

Report on Human Gesture Recognition Project 2023 - 2024

Φοιτητής : Μακρής Ορέστης Αντώνιος, AM 1084516, Έτος 4

Το (HGR) αποσκοπεί στην κατηγοριοποίηση χειρονομιών χρησιμοποιώντας δεδομένα αισθητήρων που συλλέχθηκαν από συμμετέχοντες. Αυτή η αναφορά περιγράφει τη διαδικασία συλλογής δεδομένων, τις μεθόδους αναγνώρισης, τα βήματα μηχανικής επεξεργασίας δεδομένων, την εκπαίδευση και την αξιολόγηση μοντέλων κατηγοριοποίησης, καθώς και τα αποτελέσματα των διαφόρων μοντέλων.

Διαδικασία Συλλογής Δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων συλλέχθηκε από δύο συμμετέχοντες: έναν ηλικίας 30 ετών με εμπειρία στην συλλογή δεδομένων για HGR και έναν ηλικίας 54 ετών χωρίς προηγούμενη εμπειρία. Χρησιμοποιήθηκε το αισθητήριο MetaMotionR, τοποθετημένο στο δεξί χέρι των συμμετεχόντων με τον κύριο αισθητήρα προς τα έξω, επίσης οι συμμετέχοντες βρίσκονταν καθιστοί άθολη την διαδικασία συλλογής. Τα δεδομένα δειγματοληπτήθηκαν στα 100 Hz χρησιμοποιώντας ένα επιταχυνσιόμετρο με ευαισθησία 8g και ένα γυροσκόπιο με ευαισθησία 1000 μοίρες ανά δευτερόλεπτο, δεν χρησιμοποιήσαμε της μέγιστες επιτρεπτές τιμές που επιτρέπει η συσκευή για να μειώσουμε την απώλεια δεδομένων σε κάθε session μεταξύ των δυο output αρχείων acc and gyr Bluetooth no ideal 😞. Κάθε συνεδρία περιλάμβανε 15 επαναλήψεις ανά κατηγορία κίνησης, με τους συμμετέχοντες να επιστρέφουν στην προεπιλεγμένη θέση του χεριού default ανάμεσα στις κινήσεις. Ο πρώτος συμμετέχοντας, ηλικίας 30 ετών, είχε 5 συνεδρίες ανά κατηγορία, συνολικά $5 \times 15 = 75$ individual gesture per class, ενώ ο δεύτερος συμμετέχοντας, ηλικίας 54 ετών, είχε $9 \times 14 = 126$ individual gesture per class συνεδρίες ανά κατηγορία, αρά συνολικά 201 individual gesture per class και για όλες τι κολάσεις 1005 individual gesture.

Κατηγορίες και Αναγνώριση

Οι πέντε διακριτές κατηγορίες χειρονομιών ορίστηκαν και αναγνωρίστηκαν ως εξής:

1. **Πυροβολισμός (Gun Shot):** Δημιουργία της χειρονομίας του όπλου με τα δάχτυλα και κίνηση του βραχίονα 90 μοίρες προς τα πάνω και επιστροφή στην default θέση του χεριού.
2. **Δεξιόστροφη (Clock Wise):** Κυκλική κίνηση της παλάμης μόνο προς την κατεύθυνση των ρολογιών του προγράμματος.
3. **Αριστερόστροφη (Anti_Clock_Wise):** Παρόμοια με τη Δεξιόστροφη, αλλά εκτελείται αντίστροφα προς τις ρολογιές του προγράμματος.
4. **Αριστερή Οριζόντια Κύλιση (Left_Horizontal_Scroll):** Από την προεπιλεγμένη θέση του χεριού, η παλάμη επιπλέονει οριζόντια σε γωνία 90 μοιρών και κάνει δύο αριστερές κούνιες για να μετακινήσει την υποθετική οθόνη.
5. **Δεξιά Οριζόντια Κύλιση (Right_Horizontal_Scroll):** Ίδια με την Αριστερή Οριζόντια Κύλιση, αλλά εκτελείται προς τα δεξιά.

Το summation of each session και η σύνθεση των δεδομένων υλοποιήθηκαν στο 1_data_preparation_segmentation.ipynb. Οι συνεδρίες διασταυρώθηκαν δεδομένα γυροσκοπίου και επιταχυνσιόμετρου σε μεμονωμένες κινήσεις, με αποτέλεσμα 15 αρχεία CSV για κάθε μια συνεδρία των 14 συνολικά που απαρτίζουν μια κλαση που αποθηκεύονται στο merged_data.

Δημιουργία Dataset για Ανάλυση και Μοντέλα

Τα δεδομένα που διασταυρώθηκαν φορτώθηκαν σε βάση δεδομένων MongoDB χρησιμοποιώντας το 2_aiot_dataset_creation.ipynb. Επιπρόσθετα στις δοσμένες βιβλιοθήκες utils.py και utils_visual.py προστέθηκαν ορισμένα module def για επέκταση της λειτουργικότητας του αναπτύχθηκαν για την υποστήριξη της επεξεργασίας και οπτικοποίησης των δεδομένων, κάθε νέο def περιέχει εκτενή σχολιασμό σύμφωνα με τις οδηγίες στυλ Python της Google για σαφήνεια και συντηρησιμότητα.

Ανάλυση Δεδομένων και Εκπαίδευση Μοντέλων

Το 3_aiot_project.ipynb πραγματοποιεί εξερευνητική ανάλυση δεδομένων (EDA) και το data preprocessing. Εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος sliding window με μήκος παραθύρου όσο το μέσο μήκος κάθε ξεχωριστού gesture. Στην συνέχεια εφαρμόστηκε το lowpass φίλτρο για το smoothing των time series. Ακολουθεί διαίρεση των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου (στην περίπτωση χρήσης Νευρωνικών Δικτύων, διαχωρίσαμε τα δεδομένα σε σύνολα εκπαίδευσης/επικύρωσης/ελέγχου). Χρησιμοποιήσαμε έναν αλγόριθμο κλιμάκωσης για να κλιμακώσουμε τα δεδομένα σε ένα τυπικό εύρος τιμών(main max scaler). Πραγματοποιήσαμε μείωση διαστατικότητας χρησιμοποιώντας Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (PCA). Στο PCA, χρησιμοποιήσαμε 2 και 3 συνιστώσες για να δούμε τη συμπεριφορά των δεδομένων, επιλέγοντας το πλήθος των συνιστωσών με το ποσοστό της διακύμανσης του συνόλου δεδομένων για να έχουμε τουλάχιστον 4 συνιστώσες, διότι στις τρεις και δυο όπως βλέπουμε δεν έχουμε ξεκάθαρη εικόνα του διαχωρισμού των κλάσεων.

Εκπαίδευση και Αξιολόγηση Μοντέλων

Τρία μοντέλα κατηγοριοποίησης εκπαιδεύτηκαν και αξιολογήθηκαν:

1. **Τυχαίο Δάσος (RF) και Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM):** Το RF πέτυχε συνολική ακρίβεια 99%, ενώ το SVM πέτυχε 100% ακρίβεια στην καλύτερη κατηγορία.
2. **Βελτιστοποίηση με Αναζήτηση Πλέγματος για τους δύο ταξινομητές**
3. **Νευρωνικά Δίκτυα (NN):** Χρησιμοποιήθηκαν αρχιτεκτονικές Dense απλό nn , Bidirectional LSTM και CNN. Το Conv1D έφτασε ακρίβεια 100%, ενώ τα NN και LSTM έφτασαν 99% και 98% αντίστοιχα, ενώ το απλό nn με dense εμφάνισε μερική υπερεκπαίδευση το είδα από το Training and Validation Loss plot.
4. **Αξιολόγηση Επίδοσης:** Οι πίνακες σύγχυσης και η αξιολόγηση ακρίβειας ανά κατηγορία παρείχαν εικόνες για την απόδοση των μοντέλων.

Συμπεράσματα και Προτάσεις

Συνιστώ να ελέγξετε τα αποτελέσματα σε κάθε κελί πριν την εκτέλεση των Jupiter notebook , καθώς η εκπαίδευση των ταξινομητών μπορεί να πάρει πολύ χρόνο, ειδικά κατά την **Βελτιστοποίηση με Αναζήτηση Πλέγματος για τους δύο ταξινομητές.**

Το project πληροί όλες τις απαιτήσεις και τις μπόνους.

Σημειώνεται ότι λόγω προβλημάτων με τις βιβλιοθήκες graphz και τη βιβλιοθήκη pydot, τα διαγράμματα των νευρικών εκτελέστηκαν στο Google Colab και προστέθηκαν ως αρχεία PNG στα δεδομένα.