι δύο χαρακτήρες δεν είναι ανθρώπινης μορφής αλλά είναι ένα τετράποδο

και ένα δίποδο. Πιο συγκεκριμένα αν για παράδειγμα έχουμε ένα τετράποδο και ένα δίποδο (άνθρωπο) τότε τα άκρα τους θα δημιουργήσουν πρόβλημα κατά τη διαδικασία ταιριάσματος. Εκεί λοιπόν ο χρήστης θα μπορεί να επιλέξει τον τρόπο με τον οποίο θα γίνει το ταίριασμα ώστε να πάρει το αποτέλεσμα που επιθυμεί. Ένα σημαντικό επίσης ζήτημα θα είναι και ο χρόνος που απαιτεί μια τέτοια διαδικασία. Έτσι λοιπόν χρησιμοποιούμε τεχνικές βελτιστοποίησης ώστε σε γραμμικό χρόνο να πάρουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα όπως θα δούμε παρακάτω. Συνοφίζοντας λοιπόν την πρώτη μας τεχνική μεταφοράς που αφορά την μεταφορά της γεωμετρίας μεταξύ δύο χαρακτήρων θα αναλύσουμε τους τρόπους ώστε να πετύχουμε αυτόν τον στόχο μας και θα επιμείνουμε σε θέματα βελτιστοποίησης και σε θέματα που αφορούν τον χρήστη στο τελικό αποτέλεσμα.

Η επόμενη και αναμενόμενη τεχνική μας αφορά την μεταφορά του σκελετού που έχει ο χαρακτήρας πηγή. Ο σκελετός αυτός προσδιορίζει ουσιαστικά και την δομή για το σώμα που μελετάμε. Το κάθε κόκαλο αποτελείται από τον κορμό του, και τις αρθρώσεις του. Στόχος μας είναι να σχεδιάσουμε ένα νέο σκελετό για το νέο μας χαρακτήρα που προέκυψε από το προηγούμενο βήμα, δίνοντας του την χαρακτηριστική μορφή του από τον υπάρχων σκελετό. Απαραίτητο στοιχείο σε αυτό το βήμα λοιπόν είναι η ύπαρξη του σκελετού από τον χαρακτήρα πηγή ο οποίος να αποτελείται από την ιεραρχία των κοκάλων του αλλά και την θέση τους, όπως επίσης και τις σχέσεις μεταξύ των αρθρώσεων τους [83]. Έχοντας λοιπόν τον σκελετό μας προσπαθούμε να υλοποιήσουμε μεταφορά σκελετού σε δύο βήματα. Πρώτον στοχεύουμε στην μεταφορά του κάθε κόκαλου ξεχωριστά με στόχο τον επαναπροσδιορισμό του σε μέγεθος καθώς και τη θέση του σε σχέση πάντα με το νέο μας χαρακτήρα. Εκτελώντας λοιπόν αυτήν τη διαδικασία θα έχουμε ένα νέο σκελετό για το χαρακτήρα μας σύμφωνα με τις δικές του διαστάσεις. Στο δεύτερο βήμα τώρα θα θέλαμε να στοχεύσουμε και τις αρθρώσεις σαν τελικό στάδιο μεταφοράς. Ο λόγος που θέλουμε τις αρθρώσεις σε νέα θέση είναι ώστε να εξασφαλίσουμε ότι ο σκελετός που μεταφέραμε θα είναι απόλυτα ευθυγραμμισμένος με το νέο μας σώμα ώστε να μπορεί μετέπειτα να κινεί το σώμα μας όπως θα είναι το λογικό. Θα πρέπει να γνωρίζουμε ότι αυτή η διαδικασία είναι πολύ σημαντική για το τελικό αποτέλεσμα της μεταφοράς διότι το κάθε κόκαλο που σχεδιάζουμε συνδέεται με ένα πλήθος κορυφών από τον χαρακτήρα μας και είναι υπεύθυνο να παραμορφώνει τις κορυφές αυτές σε κάθε κίνηση που του ορίζουμε. Έτσι λοιπόν εμείς μετακινώντας τα κόκαλα ουσιαστικά παραμορφώνουμε τις αντίστοιχες κορυφές με αποτέλεσμα να

‘τσαλακώνουμε’ το σώμα μας και τελικά να φαίνεται οπτικά η επιθυμητή κίνηση. Η υλοποίηση αυτής της τεχνικής μας αποδίδει σε βέλτιστο χρόνο το επιθυμητό αποτέλεσμα και το κλειδί σε αυτό το βήμα είναι η γεωμετρική αντιστοίχιση που υλοποιήσαμε στο προηγούμενο βήμα, και έτσι έχοντας δύο σώματα με την ίδια ακριβώς γεωμετρία είναι πολύ εύκολο να μετακινούμε κάθε κόκαλο στο χαρακτήρα στόχο μας που ουσιαστικά είναι το ίδιο με το αρχικό μας σώμα.

Η τελευταία μας τεχνική αφορά την μεταφορά του δέρματος μεταξύ των χαρακτήρων μας. Το δέρμα ίσως είναι και το πιο σημαντικό στην διαδικασία κίνησης ενός χαρακτήρα διότι είναι αυτό που προσδιορίζει την παραμόρφωση του σκελετού στην διαδικασία της κίνησής του. Όπως είπαμε και παραπάνω ο σκελετός στο σύνολό του προσδιορίζεται από την σχέση που έχει κάθε κόκαλο με τις επιμέρους κορυφές που του αντιστοιχούν. Έχοντας λοιπόν αυτήν τη σχέση κορυφών – κοκάλων αυτό που μας λείπει είναι ο τρόπος να τα ενώσουμε μεταξύ τους. Ο τρόπος αυτός ονομάζεται δέρμα. Το δέρμα είναι ένα σύνολο από βάρη τα οποία προσδιορίζουν το ποσοστό παραμόρφωσης που μπορεί να ασκήσει κάθε κόκαλο σε μία κορυφή. Στην κάθε κορυφή αντιστοιχεί ένα βάρος το οποίο προσδιορίζει το βαθμό που αυτή η κορυφή μπορεί να παραμορφωθεί όταν το κόκαλο μετακινηθεί. Κάθε κορυφή μπορεί να έχει ένα μόνο βάρος σε σχέση με ένα κόκαλο και να την προσδιορίζει με μοναδικό τρόπο, από την άλλη πλευρά όμως κάθε κορυφή μπορεί να επηρεάζεται από το πολύ τέσσερα κόκαλα και τουλάχιστον ένα. Έτσι λοιπόν η τεχνική της μεταφοράς του δέρματος, συνδέεται άμεσα με τον σκελετό και άρα το προηγούμενο στάδιο και είναι το κλειδί για να πετύχουμε την κίνηση σε ένα χαρακτήρα.

## 6.2 Μεταφορά Σκελετού

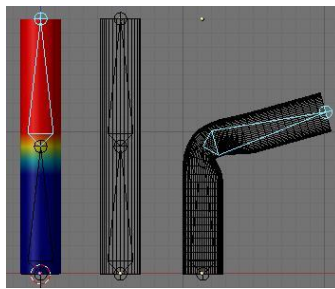
Στο κεφάλαιο αυτό θα εστιάσουμε την προσοχή μας στο δεύτερο κομμάτι της μεταφοράς κίνησης το οποίο είναι η μεταφορά σκελετού. Το κομμάτι αυτό έχει ξεχωριστή σημασία στην συνολική διαδικασία της μεταφοράς διότι ο σκελετός αποτελεί κατασταλτικό παράγοντα στην τελική κίνηση του χαρακτήρα μας. Θα προσπαθήσουμε λοιπόν μέσα σε δύο βήματα να μετακινήσουμε και ουσιαστικά να μεταφέρουμε τον υπάρχων σκελετό της πηγής μας στο στόχο. Στο πρώτο βήμα θα μελετάμε ξεχωριστά ένα, ένα τα κόκαλα του σκελετού και θα τα μετακινούμε στον νέο μας χαρακτήρα αλλάζοντας τις συντεταγμένες του ώστε να εφάπτεται πάνω στο νέο μας σώμα. Ο

λόγος που μπορούμε να το πετύχουμε αυτό μέσα από μία απλή διαδικασία είναι διότι οι δύο αυτοί χαρακτήρες έχουν πλέον την ίδια γεωμετρία οπότε γνωρίζουμε ακριβώς την περιοχή στην οποία πρέπει να τοποθετήσουμε το εκάστοτε κόκαλο, η οποία θα είναι η ίδια περιοχή με αυτή της πηγής μας. Αφού λοιπόν ολοκληρώσουμε αυτό το βήμα, το οποίο θα γίνει επαναληπτικά τόσες φορές όσες και τα κόκαλα του σκελετού μας θα οδηγηθούμε στο δεύτερο βήμα το οποίο είναι ο επαναπροσδιορισμός της κατεύθυνσης και περιστροφής για το κάθε κόκαλο ή αλλιώς για την κάθε άρθρωση. Το στάδιο αυτό είναι εξαιρετικά σημαντικό διότι εδώ ουσιαστικά θα ορίσουμε κατεύθυνση και περιστροφή στο νέο μας σκελετό ώστε οι διάφορες κινήσεις να είναι προσαρμοσμένες στο νέο μας σώμα και να μην έχουμε ανεπιθύμητες παραμορφώσεις. Αυτό που προσπαθούμε να πετύχουμε σε αυτό το βήμα είναι να έχουμε ένα σκελετό πλήρως ενσωματωμένο στο νέο μας σώμα ώστε να είναι έτοιμο να του δώσουμε και νέο δέρμα και να δημιουργήσουμε την τελική μας κίνηση. Παρακάτω λοιπόν θα αναλύσουμε αυτά τα δύο βήματα εκτενέστερα αλλά θα αναφέρουμε και τις απαιτήσεις και ιδιαιτερότητες που εμφανίζει ο αλγόριθμός μας κατά την εκτέλεση του.

### 6.2.1 Σχεδίαση αλγορίθμου

Στην διαδικασία κίνησης ενός χαρακτήρα το πιο σημαντικό κομμάτι είναι ο σκελετός. Σκελετό καλούμε ένα σύνολο από κόκαλα και αρθρώσεις. Έναν σκελετό μπορούμε είτε να τον δημιουργήσουμε είτε να τον έχουμε έτοιμο και απλά να το προσαρμόσουμε στα δικά μας δεδομένα. Στην διαδικασία που επιθυμούμε να δημιουργήσουμε τον δικό μας σκελετό θα πρέπει να ακολουθήσουμε μία γνωστή μεθοδολογία. Χρησιμοποιώντας ένα σχεδιαστικό περιβάλλον θα ξεκινήσουμε να προσθέτουμε ανά βήμα και ένα κόκαλο, με τέτοιο τρόπο ώστε συνολικά να δημιουργείται ένας σκελετός ικανός να κινεί το χαρακτήρα μας. Έχοντας λοιπόν μία αλληλουχία από κόκαλα το επόμενο στάδιο είναι ο ορισμός σχέσεων μεταξύ των κοκάλων που έχεις. Με αυτό εννοούμε ότι για κάθε κόκαλο θα πρέπει να ορισθεί ένας πρόγονος του ή αλλιώς πατέρας του και ένας οι περισσότεροι απόγονοι ή αλλιώς τα παιδιά. Είναι αναγκαίο να ορισθεί πως κάθε κόκαλο θα πρέπει να έχει έναν μοναδικό πατέρα και ένα ή περισσότερα παιδιά. Έχουμε με αυτόν τον τρόπο δημιουργήσει έναν σκελετό ο οποίος είναι πλήρως συνδεδεμένος μεταξύ του, και παραμορφώνοντας ένα κόκαλο θα επηρεάζονται ταυτόχρονα και τα παιδιά του.

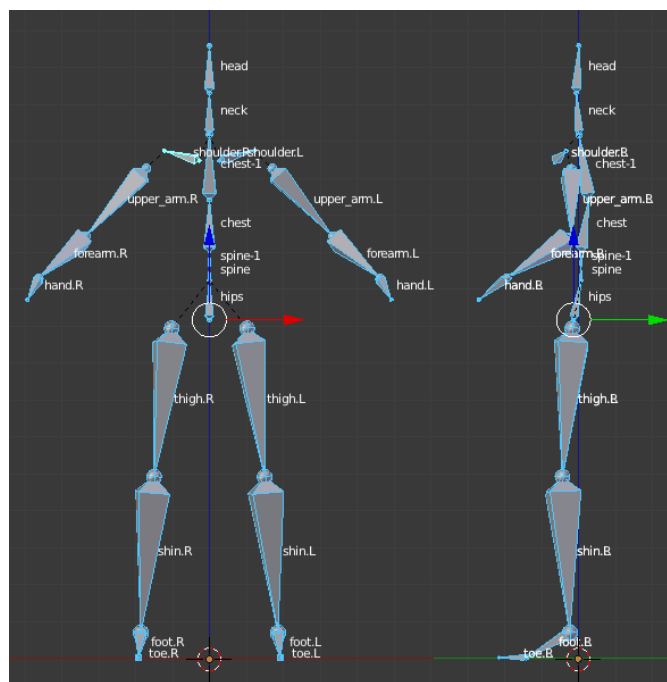
Απώτερος σκοπός όλης αυτής της διαδικασίας είναι να κινείται το σώμα μας και όχι ο σκελετός. Όπως είναι φανερό ο σκελετός μας χρησιμεύει απλά στο να μας είναι πιο εύκολη η δημιουργία την κίνησης μας. Για να πετύχουμε λοιπόν τον στόχο μας θέλουμε το κάθε κόκαλο ξεχωριστά να επηρεάζει ένα σύνολο από κορυφές στο χαρακτήρα μας. Είναι σημαντικό να τονίσουμε πως κάθε κόκαλο θα επηρεάζει ένα πεπερασμένο πλήθος κορυφών και κάθε κορυφή θα μπορεί να επηρεάζεται από το πολύ τέσσερα κόκαλα. Αυτό συμβαίνει συχνά σε κορυφές που βρίσκονται σε σημεία που συναντώνται κόκαλα. Με την συσχέτιση αυτή καταλαβαίνουμε πως με τον μετασχηματισμό ενός κόκαλου θα μετασχηματίζονται και οι κορυφές με αποτέλεσμα να βλέπουμε το σώμα μας να κινείται (Σχήμα 4.1).



Σχήμα 6.1: Η παραμόρφωση που δημιουργείται από την μετακίνηση ενός κόκαλου.

Είναι λοιπόν φανερό πως μία τέτοια διαδικασία είναι εξαιρετικά αργή καθώς επίσης απαιτεί και γνώσεις για τον σχεδιασμό του σκελετού. Για αυτό το λόγο οδηγούμαστε στο δεύτερο τρόπο και την μεταφορά του σκελετού από την πηγή μας στο στόχο. Εδώ λοιπόν θα τεθούν κάποια βασικά προβλήματα που εμφανίζει αυτός ο τρόπος. Καταρχάς θα πρέπει ο εκάστοτε σκελετός να μπορεί να προσαρμόζεται στην μορφολογία του στόχου μας. Αυτό σημαίνει πως θα μπορεί να προσαρμόζεται και να παραμορφώνεται ανάλογα με την μορφή του χαρακτήρα στόχου μας διατηρώντας όμως την συγγενική σχέση που έχει σταθερή. Αυτό απαιτεί αυτόματα τον μετασχηματισμό του κάθε κόκαλου με τέτοιο τρόπο ώστε να καλύπτει σε εύρος

τόσες κορυφές στον στόχο μας όσες και στην πηγή μας. Θα πρέπει λοιπόν να θεωρούμε πως ένα κόκαλο ισοδυναμεί με ένα σύνολο κορυφών τις οποίες καλείται να επηρεάζει με διαφορετικό τρόπο. Έτσι λοιπόν απαιτούμε το αντίστοιχο κόκαλο να επηρεάζει το ίδιο πλήθος ακμών και έπειτα. Θα εφαρμόσουμε λοιπόν μία μεθοδολογία, κατά την οποία θα προσπαθούμε επαναληπτικά να εφαρμόζουμε μία τεχνική ελαχιστοποίησης η οποία θα προσπαθεί να βρίσκει τον βέλτιστο τρόπο τοποθέτησης της άρθρωσης στον στόχο μας. Μετά από ένα πεπερασμένο πλήθος βημάτων, διασχίζοντας όλα τα κόκαλα της πηγής μας θα μπορέσουμε να τα μεταφέρουμε και στον στόχο μας. Το αποτέλεσμα μας θα είναι ένας νέος σκελετός με την ίδια ιεραρχία αλλά με διαφορετική τοποθέτηση τώρα. Παρακάτω μπορούμε να δούμε ένα σχήμα με έναν σκελετό ώστε να κατανοήσουμε καλύτερα τη διαδικασία για την οποία μιλάμε (Σχήμα 6.2).



Σχήμα 6.2: Η ιεραρχία ενός σκελετού ανθρώπινης μορφής.

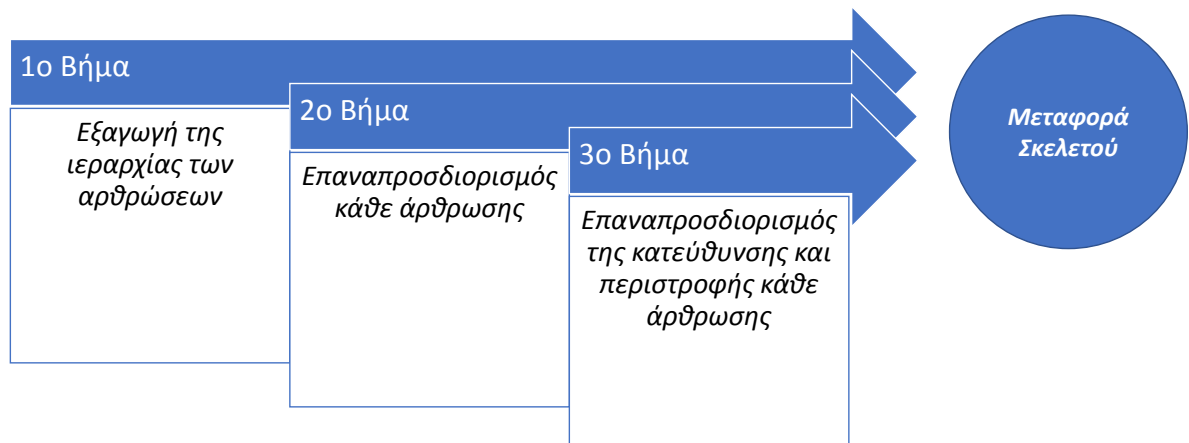
Με δεδομένο το νέο μας σκελετό μπορούμε να προχωρήσουμε και στο τελικό στάδιο του αλγορίθμου μας που είναι ο επαναπροσδιορισμός της κατεύθυνσης και περιστροφής για κάθε άρθρωση. Ο υπολογισμός αυτός επιτρέπει στον σκελετό σαν σύνολο να ενσωματωθεί σωστά στο νέο σώμα. Ο λόγος είναι ότι συνολικά ένας σω-

στός σκελετός αποτελείται εκτός από τα κόκαλα και από άλλα δύο χαρακτηριστικά που είναι η κατεύθυνση και η περιστροφή. Οι δύο αυτοί επιπλέον παράγοντες μας διασφαλίζουν πως ο σκελετός μας σαν δομή θα παραμορφώνει το σώμα μας στην κατεύθυνση και με τον τρόπο που επιθυμούμε. Αν έχουμε μεταφέρει όλα αυτά τα χαρακτηριστικά είμαστε σίγουροι πως οι δύο χαρακτήρες θα κινούνται με τον ίδιο τρόπο. Σε αυτό το κομμάτι θα μας φανεί χρήσιμη η πληροφορία της κληρονομικότητας. Μελετάμε πλέον τον νέο μας σκελετό και προσπαθούμε να τον τελειοποιήσουμε στον νέο του σώμα.

Στην συνέχεια λοιπόν θα μιλήσουμε αναλυτικά για το τρόπο με τον οποίο υλοποιήθηκαν οι δύο αυτές τεχνικές και όλα τα χαρακτηριστικά που είναι απαραίτητα ώστε να γίνει μία επιτυχημένη μεταφορά σκελετού.

## 6.2.2 Τεχνικές μεταφοράς σκελετού

Στην ενότητα αυτή θα μιλήσουμε αναλυτικά για τον τρόπο με τον οποίο υλοποιήσαμε την μεταφορά του σκελετού μέσα από δύο επιμέρους βήματα. Θα αναλύσουμε τον τρόπο με τον οποίο θα μεταφέρεται κάθε επιμέρους άρθρωση και πώς τοποθετείται στον νέο μας σκελετό. Επίσης, θα μελετήσουμε τις άλλες δύο σημαντικές παραμέτρους που αποτελούν βασικά χαρακτηριστικά για τον ορισμό ενός σκελετού δηλαδή την κατεύθυνση και την περιστροφή της κάθε άρθρωσης. Το κομμάτι αυτό του αλγορίθμου μας είναι η συνέχεια της γεωμετρικής αντιστοίχισης και είναι απαραίτητο να κατανοηθεί πως δεν μπορεί να αποτελέσει ένα αναπόσπαστο κομμάτι υλοποίησης διότι απαιτεί πρώτα να υπάρχει γεωμετρική αντιστοίχιση στα σώματα που μελετά. Η συνολική ροή του αλγορίθμου θα ακολουθεί τα εξής στάδια. Στο πρώτο στάδιο θα συμπεριλάβουμε την εξαγωγή της ιεραρχίας του σκελετού πηγή μέσα από το αρχείο που θα εισάγει ο χρήστης στην μορφή (.bvh , biovision file). Τα αρχεία αυτής της μορφής περιέχουν μέσα όλη την αναλυτική σχέση συγγένειας μεταξύ των κοκάλων καθώς και την θέση του πάνω στο σώμα [83]. Έπειτα θα εφαρμόζουμε τα δύο βήματα που αναφέραμε παραπάνω με αποτέλεσμα να παράγουμε έναν νέο σκελετό και να τον αποθηκεύσουμε σε ένα νέο αρχείο ίδιου τύπου ώστε να μπορεί ο χρήστης να το αξιοποιήσει όπως επιθυμεί. Αν λοιπόν θα θέλαμε να αναπαραστήσουμε τη διαδικασία μας σαν ένα διάγραμμα ροής θα είχε την παρακάτω μορφή (Σχήμα 6.3).



Σχήμα 6.3: Το Διάγραμμα Ροής της Μεταφοράς Σκελετού.

### 6.2.3 Επαναπροσδιορισμός αρθρώσεων

Στόχος μας σ' αυτήν την ενότητα είναι να καταφέρουμε να μεταφέρουμε αρχικά ένα ένα τα κόκαλα μας στον χαρακτήρα πηγή. Για τον σκοπό αυτό θα χρειαστούμε κάποιες βασικές πληροφορίες που θα πάρουμε από την πηγή μας για τον δικό του σκελετό. Πιο ειδικά θα χρειαστούμε την ιεραρχία των κοκάλων του καθώς και τα ίδια του τα κόκαλα. Την ιεραρχία μπορούμε να την λάβουμε από το αρχείο biovision το οποίο από την φύση του έχει μέσα την ιεραρχία ενός σκελετού. Επίσης, σημαντική πληροφορία που θα έχουμε από το ίδιο αρχείο θα είναι και τα ονόματα από κάθε κόκαλο που έχει ο σκελετός. Το κάθε κόκαλο θα έχει το δικό του όνομα το οποίο θα είναι αντιπροσωπευτικό και μοναδικό. Θα προσπαθήσουμε λοιπόν να φτιάξουμε μία δική μας δομή βασισμένη στα κόκαλα και συνολικά στον σκελετό μας με σκοπό σε κάθε βήμα να την γεμίζουμε με τα απαραίτητα συστατικά για την μεταφορά μας στο κομμάτι που μελετάμε. Έτσι λοιπόν η πρώτη πληροφορία που θα χρειαστούμε θα είναι τα ονόματα καθώς και τις σχέσεις παιδί γονέα για τις οποίες μιλήσαμε παραπάνω. Από το ίδιο πάλι αρχείο θα μελετήσουμε το επόμενο κομμάτι που ακολουθεί και περιέχει μέσα την κίνηση. Όταν λοιπόν μιλάμε για κίνηση



εκτός από την φυσική της μορφή που είναι γνωστή σε όλους μας, στον αλγόριθμό μας θα την μελετήσουμε σαν μία ακολουθία μετασχηματισμών. Με άλλα λόγια η κίνηση του χαρακτήρα μας θα χωριστεί σε πόζες οι οποίες θα χαρακτηρίζονται από τους επικείμενους μετασχηματισμούς που έχει υποστεί ο σκελετός μας. Καθώς η κίνηση μας εξελίσσεται με τον χρόνο στο αρχείο μέσα αποθηκεύονται όλοι οι μετασχηματισμοί για το κάθε κόκαλο ξεχωριστά αλλά και για την κάθε χρονική στιγμή ξεχωριστά. Σε κάθε χρονική στιγμή θα έχουμε και μία ξεχωριστή πόζα. Τώρα από την άλλη πλευρά ο κάθε μετασχηματισμός μας αφορά το κάθε κόκαλο σε κάθε χρονική στιγμή ξεχωριστά. Οι μετασχηματισμοί αυτοί όπως γνωρίζουμε από το προηγούμενο κεφάλαιο μπορεί να είναι είτε περιστροφή είτε μεταφορά είτε κλιμάκωση (πιο σπάνια). Άρα αυτό που μας δίνει σαν πληροφορία το αρχείο μας είναι η αλλαγή στις συντεταγμένες του κάθε μας κόκαλου με την πάροδο του χρόνου. Έτσι η δεύτερη πληροφορία που μας χρειάζεται είναι οι μετασχηματισμοί για κάθε κόκαλο σε κάθε χρονική στιγμή. Τώρα αυτούς τους μετασχηματισμούς τους ονομάζουμε και τοπικούς διότι αφορούν το κάθε κόκαλο χωριστά. Παρακάτω θα δούμε ότι υπάρχουν και οι σφαιρικοί μετασχηματισμοί. Ταυτόχρονα με αυτήν την πληροφορία φυσικά θα κρατήσουμε και τις αρχικές συντεταγμένες μας σε κάθε κόκαλο.

Στην συνέχεια λοιπόν από την στιγμή που έχουμε αξιοποιήσει το πρώτο μας αρχείο θα προχωρήσουμε στην χρήση του επόμενου μας αρχείου που είναι το αρχείο τύπου collada. Το αρχείο αυτό περιέχει μέσα όλες τις πληροφορίες για τα βάρη και την σχέση βάρος κόκαλο για την οποία πιο αναλυτικά θα την δούμε στο επόμενο κεφάλαιο. Η πρώτη λοιπόν πληροφορία από αυτό το αρχείο θα είναι προφανώς τα βάρη για κάθε κορυφή, και την πληροφορία αυτήν θα την συμπληρώσουμε στην δομή μας. Έπειτα θα χρειαστούμε και την σχέση βάρος- κόκαλο στην δομή μας. Η πληροφορία αυτή θα μας δώσει μία εικόνα καλύτερη για την χρησιμότητα του κάθε μας κόκαλου στην συνολική μας κίνηση (Σχήμα 6.4). Εδώ λοιπόν πήραμε όλες τις χρήσιμες πληροφορίες που θα χρειαστούμε σε όλη τη διαδικασία μεταφοράς του κάθε μας κόκαλου και μπορούμε να προχωρήσουμε στο επόμενο βήμα και την πραγματική μας μεταφορά.



Σχήμα 6.4: Η Σχέση Κόκαλο-Βάρος.

Το πρώτο βήμα μας θα είναι η δημιουργία μιας δομής η οποία θα περιέχει μέσα την σχέση κορυφής άρθρωσης. Χρειαζόμαστε δηλαδή να γνωρίζουμε το σύνολο των κορυφών που επηρεάζονται από ένα κόκαλο. Έτσι λοιπόν για κάθε κόκαλο θα ορίσουμε σαν έμβαρους κορυφές, εκείνες τις οποίες επηρεάζονται από το συγκεκριμένο κόκαλο. Με άλλα λόγια για κάθε κορυφή, για την οποία ισχύει η σχέση (6.1) μπορούμε μετά τον υπολογισμό αυτής της σχέσης να την μεταφέρουμε και στην πηγή μας. Αν λοιπόν συμβολίζουμε το κάθε κόκαλο  $J_s$  το οποίο θα αποτελείται από  $m$  έμβαρους ακμές μπορούμε να εκφράζουμε το κάθε κόκαλο σαν γραμμικό συνδυασμό των κορυφών που επηρεάζει με τον εξής τρόπο:

$$J_s = \sum_{i=1}^m c_i v_{iS} \quad (6.1)$$

και με αυτόν τον τρόπο λοιπόν έχουμε προσδιορίσει και δώσει μορφή σε κάθε μας κόκαλο για την πηγή μας. Στο επόμενο μας βήμα θα θέλαμε να αρχίσουμε τον υπολογισμό και την μεταφορά κάθε κόκαλου και στον στόχο μας αντίστοιχα.

Το πρώτο πράγμα που θα πρέπει να υπολογίσουμε θα είναι τα νέα μας βάρη για τις νέες μας κορυφές από τον στόχο τώρα πια. Τα υπάρχοντα βάρη από την πηγή μας συμβολίζονται  $c_i$ . Έτσι θα θέλαμε να επιλέξουμε και υπολογίσουμε νέα βάρη τα οποία να ακολουθούν τρία βασικά κριτήρια. Αρχικά θα θέλαμε από όλους τους γραμμικούς συνδυασμούς από βάρη κορυφές να κρατάμε αυτούς που θα είναι πιο

κοντά στις συντεταγμένες του εκάστοτε κόκαλου μας. Δεύτερον θα θέλαμε το κάθε βάρος για τον στόχο να είναι αναλογικό με τα αντίστοιχα βάρη της πηγής και τέλος όλα τα βάρη να αθροίζονται στο ένα. Έτσι για να επιτευχθούν όλα τα παραπάνω θα υλοποιήσουμε μία αντικειμενική συνάρτηση όπου να τα υλοποιεί και έτσι θα έχει την μορφή:

$$E(c_1, \dots, c_m) = \omega_1 \left\| \sum_{i=1}^m c_i v_{iS} - J_s \right\|^2 + \omega_2 \sum_{i=1}^m \left( c_i - \frac{w_{iS}}{\sum_{j=1}^m w_{jS}} \right)^2 + \omega_3 \left( \left( \sum_{i=1}^m c_i \right) - 1 \right)^2$$

Το αποτέλεσμα μας θα είναι η δημιουργία ενός νέου σκελετού πανομοιότυπου σε ιεραρχία και αριθμό από κόκαλα με την μόνη διαφορά ότι θα είναι προσαρμοσμένος πάνω στον νέο μας χαρακτήρα δηλαδή την πηγή μας. Σαν τελικό βήμα θα πρέπει να εγγυηθούμε επίσης ότι θα κινείται και σύμφωνα με την πηγή μας.

#### 6.2.4 Επαναπροσδιορισμός της κατεύθυνσης και περιστροφής κάθε άρθρωσης

Ως τελικό βήμα για τη διαδικασία μεταφοράς του σκελετού μας θα πρέπει να βεβαιωθούμε ότι ο σκελετός μας είναι ενσωματωμένος απόλυτα στον νέο μας χαρακτήρα. Όπως έχουμε αναφέρει και σε προηγούμενες ενότητες το κάθε κόκαλο εκτός από την θέση του σαν συντεταγμένες πάνω στο σώμα χρειάζεται κατεύθυνση και περιστροφή. Οι δύο αυτές μεταβλητές μας βοηθάνε στην διαδικασία την κίνησης συνολικά. Είναι συχνό το φαινόμενο, ενώ δύο χαρακτήρες μοιράζονται τον ίδιο σκελετό σαν δομή κινούνται με διαφορετικό τρόπο. Όπως και στην ανθρώπινη πραγματικότητα όλοι οι άνθρωποι περπατάμε, σηκώνουμε το χέρι μας ή τρέχουμε. Στο κάθε άνθρωπο όμως φαίνεται με διαφορετικό τρόπο. Κατά συνέπεια, πρέπει να εξασφαλίσουμε ένα τρόπο με τον οποίο θα μεταφέρουμε και αυτά τα χαρακτηριστικά. Η λύση θα είναι η χρήση αυτών των δύο προαναφερθέντων μεταβλητών (κατεύθυνση, περιστροφή).

Ένα πολύ συχνό φαινόμενο που παρατηρούμε στα σώματα μας είναι στα άκρα τους, ενώ θεωρούμε ότι βρίσκονται στην ίδια πόζα οι δύο χαρακτήρες στην πραγματικότητα υπάρχουν μικρές διαφορές. Έτσι λόγω αυτών των μικρών διαφορών θα υπολογίσουμε τις δύο μας μεταβλητές, περιστροφή και κατεύθυνση, βασιζόμενοι

στα βάρη και τις έμβαρεις κορυφές του κάθε κόκαλου. Θα υλοποιήσουμε ένα αλγόριθμο (6.1) ο οποίος θα επισκέπτεται επαναληπτικά κάθε κόκαλο και θα εκτελεί μία σειρά από υπολογισμούς διατηρώντας και την ιεραρχία τους ξεκινώντας πάντα από την ρίζα. Ο αλγόριθμος μας θα καλείται αναδρομικά μέχρι να επισκεφθεί όλα τα κόκαλα του σκελετού μας και με τον τερματισμό του θα έχει ολοκληρωθεί και όλη η διαδικασία της μεταφοράς μας.

Σε κάθε βήμα του αλγορίθμου θα παίρνουμε σαν είσοδο και ένα διαφορετικό κόκαλο ξεκινώντας πάντα από την ρίζα. Επιπρόσθετα, σε κάθε επανάληψη το επόμενο κόκαλο δεν επιλέγεται με τυχαίο τρόπο και στην πράξη είναι το παιδί του κόκαλου που εκτελείται σε κάθε επανάληψη. Αν και επρόκειτο για έναν νέο σκελετό στόχο, παρόλα αυτά η ιεραρχία διατηρείται με αποτέλεσμα οι σχέσεις γονέα παιδιού να είναι οι ίδιες. Προχωράμε στην επιλογή του κόκαλου στο πρώτο μας βήμα. Εδώ θα αντιγραφεί η κατεύθυνση από την πηγή στο στόχο αυτούσια χωρίς κάποια επεξεργασία. Η κατεύθυνση ορίζεται σαν ένα σημείο με τρεις συντεταγμένες (x,y,z) η οποία εμπεριέχεται στο αρχείο biovision. Στην συνέχεια επιλέγουμε όλες εκείνες τις κορυφές που επηρεάζει το κόκαλο μας. Προφανώς, θα δουλέψουμε με την νέα μας πηγή μετά την γεωμετρική μας αντιστοίχιση και έτσι μετά από αυτό το βήμα θα έχουμε ένα σύνολο από κορυφές. Πάμε έτσι στο επόμενο βήμα όπου θα πάρουμε κάθε μία από τις παραπάνω επιλεγμένες κορυφές και θα τις περιστρέψουμε με βάση τον πίνακα περιστροφής του πατέρα. Με τον τρόπο αυτό θα δημιουργηθεί ένα νέο σύνολο από κορυφές που θα είναι οι παλιές μετά την περιστροφή τους. Να τονίσουμε εδώ ότι ο πίνακας περιστροφής υπάρχει στην δομή μας σύμφωνα με την προηγούμενη ενότητα μας.

Ως τέταρτο βήμα θα κατασκευάσουμε έναν πίνακα σφαιρικής περιστροφής. Κάθε μία από τις κορυφές του νέου μας συνόλου θα συνδεθεί με αυτές που προέκυψαν από την περιστροφή. Με τον τρόπο αυτό θα δημιουργηθεί ένας νέος πίνακας περιστροφής. Ο πίνακας αυτός θα ευθυγραμμίζει την κάθε νέα κορυφή με την αντίστοιχη κορυφή που υπάρχει στο μοντέλο πηγή. Ο πίνακας αυτός θα χρησιμοποιηθεί στο βήμα πέντε και στο οποίο θα ορίσουμε τον νέο πίνακα περιστροφής για το κόκαλο μας ως το γινόμενο του νέου πίνακα από το βήμα τέσσερα και αυτού που ήδη είχαμε. Στα τρία τελευταία μας βήματα ουσιαστικά υλοποιούμε την αναδρομή μας. Έτσι για κάθε παιδί που έχει το κόκαλο μας ορίζουμε ένα νέο πίνακα περιστροφής και ξανά εκτελούμε όλη την παραπάνω διαδικασία επαναληπτικά. Με αυτόν τον τρόπο θα διασχίσουμε όλο την ιεραρχία κοκάλων και έπειτα από ένα πεπερα-

σμένο πλήθος βημάτων ο νέος σκελετός θα είναι έτοιμος. Έτσι για κάθε νέο κόκαλο του στόχου μας θα έχουμε την περιστροφή και κατεύθυνση του αλλά και τις νέες του συντεταγμένες. Παρακάτω παρουσιάζεται ο ψευδοκώδικας που υλοποιεί την προαναφερθείσα διαδικασία (Αλγόριθμος 6.1).

---

#### Αλγόριθμος 6.1 Μεταφορά Περιστροφής και Κατεύθυνσης.

---

**Require:** ( $J_{rootS}$ ,  $J_{rootT}$ , *identityMatrix*)

- 1:  $J_{iT}.orient = J_{iS}.orient$
  - 2:  $p_{iT} = GeometricCorresp(v_{iS} | w(v_{iS} J_{iS}) > 0)$
  - 3:  $p'_{iT} = Rotate(p_{iT}, parentTransf)$
  - 4:  $globalRot = BestROt(p'_{iT}, v_{iS} | w(v_{iS} J_{iS}) > 0)$
  - 5:  $J_{iT} \Delta_{rot} = J_{iS}.globalToLocalMatrix * globalRot$
  - 6: *foreach*  $child_S.children$ ;  $child_T \in J_{iT}.children$  *do*
  - 7:      $inverseRot = parentTransf * Rotation(-\Delta_{rot})$
  - 8:     *TransferJoint*( $child_S, child_T, inverseRot$ )
  - 9: *end*
- 

### 6.2.5 Αποτελέσματα και ιδιαιτερότητες

Στο τελικό στάδιο που έχει αναλυθεί όλος ο αλγόριθμος μας θα αναφέρουμε κάποια σημαντικά χαρακτηριστικά που θα πρέπει να προσέξει ο χρήστης για να έχει το αποτέλεσμα που επιθυμεί. Το πρώτο και πιο σημαντικό κομμάτι είναι να γίνει εισαγωγή του σωστού αρχείου *biovision* ώστε να εξάγουμε την απαραίτητη πληροφορία μας που είναι η ιεραρχία. Από την άλλη το τελικό μας αποτέλεσμα θα αποθηκευτεί σε ένα νέο αρχείο ίδιου τύπου ώστε να είναι έτοιμο προς χρήση. Θα πρέπει παρόλα αυτά ο χρήστης να εισάγει και το κατάλληλο αρχείο που περιέχει και το δέρμα της πηγής (*collada*) διότι μας είναι απαραίτητη η πληροφορία για τα βάρη στην μεταφορά του σκελετού όπως είδαμε και παραπάνω. Έχοντας λοιπόν όλα τα απαραίτητα αρχεία μπορούμε να ξεκινήσουμε τη διαδικασία της μεταφοράς του σκελετού σε δύο φάσεις. Στην πρώτη φάση θα πρέπει να καθορίσουμε και εδώ τρεις μεταβλητές  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$  οι οποίες χρησιμοποιούνται στην βελτιστοποίηση μας και καθορίζουν πόσος σημαντικός είναι ο κάθε παράγοντας. Το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης μας δίνει τα ελάχιστα βάρη που καθορίζουν τις νέες αρθρώσεις. Το σημαντικό εδώ είναι ότι θα πρέπει υποχρεωτικά να αθροίζονται στο ένα. Τέλος, θα πρέπει μετά την ολοκλήρωση αυτού του κομματιού να αποφασίσει ο χρήστης

αν θέλει να προχωρήσει στο τελικό στάδιο και την μεταφορά του δέρματος ή να σταματήσει. Παρακάτω θα αναλύσουμε σε επιμέρους βήματα τη διαδικασία όλης της μεταφοράς του σκελετού.

---

**Αλγόριθμος 6.2** Υπολογισμός της Μεταφοράς Σκελετού.

---

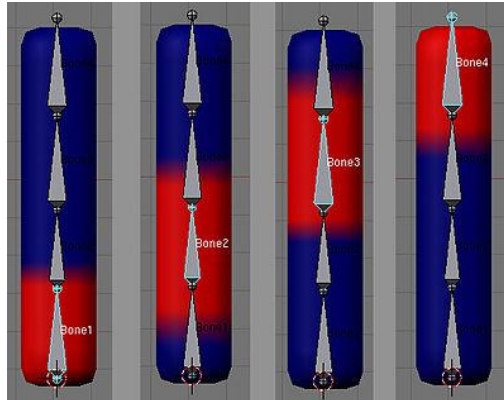
**Require:** *The biovision file*

**Ensure:** *Files Also the collada file for the weights*

- 1: *Input Data(bvh,collada)*
  - 2: *Joint Position Retargeting*
  - 3: *Compute Bones of Source*
  - 4: *Compute the Objective Function*
  - 5: *L – BFGS Optimization*
  - 6: *Export Bones for Target*
  - 7: *End*
  - 8: *Joint Orientation and Rotation*
  - 9: *Compute the Algorithm(4.1)*
  - 10: *Final Models( $B_S, B_T$ )*
  - 11: *End*
  - 12: *Save Final Hierarchy*
- 

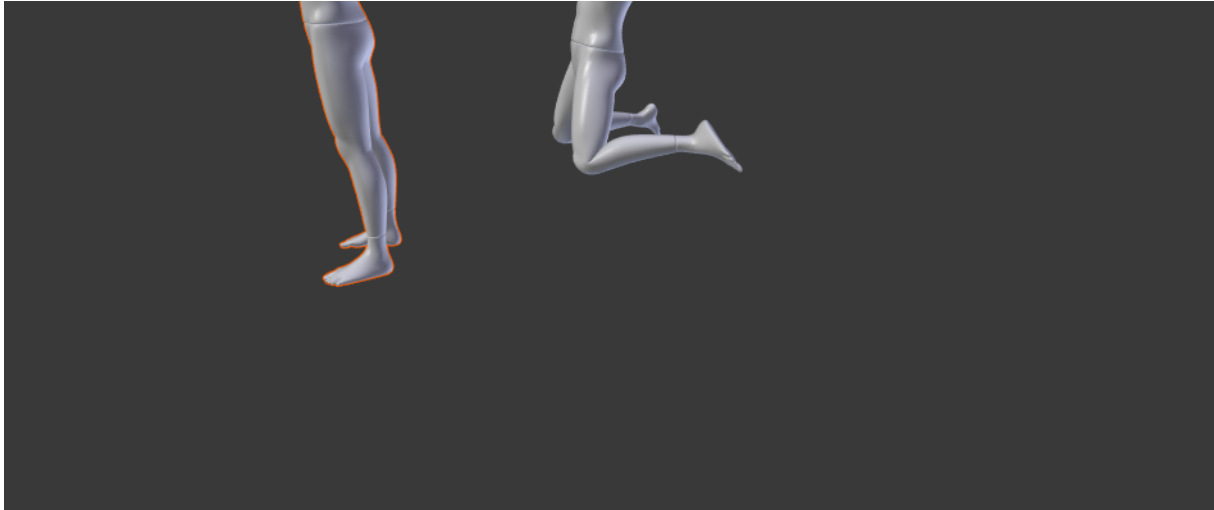
### 6.3 Μεταφορά Δέρματος

Το τελευταίο βήμα στην συνολική μεταφορά της κίνησης είναι η μεταφορά του δέρματος. Ένας χαρακτήρας, ο οποίος έχει γεωμετρία και σκελετό είναι αδύνατον να μπορέσει να κινηθεί χωρίς το δέρμα. Ο σκελετός και το σώμα είναι δύο ξεχωριστά κομμάτια και σκοπός είναι να βρούμε ένα τρόπο να τα ενώσουμε. Ο τρόπος αυτός είναι το δέρμα. Ο όρος δέρμα αντιπροσωπεύει τον τρόπο με τον οποίο ο σκελετός θα επηρεάζει και θα παραμορφώνει το σώμα κατά την κίνηση του. Και σε αυτό το κομμάτι υπάρχουν δύο τρόποι. Ο πρώτος τρόπος είναι να σχεδιάσουμε εμείς το δέρμα πάνω στο χαρακτήρα μας. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με την χρήση ενός σχεδιαστικού προγράμματος και ακολουθώντας μία καθορισμένη τεχνική.



Σχήμα 6.5: Δημιουργία Δέρματος.

Στόχος μας είναι να καθορίσουμε το πόσο κάθε κορυφή θα επηρεάζεται από ένα κόκαλο σε κάθε μετασχηματισμό του. Μία τέτοια σχεδίαση φαίνεται στο σχήμα 6.5. Έτσι λοιπόν μπορούμε να πούμε πως το δέρμα είναι το άθροισμα από κάθε βάρος που θα δώσουμε στις κορυφές μας σε όλη τη διαδικασία της κίνησης. Το κάθε βάρος είναι ένας αριθμός που αν είναι διαφορετικός από το μηδέν μας δείχνει το ποσοστό που η συγκεκριμένη κορυφή θα επηρεαστεί και θα παραμορφωθεί όταν κινηθεί το κόκαλο που της αντιστοιχεί. Από την άλλη αν είναι μηδέν σημαίνει πως θα παραμένει σταθερή και ως κινείται το κόκαλο. Έτσι λοιπόν καταλαβαίνουμε πως μπορούμε να ορίσουμε εμείς την επιθυμητή κίνηση για τον χαρακτήρα και να πετύχουμε κινήσεις όπως είναι ο χαιρετισμός ή και άλλες τέτοιες που απαιτούν την κίνηση μόνο ενός μέρους από το σώμα μας.



Σχήμα 6.6: Μετασχηματισμοί Κατά την Κίνηση.

Στο τέλος της διαδικασίας αυτής έχουμε έναν έτοιμο σκελετό ο οποίος μπορεί πλέον να κινηθεί όπως επιθυμούμε Εικόνα 6.6. Από την άλλη πλευρά μπορούμε να αποφύγουμε τη διαδικασία και να μεταφέρουμε το δέρμα από την πηγή στο στόχο. Η μεταφορά αυτή θα γίνει σε ένα βήμα και το αποτέλεσμα που θα έχουμε είναι ο νέος μας χαρακτήρας να συμπεριφέρεται όπως και ο παλιός. Για την μεταφορά του δέρματος θα εφαρμόσουμε έναν αλγόριθμο ο οποίος θα υλοποιήσει το γνωστό "blending". Η διαδικασία αυτή προσπαθεί να παράγει βάρη ή αλλιώς να δημιουργήσει δέρμα λαμβάνοντας υπόψιν του τις κορυφές από το σώμα, τον βαθμό αλλά και το πλήθος των κοκάλων από τα οποία επηρεάζονται. Με αυτόν τον τρόπο παράγει ένα συνολικό βάρος αντιπροσωπευτικό για κάθε κορυφή το οποίο λαμβάνει υπόψιν του όλα τα κόκαλα που το επηρεάζουν.

Ο λόγος που θέλουμε κάτι τέτοιο είναι γιατί υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες ενώ προσπαθούμε να υλοποιήσουμε μία κίνηση παρατηρούμε ότι το σώμα παραμορφώνεται με έναν τρόπο ο οποίος δεν μας δίνει το επιθυμητό αποτέλεσμα. Τέτοιες περιπτώσεις είναι για παράδειγμα οι διάφορες πτυχώσεις που θα υπάρχουν κατά την περιστροφή. Κατανοούμε λοιπόν πως θα πρέπει να μεταφέρουμε το δέρμα μας προσεκτικά πάνω στις νέες κορυφές που έχουν προκύψει από την γεωμετρική μας αντιστοίχιση και να υλοποιήσουμε την μέθοδο "blending" στον νέο χαρακτήρα. Ο λόγος που επαναλαμβάνουμε αυτήν τη διαδικασία είναι διότι, παρόλο που υπάρχει η αντιστοιχία από το πρώτο βήμα τώρα έχουμε να χειριστούμε ένα νέο σώμα και θα πρέπει να ανακαλύψουμε εδώ πως θα αποφύγουμε τις ανεπιθύμητες παραμορφώσεις. Την ανάλυση του αλγορίθμου μας αυτού θα την δούμε στην επόμενη μας



ενότητα.

### 6.3.1 Τεχνικές μεταφοράς δέρματος

Σ' αυτό το κεφάλαιο θα εστιάσουμε την προσοχή μας στο πιο σημαντικό κομμάτι για την κίνηση ενός χαρακτήρα. Θέλουμε να υπολογίσουμε ένα νέο βάρος από την αρχή για τον στόχο μας με σκοπό να ταιριάζει πάνω του, αλλά και να διατηρεί τα χαρακτηριστικά της πηγής. Θα προσπαθήσουμε λοιπόν βήμα, βήμα να μεταφέρουμε για κάθε κορυφή της πηγής μας το δικό της βάρος. Στην διαδικασία αυτή θα παρατηρήσουμε μερικά προβλήματα που θα αντιμετωπίσουμε. Το πρώτο πράγμα για το οποίο θα μιλήσουμε αφορά την μορφολογία και δομή των χαρακτήρων μας.

Όπως έχουμε πει το κάθε βάρος προσδιορίζει τον βαθμό μετασχηματισμού από το εκάστοτε κόκαλο που επηρεάζει η κορυφή. Βλέπουμε λοιπόν πως τα βάρη έχουν άμεση σχέση με τις κορυφές, με αποτέλεσμα ορισμένες φορές ένας απλός επαναπροσδιορισμός να μην είναι αρκετός. Μπορούμε λοιπόν να διακρίνουμε δύο τρόπους μεταφοράς του δέρματος. Ο πρώτος τρόπος αφορά τους χαρακτήρες οι οποίοι όπως είπαμε πως θα έχουν κοινή μορφολογία. Με άλλα λόγια τέτοιοι χαρακτήρες θα είναι συνήθως όμοιοι στην εξωτερική τους εμφάνιση ή θα έχουν την ίδια ανάλυση στο σώμα τους. Έτσι λοιπόν χαρακτήρες οι οποίοι θα μοιάζουν σύμφωνα με τα παραπάνω χαρακτηριστικά και ιδιαίτερα αν ο  $M_S$  είναι πιο λεπτομερείς από τον  $M_T$  τότε μπορούμε να προσεγγίσουμε τα βάρη τους με μία γραμμική παρεμβολή.

Βλέπουμε λοιπόν ότι στην απλή μας περίπτωση μπορούμε να υπολογίσουμε για τον στόχο μας το κάθε του βάρος ως τον βαρυκεντρικό συνδυασμό των βαρών που έχουμε ήδη υπολογίσει από το προηγούμενο βήμα μας. Θα μπορούσαμε να ορίσουμε την παραπάνω σχέση με τον εξής τύπο:

$$w_i^{blend} = \beta_a w_{aS} + \beta_b w_{bS} + \beta_c w_{cS} \quad (6.2)$$

όπου τα a,b,c αναφέρονται στις εκάστοτε κορυφές της πηγής μας, ενώ τα  $\beta_a, \beta_b$  και  $\beta_c$  είναι οι βαρυκεντρικές συντεταγμένες.

Υπάρχουν τώρα και πολλές περιπτώσεις στις οποίες οι χαρακτήρες μας είτε διαφέρουν πάρα πολύ σε μορφή, είτε σε τοπολογία. Ακόμα πιο συχνά θα δούμε πως θα διαφέρουν και σε μέγεθος. Με την λέξη μέγεθος εννοούμε πλήθος ακμών και κορυφών. Στην περίπτωση που ο στόχος μας έχει μικρότερο μέγεθος είμαστε καλυμμένοι

και μπορούμε να κάνουμε έναν απλό επαναπροσδιορισμό. Αν τώρα μας συμβεί το αντίθετο, και το μέγεθος του στόχου μας είναι μικρότερο, θα δούμε πως δεν θα μπορούμε να παράγουμε τόσα βάρη όσα μας είναι απαραίτητα και έτσι το αποτέλεσμα μας θα είναι κακό. Θα υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες δεν θα μπορούμε να καλύψουμε το σώμα μας όλο με δέρμα και έτσι θα παρατηρήσουμε πως στις κινήσεις του θα υπάρχουν κενά η περίεργες πτυχώσεις. Σε όλες αυτές τις περιπτώσεις πρέπει να βρούμε μία δραστική λύση, χωρίς όμως να παρέμβουμε στον τρόπο με τον οποίο είναι σχεδιασμένα τα βάρη για να κινούν το χαρακτήρα μας. Η καλύτερη λοιπόν προσέγγιση στο πρόβλημα μας είναι η μέθοδος του φιλτραρίσματος.

### 6.3.2 Επαναπροσδιορισμός του δέρματος

Στην ενότητα λοιπόν αυτή θα μελετήσουμε το κομμάτι της διαδικασίας φιλτραρίσματος. Είδαμε πως σε μεγάλες διαφορές είτε στην τοπολογία είτε και στο μέγεθος έχουμε να αντιμετωπίσουμε προβλήματα αλλοίωσης του τελικού μας αποτελέσματος. Πρέπει λοιπόν πρώτα να βρούμε έναν τρόπο να ανιχνεύουμε το πρόβλημα, και έναν τρόπο να το επιλύσουμε. Στο κομμάτι λοιπόν της ανίχνευσης, μία καλή προσέγγιση είναι να συγκρίνουμε το πλήθος των πολυγώνων σε κάθε μας χαρακτήρα. Ο λόγος που κάτι τέτοιο θα μας είναι χρήσιμο, είναι γιατί όπως έχουμε αναφέρει τα πολύγωνα τόσο σε πλήθος όσο και σε σχήμα (τρίγωνα, τετράγωνα, κλπ) μας προσδιορίζουν την γεωμετρία του χαρακτήρα μας. Έτσι γνωρίζοντας την γεωμετρία του θα μπορούσαμε να προβλέψουμε τις διαφορές των χαρακτήρων μας στην τοπολογία τους. Πάλι αυτή η δυνατότητα της σύγκρισης προκύπτει μέσα από την γεωμετρική μας αντιστοίχιση κατά την οποία προσπαθήσαμε να δημιουργήσουμε όμοιες γεωμετρίες. Βλέπουμε λοιπόν πως ακόμα και σε αυτό το βήμα μας προαπαιτούμενο είναι η γεωμετρική αντιστοίχιση.

Αν λοιπόν έχουμε καταλήξει στο συμπέρασμα πως υπάρχει πρόβλημα και πρέπει να ξεκινήσει η διαδικασία του φιλτραρίσματος, για το οποίο θα ακολουθήσουμε τα παρακάτω βήματα. Όλη μας η λύση θα δούμε πως θα βασιστεί σε έναν αλγόριθμο ο οποίος με τον τερματισμό του θα έχει παράγει τα κατάλληλα βάρη για τις κορυφές που χρειαζόμαστε. Παρακάτω λοιπόν βλέπουμε τον αλγόριθμό μας και στην συνέχεια θα αναλύσουμε το κάθε βήμα εκτέλεσης του μέχρι το τελικό αποτέλεσμα.

---

**Αλγόριθμος 6.3 Διαδικασία Φιλτραρίσματος Κορυφών.**

---

```
1:  $w_i^{blend} = \beta_a w_{aS} + \beta_b w_{bS} + \beta_c w_{cS}$ 
2: if  $VA^{blend} < VA(v_{iT})$  then
3:    $Sel =$ 
4:    $Sum = VA^{blend}$ 
5:    $Next = v_{aS}, v_{bS}, v_{cS}$ 
6:    $VA_{Next} = \sum_{v_{kS} \in Next} VA(v_{kS})$ 
7:   while  $Sum + VA_{Next} < VA(v_{iT})$  do
8:      $Sel = Sel \cup Next$ 
9:      $Sum = Sum + VA(v_{Next})$ 
10:     $Next = vertices \text{ from next ring of neighbors}$ 
11:     $VA(v_{Next}) = \sum_{v_{kS} \in Next} VA(v_{kS})$ 
12:   end while
13: end if
```

---

Στο πρώτο βήμα βλέπουμε πως υπολογίζει για κάθε μία κορυφή, ποια είναι η Voronoi περιοχή της, με την βοήθεια των βαρυκεντρικών συντεταγμένων. Έτσι στο επόμενο βήμα θα συγκρίνει την περιοχή που βρήκε με την αντίστοιχη του στόχου και θα δει ποια είναι μεγαλύτερη. Προφανώς, και αν είναι της πηγής, τότε θα κάνουμε φιλτράρισμα αλλιώς απλά προχωράμε στην επόμενη μας κορυφή. Βλέπουμε άμεσα ότι ο στόχος του στα πρώτα κιόλας βήματα, είναι να ανιχνεύσει την διαφορά στο μέγεθος του στόχου και της πηγής. Οι Voronoi περιοχές μας βοηθάνε αρκετά σε όλη την διαδικασία που ακολουθούμε διότι μας επιτρέπουν να ελέγχουμε τις γειτονιές αν θα μπορούσαμε να το πούμε και έτσι, και να βλέπουμε πως ταιριάζουν μεταξύ τους απόλυτα οι ακμές ή αν κάποια περισσεύει, ώστε να πάρουμε την σωστή απόφαση.

Στην περίπτωση λοιπόν που ανιχνεύσαμε το λάθος, προχωράμε στα επόμενα βήματα. Αν λοιπόν η περιοχή του στόχου είναι μεγαλύτερη από της πηγής, έχουμε άμεσα βρει και τις ακμές που μας περισσεύουν. Η κάθε περιοχή ορίζεται από πλήθος ακμών και κορυφών. Αν λοιπόν η μία περιοχή με το ίδιο πλήθος κορυφών έχει περισσότερες ακμές, άμεσα μπορούμε να βρούμε και ποιες είναι οι ακμές που περισσεύουν. Οι ακμές λοιπόν που περισσεύουν μπαίνουν σε ένα σύνολο (Select), ενώ ταυτόχρονα με αυτό θα αποθηκεύουμε και τις περιοχές από τις οποίες τις βρήκαμε. Στόχος μας είναι να φτιάξουμε ένα σύνολο κορυφών μεγαλύτερο από την

περιοχή του στόχου μας. Όταν φτάσουμε σε εκείνο το επίπεδο θα μπορούμε να πούμε πως θα ισχύουν η μία από τις δύο παρακάτω σχέσεις.

$$VA^{blend} + \sum_{v_{jS} \in Sel} VA(v_{jS}) < VA(v_{iT}) \quad (6.3)$$

$$VA^{blend} + \sum_{v_{jS} \in Sel} VA(v_{jS}) + \sum_{v_{kS} \in Next} VA(v_{kS}) \geq VA(v_{iT}) \quad (6.4)$$

Αν θα μπορούσαμε λοιπόν να συνοψίσουμε την ιδέα που προσπαθεί να υλοποιηθεί ο αλγόριθμός μας θα ήταν ως εξής. Προσπαθούμε για κάθε κορυφή της πηγής, η οποία έχει περισσότερες ακμές στον στόχο μας να δημιουργήσουμε ένα νέο σύνολο από ακμές πηγής με σκοπό οι δύο αυτές περιοχές να είναι ίσες, ή η πηγή να έχει μεγαλύτερη περιοχή από τον στόχο μας. Ο τρόπος με τον οποίο το πετυχαίνουμε αυτό είναι με την επαναληπτική επίσκεψη σε κάθε κορυφή και την προσθήκη σε ένα αρχικά κενό σύνολο, όλων των περιττών ακμών μέχρι να πετύχουμε τον παραπάνω μας στόχο. Όλη αυτή η διαδικασία γίνεται επαναληπτικά για κάθε περιοχή που έχουμε ανιχνεύσει με πρόβλημα.

Με τον τερματισμό λοιπόν της εύρεσης των σωστών περιοχών, είναι η ώρα να προσδιορίσουμε και τα κατάλληλα βάρη. Έτσι λοιπόν το κάθε βάρος για τον στόχο μας θα υπολογίζεται σε συνδυασμό τώρα με την περιοχή που του έχουμε ορίσει να ανήκει. Με άλλα λόγια το κάθε βάρος θα ορίζεται ως :

$$\begin{aligned} w_{iT} VA(v_{iT}) = & w_i^{blend} VA^{blend} \\ & + \sum_{v_{jS} \in Sel} w_s(v_{jS}) VA(v_{jS}) \\ & + \sum_{v_{kS} \in Next} w_s(v_{kS}) VA(v_{kS}) \left( \frac{VA(v_{iT}) - VA^{blend} - VA_{Sel}}{VA_{Next}} \right) \end{aligned}$$

Όπου το  $VA_{Sel}$  θα υπολογίζεται ως:

$$VA_{Sel} = \sum_{v_{jS} \in Sel} VA(v_{jS}) \quad (6.5)$$

Ενώ το  $VA_{Next}$  θα ακολουθεί τον εξής τύπο:

$$VA_{Next} = \sum_{v_{kS} \in Next} VA(v_{kS}) \quad (6.6)$$

Τέλος, λοιπόν αν υποθέσουμε ότι έχουμε τον σκελετό του στόχου μας έτοιμο, για κάθε κόκαλο του, η κάθε κορυφή που θα το επηρεάζει θα αποθηκεύει πάνω της

και τα βάρη. Το κάθε βάρος θα περιγράφει όπως περιμέναμε το ποσοστό που αυτή η κορυφή θα επηρεάζεται από το κόκαλο και κατά συνέπεια τον βαθμό που θα μετασχηματίζεται κατά την κίνηση. Αν τώρα θέλουμε να περιορίσουμε κάθε λάθος από τον παραπάνω αλγόριθμο ή μη επιτρεπτούς μετασχηματισμούς θα πρέπει να κανονικοποιήσουμε τα βάρη. Με άλλα λόγια, το άθροισμα των βαρών για το κάθε κόκαλο θα πρέπει να αθροίζει στο ένα.

$$\sum_{l=1}^n w_{Jl} = 1 \quad (6.7)$$

Με την ολοκλήρωση της διαδικασίας μεταφοράς του δέρματος, έχουμε κάνει κάθε υπολογισμό που θα θέλαμε για τον τελικό μας χαρακτήρα. Σαν τελευταίο βήμα θα πρέπει όλους τους υπολογισμούς μας να τους αποθηκεύσουμε σε ένα τελικό αρχείο. Το αρχείο αυτό θα αποτελεί και το παραδοτέο αποτέλεσμα στον χρήστη μετά από ολοκλήρωση της μεταφοράς. Το αρχείο αυτό θα είναι ένα collada [84]. Το αρχείο αυτό μπορεί να συνδυάζει γεωμετρία, σκελετό και δέρμα με αποτέλεσμα να μας παρέχει ολόκληρη την κίνηση. Χωρίζεται σε τέσσερις βασικές ενότητες που θα μας απασχολήσουν.

Το πρώτο κομμάτι αφορά το κομμάτι της γεωμετρίας και στο οποίο θα μεταφέρουμε τα νέα μας δεδομένα. Για κάθε αρχείο collada της πηγής μας θα δημιουργήσουμε ένα νέο για τον στόχο μας. Έτσι θα βασιστούμε πάνω στην δομή που παρουσιάζει η γεωμετρία της πηγής μας και θα αντικαταστήσουμε σ' αυτήν τις κορυφές και ακμές του νέου μας στόχου.

Στην επόμενη ενότητα έχουμε τους χειριστές. Ο κάθε χειριστής ορίζεται από ένα σύνολο με κόκαλα, και ένα σύνολο με κορυφές και ορίζει την μεταξύ τους σχέση με την χρήση του δέρματος. Βλέπουμε πως εδώ θα κρατήσουμε όσους χειριστές έχει και η πηγή μας και θα αντικαταστήσουμε τις νέες κορυφές καθώς και τα νέα βάρη. Στην συνέχεια υπάρχει η ενότητα της κίνησης. Στην ενότητα αυτήν υπάρχει για κάθε κόκαλο η πληροφορία για το πως μετασχηματίζεται σε ολόκληρη την κίνηση. Στο κομμάτι αυτό θα εισάγουμε τους νέους μετασχηματισμούς που υπολογίσαμε ήδη. Η τελευταία ενότητα καθορίζει με την σειρά της, την σκηνή που θα εμφανίζεται στο χρήστη. Αν λοιπόν έχουμε όλες τις παραπάνω ενότητες τροποποιημένες το τελευταίο κομμάτι δεν θα χρειαστεί καμία αλλαγή. Τέλος μετά από μία απλή επεξεργασία μπορούμε να παραδώσουμε στον χρήστη ένα τελικό αρχείο, έτοιμο για να το αξιοποιήσει όπως επιθυμεί.

## 6.4 Γεωμετρική αντιστοίχιση χαρακτήρων

Η δημιουργία ενός κινούμενου χαρακτήρα από την αρχή είναι μια επίπονη διαδικασία που πρέπει να πραγματοποιηθεί χρησιμοποιώντας διάφορα εργαλεία σε μια επαναληπτική διοχέτευση: (i) προσδιορισμός της συνολικής κινηματικής (με mocap ή φυσική προσομοίωση), (ii) δημιουργία του σκελετού (iii) προσδιορισμός των βαρών εκδοράς και των αρθρώσεων, (iv) διόρθωση των τεχνουργημάτων, (v) ενημέρωση των τοπικών παραμορφώσεων και επαναλάβετε (i)-(iv) εάν χρειάζεται. Ένα κινούμενο σχέδιο για έναν συγκεκριμένο χαρακτήρα αποτελείται από ένα σύνολο με γεωμετρικές οντότητες (κορυφές και ακμές), έναν σκελετό, μια σχέση πολλών προς πολλά μεταξύ κορυφών και οστών σκελετού και την κινηματική του σκελετού.

Ακόμα κι αν θέλουμε να εφαρμόσουμε την ίδια κίνηση για διαφορετικούς στατικούς χαρακτήρες (που περιλαμβάνουν ένα πλέγμα και μία ή περισσότερες υφές), θα πρέπει να επαναλάβουμε όλη αυτή τη διαδικασία ξανά από την αρχή. Ως εκ τούτου, είναι πρωταρχικής σημασίας να έχουμε το εργαλείο για την αυτόματη παραγωγή κινούμενων χαρακτήρων για έναν νέο στατικό χαρακτήρα (που ονομάζεται επίσης στόχος) μεταφέροντας το προϋπάρχον κινούμενη εικόνα ενός άλλου χαρακτήρα (ονομάζεται επίσης πηγή). Αυτή η διαδικασία αναφέρεται συνήθως ως *animation transfer* [55].

Η αντιστοίχιση γεωμετρίας είναι ένα βασικό βήμα στη γραμμή κινούμενων χαρακτήρων. Έτσι, το πρώτο βήμα της προσέγγισής μας είναι να δημιουργήσουμε μια αντιστοίχιση των γεωμετρικών οντοτήτων μεταξύ πηγής και στόχου με βάση δύο σύνολα σημείων σήμανσης που δημιουργούνται αυτόματα.

Έχουμε πραγματοποιήσει αρκετά πειράματα για να τεκμηριώσουμε την υψηλή ποιότητα και απόδοση της μεθόδου μας. Επίσης έχουμε εισαγάγει μια αυτοματοποιημένη προσέγγιση για την επιλογή σημείων δείκτη έτσι ώστε να επιταχύνουμε τη διαδικασία μεταφοράς κίνησης. Τέλος, έχουμε βελτιώσει σημαντικά την αποτελεσματικότητα της συνολικής διαδικασίας μεταφοράς κίνησης σε σύγκριση με προηγούμενες προσεγγίσεις.

Στην ενότητα αυτή θα αναλύσουμε την ιδέα πίσω από την υλοποίηση της γεωμετρικής αντιστοίχισης μεταξύ δύο χαρακτήρων. Θα ασχοληθούμε εκτενώς με τις πιο βασικές έννοιες οι οποίες θα είναι απαραίτητες για την υλοποίηση αυτής της αντιστοίχισης [85]. Θα αναφέρουμε τον βασικό αλγόριθμο στον οποίο βασιστήκαμε για την υλοποίηση μας αλλά και τις τεχνικές που χρησιμοποιήσαμε στο στάδιο της

υλοποίησης του αλγορίθμου μας [54]. Τέλος, θα αναφέρουμε τις διάφορες ιδιαιτερότητες που εμφανίζει ο αλγόριθμός μας αλλά και τα απαραίτητα βήματα που θα πρέπει να ακολουθήσει κάποιος ώστε να πάρει τα επιθυμητά αποτελέσματα.

#### 6.4.1 Σχεδίαση αλγορίθμου

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει το πιο βασικό κομμάτι στην διαδικασία μεταφοράς μίας κίνησης είναι η μεταφορά της γεωμετρίας του πρώτα. Η γεωμετρία από την οποία αποτελείται ένα σώμα είναι το πιο βασικό του χαρακτηριστικό, και απαραίτητο για την σχεδίαση μίας κίνησης. Όπως γνωρίζουμε στην διαδικασία κατά την οποία ο χρήστης επιθυμεί να δημιουργήσει μία κίνηση ακολουθεί τα εξής βήματα. Αρχικά μελετά την γεωμετρία του ώστε να μπορέσει να σχεδιάσει ένα σκελετό πάνω στον χαρακτήρα του. Έπειτα ξεκινά να σχεδιάζει το δέρμα με σκοπό να ενώσει το σώμα με τα κόκαλα και τελικά μέσα από την κίνηση που δίνει στα κόκαλα καταφέρνει να κινεί και το σώμα. Είναι λοιπόν προφανές ότι στο σημείο που θα θέλει ο χρήστης να μεταφέρει αυτήν την κίνηση σε ένα άλλο χαρακτήρα θα πρέπει να μελετήσει εξίσου την γεωμετρία του ώστε να καταλάβει πως θα πρέπει να σχεδιάσει πάνω σε αυτόν, το σκελετό και το δέρμα. Οδηγούμαστε έτσι στην σκέψη πως αν θα μπορούσαμε να μεταφέρουμε την γεωμετρία που έχουμε στον νέο μας χαρακτήρα θα ήταν πολύ πιο γρήγορη η διαδικασία μεταφοράς των παρακάτω κομματιών. Έτσι στόχος μας είναι η μεταφορά και ουσιαστικά εννοούμε την τροποποίηση της γεωμετρίας του νέου μας χαρακτήρα ώστε να ταιριάζει απόλυτα με το παλιό.

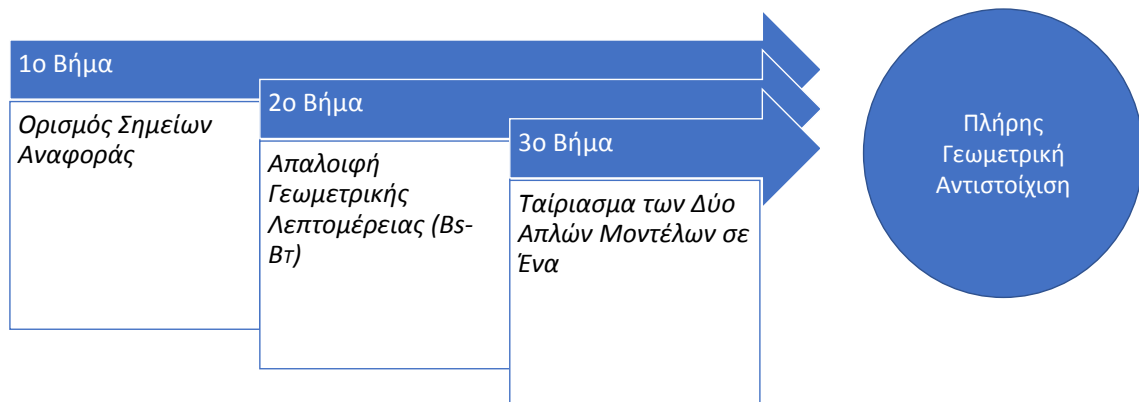
Με τον όρο τώρα γεωμετρία ενός χαρακτήρα εννοούμε την τρισδιάστατη αναπαράστασή του σαν ένα αντικείμενο. Ο πιο συνηθισμένος τρόπος αναπαράστασης είναι με κορυφές και ακμές. Έχουμε δηλαδή ένα σύνολο κορυφών στον τρισδιάστατο χώρο  $(x,y,z)$  οι οποίες συνδέονται μεταξύ τους με ακμές. Οι επιφάνειες λοιπόν που δημιουργούνται από αυτό το σύνολο κορυφών ακμών ορίζουν την γεωμετρία του χαρακτήρα μας. Οι επιφάνειες αυτές μπορεί να ορίζουν τουλάχιστον τρίγωνα αλλά και τετράγωνα και μεγαλύτερα πολύγωνα. Στόχος μας είναι να μπορέσουμε με δικές μας τεχνικές να τροποποιήσουμε ή να μετακινήσουμε τις κορυφές του νέου χαρακτήρα με τέτοιο τρόπο ώστε να μπορέσουμε να προσομοιώνουμε την μορφή του αρχικού μας χαρακτήρα. Εφαρμόζοντας λοιπόν επαναληπτικά τεχνικές για την αλλαγή γεωμετρίας μπορούμε να δημιουργήσουμε ένα χαρακτήρα που να διατηρεί τα χαρακτηριστικά του στόχου μας αλλά να έχει την γεωμετρία της πηγής μας.

Το επόμενο και πιο σημαντικό βήμα, είναι να εξασφαλίσουμε ότι αυτή η μέθοδος θα μπορεί να δίνει αποτέλεσμα και σε χαρακτήρες οι οποίοι διαφέρουν σημαντικά μεταξύ τους, καθώς επίσης και σε μέρη του σώματος με πολλή λεπτομέρεια όπως για παράδειγμα το πρόσωπο. Η μέθοδός μας κυρίως θα εστιάσει την προσοχή της σε χαρακτήρες που μιμούνται την ανθρώπινη μορφή και όχι τόσο σε τετράποδα ή άλλους χαρακτήρες. Είναι εξαιρετικής σημασίας, να μπορούμε να διαχειριστούμε τελείως ανόμοιους χαρακτήρες. Ποιο ειδικά, η μέθοδος μας προσπαθεί να πετύχει μία πλήρης 1-1 αντιστοίχιση μεταξύ των δύο χαρακτήρων μας [54]. Έχει, όπως θα δούμε και παρακάτω πολύ μεγάλη σημασία η 1-1 αντιστοίχιση λόγο του ότι υπάρχουν και άλλοι μέθοδοι για το ταίριασμα της γεωμετρίας οι οποίοι όμως, απαιτούν τους χαρακτήρες να είναι ομοιόμορφοι ως προς την σφαίρα ή το επίπεδο. Όλες αυτές οι μέθοδοι που απαιτούν γενικότερα συγκεκριμένη μορφολογία αποτυγχάνουν σε πολλές περιπτώσεις, [53]. Το συμπέρασμα είναι ότι η δικιά μας μέθοδος παραβλέπει αλλά και αγνοεί τους περιορισμούς που δημιουργεί η τοπολογία και εφαρμόζει μία άκαμπτη προσέγγιση στην λύση της αντιστοίχισης.

Θέλουμε να σχεδιάσουμε μία μέθοδο που μέσα από απλά βήματα όπως είναι η αποσύνθεση και ο μετασχηματισμός να μπορούμε να παράγουμε το επιθυμητό μας μοντέλο. Μπορούμε λοιπόν να χωρίσουμε τον αλγόριθμο μας σε τρία επιμέρους τμήματα όπου το καθένα ξεχωριστά μας οδηγεί ένα βήμα πιο κοντά στο τελικό μας αποτέλεσμα. Στο πρώτο βήμα θα ασχοληθούμε με τον τρόπο που ο χρήστης θα έχει καθοριστικό ρόλο στο τελικό αποτέλεσμα με την επιλογή σημείων πάνω στους χαρακτήρες. Έπειτα έχοντας λάβει υπόψιν μας τις επιλογές του χρήστη θα προσπαθήσουμε να ευθυγραμμίσουμε τα σημεία αυτά μεταξύ τους και να τα κρατήσουμε σαν βάση για το επόμενο βήμα που είναι η ευθυγράμμιση όλου του χαρακτήρα μας.

Ταυτόχρονα με την ευθυγράμμιση προσπαθούμε να ‘λιώσουμε’ τον χαρακτήρα μας εφαρμόζοντας τεχνικές ώστε να διαγράψουμε τις πολλές λεπτομέρειες τους, και να παράγουμε δύο νέα μοντέλα με καθόλου λεπτομέρεια. Τέλος, προσπαθούμε να ενώσουμε αυτά τα δύο μοντέλα σε ένα όπου θα είναι και το τελικό μας αποτέλεσμα. Έτσι λοιπόν τα βήματα που θα ακολουθήσουμε παρουσιάζονται στο παρακάτω Σχήμα 6.7.





Σχήμα 6.7: Η αρχιτεκτονική δομή της γεωμετρικής αντιστοίχισης.

### 6.4.2 Τεχνικές γεωμετρικής αντιστοίχισης

Στην ενότητα αυτή θα αναλύσουμε βήμα βήμα τον τρόπο που θα υλοποιήσουμε την 1-1 αντιστοίχιση που επιθυμούμε μεταξύ των δύο χαρακτήρων μας. Στόχος μας είναι σε τρία βήματα να μπορέσουμε να δημιουργήσουμε ένα νέο χαρακτήρα ο οποίος θα είναι το αποτέλεσμα της αντιστοίχισης μας. Η υλοποίηση μας θα ξεκινήσει έχοντας το χαρακτήρα πηγή και τον χαρακτήρα στόχο. Θα ζητήσουμε την συμμετοχή από το χρήστη στην επιλογή κάποιων σημείων πάνω στους δύο χαρακτήρες με σκοπό να μας δηλώσει το τρόπο με τον οποίο θέλει να αντιστοιχιστούν οι δύο χαρακτήρες. Είναι ένα απαραίτητο στάδιο καθώς δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη να επιλέξει το τρόπο με τον οποίο θα γίνει η μεταφορά της γεωμετρίας και αυτό κατά συνέπεια καλύπτει και τις περιπτώσεις που θα πρέπει να γίνει μεταφορά σε τελείως ανόμοιους χαρακτήρες όχι μόνο ως προς την γεωμετρία τους αλλά και γενικότερα ως προς την μορφή τους.

Κρατώντας αυτήν την πληροφορία θα μπορέσουμε να προχωρήσουμε και παρακάτω στο επόμενο βήμα στο οποίο θα προσπαθήσουμε με επαναληπτικό τρόπο να διαγράψουμε τις λεπτομέρειες από το κάθε χαρακτήρα, ώστε να μπορούμε να

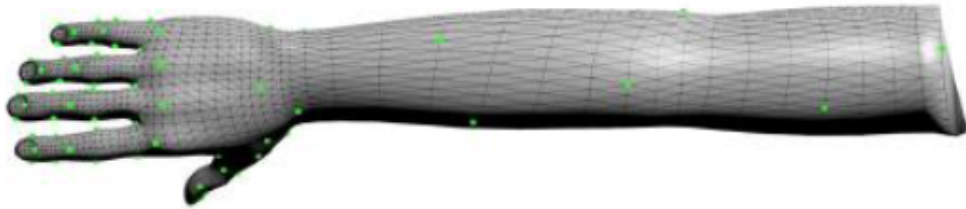
έχουμε δύο χαρακτήρες με πολλή απλή γεωμετρία. Αλλοιώνοντας την γεωμετρία τους μέσα από μία διαδικασία ελαχιστοποίησης θα κρατήσουμε την βασική γεωμετρία από κάθε χαρακτήρα και ουσιαστικά θα έχουμε δύο σώματα τα οποία θα μοιάζουν πολύ μεταξύ τους. Αυτό μας εξυπηρετεί για το τελικό μας στάδιο στο οποίο θα προσπαθήσουμε να ενώσουμε τους δύο αυτούς χαρακτήρες σε έναν. Η διαδικασία αυτή θα ακολουθήσει τη φιλοσοφία του προηγούμενου σταδίου. Θα προσπαθήσουμε μέσα από επαναληπτικά βήματα ελαχιστοποίησης να μειώσουμε τις διαφορές τους και τελικά να παράγουμε τον επιθυμητό μας χαρακτήρα σαν τελικό βήμα. Τώρα οι λεπτομέρειες για το κάθε βήμα ξεχωριστά θα αναλυθούν στις παρακάτω υπό ενότητες.

### 6.4.3 Καθορισμός χαρακτηριστικών σημείων αναφοράς

Ξεκινώντας αυτήν την υπό ενότητα λοιπόν θα μελετήσουμε λίγο πιο αναλυτικά τα σημεία αναφοράς και την χρήση τους στον αλγόριθμό μας συνολικά. Όπως έχουμε ήδη πει για να ξεκινήσουμε τη διαδικασία της αντιστοίχισης θα πρέπει πρώτα ο χρήστης να μας δώσει ένα σύνολο από σημεία αναφοράς που έχει επιλέξει είτε ο ίδιος είτε έχει αφήσει το σύστημα μας να επιλέξει. Με αυτό τον τρόπο ο αλγόριθμός μας καθίσταται ημιαυτόματης καθώς εξαρτάται και από τη συνεργασία του χρήστη. Ο λόγος ύπαρξης αυτών των σημείων αναφοράς είναι να χρησιμεύουν σαν βάση στον υπολογισμό της αντιστοιχίας μας. Μπορεί να μας δώσει αποτελέσματα σε χαρακτήρες μη ισομετρικούς χαρακτηριστικό ιδιαίτερα σημαντικό στην 1-1 αντιστοιχία. Θα δούμε στην συνέχεια πως κρατώντας σαν βάση την αντιστοίχιση των σημείων αναφοράς μας μπορούμε μετά με μία ελαχιστοποίηση της κατάλληλης αντικειμενικής συνάρτησης να πετύχουμε την βέλτιστη αντιστοίχιση για όλο τον χαρακτήρα μας.

Αρχικά μπορούμε να χωρίσουμε την διαδικασία των σημείων αναφοράς σε τρία επιμέρους βήματα, ξεκινώντας με την επιλογή των σημείων αυτών. Τρόποι για την επιλογή τους υπάρχουν πολλοί. Καταρχάς θα μπορούσε ο χρήστης να τα έχει εξαρχής επιλεγμένα και να τα εισάγει στον αλγόριθμό μας είτε με την μορφή ενός αρχείου και για τους δύο χαρακτήρες μαζί είτε δύο ένα για το καθένα ξεχωριστά. Τις περισσότερες φορές όμως καταλήγουμε πως ο χρήστης δεν γνωρίζει από την αρχή πώς επιθυμεί να ταιριάξει τους χαρακτήρες ή θέλει να εκτελέσει διαφορετικά πειράματα σε κάθε επανάληψη. Δεύτερος τρόπος θα μπορούσε να είναι η διαδρα-

στική επιλογή. Με αυτόν τον όρο εννοούμε πως ο χρήστης σε κάθε εκτέλεση θα πρέπει να έχει μπροστά του τους χαρακτήρες, και να επιλέγει εκείνη την στιγμή τα σημεία που επιθυμεί.



Σχήμα 6.8: Η επιλογή των σημείων αναφοράς από τον χρήστη.

Αυτός ο τρόπος ενδείκνυται μόνο για χρήση από γνώστες του αντικειμένου και όχι από απλούς χρήστες. Έτσι λοιπόν οδηγηθήκαμε στον τρίτο τρόπο ο οποίος προσπαθεί να συνδυάσει τους παραπάνω τρόπους. Θα δώσουμε αρχικά στο χρήστη δύο επιλογές οι οποίες θα είναι είτε να επιλέξει ο αλγόριθμος τα σημεία που επιθυμεί εκείνος ή θα προχωρήσουμε στην επιλογή σημείων από το χρήστη Σχήμα 6.8. Εκεί θα ζητήσουμε από το χρήστη ή να μας εισάγει ένα αρχείο που θα περιέχει τα σημεία που θέλει η να μας τα εισάγει εκείνη την στιγμή από κάποιο τερματικό που θα εμφανιστεί μπροστά του. Ο μόνος περιορισμός που θα ζητηθεί από το χρήστη είναι η επιλογή σημείων αναφοράς από της υπάρχουσες κορυφές στον χαρακτήρα μας και όχι τυχαίες. Η παραβίαση αυτού του κανόνα θα οδηγήσει στην εμφάνιση του αντίστοιχου μηνύματος λάθους και σε μια δεύτερη προσπάθεια.

Στο δεύτερο κομμάτι τώρα και από την στιγμή που πήραμε από τον χρήστη τα σημεία που θέλαμε το επόμενο βήμα είναι η επεξεργασία τους. Αυτό μπορεί να σημαίνει πως ίσως να χρειαστούν μία μορφή επεξεργασίας αν τα έχει δώσει ο χρήστης σε τέτοια μορφή ώστε να τα καταλαβαίνει ο αλγόριθμος μας ή και όχι αν η επιλογή έχει γίνει από το σύστημα μας. Όπως έχουμε ήδη πει τα σημεία μας θα πρέπει να είναι τουλάχιστον 50 αλλά και παραπάνω αν το κρίνει ο χρήστης απαραίτητο. Το κάθε ένα σημείο που βρίσκεται στο τρισδιάστατο χώρο αναπαρίσταται από τρεις συντεταγμένες  $(x,y,z)$ . Ακόμα πιο συγκεκριμένα εμείς θα τα αναπαριστούμε σύμφωνα με τις βαρυκεντρικές τους συντεταγμένες με σκοπό να μπορέσουμε να αποθηκεύσουμε κάθε πιθανή λεπτομέρεια που θα χρειαστεί. Το κάθε σημείο λοιπόν

μπορεί να αναπαρασταθεί ως μία βαρυκεντρική αναπαράσταση με τον εξής τρόπο :

$$\alpha_k^s a_k^s + \beta_k^s b_k^s + \gamma_k^s c_k^s, \quad k = 1 \dots N. \quad (6.8)$$

Τελειώνοντας την αναπαράσταση αυτή θα μας προκύψουν ζεύγη σημείων αναφοράς. Το κάθε ζεύγος θα αποτελείται από την βαρυκεντρική αναπαράσταση του σημείου αναφοράς στην πηγή μας και το αντίστοιχο σημείο στον στόχο μας όπως τα όρισε ο χρήστης. Έτσι λοιπόν θα έχουμε ζεύγη  $(r_k^s, r_k^t)$  με  $k = 1 \dots N$  για τα οποία τα  $\alpha, \beta, \gamma$  ορίζουν τις βαρυκεντρικές συντεταγμένες και τα  $a, b, c$  είναι οι κορυφές του τριγώνου που περιέχουν το εκάστοτε σημείο μας. Σαν παρατήρηση εδώ θα κάνουμε πως στον δικό μας αλγόριθμο τα σημεία θα πέφτουν πάνω στα τρίγωνα μας διότι θα επιλέγουμε σημεία από το ίδιο το σώμα.

Το πιο σημαντικό κομμάτι του αλγορίθμου μας λοιπόν είναι το επόμενο. Από την στιγμή που έχουμε τελειώσει με την επεξεργασία των σημείων μας θα πρέπει να βρούμε ένα τρόπο να ενώσουμε τα σημεία αναφοράς της πηγής και του στόχου μας. Ο καλύτερος τρόπος είναι η ευθυγράμμισή τους χρησιμοποιώντας την μέθοδο 'best-matching similarity'. Μέσα από αυτήν την μέθοδο θα προσπαθήσουμε να ευθυγραμμίσουμε κάθε σημείο της πηγής μας με κάθε σημείο του στόχου μας, με την σειρά που μας όρισε ο χρήστης, και εν τέλει να εφάπτονται το ένα πάνω στο άλλο. Η μέθοδος αυτή ουσιαστικά θα ελαχιστοποιήσει τις αποστάσεις των σημείων ανά δύο, χρησιμοποιώντας την παρακάτω φόρμα ελαχιστοποίησης:

$$\min_{R,t,s} \sum_{k=1}^K \|sRr_k^s + t - r_k^t\|^2. \quad (6.9)$$

Τα  $R, t, s$  όπως θα δούμε και παρακάτω είναι οι γνωστοί μετασχηματισμοί περιστροφή, κλιμάκωση και μεταφορά. Θα πρέπει λοιπόν δεδομένου του ότι γνωρίζουμε τα σημεία αναφοράς να υπολογίσουμε αυτούς τους τρεις μετασχηματισμούς και πιο ειδικά με βάση τον κλειστό τους τύπο [85]. Ο κλειστός τύπος στους υπολογισμούς θα μας δώσει σε ένα βήμα το αποτέλεσμα χωρίς να χρειαστούμε επαναλήψεις και αυτός είναι ο λόγος που θεωρείται βέλτιστος αυτός ο υπολογισμός. Μέσα λοιπόν από την κλειστότητα θα λύσουμε ένα πρόβλημα ελαχίστων τετραγώνων με τρία ή παραπάνω σημεία οπού αυτό είναι και το ζητούμενο.

Η μέθοδος υπολογισμού ξεκινά υπολογίζοντας πρώτα την περιστροφή ως τον πιο δύσκολο μετασχηματισμό. Από την στιγμή που υπολογίζεται το επόμενο βήμα είναι

η κλιμάκωση και τελικά η μεταφορά. Θα πρέπει εδώ να τονίσουμε ότι επειδή δεν μπορούμε να υπολογίσουμε τους ακριβείς μετασχηματισμούς, τους προσεγγίζουμε, και αυτός είναι και ο λόγος που χρησιμοποιούμε την μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων.

Ας ξεκινήσουμε όμως με την περιστροφή διότι είναι απαραίτητη και για τα επόμενα βήματα. Το να μετασχηματίσουμε σημεία στον Καρτεσιανό χώρο θα μας δώσει σαν αποτέλεσμα την ευθυγράμμιση που επιθυμούμε. Το ίδιο ισχύει και για την μεταφορά όπως θα δούμε και παρακάτω. Η κάθε περιστροφή έχει τρεις βαθμούς ελευθερίας. Οι βαθμοί ελευθερίας δηλώνουν την δυνατότητα που έχουμε να κινήσουμε ένα σώμα ή με άλλα λόγια ο αριθμός των εξαρτημένων παραμέτρων που ορίζουν την λειτουργικότητα του. Στην περιστροφή λοιπόν οι τρεις βαθμοί ελευθερίας είναι καταρχάς ο άξονας πάνω στον οποίο θα γίνει η περιστροφή καθώς και η γωνία περιστροφής. Επίσης, θα τονίσουμε πάλι πως θα χρησιμοποιήσουμε την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων διότι η μέθοδος μας δίνει την δυνατότητα να την εφαρμόζουμε επαναληπτικά στο πρόβλημά μας μέχρι να ελαχιστοποιήσουμε μια ποσότητα λάθους. Αν πάλι μπορέσουμε να κάνουμε μία καλή αρχική υπόθεση μπορούμε να πάρουμε αποτέλεσμα σε ένα βήμα. Θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε και άλλες μεθόδους ώστε να προσεγγίσουμε την καλύτερη περιστροφή, θα πρέπει να κατανοήσουμε όμως πως όλες αυτές οι μέθοδοι είναι επαναληπτικοί και έτσι μπορούμε μόνο να βρίσκουμε προσεγγίσεις και όχι την ακριβή λύση.

Συμπερασματικά, λοιπόν θα πούμε πως θα ψάξουμε να βρούμε έναν πίνακα περιστροφής με στόχο την περιστροφή όλων των σημείων αναφοράς ώστε να ευθυγραμμιστούν όσο πιο βέλτιστα γίνεται. Εδώ λοιπόν θα τονίσουμε πως έχει πολύ μεγάλη σημασία να ορίσουμε ένα σύστημα αριστερά-δεξιά. Επειδή έχουμε να κάνουμε με σημεία αναφοράς της πηγής αλλά και του στόχου θα πρέπει να ονομάσουμε έναν αριστερά και έναν δεξιά και να λύσουμε το πρόβλημά μας από τα αριστερά προς τα δεξιά. Έχει πολύ μεγάλη σημασία ο ορισμός αυτός διότι τα αποτελέσματα θα είναι διαφορετικά σε κάθε περίπτωση. Εμείς θα κάνουμε την θεώρηση πως αριστερά είναι η πηγή μας και δεξιά ο στόχος και έτσι θα προχωρήσουμε στα παρακάτω βήματα. Στην συνέχεια θα δούμε πως υπάρχουν πολύ τρόποι να αναπαραστήσουμε την περιστροφή (Euler, vector) αλλά εμείς θα διαλέξουμε τον ορθογώνιο πίνακα και τον λόγο θα το καταλάβουμε παρακάτω.

Θα πρέπει και εδώ πάλι να τονίσουμε πως από την στιγμή που η ορθογωνιότητα σε ένα πίνακα μας δημιουργεί περιορισμούς και εμείς προσεγγίζουμε την λύση μας με τα ελάχιστα τετράγωνα χωρίς να λαμβάνουμε υπόψιν μας περιορισμούς το

αποτέλεσμα που θα έχουμε θα είναι ένας σχεδόν ορθογώνιος πίνακας. Σε αυτήν την περίπτωση λοιπόν θα ευχόμεσταν να βρίσκαμε τον πιο κοντινό πίνακα στον ορθογώνιο που θα περιμέναμε. Για αυτό το λόγο και εμείς θα χρησιμοποιήσουμε την μέθοδο της ελαχιστοποίησης με αποτέλεσμα να μπορέσουμε να προσεγγίσουμε την καλύτερη λύση με την ελάχιστη απόκλιση από τον πραγματικά ορθογώνιο πίνακα.

Η μέθοδος λοιπόν για να πετύχουμε όλα τα παραπάνω αλλά και το επιθυμητό αποτέλεσμα λύνεται με την χρήση ιδιοτιμών και ιδιοδιανυσμάτων. Θα οδηγηθούμε μέσα από αυτό στην λύση ενός τετραγωνικού συστήματος το οποίο είναι πολύ απλό σε σχέση με άλλες προσεγγίσεις. Τα προβλήματα που πιθανώς θα αντιμετωπίσουμε πηγάζουν κυρίως από ειδικές περιπτώσεις που θα πρέπει να συμπεριλάβουμε. Χρειαζόμαστε λοιπόν ιδιοτιμές και ιδιοδιανύσματα για τον  $3 \times 3$  πίνακα περιστροφής. Θα αναζητήσω λοιπόν έναν πίνακα περιστροφής  $R$  ο οποίος θα μεγιστοποιεί την παρακάτω ποσότητα :

$$\sum_{i=1}^n r'_{r,i} (R(r'_{l,i})) = \sum_{i=1}^n (r'_{r,i})^T (R(r'_{l,i})) \quad (6.10)$$

Στην σχέση λοιπόν αυτή παρατηρούμε τον  $R$  πίνακα και δύο νέους συμβολισμούς τον  $r'_{r,i}$  και τον  $r'_{l,i}$ . Αυτά καλούνται κέντρα βάρους των μετρήσεων (centroids). Ο τρόπος ορισμού τους είναι :

$$\bar{r}'_{l,i} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r'_{l,i}) \quad \text{και} \quad \bar{r}'_{r,i} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r'_{r,i}) \quad (6.11)$$

Μπορούμε λοιπόν να οδηγηθούμε σε μία νέα μορφή συντεταγμένων οι οποίες θα έχουν την μορφή :

$$r'_{l,i} = r_{l,i} - \bar{r}'_{l,i} \quad \text{και} \quad r'_{r,i} = r_{r,i} - \bar{r}'_{r,i} \quad (6.12)$$

Αυτό που προσπαθούμε να πετύχουμε με αυτούς τους υπολογισμούς των κέντρων βάρους είναι να θεωρήσουμε εμείς ένα δικό μας σύστημα συντεταγμένων κοινό και για την πηγή αλλά και για τον στόχο μας με σκοπό να μπορούμε να δουλέψουμε παρακάτω όπως θα δούμε. Ο λόγος που δεν διατηρούμε το υπάρχων σύστημα συντεταγμένων είναι διότι ο χρήστης μπορεί να έχει εισάγει χαρακτήρες οι οποίοι να βρίσκονται σε τυχαίες θέσεις στον χώρο ή μπορεί να είναι και ο ένας πάνω στον άλλον. Το αποτέλεσμα θα είναι τα σημεία αναφοράς που έχουμε να είναι τυχαία σημεία στο χώρο. Δημιουργείται έτσι η επιτακτική ανάγκη να δημιουργήσουμε ένα σύστημα κοινό και για τους δύο ώστε να έχουμε τον έλεγχο της θέσης

τους και έτσι να δημιουργήσουμε ένα πίνακα που να περιστρέφει τους χαρακτήρες μας με έναν λογικό τρόπο για το ανθρώπινο μάτι.

Θα προχωρήσουμε ένα βήμα παρακάτω την σχέση εισάγοντας την έννοια του ίχνους. Το ίχνος σε έναν πίνακα είναι το άθροισμα των στοιχείων της διαγωνίου. Παραπέρα διαγώνια είναι τα στοιχεία που ισχύει ότι  $i=j$  όπου  $i$  είναι ο αριθμός της γραμμής και  $j$  ο αριθμός της στήλης. Αν λοιπόν υποθέσουμε την σχέση :

$$a^T R b = \text{Trace}(R^T a b^T) \quad (6.13)$$

Μπορούμε να γράψουμε ξανά την σχέση ως:

$$\text{Trace}(R^T \sum_{i=1}^n (r'_{r,i})(r'_{l,i})^T) = \text{Trace}(R^T M) \quad (6.14)$$

Βλέπουμε εδώ την εισαγωγή ενός νέου πίνακα του  $M$ . Αυτός λοιπόν ο πίνακας είναι το κλειδί μας για να βρούμε τον πίνακα περιστροφής μας. Προφανώς, ο τύπος του θα είναι :

$$M = \sum_{i=1}^n (r'_{r,i})(r'_{l,i})^T \quad (6.15)$$

Το κάθε  $r'_{r,i}$  είναι ένα σημείο στον τρισδιάστατο χώρο με τα  $(x,y,z)$  του. Μπορούμε λοιπόν να τα αναπαραστήσουμε με έναν πίνακα μία διάστασης  $3 \times 1$ . Αν τώρα θέλουμε τον ανάστροφο, αυτό που κάνουμε είναι τον πίνακα γραμμής πίνακα στήλης και αντίθετα, με αποτέλεσμα να προκύπτει ο πίνακας  $1 \times 3$ . Αν τώρα πολλαπλασιάσουμε τους πίνακες αυτούς το αποτέλεσμα μας θα είναι ένας πίνακας  $3 \times 3$  που είναι και το ζητούμενο μας. Έχοντας αναλύσει λοιπόν την σχέση μας όσο περισσότερο μπορούμε θα προσπαθήσουμε να βρούμε τον πίνακα  $M$  και τις τιμές που θα πρέπει να έχει. Ο πίνακας  $M$  μπορεί να γραφτεί στην παρακάτω μορφή:

Πίνακας 6.1: Ο Πίνακας  $M$ .

Sxx	Sxy	Sxz
Syx	Syy	Syz
Szx	Szy	Szz

Το καθένα από τα στοιχεία του πίνακα είναι το άθροισμα που προκύπτει αν πολλαπλασιάσουμε τις αντίστοιχες συντεταγμένες που δηλώνει η θέση στον πίνακα

για όλα τα σημεία αναφοράς που έχουμε. Θα μπορούσα παραδειγματικά να πούμε πως:

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^n (x_{r,i})(x_{l,i}) \quad (6.16)$$

$$S_{xy} = \sum_{i=1}^n (x_{r,i})(y_{l,i}) \quad (6.17)$$

Καταλήγουμε λοιπόν πως μετά τις παραπάνω σχέσεις, στόχος μου είναι να βρω τον κατάλληλο πίνακα R ώστε να μεγιστοποιήσω το ίχνος από τον πίνακα που προκύπτει μετά τον πολλαπλασιασμό ( $R^T M$ ). Αρχικά προσπαθούμε να βρούμε πως θα μπορέσουμε να κατασκευάσουμε αυτόν τον πίνακα M που ζητάμε. Θα χρησιμοποιήσουμε ένα θεώρημα που μιλάει για το γινόμενο ορθογώνιου και συμμετρικού πίνακα.

**Θεώρημα 6.1.** Ένας τετραγωνικός πίνακας M αποσυνθέεται σε γινόμενο ορθογώνιου πίνακα U και θετικά ημι-ορισμένου πίνακα S. Ο S είναι μοναδικά ορισμένος και ο U θα είναι μοναδικός μόνο αν ο πίνακας M είναι non-singular. Αυτό σημαίνει πως η ορίζουσα του πίνακα M θα πρέπει να είναι διαφορετική από το μηδέν.

Άρα μπορούμε να γράψουμε τον πίνακα M ως  $M=US$  όπου ( $S^T = S$ ) και ( $U^T U = I$ ). Μπορούμε λοιπόν να ορίσουμε τον S και U ως :

$$S = (M^T M)^{\frac{1}{2}} \quad (6.18)$$

$$U = M(M^T M)^{-\frac{1}{2}} \quad (6.19)$$

Έχουμε λοιπόν το γινόμενο ( $M^T M$ ) το οποίο μπορούμε να το αναπαραστήσουμε σαν συνδυασμό ιδιοτιμών και ιδιοδιανυσμάτων. Με άλλα λόγια μπορούμε να υποθέσουμε πως u είναι τα ιδιοδιανύσματα και k οι ιδιοτιμές και να γράψουμε το γινόμενο ( $M^T M$ ) :

$$(M^T M) = k_1 \bar{u}_1 \bar{u}_1^T + k_2 \bar{u}_2 \bar{u}_2^T + k_3 \bar{u}_3 \bar{u}_3^T \quad (6.20)$$

Επειδή και ο ( $M^T M$ ) είναι θετικά ορισμένος από το θεώρημα αυτόματα και οι ιδιοτιμές του θα είναι θετικές. Άρα και οι τετραγωνικές ρίζες τους θα είναι πραγματικές και έτσι μπορούμε να φτιάξουμε τον πίνακα S.

$$S = \sqrt{k_1} \bar{u}_1 \bar{u}_1^T + \sqrt{k_2} \bar{u}_2 \bar{u}_2^T + \sqrt{k_3} \bar{u}_3 \bar{u}_3^T \quad (6.21)$$



$$S^2 = k_1 \bar{u}_1 \bar{u}_1^T + k_2 \bar{u}_2 \bar{u}_2^T + k_3 \bar{u}_3 \bar{u}_3^T = (M^T M) \quad (6.22)$$

Σαν επαλήθευση λοιπόν για τον παραπάνω ισχυρισμό μας μπορούμε να θεωρήσουμε ένα τυχαίο διάνυσμα  $x$ . Έτσι θα έχουμε

$$x^T S x = k_1 (\bar{u}_1 x)^2 + k_2 (\bar{u}_2 x)^2 + k_3 (\bar{u}_3 x)^2 > 0 \quad (6.23)$$

Και έτσι ο  $S = (M^T M)^{\frac{1}{2}}$  θα είναι θετικά ορισμένος με  $k_1, k_2, k_3 > 0$  και αν πάλι προκύψει έστω και μία ιδιοτιμή μηδενική τότε αποκαλείται ημί-ορισμένος θετικά. Προχωράμε λοιπόν ένα βήμα ακόμα και θα προσπαθήσουμε τώρα να αποσυνθέσουμε τον πίνακα  $S$ . Αν λοιπόν έχει θετικές ιδιοτιμές όπως παρατηρήσαμε και παραπάνω μπορούμε να γράψουμε ότι:

$$S^{-1} = (M^T M)^{-\frac{1}{2}} = \frac{1}{\sqrt{k_1}} \bar{u}_1 \bar{u}_1^T + \frac{1}{\sqrt{k_2}} \bar{u}_2 \bar{u}_2^T + \frac{1}{\sqrt{k_3}} \bar{u}_3 \bar{u}_3^T \quad (6.24)$$

Και έτσι μπορούμε να πούμε ότι:

$$U = M S^{-1} = M (M^T M)^{-\frac{1}{2}} \quad (6.25)$$

Παρατηρούμε λοιπόν πως το πρόσημο της ορίζουσας του πίνακα  $M$  και  $U$  είναι το ίδιο. Ακόμα πιο ειδικά το πρόσημο της ορίζουσας του ανάστροφου του  $S$  είναι πάντα θετικό διότι υποθέσαμε στα προηγούμενα βήματα πως οι ιδιοτιμές του είναι θετικές. Ουσιαστικά λοιπόν ο πίνακας  $U$  θα είναι για μας ο πίνακας περιστροφής μας όταν η ορίζουσά του θα είναι θετική.

Μπορούμε τώρα να παρατηρήσουμε κάποιες ειδικές περιπτώσεις για τον πίνακα  $U$  βάση των ιδιοτιμών του. Ας ορίσουμε πρώτα τον βαθμό ενός πίνακα. Βαθμός ενός πίνακα είναι το πλήθος των ιδιοτιμών που έχει και οι οποίες είναι διαφορετικές του μηδέν. Στην περίπτωση μας ο πίνακας  $U$  θα έχει κανονικά βαθμό 3 αν όμως πέσουμε στην περίπτωση, με μηδενική μία τουλάχιστον ιδιοτιμή, τότε ο βαθμός θα είναι δύο ή και ένα και έτσι οι παραπάνω σχέσεις θα αλλάξουν και θα γίνουν όπως θα δούμε παρακάτω. Και επίσης να σημειώσουμε πως το  $v_3$  είναι το αρχικό μας σημείο και όχι η ιδιοτιμή του. Δηλαδή ένα παράδειγμα για βαθμό δύο θα είναι:

$$U = M \left( \frac{1}{k_1} \bar{u}_1 \bar{u}_1^T + \frac{1}{k_2} \bar{u}_2 \bar{u}_2^T \right) + \frac{1}{k_3} \bar{u}_3 v_3^T \quad (6.26)$$

Βλέπουμε πως με αυτόν τον τρόπο μπορούμε γνωρίζοντας τον βαθμό του πίνακα να αποφύγουμε αριθμητικά λάθη και έτσι να βρούμε όσο το δυνατόν καλύτερη προσέγγιση. Συνοψίζοντας λοιπόν την μέθοδο, είδαμε πως μπορούμε να υπολογίζουμε τον πίνακα περιστροφής μέσα από μία διαδικασία εύρεσης ιδιοτιμών και

ιδιοδιανυσμάτων. Προσπαθήσαμε να επαναπροσδιορίσουμε το πρόβλημα μας σαν ένα πρόβλημα μεγιστοποίησης του ίχνους στον πίνακα  $M$ . Στην συνέχεια προσπαθήσαμε να διασπάσουμε τον πίνακα  $M$  σε γινόμενο πινάκων που είναι πιο γνωστοί σε μας. Έτσι λοιπόν πήραμε τους πίνακες  $S$  και  $U$ . Προσπαθήσαμε να αναλύσουμε ξεχωριστά τους δύο αυτούς πίνακες και αφού τους αναλύσαμε καταλήξαμε στο συμπέρασμα πως ο πίνακας  $U$  είναι ο πίνακας που θα μας δώσει τον πίνακα περιστροφής μας στην τετριμμένη περίπτωση. Έτσι λοιπόν υπολογίζοντας ιδιοτιμές και ιδιοδιανύσματα του πίνακα  $M$  μπορούμε να κρατήσουμε τις συνιστώσες που απαιτεί ο  $U$  και να έχουμε σαν τελικό αποτέλεσμα τον πίνακα περιστροφής που επιθυμούμε.

Στον ίδιο ρυθμό θα εργαστούμε και για να υπολογίσουμε την μεταφορά και την κλιμάκωση. Πιο ειδικά θα δούμε πως η κλιμάκωση είναι μία διαδικασία ανεξάρτητη από τον υπολογισμό και την επιλογή της κατάλληλης περιστροφής. Αρχικά θα πρέπει να αναφέρουμε πως η κλιμάκωση είναι ίσως ο πιο σημαντικός παράγοντας που συνδέεται άμεσα με την σωστή επιλογή του συστήματος αριστερά δεξιά όπως έχουμε πει και παραπάνω. Αυτό σημαίνει πως ο ορισμός του συστήματος επηρεάζει αυτόματα και το αποτέλεσμα της διαδικασίας της κλιμάκωσης. Πιο ειδικά θα μπορούσαμε να πούμε πως λόγω του ότι τα δεδομένα μας δεν είναι τέλεια όπως έχουμε πει, αλλά προσπαθούμε να τα προσεγγίσουμε όσο το δυνατόν καλύτερα, θα έχουμε πάντα και ένα σφάλμα στους υπολογισμούς μας που μπορούμε να το ορίσουμε με τον παρακάτω τύπο:

$$e_i = r'_{r,i} - sR(r'_{l,i}) - r'_o \quad (6.27)$$

Βλέπουμε λοιπόν πως το σφάλμα προσπαθεί να υπολογίσει την απόκλιση που έχουμε στην διαδικασία ευθυγράμμισης των σημείων μας. Όμως αυτός ο υπολογισμός του σφάλματος οδηγεί σε μία ασυμμετρία στην κλιμάκωση μας, και αυτό προκύπτει καθαρά από τον τρόπο ορισμού του συστήματος. Βλέπουμε λοιπόν χαρακτηριστικά πως αν το σύστημα μας είναι από τα αριστερά προς τα δεξιά το σφάλμα είναι:

$$e_i = r'_{l,i} - \frac{1}{s}R^T(r'_{r,i}) \quad (6.28)$$

Ενώ αν είναι από τα δεξιά προς τα αριστερά θα έχουμε:

$$e_i = -[r'_{r,i} \frac{1}{s} - R(r'_{l,i})] \quad (6.29)$$

Αν τώρα προσπαθήσουμε να ορίσουμε ένα συνολικό σφάλμα για όλα τα σημεία

αναφοράς τότε θα προκύψει ένα σφάλμα της μορφής:

$$\sum_{i=1}^n \left\| \frac{1}{s} r'_{r,i} - R(r'_{l,i}) \right\|^2 \quad (6.30)$$

Στην περίπτωση τώρα που θα παρατηρήσουμε πως τα δύο σφάλματα δίνουν το ίδιο αποτέλεσμα και άρα έχουμε πετύχει την συμμετρία που επιθυμούμε θα μπορούσαμε να ορίσουμε το σφάλμα ως:

$$e_i = \frac{1}{\sqrt{s}} r'_{r,i} - \sqrt{s} R r'_{l,i} \quad (6.31)$$

Και κατά συνέπεια να πάρουμε σαν αποτέλεσμα:

$$\frac{1}{s} \sum_{i=1}^n \|r'_{r,i}\|^2 - 2 \sum_{i=1}^n (r'_{r,i} - sR(r'_{l,i})) + s \sum_{i=1}^n \|r'_{l,i}\|^2 \quad (6.32)$$

Σ'αυτήν την σχέση μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι ο πρώτος και ο τρίτος όρος μας δίνουν την κλιμάκωση από τα αριστερά και από τα δεξιά αντίστοιχα, ενώ ο δεύτερος όρος παρατηρούμε ότι εξαρτάται από τον παράγοντα περιστροφή και έτσι μπορούμε να πάρουμε την επιθυμητή κλιμάκωση ελαχιστοποιώντας την παραπάνω σχέση. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί είτε μηδενίζοντας τον πρώτο όρο, είτε λύνοντας την σχέση ως προς την μεταβλητή  $s$ . Όλα αυτά όμως θα έχουν το νόημα της ελαχιστοποίησης μόνο έναν μπορούμε να ελαχιστοποιήσουμε και τον δεύτερο όρο. Αυτό θα συμβεί μόνο στην περίπτωση που θα έχουμε υπολογίσει την καλύτερη περιστροφή. Έτσι παρακάτω βλέπουμε τον τρόπο με τον οποίο μπορούμε να υπολογίσουμε την βέλτιστη τιμή της κλιμάκωσης:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \|r'_{r,i}\|^2}{\sum_{i=1}^n \|r'_{l,i}\|^2}} \quad (6.33)$$

Το τελευταίο βήμα θα είναι και ο υπολογισμός της μεταφοράς. Θα είναι ο τελευταίος υπολογισμός όχι τυχαία αλλά γιατί θα δούμε πως εξαρτάται από τους δύο παραπάνω μετασχηματισμούς. Σκοπός είναι να υπολογίσουμε την κατάλληλη μεταφορά για τα σημεία αναφοράς. Όπως είδαμε και παραπάνω ο ορισμός του σφάλματος που προκύπτει από τους υπολογισμούς δίνεται από την σχέση παραπάνω. Στην σχέση αυτήν εκτός από τους όρους  $s$  όπου είναι η κλιμάκωση, και  $R$  όπου είναι η περιστροφή όπου φανερώνει το νέο σημείο που προκύπτει από την περιστροφή του αρχικού σημείου, παρατηρούμε και τον όρο  $r'_o$  όπου ουσιαστικά είναι το νέο σημείο που προέκυψε από τη διαδικασία της μεταφοράς. Αν λοιπόν λύσω την σχέση αυτή ως προς αυτόν τον όρο θα προκύψει η σχέση:

$$r'_o = r_o - \bar{r}_r + sR(\bar{r}_l) \quad (6.34)$$

Από την σχέση αυτή μπορώ να δω πως το σφάλμα μου θα ελαχιστοποιηθεί είτε εάν μηδενίσω τον όρο  $r'_o$  είτε εάν μεταφέρω το σημείο μου δεξιά ή αριστερά ανάλογα το σύστημα που θα έχω. Δηλαδή θα έχω την σχέση:

$$r_o = r_r - sR(r_{l,i}) \quad (6.35)$$

Βλέπω λοιπόν πως αν έχω την περιστροφή και την κλιμάκωση μπορώ να υπολογίσω τον παράγοντα μεταφορά και να έχω εξασφαλίσει ότι θα είναι και ο βέλτιστος. Σ' αυτό το σημείο έχουμε υπολογίσει τις τιμές όλων των μετασχηματισμών που θα χρειαστούμε. Παρακάτω θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε όμως πίνακες και όχι τιμές. Για τον λόγο αυτό θα πρέπει να κάνουμε ένα βήμα παραπάνω και να δημιουργήσουμε τους πίνακες των αντίστοιχων μετασχηματισμών αντικαθιστώντας απλά τις τιμές που έχουμε υπολογίσει. Οι πίνακες αυτοί θα έχουν την παρακάτω μορφή:

Πίνακας 6.2: Ο Πίνακας Περιστροφής.

$\cos(\theta)$	$-\sin(\theta)$	0
$\sin(\theta)$	$\cos(\theta)$	0
0	0	1

Πίνακας 6.3: Ο Πίνακας Κλιμάκωσης.

$S_x$	0	0
0	$S_y$	0
0	0	1

Πίνακας 6.4: Ο Πίνακας Μεταφοράς.

1	0	$T_x$
0	1	$T_y$
0	0	1

Έχοντας λοιπόν υπολογίσει και τους πίνακες  $3 \times 3$  των μετασχηματισμών, θα ολοκληρώσουμε τη διαδικασία με το τελευταίο βήμα. Στο βήμα αυτό και από την στιγμή που γνωρίζουμε τον βέλτιστο τρόπο ευθυγράμμισης των σημείων αναφοράς

θα εφαρμόσουμε πάνω τους ελαχιστοποίηση με σκοπό να πάρουμε το βέλτιστο αποτέλεσμα. Στην πράξη θα δούμε πως δεν θα χρειαστεί παρά μόνο μία επανάληψη και ο λόγος είναι πως έχουμε υπολογίσει τους βέλτιστους μετασχηματισμούς μέσα από τον κλειστό τύπο τους. Σε ένα βήμα λοιπόν θα έρθουμε και θα ευθυγραμμίσουμε την πηγή πάνω στον στόχο. Πιο αναλυτικά στο πρώτο βήμα θα ευθυγραμμίσω τα σημεία αναφοράς μου με τον παρακάτω τύπο:

$$\min_{R,t,s} \sum_{k=1}^K \|sRr_k^s + t - r_k^t\|^2 \quad (6.36)$$

ενώ στην συνέχεια θα εφαρμόσω τους ίδιους πίνακες μετασχηματισμού σε ολόκληρο τον χαρακτήρα πηγή ώστε να τον ευθυγραμμίσω πάνω στον στόχο. Κανένας θα περίμενε να συμβεί το αντίθετο δηλαδή να φέρω τον στόχο πάνω στην πηγή αλλά αυτό δεν θα με εξυπηρετούσε για τον λόγο του ότι θέλω να αξιοποιήσω την πληροφορία της πηγής και σε αυτό αλλά και στα παρακάτω βήματα. Άλλωστε στόχος μας είναι να φέρουμε την πηγή πάνω στον στόχο μας ώστε να τα επεξεργαστούμε ευκολότερα στα παρακάτω βήματα.

#### 6.4.4 Επαναληπτική αφαίρεση λεπτομερειών

Σ' αυτήν την ενότητα θα αναλύσουμε το επόμενο βήμα της μεθόδου μας που είναι η τροποποίηση των χαρακτήρων με τέτοιο τρόπο ώστε να μην έχουν μεγάλη λεπτομέρεια. Στο στάδιο αυτό έχουμε στην διάθεσή μας δύο χαρακτήρες οι οποίοι έχουν ευθυγραμμιστεί μεταξύ τους σύμφωνα με το προηγούμενο βήμα. Στην συνέχεια λοιπόν θα πάρουμε αυτούς τους χαρακτήρες και θα εφαρμόσουμε πάνω τους μία αντικειμενική συνάρτηση με σκοπό να αφαιρέσουμε κάθε είδους λεπτομέρεια που μπορεί να έχουν όπως για παράδειγμα χαρακτηριστικά προσώπου ή οτιδήποτε άλλο. Θέλουμε να τους δώσουμε μία μορφή η οποία στο τελικό μας βήμα θα είναι εύκολη στο να επεξεργαστεί και να μας δώσει το τελικό μας αποτέλεσμα. Ο τρόπος λοιπόν που θα πετύχουμε κάτι τέτοιο είναι μέσα από μία επαναληπτική διαδικασία βελτιστοποίησης μίας ποσότητας που θα αναλύσουμε στην συνέχεια.

Την στιγμή που η συνάρτηση θα συγκλίνει το αποτέλεσμα της θα είναι δύο νέοι χαρακτήρες απαλλαγμένοι από λεπτομέρεια και αποθηκευμένοι ο καθένας σε χωριστό αρχείο έτοιμη προς περαιτέρω επεξεργασία. Η σύγκλιση της συνάρτησης θα επέλθει από τον ορισμό ενός φράγματος ή ενός περιορισμού όπως είναι για παράδειγμα να σταματήσουν τα σημεία να αλλάζουν θέση. Και σ' αυτό το κομμάτι θα

μας χρησιμεύσουν τα ελάχιστα τετράγωνα. Ο λόγος είναι ότι τα ελάχιστα τετράγωνα είναι μία καλή μέθοδος για υπέρ-προσδιορισμένα συστήματα, όταν δηλαδή οι άγνωστοι είναι πιο πολλοί. Ορίζεται για αυτό το σκοπό, η έννοια του σφάλματος το οποίο είναι η διαφορά της τιμής που υπολογίζουμε πλην της πραγματικής τιμής. Όσο λοιπόν ελαχιστοποιείται το σφάλμα τόσο τα σημεία από τους χαρακτήρες αλλάζουν με αποτέλεσμα όταν θα ολοκληρωθεί η μέθοδός να έχουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα.

Θα ορίσουμε αρχικά την συνάρτηση και στην συνέχεια θα αναλύσουμε λίγο παραπάνω τους όρους από τους οποίους αποτελείται. Η συνάρτηση λοιπόν ακολουθεί την μορφή:

$$E_{fair}(x_1^s, \dots, x_n^s, x_1^t, \dots, x_n^t) = \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^n A_i^s + \sum_{j=1}^m A_j^t} \left[ \sum_{i=1}^n A_i^s \|\Delta x_i^s\|^2 + \sum_{j=1}^m A_j^t \|\Delta x_j^t\|^2 \right] \\ + \frac{\lambda_2}{K} \sum_{k=1}^K \|r_k^s - r_k^t\|^2 \\ + \frac{\lambda_3}{K} \sum_{k=1}^K \left\| \frac{1}{2}(r_k^s + r_k^t) - \frac{1}{2}(\bar{r}_k^s + \bar{r}_k^t) \right\|^2$$

Προχωρώντας λοιπόν στην ανάλυση της συνάρτησης θα ορίσουμε της σταθερές  $\lambda_1=0.1$ ,  $\lambda_2=100$  και  $\lambda_3=1$ . Οι τιμές αυτών των παραμέτρων είναι οι βέλτιστες καθώς πιέζουν το σύστημα να μετακινεί τα σημεία κατάλληλα ώστε να μπορούμε να εντοπίζουμε και ολικά ελάχιστα αλλά και να μην παγιδευόμαστε στα τοπικά σημεία με αποτέλεσμα να μην μπορούμε να έχουμε λύση. Στην συνέχεια οι μεταβλητές στα αθροίσματα μας, δηλαδή οι  $k, m, n$  δηλώνουν τα αντίστοιχα μεγέθη της πηγής του στόχου αλλά και των σημείων αναφοράς. Πιο συγκεκριμένα το  $k$  είναι το πλήθος των σημείων αναφοράς, το  $n$  είναι το πλήθος των κορυφών της πηγής και το  $m$  του στόχου μας αντίστοιχα.

Ξεκινώντας τώρα με τον πρώτο όρο το πρώτο πράγμα που παρατηρούμε είναι η μεταβλητές  $A_i^s$  και  $A_j^t$  αντίστοιχα. Οι μεταβλητές αυτές δηλώνουν τα βάρη Voronoi για την κάθε κορυφή στην πηγή αλλά και στον στόχο. Στον δικό μας αλγόριθμο οι τιμές αυτές είναι καθορισμένες από την αρχή. Ο λόγος που μπορούμε να κάνουμε μία τέτοια υπόθεση είναι διότι επιλέγουμε σημεία πάνω από τον ίδιο μας χαρακτήρα και όχι τυχαία επιλεγμένα στο χώρο. Έτσι δεν υπάρχει η ανάγκη να αναλύσουμε με Voronoi περιοχές και να βρούμε την σχετική θέση του σημείου αναφοράς σε σχέση με τον χαρακτήρα.

Στην συνέχεια βλέπουμε της δύο τελευταίες μεταβλητές οι οποίες είναι η  $\Delta x_i^s$  και

η  $\Delta x_j^t$ . Εδώ μιλάμε για τους Laplacians γείτονες την κάθε κορυφής και για τους δύο χαρακτήρες αντίστοιχα. Θα προσπαθήσουμε να υπολογίσουμε μία δομή για κάθε χαρακτήρα η οποία θα περιλαμβάνει για κάθε κορυφή τους γείτονες της. Με τον όρο γείτονες εννοούμε τις κορυφές με τις οποίες συνδέεται με ακμή η εκάστοτε κορυφή. Το ίδιο επαναλαμβάνουμε και για τον στόχο. Σαν αποτέλεσμα υπολογίζουμε σε κάθε επανάληψη προσεγγιστικές θέσεις για τα σημεία με βάση τους γείτονές τους αλλά και τα βάρη τους.

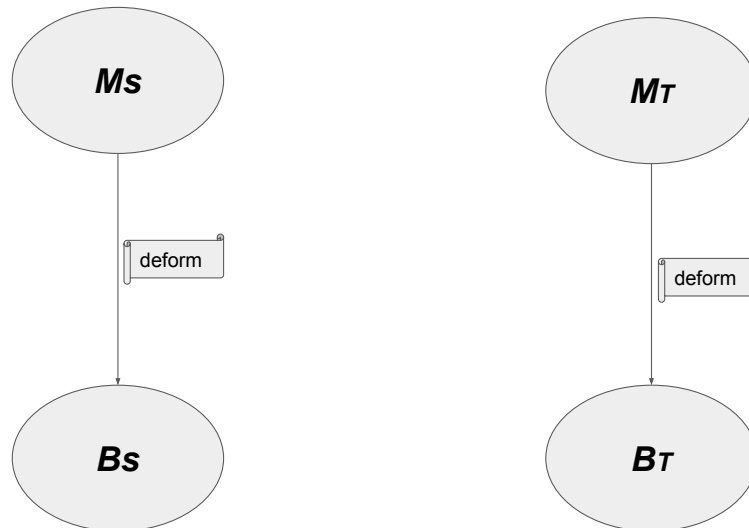
Στην συνέχεια, ακολουθεί ο επόμενος όρος όπου το μόνο που κάνει είναι να μας ορίζει έναν περιορισμό. Ο περιορισμός αυτός μας λέει πως για να είναι αποδεκτό το αποτέλεσμα θα πρέπει η διαφορά των σημείων αναφοράς ή αλλιώς η απόκλιση του να ελαχιστοποιείται συνεχώς. Όπως έχουμε πει τα σημεία αναφοράς είναι για μας η βάση για την σωστή ευθυγράμμιση των χαρακτήρων μας. Έτσι, σε κάθε επανάληψη απαιτούμε να μετακινούνται και αυτά με τον βέλτιστο τρόπο ώστε να συνεχίζουν να είναι σωστή βάση, και αυτό θα φανεί με το να μας δίνουν ελάχιστη τιμή σαν αποτέλεσμα σε κάθε επανάληψη.

Τέλος, ο τρίτος όρος ορίζει και αυτός με την σειρά του τον δικό του περιορισμό. Σ' αυτήν την περίπτωση εδώ προσπαθούμε να αποφύγουμε τις τετριμμένες λύσεις. Έτσι σε κάθε επανάληψη έχοντας κρατήσει την τελευταία λύση στις μεταβλητές  $\bar{r}_k^t$  και  $\bar{r}_k^s$ , υπολογίζουμε την διαφορά τους από το νέο αποτέλεσμα. Έτσι, αναγκάζουμε την συνάρτηση να κάνει μία υποτυπώδη πρόοδο σε κάθε βήμα. Συνολικά πάλι μπορούμε να πούμε πως είναι κατανοητό πως όλη η διαδικασία της αλλοίωσης υλοποιείται από τον πρώτο όρο μας και οι άλλοι δύο ουσιαστικά λειτουργούν σαν περιορισμοί ώστε να εξασφαλίσουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα. Από την στιγμή λοιπόν που είναι κατανοητή η συνάρτηση μας θέλουμε να επιλέξουμε μία κατάλληλη μέθοδο βελτιστοποίησης η οποία θα πάρει σαν είσοδο την αντικειμενική συνάρτηση και θα μας δίνει σαν αποτέλεσμα την ελάχιστη λύση, με άλλα λόγια δηλαδή τα επιθυμητά μας σημεία. Η λύση σ' αυτήν την περίπτωση είναι η χρήση της μεθόδου L-BFGS. Η μέθοδος L-BFGS λύνει το πρόβλημα ελαχιστοποίησης, χωρίς περιορισμούς, δηλαδή το:

$$F(x), \text{ με } x = (x_1, x_2, \dots, x_N),$$

Μόνο εάν η αντικειμενική συνάρτηση  $F(x)$  και η κλίση της  $G(x)$  μπορούν να υπολογιστούν. Η γνωστή μέθοδος του Νεύτωνα απαιτεί τον υπολογισμό του αντιστρόφου του εσσιανού πίνακα της αντικειμενικής συνάρτησης. Ωστόσο, το υπολογιστικό κόστος για το αντίστροφο εσσιανό πίνακα είναι ακριβό, ειδικά όταν η αντικειμε-

νική συνάρτηση παίρνει μεγάλο αριθμό μεταβλητών. Η μέθοδος BFGS και ιδιαίτερα η L-BFGS (limited memory) βρίσκει επαναληπτικά έναν ελαχιστοποιητή, προσεγγίζοντας τον αντίστροφο εσσιανό πίνακα με πληροφορίες από τις τελευταίες  $m$  επαναλήψεις. Αυτή η καινοτομία μειώνει δραστικά την χρήση μνήμης και τον υπολογιστικό χρόνο για μεγάλης κλίμακας προβλημάτων.



Σχήμα 6.9: Αρχιτεκτονική Δομή της Διαδικασίας Αφαίρεσης Λεπτομερειών.

Έτσι, αξιοποιώντας το εργαλείο αυτό θα χρησιμοποιήσουμε την L-BFGS μέθοδο [86] και θα της δώσουμε σαν είσοδο την αντικειμενική συνάρτηση και θα παρατηρήσουμε ότι σε 5-10 επαναλήψεις θα μας δώσει σαν αποτέλεσμα δύο χαρακτήρες πηγή και στόχο απαλλαγμένους από λεπτομέρειες και έτοιμους για να τους αξιοποιήσουμε στο τελευταίο κομμάτι. Αν λοιπόν θα θέλαμε να αναπαραστήσουμε την διαδικασία μας με ένα διάγραμμα ροής θα ήταν σύμφωνα με το Σχήμα 6.9.

#### 6.4.5 Παραγωγή τελικού μοντέλου κίνησης

Στο τελευταίο βήμα, θέλουμε να παράγουμε ένα τελικό χαρακτήρα με βάση τους δύο παραπάνω χαρακτήρες που έχουμε υπολογίσει ( $B_s$ ,  $B_t$ ). Οι δύο αυτοί χαρακτήρες έχουν τόσο απλή δομή, ύστερα από την επεξεργασία που έχουν υποστεί, όσο και γεωμετρία, με αποτέλεσμα να είναι τόσο εύκολοι στην χρήση τους, που μπορούμε να παράγουμε το νέο μας μοντέλο μέσα σε λίγες επαναλήψεις. Η ιδέα εδώ ακολουθεί την δομή της προηγούμενης ενότητας. Θα ορίσουμε και εδώ μία συνάρτηση που θα πετυχαίνει τον σκοπό και θα την ελαχιστοποιήσουμε στο επόμενο βήμα ώστε να



μας δώσει το αποτέλεσμα που θέλουμε. Εδώ λοιπόν η συνάρτηση μας θα έχει την εξής μορφή:

$$\begin{aligned}
 E_{fit}(x_1^s, \dots, x_n^s) &= \frac{\mu_1}{\sum_{i=1}^n A_i^s} \sum_{i=1}^n \bar{A}_i^s \|\Delta x_i^s - \Delta \bar{x}_i^s\|^2 \\
 &+ \frac{\mu_2}{n} \sum_{i=1}^n \|x_i^s - \bar{c}_i^t\|^2 \\
 &+ \frac{\mu_3}{K} \sum_{k=1}^K \|r_k^s - \bar{r}_k^t\|^2
 \end{aligned}$$

Η παραπάνω λοιπόν συνάρτηση αποτελείται και αυτή από τρεις όρους. Ας ξεκινήσουμε όμως από τις τρεις μεταβλητές  $\mu_1=1$ ,  $\mu_2=1$  και  $\mu_3=10$ , όπου η καθεμία έχει ένα ξεχωριστό ρόλο στην συνάρτηση. Η  $\mu_1$  μας επιτρέπει με την τιμή 10 να καλύψουμε τις περιπτώσεις που ο χαρακτήρας έχει άκαμπτες επιφάνειες αλλά θα μπορούσαμε να του δώσουμε και την τιμή 0.1 για να κάνουμε ταίριασμα στις λεπτομέρειες τους. Οι άλλες δύο μεταβλητές  $\mu_2$  και  $\mu_3$  ορίζουν κάποια βάρη στους δύο τελευταίους όρους που ορίζουν κάποιους περιορισμούς. Έτσι ο πρώτος όρος προσπαθεί να παράγει ένα λείο αποτέλεσμα στον χαρακτήρα. Αυτό το πετυχαίνει με την χρήση των Laplacians γειτόνων πολλαπλασιασμένο με τα Voronoi βάρη.

Η μόνη διαφορά εδώ έγκειται στον τρόπο με τον οποίο ορίζουμε την έννοια της γειτονικότητας στην διαδικασία παραγωγής της δομής με τους γείτονες. Έτσι για κάθε μία κορυφή μελετάμε και βρίσκουμε τις γειτονικές κορυφές με βάση τις ακμές που τους ενώνουν. Η διαφορετικότητα είναι πως για κάθε μία κορυφή στην πηγή αφαιρούμε και την αντίστοιχη κορυφή στο απλό μοντέλο  $B_s$ . Στόχος είναι, να παράγουμε ένα μοντέλο το οποίο θα έχει ομαλές επιφάνειες και θα συνδυάζει τα χαρακτηριστικά των δύο σωμάτων δηλαδή της αρχικής πηγής  $M_s$  και της απλής ποία πηγής  $B_s$ .

Ο δεύτερος όρος τώρα υλοποιεί ουσιαστικά το ταίριασμα. Με άλλα λόγια προσπαθεί να μειώσει την απόσταση της κάθε κορυφής στο αρχικό μοντέλο  $M_s$  με τον κοντινότερο του γείτονα στο απλό μοντέλο πηγής  $B_s$ . Ορίζουμε τον κοντινότερο γείτονα που θα είχε ο στόχο  $M_t$ , ως την ελάχιστη ευκλείδεια απόστασή τους. Και με τον τελευταίο όρο ο οποίος έχει τον ρόλο του περιορισμού εξασφαλίζουμε πως τα σημεία θα συμπίπτουν. Με αυτό εννοούμε πως διατηρώντας την ελάχιστη απόσταση στα σημεία αναφοράς είμαστε βέβαιοι πως το αποτέλεσμα θα είναι το επιθυμητό. Η μόνη μας παραλλαγή είναι πως εδώ θα πρέπει να δώσουμε στα σημεία αναφοράς μας τις σωστές συντεταγμένες και αυτό σημαίνει τις νέες συντεταγμένες που έχουν

προκύψει από τα απλά μοντέλα.

Έχοντας, υλοποιήσει την συνάρτηση και γνωρίζοντας τη λειτουργία της απόλυτα μπορούμε να εφαρμόσουμε και εδώ την συνάρτηση βελτιστοποίησης όπου θα είναι η ίδια με την προηγούμενη ενότητα [86] και μέσα σε 2-3 επαναλήψεις θα έχουμε παράγει το καινούργιο μας μοντέλο. Σ' αυτό το σημείο θα πρέπει να κάνουμε μερικούς σχολιασμούς. Θα πρέπει να τονίσουμε πως η διαδικασία ταιριάσματος θα γίνει πάνω στην αρχική μας πηγή  $M_s$  και όχι πάνω στον στόχο μας. Θα πρέπει να καταλάβουμε πως σε όλα μας τα στάδια υλοποίησης μας ενδιαφέρει να παραμορφώσουμε την πηγή μας και να μοιάζει στον στόχο μας και όχι το αντίθετο.

Με άλλα λόγια, το τελικό αποτέλεσμα θα είναι μία νέα πηγή και όχι ένας νέος στόχος. Έτσι λοιπόν στο τελευταίο βήμα δίνουμε τελική μορφή στην πηγή και όχι στον στόχο. Επίσης, μέσα από τη διαδικασία ελαχιστοποίησης της συνάρτησης θα πάρουμε σαν αποτέλεσμα τους καλύτερους κοντινότερους γείτονες  $c_i^t$ . Αφού λοιπόν ολοκληρώσουμε και το τελευταίο βήμα και πάρουμε την νέα μας πηγή θα αντικαταστήσουμε και στον στόχο τις κορυφές του. Οι νέες του κορυφές θα είναι τα υπολογισμένα μας κοντινότερα σημεία  $c_i^t$ . Έχουμε λοιπόν παράγει σ' αυτό το σημείο δύο νέους χαρακτήρες πηγή και στόχο οι οποίοι έχουν την ίδια γεωμετρία και υπάρχουν σε αρχεία όπου είναι έτοιμα για το επόμενο βήμα.

#### 6.4.6 Αποτελέσματα και ιδιαιτερότητες

Αφού λοιπόν υλοποιήσαμε τον αλγόριθμο σύμφωνα με παραπάνω θα πρέπει να αναφέρουμε και μερικές ιδιαιτερότητες κατά τη διαδικασία της υλοποίησης. Στο πρώτο κομμάτι που γίνεται η επιλογή των σημείων ελέγχου θα πρέπει ο χρήστης να έχει οπτική επαφή με τους χαρακτήρες ώστε να μπορέσει να αντιστοιχήσει τα σημεία που επιθυμεί σωστά. Επίσης, στην παρούσα υλοποίηση θα ασχοληθούμε κυρίως με δίποδα και ποιο ειδικά με χαρακτήρες που έχουν ανθρώπινη μορφή. Υποθέτουμε λοιπόν ότι θα υπάρχουν τέσσερα άκρα και ο βασικός κορμός μαζί με το κεφάλι. Έτσι λοιπόν θα καθορίσουμε ένα αντιπροσωπευτικό αριθμό επιλογής σημείων που είναι το πενήντα. Είναι ένας αριθμός ικανός να συμπεριλάβει τα ποιο σημαντικά μέρη για την αντιστοίχιση.

Σημαντική παρατήρηση είναι πως τα σημεία θα πρέπει να είναι σημεία από τις υπάρχουσες κορυφές και όχι τυχαία σημεία κοντά στην περιοχή που θέλει ο χρήστης. Εν τέλει θα έχουμε πενήντα επιλεγμένες κορυφές του αρχικού αλλά και του

τελικού μας χαρακτήρα τα οποία θα τα εισάγουμε στον αλγόριθμό μας από την αρχή της εκτέλεσης. Υπάρχει βέβαια και η δυνατότητα ο χρήστης να μην επιθυμεί να επιλέξει αυτός και τότε επιλέγει το πρόγραμμα από μόνο του προσπαθώντας να επιλέξει τα πιο αντιπροσωπευτικά σε ολόκληρο τον χαρακτήρα μας. Φυσικά, υπάρχει περίπτωση ο χρήστης να χρειαστεί περισσότερα από πενήντα σημεία σε περίπτωση που οι χαρακτήρες είναι σημαντικά διαφορετικοί. Έχοντας λοιπόν επιλέξει με έναν από τους παραπάνω τρόπους τα σημεία ελέγχου τότε μπορούμε να περάσουμε στο επόμενο στάδιο.

Σ' αυτό το σημείο που προσπαθούμε να λιώσουμε τους χαρακτήρες ουσιαστικά εφαρμόζουμε την παραπάνω μέθοδο βελτιστοποίησης ώστε να ελαχιστοποιήσουμε την αντικειμενική μας συνάρτηση. Στην διαδικασία λοιπόν της βελτιστοποίησης θα καθορίσουμε κάποια βασικά χαρακτηριστικά και τα οποία δεν θα αλλάζουν κατά την εκτέλεση του προγράμματός. Αρχικά είναι οι τρεις παράγοντες  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  οι οποίοι θα έχουν σταθερές τιμές σε όλη την εκτέλεση, και είναι αυτοί οι οποίοι μας καθορίζουν το πόσο σημαντικός είναι ο κάθε παράγοντας της συνάρτησης στο τελικό μας αποτέλεσμα. Δεύτερο και πιο σημαντικό είναι οι Voronoi περιοχές όπου δεν τις λαμβάνουμε υπόψιν, πράγμα που σημαίνει ότι για κάθε κορυφή ξεχωριστά θα δώσουμε την τιμή  $1/3$ .

Ο λόγος που μπορούμε να κάνουμε αυτήν την θεώρηση είναι διότι όπως αναφέραμε και παραπάνω θεωρούμε ότι ο χρήστης επιλέγει σημεία πάνω στον χαρακτήρα και όχι τυχαία σημεία στο χώρο και κατά συνέπεια τα σημεία αυτά είναι κορυφές τριγώνου. Στην ίδια φιλοσοφία θα θεωρήσουμε και της τιμές για τις βαρυκεντρικές συντεταγμένες μας  $1/3$  διότι και εδώ μιλάμε για σημεία που θα είναι πάνω στις ακμές του εκάστοτε τριγώνου και όχι εσωτερικά ή εξωτερικά. Μας είναι γνωστό πως ένα σημείο καλείται βαρύκεντρο εάν απέχει από κάθε κορυφή τα  $2/3$  της αντίστοιχης διαμέσου. Την παραπάνω θεώρηση λοιπόν την εξασφαλίζουμε με τον περιορισμό τις επιλογής των σημείων αναφοράς. Επίσης, είναι προφανές πως ακριβώς οι ίδιες θεωρήσεις ισχύουν και για του δύο χαρακτήρες.

Εφόσον ολοκληρωθεί το δεύτερο βήμα δύο χαρακτήρες έχουν παραχθεί με σχεδόν καθόλου γεωμετρική λεπτομέρεια ακολουθεί το τελευταίο κομμάτι της διαδικασίας όπου προσπαθούμε να ενώσουμε τους δύο χαρακτήρες σε έναν. Στο στάδιο αυτό προσπαθούμε και πάλι μέσα από μία επαναληπτική ελαχιστοποίηση της αντικειμενικής μας συνάρτησης να οδηγηθούμε στο τελικό μας αποτέλεσμα. Έτσι λοιπόν και σε αυτό το σημείο θα κρατήσουμε τρεις αντίστοιχες μεταβλητές  $\mu_1, \mu_2, \mu_3$  στα-

θερές οι οποίες καθορίζουν πόσο σημαντικός είναι ο κάθε παράγοντας στο τελικό αποτέλεσμα. Επίσης, οι νομοποι τιμές θα είναι ακριβώς οι ίδιες δηλαδή  $1/3$  και ο λόγος που μας επιτρέπεται να κάνουμε αυτήν την θεώρηση και εδώ είναι διότι κρατάμε σε όλη την διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου τα ίδια σημεία αναφοράς. Το μόνο που πιθανώς αλλάζει είναι η θέση τους στο χώρο, το οποίο δεν επηρεάζει τους συντελεστές μας. Το τελευταίο στάδιο και πιο σημαντικό σαν παρατήρηση είναι η σειρά με την οποία θέλουμε να ενώσουμε τους δύο χαρακτήρες. Αυτό σημαίνει πως αν θέλουμε να ενώσουμε την πηγή στο στόχο θα μας δώσει άλλο αποτέλεσμα με το να ενώσουμε τον στόχο στην πηγή. Κατά συνέπεια αν εφαρμόσουμε όλα τα παραπάνω, σε συνδυασμό με την εκτέλεση του αλγορίθμου μας θα έχουμε σαν αποτέλεσμα τον νέο χαρακτήρα από την πηγή προς τον στόχο, ο οποίος θα έχει τα χαρακτηριστικά του στόχου μας αλλά με τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά της πηγής μας. Ο νέος αυτός χαρακτήρας θα αποθηκευτεί σε ένα νέο αρχείο (.obj) στο φάκελό μας και θα είναι έτοιμος να αξιοποιηθεί όποτε ο χρήστης επιθυμεί. Στο επόμενο βήμα είναι εφικτό να τερματιστεί η διαδικασία της μεταφοράς από τον χρήστη ή να συνεχίσουμε στην μεταφορά σκελετού. Σαν τελευταίο βήμα θα παρουσιάσουμε μέσα από αλγοριθμικά βήματα την υλοποίηση όλης μας της μεθόδου.

---

## Αλγόριθμος 6.4 Υπολογισμός της Γεωμετρικής Αντιστοίχισης.

---

**Require:** *Two mesh models*

**Ensure:** *Files in the form of example.obj*

- 1: *Input Data(source, target)*
  - 2: *Manual Point Selection*
  - 3: *Compute Barycentric Coordinates*
  - 4: *Closed Form Computations*
  - 5: *Perfect Matching and Alligment*
  - 6: *Final Models*
  - 7: *End*
  - 8: *Begin the Process of Joint Fairing*
  - 9: *Compute the Objective Function*
  - 10: *L – BFGS Optimization*
  - 11: *Final Models( $B_S, B_T$ )*
  - 12: *End*
  - 13: *Begin the Process of Fitting*
  - 14: *Compute the Objective Function*
  - 15: *L – BFGS Optimization*
  - 16: *Create Final Model*
  - 17: *End*
  - 18: *Save Final Models*
- 

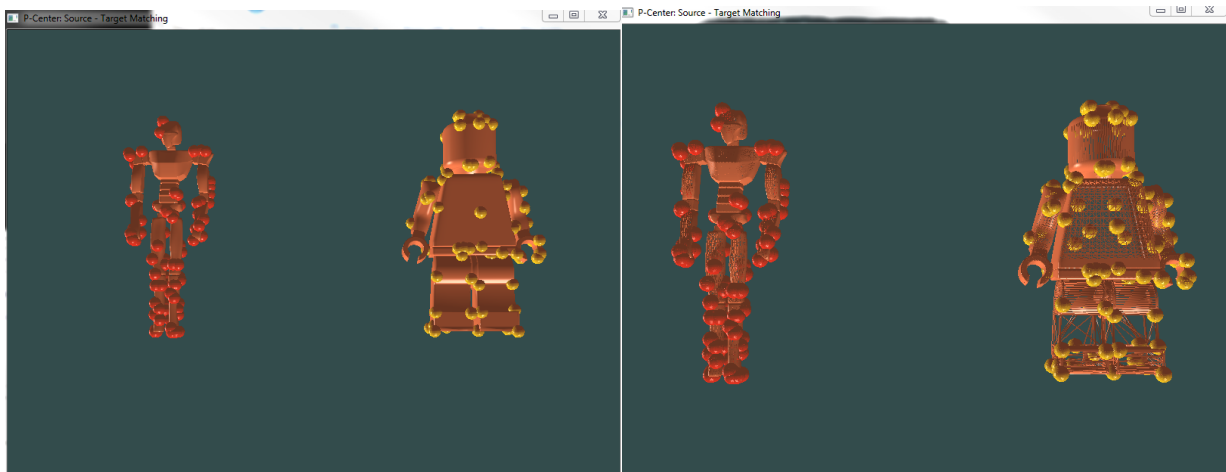
### 6.4.7 Αλγόριθμος P-Center και σημεία σήμανσης

Η προσέγγισή μας απαιτεί έναν αριθμό σημείων σήμανσης για την επιτυχή ευθυγράμμιση των πλεγμάτων πηγής και στόχου. Αυτά τα σημεία σήμανσης θα πρέπει να διατηρούν όχι μόνο τις πιο σημαντικές περιοχές των μοντέλων αλλά και όλα τα άκαμπτα και παραμορφώσιμες περιοχές (πτυχώσεις). Παρουσιάζουμε μια μέθοδο για την εύρεση ενός συνόλου αντιπροσωπευτικών σημείων που καλύπτουν ολόκληρο το πλέγμα χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο ομαδοποίησης *P-center*. Το *P-center* βρίσκει την ελάχιστη απόσταση κάλυψης μέχρι να καλυφθεί ολόκληρο το μοντέλο [87].

Ο αλγόριθμος λειτουργεί μέσω μιας κατάστασης αρχικοποίησης και  $k - 1$  "επέκτασης" φάσεων όπου το  $k$  αντιπροσωπεύει τον αριθμό των σημείων σήμανσης. Στο πρώτο βήμα, όλες οι κορυφές αντιστοιχίζονται στην πρώτη ομάδα (cluster)  $B_1$  και

στη συνέχεια επιλέγουμε τυχαία τον αντιπρόσωπο-κεφαλή. Αντίστοιχα σε κάθε επόμενο βήμα επιλέγουμε ως νέα κεφαλή της νέας ομάδας  $head_j$  την κορυφή που έχει τη μέγιστη απόσταση από εκείνη της ομάδας  $B_{j-1}$  στην οποία ανήκει την εκάστοτε στιγμή. Η νέα ομάδα  $B_j$ , θα συμπληρωθεί με όλες τις κορυφές που είναι πιο κοντά στο  $head_j$  σε σύγκριση με τις κεφαλές όλων των άλλων ομάδων.

Χρησιμοποιούμε τους αλγόριθμους *P-center* για να λάβουμε σημεία σήμανσης  $2k$  (κεφαλές ομάδων  $2k$ ) για το πλέγμα πηγής και  $k$  σημεία σήμανσης (κεφαλές ομάδων  $k$ ) για το πλέγμα-στόχο. Στη συνέχεια, ο χρήστης για κάθε ένα από τα σημεία αυτά  $2k$  του πλέγματος πηγής επιλέγει ένα αντίστοιχο σημείο σήμανσης στο πλέγμα στόχο. Έχοντας περισσότερες υποψήφιες επιλογές στο πλέγμα πηγής, οι χρήστες μπορούν να δημιουργήσουν μια αντιστοιχία του πλέγματος πηγής και στόχου επιλέγοντας  $k$  ζεύγη σημείων σήμανσης που αποτυπώνουν καλύτερα την πρόθεση σχεδίασης τους. Στα σχήματα 6.10α και 6.10β μπορούμε να δούμε ένα απλό παράδειγμα παραγωγής 100 αντιπροσωπευτικών σημείων για την πηγή και το μοντέλο στόχο.



(α) Source and target models.

(β) Wire-frame models.

Σχήμα 6.10: P-Center example.

### Μελέτη χρηστών

Πραγματοποιήσαμε μια μελέτη χρήστη για να αξιολογήσουμε τη χρηστικότητα της μεθόδου για την επιλογή σημείων σήμανσης. Έχουμε μετρήσει: (i) την αποτελεσματικότητα της μεθόδου μας ως προς το συνολικό χρόνο που χρειάζονται οι χρήστες και (ii) την ποιότητα του συνόλου των επιλεγμένων σημείων. Χρησιμοποιώντας τη

”σχεδίαση μεταξύ ομάδων”, ζητήσαμε από μια ομάδα χρηστών (ομάδα *A*) να χρησιμοποιήσει το εργαλείο μας και από μια άλλη ομάδα χρηστών (ομάδα *B*) να χρησιμοποιήσει την προηγούμενη προσέγγιση που αναφέρθηκε στο [7]. Στην ομάδα *A*, εξηγήσαμε στους χρήστες πώς λειτουργεί το εργαλείο και στη συνέχεια τους ζητήσαμε να πραγματοποιήσουν μερικά πειράματα. Στην ομάδα *B*, εξηγήσαμε στους χρήστες πως πρέπει να διαλέγουν ζεύγη σημείων από τα αρχικά πλέγματα για να καλύπτουν ομοιόμορφα όλες τις αρθρώσεις και τους ζητήσαμε να επιλέξουν μόνοι τους τα τελικά σημεία. Σημαντικό είναι να σημειωθεί στο σημείο αυτό ότι στην πρώτη περίπτωση οι χρήστες επιλέγουν μεταξύ δύο συνόλων κορυφών που παράγονται από τον αλγόριθμο *P-center* σε αντίθεση με την δεύτερη περίπτωση όπου οι χρήστες επιλέγουν κορυφές από ολόκληρο το αρχικό πλέγμα.

Τα αποτελέσματά μας έδειξαν ότι οι χρήστες της ομάδας *A* μπόρεσαν να ολοκληρώσουν την εργασία σε λιγότερο από τον μισό χρόνο σε σύγκριση με τους χρήστες της ομάδας *B*. Έχουμε επίσης μετρήσει:

1. το ποσοστό των ζευγών δεικτών που ήταν λανθασμένα (δεν αντιστοιχούν στις σημασιολογικά παρόμοιες αρθρώσεις)
2. το ποσοστό των αρθρώσεων που δεν καλύπτονταν από ένα επιλεγμένο ζεύγος δεικτών

Για την ομάδα *A* το ποσοστό λανθασμένων ζευγών δεικτών ήταν περίπου 10% και το ποσοστό των αρθρώσεων που δεν καλύπτονταν από ένα επιλεγμένο ζεύγος δεικτών ήταν περίπου 15%. Για την ομάδα *B* τα αντίστοιχα ποσοστά ήταν 35% και περίπου 30%. Τέλος παρατηρήσαμε ότι οι χρήστες της ομάδας *B* έτειναν να χρησιμοποιούν κατά μέσο όρο περισσότερα ζεύγη σημείων στα μοντέλα πηγής-στόχου από τους χρήστες της ομάδας *A*.

### **Βελτιστοποίηση και αντιστοιχία γεωμετρίας**

Η προσέγγιση για τη δημιουργία αντιστοιχίας μεταξύ δύο μοντέλων βασίζεται στο [7] που υπολογίζει τη γεωμετρική αντιστοιχία μέσω τριών βημάτων, επιλογή ζευγών σημείων σήμανσης, παραμόρφωση των δύο μοντέλων για την δημιουργία δύο απλοποιημένων πλεγμάτων και τέλος δημιουργία της συσχέτισης μεταξύ τους. Τα δύο κύρια μέρη αυτής της διαδικασίας απαιτούν βελτιστοποίηση πολλαπλών μεταβλητών. Προηγούμενη εργασία (π.χ. [7]) λύνει το πρόβλημα με μια αραιή παραγοντοποίηση

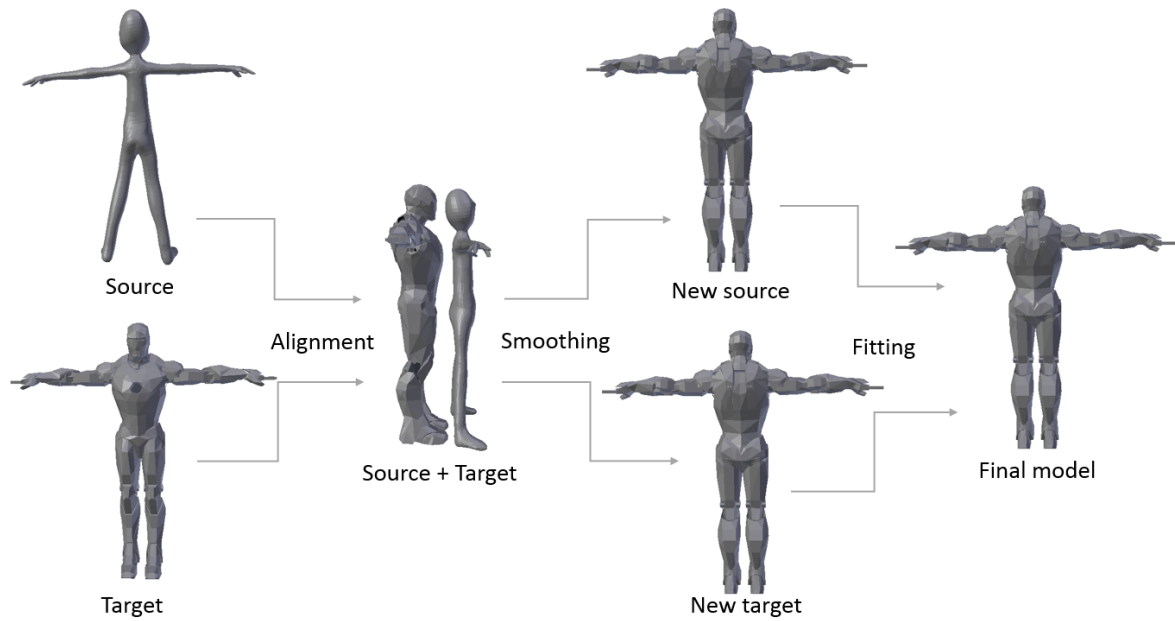
Cholesky διατηρώντας σταθερό ένα σύνολο παραμέτρων του προβλήματος και εν συνεχεία πραγματοποιεί ενημέρωση αυτών σε κάθε επόμενο βήμα. Αυτή η γραμμική προσέγγιση για την επίλυση αυτού του συστήματος μπορεί να μην συγκλίνει καθώς εξαρτάται από τη βελτιστοποίηση δύο ή περισσότερων διαφορετικών συνόλων ανεξάρτητων μεταβλητών. Χρησιμοποιώντας μη γραμμική βελτιστοποίηση σε αντίθεση με προηγούμενες προσεγγίσεις μπορούμε να διασφαλίσουμε τη σύγκλιση εάν υπάρχει ένα τοπικό ελάχιστο.

Κεντρικό μέρος αυτής της διαδικασίας είναι να επινοηθεί μια αποτελεσματική μέθοδος που θα λύσει τα εμπλεκόμενα προβλήματα μη γραμμικής βελτιστοποίησης. Έτσι, το πρώτο βήμα της προσέγγισής είναι να χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος L-BFGS που προσεγγίζει το BFGS χρησιμοποιώντας περιορισμένη μνήμη. Το L-BFGS είναι αρκετά ευαίσθητο στην αρχική κατάσταση και επομένως μπορεί να γίνει αργό σε ορισμένες περιπτώσεις όπου τα μοντέλα έχουν μεγάλο αριθμό κορυφών, ακμών και πιθανώς τοπικών ελαχίστων.

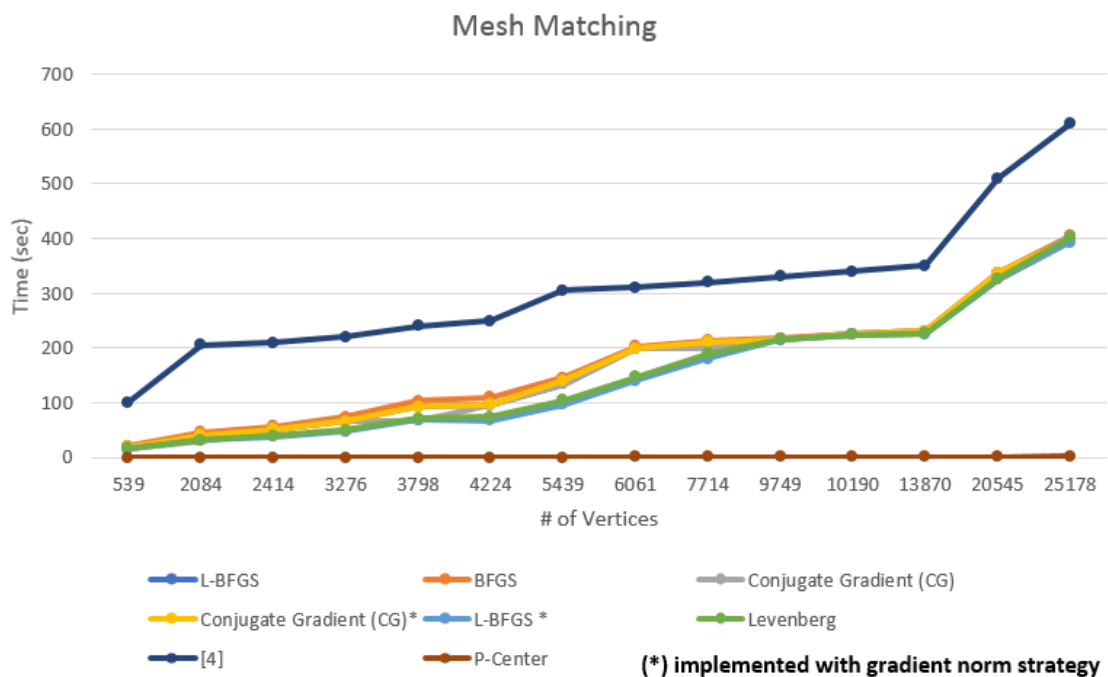
Ως εκ τούτου, έχουμε χρησιμοποιήσει διαφορετικούς τύπους μεθόδων μη γραμμικής βελτιστοποίησης για να ελέγξουμε την απόδοση της μεθόδου μας. Μερικές από αυτές τις τεχνικές είναι: BFGS, αλγόριθμος L-BFGS που προσεγγίζει το BFGS χρησιμοποιώντας περιορισμένη ποσότητα μνήμης υπολογιστή, Συζευγμένη Κλίση (Conjugate Gradient - CG) με κατά προσέγγιση παράγωγο και με ακριβή παράγωγο, L-BFGS σε συνδυασμό με gradient decent και τέλος το Levenberg-Marquardt αλγόριθμο. Μεταξύ αυτών των μεθόδων επιλέξαμε την πιο ικανή μέθοδο που είναι η L-BFGS με gradient descent.

Επιλέγοντας ένα κατάλληλο (i) σύνολο ζευγών δεικτών (σημεία σήμανσης) και (ii) μια κατάλληλη μέθοδο βελτιστοποίησης, μπορούμε να εφαρμόσουμε αποτελεσματικά τον αλγόριθμο αντιστοιχίας πλέγματος. Αυτό εκτελείται σε τρεις φάσεις: (i) ευθυγραμμίζουμε το μοντέλο πηγής και στόχου με βάση τα ζεύγη δεικτών, (ii) ελαχιστοποιούμε επαναληπτικά μια ενεργειακή συνάρτηση για να επιτύχουμε ένα αποδοτικό ταίριασμα απλοποίησης των δύο μοντέλων (smoothing). Στην πραγματικότητα το αποτέλεσμα αυτής της ελαχιστοποίησης θα είναι δύο μοντέλα με απλοποιημένη μορφολογία πλέγματος. Τελικά στο βήμα (iii) καθορίζεται η αντιστοιχία μεταξύ των αρχικών μοντέλων με βάση την κοινή απλοποιημένη μορφολογία τους. Το σχήμα 6.11 απεικονίζει τη συνολική διαδικασία αντιστοίχισης πλέγματος.





Σχήμα 6.11: Η τεχνική του mesh correspondence.



Σχήμα 6.12: Αξιολόγηση της απόδοσης του mesh correspondence.

Το σχήμα 6.12 δείχνει την αξιολόγηση απόδοσης της διαδικασίας αντιστοιχίας πλέγματος. Τα αρχικά αποτελέσματα της πρώτης προσέγγισης [55] δεν ήταν δυνατό να υπολογιστούν εκ νέου, καθώς οι συγγραφείς δεν παρέχουν τον πηγαίο κώδικα

ή τις λεπτομέρειες για την αναπαραγωγή της μεθόδου τους. Συγκρίναμε τα αποτελέσματά μας με το [55] χρησιμοποιώντας μια υπολογιστικά ισοδύναμη πλατφόρμα σύμφωνα με τα κριτήρια αξιολόγησης της CPU. Στα πειράματά μας χρησιμοποιήσαμε ένα AMD FX(tm)-8320 3,5 GHz που παρέχει παρόμοια απόδοση με τον Intel Core-i7 2,2 GHz που χρησιμοποιείται στο [55].

Σε σύγκριση με το [55], η μέθοδός μας είναι σχεδόν 40% ταχύτερη κατά μέσο όρο όταν χρησιμοποιούμε L-BFGS με gradient decent (εμφανίζεται ως L-BFGS\* στο σχήμα 6.12) σε συνδυασμό με βελτιστοποίηση συζυγούς κλίσης. Ωστόσο παρατηρούμε επίσης μια μικρή βελτίωση όταν χρησιμοποιούμε τη μέθοδο Conjugate Gradient (CG). Η πιο σημαντική παρατήρηση που μπορούμε να κάνουμε είναι ότι η πιο χρονοβόρα διαδικασία φαίνεται να είναι το βήμα της απλοποίησης πλέγματος.

Το [55] αξιολογεί τον χρόνο που απαιτείται για την επιλογή των μη αυτόματων σημείων (40 με 60 λεπτά για κάθε ζευγάρι). Στην περίπτωσή μας ο συνολικός χρόνος για αυτές τις διαδικασίες απαιτεί λιγότερο από 20 λεπτά για κάθε ζεύγος. Κάτι που είναι σύμφωνο με τη μελέτη χρήστη μας.

Το Σχήμα 6.12 δείχνει την αξιολόγηση απόδοσης του αλγορίθμου P-center σε σύγκριση με το [55] όπου φαίνεται η μέθοδος μας ότι παρέχει μια καλύτερη προσέγγιση για την επιλογή σημείων σήμανσης. Επίσης, ο χρήστης εξοικονομεί σημαντικό χρόνο χρησιμοποιώντας μια ημιαυτόματη μέθοδο και επιλέγοντας από ένα σύνολο αντιπροσωπευτικών σημείων εν αντιθέσει με την επιλογή τέτοιων σημείων από ολόκληρα τα μοντέλα πηγής-στόχου.

## Μεταφορά σκελετού και δέρματος

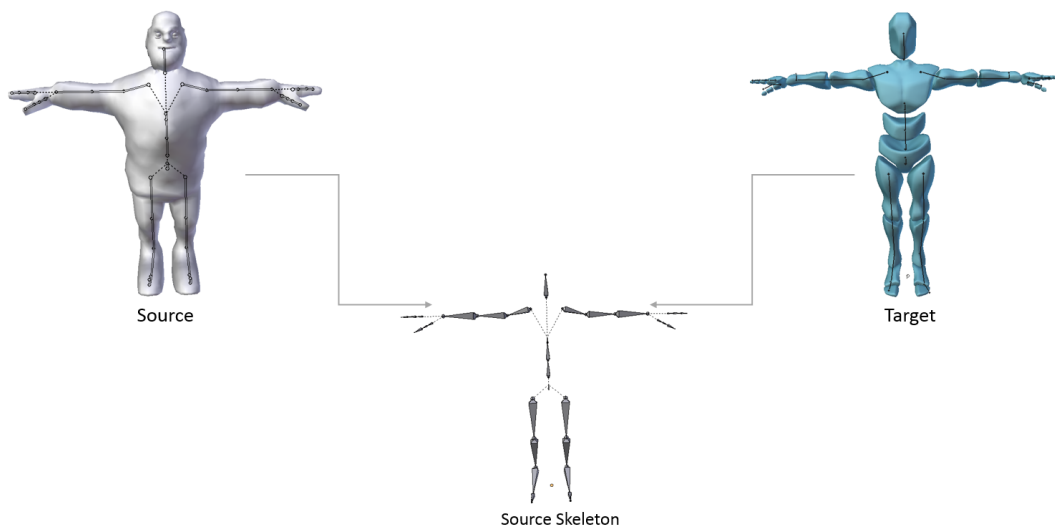
Αφού δημιουργήσουμε μια αντιστοιχία μεταξύ της γεωμετρίας (κορυφών) των δύο μοντέλων, εκτελούμε μεταφορά σκελετού και βαρών.

Η μεταφορά σκελετού και δέρματος (βαρών) είναι μια αυτοματοποιημένη διαδικασία και τα αποτελέσματα αυτής θα πρέπει να ελεγχθούν από έναν καλλιτέχνη για να διασφαλιστεί ότι το κινούμενο πλέγμα ικανοποιεί τις απαιτήσεις και ότι δεν ανιχνεύονται τεχνουργήματα (artifacts) κατά τη διάρκεια της κινούμενης εικόνας.

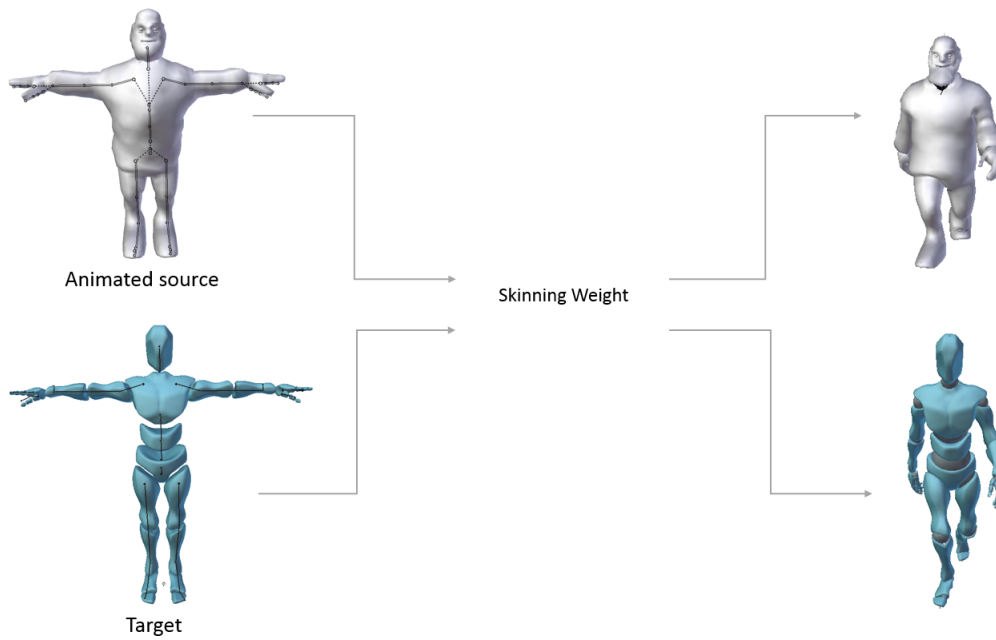
Το πρώτο βήμα είναι η μεταφορά του σκελετού. Στόχος μας είναι να δημιουργήσουμε έναν νέο σκελετό για τον στόχο με βάση τον σκελετό της πηγής. Με τον όρο σκελετό αναφερόμαστε σε ένα σύνολο αρθρώσεων που αντιπροσωπεύουν τις κινητικές ιδιότητες του αντικειμένου. Πιο συγκεκριμένα κάθε άρθρωση επηρεάζει ένα σύνολο κορυφών που συνδέονται (επηρεάζονται) με ένα κόκαλο μέσω ενός μη

μηδενικού βάρους.

Η προσέγγισή αυτή στοχεύει εκ νέου κάθε άρθρωση της πηγής που βασίζεται στις αντίστοιχες κορυφές να την προσαρμόσει στον στόχο ορίζοντας τον προσανατολισμό και την περιστροφή της ώστε να ταιριάζει με τις αντίστοιχες κορυφές στο πλέγμα στόχου. Αφού υπολογίσουμε τον σωστό προσανατολισμό και την περιστροφή, μπορούμε να επιβεβαιώσουμε ότι το μοντέλο στόχου έχει την ίδια συμπεριφορά κίνησης όπως στο μοντέλο προέλευσης (πηγή). Το σχήμα 6.13 απεικονίζει την μεταφορά σκελετού.



Σχήμα 6.13: Μεταφορά Σκελετού.



Σχήμα 6.14: Αξιολόγηση απόδοσης μεταφοράς σκελετού και βάρους.

Το τελευταίο βήμα της μεταφοράς της ρύθμισης κινούμενων χαρακτήρων είναι η εκ νέου στόχευση των βαρών. Το σύνολο των βαρών μεταξύ των αρθρώσεων και των κορυφών ονομάζεται δέρμα και καθορίζει πως η κίνηση των κοκάλων θα επηρεάσει το πλέγμα. Η σωστή μεταφορά όλων των βαρών από πηγή σε στόχο μπορεί να μας οδηγήσει σε ένα σωστά και αποτελεσματικά κινούμενο μοντέλο στόχου.

Η προσέγγισή μας δημιουργεί ένα νέο σύνολο βαρών για τον στόχο από την πηγή υπολογίζοντας νέα βάρη βάσει της αντιστοιχίας πλέγματος και τη μεταφορά σκελετού. Αυτό επιτυγχάνεται σε δύο βήματα. Το πρώτο βήμα είναι να δημιουργηθεί ένα νέο βάρος για την κορυφή στόχου με βάση μια υπάρχουσα κορυφή πηγής χρησιμοποιώντας έναν απλό γραμμικό συνδυασμό. Το δεύτερο βήμα είναι να δημιουργηθεί ένα βάρος κορυφής στόχου χωρίς να υπάρχει μια κορυφή πηγής που να βρίσκεται αρκετά κοντά στην κορυφή στόχου στην απλοποιημένη κοινή τοπολογία πλέγματος ή να υπάρχουν περισσότερες από μία τέτοιες κορυφές. Το σχήμα 6.14 απεικονίζει την μεταφορά δέρματος.

## 6.5 Πειράματα

Έχουμε αναφέρει την ανάπτυξη ενός φιλικού προς τον χρήστη ενσωματωμένου εργαλείου για τη μεταφορά κίνησης ενός χαρακτήρα πηγής σε ένα πλέγμα στόχο. Αυτή η προσέγγιση δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη να δημιουργήσει νέους κινούμενους χαρακτήρες από την αρχή σε μερικές ώρες και να εκμεταλλευτεί όλα τα μοντέλα που είναι διαθέσιμα για τον πηγαίο στόχο.

Για την εκτέλεση των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκε επεξεργαστής 3,5 GHz AMD FX(tm)-8320 Eight-Core Processor με 32GB RAM. Τα μοντέλα που υποστηρίζονται είναι .obj για στατικά πλέγματα και αρχεία Collada για την κίνηση των χαρακτήρων. Όλα τα μοντέλα που έχουμε χρησιμοποιήσει για πειράματα είναι από το Mixamo <sup>1</sup> και το Free3D <sup>2</sup> τα οποία έχουμε προσαρμόσει όταν χρειαζόταν χρησιμοποιώντας λογισμικό τρίτων κατασκευαστών.

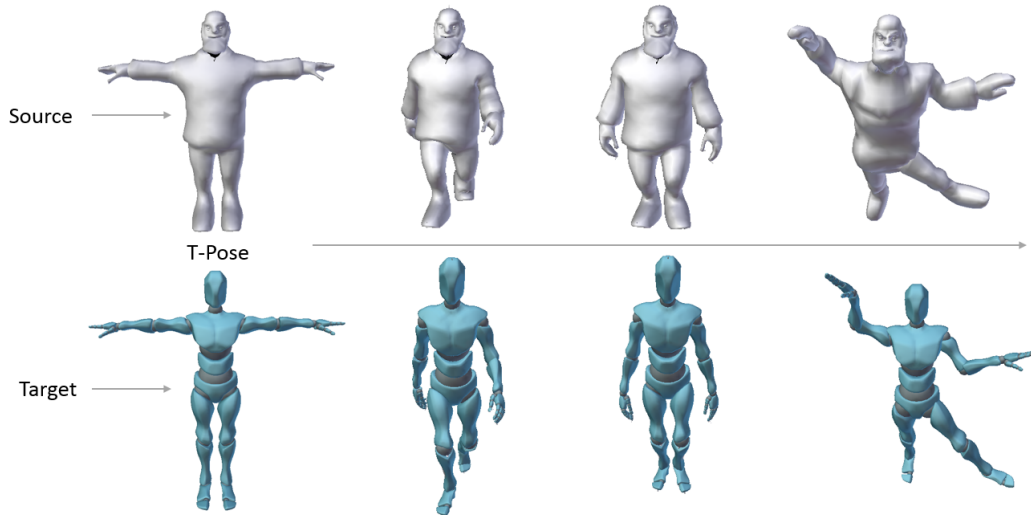
Για τον αλγόριθμο P-center έχουμε εφαρμόσει την προσέγγισή μας σε C++ και έχουμε πραγματοποιήσει αρκετά πειράματα σε πολλούς χαρακτήρες με διαφορετικές τοπολογίες. Ο αλγόριθμος αντιστοίχισης πλέγματος εφαρμόζεται επίσης σε C++. Έχουμε χρησιμοποιήσει τη βιβλιοθήκη βελτιστοποίησης Dlib και τις εσωτερικές υλοποιήσεις για όλες τις τεχνικές αριθμητικής βελτιστοποίησης. Το δέρμα και η εφαρμογή σκελετού έχουν αναπτυχθεί επίσης σε C++. Για απόδοση χρησιμοποιήσαμε OpenGL 4.5 και για την αλληλεπίδραση με τον χρήστη την βιβλιοθήκη GLFW.

Ο πίνακας 6.5 παρέχει τις λεπτομέρειες για τα μοντέλα των πειραμάτων μας μαζί με τον χρόνο για τη συνολική μεταφορά. Η τρίτη στήλη απεικονίζει τον χρόνο μεταφοράς δέρματος και σκελετού μεταξύ της ίδιας πηγής και διαφορετικών μοντέλων στόχου. Το σχήμα 6.15 απεικονίζει ένα παράδειγμα μεταφοράς κινούμενων χαρακτήρων μεταξύ δύο μοντέλων.

---

<sup>1</sup><https://www.mixamo.com>

<sup>2</sup><https://free3d.com/>



Σχήμα 6.15: Αποτελέσματα της μεταφορά κίνησης.

	Vertices	Faces	Time(sec)
Chibi	1.619	2.148	31.06
Iron-Man	2084	3686	32.67
Manikin	2.416	4.624	34.56
Sticky- Boy	4.194	7.592	82.36
Mike	5.554	9.512	115.76
Model	5.750	8.181	120.46
Kratos	10.955	20.862	221.16
Model1	25.178	40.037	546.12

Πίνακας 6.5: Model details.

Με βάση αυτά τα αποτελέσματα μπορούμε να προτείνουμε κάποιες μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις. Σκοπεύουμε να επεκτείνουμε την προσέγγισή μας ώστε να συνδυάζουμε διαφορετικά μοντέλα ανιχνεύοντας αυτόματα σημεία σήμανσης βελτιστοποιώντας την ομοιότητα των τελικών κινούμενων χαρακτήρων. Τέλος, θα θέλαμε να συνδυάσουμε μοντέλα διαφορετικών πηγών για να δημιουργήσουμε ως αποτέλεσμα ένα νέο κινούμενο σχέδιο.

## 6.6 Τεχνικές Σύνθεσης/Συνδυασμού Κινήσεων για Τρισδιάστατους Χαρακτήρες

Στον τομέα της επεξεργασίας της κίνησης σε ένα τρισδιάστατο χαρακτήρα υπάρχει μία πληθώρα επιλογών και υλοποιήσεων. Υπάρχει η τεχνική της σύνθεσης κινήσεων, η τεχνική της ανάμειξης κινήσεων, ακόμα και η μερική επεξεργασία ενός τμήματος μίας υπάρχουσας κίνησης. Οι δύο πρώτες τεχνικές, έχουν ήδη μελετηθεί και υλοποιηθεί στο παρελθόν με μία μεγάλη ποικιλία υλοποιήσεων με διαφορετικές προσεγγίσεις. Η μελέτη και ανάλυση της υπάρχουσας κίνησης σε ένα χαρακτήρα είναι μία περίπλοκη διαδικασία που απαιτεί εξειδικευμένες γνώσεις και τον καθορισμό πολλών παραμέτρων στη διαδικασία.

Η πρώτη κατηγορία μελέτης αφορά την τεχνική της σύνθεσης κινήσεων. Η σύνθεση κίνησης που βασίζεται σε δεδομένα επιτρέπει στους χρήστες να παράγουν συναρπαστικές κινήσεις χαρακτήρων από παραμέτρους υψηλού επιπέδου. Διάφορες τεχνικές που κάνουν χρήση μεγάλων μονό συνόλων δεδομένων σύλληψης και μηχανικής μάθησης για την παραμετροποίηση της κίνησης έχουν προταθεί τα τελευταία χρόνια. Σε κάθε περίπτωση πάντα υπάρχουν κάποιες σταθεροί παράμετροι που καθορίζουν και την προσέγγιση λύσης του προβλήματος. Πρωταρχικό ρόλο παίζει η δομή των χαρακτήρων που χρησιμοποιεί ο χρήστης (άνθρωποι, ζώα, τέρατα, αντικείμενα, κλπ). Επιπλέον ιδιαίτερη σημασία παίζει το πλήθος και το είδος των κινήσεων που θέλει ο χρήστης να συνδυάσει. Οι περισσότερες προσεγγίσεις που βασίζονται σε δεδομένα που είναι διαθέσιμες επί του παρόντος απαιτούν μια σημαντική ποσότητα χειροκίνητης προ επεξεργασίας δεδομένων, συμπεριλαμβανομένου του τμήματος κίνησης. Ένα λάθος σε οποιοδήποτε στάδιο μπορεί οδηγεί εύκολα σε αποτυχία του τελικού κινούμενου χαρακτήρα.

Η τεχνολογία λήψης όψεων (mocap) καταγράφει την πραγματική κίνηση ως τρισδιάστατο ψηφιακό μοντέλο, το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί από λογισμικό κινούμενων σχεδίων για τη δημιουργία νέων χαρακτήρων και σκηνών. Οι χρήστες ανέκαθεν αντιμετώπιζαν ρεαλιστικές κινήσεις και, στην αναλογική εποχή, συχνά ανιχνεύονταν πάνω από το πραγματικό υλικό ταινιών για να δώσουν στους χαρακτήρες ρεαλιστικές προσωπικότητες. Στην ψηφιακή εποχή, μια σειρά από τεχνικές έχουν εξελιχθεί για να επιτρέψουν τη λήψη, την αποθήκευση και τον χειρισμό απίστευτα λεπτομερών μοντέλων φυσικής κίνησης. Ορισμένοι τύποι mocap μπορούν επίσης να καταγράφουν τις λεπτομερείς κινήσεις και εκφράσεις στο πρόσωπο.

Η πιο κοινή και γνωστή τεχνική mocap χρησιμοποιεί οπτικούς «δείκτες» προσαρτημένους σε βασικά σημεία ενός ανθρώπου (ή αντικειμένου) που παρακολουθούνται χρησιμοποιώντας πολλές κάμερες. Αυτοί οι δείκτες μπορούν είτε να είναι «παθητικοί» και να αντανακλούν το φως ή «ενεργοί» και να εκπέμπουν το δικό τους φως. Το καταγεγραμμένο μοτίβο των κινούμενων δεικτών στη συνέχεια ανακατασκευάζεται ως τρισδιάστατο μοντέλο χρησιμοποιώντας εξελιγμένο λογισμικό. Αυτό συνήθως εξαρτάται από την άρθρωση ενός ψηφιακού «σκελετού» που συνδέει εικονικά αντίγραφα αυτών των φυσικών δεικτών. Όσο περισσότερες κάμερες χρησιμοποιούνται, τόσο πιο ακριβής είναι η καταγραφή της κίνησης, αν και σε βάρος της σημαντικά αυξημένης επεξεργασίας του υπολογιστή. Το λογισμικό πρέπει επίσης να φροντίζει για περιπτώσεις όπου οι δείκτες αποκρύπτονται ή καλύπτονται λόγω ορισμένων κινήσεων.

Τα συστήματα που βασίζονται σε δείκτες, που περιγράφονται παραπάνω, υποφέρουν από το μειονέκτημα ότι είναι συχνά παρεμβατικά στους ηθοποιούς ή τα αντικείμενα που παρακολουθούνται και μπορεί να είναι δαπανηρή η χρήση τους. Για να αντιμετωπιστούν αυτά τα ζητήματα, δύο σχετικές τεχνολογίες αναδύονται για την καταγραφή της κίνησης χωρίς τη χρήση προσαρτημένων δεικτών οποιουδήποτε είδους. Αυτές οι λύσεις «χωρίς σημάνσεις» εντοπίζουν και καταγράφουν την κίνηση από απόσταση, αφήνοντας τους ηθοποιούς ή τα αντικείμενα-στόχους απαλλαγμένους από πρόσθετα σύνεργα. Η πρώτη είναι η ευρεία περιοχή του "RGB-D", η οποία συνδυάζει κανονικό βίντεο RGB με πληροφορίες βάθους, που συνήθως προέρχονται από υπέρυθρο "έξυπνο φωτισμό".

Είναι λοιπόν φανερό πως η τεχνική της σύνθεσης κινήσεων, είναι μία διαδικασία που απαιτεί τον καθορισμό πολλών παραμέτρων και η επιτυχής υλοποίηση της βασίζεται στο πόσο ακριβής είναι ο καθορισμός του προβλήματος που έχει θέση ο εκάστοτε χρήστης. Μέσα στο πλαίσιο της σύνθεσης κινήσεων, προσπαθήσαμε να σχεδιάσουμε την πρώτη προσέγγιση του ζητήματος. Με βάση την παραπάνω ανάλυση, θελήσαμε να αξιοποιήσουμε της τεχνικές μηχανικής μάθησης και ανάλυσης εικόνας, και να ανάγουμε εν τέλει το πρόβλημα μας σε πρόβλημα επεξεργασίας εικόνας. Η ιδέα αυτή βασίστηκε στην τεχνική του Deep Texture Synthesis/Tiling. Η τεχνική αυτή αξιοποιεί τις ιδιότητες μίας εικόνας για να παράγει την συνέχεια της.

Η σύνθεση diffuse texture αποτελεί ένα σημαντικό και ουσιαστικό ζήτημα για την αποδοτική εμφάνιση 3D αντικειμένων στον χώρο. Τα τελευταία χρόνια η δημιουργία νέων σύνθετων τέτοιων textures έχει κεντρίσει το ενδιαφέρον αρκετών



ερευνητών. Έχει υιοθετηθεί η χρήση example-based τεχνικών κυρίως βασισμένες σε Deep Learning. Ειδικότερα χρησιμοποιούνται Νευρωνικά Δίκτυα Συνελίξεων (Convolutional Neural Networks - CNNs) ως κύριο μέσο για την δημιουργία εύρωστων αλγορίθμων για την σύνθεση νέων textures.

Μία από την σημαντικότερες ερευνητικές προσεγγίσεις και βάση για τα περισσότερα νεότερα ερευνητικά επιτεύγματα στον χώρο αυτό αποτελεί αυτή του Gatys. Ουσιαστικά η μέθοδος αυτή αποσκοπεί στην δημιουργία ενός νέου σύνθετου texture το οποίο μοιάζει αλλά δεν είναι το αρχικό μας texture εισόδου. Με την χρήση δύο δικτύων πολλαπλών επιπέδων (συνεπώς και φίλτρων) CNN και AVG Pooling όπως και την ουσιαστική σημασία χρήση των Gram Matrices των φίλτρων στην loss function (mean square distance) προσπαθεί κατά την διαδικασία της εκμάθησης, να παράξει από ένα τυχαία δημιουργημένο αρχικά texture ένα νέο texture το οποίο έχει στοιχεία του αρχικού input texture αλλά η εσωτερική δομή του είναι διαφορετική.

Βασιζόμενοι στην ιδέα αυτή το πρώτο μας βήμα ήταν να μετατρέψουμε την ακολουθία κίνησης ενός χαρακτήρα σε μία εικόνα. Για να επιτευχθεί αυτό, πήραμε την δομή του πλέγματος του μοντέλου σε κάθε frame και το μετατρέψαμε σε αναπαράσταση RGB χρώματος. Επαναλαμβάνοντας την διαδικασία για κάθε κορυφή στο μοντέλο, στο τέλος είχαμε σαν αποτέλεσμα μία εικόνα η οποία αντιπροσώπευε έναν χαρακτήρα. Στην συνέχεια εφαρμόζαμε την διαδικασία του Deep Texture Synthesis, και το αποτέλεσμα ήταν μία νέα εικόνα ίδια με την αρχική με την διαφορά ότι είχε υποστεί την παραπάνω διαδικασία επεξεργασίας. Ακολούθως θα έπρεπε το αποτέλεσμα της νέας εικόνας να μεταφραστεί ξανά με την αντίστροφη διαδικασία πίσω σε ένα πλέγμα και έπειτα να υπολογιστούν από την αρχή τα βάρη και το δέρμα του χαρακτήρα. Μέσα από την πειραματική διαδικασία είδαμε πως αυτή η προσέγγιση δεν μας έδωσε πίσω τα επιθυμητά αποτελέσματα. Βασική αιτία στο πρόβλημα μας ήταν το γεγονός πως η τεχνική του Deep Texture Synthesis χειριζόταν ακέραιους αριθμούς με αποτέλεσμα στην διαδικασία εξαγωγής του νέου μοντέλου από την εικόνα να χάνετε ένα σημαντικό ποσοστό ακρίβειας το οποίο καθόριζε σε μεγάλο βαθμό και την ποιότητα του αποτελέσματος.

Από την άλλη πλευρά υπάρχει και η τεχνική της ανάμειξης κινήσεων (blending). Η παραδοσιακή προσέγγιση ανάμειξης συνίσταται στην απρόσκοπτη μετάβαση από το ένα κινούμενο σχέδιο στο άλλο. Η δημιουργία μεταβάσεων ασκεί μόνο ένα μικρό ποσό από αυτό που μπορεί να επιτευχθεί με την ανάμειξη. Η ανάμειξη μπορεί να προσφέρει ισχυρές λύσεις, περίπλοκη δυναμική, καθώς και άλλα εφέ ανάδρασης, και

όλα αυτά μπορούν να επιτευχθούν ταυτόχρονα. Η χρήση ανάμειξης για την εκτέλεση εφέ όπου επιτρέπει μια πολύ πιο σταθερή λύση από τη χρήση παραδοσιακών λύσεων που βασίζονται σε μαθηματικά. Ένα παραδοσιακό σύστημα θα επιλύσει απλώς μια αλυσίδα αρθρώσεων σε μια συγκεκριμένη θέση στόχου.

Για να εφαρμοστεί με επιτυχία ένας κινητήρας ανάμειξης απαιτεί πολύ περισσότερα από τις φόρμουλες και τις τεχνικές ανάμειξης. Η μεγάλη προσοχή και ο προγραμματισμός είναι απαραίτητα κατά το σχεδιασμό της κινούμενης εικόνας πηγής. Οι αλληλεπιδράσεις κάθε κίνησης με την επόμενη πρέπει να αναλύονται προσεκτικά, καθώς οι κινήσεις που δεν είναι σχεδιασμένες να συνδυάζονται συχνά παρέχουν ανεπιθύμητα αποτελέσματα. Το συνολικό μέγεθος δεδομένων δεκάδων κινήσεων που πιθανός να πρέπει να αναμειχθούν μεταξύ τους, μπορεί να είναι προβληματικό για προγραμματιστές που ασχολούνται με περιορισμούς απόδοσης και μνήμης.

Εδώ λοιπόν τίθεται το ζήτημα της επιλογής μίας τέτοιας τεχνικής. Δεδομένων δύο κινούμενων χαρακτήρων που αντιπροσωπεύουν δύο θέσεις σε έναν δεδομένο χώρο, η παρεμβολή από το ένα κινούμενο χαρακτήρα στο άλλο θα αντιπροσωπεύει οποιαδήποτε θέση μεταξύ αυτών. Αυτή είναι η βασική θεωρία της εκτέλεσης ανάμειξης και άλλων εφέ ανάδρασης με ανάμειξη. Αυτά οι χαρακτήρες μπορεί να είναι στατικές στάσεις ή κινήσεις με την πάροδο του χρόνου. Κάθε χαρακτήρας αντιπροσωπεύει μια κίνηση στόχο ή μια στάση. Από την άλλη οι κινήσεις μπορούν να αντιπροσωπεύουν το περπάτημα σε ανηφόρα και κατηφόρα. Κάθε κίνηση βοηθά στον καθορισμό του διαθέσιμου χώρου στόχου. Είναι δυνατή η προσθήκη οποιουδήποτε αριθμού πρόσθετων αξόνων στο χώρο ανάμειξης. Είναι επίσης δυνατή η προσθήκη περισσότερων κινήσεων σε διαφορετικά σημεία του υπάρχοντος χώρου για τον ακριβέστερο ορισμό αυτού του χώρου. Για παράδειγμα, ο συνδυασμός μιας κίνησης ενός χαρακτήρα που περπατά σε ανηφόρα και κατηφόρα μπορεί να μην έχει απαραίτητα ως αποτέλεσμα μια κίνηση του χαρακτήρα που περπατά σε επίπεδο έδαφος. Σε αυτή την περίπτωση, θα όριζε κανείς περαιτέρω τον χώρο με ένα animation περπάτημα σε επίπεδο έδαφος. Με αυτά τα τρία μοντέλα, ο χώρος ανάμειξης είναι πλέον πλήρως καθορισμένος.

Ολοκληρώνοντας, τον αλγόριθμο Fusible Deep Skinning όπως τον έχουμε αναλύσει και στην Ενότητα 4.2, προχωρήσαμε στον σχεδιασμό εκ νέου μίας ιδέας. Αυτή την φορά ο κύριος άξονας της μελέτης αναφέρετε και στις δύο παραπάνω τεχνικές που αναλύσαμε. Ο αλγόριθμος Fusible Deep Skinning αποτελεί μία διαδικασία που

δεν απαιτεί τον καθορισμό παραμέτρων από τον κάθε χρήστη που θέλει να τον αξιοποιήσει και αποδίδει πολύ καλά και σε χαρακτηρες ζώων και ανθρώπων, σε αντίθεση με τις περισσότερες μεθόδους που υλοποιούν κάποια μορφή σύνθεσης και συνήθως απευθύνονται σε μία κατηγορία μοντέλων και με πολλές παραμέτρους. Η βασική ιδέα είναι η προσθήκη ενός επιπλέον βήματος στον υπάρχον αλγόριθμο μας, στο τέλος της διαδικασίας. Το βήμα αυτό θα είναι η κατασκευή ενός ακόμα νευρωνικού δικτύου που θα προσφέρει στην μέθοδο μας μία περαιτέρω βελτίωση της αρχική μας προσέγγισης. Ειδικότερα, το νευρωνικό δίκτυο που μπορεί να είναι ένα LSTM δίκτυο θα δέχεται σαν είσοδο μία ακολουθία που θα περιέχει όλες τις κορυφές, βάρη και μετασχηματισμούς του μοντέλου σε κάθε καρτέ. Στην συνέχεια θα του παρέχουμε και το αρχικό μοντέλο για επιβεβαίωση, με αποτέλεσμα το δίκτυο να είναι σε θέση να μας απαντήσει ένα μοντέλο το οποίο η πλεγματική του δομή να είναι διαφορετική από την δική μας προσέγγιση και αυτό θα έχει σαν αποτέλεσμα έναν νέο χαρακτηρα που θα αντιδρά διαφορετικά στα βάρη και τους μετασχηματισμούς που ήδη έχει κάτι το οποίο θα προσφέρει ένα διαφορετικό αποτέλεσμα στην κίνηση που ήδη είχαμε.

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

## ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ & ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ

---

### 7.1 Συμπεράσματα

### 7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

---

### 7.1 Συμπεράσματα

Παρουσιάσαμε δύο αλγόριθμους για αποδοτική κίνηση συμπιεσμένων αναπαραστάσεων, τον Deep Skinning και τον Deep Fusible Skinning. Ο δεύτερος αλγόριθμος που αναπτύξαμε μπορεί να συνδυαστεί με άλλες προσεγγίσεις που μπορούν να αποδώσουν έναν σκελετό χαρακτήρων και να δημιουργήσουν ενδιαφέρουσες εμπειρίες σε πραγματικό χρόνο. Για παράδειγμα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν καταγραφές κίνησης από τον σκελετό ενός χαρακτήρα και η μέθοδός μας μπορεί να χρησιμοποιήσει τον σκελετό αυτό για να υπολογίσει το τελικό παραμορφωμένο πλέγμα ενός χαρακτήρα. Επιπλέον, υπάρχει μία πληθώρα ερευνών οι οποίες έχουν διερευνήσει τεχνικές σύνθεσης κινήσεων. Για παράδειγμα υπάρχουν μέθοδοι σύνθεσης όπου οι χρήστες, χρησιμοποιούν γενεσιουργά μοντέλα όπως οι διεργασίες Gauss ή μοντέλα βαθιάς μάθησης.

Όλες αυτές οι μέθοδοι σύνθεσης κίνησης εξάγουν θέσεις οστών και περιστροφές για έναν χαρακτήρα, που σχηματίζουν τα δεδομένα εισόδου στη μέθοδό μας. Οι σκελετοί χαρακτήρων μπορούν να δημιουργούνται χρησιμοποιώντας διάφορες τε-

χνικές. Η μέθοδός μας όμως μπορεί εύκολα να εφαρμοστεί στις εξόδους αυτών των αλγορίθμων σύνθεσης για την κίνηση χαρακτήρων σε πραγματικό χρόνο.

Συμπερασματικά, μέσα από αυτή την εργασία προτείνουμε μια τεχνική συσταδοποίησης που εξάγει ψευδο-κόκαλα και τα αντίστοιχα βάρη τους για μια κινούμενη ακολουθία χρησιμοποιώντας βαθιά μάθηση. Για το σκοπό αυτό, εκπαιδεύουμε ένα δίκτυο με ένα σύνολο κινούμενων χαρακτήρων των οποίων τα οστά έχουν επισημανθεί χειροκίνητα. Επιπλέον, εισάγουμε έναν νέο αλγόριθμο σύντηξης που είναι ικανός να συνδυάζει διαφορετικά σχήματα LBS ακολουθούμενα από τη διαδικασία προσαρμογής για την εξαγωγή βαρών οστών σε κάθε κορυφή και μετασχηματισμούς που προσεγγίζουν την αρχική ακολουθία τρισδιάστατων μοντέλων.

Πραγματοποιώντας μια συγκριτική αξιολόγηση, συμπεραίνουμε ότι η μέθοδός μας με την τεχνική της συνεπούς ονοματολογίας επιτυγχάνει μικρότερα σφάλματα προσέγγισης από τις προηγούμενες μεθόδους. Για να δείξουμε τη χρησιμότητα του αλγορίθμου σύντηξης μας, συνδυάσαμε το αποτέλεσμα του Rignet με το αποτέλεσμα της μεθόδου Deep Skinning με εντυπωσιακά αποτελέσματα.

Επιπλέον, η αποτελεσματικότητα της προσαρμογής βάρους και μετασχηματισμού έχει βελτιωθεί με τη χρήση της μεθόδου βελτιστοποίησης συζυγούς κλίσης. Τέλος, με την τεχνική σκελετικής ονοματολογίας βελτιώσαμε περαιτέρω το συνολικό σφάλμα προσέγγισης.

Επιπρόσθετα, αναπτύξαμε μια τεχνική για βελτίωση της ποιότητας μιας συμπιεσμένης αναπαράστασης για μη αρθρωτούς χαρακτήρες ή για χαρακτήρες με σημεία υψηλής παραμόρφωσης. Οι ακολουθίες κίνησης που έχουν στοιχεία υψηλής παραμόρφωσης ή δεν ακολουθούν ακριβώς τη λογική των αρθρωτών χαρακτήρων παρουσιάζουν σφάλματα όταν προσπαθούμε να τις προσεγγίσουμε με οστά και βάρη. Στην εργασία αυτή παρουσιάζεται μια προσέγγιση για την βελτίωση του σφάλματος μιας συμπιεσμένης κίνησης, αναλύοντας τις κορυφές που επιδεικνύουν μεγάλο σφάλμα. Οι κορυφές αυτές ομαδοποιούνται χρησιμοποιώντας συσσωματική συσταδοποίηση σύμφωνα με τη γεωδαιτική τους απόσταση και μετά προστίθενται δύο νέα οστά επιρροής για τις κορυφές της συστάδας, ένα για την συγκεκριμένη συστάδα και ένα για την πιο κοντινή γειτονική συστάδα. Τα βάρη επιρροής προσαρμόζονται με έναν αλγόριθμο που επιχειρεί να διατηρήσει τις χρήσιμες συνδέσεις με τα παλιά οστά και να προσθέσει καινούριες συνδέσεις που θα μειώσουν το υψηλό λάθος που εμφανίζεται σε περιοχές υψηλής παραμόρφωσης ή σε περιοχές του πλέγματος που δεν ανταποκρίνονται στο παραδοσιακό μοντέλο σκελετικής κίνησης. Η πειραματική

αξιολόγηση αποδεικνύει ότι μπορούμε να εξαλείψουμε την εμφάνιση προβλημάτων προσθέτοντας ένα μικρό αριθμό ψευδο-οστών.

Τέλος, στο κομμάτι της μεταφοράς κίνησης, παρουσιάσαμε την ανάπτυξη ενός φιλικού προς τον χρήστη ενσωματωμένου εργαλείου για τη μεταφορά μιας ακολουθίας κινήσεων ενός χαρακτήρα πηγής σε ένα στόχο. Αυτή η προσέγγιση δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη να δημιουργήσει νέες κινήσεις από την αρχή σε μερικές ώρες και να εκμεταλλευτεί όλη την πληροφορία των κινήσεων που είναι διαθέσιμες για τον πηγαίο στόχο.

## 7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Η σύνθεση κίνησης που βασίζεται σε δεδομένα επιτρέπει στους χρήστες να παράγουν συναρπαστικές κινήσεις χαρακτήρων από παραμέτρους υψηλού επιπέδου. Τέτοιες προσεγγίσεις βοηθούν πολύ την παραγωγή κινουμένων σχεδίων μόνο που ο εκάστοτε χρήστης πρέπει να παρέχει οδηγίες υψηλού επιπέδου παρά λεπτομέρειες χαμηλού επιπέδου. Διάφορες τεχνικές που κάνουν χρήση μεγάλων συνόλων δεδομένων, συνδυαστικά με τεχνικές μηχανικής μάθησης για την παραμετροποίηση της κίνησης, έχουν προταθεί στον τομέα αυτό.

Η μελλοντική μας εργασία στοχεύει, στη χρήση τεχνικών βαθιάς μάθησης που κωδικοποιεί τους μετασχηματισμούς των ψευδο-οστών και τα βάρη για σύνθεση κινούμενων χαρακτήρων είτε εντελώς νέων κινήσεων είτε για επέκταση των υπαρχόντων.

Επιπρόσθετα υπάρχει και ο τομέας της ανάμειξης κίνησης, επίσης γνωστή ως παρεμβολή κίνησης, η οποία χρησιμοποιείται ευρέως στην αλληλεπίδραση εφαρμογών όπως σε τρισδιάστατα παιχνίδια υπολογιστών και συστήματα εικονικής πραγματικότητας. Το κομμάτι αυτό βασίζεται σε ένα σύνολο παραδειγμάτων κινήσεων που έχουν δημιουργηθεί είτε με τρισδιάστατους χαρακτήρες είτε με σύλληψη κινήσεων και αντιπροσωπεύει μια δημοφιλή προσέγγιση για την τροποποίηση και τον έλεγχο υψηλού επιπέδου χαρακτηριστικών στις κινήσεις. Στην ουσία παρόμοια παραδείγματα κίνησης αναμειγνύονται σύμφωνα με τα βάρη ανάμειξης, επιτυγχάνοντας παραμετροποιήσεις ικανές να δημιουργούν νέες κινήσεις παρόμοιες με τα υπάρχοντα παραδείγματα και παρέχοντας έλεγχο υψηλού επιπέδου. Μια καινούρια προσέγγιση στην περιοχή αυτή μπορεί ίσως να επιτευχθεί με τροποποίηση του αλγορίθμου

σύντηξης.

Με βάση τα αποτελέσματα στην μεταφορά κίνησης μπορούμε να προτείνουμε κάποιες μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις. Θα ήταν σκόπιμο να διερευνήσουμε πώς να τροποποιηθεί ο αλγόριθμος ώστε να γίνει πλήρως αυτοματοποιημένος. Τέλος, θα θέλαμε να συνδυάσουμε διαφορετικά μοντέλα προέλευσης για να δημιουργήσουμε μια νέα κίνηση ως αποτέλεσμα συνδυάζοντας μεταφορά και ανάμειξη κινήσεων.

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

---

- [1] D. L. James and C. D. Twigg, “Skinning mesh animations,” in *ACM SIGGRAPH 2005 Papers*, ser. SIGGRAPH ’05. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2005, p. 399–407.
- [2] L. Kavan, R. McDonnell, S. Dobbyn, J. Žára, and C. O’Sullivan, “Skinning arbitrary deformations,” in *Proceedings of the 2007 Symposium on Interactive 3D Graphics and Games*, ser. I3D ’07. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2007, p. 53–60. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/1230100.1230109>
- [3] L. Kavan, P.-P. Sloan, and C. O Sullivan, “Fast and Efficient Skinning of Animated Meshes,” *Computer Graphics Forum*, 2010.
- [4] M. Sattler, R. Sarlette, and R. Klein, “Simple and efficient compression of animation sequences,” in *Proceedings of the 2005 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, ser. SCA ’05. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2005, p. 209–217.
- [5] M. Alexa and W. Müller, “Representing animations by principal components,” *Comput. Graph. Forum*, vol. 19, 09 2000.
- [6] A. Vasilakis and I. Fudos, “GPU rigid skinning based on a refined skeletonization method,” *Journal of Visualization and Computer Animation*, vol. 22, no. 1, pp. 27–46, 2011.
- [7] E. Zell and M. Botsch, “Elastiface: Matching and blending textured faces,” in *Proceedings of the Symposium on Non-Photorealistic Animation and Rendering*, ser. NPAR ’13. New York, NY, USA: ACM, 2013, pp. 15–24.
- [8] I. Kakadiaris and D. Metaxas, “Vision-based animation of digital humans,” in *Proceedings Computer Animation ’98 (Cat. No.98EX169)*, 1998, pp. 144–152.



- [9] V. Kraevoy and A. Sheffer, “Cross-parameterization and compatible remeshing of 3d models,” in *ACM SIGGRAPH 2004 Papers*, ser. SIGGRAPH ’04. New York, NY, USA: ACM, 2004, pp. 861–869.
- [10] L. Kavan, S. Collins, J. Žára, and C. O’Sullivan, “Skinning with dual quaternions,” in *Proceedings of the 2007 Symposium on Interactive 3D Graphics and Games*, ser. I3D ’07. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2007, p. 39–46.
- [11] P. G. Kry, D. L. James, and D. K. Pai, “Eigenskin: Real time large deformation character skinning in hardware,” in *Proceedings of the 2002 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, ser. SCA ’02. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2002, p. 153–159. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/545261.545286>
- [12] A. A. Vasilakis, I. Fudos, and G. Antonopoulos, “Pps: Pose-to-pose skinning of animated meshes,” in *Proceedings of the 33rd Computer Graphics International*, ser. CGI ’16. New York, NY, USA: ACM, 2016, pp. 53–56.
- [13] B. H. Le and Z. Deng, “Smooth skinning decomposition with rigid bones,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 31, no. 6, pp. 199:1–199:10, Nov. 2012.
- [14] R. Vaillant, L. Barthe, G. Guennebaud, M.-P. Cani, D. Rohmer, B. Wyvill, O. Gourmel, and M. Paulin, “Implicit skinning: Real-time skin deformation with contact modeling,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 32, no. 4, pp. 125:1–125:12, Jul. 2013.
- [15] E. De Aguiar, C. Theobalt, S. Thrun, and H.-P. Seidel, “Automatic conversion of mesh animations into skeleton-based animations,” *Computer Graphics Forum*, vol. 27, no. 2, pp. 389–397, 2008.
- [16] O. K.-C. Au, C.-L. Tai, H.-K. Chu, D. Cohen-Or, and T.-Y. Lee, “Skeleton extraction by mesh contraction,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 27, no. 3, pp. 44:1–44:10, Aug. 2008.
- [17] N. Hasler, T. Thormählen, B. Rosenhahn, and H.-P. Seidel, “Learning skeletons for shape and pose,” in *Proceedings of the 2010 ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games*, ser. I3D ’10. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2010, p. 23–30.

- [18] B. H. Le and Z. Deng, “Robust and accurate skeletal rigging from mesh sequences,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 33, no. 4, Jul. 2014.
- [19] L. Liu, Y. Zheng, D. Tang, Y. Yuan, C. Fan, and K. Zhou, “Neuroskinning: Automatic skin binding for production characters with deep graph networks,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 38, no. 4, Jul. 2019.
- [20] Z. Xu, Y. Zhou, E. Kalogerakis, C. Landreth, and K. Singh, “Rignet: Neural rigging for articulated characters,” *ACM Trans. on Graphics*, vol. 39, 2020.
- [21] A. Feng, D. Casas, and A. Shapiro, “Avatar reshaping and automatic rigging using a deformable model,” in *Proceedings of the 8th ACM SIGGRAPH Conference on Motion in Games*, ser. MIG ’15. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2015, p. 57–64.
- [22] R. Luo, T. Shao, H. Wang, W. Xu, X. Chen, K. Zhou, and Y. Yang, “Nnwarp: Neural network-based nonlinear deformation,” *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 26, no. 4, pp. 1745–1759, 2020.
- [23] S. W. Bailey, D. Otte, P. D’Lorenzo, and J. F. O’Brien, “Fast and deep deformation approximations,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 37, no. 4, Jul. 2018.
- [24] E. Kokkevis, D. Metaxas, and N. Badler, “User-controlled physics-based animation for articulated figures,” in *Proceedings Computer Animation ’96*, 1996, pp. 16–26.
- [25] I. Santesteban, E. Garces, M. A. Otaduy, and D. Casas, “Softsmpl: Data-driven modeling of nonlinear soft-tissue dynamics for parametric humans,” *Computer Graphics Forum*, vol. 39, no. 2, pp. 65–75, 2020.
- [26] N. Andreou, A. Aristidou, and Y. Chrysanthou, “Pose representations for deep skeletal animation,” 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2111.13907>
- [27] G. Papagiannakis, “Geometric algebra rotors for skinned character animation blending,” in *SIGGRAPH Asia 2013 Technical Briefs*, ser. SA ’13. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2013. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/2542355.2542369>

- [28] D. L. James and C. D. Twigg, “Skinning mesh animations,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 24, no. 3, p. 399–407, jul 2005. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/1073204.1073206>
- [29] L. Kavan and J. Žára, “Spherical blend skinning: A real-time deformation of articulated models,” in *Proceedings of the 2005 Symposium on Interactive 3D Graphics and Games*, ser. I3D ’05. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2005, p. 9–16. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/1053427.1053429>
- [30] O. Dionne and M. de Lasa, “Geodesic voxel binding for production character meshes,” in *Proceedings of the 12th ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, ser. SCA ’13. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2013, p. 173–180. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/2485895.2485919>
- [31] H. Yin and R. Mukundan, “Improved vertex skinning algorithm based on dual quaternions,” in *2019 IEEE 21st International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*. IEEE, 2019, pp. 1–6.
- [32] A. Jacobson and O. Sorkine, “Stretchable and twistable bones for skeletal shape deformation,” ser. SA ’11. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2011. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/2024156.2024199>
- [33] S. Bian, Z. Deng, E. Chaudhry, L. You, X. Yang, L. Guo, H. Ugail, X. Jin, Z. Xiao, and J. J. Zhang, “Efficient and realistic character animation through analytical physics-based skin deformation,” *Graph. Models*, vol. 104, no. C, jul 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.gmod.2019.101035>
- [34] E. De Aguiar, C. Theobalt, S. Thrun, and H.-P. Seidel, “Automatic Conversion of Mesh Animations into Skeleton-based Animations,” *Computer Graphics Forum*, 2008.
- [35] L. Fulton, V. Modi, D. Duvenaud, D. I. W. Levin, and A. Jacobson, “Latent-space Dynamics for Reduced Deformable Simulation,” *Computer Graphics Forum*, 2019.
- [36] J. P. Lewis, M. Corder, and N. Fong, “Pose space deformation: A unified approach to shape interpolation and skeleton-driven deformation,” in *Proceedings*

- of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, ser. SIGGRAPH '00. USA: ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 2000, p. 165–172. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/344779.344862>
- [37] P. Li, K. Aberman, R. Hanocka, L. Liu, O. Sorkine-Hornung, and B. Chen, “Learning skeletal articulations with neural blend shapes,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 40, no. 4, jul 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3450626.3459852>
- [38] W.-W. Feng, B.-U. Kim, and Y. Yu, “Real-time data driven deformation using kernel canonical correlation analysis,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 27, no. 3, p. 1–9, aug 2008. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/1360612.1360690>
- [39] S. Biswas, K. Yin, M. Shugrina, S. Fidler, and S. Khamis, “Hierarchical neural implicit pose network for animation and motion retargeting,” 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2112.00958>
- [40] S. Capell, M. Burkhart, B. Curless, T. Duchamp, and Z. Popović, “Physically based rigging for deformable characters,” in *Proceedings of the 2005 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, ser. SCA '05. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2005, p. 301–310. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/1073368.1073412>
- [41] Z. Pan and D. Manocha, “Active animations of reduced deformable models with environment interactions,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 37, no. 3, aug 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3197565>
- [42] B. L. Bhatnagar, C. Sminchisescu, C. Theobalt, and G. Pons-Moll, “Combining implicit function learning and parametric models for 3d human reconstruction,” 2020. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2007.11432>
- [43] C. Zhu, R. Yi, W. Lira, I. Alhashim, K. Xu, and H. Zhang, “Deformation-driven shape correspondence via shape recognition,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 36, no. 4, jul 2017. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3072959.3073613>
- [44] S. W. Bailey, D. Otte, P. Dilorenzo, and J. F. O’Brien, “Fast and deep deformation approximations,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 37, no. 4, jul 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3197517.3201300>

- [45] S. Capell, S. Green, B. Curless, T. Duchamp, and Z. Popović, “Interactive skeleton-driven dynamic deformations,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 21, no. 3, p. 586–593, jul 2002. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/566654.566622>
- [46] A. Feng, Yazhoo Huang Yuyu Xu Ari Shapiro, “Fast,automatic character animation pipelines,” USC Institute for Creative Technologies,Playa Vista,CA,USA-University of California,Merced,CA,USA, Tech. Rep. 25:3-16, 2013. [Online]. Available: <http://wileyonlinelibrary.com>
- [47] —, “Automating the transfer of a generic set of behaviors onto a virtual character,” USC Institute for Creative Technologies,Playa Vista,CA,USA-University of California,Merced,CA,USA, Tech. Rep. 25:3-16, 2013. [Online]. Available: <http://wileyonlinelibrary.com>
- [48] C. Bregler Loeb L. Chusng E. Deshpande H., “Turning to the masters:motion capturing cartoons,” *ACM Trans.Graph.* 21, Tech. Rep., 2002. [Online]. Available: <http://graphics.stanford.edu/projects/tooncap/tooncap.pdf>
- [49] R. Wareham Lasenby J., *Bone glow:An improved method for the assignment of weights for mesh deformation.*, 2nd ed., ser. In *Articulated Motion and Deformable Objects*. Springer, 2008, vol. 63-71.
- [50] H. Le B. Deng Z., “Robust and accurate skeletal rigging from mesh sequences,” *ACM Trans.Graph.* 33, Tech. Rep. 2, 4(2014). [Online]. Available: <http://graphics.cs.uh.edu/wp-content/papers/2014/2014-SIGGRAPH-SkeletalRiggingFromExamples.pdf>
- [51] B. Allen Curless B. Popovic Z., “The space of human body shapes,” *ACM Trans.Graph.* 22, Tech. Rep. 587.2, 2003. [Online]. Available: <http://www.eg.org>
- [52] C. Miller Arikan O. Fussell D.S., “Frankenrigs:building character rigs from multiple sources,” *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 17, Tech. Rep. 1060-1070, 2011.
- [53] Y. Lipman Funkhouser T., “Mobius voting for surface correspondance,” *ACM Trans.Graph.* 28, Tech. Rep. 3,10, 2009. [Online]. Available: <http://www.eg.org>

- [54] E. Zell Mario Botsch, “Elastiface: Matching and blending textured faces,” *Computer Graphics and Geometry Processing*, Bielefeld University, Tech. Rep., 2013. [Online]. Available: <http://www.eduardzell.de/publications/npar13.pdf>
- [55] Q. Avril, D. Ghafourzadeh, S. Ramachandran, S. Fallahdoust, S. Ribet, O. Dionne, M. de Lasa, and E. Paquette, “Animation setup transfer for 3d characters,” *Computer Graphics Forum*, vol. 35, no. 2, pp. 115–126.
- [56] C. Bregler, L. Loeb, E. Chuang, and H. Deshpande, “Turning to the masters: Motion capturing cartoons,” in *Proceedings of the 29th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, ser. SIGGRAPH ’02. New York, NY, USA: ACM, 2002, pp. 399–407.
- [57] K. Zhou, J. Huang, J. Snyder, X. Liu, H. Bao, B. Guo, and H.-Y. Shum, “Large mesh deformation using the volumetric graph laplacian,” in *ACM SIGGRAPH 2005 Papers*, ser. SIGGRAPH ’05. New York, NY, USA: ACM, 2005, pp. 496–503.
- [58] O. van Kaick, H. Zhang, G. Hamarneh, and D. Cohen-Or, “A survey on shape correspondence,” *Computer Graphics Forum*, vol. 30, no. 6, pp. 1681–1707.
- [59] H. Li, R. W. Sumner, and M. Pauly, “Global correspondence optimization for non-rigid registration of depth scans,” in *Proceedings of the Symposium on Geometry Processing*, ser. SGP ’08. Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland: Eurographics Association, 2008, pp. 1421–1430.
- [60] R. W. Sumner and J. Popović, “Deformation transfer for triangle meshes,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 23, no. 3, pp. 399–405, Aug. 2004.
- [61] B. Allen, B. Curless, and Z. Popović, “The space of human body shapes: Reconstruction and parameterization from range scans,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 22, no. 3, pp. 587–594, Jul. 2003.
- [62] D. Ali-Hamadi, T. Liu, B. Gilles, L. Kavan, F. Faure, O. Palombi, and M.-P. Cani, “Anatomy transfer,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 32, no. 6, pp. 188:1–188:8, Nov. 2013.
- [63] R. Wareham and J. Lasenby, “Bone glow: An improved method for the assignment of weights for mesh deformation,” in *Proceedings of the 5th International*

- Conference on Articulated Motion and Deformable Objects*, ser. AMDO '08. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2008, pp. 63–71.
- [64] I. Baran and J. Popović, “Automatic rigging and animation of 3d characters,” in *ACM SIGGRAPH 2007 Papers*, ser. SIGGRAPH '07. New York, NY, USA: ACM, 2007.
- [65] Britannica, T. Editors of Encyclopaedia, “computer animation. encyclopedia,” 2022. [Online]. Available: <https://www.britannica.com/topic/computer-animation>
- [66] A. Watt and M. Watt, *Advanced Animation and Rendering Techniques: Theory and Practice*, ser. ACM Press Series. ACM Press, 1992. [Online]. Available: <https://books.google.gr/books?id=A0HQnkqkCsMC>
- [67] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016, <http://www.deeplearningbook.org>.
- [68] A. Jacobson, Z. Deng, L. Kavan, and J. P. Lewis, “Skinning: Real-time shape deformation,” in *ACM SIGGRAPH 2014 Courses*, ser. SIGGRAPH '14. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2014.
- [69] N. Magnenat-Thalmann, R. Laperrière, and D. Thalmann, “Joint-dependent local deformations for hand animation and object grasping,” in *Proceedings on Graphics Interface '88*. CAN: Canadian Information Processing Society, 1989, p. 26–33.
- [70] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- [71] A. Khan, A. Sohail, U. Zahoora, and A. S. Qureshi, “A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks,” 2019.
- [72] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” 2014.
- [73] Sketchfab, “Publish and find 3d models online,” 2022. [Online]. Available: <https://sketchfab.com>

- [74] CGTrader, “3d models for vr/ar and cg projects,” 2022. [Online]. Available: <https://www.cgtrader.com/>
- [75] TurboSquid, “3d models for professionals,” 2022. [Online]. Available: <https://www.turbosquid.com/>
- [76] A. Mikhailov, “Turbo, An Improved Rainbow Colormap for Visualization, Google AI Blog, August 20, 2019,” 2019.
- [77] S. Schaefer and C. Yuksel, “Example-based skeleton extraction,” in *Proceedings of the Fifth Eurographics Symposium on Geometry Processing*, ser. SGP ’07. Goslar, DEU: Eurographics Association, 2007, p. 153–162.
- [78] E. De Aguiar, C. Theobalt, S. Thrun, and H.-P. Seidel, “Automatic Conversion of Mesh Animations into Skeleton-based Animations,” *Computer Graphics Forum*, 2008.
- [79] B. H. Le and Z. Deng, “Smooth skinning decomposition with rigid bones,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 31, no. 6, Nov. 2012.
- [80] Q. Avril, D. Ghafourzadeh, S. Ramachandran, S. Fallahdoust, S. Ribet, O. Dionne, M. de Lasa, and E. Paquette, “Animation setup transfer for 3d characters,” in *Proceedings of the 37th Annual Conference of the European Association for Computer Graphics*, ser. EG ’16. Goslar, DEU: Eurographics Association, 2016, p. 115–126.
- [81] Z. Xu, Y. Zhou, E. Kalogerakis, C. Landreth, and K. Singh, “Rignet: Neural rigging for articulated characters,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 39, no. 4, aug 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3386569.3392379>
- [82] J. S. B. Mitchell, D. M. Mount, and C. H. Papadimitriou, “The discrete geodesic problem,” *SIAM Journal on Computing*, vol. 16, no. 4, p. 647–668, 1987.
- [83] M. Meredith S.Maddock, “Motion capture file formats explained,” Department of Computer Science, University of Sheffield, Tech. Rep. [Online]. Available: <http://www.dcs.shef.ac.uk/~{mikem,steve}>
- [84] C. Tutorial, “Step by step skeletal animation in c++ and opengl,using collada,” Tech. Rep., 2010. [Online]. Available: [http://wazim.com/Collada\\_Tutorial\\_1.htm#SecondPart](http://wazim.com/Collada_Tutorial_1.htm#SecondPart)



- [85] B. K. Horn, Hugh M. Hilden, Shahriar Negahdaripour, “Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices,” Department of Electrical Engineering and Department of Mathematics, University of Hawaii at Manoa, Honolulu, Hawaii, Artificial Intelligence Laboratory Massachusetts Institute of Technology Cambridge, Massachusetts, Tech. Rep., 1988. [Online]. Available: <https://pdfs.semanticscholar.org/0365/38fe110ab2a9ad160ff2982e54b99c70bff1.pdf>
- [86] O. dLib Library, “Dlib c++ library,” Tech. Rep., 2008. [Online]. Available: <http://dlib.net/>, <http://www.chokkan.org/software/liblbfgs/>
- [87] “Clustering to minimize the maximum intercluster distance,” *Theoretical Computer Science*, vol. 38, pp. 293 – 306, 1985.

# ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

## DEEP SKINNING

---

Το μέγεθος παρτίδας (batch size) είναι ένας όρος που χρησιμοποιείται στη μηχανική μάθηση και αναφέρεται στον αριθμό των παραδειγμάτων εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται σε μία επανάληψη. Το μέγεθος της παρτίδας μπορεί να είναι μία από τις τρεις επιλογές:

Λειτουργία παρτίδας, όπου το μέγεθος παρτίδας είναι ίσο με το συνολικό σύνολο δεδομένων, καθιστώντας έτσι την επανάληψη και τις τιμές εποχής ισοδύναμες λειτουργία μίνι παρτίδας, όπου το μέγεθος παρτίδας είναι μεγαλύτερο από ένα αλλά μικρότερο από το συνολικό μέγεθος δεδομένων. Συνήθως, ένας αριθμός που μπορεί να χωριστεί στο συνολικό μέγεθος δεδομένων.

στοχαστική λειτουργία, όπου το μέγεθος της παρτίδας είναι ίσο με ένα. Επομένως, η κλίση και οι παράμετροι του νευρωνικού δικτύου ενημερώνονται μετά από κάθε δείγμα.

Έτσι παρακάτω οι πίνακες περιέχουν κάποια από τα παραδείγματα που έχουμε εκτελέσει με διαφορετικό αριθμό παρτίδας ώστε να καταλήξουμε στο συμπέρασμα για το πιο μας δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα.

Τέτοιες περιπτώσεις εφαρμογών αντιμετωπίζονται, στην επιστήμη των υπολογιστών, από τον τομέα του machine learning. Αντίστοιχα με τον τρόπο επίλυσης αυτών των προβλημάτων από τους ανθρώπους, οι μηχανές εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας ατελείς πληροφορίες σχετικά με την επιθυμητή συμπεριφορά του συστήματος και ενός συνόλου παραδειγμάτων αντί του ακριβούς μοντέλου της επίλυσής τους. Η μέθοδος αυτή οδηγεί στην ανάπτυξη ενός τρόπου σύνδεσης των δεδομένων

CNN - AVERAGE	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance
Animal			Animals-batch=2048			Animals-batch=4096			Animals-batch=1024
initial	16.86994175	5.67485575	0.57601125	22.0467	5.6082	0.5018	16.96348375	5.18325825	0.3837315
iteration 1 - WF	8.383397	2.74514275	0.2191745	8.3021	2.9814	0.2270	7.0125935	2.7419935	0.2136415
TF	6.37178725	2.2245155	0.190847	6.8494	2.4634	0.1949	5.6639425	2.33395725	0.19119825
iteration 2 - WF	5.5158275	2.02552025	0.18414075	5.9421	2.2180	0.1786	5.0039795	2.14366125	0.18344725
TF	5.209385	1.9251625	0.17035025	5.5043	2.1101	0.1730	4.6612895	2.025149	0.1686145
iteration 3 - WF	5.037043	1.86520225	0.169308	5.2755	2.0459	0.1666	4.4575415	1.952263	0.1649105
TF	4.90963925	1.81875775	0.16021675	5.1173	2.0026	0.1605	4.30239325	1.89550625	0.15720275
iteration 4 - WF	4.81257425	1.782784	0.158679	5.0242	1.9675	0.1561	4.1969365	1.8550895	0.1550375
TF	4.7177385	1.75089325	0.151971	4.9457	1.9400	0.1519	4.104454	1.82209625	0.15034375
iteration 5 - WF	4.6400415	1.72425475	0.150503	4.8919	1.9162	0.1502	4.0370245	1.79658125	0.14864075
TF	4.5623885	1.69975625	0.14527025	4.8402	1.8958	0.1477	3.97259175	1.77460525	0.14485125

CNN - AVERAGE	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance
Human			Humans-batch=2048			Humans-batch=4096			Humans-batch=1024
initial	4.0152	1.1228	0.0863	4.9186	1.1179	0.0864	5.6119	1.3122	0.1182
iteration 1 - WF	2.2108	0.4630	0.0409	2.3124	0.3543	0.0362	2.5872	0.4314	0.0489
TF	1.8036	0.3337	0.0359	1.8276	0.2716	0.0242	1.9831	0.3351	0.0393
iteration 2 - WF	1.6086	0.2666	0.0316	1.6918	0.2503	0.0230	1.7766	0.2984	0.0381
TF	1.5305	0.2461	0.0314	1.6221	0.2403	0.0218	1.6969	0.2826	0.0344
iteration 3 - WF	1.4850	0.2350	0.0309	1.5760	0.2352	0.0218	1.6476	0.2716	0.0340
TF	1.4544	0.2280	0.0305	1.5417	0.2316	0.0216	1.6099	0.2641	0.0315
iteration 4 - WF	1.4306	0.2225	0.0302	1.5153	0.2290	0.0216	1.5805	0.2581	0.0315
TF	1.4111	0.2181	0.0294	1.4938	0.2266	0.0214	1.5557	0.2534	0.0293
iteration 5 - WF	1.3945	0.2141	0.0291	1.4764	0.2246	0.0214	1.5350	0.2494	0.0292
TF	1.3801	0.2107	0.0283	1.4614	0.2228	0.0212	1.5168	0.2459	0.0274

CNN - AVERAGE	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance
General			General-batch=2048			General-batch=4096			General-batch=1024
initial	10.4	3.4	0.3	13.5	3.4	0.3	11.3	3.2	0.3
iteration 1 - WF	5.3	1.6	0.1	5.3	1.7	0.1	4.8	1.6	0.1
TF	4.1	1.3	0.1	4.2	1.4	0.1	3.8	1.3	0.1
iteration 2 - WF	3.6	1.1	0.1	3.8	1.2	0.1	3.4	1.2	0.1
TF	3.4	1.1	0.1	3.6	1.2	0.1	3.2	1.2	0.1
iteration 3 - WF	3.3	1.1	0.1	3.4	1.1	0.1	3.1	1.1	0.1
TF	3.2	1.0	0.1	3.3	1.1	0.1	3.0	1.1	0.1
iteration 4 - WF	3.1	1.0	0.1	3.3	1.1	0.1	2.9	1.1	0.1
TF	3.1	1.0	0.1	3.2	1.1	0.1	2.8	1.0	0.1
iteration 5 - WF	3.0	1.0	0.1	3.2	1.1	0.1	2.8	1.0	0.1
TF	3.0	1.0	0.1	3.2	1.1	0.1	2.7	1.0	0.1

εισόδου του συστήματος με το επιθυμητό αποτέλεσμα αυτού. Μια μέθοδος, που χρησιμοποιείται κατά κόρον στον τομέα του machine learning, είναι αυτή των νευρωνικών δικτύων. Αυτά τα δίκτυα, όσον αφορά τη δομή και τη λειτουργία τους, είναι εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα που συναντώνται στον εγκέφαλο των ανθρώπων.

Αποτελούνται από συστοιχίες μονάδων οι οποίες ονομάζονται νευρώνες και το κάθε ένα από αυτά υλοποιεί μια πολύ απλή διαδικασία. Αξιοποιώντας το σύνολο αυτών, το νευρωνικό δίκτυο είναι σε θέση να αναγνωρίσει ή να δημιουργήσει μια σύνδεση, πολλές φορές εξαιρετικά πολύπλοκη, μεταξύ των δεδομένων της εισόδου και της εξόδου αυτού. Ανάλογα με τη δομή των νευρώνων, την κατανομή τους στο χώρο και τον τρόπο σύνδεσής τους, δημιουργούνται οι διάφορες μορφές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Για τον λόγο αυτό στην παρούσα διατριβή έχουμε

μελετήσει τις πιο βασικές κατηγορίες δικτύων και έχουμε εκτελέσει μία σειρά από πειράματα με σκοπό να βρούμε το δίκτυο εκείνο που μπορεί να ταιριάζει καλύτερα με τα δεδομένα που μελετάμε την εκάστοτε στιγμή.

LSTM 4096	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance
Animal (Lizard )			clusters=19
initial	4.1043	14.4445	1.3542
iteration 1 - WF	2.4787	8.7236	1.0686
TF	2.1911	7.7112	0.8090
iteration 2 - WF	2.0318	7.1505	0.7056
TF	1.9354	6.8112	0.5837
iteration 3 - WF	1.8664	6.5686	0.5677
TF	1.8191	6.4022	0.5485
iteration 4 - WF	1.7817	6.2704	0.5307
TF	1.7509	6.1621	0.5115
iteration 5 - WF	1.7249	6.0704	0.4869
TF	1.7032	5.9943	0.4731
	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance
Human (Spiderman )			clusters=10
initial	6.0226	4.9170	0.7811
iteration 1 - WF	2.5591	2.0893	0.2731
TF	1.8574	1.5164	0.2150
iteration 2 - WF	1.5870	1.2957	0.1968
TF	1.4936	1.2194	0.1778
iteration 3 - WF	1.4034	1.1457	0.1753
TF	1.3365	1.0911	0.1612
iteration 4 - WF	1.2868	1.0506	0.1583
TF	1.2565	1.0258	0.1481
iteration 5 - WF	1.2349	1.0082	0.1460
TF	1.2199	0.9959	0.1474

CNN 2x8 4096	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance
Animal (Lizard )			clusters=14
initial	5.3583	18.8578	1.6657
iteration 1 - WF	3.0793	10.8372	0.8076
TF	2.5580	9.0024	0.7035
iteration 2 - WF	2.3117	8.1357	0.6449
TF	2.2065	7.7655	0.6323
iteration 3 - WF	2.1429	7.5417	0.6077
TF	2.1000	7.3908	0.5875
iteration 4 - WF	2.0642	7.2645	0.5706
TF	2.0361	7.1656	0.5557
iteration 5 - WF	2.0114	7.0787	0.5491
TF	1.9905	7.0052	0.5402
	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance
Human (Spiderman )			clusters=8
initial	5.0320	4.1082	0.3112
iteration 1 - WF	1.5656	1.2782	0.1306
TF	1.2042	0.9831	0.0866
iteration 2 - WF	1.1168	0.9118	0.0828
TF	1.0763	0.8787	0.0795
iteration 3 - WF	1.0562	0.8623	0.0798
TF	1.0419	0.8506	0.0794
iteration 4 - WF	1.0311	0.8418	0.0794
TF	1.0215	0.8340	0.0789
iteration 5 - WF	1.0135	0.8274	0.0787
TF	1.0061	0.8214	0.0782

Hybrid CNN 2x8 & LSTM 4096	Distortion %	RMS error	Max Avg Distance
Animal (Lizard )			clusters=17
initial	5.1431	18.1005	1.2918
iteration 1 - WF	3.0462	10.7208	0.8074
TF	2.5644	9.0249	0.6902
iteration 1 - WF	2.3491	8.2673	0.6405
TF	2.2463	7.9054	0.5892
iteration 1 - WF	2.1851	7.6900	0.5927
TF	2.1459	7.5522	0.5687
iteration 1 - WF	2.1163	7.4480	0.5702
TF	2.0930	7.3662	0.5568
iteration 1 - WF	2.0726	7.2941	0.5573
TF	2.0544	7.2303	0.5479
Distortion %	RMS error	Max Avg Distance	
Human (Spiderman )			clusters=6
initial	9.0549	7.3926	0.7313
iteration 1 - WF	2.7169	2.2182	0.1396
TF	2.0536	1.6766	0.1018
iteration 1 - WF	1.7130	1.3985	0.0877
TF	1.5882	1.2966	0.0851
iteration 1 - WF	1.5267	1.2464	0.0810
TF	1.4926	1.2186	0.0814
iteration 1 - WF	1.4678	1.1984	0.0795
TF	1.4485	1.1826	0.0788
iteration 1 - WF	1.4326	1.1696	0.0760
TF	1.4182	1.1578	0.0760

# ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

## DEEP FUSIBLE SKINNING

Στην ενότητα αυτή παραθέτουμε κάποιους από τους πίνακες με τα πειράματα που έχουμε εκτελέσει. Για την επιλογή της χρήσης της αρίθμησης των κοκάλων εκτελέσαμε μία σειρά από συγκριτικά πειράματα ανάμεσα στην χρήση αρίθμησης και όχι. Παρακάτω βλέπουμε ένα παράδειγμα που εκτελέσαμε για έναν ανθρώπινο χαρακτήρα (Spider-man) για όλα τα δίκτυα που έχουμε.

Spiderman - With Numbering // CNN 1024														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones	9.000	7.000	7.000	10.000	Bones	9.000	7.000	7.000	10.000	Bones	9.000	7.000	7.000	10.000
initial	9.189	9.432	201.717	7.290	initial	7.502	7.701	164.687	5.952	initial	0.623	0.403	3.344	0.446
iter1 - WF	4.622181	5.508043	201.714612	3.215427	iter1 - WF	3.773667	4.496907	164.68497	2.625157	iter1 - WF	0.293906	0.237146	3.343899	0.178623
TF	3.346346	3.711771	17.166308	2.183607	TF	2.732042	3.030384	14.015013	1.782753	TF	0.189792	0.186165	0.881073	0.125537
iter2 - WF	2.677348	2.916999	15.246603	1.815159	iter2 - WF	2.185856	2.381512	12.447717	1.481942	iter2 - WF	0.16648	0.153285	0.837199	0.112723
TF	2.338228	2.490988	11.04042	1.606532	TF	1.908989	2.033707	9.013681	1.311614	TF	0.152125	0.140232	0.635098	0.108742
iter3 - WF	2.115471	2.205861	7.593438	1.473001	iter3 - WF	1.727124	1.800922	6.199477	1.202596	iter3 - WF	0.148595	0.12822	0.429762	0.100062
TF	1.906992	1.990908	5.958383	1.357796	TF	1.556917	1.625429	4.864576	1.10854	TF	0.144751	0.119596	0.4508	0.094396
iter4 - WF	1.779635	1.85944	4.826379	1.26754	iter4 - WF	1.45294	1.518094	3.940379	1.034852	iter4 - WF	0.139852	0.114578	0.331324	0.086839
TF	1.690501	1.754787	4.036347	1.195724	TF	1.380168	1.432653	3.295377	0.976219	TF	0.131649	0.103819	0.28808	0.084093
iter5 - WF	1.631272	1.679688	3.315455	1.155257	iter5 - WF	1.331812	1.37134	2.706822	0.943182	iter5 - WF	0.126636	0.1009	0.266512	0.079878
TF	1.577519	1.616804	2.864073	1.124735	TF	1.287927	1.32	2.338302	0.918262	TF	0.120322	0.093853	0.22664	0.078865

Spiderman - Without Numbering // CNN 1024														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones	10.000	9.000	8.000	10.000	Bones	10.000	9.000	8.000	10.000	Bones	10.000	9.000	8.000	10.000
initial	5.966	8.961	10.423	13.724	initial	4.870	7.316	8.509	11.205	initial	0.279	0.465	0.500	0.672
iter1 - WF	2.897934	4.378303	5.777194	9.847746	iter1 - WF	2.365948	3.574559	4.716649	8.039952	iter1 - WF	0.165962	0.247845	0.233326	0.414751
TF	2.091516	2.781453	4.054177	7.064978	TF	1.707567	2.27085	3.309933	5.768029	TF	0.111042	0.248117	0.183739	0.359745
iter2 - WF	1.773058	2.190722	2.891334	4.428556	iter2 - WF	1.44757	1.788562	2.360559	3.615587	iter2 - WF	0.103373	0.201463	0.140987	0.272375
TF	1.615925	1.927687	2.272942	2.790265	TF	1.319283	1.573813	1.855688	2.278044	TF	0.087952	0.171459	0.132651	0.183427
iter3 - WF	1.507737	1.765761	1.952135	2.220683	iter3 - WF	1.230955	1.441612	1.593773	1.813023	iter3 - WF	0.085279	0.168208	0.114784	0.170055
TF	1.426176	1.651304	1.724281	1.915009	TF	1.164366	1.348167	1.407747	1.563462	TF	0.078782	0.153437	0.106601	0.146531
iter4 - WF	1.367648	1.575722	1.595526	1.735397	iter4 - WF	1.116583	1.28646	1.302628	1.416823	iter4 - WF	0.078499	0.153981	0.104024	0.145072
TF	1.319037	1.517	1.502259	1.613197	TF	1.076896	1.238517	1.226483	1.317056	TF	0.073695	0.145435	0.10037	0.127865
iter5 - WF	1.279359	1.473127	1.437074	1.530044	iter5 - WF	1.044501	1.202699	1.173264	1.249167	iter5 - WF	0.073471	0.146263	0.099004	0.126117
TF	1.241997	1.434594	1.384911	1.464078	TF	1.013998	1.171239	1.130677	1.195311	TF	0.070118	0.13985	0.09693	0.113312

Με βάση τα παραπάνω συμπεραίνουμε πως η χρήση αρίθμησης και ειδικότερα με το δίκτυο LSTM μας δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα. Με τον ίδιο τρόπο εκτε-

Spiderman - Without Numbering // CNN 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones	6.000	8.000	9.000	9.000	Bones	6.000	8.000	9.000	9.000	Bones	6.000	8.000	9.000	9.000
initial	4.860	6.911	48.903	9.502	initial	3.967	5.642	39.926	7.758	initial	0.250	0.303	3.224	0.625
iter1 - WF	2.004253	3.100408	47.823343	5.365408	iter1 - WF	1.636324	2.531252	39.044201	4.380456	iter1 - WF	0.100601	0.177293	3.224233	0.214918
TF	1.657518	2.325582	9.508753	3.415974	TF	1.35324	1.898665	7.76319	2.788889	TF	0.087426	0.16288	0.761381	0.161649
iter2 - WF	1.531779	2.063345	5.519802	2.790821	iter2 - WF	1.250583	1.684568	4.506508	2.278497	iter2 - WF	0.081237	0.158261	0.55437	0.133562
TF	1.470406	1.919473	4.261519	2.377844	TF	1.200477	1.567107	3.479213	1.941332	TF	0.07425	0.138155	0.535784	0.116459
iter3 - WF	1.429715	1.822129	3.554818	2.048973	iter3 - WF	1.167256	1.487633	2.902245	1.672834	iter3 - WF	0.072658	0.122179	0.502197	0.104152
TF	1.401729	1.754022	3.066608	1.789505	TF	1.144407	1.432028	2.503226	1.460997	TF	0.069028	0.112398	0.442692	0.102726
iter4 - WF	1.380238	1.704338	2.762348	1.666145	iter4 - WF	1.126862	1.391466	2.255252	1.360283	iter4 - WF	0.068143	0.108963	0.410582	0.093795
TF	1.363075	1.665602	2.521118	1.581564	TF	1.112849	1.35984	2.058305	1.29123	TF	0.066427	0.106334	0.330732	0.094215
iter5 - WF	1.348488	1.635147	2.360755	1.527679	iter5 - WF	1.10094	1.334976	1.927381	1.247236	iter5 - WF	0.065903	0.105207	0.315536	0.089705
TF	1.33572	1.610391	2.234061	1.485262	TF	1.090516	1.314764	1.823945	1.212606	TF	0.064925	0.104873	0.271155	0.088935

Spiderman - With Numbering // CNN 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones	9.000	6.000	7.000	9.000	Bones	9.000	6.000	7.000	9.000	Bones	9.000	6.000	7.000	9.000
initial	4.706	5.771	5.247	6.745	initial	3.842	4.712	4.284	5.507	initial	0.271	0.267	0.261	0.363
iter1 - WF	2.152475	3.033836	2.881609	3.839714	iter1 - WF	1.757335	2.476901	2.352619	3.134841	iter1 - WF	0.127776	0.156434	0.169117	0.2028
TF	1.841513	2.178025	2.15199	2.593882	TF	1.503458	1.778195	1.75694	2.117711	TF	0.117267	0.090163	0.11244	0.162554
iter2 - WF	1.685317	1.673136	1.77222	1.997111	iter2 - WF	1.375936	1.365991	1.446886	1.630493	iter2 - WF	0.115589	0.077527	0.095189	0.124665
TF	1.598904	1.486625	1.575542	1.71549	TF	1.305386	1.213719	1.286313	1.40057	TF	0.108552	0.068082	0.086633	0.110373
iter3 - WF	1.529351	1.407861	1.460638	1.553888	iter3 - WF	1.248601	1.149413	1.192502	1.268634	iter3 - WF	0.108813	0.06645	0.083901	0.106183
TF	1.46849	1.349558	1.375445	1.471642	TF	1.198913	1.101814	1.122948	1.201486	TF	0.102466	0.062576	0.079825	0.100508
iter4 - WF	1.413522	1.31029	1.316218	1.420536	iter4 - WF	1.154035	1.069754	1.074594	1.159762	iter4 - WF	0.101663	0.061527	0.078759	0.097943
TF	1.36898	1.279147	1.269473	1.384214	TF	1.11767	1.044328	1.03643	1.130108	TF	0.095919	0.059966	0.075337	0.093355
iter5 - WF	1.332753	1.2564	1.236506	1.354455	iter5 - WF	1.088094	1.025757	1.009515	1.105811	iter5 - WF	0.095194	0.059422	0.074565	0.088916
TF	1.305104	1.237863	1.210301	1.32777	TF	1.06552	1.010623	0.98812	1.084025	TF	0.090587	0.058743	0.072531	0.089416

Spiderman - Without Numbering // LSTM 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones	11.000	8.000	11.000	11.000	Bones	11.000	8.000	11.000	11.000	Bones	11.000	8.000	11.000	11.000
initial	6.432	3.726	6.672	6.071	initial	5.251	3.042	5.447	4.956	initial	0.308	0.193	0.304	0.389
iter1 - WF	4.571245	1.663718	3.596398	2.701967	iter1 - WF	3.732081	1.358302	2.936191	2.205955	iter1 - WF	0.223961	0.097822	0.185939	0.144305
TF	3.461804	1.331738	2.213532	2.029338	TF	2.826306	1.087265	1.807184	1.656804	TF	0.171692	0.072026	0.113332	0.106529
iter2 - WF	2.646511	1.200706	1.592124	1.5566	iter2 - WF	2.160679	0.980287	1.299851	1.270848	iter2 - WF	0.156628	0.066146	0.093064	0.102692
TF	2.209461	1.111114	1.34225	1.337563	TF	1.80386	0.907142	1.095847	1.09202	TF	0.124921	0.05922	0.077558	0.093826
iter3 - WF	1.860612	1.051341	1.215865	1.246618	iter3 - WF	1.519051	0.858341	0.992664	1.01771	iter3 - WF	0.123297	0.056381	0.076057	0.092095
TF	1.633778	1.01078	1.119867	1.202194	TF	1.333858	0.825226	0.914288	0.981502	TF	0.105749	0.054525	0.070486	0.090323
iter4 - WF	1.502004	0.982745	1.055985	1.1724	iter4 - WF	1.226275	0.802338	0.862133	0.957177	iter4 - WF	0.105962	0.05232	0.069836	0.08872
TF	1.400854	0.959743	1.006624	1.150031	TF	1.143693	0.783559	0.821833	0.938915	TF	0.091946	0.052644	0.067499	0.089986
iter5 - WF	1.324866	0.940612	0.970708	1.132013	iter5 - WF	1.081655	0.76794	0.792511	0.924204	iter5 - WF	0.091461	0.052002	0.067227	0.089139
TF	1.265506	0.923396	0.94121	1.117641	TF	1.033192	0.753884	0.768428	0.91247	TF	0.079152	0.052173	0.065201	0.092724

Spiderman - With Numbering // LSTM 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones	7.000	7.000	6.000	8.000	Bones	7.000	7.000	6.000	8.000	Bones	7.000	7.000	6.000	8.000
initial	8.793	3.521	3.862	3.645	initial	7.179	2.874	3.153	2.976	initial	0.383	0.147	0.210	0.178
iter1 - WF	2.82518	1.615859	1.675819	1.566906	iter1 - WF	2.30655	1.319228	1.368182	1.279262	iter1 - WF	0.159033	0.082618	0.088001	0.078569
TF	1.780205	1.343483	1.439267	1.288487	TF	1.453405	1.096854	1.175054	1.051954	TF	0.097138	0.072275	0.078806	0.076161
iter2 - WF	1.549883	1.275407	1.347427	1.19308	iter2 - WF	1.265364	1.041275	1.099927	0.974061	iter2 - WF	0.088239	0.066548	0.075747	0.075461
TF	1.448293	1.252461	1.306671	1.152413	TF	1.182424	1.022541	1.0668	0.940859	TF	0.078269	0.067893	0.071925	0.072648
iter3 - WF	1.379796	1.23883	1.274069	1.126104	iter3 - WF	1.126501	1.011412	1.040183	0.919381	iter3 - WF	0.077867	0.067821	0.071601	0.07257
TF	1.331948	1.229198	1.252826	1.105763	TF	1.087436	1.003549	1.022839	0.902773	TF	0.073613	0.067831	0.068626	0.069079
iter4 - WF	1.299397	1.220964	1.234125	1.089291	iter4 - WF	1.060861	0.996826	1.007571	0.889325	iter4 - WF	0.073741	0.0675	0.068542	0.068625
TF	1.275511	1.213814	1.220947	1.075139	TF	1.04136	0.990989	0.996812	0.877771	TF	0.071047	0.067347	0.066985	0.065362
iter5 - WF	1.25765	1.207172	1.209217	1.063149	iter5 - WF	1.026778	0.985566	0.987236	0.867982	iter5 - WF	0.071206	0.066672	0.066645	0.065183
TF	1.243195	1.201081	1.200222	1.052669	TF	1.014766	0.980593	0.979892	0.859426	TF	0.069507	0.066594	0.065797	0.062402

Spiderman - Without Numbering // Hybrid 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones					Bones					Bones				
initial	4.601	4.895	4.787	6.055	initial	3.756	3.996	3.909	4.943	initial	0.217	0.242	0.239	0.413
iter1 - WF	1.839681	2.264296	1.937151	2.052504	iter1 - WF	1.501963	1.848629	1.58154	1.675717	iter1 - WF	0.112631	0.146976	0.111519	0.108065
TF	1.527991	1.776998	1.586698	1.698131	TF	1.247491	1.450786	1.295421	1.386398	TF	0.093654	0.127859	0.086198	0.088819
iter2 - WF	1.392655	1.523288	1.457823	1.441162	iter2 - WF	1.136999	1.243651	1.190204	1.258244	iter2 - WF	0.091138	0.112799	0.083047	0.079859
TF	1.325579	1.411329	1.381423	1.47302	TF	1.082327	1.152245	1.127829	1.181615	TF	0.084728	0.096223	0.075576	0.074736
iter3 - WF	1.284998	1.340171	1.331425	1.383949	iter3 - WF	1.049106	1.09415	1.08701	1.129892	iter3 - WF	0.082704	0.094539	0.075711	0.07316
TF	1.256307	1.284814	1.291152	1.338961	TF	1.025681	1.048955	1.05413	1.093162	TF	0.079354	0.086042	0.071452	0.07067
iter4 - WF	1.233484	1.239641	1.258955	1.306184	iter4 - WF	1.007047	1.012075	1.027843	1.066402	iter4 - WF	0.077937	0.086019	0.071649	0.070123
TF	1.215021	1.199169	1.230211	1.280692	TF	0.991974	0.979032	1.004376	1.04559	TF	0.075523	0.078838	0.067295	0.066992
iter5 - WF	1.198959	1.165252	1.206751	1.260643	iter5 - WF	0.978861	0.951341	0.985222	1.029221	iter5 - WF	0.074911	0.078326	0.067007	0.066781
TF	1.185232	1.135247	1.185754	1.243462	TF	0.967654	0.926845	0.96808	1.015194	TF	0.073213	0.074279	0.063089	0.063649



Spiderman - With Numbering // Hybrid 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones					Bones					Bones				
initial	4.319	4.414	6.862	6.649	initial	3.526	3.604	5.602	5.429	initial	0.302	0.303	0.383	0.403
iter1 - WF	1.909412	1.673931	2.204169	2.323626	iter1 - WF	1.558893	1.36664	1.79954	1.897068	iter1 - WF	0.118809	0.105014	0.170654	0.134424
TF	1.484221	1.397274	1.632196	1.811624	TF	1.211756	1.14077	1.332566	1.479056	TF	0.09416	0.074963	0.095418	0.10351
iter2 - WF	1.312264	1.291462	1.434704	1.613755	iter2 - WF	1.071366	1.054383	1.171329	1.317511	iter2 - WF	0.093522	0.070221	0.08152	0.093587
TF	1.231993	1.235427	1.344467	1.523043	TF	1.005831	1.008635	1.097657	1.243452	TF	0.088716	0.064427	0.074205	0.0887
iter3 - WF	1.181412	1.193488	1.294704	1.466246	iter3 - WF	0.964535	0.974394	1.057029	1.197081	iter3 - WF	0.085218	0.063882	0.072741	0.086675
TF	1.150927	1.155103	1.259054	1.424448	TF	0.939646	0.943055	1.027924	1.162956	TF	0.081888	0.061493	0.071292	0.084727
iter4 - WF	1.1281	1.12012	1.23171	1.393131	iter4 - WF	0.92101	0.914495	1.005599	1.137388	iter4 - WF	0.079566	0.060961	0.071127	0.084517
TF	1.110082	1.089772	1.207291	1.366775	TF	0.906299	0.889717	0.985664	1.11587	TF	0.076373	0.058851	0.07055	0.08297
iter5 - WF	1.094895	1.065919	1.186726	1.34467	iter5 - WF	0.8939	0.870243	0.968874	1.097823	iter5 - WF	0.075098	0.058652	0.070324	0.083159
TF	1.081776	1.046509	1.168013	1.324915	TF	0.883189	0.854397	0.953596	1.081695	TF	0.07245	0.056658	0.069631	0.081952

λέσαμε αντίστοιχα πειράματα και για τα ζώα μέχρι να πάρουμε τα τελικά μας αποτελέσματα.

Παρακάτω έχουμε μία σειρά από πειράματα που εκτελέσαμε για την κατηγορία scalar - binary βάρη. Και σε αυτήν την περίπτωση δοκιμάσαμε όλα τα διαθέσιμα δίκτυα που έχουμε με διαφορετικά batch sizes ώστε να εξάγουμε τα αποτελέσματα μας.

Spiderman - With Numbering - Actual Weights // CNN 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones					Bones					Bones				
initial	6.200857	6.162	7.192	6.842	initial	5.062538	5.031	5.872	5.586	initial	0.401	0.394	0.428	0.364
iter1 - WF	2.583566	3.472893	2.485563	3.497164	iter1 - WF	2.835359	2.029277	2.855174	2.029277	iter1 - WF	0.134617	0.242179	0.14396	0.212159
TF	2.150166	2.792927	1.926946	2.607342	TF	1.755451	2.280217	1.573208	2.1287	TF	0.106697	0.252277	0.126411	0.253311
iter2 - WF	1.936757	2.201366	1.692643	1.983886	iter2 - WF	1.581218	1.797252	1.381917	1.619695	iter2 - WF	0.098788	0.195251	0.109214	0.19701
TF	1.785671	1.888751	1.57194	1.716248	TF	1.457868	1.542025	1.283372	1.401189	TF	0.092983	0.154116	0.111206	0.168507
iter3 - WF	1.692263	1.72824	1.488311	1.582082	iter3 - WF	1.381607	1.410979	1.215095	1.291652	iter3 - WF	0.091756	0.14365	0.106407	0.167948
TF	1.621709	1.602575	1.427881	1.501842	TF	1.324005	1.308383	1.165758	1.226142	TF	0.085969	0.118535	0.105231	0.154122
iter4 - WF	1.570988	1.514719	1.383024	1.448238	iter4 - WF	1.282595	1.236655	1.129136	1.182379	iter4 - WF	0.08561	0.113062	0.103698	0.153333
TF	1.529353	1.44002	1.348548	1.407838	TF	1.248603	1.175669	1.100989	1.149395	TF	0.082122	0.116751	0.103663	0.144214
iter5 - WF	1.498473	1.383779	1.321456	1.37472	iter5 - WF	1.223392	1.129752	1.078871	1.122356	iter5 - WF	0.082143	0.109103	0.102496	0.143825
TF	1.47315	1.333149	1.298509	1.24782	TF	1.202717	1.088417	1.060136	1.100394	TF	0.080004	0.109869	0.102234	0.138023

Spiderman - Without Numbering - Actual Weights// CNN 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones					Bones					Bones				
initial	4.784	7.220	3.988	8.911	initial	3.906	5.894	3.256	7.275	initial	0.262	0.532	0.193	0.426
iter1 - WF	1.883663	3.427239	1.667118	4.374549	iter1 - WF	1.537871	2.798085	1.361078	3.571494	iter1 - WF	0.085821	0.275491	0.088673	0.271476
TF	1.439184	2.37495	1.35678	3.028118	TF	1.174987	1.93897	1.10771	2.472233	TF	0.072721	0.29737	0.070112	0.161489
iter2 - WF	1.3216	1.77278	1.255931	2.402944	iter2 - WF	1.078988	1.447343	1.025374	1.961825	iter2 - WF	0.068154	0.226287	0.068537	0.126509
TF	1.277322	1.57942	1.194831	2.019345	TF	1.042838	1.289479	0.975491	1.648645	TF	0.06667	0.182225	0.06392	0.104132
iter3 - WF	1.250843	1.50597	1.156682	1.833398	iter3 - WF	1.02122	1.229512	0.944345	1.496833	iter3 - WF	0.06679	0.179644	0.062898	0.098018
TF	1.231241	1.457575	1.12818	1.68924	TF	1.005216	1.199001	0.921075	1.379139	TF	0.06511	0.168079	0.060827	0.085957
iter4 - WF	1.214164	1.425891	1.107553	1.597186	iter4 - WF	0.991275	1.164134	0.904234	1.303983	iter4 - WF	0.065602	0.169326	0.060265	0.085058
TF	1.198461	1.395169	1.091375	1.52213	TF	0.978454	1.139051	0.891027	1.242706	TF	0.064386	0.162797	0.058975	0.079809
iter5 - WF	1.182998	1.371408	1.078641	1.468847	iter5 - WF	0.965833	1.119653	0.88063	1.199204	iter5 - WF	0.06435	0.163518	0.05867	0.07884
TF	1.168232	1.345534	1.068382	1.424736	TF	0.953774	1.098528	0.872254	1.163191	TF	0.063719	0.159218	0.05763	0.077038

Spiderman - With Numbering - Actual Weights// LSTM 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones					Bones					Bones				
initial	12.093	4.169	5.743	6.498699	initial	9.873	3.404	4.689	5.305704	initial	0.511	0.213	0.300	0.379708
iter1 - WF	9.61993	2.510793	2.828956	3.298023	iter1 - WF	7.853957	2.049876	2.309632	2.69259	iter1 - WF	0.49997	0.163921	0.151412	0.185019
TF	6.634628	1.764929	2.032666	2.545217	TF	5.41668	1.440933	1.65952	2.07798	TF	0.45962	0.107478	0.109418	0.171119
iter2 - WF	4.914911	1.408114	1.677039	2.071837	iter2 - WF	4.012659	1.14962	1.369178	1.6915	iter2 - WF	0.331062	0.081004	0.101067	0.153036
TF	3.338112	1.277668	1.506816	1.746244	TF	2.72532	1.043121	1.230203	1.425678	TF	0.209947	0.069197	0.090992	0.113856
iter3 - WF	2.452649	1.208197	1.407418	1.522696	iter3 - WF	2.002405	0.986403	1.149052	1.243168	iter3 - WF	0.199198	0.089165	0.090476	0.109906
TF	2.055704	1.156555	1.345089	1.363469	TF	1.678329	0.944241	1.098165	1.113171	TF	0.152673	0.062255	0.084169	0.088208
iter4 - WF	1.838327	1.118102	1.302708	1.263303	iter4 - WF	1.500857	0.912847	1.063564	1.031393	iter4 - WF	0.149844	0.062101	0.083774	0.088343
TF	1.687268	1.085119	1.269642	1.184932	TF	1.377529	0.885919	1.036568	0.967409	TF	0.124689	0.059744	0.078846	0.079122
iter5 - WF	1.580982	1.058836	1.243075	1.130918	iter5 - WF	1.290754	0.864461	1.014878	0.92331	iter5 - WF	0.122788	0.059384	0.078522	0.079038
TF	1.497546	1.034749	1.219278	1.088902	TF	1.222635	0.844796	0.99545	0.889008	TF	0.108366	0.058359	0.074551	0.073076

Spiderman - Without Numbering - Actual Weights // LSTM 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones					Bones					Bones				
initial	3.922	9.674	4.438	7.241	initial	3.202	7.898	3.623	5.912	initial	0.180	0.535	0.258	0.353
iter1 - WF	2.476413	4.158748	1.852591	3.107579	iter1 - WF	2.021807	3.395308	1.512503	2.537107	iter1 - WF	0.129314	0.218044	0.103389	0.188232
TF	1.961176	2.535074	1.421321	2.242435	TF	1.601154	2.0697	1.160403	1.830781	TF	0.10668	0.138008	0.078283	0.156514
iter2 - WF	1.663433	1.884099	1.288088	1.837677	iter2 - WF	1.358069	1.538227	1.051628	1.500326	iter2 - WF	0.096143	0.119436	0.069391	0.155551
TF	1.460036	1.576499	1.240816	1.593192	TF	1.192011	1.287094	1.013034	1.300723	TF	0.084152	0.096328	0.061179	0.131227
iter3 - WF	1.346425	1.421721	1.212076	1.457779	iter3 - WF	1.099256	1.160729	0.98957	1.190168	iter3 - WF	0.084746	0.095533	0.060226	0.131026
TF	1.265254	1.320542	1.195243	1.363618	TF	1.032986	1.078124	0.975827	1.113292	TF	0.075998	0.085466	0.057615	0.117364
iter4 - WF	1.211412	1.255522	1.183574	1.297836	iter4 - WF	0.989028	1.02504	0.9663	1.059587	iter4 - WF	0.075422	0.085357	0.057222	0.118048
TF	1.16679	1.20523	1.175131	1.24609	TF	0.952597	0.98398	0.959407	1.017339	TF	0.069153	0.080161	0.056524	0.10481
iter5 - WF	1.131551	1.166798	1.167876	1.207283	iter5 - WF	0.923827	0.952604	0.953484	0.985657	iter5 - WF	0.068444	0.080165	0.056239	0.104058
TF	1.101828	1.136002	1.161713	1.176025	TF	0.89956	0.927461	0.948453	0.960137	TF	0.06356	0.075351	0.056175	0.093709

Spiderman - With Numbering - Actual Weights// Hybrid 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones	8.000	6.000	8.000	6.000	Bones	8.000	6.000	8.000	6.000	Bones	8.000	6.000	8.000	6.000
initial	4.693	5.642	22.266	6.930	initial	3.832	4.606	3.693	5.658	initial	0.260	0.273	0.187	0.383
iter1 - WF	1.813697	2.052799	12.58738	2.434172	iter1 - WF	1.480748	1.675957	2.087891	1.987321	iter1 - WF	0.087512	0.099027	0.121786	0.11993
TF	1.397031	1.635608	10.787667	1.860366	TF	1.140571	1.335352	1.78937	1.51885	TF	0.07078	0.082914	0.109069	0.091439
iter2 - WF	1.276608	1.50628	9.99781	1.640524	iter2 - WF	1.042255	1.229765	1.658354	1.339366	iter2 - WF	0.071972	0.075621	0.101663	0.083851
TF	1.236266	1.44523	9.485658	1.562959	TF	1.009319	1.179923	1.573403	1.27604	TF	0.069462	0.071085	0.095942	0.083856
iter3 - WF	1.212629	1.405314	9.110123	1.506802	iter3 - WF	0.990021	1.147334	1.511112	1.230192	iter3 - WF	0.069936	0.068628	0.087727	0.081403
TF	1.194177	1.373626	8.806297	1.45935	TF	0.974956	1.121463	1.460716	1.191451	TF	0.067827	0.064693	0.084077	0.079095
iter4 - WF	1.177721	1.348657	8.576986	1.420521	iter4 - WF	0.961522	1.101078	1.42268	1.159749	iter4 - WF	0.067689	0.06302	0.078997	0.07821
TF	1.162888	1.327283	8.394065	1.390388	TF	0.949411	1.083628	1.392338	1.135148	TF	0.065643	0.059922	0.078369	0.074763
iter5 - WF	1.148954	1.309435	8.243113	1.366959	iter5 - WF	0.938036	1.069056	1.3673	1.11602	iter5 - WF	0.065525	0.059445	0.076309	0.075198
TF	1.136333	1.293798	8.113792	1.348218	TF	0.927732	1.05629	1.345849	1.10072	TF	0.064063	0.058157	0.075465	0.072245

Spiderman - With Numbering - Actual Weights// Hybrid 4096														
DisPer					E_RMS					MaxAVG				
#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23	#Models	9	13	17	23
Bones	8.000	11.000	8.000		Bones	8.000	11.000	8.000		Bones	8.000	11.000	8.000	
initial	4.200	5.196	6.400	4.547	initial	4.200	4.242	5.225	3.712	initial	0.237	0.416	0.320	0.270
iter1 - WF	1.723606	1.719568	2.246375	1.793789	iter1 - WF	1.723606	1.403899	1.833998	1.464495	iter1 - WF	0.104997	0.113592	0.113065	0.133385
TF	1.383495	1.340801	1.773633	1.450012	TF	1.383495	1.094664	1.448039	1.183827	TF	0.095875	0.089704	0.091881	0.094796
iter2 - WF	1.287378	1.185137	1.544906	1.303156	iter2 - WF	1.287378	0.967576	1.261301	1.06393	iter2 - WF	0.094311	0.080361	0.086757	0.090989
TF	1.23153	1.118804	1.442459	1.233386	TF	1.23153	0.913421	1.17766	1.006968	TF	0.093013	0.070601	0.079763	0.079494
iter3 - WF	1.190103	1.071251	1.382064	1.189052	iter3 - WF	1.190103	0.874597	1.128353	0.970772	iter3 - WF	0.092516	0.069593	0.080532	0.079035
TF	1.158823	1.036996	1.340816	1.159738	TF	1.158823	0.84663	1.094677	0.94684	TF	0.090091	0.065466	0.077317	0.075882
iter4 - WF	1.134717	1.010714	1.30925	1.1373	iter4 - WF	1.134717	0.825173	1.068905	0.928521	iter4 - WF	0.089718	0.064718	0.077445	0.074836
TF	1.115747	0.991356	1.282818	1.118855	TF	1.115747	0.809369	1.047325	0.913462	TF	0.087361	0.063288	0.076121	0.073991
iter5 - WF	1.099748	0.975622	1.260113	1.102917	iter5 - WF	1.099748	0.796522	1.028788	0.900045	iter5 - WF	0.087216	0.062849	0.076102	0.072776
TF	1.086179	0.963043	1.239516	1.088945	TF	1.086179	0.786253	1.011972	0.889043	TF	0.085375	0.063101	0.074987	0.072609

Όπως βλέπουμε τα αποτελέσματα και εδώ υπάρχουν για ένα μοντέλο ανθρώπου. Τα αντίστοιχα έχουν εκτελεστεί και για ζώα. Τα αποτελέσματα των επιλογών μας αναλύονται στην Ενότητα 4.4

## ΔΗΜΟΣΙΕΥΣΕΙΣ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ

---

A. Moutafidou and V. Toulatzis and I. Fudos. Temporal Parameter-free Deep Skinning of Animated Meshes. In LNCS Advances in Computer Graphics, pp 3-24 38th Computer Graphics International Conference, CGI 2021, Geneva, Switzerland, September 6-10, 2021, doi : [https://doi.org/10.1007/978-3-030-89029-2\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-89029-2_1)

A. Moutafidou, and I. Fudos. «A Mesh Correspondence Approach for Efficient Animation Transfer», Computer Graphics and Visual Computing (CGVC) 2019, The Eurographics Association, doi: <https://doi.org/10.2312/cgvc.20191268>.

A. Moutafidou and V. Toulatzis and I. Fudos. Deep Fusible Skinning of Animation Sequences, submitted for journal publication to The Visual Computer, July 2022.

A. Moutafidou and V. Toulatzis and I. Fudos. Refining Animation Schemes for Highly Deformable Characters, submitted for journal publication to Computer & Graphics, November 2022.

A. Moutafidou and Fudos, Ioannis and Adamopoulos, George and Drosou, Anastasios and Tzouvaras, Dimitrios, Reconstruction and Visualization of Cultural Heritage Artwork Objects: First International Conference, TMM\_CH 2018, Athens, Greece, October 10–13, 2018, Revised Selected Papers, Part I. [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-12957-6\\_10](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-12957-6_10)

A. Moutafidou and Adamopoulos, George and Drosou, A. and Tzouvaras, Dimitrios and Fudos, Ioannis, Realistic Rendering of Material Aging for Artwork Objects. <https://diglib.eg.org/handle/10.2312/egp20181021>

Georgios Adamopoulos and Anastasia Moutafidou and Anastasios Drosou and Dimitrios Tzouvaras and Ioannis Fudos, A Multifragment Renderer for Material Aging Visualization, Eurographics 2018 - Posters, Delft, The Netherlands, April 16-20, 2018. <https://diglib.eg.org/handle/10.2312/egp20181021>

A. Moutafidou and Adamopoulos, Georgios and Drosou, Anastasios and Tzouvaras, Dimitrios and Fudos, Ioannis, Multiple Material Layer Visualization for Cultural Heritage Artifacts, The Eurographics Association, Eurographics Workshop on Graphics and Cultural Heritage 2018. [<https://diglib.eg.org/handle/10.2312/gch20181353>]

## ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ

---

Η Αναστασία Μουταφίδου, γεννήθηκε στις 14 Οκτωβρίου του 1993 στην πόλη της Καβάλας. Ολοκλήρωσε τις πρώτες σπουδές της στο τμήμα Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων το 2015. Ολοκλήρωσε τις μεταπτυχιακές σπουδές της στο τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων. Επιπλέον, έχει πραγματοποιήσει δίμηνη πρακτική άσκηση στην εταιρία You Καβάλας στο κομμάτι του service αλλά και της γραμματειακής υποστήριξης κατά την καλοκαιρινή περίοδο Ιουλίου Αυγούστου 2015 που προσφέρει το τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής. Επίσης, εργάστηκε ως επιστημονικός συνεργάτης στο Ινστιτούτο Τεχνολογιών Πληροφορικής και Επικοινωνιών του ΕΚΕΤΑ ως ερευνητής. Το 2022 ολοκλήρωσε και ένα δεύτερο κύκλο μεταπτυχιακών σπουδών στο Παιδαγωγικό τμήμα Δημοτικής Εκπαίδευσης με κατεύθυνση στις Φυσικές Επιστήμες. Στην συνέχεια της δόθηκε διδακτορική υποτροφία απο το ΙΚΥ απο το 2017 εως και σήμερα. Παράλληλα εργάστηκε στο πρόγραμμα "Q3D: Quality Assurance in 3D Printing" για ένα χρόνο.