

Riconoscimento di movimenti e posture del corpo

Report per l'Esame di Fondamenti di Machine Learning

FRANCESCO BARALDI

132097

Corso di Laurea in Ingegneria Informatica

256745@studenti.unimore.it

Abstract

Questo documento presenta un'analisi di diversi modelli di machine learning per il riconoscimento delle attività umane (Human Activity Recognition, HAR). Lo scopo è quello di riconoscere correttamente la posizione di una persona tra 5 possibili classi, per farlo si è utilizzato un dataset che contiene i dati che quattro accelerometri, posti su quattro diverse posizioni del corpo, hanno raccolto in un esperimento di 8 ore su quattro soggetti diversi. Inoltre vengono utilizzati dati generici sui soggetti, come il nome, peso, l'altezza, l'indice di massa corporea, l'età e il sesso. Gli accelerometri sono posti sulla vita, sulla coscia sinistra, sul braccio destro e sulla caviglia destra. Il dataset contiene più di 165 mila samples.

1 Introduzione

La ricerca nel campo dello Human activity recognition (HAR) ha diverse applicazioni, soprattutto in ambito medico, infatti può permettere alle persone più anziane, ma anche a persone più deboli o malate, di essere monitorate e in caso di caduta o incidente la tecnologia può intervenire tempestivamente, riconoscendo un'anomalia nella posizione del soggetto, consentendo quindi maggiore sicurezza.

I possibili approcci allo HAR sono due, l'**image processing** consiste nell'analizzare immagini e video per monitorare lo stato di un soggetto, questo implica per che il controllo può essere fatto solamente in determinati luoghi dove sono presenti per esempio delle telecamere adibite allo scopo specifico. Un altro approccio è basato su **sensori indossabili** come degli accelerometri, in questo caso il soggetto dovrà indossare questi accessori per poter effettuare il controllo ma non ci saranno vincoli di spazio. Con il veloce sviluppo dei dispositivi IoT (Internet of Things) questo approccio potrà essere sempre più facile da implementare, per esempio integrando dei dispositivi per il monitoraggio direttamente nei vestiti. Un possibile problema potrebbe essere la miniaturizzazione dei dispositivi hardware, e la relativa gestione energetica, infatti questi dispositivi avranno bisogno di energia per funzionare.

In questo report però ci si limita ad analizzare un problema concreto, in particolare i dati di 4 accelerometri posti sulla vita, sulla coscia sinistra, sul braccio destro e sulla caviglia destra di 4 soggetti in un esperimento durato 8 ore. Questi dati sono raccolti, con altre caratteristiche dei soggetti che hanno partecipato all'esperimento (nome, sesso, età, altezza, peso, indice di massa corporea), in un dataset di oltre 165 mila samples in totale. Lo scopo è quello di riconoscere correttamente la posizione di un soggetto con le features disponibili, quindi è un problema di classificazione e le classi sono cinque:

- **sitting-down**
- **standing-up**
- **standing**
- **walking**

- **sitting**

Il documento prosegue con la sezione 2, nella quale viene fatta un'analisi dei dati utilizzati, in particolare verranno mostrati i risultati dell'exploratory data analysis (EDA) del dataset. Nella sezione 3 vengono discussi i possibili modelli di machine learning che possono essere applicati a questo problema e descritti quelli che sono stati scelti. Inoltre per ogni modello scelto verranno presentate tre versioni: una con i dati in input grezzi, non processati, una seconda versione con in input i dati pre-processati, e infine la terza versione sarà la migliore versione tra la 1 e la 2 in ensemble. Nella sezione 4 viene descritto il processo di implementazione dei vari modelli scelti, come è stato fatto il tuning degli iperparametri, il pre-processing e il metodo di valutazione. Infine nella sezione 5 si traggono le conclusioni con un confronto tra i vari modelli.

2 Analisi dei dati

Il dataset [?] contiene 165633 sample e 19 features, dopo una veloce analisi dei dati è stata fatta una conversione di tipo da stringa a tipo numerico, in particolare la feature *body_mass_index* e la feature *how_tall_in_meters* sono state convertite da stringhe a tipo numerico. Inoltre la feature *z4*, che rappresenta la coordinata z del quarto accelerometro, avendo un sample con un valore non numerico è stata convertita in modo forzato in tipo numerico, trasformando il valore errato in NaN, dopodiché è stato scelto di eliminare il sample con questo valore dal dataset. Il resto del dataset non contiene valori nulli o anomali. Il dataset risulta sbilanciato per quanto riguarda la feature target, chiamata *class*, come si vede dalla figura 1 infatti sono presenti più samples per le classi *sitting*, *standing* e *walking*. Quindi sarà necessario stratificare durante lo splitting del dataset e utilizzare delle metriche opportune, come l'accuracy bilanciata invece dell'accuracy semplice.

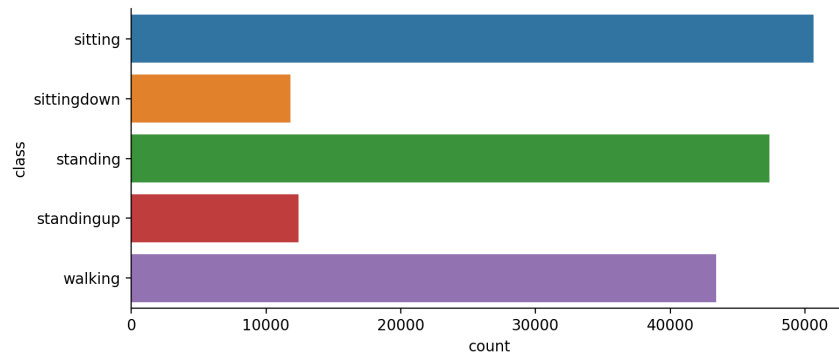


Figure 1: Bilanciamento della variabile target.

Come si vede invece dalla figura 2 i sample raccolti per ogni soggetto dell'esperimento sono bilanciati per tre soggetti mentre sono in misura minore per il soggetto *josecarlos*. Dalla figura 3 si vede invece per ogni soggetto la percentuale di sample per ogni classe, e questo rispecchia il bilanciamento generale delle classi mostrato in figura 1, infatti le percentuali sono simili, in particolare le classi *sittingdown* e *standingup* sono presenti in misura minore.

In figura 4 sono rappresentate le distribuzioni di probabilità dei dati raccolti dall'accelerometro 2, cioè quello posto sulla coscia sinistra, classificati in base alla posizione dei soggetti. Si può notare come nel caso della classe *sitting* e *standing* tutte e tre le coordinate sono più concentrate nell'intorno di un'unico valore, infatti la cosiddetta *campana* è più stretta e alta. Questo può significare che se il valore letto è lontano dal valore di riferimento difficilmente la posizione sarà una delle due tra *sitting* e *standing*.

Nella figura 5 si vede la relazione tra le coordinate dell'accelerometro 2 e le coordinate di tutti gli accelerometri divisi per classe. Le informazioni utili che si ricavano da questo grafico sono che le coordinate dell'accelerometro 3, quello sulla caviglia destra, differiscono da quelle dell'accelerometro 2 nel caso di posizione *standingup* e *walking*, infatti la zona rossa,

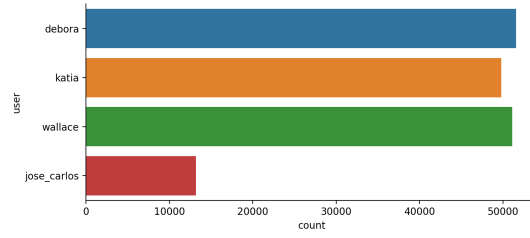


Figure 2: Bilanciamento della variabile target.

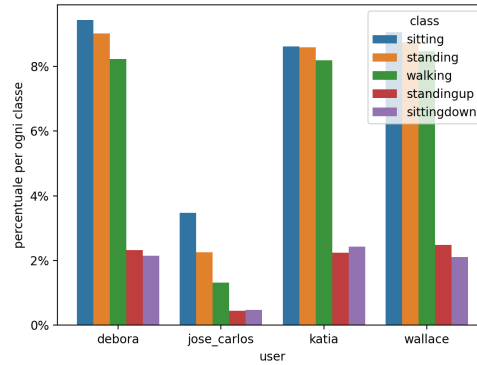


Figure 3: Bilanciamento della variabile target.

che rappresenta la classe la posizione *standingup*, assume valori minori in termini di coordinate dell'accelerometro 3. Il resto delle classi non sono distinguibili e le coordinate assumono un range di valori simile tra loro.

L'accelerometro 1, quello posto sulla vita, legge delle coordinate a seconda della posizione che sono rappresentate on figura 6. Come si vede dai tre grafici rappresentanti le tre coordinate, i valori non variano molto al variare della posizione, eccezion fatta per la coordinata z che diminuisce il suo valore in posizione *sitting down*. Questa informazione è ragionevole infatti la vita è la parte del corpo che cambia meno la sua posizione nello spazio al variare della postura. Quando ci siede invece l'altezza della vita (rappresentata dalla coordinata z) si abbassa e quindi diminuisce la coordinata relativa. Inoltre dai grafici 6a, 6b, 6c è possibile notare degli high leverage point presenti nei dati, cioè quei sample che differiscono dagli altri in termini di valore di una feature, in questo caso le feature $x1$, $y1$ e $z1$.

Nella fase di pre-processing delle variabili è stato fatto un encoding delle features categoriche, in particolare la feature *gender* è stata trasformata con un oggetto di tipo `LabelEncoder()`, che ha mappato i due possibili valori, *man* e *woman*, in numeri 0 e 1 rispettivamente. Inoltre è stato fatto l'encoding con lo stesso metodo anche della variabile target, *class*, mappando le cinque classi con numeri da 0 a 4. Dopodiché è stato effettuato il min-max scaling alle features, che porta il valore di ogni feature tra 0 e 1, per velocizzare il training dei modelli. Inoltre per alcuni modelli è stato deciso di fare una riduzione delle features tramite la PCA (Principal Component Analysis), che sarà però approfondita nella sezione 4. Infine il criterio di splitting scelto per il dataset è stato il seguente:

- **training set:** 80% del dataset originale
- **test set:** 20% del dataset originale

Lo splitting è stato fatto in modo stratificato in modo da effettuare la divisione mantenendo bilanciate le classi della variabile target.

In fase di cross validazione sarà poi effettuato un ulteriore splitting del training set, in validation set e development set per fare la model selection per la scelta opportuna dei parametri

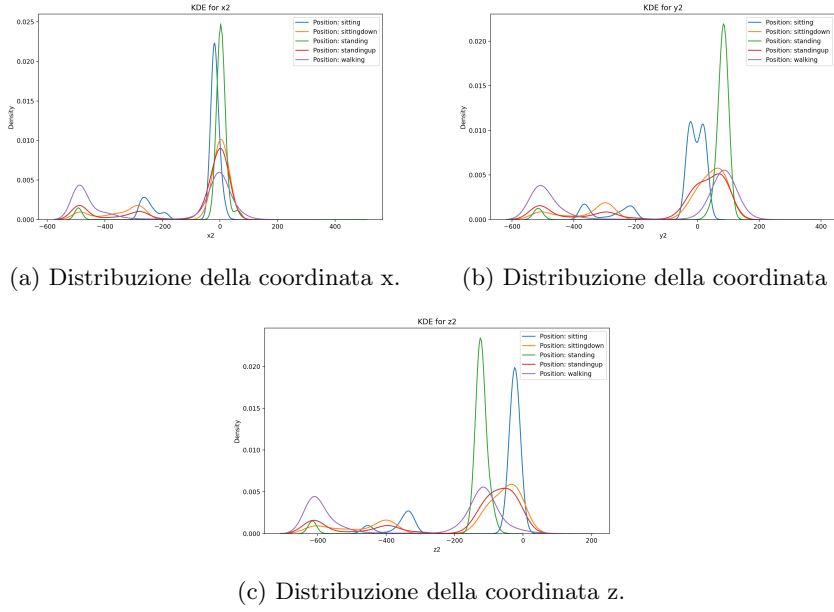


Figure 4: Densità delle coordinate dell'accelerometro 2.

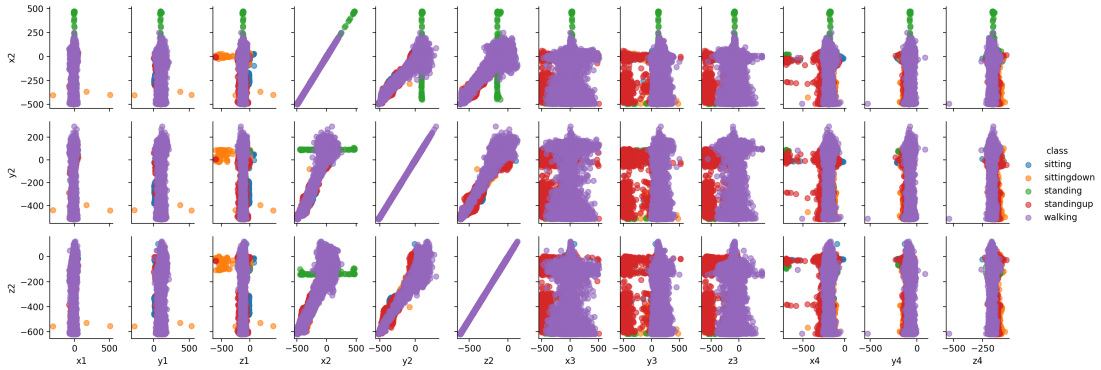


Figure 5: Pairplot delle coordinate dell'accelerometro 2.

dei vari modelli, e la model assessment per stimare le prestazioni dei modelli.

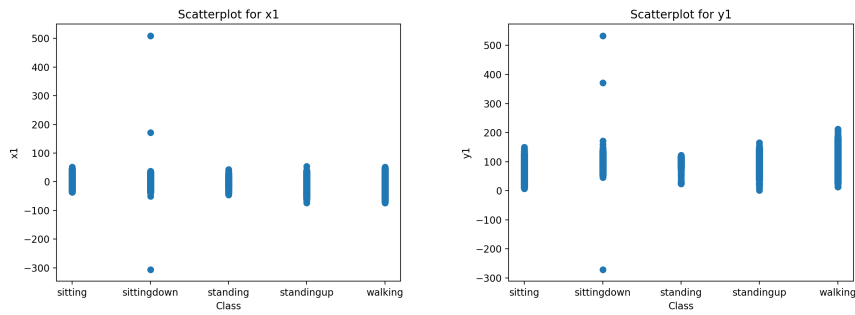
3 Discussione dei modelli

4 Dettagli implementativi

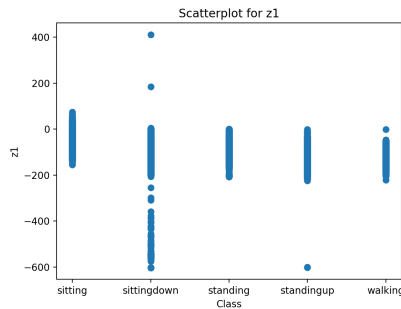
5 Risultati e discussione

6 \LaTeX Examples

The following examples should help you to write your technical report using \LaTeX . You'll find here the examples of tables, figures, citations and references. For other features of \LaTeX , see tutorials on **Overleaf** or use this **cheatsheet**. To work with this template, download its entire folder (including /sections, /bibliography and /figures), and run your \LaTeX editor like **Overleaf**.



(a) Distribuzione della coordinata x. (b) Distribuzione della coordinata y.



(c) Distribuzione della coordinata z.

Figure 6: Densità delle coordinate dell'accelerometro 2.

Example Citation

Example of citation: [?] and [?].

Example References

Example of table reference: see Table 1.

Example of equation reference: see Equation (1).

Example of reference to Section ??.

Example of reference to Subsection ??.

Example of figure reference: see Figure 7.

Example of subfigure reference: see Figure 8a.

Example list

- Bullet point one
- Bullet point two
- Nested list items:
 - Nested item one
 - Nested item two

Enumerations

1. Numbered list item one
2. Numbered list item two

3. Nested list items:

- (a) Nested item one
- (b) Nested item two

Example Table

Treatments	Response 1	Response 2
Treatment 1	0.0003262	0.562
Treatment 2	0.0015681	0.910
Treatment 3	0.0009271	0.296

Table 1: Table caption

Example Equation

Equations within the text: $e = mc^2$. Equation with label on its own line:

$$e = mc^2 \tag{1}$$

Example Figures



Figure 7: An example of simple figure.

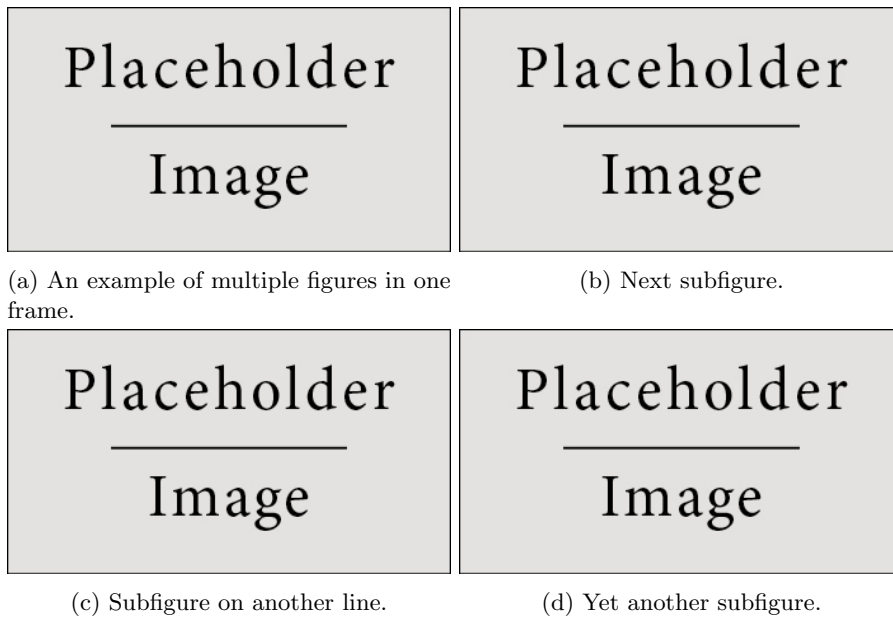


Figure 8: More figures in appendix.