



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI MILANO

FACOLTÀ DI SCIENZE E TECNOLOGIE

Dipartimento di Informatica
Corso di Laurea Magistrale in Informatica per la comunicazione

Tesi di Laurea

VIDEO SUMMARIZATION BASATO SU ALGORITMI DI SENSOR FUSION

Relatore:
Prof. GIUSEPPE BOCCIGNONE
Correlatore:
Dott. VITTORIO CUCULO

Laureando:
SIMONE CASTELLANI

ANNO ACCADEMICO 2019-2020

INDICE

Introduzione	I
Elenco delle figure	I
Elenco delle tabelle	I
1. Introduzione	II
2. Materiali e metodi	III
2.1. Dataset	III
2.2. Segnali fisiologici e feature	IV
Gaze	IV
ECG	IV
EDA	V
Resp	V
SKT	V
2.3. Aumento del numero di feature	V
2.4. Selezione delle feature	VII
2.5. Heatmap	IX
2.6. Heatmap Fisiologiche	IX
3. Risultati	X
4. Conclusioni	XI
Riferimenti bibliografici	XII

ELENCO DELLE FIGURE

1 Esempio di iper-piano ricavato dall'apprendimento di un classificatore SVM per un problema di classificazione binario	VII
2 Variazione della precisione di classificazione al variare del coefficiente di regolarizzazione. I valori ottimali sono indicati dalla linea verticale e sono rispettivamente 10^{-2} per l'arousal e 1 per la valence	VIII

ELENCO DELLE TABELLE

1 Codifica numerica delle emozioni selezionabili nei questionari di self-report.	III
2 Media clip utilizzate durante i test di video summarization. Vengono indicati il numero di sessioni afferenti al singolo media, la classe di emozione a cui appartiene la clip (emo*) e il valore medio e deviazione standard delle valutazioni dei soggetti in termini di emozione provata (feltEmo), valence (feltVInc), arousal (feltArousl).	IV
3 Codici di validità di ogni lettura del gaze tracker	V
4 Valori di ritardo τ e durata t delle risposte fisiologica, utilizzati per la definizione della finestra temporale durante l'estrazione delle feature. I valori sono espressi in <i>ms</i> . Le feature considerate sono: battito cardiaco (HR), conduttanza cutanea (EDA), tasso di respirazione (Resp), temperatura corporea (SKT). I valori riferiti alla temperatura corporea sono artefatti in quando non disponibili nel lavoro originale.	VI

1. INTRODUZIONE

Ogni giorno diverse migliaia di ore di video vengono caricate su piattaforme di streaming (trovare fonte!!) e media di questo tipo rappresentano un aspetto centrale nella vita di tutti i giorni. Utilizzando algoritmi di profilazione degli utenti, queste piattaforme sono in grado di presentare i propri contenuti massimizzando il grado di interesse dei propri utenti. Lato l'utente, tuttavia, l'insieme dei contenuti offerti può essere molto numeroso e la scelta, più o meno rapida, rimane guidata da una ricerca basata sulle anteprime disponibili. Occorre quindi trovare sistemi che possano catturare l'attenzione dell'utente in poco tempo.

In questo lavoro viene presentato un algoritmo di video summarization basato sull'analisi delle risposte emotive che il video di interesse è in grado di suscitare negli utenti finali.

I video presi in esame sono

Codifica Numerica	Nome Emozione
0	Neutrale
1	Rabbia
2	Disgusto
3	Paura
4	Gioia, felicità
5	Tristezza
6	Sorpresa
11	Divertimento
12	Ansia

Tabella 1. Codifica numerica delle emozioni selezionabili nei questionari di self-report.

2. MATERIALI E METODI

In questa sezione verranno presentati i materiali e i metodi utilizzati in questo lavoro. Come primo elemento verrà introdotto il dataset utilizzato. Successivamente, verranno presentati i metodi di preprocessing dei segnali fisiologici considerati e come si è ovviato al problema della loro asincronicità durante l'estrazione delle feature. Verrà illustrato il processo di selezione delle feature estratte, per conservare quelle più efficaci alla classificazione delle emozioni. In ultimo, verrà presentato il modello delle mappe di salienza fisiologiche e il loro impiego nel processo di video summarization.

2.1. Dataset. Lo studio utilizza i dati contenuti in MAHNOB-HCI [SLPP11]: un database, disponibile online, che fornisce campionamenti di segnali fisiologici, e valori di self-report, in risposta alla sollecitazione emotiva di un soggetto.

Alla raccolta dei dati hanno partecipato 16 femmine e 11 maschi, con differenti background culturali. L'intero database contiene dati relativi a due diversi setup sperimentali:

- (1) Emotion recognition: in cui ai partecipanti è stato chiesto di guardare 20 clip video, estratte da film e show televisivi, con lo scopo di indurre una risposta emotiva. Le clip sono scelte a caso da un insieme più ampio e prima di ogni clip, è stata mostrata una piccola clip neutrale, al fine di ridurre il bias dovuto allo stato emotivo del soggetto. Al termine di ogni clip, i soggetti hanno compilato, utilizzando i valori da 1 a 9 di un tastierino numerico, il questionario di self-reporting per annotare la propria risposta emotiva in termini di:
 - Emozione percepita, *feltEmo*: la codifica numerica è riportata in tabella 1.
 - Arousal percepito, *feltArsl*: 1 per nessuna attivazione, 9 per massima attivazione.
 - Valence percepito, *feltVlnc*: 1 per molto negativo, 9 per molto positivo, 5 per neutrale.
 - Control percepito, *feltCtrl*: 1 per senza controllo, 9 per pieno controllo.
 - Predictability percepita, *feltPred*: 1 per imprevedibile, 9 per completamente prevedibile.
 questi valori, insieme ad altri, sono riportati nel file di metadati associato ad ogni sessione.
- (2) Implicit tagging: che prevede di mostrare una sequenza di clip video o immagini, prima senza tag e successivamente con un tag che descriva, talvolta in modo corretto talvolta in modo errato, l'emozione che questa rappresenta. Ai partecipanti è stato chiesto di annotare se fossero in accordo o in disaccordo con la descrizione dell'emozione indicata.

Le sessioni sperimentali sono state successivamente suddivise per singolo stimolo, catalogate e identificate univocamente da un file XML contenente i relativi metadati. Il file descrive il contenuto della singola sessione, indicandone i riferimenti a soggetto partecipante, tipo di esperimento, lo stimolo mostrato, i valori del questionario di self-report e i riferimenti temporali per la gestione dei segnali fisiologici.

Il database include 6 registrazioni video del soggetto riprese da angolature diverse, 2 segnali audio, dati di eye-tracking e segnali fisiologici del sistema centrale e periferico, tra cui: 32 canali di EEG, 3 canali ECG, temperatura corporea e conduttanza cutanea.

	N	emo*	feltEmo		feltVInc		feltArsl	
	sessioni		mean	std	mean	std	mean	std
Media								
30	25	3	5.56	3.84	2.84	1.70	6.36	1.70
53	18	11	7.71	4.55	4.38	2.04	5.62	1.47
69	26	2	3.19	3.25	2.23	1.07	5.73	2.01
90	26	4	7.92	4.07	6.76	1.39	4.16	1.99
111	24	5	4.62	1.31	2.12	0.99	6.00	1.47
Totale sessioni	124							

Tabella 2. Media clip utilizzate durante i test di video summarization. Vengono indicati il numero di sessioni afferenti al singolo media, la classe di emozione a cui appartiene la clip (emo*) e il valore medio e deviazione standard delle valutazioni dei soggetti in termini di emozione provata (feltEmo), valence (feltVInc), arousal (feltArsl).

In questo studio sono stati considerate 124 sessioni afferenti ai media riportati in tabella 2, in quanto rappresentativi delle differenti classi di emozioni. La tabella riassume il numero di sessioni per clip video, con relativo valore medio e deviazione standard delle risposte dei partecipanti.

Gli stimoli video utilizzati durano tra i 34.9 e i 117s ($M = 81.4s$; $SD = 22.5s$), hanno una risoluzione di 1280x800 pixel e frame rate non omogeneo. Per ridurre i tempi computazionali, le clip selezionate sono state scalate a una risoluzione di 320x200 pixel con un framerate costante di 24fps.

2.2. Segnali fisiologici e feature. Tra i diversi segnali fisiologici presenti nel dataset, in questo lavoro vengono utilizzati: gaze, ECG, EDA, SKT e Resp. I dati di gaze sono campionati a 60Hz mentre i restanti segnali sono stati campionati a 1024Hz e successivamente sottocampionati a 256Hz per ridurre i tempi computazionali. Per il denoising e il preprocessing di ECG, SKT e Resp è stato utilizzato il toolbox per l'elaborazione di segnali biologici *BioSPPy*[CAL⁺18].

Al termine di tutte le elaborazioni, ai segnali risultanti è stato applicato un algoritmo di resampling per ottenere serie temporali a 24 sample/s.

Le caratteristiche principali e i trattamenti specifici dei segnali utilizzati sono di seguito descritti.

Gaze. I dati sono forniti dal gaze tracker Tobii X1205 in formato CSV. Il sistema fornisce un insieme di informazioni tra cui le coordinate del punto osservato dal partecipante, proiettate nello spazio coordinate dello schermo. Per ogni campione è fornito un codice di affidabilità della lettura del singolo occhio, la tabella 3 fornisce la descrizione di ogni valore. Sulla base di questo codice è possibile estrarre i momenti in cui il partecipante chiude gli occhi, o *blink*. Le letture con affidabilità > 1 sono considerate all'interno di un blink. Queste porzioni di segnale sono corrette con una interpolazione tra le coordinate dell'ultima misurazione valida e la prima successiva al blink. Dall'insieme dei dati forniti dal tracker sono stati letti e processati: le coordinate delle fissazioni e la loro durata, la distanza istantanea dell'occhio dal tracker e la media della dimensione della pupilla tra occhio sinistro e occhio destro.

La dimensione della pupilla è considerata come feature e non ha subito ulteriori elaborazioni.

ECG. È stato registrato usando tre sensori posizionati sul petto del partecipante. Il segnale è misurato in microvolt (μV). Il primo step di elaborazione è l'applicazione di un filtro passa-banda con banda passante 3-45Hz per sopprimere rumore e interferenze. Il secondo step prevede la ricerca degli *R-peak* all'interno dei complessi QRS. Il tempo che intercorre tra due R-peak è definito come intervallo RR. Il reciproco di RR, moltiplicato per 60, fornisce una misura dei battiti per minuto (bpm) e quindi del heart rate (HR), secondo la relazione:

$$(1) \quad HR(bpm) = \frac{60}{RR(s)}$$

Codice validità	Descrizione
0	Il sistema è certo di aver registrato tutti i dati rilevanti di un particolare occhio e non c'è rischio di confondere occhio sinistro e occhio destro
1	Il sistema ha registrato un occhio e ha fatto una assunzione, molto probabile, sul fatto che sia l'occhio sinistro o quello destro. In questo caso, il codice di validità dell'altro occhio è sempre 3
2	Il sistema ha registrato solo un occhio e non è in grado di stabilire quel sia
3	Il sistema è confidente che il valore letto non è corretto o è corrotto. L'altro occhio ha sempre codice di validità 1
4	Il dato ottenuto è corrotto.

Tabella 3. Codici di validità di ogni lettura del gaze tracker

L'HR tipico di una persona a riposo può variare tra i 60 e i 100bpm. Il segnale così ottenuto è stato poi utilizzato nelle fasi successive del lavoro

EDA. Viene misurata applicando due elettrodi alle falangi distali dell'indice e del medio. Fornisce una misura della resistenza della pelle al passaggio di corrente lungo il corpo, con voltaggio trascurabile ed è misurato in Ohm. La resistenza diminuisce all'aumentare della traspirazione, che generalmente avviene quando un soggetto è in condizioni di stress o prova emozioni di sorpresa. In [LGBH93] viene provata la relazione tra il valore medio di EDA e il livello di arousal. Il segnale raw viene elaborato con un filtro passa-basso di quarto ordine e frequenza di taglio 5Hz. Al segnale viene applicata poi una funzione di smoothing, implementata come convoluzione di una funzione kernel boxzen e dimensione $s = \lfloor 0.75 * fps \rfloor$. Il segnale così ottenuto viene applicata una normalizzazione e si estrae la componente fasica usando l'algoritmo di convex optimization cvxEDA[GVL⁺15].

Resp. Viene ottenuto posizionando la cintura con il sensore di misurazione attorno all'addome del partecipante. Il segnale è misurato in μV . Il segnale raw viene elaborato applicando un filtro passa-banda con frequenze di taglio 0.1Hz e 0.35Hz, il segnale così ottenuto è stato poi utilizzato nelle fasi successive del lavoro.

SKT. Viene ottenuto applicando il sensore di misurazione sul mignolo del partecipante. Il segnale è misurato in Celsius. Il segnale raw è stato elaborato applicando un filtro bassa-passa di secondo ordine con frequenze di taglio 1Hz [PMY13]. Il segnale filtrato è stato usato nelle fasi successive del lavoro.

2.3. Aumento del numero di feature. Una volta ottenuti le feature principali di ogni segnale fisiologico, per ognuno di questi vengono calcolate serie temporali che mostrano l'andamento di un certo attributo del segnale nel tempo.

Gli attributi considerati sono le seguenti sei principali feature statistiche:

- valore medio (μ)
- deviazione standard (σ)
- valore massimo (max)
- valore minimo (min)
- valore medio delle differenze ($\mu\Delta$)
- valore medio del valore assoluto delle differenze ($\mu|\Delta|$)

Il calcolo di questi attributi avviene segmentando il segnale con una finestratura multirisoluzione per ovviare al problema dell'asincronicità implicita delle diverse risposte fisiologiche. La tecnica e i valori ricavati empiricamente sono disponibili in [CDL14].

Feature	Attributo	Arousal		Valence	
		τ	t	τ	t
HR	μ	0	1000	4750	1000
	σ	0	5750	0	1000
	$\mu\Delta$	3000	1250	2750	2750
	$\mu \Delta $	750	4250	0	1000
	max	0	5750	6250	1250
	min	1000	1250	3000	2750
EDA	μ	7000	2750	0	1000
	σ	3500	2000	0	1000
	$\mu\Delta$	3250	2000	6500	5500
	$\mu \Delta $	3750	1500	0	1000
	max	5500	4250	0	1000
	min	7000	2250	0	1000
Resp	μ	3000	1000	0	1000
	σ	750	1000	0	1000
	$\mu\Delta$	0	1000	5750	1000
	$\mu \Delta $	750	1000	750	1000
	max	3500	1250	6500	5000
	min	1750	1750	0	1000
SKT	μ	0	1000	0	1000
	σ	0	1000	0	1000
	$\mu\Delta$	0	1000	0	1000
	$\mu \Delta $	0	1000	0	1000
	max	0	1000	0	1000
	min	0	1000	0	1000

Tabella 4. Valori di ritardo τ e durata t delle risposte fisiologica, utilizzati per la definizione della finestra temporale durante l'estrazione delle feature. I valori sono espressi in *ms*. Le feature considerate sono: battito cardiaco (HR), conduttanza cutanea (EDA), tasso di respirazione (Resp), temperatura corporea (SKT). I valori riferiti alla temperatura corporea sono artefatti in quando non disponibili nel lavoro originale.

I valori sono espressi in *ms* e le feature considerate sono: battito cardiaco (HR), conduttanza cutanea (EDA), tasso di respirazione (Resp) e temperatura corporea (SKT). I valori utilizzati per SKT sono artefatti in quanto non disponibili nel lavoro originale.

Il processo di estrazione prevede quindi la misurazione di un certo attributo del segnale, all'interno di una finestra temporale, la cui posizione iniziale e l'ampiezza sono funzione del ritardo e della durata dell'attivazione fisiologica per un determinato costrutto psicologico.

La tabella 4 mostra i valori di ritardo e durata utilizzati, per ogni costrutto psicologico, per ogni attributo e per ogni segnale fisiologico considerato.

Il processo di estrazione permette di ottenere una nuova serie temporale F_A che descrive l'andamento di un certo attributo del segnale A nel tempo, secondo la relazione:

$$(2) \quad F_A = \sum_{N=1}^n A(W(n, \tau, t))$$

dove N è il numero di campioni, n è il campione corrente, A è la funzione che misura un certo attributo su un insieme di campioni, W è la funzione finestra che fornisce il sottoinsieme di campioni da considerare, τ è il ritardo e t è la durata dell'attivazione fisiologica.

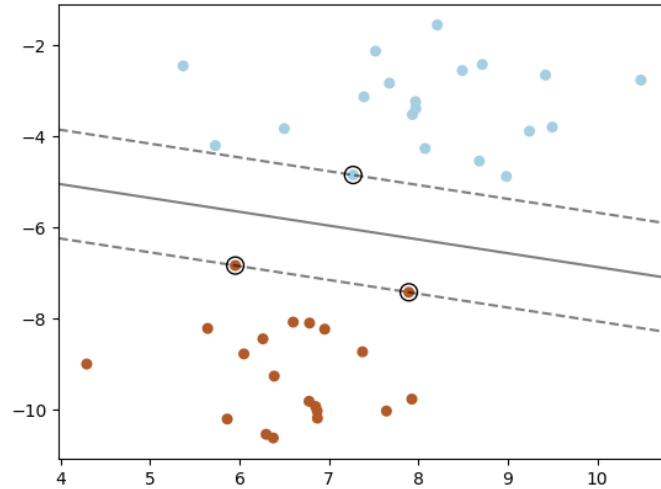


Figura 1. Esempio di iper-piano ricavato dall'apprendimento di un classificatore SVM per un problema di classificazione binario

Con l'applicazione di questo processo alle feature iniziali sono state generate 48 nuove serie temporali, in aggiunta alla dimensione della pupilla, per un totale di 25 feature distinte per valence e arousal.

2.4. Selezione delle feature. Il processo di selezione delle feature ha l'obiettivo di individuare automaticamente quelle feature che contribuiscono maggiormente alla predizione di una certa variabile.

È stato dimostrato come la selezione delle feature corrette possa migliorare i risultati nella classificazione [GWBV02]. In questo lavoro, tuttavia, lo scopo con cui viene applicata questa tecnica non è quello di ottenere classificazioni più accurate ma ricercare il sottoinsieme minimo di feature necessarie a non degradare la qualità di classificazione.

Per questo scopo è stato utilizzato un classificatore *Linear Support Vector Machine* (LSVC). Questo modello, basato su classificatore *Support Vector Machine* (SVM), appartiene alla famiglia dei modelli di apprendimento supervisionato, ed è in grado di fornire una classificazione binaria non probabilistica. Le SVM necessitano di un insieme di esempi (*training set*), ovvero un insieme di valori di feature associati ad una classe, che viene usato per calibrare il modello. La calibrazione prende il nome di fase di addestramento. In questa fase, il modello viene continuamente aggiornato per trovare i coefficienti di un iperpiano, nello spazio multidimensionale definito dallo spazio delle feature, in grado di massimizzare la distanza tra i punti più vicini di ogni classe. L'immagine 1 illustra un esempio di iperpiano per un problema di classificazione binario. L'algoritmo è poi in grado di assegnare, con un certo grado di precisione, la classe di appartenenza di un nuovo set di dati (*test set*).

Per procedere con la selezione occorre trovare una regola con cui confrontare i risultati ottenuti. Il valore di controllo utilizzato è il valore di precisione nella classificazione LSVC usando l'intero set di feature. Per ottenere questo valore, il modello è stato addestrato e testato mediante cross-validation. Questa tecnica consiste in n iterazioni dei seguenti passi:

- (1) campionare il dataset D per creare due insiemi di training D_{train} e test D_{test} con un certo rapporto $\alpha \in \{0, 1\}$ tale che $|D_{test}| = \alpha * |D|$ e $|D_{train}| = (1 - \alpha) * |D|$.
- (2) ad ogni iterazione, D_{train} viene usato per addestrare il classificatore
- (3) D_{test} viene utilizzato come test set per validare il modello appena creato

Il campionamento avviene garantendo un dataset bilanciato ad ogni iterazione. Il rapporto utilizzato è $\alpha = 0.2$. L'applicazione della cross-validation permette di limitare problemi di overfitting, ovvero la

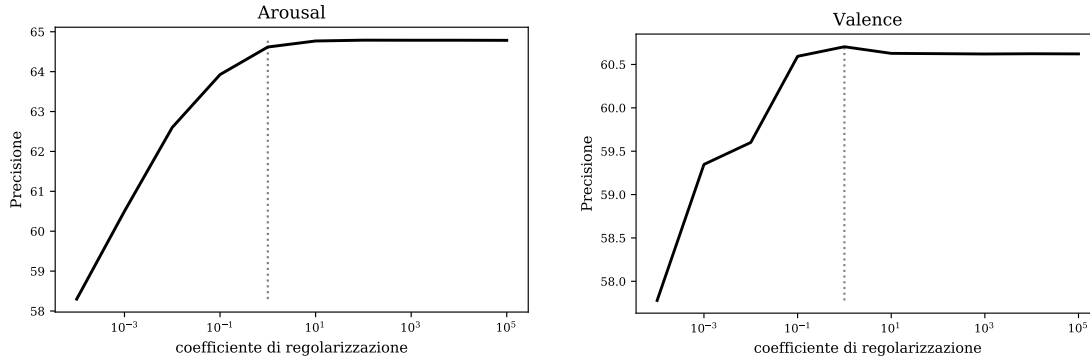


Figura 2. Variazione della precisione di classificazione al variare del coefficiente di regolarizzazione. I valori ottimali sono indicati dalla linea verticale e sono rispettivamente 10^{-2} per l'arousal e 1 per la valence

situazione in cui il modello perde di generalità e non è in grado di avere la stessa precisione quando usato su un insieme di esempi differente [?].

Dato che la selezione è fatta separatamente per i due costrutti psicologici in esame, sono stati creati e addestrati due diversi classificatori per ottenere le precisioni di riferimento. Le feature da selezionare sono le 25 feature associate al costrutto e la variabile che si vuole predire è la media dei valori riportati nei questionari durante la sessione sperimentale.

Inoltre, per generalizzare meglio il modello, è stato cercato il coefficiente di regolarizzazione che fornisce la precisione più elevata. Variare il coefficiente di regolarizzazione implica variare la complessità del modello. Il valore è stato cercato iterativamente, addestrando e testando il modello ogni volta con coefficiente di regolarizzazione $C = 10^{-i}$, con $i \in (-10 \dots +10)$. La figura 2 mostra l'andamento della precisione al variare del coefficiente di regolarizzazione. I valori selezionati per valenza e arousal sono rispettivamente 1 e 10^{-2}

L'implementazione del classificatore è fornita dalla libreria LINEARSVM [FCH⁺08].

In letteratura si distinguono due tipologie di metodi per la selezione delle feature: dato un insieme di feature F , i metodi *filter* si basano su operazioni che filtrano le feature $f \in F$ meno rilevanti prima che il processo di classificazione avvenga. I metodi *wrapper* generano un insieme di feature $F' \subseteq F$ che viene utilizzato per addestrare un classificatore e la sua accuratezza viene utilizzata come misura per valutare F' rispetto ad F [L⁺94].

Un classificatore configurato con il parametro C corretto è stato addestrato e testato considerando le feature selezionate automaticamente con le seguenti tecniche:

- *k-best feature elimination (kBest)* è un metodo filter e la selezione si basa su test statistici applicati su feature e target. Successivamente, vengono conservate solo le k feature che ottengono i miglior risultati. Il test utilizzato nella selezione è F -test. Ad ogni iterazione i , con $i \in (1 \dots N)$ dove N è il numero massimo di feature, viene selezionato un insieme di feature F_i , con $|F_i| = i$. Il classificatore viene addestrato con l'insieme di feature F_i e valutato con cross-validazione. Il valore di precisione viene misurato come indice di efficacia dell'insieme F_i .
- *Recursive feature elimination con cross-validated (RFECV)* è un metodo wrapper, in [WMC⁺01] viene proposta una procedura iterativa in cui, per ogni passo di esecuzione:
 - viene addestrato un classificatore con un insieme di feature F_n , con n numero di feature fornite nell'iterazione corrente
 - viene applicato un criterio di valutazione, ad esempio $(w_n)^2$ dove w_n indica il coefficiente che il classificatore lineare ha associato alla n -esima feature, e assegnato un valore di importanza ad ognuna delle feature $f_i \in F_n$.
 - viene rimossa la feature $f_i \in F_n$, con i indice della feature con criterio di valutazione più

basso

ad ogni passo viene generato il nuovo sottoinsieme $F_n : F_1 \subset F_2 \subset F_n$

2.5. **Heatmap.** [?] presenta le heatmap come rappresentazione visiva della distribuzione dei punti osservati dall'utente rispetto un certo target.

2.6. **Heatmap Fisiologiche.**

3. RISULTATI

La tabella [?] mostra i risultati ottenuti durante la fase di selezione. Le figure ?? e ?? mostrano l'andamento della precisione di classificazione al variare della cardinalità dell'insieme di feature.

4. CONSLUSIONI

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- [CAL⁺18] Carlos Carreiras, Ana Priscila Alves, André Lourenço, Filipe Canento, Hugo Silva, Ana Fred, et al. Biosppy: Biosignal processing in python, 2018.
- [CDL14] François Courtemanche, Aude Dufresne, and Élise L LeMoyne. Multiresolution feature extraction during psychophysiological inference: addressing signals asynchronicity. In *International Conference on Physiological Computing Systems*, pages 43–56. Springer, 2014.
- [FCH⁺08] Rong-En Fan, Kai-Wei Chang, Cho-Jui Hsieh, Xiang-Rui Wang, and Chih-Jen Lin. Liblinear: A library for large linear classification. *Journal of machine learning research*, 9(Aug):1871–1874, 2008.
- [GVL⁺15] Alberto Greco, Gaetano Valenza, Antonio Lanata, Enzo Pasquale Scilingo, and Luca Citi. cvxeda: A convex optimization approach to electrodermal activity processing. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(4):797–804, 2015.
- [GWBV02] Isabelle Guyon, Jason Weston, Stephen Barnhill, and Vladimir Vapnik. Gene selection for cancer classification using support vector machines. *Machine learning*, 46(1-3):389–422, 2002.
- [L⁺94] Pat Langley et al. Selection of relevant features in machine learning. In *Proceedings of the AAAI Fall symposium on relevance*, volume 184, pages 245–271, 1994.
- [LGBH93] Peter J Lang, Mark K Greenwald, Margaret M Bradley, and Alfons O Hamm. Looking at pictures: Affective, facial, visceral, and behavioral reactions. *Psychophysiology*, 30(3):261–273, 1993.
- [PMY13] K Palanisamy, M Murugappan, and S Yaacob. Multiple physiological signal-based human stress identification using non-linear classifiers. *Elektronika ir elektrotechnika*, 19(7):80–85, 2013.
- [SLPP11] Mohammad Soleymani, Jeroen Lichtenauer, Thierry Pun, and Maja Pantic. A multimodal database for affect recognition and implicit tagging. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 3(1):42–55, 2011.
- [WMC⁺01] Jason Weston, Sayan Mukherjee, Olivier Chapelle, Massimiliano Pontil, Tomaso Poggio, and Vladimir Vapnik. Feature selection for svms. In *Advances in neural information processing systems*, pages 668–674, 2001.