

Foot classifier

Progetto IC

Luigi Lomasto, Marco Mecchia

29 Febbraio 2016

Prof. Roberto Tagliaferri

Dott. Michele Fratello

Dott. Paola Galdi

Dott. Angela Serra

Outline

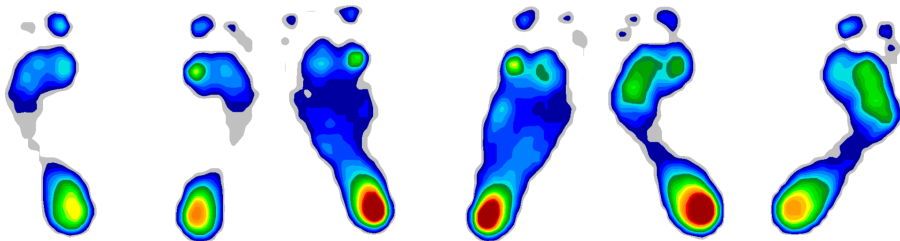
- 1 Introduzione al problema
- 2 Dataset
- 3 Preprocessing
 - Trasformazione delle immagini
 - Divisione, rotazione e cropping delle immagini
- 4 Feature extraction
 - Features primo classificatore
 - Features secondo classificatore
- 5 Feature Selection
- 6 Scelta dei classificatori
- 7 Infrastruttura
- 8 Risultati
 - Primo classificatore

Il problema

Dato un insieme di immagini piedebarometriche, classificare automaticamente le seguenti patologie:

- Cavo
- Piatto
- Normale
- Valgo

Patologie



Struttura del dataset

Il dataset è costituito da 190 piedi (95 coppie) di cui:

- 121 Cavi
- 13 Piatti
- 56 Normali

per la prima classe di patologie, mentre:

- 88 Valghi
- 102 Normali

per la seconda classe di patologie.

Panoramica

Nella fase di preprocessing, abbiamo eseguito le seguenti operazioni.

- Conversione delle immagini .bmp in .png.
- Pulizia delle immagini (rimozione del baricentro).
- Trasformazione delle immagini in scala di grigio.
- Divisione, rotazione e cropping dei piedi.

Trasformazione delle immagini

- Trasformazione da uno spazio 3D (R,G,B) ad uno spazio 1D.
- Necessaria per valutare la pressione in un pixel dell'immagine.
- Problema: Come associare ad ogni tripla (R,G,B) il valore di intensità corretto?

Prima soluzione

- Clustering sulle immagini.
- Trovati i centroidi, sostituire ogni pixel dell'immagine con il rappresentante del proprio cluster.
- Ordinare i centroidi per intensità crescente e associare valori compresi tra 0 e 1.
- Problemi: Trovare il k adatto, trovare un ordinamento per i cluster.

Soluzione definitiva

- Variante della prima soluzione.
- Possibile grazie alla scala colorata delle pressioni fornita dal medico.



Rotazione e cropping delle immagini

- La divisione é stata necessaria per separare piede destro da piede sinistro.
- La rotazione non é strettamente necessaria.
- Il cropping rimuove la parte di sfondo superflua.

Rotazione del piede

Abbiamo utilizzato l'algoritmo classico per la rotazione di una retta, cioè:

- 1 Trovare il punto dove applicare la rotazione.
- 2 Calcolare il coefficiente angolare della retta.
- 3 Applicare la rotazione.

Nel nostro caso, abbiamo usato la retta che congiunge i due punti di massima pressione, e l'estremo in basso del tallone.

Feature extraction

- Necessaria per via della natura delle immagini.
- Trasformazione in uno spazio standard non nota in letteratura.

Abbiamo implementato algoritmi ad-hoc per l'estrazione delle features.
Dovendo lavorare con due classificatori:

- Cavo vs piatto vs normale.
- Valgo vs varo vs normale.

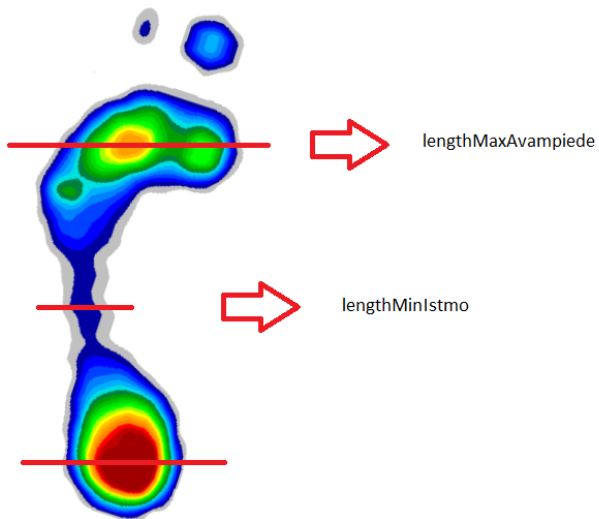
sono stati implementati due algoritmi per estrarre le caratteristiche diverse.

Features primo classificatore (1/2)

Le features estratte per le patologie appartenenti alla prima classe sono le seguenti:

- **lengthMinIstmo**: esprime la lunghezza minima che assume l'istmo.
- **lengthMedialstmo**: esprime la lunghezza media dell'istmo.
- **lengthMaxAvampiede**: esprime la massima lunghezza che assume l'avampiede.
- **indexPathology**: Si ottiene dal rapporto $\frac{\text{lengthMaxAvampiede}}{\text{lengthMinIstmo}}$
- **mediumPressure**: Indica la pressione media esercitata dal piede.

Features primo classificatore (2/2)



Features secondo classificatore (1/2)

Le features estratte per le patologie appartenenti alla seconda classe sono le seguenti:

- **approssimated**: vale 0 se la differenza tra il punto di massima pressione del tallone ed il centro del tallone ≤ 10 .
- **leftDistance**: esprime la distanza del punto di massima pressione del tallone dall'estremo sinistro.
- **rightDistance**: esprime la distanza del punto di massima pressione del tallone dall'estremo destro.

Features secondo classificatore (2/2)

immagine

Feature Selection

La features selection è stata fatta in modo esaustivo, utilizzando le performance del classificatore come metro di giudizio.

Motivi:

- Basso numero di features usate.
- Si valutano tutti i possibili sottoinsiemi di features.

Sottoinsiemi valutati:

- 31 per il primo classificatore.
- 15 per il secondo classificatore.

Classificatori

SVM Gaussiano (Radial-Basis-Function).

Scelta dovuta ai seguenti motivi :

- RBF ben di adatta a problemi di classificazione dove il dataset è significativamente più grande rispetto al numero di dimensioni.
- Reti Neurali troppo complesse per il problema affrontato.
- SVM lineare generalmente usato quando si ha alta dimensionalità.

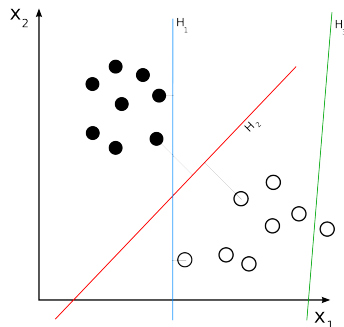
SVM Lineare.

Motivo:

- Per la prima classe di problemi abbiamo individuato delle features con le quali è possibile generare un iperpiano di separazione.

SVM Lineare

- Un classificatore SVM costruisce un iperpiano (o insieme di iperpiani) che può essere usato per fare classificazione.
- Una buona separazione è data dall'iperpiano che massimizza la distanza dal punto dei dati più vicino

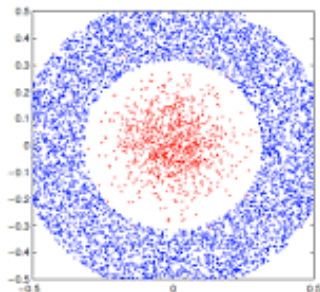


Kernel

Spesso si ha a che fare con classi non separabili linearmente.

Kernel: Rendono utilizzabili modelli lineari con dati non linearmente separabili

- Mapping dei dati in dimensioni più alte
- Applicano un modello lineare nel nuovo spazio



Kernel RBF (Radial-Basis-Function)

Kernel RBF: $k(x, z) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2)$

Per scegliere la configurazione ottimale abbiamo testato tutte le possibili combinazioni con:

- $10^{-3} < C < 10^3$
- $10^{-2} < \gamma < 10^0$

Infrastruttura

L'infrastruttura progettata è la seguente:

- \forall Sottoinsieme di features
 - Per N volte
 - Dividiamo il dataset in training set e test set.
 - Applichiamo cross validation sul training set per stimare la configurazione migliore.
 - Calcolo delle accuratezze sul test.
 - Calcolo delle accuratezze medie.

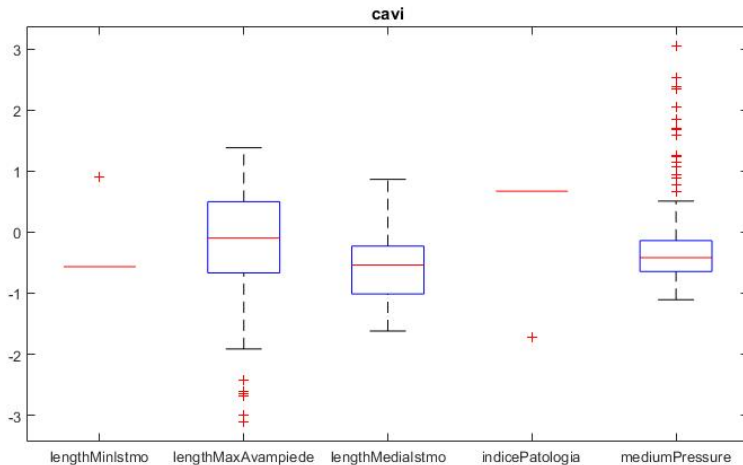
Il sottoinsieme scelto è quello con accuratezza totale media più alta.

Scelta della migliore configurazione: T-test

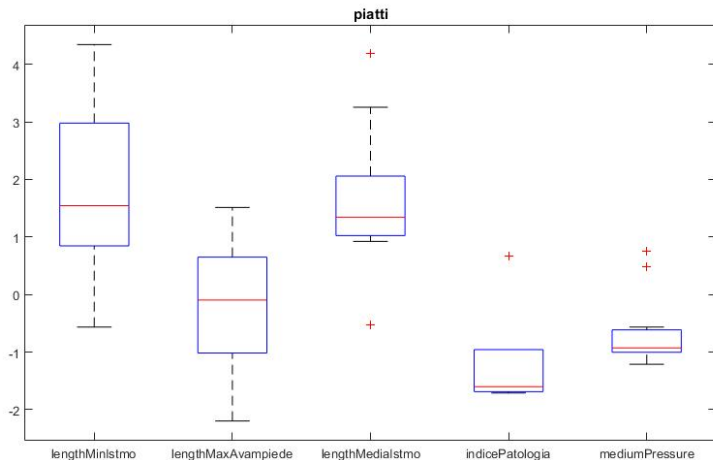
Per valutare la migliore configurazione ci siamo serviti del T-test.

- Per ogni configurazione abbiamo ottenuto una distribuzione di accuratezze.
- T-test tra ogni configurazione e la successiva per studiarne la significatività.
- Se c'è significatività, (differenza non casuale) si prende la configurazione con accuratezza media più alta.

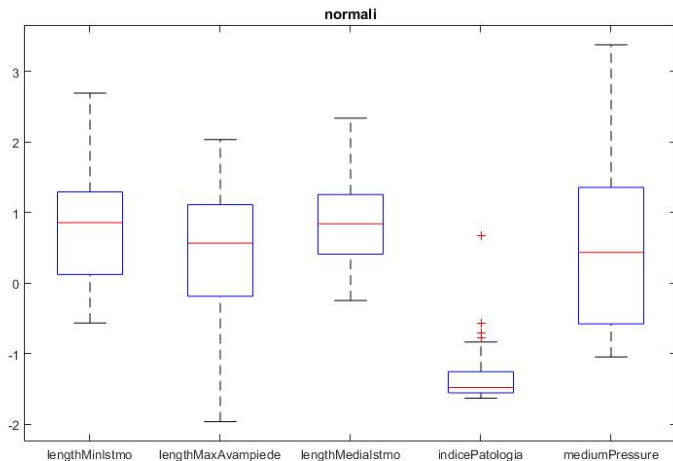
BoxPlot delle features per i piedi Cavi



BoxPlot delle features per i piedi Piatti



BoxPlot delle features per i piedi Normali



Risultati SVM lineare sottoinsieme migliore

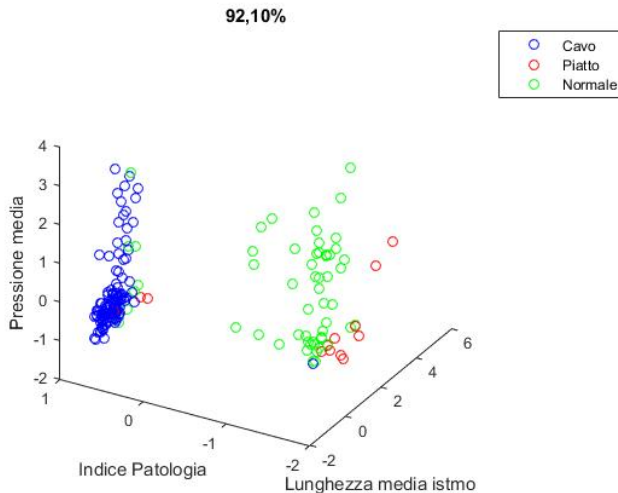
Features: lengthMedialstmo, indicePatologia, mediumPressure

Numero fold: 5

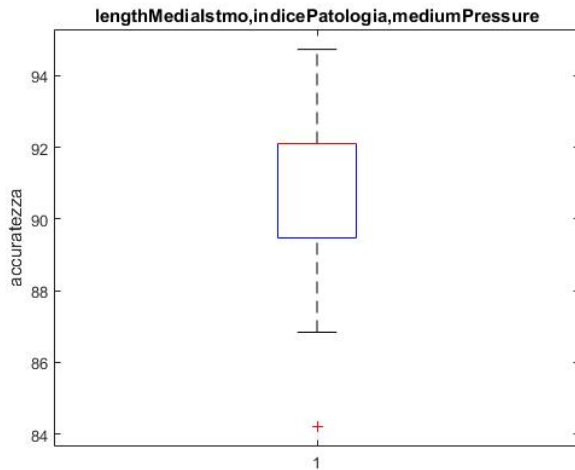
Numero piedi per fold: 24 cavi, 2 piatti, 12 normali.

- **Accuratezza totale:** 92.14%
- **Accuratezza prima classe:** 99.33%
- **Accuratezza seconda classe:** 2%
- **Accuratezza terza classe:** 86.50%
- **Configurazione:** $C=0.01$

Risultati SVM lineare sottoinsieme migliore



Risultati SVM lineare sottoinsieme migliore



Risultati SVM lineare sottoinsieme peggiore

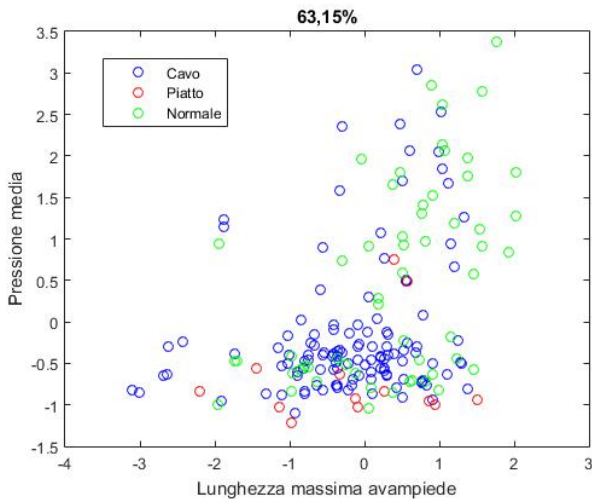
Features: lengthMaxAvampiede, mediumPressure

Numero fold: 5

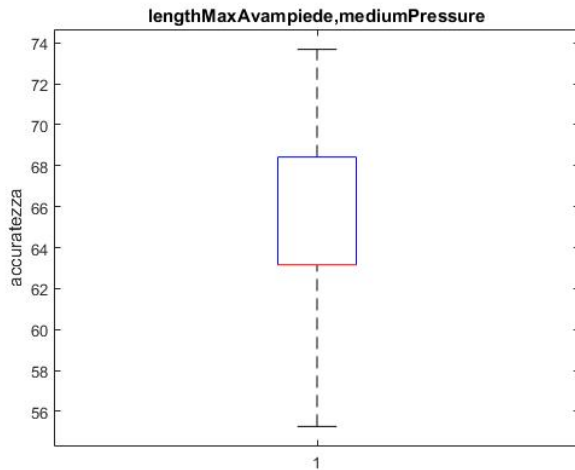
Numero piedi per fold: 24 cavi, 2 piatti, 12 normali.

- **Accuratezza totale:** 63,15
- **Accuratezza prima classe:** 91,5
- **Accuratezza seconda classe:** 0
- **Accuratezza terza classe:** 17,83
- **Configurazione:** $C=1$

Risultati SVM lineare sottoinsieme peggiore



Risultati SVM lineare sottoinsieme peggiore



Risultati SVM lineare con tutte le features

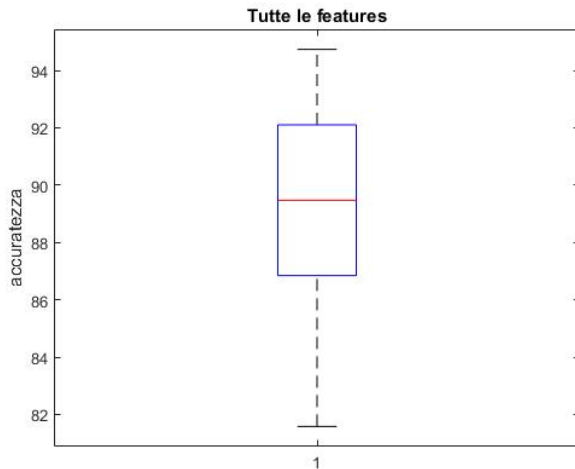
Features: tutte

Numero fold: 5

Numero piedi per fold: 24 cavi, 2 piatti, 12 normali.

- **Accuratezza totale:** 89,47%
- **Accuratezza prima classe:** 99,25%
- **Accuratezza seconda classe:** 0%
- **Accuratezza terza classe:** 84,5%
- **Configurazione:** $C=0.01$

Risultati SVM lineare con tutte le features



Risultati kernel RBF con features migliori

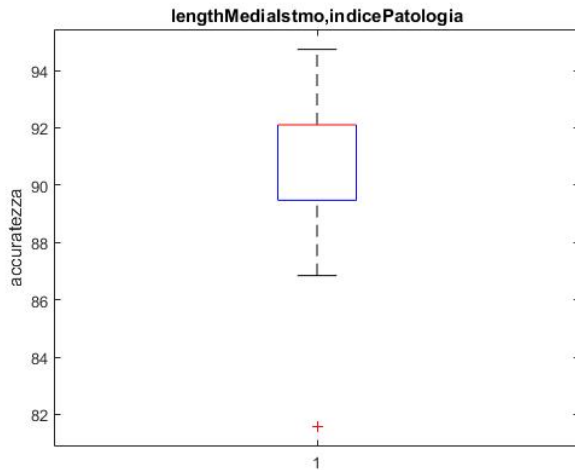
Features: lengthMedialstmo, indicePatologia

Numero fold: 5

Numero piedi per fold: 24 cavi, 2 piatti, 12 normali.

- **Accuratezza totale:** 92,63%
- **Accuratezza prima classe:** 100%
- **Accuratezza seconda classe:** 0%
- **Accuratezza terza classe:** 93,3%
- **Configurazione:** $C=0.01$
- **Gamma:** $C=0.01$

Risultati kernel RBF con features migliori



Risultati kernel RBF con tutte le features

Features: lengthMedialstmo, indicePatologia

Numero fold: 5

Numero piedi per fold: 24 cavi, 2 piatti, 12 normali.

- **Accuratezza totale:** 89.47%
- **Accuratezza prima classe:** 99.16%
- **Accuratezza seconda classe:** 0%
- **Accuratezza terza classe:** 85%
- **Configurazione:** $C=1$
- **Gamma:** $C=0.01$

Risultati kernel RBF con tutte le features

