

Pengenalan *Action Unit* (AU) Pada Alis Mata Manusia Menggunakan Local Phase Quantitation From Three Orthogonal Planes (LPQ-TOP) dan Adaboost-SVM

Recognition Action Unit In Human Eyebrows Using Local Phase Quantitation Phase From Three Orthogonal Planes (LPQ-TOP) and Adaboost-SVM

¹Bandy Cipta Nur Ramadhan, ²Tjokorda Agung Budi Wirayuda, ST.,MT., ³Anditya Arifianto, ST.,MT.

^{1,2,3}Prodi SI Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

¹bandy.ramadhan@gmail.com, ²cokagung@telkomuniversity.ac.id, ³anditya.arifianto@gmail.com

Abstrak

Alis mata pada wajah manusia memiliki peran penting dalam menciptakan sebuah ekspresi / emosi pada wajah manusia, hal ini membuat penelitian pada tugas akhir ini fokus kepada alis mata wajah manusia. Dalam sebuah ekspresi wajah manusia, gerakan alis mata merupakan salah satu aksi unit terkecil pada wajah manusia dimana nantinya akan diproses dengan metode *Facial Action Coding System* (FACS). Aksi unit pada gerakan alis mata terdiri dari tiga, yaitu *Action Unit 1* (AU1), *Action Unit 2* (AU2), dan *Action Unit 4* (AU4). AU menjadi sangat penting dalam menentukan hasil ekspresi wajah manusia oleh FACS, sehingga dalam tugas akhir ini akan diteliti mengenai AU pada alis mata manusia dengan menggunakan LPQ-TOP dan Adaboost-SVM. Hasil akurasi penelitian terbaik diperoleh sebesar 83.81% dimana yang dideteksi oleh sistem adalah AU pada alis mata dan AU dalam kondisi normal. Parameter terbaik dalam mendeteksi AU diperoleh dari hasil mencari LPQ-TOP dengan parameter yang optimal, kemudian seleksi ciri antara 400 sampai 768 ciri dimana sebelumnya hasil ekstraksi ciri pada LPQ-TOP adalah 768 ciri, kemudian mencari iterasi adaboost yang optimal, dan klasifikasi SVM dengan parameter yang optimal.

Kata kunci : FACS, AU, LPQ-TOP, Adaboost-SVM

Abstract

Eyebrows on human's face have important role in creating an expression emotion on human's face, this makes the research focuses at human's eyebrows. In a human's expression, eyebrow movement has a smallest *action unit* on human's face where it will be processed with facial action coding system (FACS). *Action unit* on eyebrow movement is divided in to 3, namely : *Action Unit 1* (AU1), *Action Unit 2* (AU2) and *Action Unit 4* (AU4). AU becomes very important in deciding the human's face expression result by FACS and this final project researched about AU on human's eyebrow using LPQ-TOP and Adaboost-SVM. This research resulted the best obtained accuracy of 83.81% where eyebrow that is detected by system are AU on eyebrow and AU on normal condition. The best parameter on AU detection is obtained from searching result of LPQ-TOP with optimum parameter, and then feature selection between 400 until 768, where characteristic feature extraction on LPQ-TOP are 768 features. After that, searching the optimum adaboost iteration, and SVM classification with optimum parameter.

Keywords : FACS, AU, LPQ-TOP, Adaboost-SVM

1. Pendahuluan

Alis mata pada wajah manusia memiliki peran penting dalam menciptakan sebuah ekspresi / emosi pada wajah manusia, hal ini membuat penelitian pada tugas akhir ini fokus kepada alis mata wajah manusia. Pada umumnya jika kita melakukan ekspresi pasti melibatkan alis mata seperti ekspresi terkejut, ekspresi marah, ekspresi sedih, dan lainnya.

Dalam sebuah ekspresi wajah manusia, gerakan alis mata merupakan salah satu aksi unit terkecil pada wajah manusia dimana nantinya akan diproses dengan metode Facial Action Coding System (FACS). Aksi unit pada gerakan alis mata terdiri dari tiga, yaitu Action Unit 1 (AU1), Action Unit 2 (AU2), dan Action Unit 4 (AU4).

Metode FACS merupakan metode yang diperoleh dari gabungan AU yang satu dengan AU lainnya, sehingga banyak dari para peneliti komputer sains mencoba untuk menemukan metode-metode pengenalan AU demi mewujudkan akurasi yang lebih baik. Pengenalan AU pada alis mata wajah manusia memiliki banyak peran dalam menentukan sikap/emosi yang telah dikeluarkan oleh seseorang manusia, maka dalam penelitian ini saya ingin membuat suatu pengenalan AU pada alis mata wajah manusia dengan akurasi yang lebih baik dari penelitian yang ada.

Pengenalan AU pada alis mata wajah manusia menggunakan Local Phase Quantitation From Three Orthogonal Planes (LPQ-TOP), dimana LPQ-TOP merupakan salah satu metode ekstraksi ciri yang memiliki akurasi tinggi daripada metode lainnya

yang sudah dibandingkan sebelumnya [1], kemudian dilakukan latihan dan pengklasifikasi menggunakan klasifikasi Adaboost-SVM dimana pada peneliti sebelumnya akurasi klasifikasi ini cukup baik dalam hal melatih dan mengujicoba pengenalan AU [2].

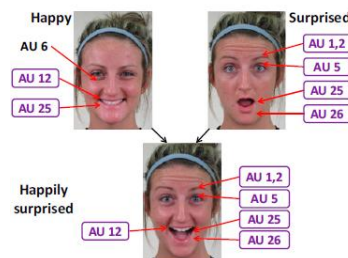
2. Dasar Teori dan Perancangan

2.1 FACS (Facial Action Coding System) dan AU (Action Unit)

FACS merupakan suatu inovasi teknologi dalam hal memahami ekspresi manusia, FACS nantinya akan mendapatkan hasil pengenalan AU yang sudah dikenali kemudian menterjemahkannya sebagai ekspresi.

Untuk menentukan ekspresi yang cukup unik untuk secara konsisten dibedakan dari yang lain, para peneliti menganalisis foto-foto dengan program komputer yang disebut *Facial Action Coding System* (FACS). Dipopulerkan para psikolog di era 1970-an, FACS memecah ekspresi wajah ke dalam unsur-unsurnya, seperti alis terangkat atau hidung mengkerut, juga analisis gerakan otot dasar yang digunakan untuk membuat ekspresi.

Action unit merupakan sebuah unit terkecil dalam sebuah tindakan pada ekspresi wajah manusia. Dalam sebuah buku mengatakan bahwa sebuah *action unit* juga merupakan sebuah unit tindakan yang tidak bisa dibagi menjadi *Action unit* terkecil kembali [3]. Berikut ini adalah beberapa contoh analisa ekspresi wajah manusia menggunakan FACS :



Gambar 1. Hasil ekspresi baru dari penelitian 21 wajah ekspresi manusia. [1]

2.2 LPQ-TOP (Local Phase Quantitation – Three Orthogonal Planes)

Local Phase Quantitation merupakan salah satu ekstraksi ciri yang memanfaatkan kuantisasi pada sebuah gambar. Karakteristik LPQ sama dengan karakter LBP, namun LPQ berdasarkan kuantisasi *phase fourier transform* berketetanggaan lokal didalam sebuah objek. Berikut ini adalah rumus dari *Local Phase Quantitation* :

$$f_{LPQ}(X) = \sum_{j=1}^8 q_j(x) 2^{j-1} \quad (1)$$

LPQ-TOP merupakan inovasi dari metode LPQ, dengan menambahkan dengan metode *Three Orthogonal Planes* LQP-TOP menjadi metode yang banyak diteliti pada penelitian [1,4,5,6]. Pada LPQ-TOP dilakukannya normalisasi dikarenakan komputasi suatu tekstur gambar yang nantinya dinamis, dimana rumus normalisasinya adalah sebagai berikut :

$$N_{i,j} = \frac{H_{i,j}}{\sum_{k=0}^{255} H_{k,j}} \quad (2)$$

Setelah ditemukan masing-masing hasil normalisasi dari tiga orthogonal yaitu XY-LPQ, XT-LPQ, dan YT-LPQ digabungkan menjadi satu ekstraksi ciri vector yang berjumlah 768. Kemudian data tersebut bisa dijadikan bahan sampel untuk melanjutkan ke langkah selanjutnya yaitu klasifikasi.

2.3 Adaboost-SVM

Adaboost adalah salah satu algoritma pada klasifikasi yang dapat menghasilkan model klasifikasi yang dapat digunakan untuk melakukan sebuah prediksi. Metode pada *adaboost* secara umum adalah membandingkan bobot dataset dengan bobot data yang akan diuji, sehingga *adaboost* cenderung mencari bobot yang sulit untuk dibandingkan selanjutnya [7].

Support Vector Machine (SVM) adalah suatu teknik melakukan sebuah prediksi dimana hanya bisa membedakan dua buah kelas, tekniknya menggunakan sebuah rumus yang dimana nantinya membentuk sebuah *hyperplane* yang memisahkan sebuah data kedalam dua kelas. Pada umumnya SVM bersifat linier, karena SVM yang bersifat non linier adalah hasil dari modifikasi dengan memasukkan fungsi kernel. Teknik ini sangat tangguh, namun kerugiannya SVM dalam proses klasifikasi masih belum memiliki performansi yang cepat [8].

Adaboost-SVM adalah kombinasi algoritma yang dapat mengklasifikasi dan melatih data dengan performansi dan akurasi yang cukup sangat baik [2]. *Adaboost-SVM* merupakan salah satu dari banyak metode klasifikasi yang ditawarkan oleh para pakar teknologi dengan penelitiannya.

Dari penelitian [2] mengombinasikan antara adaboost dengan SVM menjadi metode yang memiliki akurasi dan performansi yang cukup baik karena bisa mengisi kekurangan dari kedua klasifikasi tersebut. Untuk proses Adaboost-SVM nantinya diawali dengan seleksi setiap ciri tunggal, setelah proses seleksi dengan masing-masing error, error terkecil dipilih untuk dijadikan bahan data latih untuk klasifikasi SVM. Proses adaboost-svm dapat dijelaskan dalam dijelaskan dibawah ini :

1. Inisiasi bobot untuk setiap sampel.

$$D_i = 1/n \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

2. Untuk $t=1, \dots, T$:

$$\text{Untuk setiap } h(x_i), \text{ hitung bobot yang error} \\ \varepsilon_t^{(i)} = \sum_{j=1}^n D_i |h(x_j - y(j))| \pi r^2 \quad (4)$$

Kemudian melakukan perhitungan bobot *error* pada *weak classifier adaboost*

$$a_t = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-\varepsilon_t}{\varepsilon_t}\right) \quad (5)$$

Setelah menghitung bobot *error* diatas, maka dilakukan *updated* pada bobot error untuk proses iterasi selanjutnya

$$D_{t+1}(i) = D_t(i) \frac{e^{-a_t y_i h_t(x_i)}}{Z_t} \quad (6)$$

3. Mengurutkan data dari *error* terendah ke *error* tertinggi.

4. Mengambil jumlah seleksi data sebanyak n .

5. Pada tahap ini memasuki klasifikasi SVM dimana harus menentukan inisiasi nilai awal, yaitu α , maksimum iterasi, C , ϵ , λ dan γ .

6. Menghitung Nilai Kernel fungsi linier

$$K(x, y) = x \cdot y \quad (7)$$

7. Menghitung Matriks Hessian

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \quad (8)$$

8. Melakukan Iterasi sebanyak n kali

$$E_n = \sum_{j=1}^l a_j D_{ij} \quad (9)$$

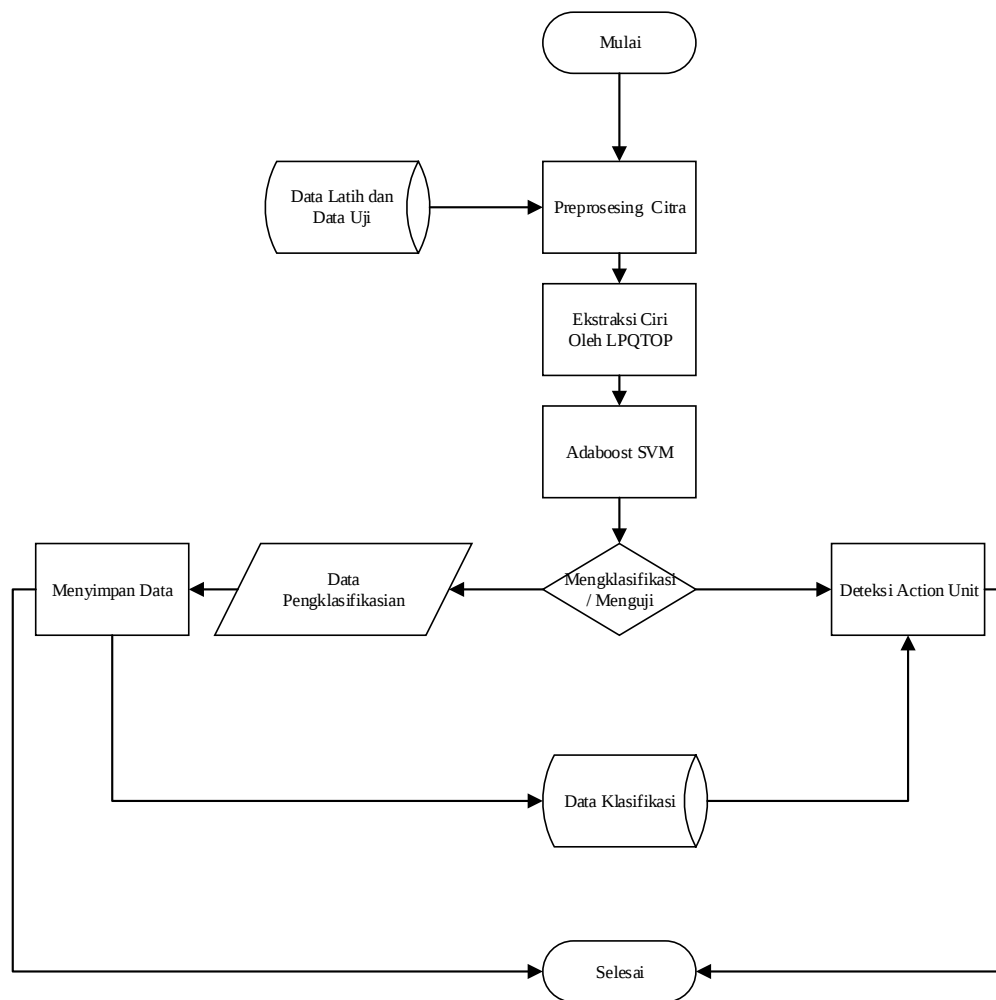
Menghitung nilai maksimum pada sebuah α ,

$$\delta a_j = \min\{\max[\gamma(1 - E_i), -a_j], C - a_j\} \quad (10)$$

Jika maksimum nilai $|\delta a_j|$ lebih dari ϵ , maka iterasi akan berlanjut. Namun jika maksimum nilai $|\delta a_j|$ kurang dari ϵ , maka iterasi akan berhenti. Setelah mendapatkan proses *adaboost-svm* diatas maka diperoleh model data yang akan diuji dengan data *testing*.

2.4 Perancangan Sistem

Data yang digunakan dalam sistem ini adalah data dari MMI Facial Expression Database. Inputan untuk melakukan proses penelitian berupa frame onset, apex dan offset dimana digabungkan menjadi sebuah volum data. Untuk mendapatkan data yang diinginkan (ROI), maka dilakukan proses preprocessing. Kemudian data diambil cirinya dengan melakukan proses ekstraksi ciri LPQ-TOP. Setelah itu dilakukan proses seleksi ciri dengan adaboost dimana ciri yang terpilih akan diklasifikasikan dengan SVM. Secara umum keseluruhan rancangan sistem terdapat pada gambar dibawah ini :



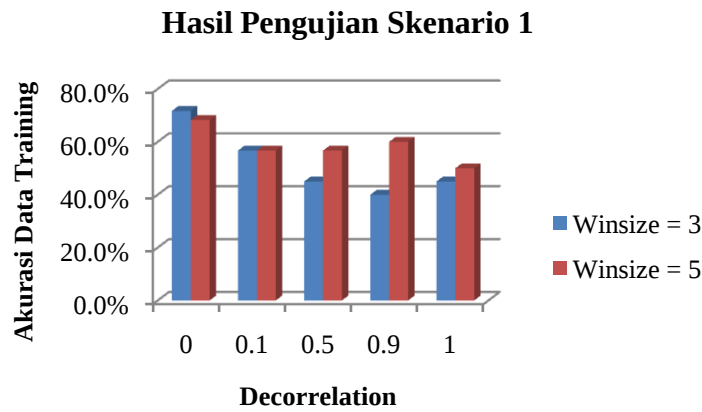
Gambar 2. Perancangan sitem secara umum.

3. Pembahasan

Pengujian sistem dilakukan untuk menguji sistem yang sudah dirancang pada bab sebelumnya sehingga mendapatkan hasil analisis yang dapat disimpulkan dalam mengerjakan tugas akhir ini. Pengujian sistem ini dilakukan dalam 4 skenario uji dimana setiap skenario dilakukan secara berurut dari skenario 1 sampai skenario 4.

3.1 Skenario 1

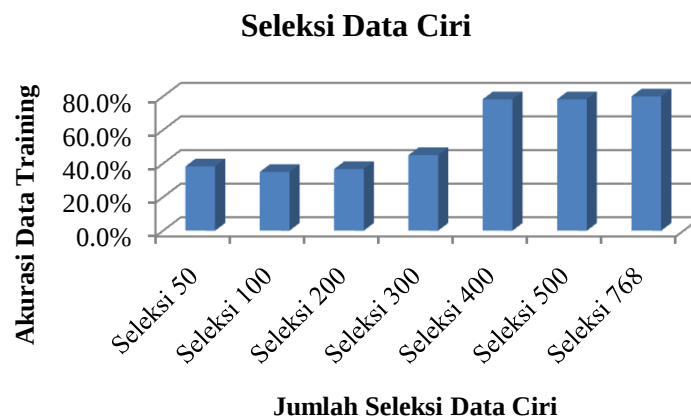
Pada pengujian skenario 1 untuk mencari akurasi terbaik terhadap data training adalah dengan mengubah konfigurasi pada ekstraksi ciri terlihat pada gambar 3, konfigurasi terbaik diperoleh dengan konfigurasi winsize=3 dan decorrelation=0 dengan akurasi sebesar 71.7%. Dari gambar 3 juga terlihat bahwa data dengan nilai dekorelasi 0 memiliki akurasi lebih tinggi dari lainnya, hal ini juga dapat disimpulkan ekstraksi ciri sudah cukup baik tanpa perlu adanya proses dekorelasi.



Gambar 3. Hasil pengujian skenario 1

3.2 Skenario 2

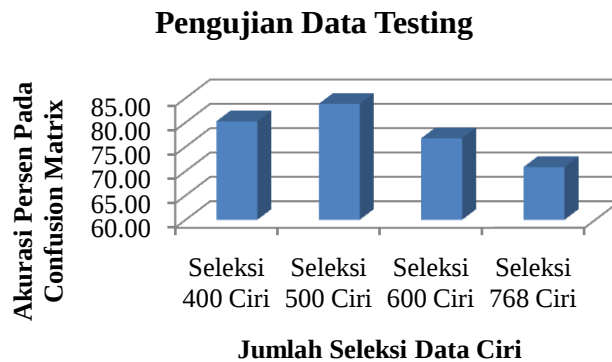
Pada skenario 2 untuk mencari seleksi ciri terbaik dengan proses adaboost dimana proses konfigurasi adaboost diperoleh dari kedalaman, iterasi adaboost, dan jumlah ciri yang optimal. Pada gambar 4 dapat terlihat kedalaman sebanyak 5, 10 kali iterasi adaboost dengan seleksi 400 ciri terbaik memiliki akurasi yang hampir sama dengan seleksi 768 ciri. Hal ini dikarenakan jumlah ciri minimal 400 ciri masih mempertahankan kondisi ciri yang dimana dapat membedakan antara kelas satu dengan kelas lainnya. Oleh karena itu jumlah seleksi 400 ciri terbaik bisa digunakan dalam proses skenario selanjutnya yang nantinya menjadi bahan pembandingan dengan metode klasifikasi SVM tanpa proses seleksi data.



Gambar 4. Hasil proses skenario 2

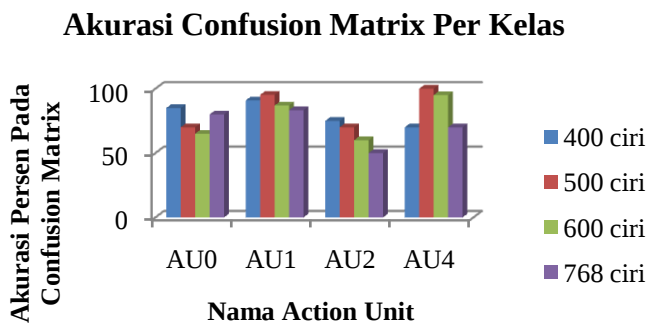
3.3 Skenario 3

Skenario ini ditujukan untuk membandingkan seberapa tangguh seleksi data ciri dalam klasifikasi, terlihat pada gambar 5 proses klasifikasi hanya dengan ciri sebanyak 500 ciri mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan menggunakan seluruh 768 ciri. Maka dapat disimpulkan bahwa dalam menyeleksi data ciri pada adaboost sangat berperan dalam klasifikasi SVM, maka dapat disimpulkan bahwa proses adaboost dalam menyeleksi ciri dapat meningkatkan akurasi klasifikasi SVM.



Gambar 5. Hasil proses skenario 3

Dari gambar 6 kelas AU2 memiliki akurasi tertinggi sebesar 75%, sehingga kelas AU2 menjadi sebuah sistem yang memiliki akurasi rata-rata yang sangat rendah. Kemudian dalam melakukan proses akurasi confusion matrix, kelas AU2 sangat mempengaruhi nilai akurasi dari setiap ciri. Hal ini dikarenakan pada AU2 terdapat gerakan spesial, yaitu adanya gerakan alis bagian sisi luar bergerak keatas hanya sebelah kiri, adanya gerakan alis bagian sisi luar bergerak keatas hanya sebelah kanan, dan adanya gerakan alis bagian sisi luar bergerak keatas secara bersamaan.



Gambar 6. Akurasi confusion matrix per kelas

4. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini dengan melakukan skenario yang dilakukan hasil akurasi terbaik adalah 83,81% dengan parameter ekstraksi ciri winsize = 3 tanpa dekorelasi, kemudian dilakukan seleksi ciri dengan metode adaboost dimana kedalaman sebanyak 5, dan 10 kali iterasi adaboost. Kemudian melakukan proses klasifikasi dengan multi SVM untuk membedakan 4 kelas AU, yaitu AU0, AU1, AU2, dan AU4. Namun pada akurasi confusion matrix terlihat deteksi AU2 memiliki deteksi terendah, hal ini dikarenakan pada dataset deteksi AU2 (gerakan alis bagian luar) memiliki gerakan spesial, yaitu gerakan alis naik hanya bagian kiri, gerakan alis naik hanya bagian kanan, dan bisa kedua-duanya naik.

Daftar Pustaka :

- [1] Jiang Bihan, Valstar Michael F, and Maja Pantic, "Action Unit detection unit sparse appearance descriptors in space-time video volumes," *Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011)*, pp. 314-321, March 2011.
- [2] Wang Xianmei, Liang Yuyu, Zhao Xiujie, and Zhiliang Wang, "Lip AUs Detection by Boost-SVM and Gabor," *JOURNAL OF SOFTWARE*, vol. 7, no. 9, pp. 1968-1974, September 2012.
- [3] Enrique L. Sucar, Francisco J. Cantu Osvaldo Cairo, *MICAI 2000: Advances in Artificial Intelligence: Mexican International Conference on Artificial Intelligence Acapulco*. Mexico: Springer, 2006.
- [4] Dhall Abhinav, Asthana Akshay, Goecke Roland, and Gedeon Tom, "Emotion Recognition Using PHOG and LPQ features," *Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011)*, 2011 IEEE International Conference on, pp. 878 - 883, March 2011.

- [5] R. Almaev Timur and F. Valstar Michel, "Local Gabor Binary Patterns from Three Orthogonal," *Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII), 2013 Humaine Association Conference on*, pp. 356-361, September 2013.
- [6] Nicolle Jérémie, Rapp Vincent, Bailly Kévin, Prevost Lionel, and Chetouani Mohamed, "Robust Continuous Prediction of Human Emotions using," in *ICMI '12 Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimodal interaction*, New York, 2012, pp. 501-508.
- [7] scikit-learn. scikit-learn Machine Learning in Python. [Online]. <http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.AdaBoostClassifier.html>
- [8] García Elkin and Lozano Fernando, "Boosting Support Vector Machines," in *In Proceedings of International Conference on Machine Learning and Data Mining (MLDM 2007)*, Leipzig, 2007, pp. 153-167.