

Riconoscimento di Attività Umane con Perceptron Intelligenza Artificiale

Lapo BARTOLACCI

January 10, 2020

1 Introduzione

I moderni smartphone hanno la possibilità di sfruttare i molti sensori che hanno integrati. Dato il ruolo sempre più centrale di questi dispositivi nella vita di tutti i giorni, si prevede che questi dispositivi terranno continuamente traccia delle nostre attività, imparando da esse per aiutarci a prendere decisioni migliori. Il Riconoscimento di Attività ha lo scopo di identificare le azioni eseguite da un essere umano date delle informazioni percepite da esso o dall'ambiente. In questo elaborato vengono utilizzate le informazioni ricavate dai sensori presenti negli smartphone per classificare un insieme di attività (standing, walking, laying, walking upstairs e walking downstairs) utilizzando l'algoritmo di apprendimento supervisionato Perceptron.

2 Metodo

2.1 Data Set

Il data set utilizzato è disponibile qui: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Human+Activity+Recognition+Using+Smartphones>

I dati sono stati raccolti con un gruppo di 30 volontari di età compresa tra i 19 e i 48 anni. Ogni persona ha eseguito le 6 attività con uno smartphone alla vita, registrando i dati del giroscopio e dell'accelerometro ad una frequenza di 50 Hz. I dati sono stati partizionati in modo casuale in due insiemi, il 70% è stato utilizzato per il training e il 30% per il test.

Ulteriori informazioni su come sono stati processati i dati sono disponibili nella pagina del data set.

2.2 Implementazione

Il linguaggio di programmazione utilizzato è il Python, in particolare è stata utilizzata l'implementazione dell'algoritmo Perceptron fornita dalla libreria **Scikit-learn**. Dopo aver creato un oggetto perceptron ho fatto il training con 7352 istanze ognuna con 561 features.

```
ppn = Perceptron(max_iter=1000, eta0=0.1, random_state=0)
ppn.fit(features_train, target_train)
```

Ho poi testato il perceptron appena allenato con 2947 istanze di test.

```
target_pred = ppn.predict(features_test)
```

3 Risultati

| | | Predette | | | | | | |
|-------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|--------------|
| | | Walking | Upstairs | Downstairs | Standing | Sitting | Laying | Recall % |
| Effettive | Walking | 488 | 1 | 5 | 2 | 0 | 0 | 98.39 |
| | Upstairs | 9 | 454 | 7 | 1 | 0 | 0 | 96.39 |
| | Downstairs | 2 | 3 | 411 | 4 | 0 | 0 | 97.86 |
| | Standing | 0 | 0 | 0 | 524 | 8 | 0 | 98.5 |
| | Sitting | 0 | 2 | 0 | 85 | 404 | 0 | 82.28 |
| | Laying | 0 | 0 | 0 | 23 | 0 | 514 | 95.72 |
| Precision % | | 97.8 | 98.7 | 97.16 | 82.0 | 98.06 | 100.0 | 94.84 |

Table 1: Matrice di Confusione. Le righe rappresentano le classi effettive e le colonne le classi predette. La diagonale mostra le istanze classificate correttamente.

I risultati della classificazione di Perceptron per i dati di test sono riportati tramite matrice di confusione nella Table 1, dove sono anche mostrati l'accuratezza complessiva, la precisione e il recall. Sono state valutate 2947 istanze di test con circa lo stesso numero di istanze per classe. La maggior parte delle predizioni false si hanno per le classi sitting e laying a differenza dei risultati riportati da Anguita et al. [1] nella Figure 1, dove le attività statiche hanno performato meglio rispetto a quelle dinamiche.

| Method | MC-SVM | | | | | | | MC-HF-SVM $k = 8$ bits | | | | | | |
|-------------|------------|-----------|------------|------------|------------|------------|-------------|------------------------|-----------|------------|------------|------------|------------|-------------|
| Activity | Walking | Upstairs | Downstairs | Standing | Sitting | Laying | Recall % | Walking | Upstairs | Downstairs | Standing | Sitting | Laying | Recall % |
| Walking | 109 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 95.6 | 109 | 2 | 3 | 0 | 0 | 0 | 95.6 |
| Upstairs | 1 | 95 | 40 | 0 | 0 | 0 | 69.8 | 1 | 98 | 37 | 0 | 0 | 0 | 72.1 |
| Downstairs | 15 | 9 | 119 | 0 | 0 | 0 | 83.2 | 15 | 14 | 114 | 0 | 0 | 0 | 79.7 |
| Standing | 0 | 5 | 0 | 132 | 5 | 0 | 93.0 | 0 | 5 | 0 | 131 | 6 | 0 | 92.2 |
| Sitting | 0 | 0 | 0 | 4 | 108 | 0 | 96.4 | 0 | 1 | 0 | 3 | 108 | 0 | 96.4 |
| Laying | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 142 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 142 | 100 |
| Precision % | 87.2 | 87.2 | 72.6 | 97.1 | 95.6 | 100 | 89.3 | 87.2 | 81.7 | 74.0 | 97.8 | 94.7 | 100 | 89.0 |

Figure 1: Matrice di confusione dei risultati riportati da Anguita et al. [1] utilizzando due versioni di un classificatore diverso.

References

- [1] D. Anguita, A. Ghio, L. Oneto, X. Parra, and J. L. Reyes-Ortiz. Human activity recognition on smartphones using a multiclass hardware-friendly support vector machine. In *International workshop on ambient assisted living*, pages 216–223. Springer, 2012.