

# KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN METODE EKSTRAKSI CIRI TRANSFORMASI CURVELET DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Adilah Haifa, Slamet Riyadi, Cahya Damarjati  
Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Yogyakarta

## ABSTRAK

Ekspresi wajah merupakan dasarnya pada kehidupan manusia sebagai bentuk komunikasi nonverbal dalam berinteraksi dan penyampaian emosi yang terungkap sesuai manusia itu sendiri rasakan terhadap orang lain. Ada beberapa ekspresi wajah seperti ekspresi netral seperti sedih, senang, marah, terkejut, takut dan jijik. Pada saat ini untuk mengamati perbandingan ekspresi wajah menggunakan metode *Gabor Wavelet* dan *Principal Component Analysis (PCA)*, dalam penelitian sebelumnya dengan metode tersebut masih memiliki kelemahan diantaranya tidak dapat mengatasi faktor intrapersonal dan pemisahan antar kelas masih kurang optimal. Selain itu pada objek yang sama PCA sebagai sebuah metode *unsupervised-learning* gagal mengekstrak ciri diskriminatif dari data berdimensi besar. Untuk menanggapi permasalahan diatas, pada penelitian ini akan mengembangkan metode klasifikasi ekspresi wajah pengolahan citra. Tahap pengolahan citra diawali dengan pengaturan ukuran citra dan konversi citra ke mode *grayscale*, kemudian dilakukan transformasi *curvelet* diskrit. Tahap selanjutnya adalah pengambilan nilai ekstraksi ciri *mean*, standar deviasi, *energy* dan *entropy* sebagai masukan nilai pada tahap klasifikasi. Metode klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* karena dapat menggunakan banyak ekstraksi sekaligus. Metode validasi yang digunakan pada proses klasifikasi adalah *K-Fold Cross Validation* yang pada penelitian ini dibagi atas *4-fold cross validation*. Penerapan empat ekstraksi ciri sekaligus pada klasifikasi dengan 120 citra uji yang dibagi menjadi *4-fold validation* menghasilkan akurasi deteksi sebesar 46%, 54%, 52% dan 55%. Secara keseluruhan nilai akurasi yang didapat dari ke *4-fold* menghasilkan akurasi optimal sebesar 55%.

**Kata Kunci—transformasi *curvelet*; klasifikasi SVM; ekspresi wajah.**

## ABSTRACT

Facial expressions that represent humans in the form of nonverbal communication in interactions and delivery revealed according to humans themselves feel towards others. There are some who express faces such as expressing neutrality such as sadness, pleasure, anger, surprise, fear and disgust. *Gabor Wavelet* and *Principal Component Analysis (PCA)*, in previous studies with this method still had weaknesses that could overcome intrapersonal factors and relations between classes were still not optimal. In addition to the same object, PCA as an unsupervised learning method fails to extract the discriminatory features of large dimension data. To suspend the debate above, in this study a classification method will be developed that describes the face of image processing. The image processing stage begins by adjusting the image size and converting the image to grayscale mode, then discrete *curvelet* transformation is performed. The next step is to take the value of meaningful feature extraction, standard deviation, energy and input as input values in the classification. The classification method uses *Support Vector Machine (SVM)* because it can use many extractions at once. The validation method used in the classification process is *K-Fold Cross Validation* which in this study is divided into *4-fold cross validation*. The four-fold application at any time with 120 test images divided into 4 times the validation resulted in detection accuracy of 46%, 54%, 52% and 55%. Overall the values obtained from the *4-fold* result in optimal accuracy of 55%.

**Keywords - *curvelet* transformation; SVM classification; facial expressions.**

## PENDAHULUAN

Ekspresi wajah ialah dasarnya pada kehidupan manusia sebagai bentuk komunikasi nonverbal dalam berinteraksi dan penyampaian emosi yang terungkap sesuai manusia itu sendiri rasakan terhadap orang lain (D. Das. 2014). Adapun enam ekspresi lainnya selain ekspresi netral seperti sedih, senang, marah, terkejut, takut dan jijik. Dari keenam ekspresi tersebut merupakan gerakan dari otot wajah manusia pada bagian mulut, hidung dan mata (L. Ma and K. Khorasani. 2004). Beberapa penelitian memberikan pernyataan yaitu peranan terbesar dalam menyampaikan suatu pesan terhadap orang lain adalah ekspresi wajah yakni 55% lebih besar dibandingkan suara 38% dan dalam berbahasa hanya 7% (N. Thomas and M. Mathew. 2012) (Z. Abidin and A. Harjoko. 2011).

Dengan objek yang sama dan metode yang berbeda. Penelitian mengenai ekspresi wajah dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Metode ini dilakukan kerana PCA mengurangi ruang fitur sehingga memperoleh gambar dengan dimensi yang kecil dari sampel gambar yang asli. Dari solusi yang dari penelitian ini dapat mengurangi kegagalan pada penelitian ekspresi wajah. Metode PCA menghasilkan akurasi sebesar 87% tetapi adapun kelemahan dari metode PCA ini yaitu tidak dapat mengatasi faktor intrapersonal dan pemisahan antar kelas masih kurang optimal (Halimah dan Tekad Matulatan, 2014). Selain itu pada objek yang sama PCA sebagai sebuah metode *unsupervised-learning* gagal mengekstrak ciri diskriminatif dari data berdimensi besar (C Shan, S Gong, and P McOwan, 2005).

Hal yang terkait dengan permasalahan pada penelitian tersebut maka akan dilakukan penelitian dengan objek yang sama melalui metode yang berbeda. Dalam penelitian ini akan menggunakan metode transformasi *curvelet* dan *support vector machine* (SVM) sebagai proses klasifikasi untuk mengetahui akurasi setelah proses ekstraksi ciri. Dengan adanya penelitian ini diharapkan dapat mengurangi beberapa masalah yang telah dijelaskan diatas dan menemukan metode yang tepat untuk mendeteksi ekspresi wajah pada manusia sehingga proses pengamatan lebih efektif.

Transformasi *curvelet* merupakan frekuensi waktu pada gambar serta memberikan

representasi objek yang dapat di analisis. Transformasi ini memiliki dasar elemen yang terdapat selektivitas arah yang baik dan sangat anisotropic (L. Ying, L. Demanet, and E. Candes, 2005). Dalam selektivitas arah *curvelet* dan spasial lokal setiap *curvelet* dapat melestarikan setiap fitur gambar dari masing-masing sub bab sepanjang arah tertentu. Dari penjelasan tersebut dapat disimpulkan *curvelet* memiliki dasar elemen dengan atom yang sesuai dalam d-D objek yang halus selain dari singularitas bersama manifold halus dari kodimension 1 (E. Candes, L. Demanet, D. Donoho, and L. Ying, 2006).

Metode *Curvelet* salah satu yang digunakan untuk melakukan penelitian ini. Dalam arti transformasi *curvelet* adalah salah satu transformasi geometri multiskala. Secara konseptual, transformasi *curvelet* adalah metode piramida multiscale yang memotong motong data menjadi kumpulan skala frekuensi yang berbeda, sehingga masing-masing skala dapat diolah dan dianalisa Hasil dari transformasi *curvelet* dapat di ekstraksi ciri kemudian di klasifikasi menggunakan *support vector machine* (SVM).

Klasifikasi yang termasuk banyak digunakan sebagai penelitian-penelitian lain yaitu *Support vector machine* (SVM). Klasifikasi SVM ini memiliki ruang dimensi yang tinggi sehingga SVM terbukti memiliki proses kerja yang lebih baik dibandingkan metode lain. Selain itu klasifikasi SVM dapat juga digunakan pada ruang padat ataupun ruang yang terdapat relevansi tinggi di antara fitur-fitur tersebut. Serta SVM juga mudah sebagai bahan latih dalam penelitian (D. Roth, M. Yang and N. Ahuja 2002). Klasifikasi SVM juga memiliki pengertian sebagai metode data mining dalam melakukan pembacaan pola (*pattern recognition*) dengan model matematika data yang di akan analisis. Dalam model matematika digunakan untuk pengulangan proses klasifikasi secara cepat pada saat perubahan ukuran dengan material tertentu serta material baru. Maka SVM dapat terurai dalam bentuk linear maupun non-linear. Keunggulan SVM juga digambarkan dalam mengukur performa dengan metode klasifikasi yang sudah digunakan (Kartal & Cebi, 2013).

Dari penjelasan serta kelebihan dari metode ekstraksi *curvelet* dan klasifikasi *Support vector machine* (SVM) dapat mengatasi

masalah pada penelitian di atas yaitu metode *curvelet* dapat menentukan dan melakukan proses citra yang memiliki variasi dari beresolusi rendah hingga citra resolusi tinggi. Selain itu proses klasifikasi SVM juga berkerja dalam relevansi tinggi antar fitur serta SVM dapat melakukan proses multikelas yang berbeda. Dari kelebihan tersebut diharapkan dapat menyelesaikan permasalahan pada penelitian sebelumnya.

## MATERIAL DAN METODE

### a. Akuisisi Data

Pada proses akuisisi data, tahap pertama yaitu input data berupa foto ekspresi wajah. Setelah itu, beberapa citra dipilih dan dikelompokan untuk ke proses *training* dan *testing* dengan jumlah yang sama sesuai banyak citra yang dibutuhkan.

### b. Mengubah Piksel Citra

Pada tahap pengambilan foto ekspresi wajah dari citra tersebut mempunyai ukuran yang berbeda-beda. Oleh sebab itu, semua citra ekspresi wajah dalam penelitian ini diubah menjadi 256x256 piksel menggunakan *software matlab*. Dengan perubahan piksel citra menjadi ukuran lebih kecil agar mempercepat proses pengolahan citra pada penelitian ini.

### c. Konversi citra RGB ke *grayscale*

Konversi citra RGB ke citra *grayscale* selain menyederhanakan citra proses ini bertujuan agar waktu yang dibutuhkan dalam mengoprasikan citra lebih cepat. Selanjutnya adalah proses mengubah citra warna ekspresi wajah menjadi mode *grayscale* yang terdapat 1 layer. Dalam melakukan proses ini agar diketahui citra keabuan yaitu bernilai gelap 0 dan citra yang bernilai cerah 255. Dari proses terbut dapat diketahui area keabuan dalam citra.

Awal dari proses konversi citra yaitu mengambil folder citra RGB ke *software Matlab* yang akan di baca oleh *software*. Setelah itu mengubah piksel citra dengan piksel yang sama dan di konversikan ke mode *grayscale*. Citra *grayscale* tidak dapat otomatis tersimpan dalam komputer hanya dapat di baca dalam *software* tersebut. Adapun gambar sampel ekspresi wajah netral yang telah di konversi dari citra RGB ke mode citra *grayscale* di tampilkan pada sebagai berikut:



Citra RGB



Citra *grayscale*

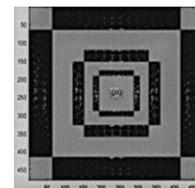
### d. Transformasi *Curvelet*

Transformasi *curvelet* bertujuan untuk mengetahui skala-skala pada data citra. Setelah melakukan proses *grayscale* kemudian citra *grayscale* akan di transformasikan dengan metode *curvelet* yang akan menghasilkan *level-level* dari data citra. Dari proses ini akan muncul kurva dalam bentuk skala yang tersusun dari skala besar hingga ke skala kecil.

Tahap tranformasi *curvelet* dimulai dari hasil konversi citra ke *grayscale*. Kemudian citra akan di proses ke metode *curvelet* yang menghasilkan nilai kurva dalam bentuk skala dari citra. Dalam mengoprasikan proses ini melalui fungsi *curvelet* yang akan tersimpan pada suatu variabel tidak tersimpan komputer secara langsung. Dari proses tersebut dan mendapatkan nilai kurva serta mengetahui *level-level* dari masing-masing citra dari proses transformasi *curvelet*. Dapat di lihat pada gambar 3.3 citra *grayscale* dan hasil dekomposisi menggunakan transformasi *curvelet* sebagai berikut :



Citra *grayscale*



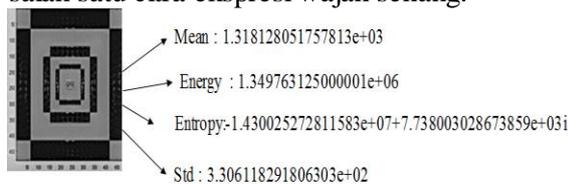
Koefisien *curvelet*

### e. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri bertujuan untuk mengetahui nilai citra yang berupa angka pada masing-masing citra. Setelah melakukan proses *curvelet* dan mengetahui nilai kurva serta mengetahui *level-level* dari citra kemudian akan dilakukan proses ekstraksi ciri yang akan menghasilkan nilai citra, seperti nilai rata – rata (*mean*) yaitu nilai rata-rata dari jumlah piksel, standar deviasi (*standart deviation*) yaitu menghitung nilai yang terurai setiap piksel citra dan dikudratkan, *energy* yaitu nilai besar distribusi *level* keabuan citra semakin tinggi nilai *entropy* maka nilai *energy* semakin rendah, dan *entropy* yaitu citra

transisi keabuan yang memiliki nilai yang kecil dan tidak teratur.

Hasil ekstraksi ciri nilai rata-rata(*mean*), standar deviasi, *energy* dan *entropy* dari nilai koefisien *curvelet* pada data citra yang digunakan untuk menentukan perbedaan ekspresi wajah saat senang dan sedih dari nilai-nilai yang dihasilkan. Tahap ekstraksi sebagai bahan latih untuk menganalisa bagus atau tidak data citra ekspresi. Kemudian hasil ekstraksi akan di klasifikasi dengan metode SVM. Berikut gambar 3.4 merupakan hasil ekstraksi ciri dari salah satu citra ekspresi wajah senang.



#### f. Training

Proses training ini bertujuan untuk membandingkan data citra secara visual. Dalam proses ini menggunakan data citra yang telah dikelompokkan sebagai data training. Pada proses pelatihan ini menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dan klasifikasi manual dengan membandingkan ekspresi wajah yang berbeda untuk mengetahui nilai akurasi data citra bagus atau tidak yang terlihat pada grafik matlab.

Tahap pelatihan ini menggunakan nilai dari hasil ekstraksi yaitu nilai rata-rata(*mean*), *energy*, *entropy* dan standar deviasi setelah melewati proses *curvelet*. Kemudian dilakukan klasifikasi manual dari perbandingan ekspresi wajah yang berbeda berdasarkan proses plot yang telah dibuat. Setelah itu, melakukan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) pada data *training*.

#### g. Testing

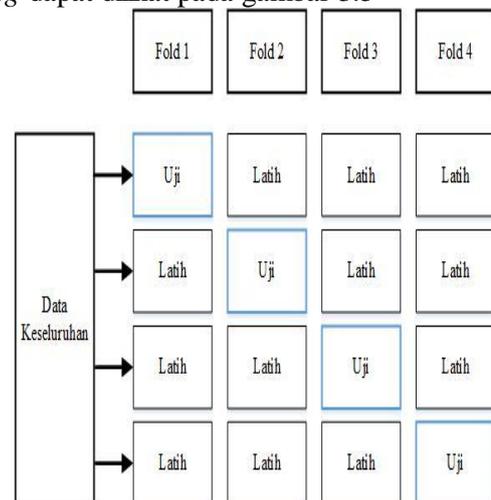
Proses testing ini dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi pada data uji yang akan dihasilkan oleh sistem. Proses uji ini dilakukan setelah melakukan analisis manual pada data latih. Pengujian ini berdasarkan data citra yang telah dikelompokkan. Proses ini menggunakan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM).

Tapan pengujian ini menggunakan nilai hasil dari ekstraksi ciri yaitu nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi. Pertama melakukan proses metode *curvelet*. Setelah mendapatkan hasil dari koefisien

*curvelet* kemudian nilai kurva tersebut di ekstraksi ciri untuk mendapatkan nilai rata-rata(*mean*), *energy*, *entropy* dan standar deviasi yang dihasilkan sesuai data citra. Hasil dari ekstraksi akan di klasifikasi dengan menggunakan fungsi *fitcsvm* untuk proses pengujian. Setelah dilakukan proses akurasi sebagai sampel untuk melihat tingkat akurat pada citra ekspresi wajah senang dan sedih.

#### h. Validasi

Tujuan dilakukan validasi adalah untuk memperkuat hasil penelitian. Dalam proses validasi dilakukan secara berulang ulang pada program *testing* dan *training*. Penelitian ini terdapat 592 citra yang dibagi menjadi 4 kelompok. Pengelompokan data *training* dan *testing* dapat dilihat pada gambar 3.5



Proses validasi akan menghasilkan tingkat akurasi dari masing-masing 4 kelompok. Proses tersebut akan terlihat nilai optimal dari suatu data citra. Jika dari proses ini terjadi beberapa kesalahan maupun hasil kurang optimal maka akan dilakukan perbaikan dan pengulangan proses pengujian.

## HASIL

### 1. Prinsip Kerja

Prinsip kerja pada penelitian ini yaitu pertama setelah mengambil data penelitian kemudian masing-masing citra ekspresi wajah sedih dan senang dibagi menjadi 4 kelompok. Setelah itu, citra yang telah dikelompokkan diproses dengan metode *curvelet* kemudian di ekstraksi dan menghasilkan nilai-nilai *mean*, *energy*, *entropy* serta nilai std. Hasil dari ekstraksi akan di klasifikasikan dengan metode

SVM yang bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi yang dilakukan oleh sistem.

## 2. Hasil Klasifikasi Manual

Klasifikasi manual dilakukan dengan pengelompokan data citra ke 2 ekspresi wajah. Dalam pengelompokan data citra menggunakan indera penglihatan untuk membedakan citra ekspresi senang dan ekspresi sedih dalam bentuk .jpg. Selanjutnya proses *cropping* pada bagian pipi sampai bagian mulut citra ekspresi wajah secara manual. Hasil klasifikasi manual menghasilkan 2 kelompok ekspresi wajah yang terdapat ekspresi senang 296 citra dan ekspresi sedih 296 citra dan kemudian masing-masing 2 kelompok dibagi menjadi 4 *fold* untuk data uji dan data latih.

### a. Citra Ekspresi Wajah

Citra ekspresi wajah adalah citra yang memiliki tujuh ekspresi seperti senang dan sedih berdasarkan apa yang seseorang ungkapan melalui mimik wajah seseorang. Citra ekspresi wajah sangat mudah di bedakan ketika seseorang itu sendiri memiliki ekspresi yang jelas dalam penglihatan indera mata kita. Berikut gambar citra dua ekspresi wajah :



*Citra ekspresi wajah senang*



*Citra ekspresi wajah sedih*

## 3. Hasil Perancangan Program

Hasil dari perancangan program pada penelitian ini terdapat beberapa bagian program yaitu pengolahan citra, transformasi *curvelet*, ekstrak

ciri serta program klasifikasi untuk proses mengoprasikan penelitian ini.

### a. Pengolahan citra

Pada hasil pengambilan citra memiliki ukuran berbeda setiap citra ekspresi. Oleh Sebab itu, harus dilakukan penyamaan citra agar lebih mudah dalam pengolahan citra. Tahap pengolahan citra dari mengubah piksel citra menjadi 256x256 yang akan diubah dari RGB ke dalam bentuk mode *grayscale* menggunakan *software* matlab. Hasil dari pengolahan citra ditunjukkan pada gambar



*Konversi citra ekspresi wajah sedih RGB ke greyscale*

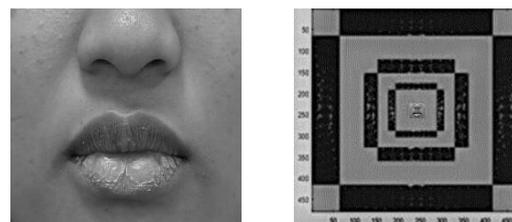


*Konversi citra ekspresi wajah senang RGB ke greyscale*

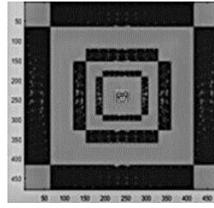
Pada tujuh ekspresi wajah di atas terlihat hampir sama kotras warna RGB maupun grayscale. Sehingga dalam proses grayscale pada citra ini tidak ada penyolokan bagian warna gelap dan terang pada citra di atas.

### b. Transformasi *curvelet*

Dalam transformasi *curvelet* dilakukan dengan mengambil pengelompokkan citra dalam variable workspace. Hasil dari fungsi transformasi *curvelet* yaitu terdapat skala-skala berdasarkan ukuran piksel citra yang telah di proses. Berikut hasil dari pengolahan citra dengan FDCT :



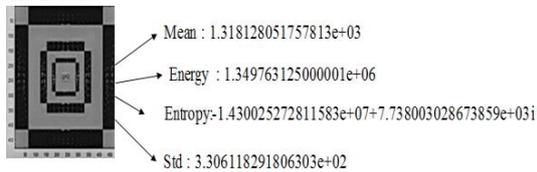
Hasil *Curvelet* dari citra grayscale ekspresi sedih



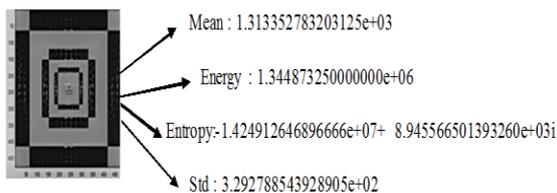
Hasil Curvelet dari citra grayscale ekspresi senang

c. Ekstraksi Ciri

Setelah mengetahui skala nilai *matriks* dari masing-masing citra melalui proses *curvelet*. Kemudian skala-skala tersebut akan digunakan untuk mendapatkan hasil dari ekstraksi ciri. Nilai-nilai tersebut merupakan data citra berupa angka yang menghasilkan nilai-nilai berbeda dengan masing-masing citra ekspresi senang dan sedih. Dari nilai yang didapatkan kemudian akan digunakan sebagai bahan analisis penelitian.



Hasil ekstraksi ciri dari ekspresi senang. Setelah melakukan proses transformasi *curvelet* hasil ekstraksi menghasilkan 4 nilai pada citra ekspresi jujuk seperti *mean* dengan nilai 1.318128051757813e+03, *energy* dengan nilai 1.349763125000001e+06, *entropy* dengan nilai 1.430025272811583e+07+ 7.738003028673859 e+03i dan standar deviasi dengan nilai 3.306118291806303e+02.



Hasil ekstraksi ciri dari ekspresi sedih. Setelah melakukan proses transformasi *curvelet* hasil ekstraksi menghasilkan 4 nilai pada citra ekspresi jujuk seperti *mean* dengan nilai 1.313352783203125e+03, *energy* dengan nilai 1.344873250000000e+06, *entropy* dengan nilai -1.424912646896666e+07+ 8.945566501393260e+03i dan standar deviasi dengan nilai 3.292788543928905e+02.

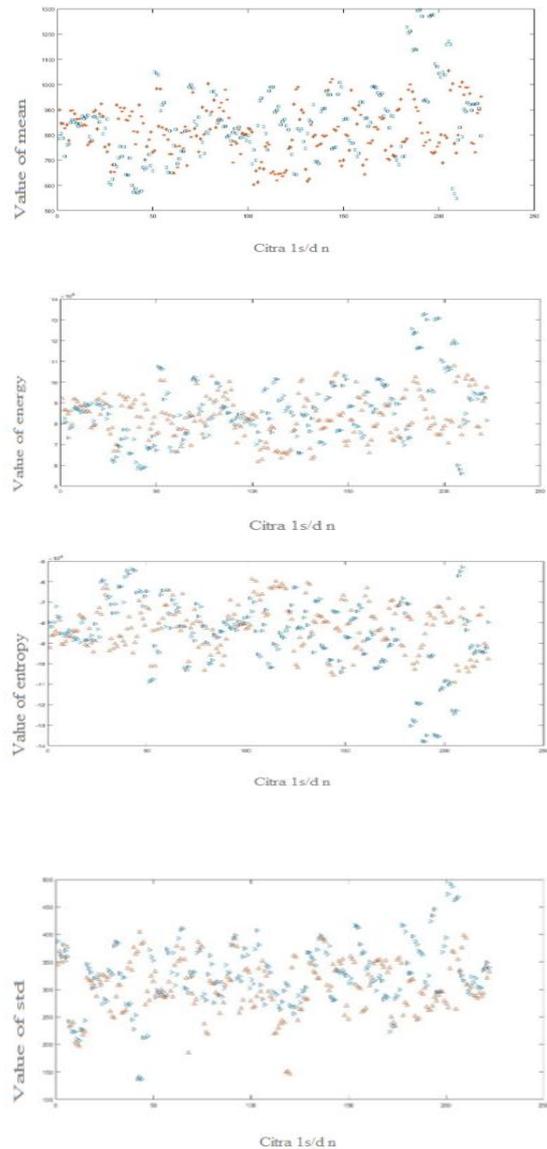
d. Training

Proses training ini dilakukan dari hasil transformasi *curvelet* yang telah di ekstraksi.

Setelah mendapatkan hasil dari proses ekstraksi ciri kemudian *nilai mean, energy, entropy* dan *std* akan digunakan sebagai proses membuat plot antar dua ekspresi secara bergantian. Proses ini dapat memudahkan dalam pengamatan secara visual dengan indera penglihatan.

a. Skala 1

1. Ekspresi senang dengan ekspresi sedih



Gambar 4.1 Ploting ekstraksi ciri ekspresi senang dan ekspresi sedih skala 1

Hasil plotting pada ekspresi senang(x) berwarna biru dengan jumlah 74 citra dan ekspresi sedih(^) berwarna merah dengan jumlah 74 citra skala 1 di atas sama seperti skala sebelumnya sangat sulit untuk membedakan antara ekspresi senang dan ekspresi sedih. Pada

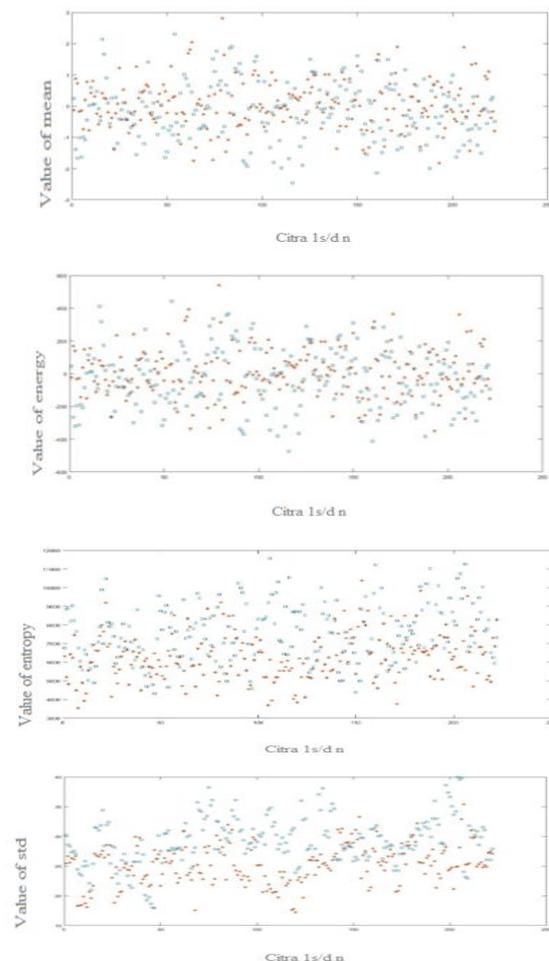
nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu sehingga sulitnya untuk melakukan proses perbandingan.

Hasil plotting pada kedua ekspresi menyatu kemungkinan disebabkan 2 hal yaitu :

1. Data citra yang kurang mendukung dalam penelitian ini seperti kedua ekspresi senang ataupun ekspresi sedih. Kemungkinan berpengaruh pada efek pecahayaan citra, jenggot atau kumis yang menutupi bagian mulut, posisi data citra sehingga bermasalah pada proses *crop* serta data citra yang memiliki kesamaan saat berekspresi senang dan sedih maka hasil plotting nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi kedua ekspresi tersebut memiliki nilai plot yang sama ataupun nilai plot yang berdekatan dengan ekspresi yang berbeda sehingga hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu.
2. Dari hasil plotting yang menyatu bisa saja saat proses ekstraksi yang tidak sesuai dengan data citra sehingga tidak menghasilkan hasil plotting yang terpisah.

## B. Skala 2

### 1. Ekspresi senang dengan ekspresi sedih



Hasil plotting pada ekspresi marah(x) berwarna biru dengan jumlah 74 citra dan ekspresi sedih(^) berwarna merah dengan jumlah 74 citra skala 2 di atas memiliki hasil plotting yang berbeda pada skala lainnya. Nilai standar deviasi dan nilai *entropy* sebagian hasil plotting antara ekspresi senang dan ekspresi sedih terpisah sehingga namun sebagian juga dari plotting tersebut menyatu sama seperti skala sebelumnya sangat sulit untuk membedakan antara ekspresi senang dan ekspresi sedih. Pada nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu sehingga sulitnya untuk melakukan proses perbandingan.

Hasil plotting pada kedua ekspresi menyatu kemungkinan disebabkan 2 hal yaitu :

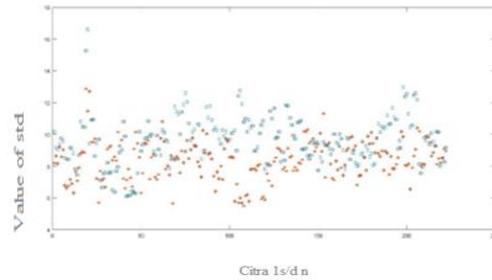
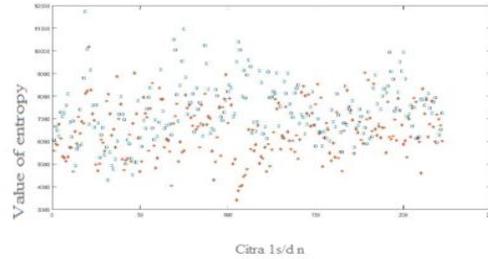
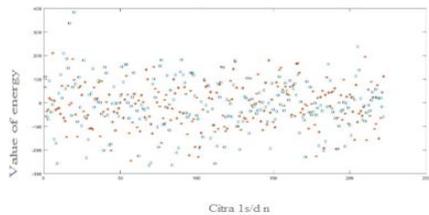
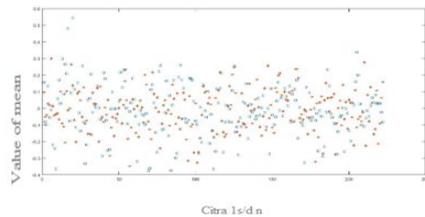
1. Data citra yang kurang mendukung dalam penelitian ini seperti kedua ekspresi senang ataupun ekspresi sedih. Kemungkinan berpengaruh pada efek pecahayaan citra, jenggot atau kumis yang menutupi

bagian mulut, posisi data citra sehingga bermasalah pada proses *crop* serta data citra yang memiliki kesamaan saat berekspresi senang dan sedih maka hasil plotting nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi kedua ekspresi tersebut memiliki nilai plot yang sama ataupun nilai plot yang berdekatan dengan ekspresi yang berbeda sehingga hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu.

2. Dari hasil plotting yang menyatu bisa saja saat proses ekstraksi yang tidak sesuai dengan data citra sehingga tidak menghasilkan hasil plotting yang terpisah.

### C. Skala 3

#### 1. Ekspresi senang dan sedih



Hasil plotting pada ekspresi senang(s) berwarna biru dengan jumlah 74 citra dan ekspresi sedih(\*) berwarna merah dengan jumlah 74 citra skala 3 di atas sama seperti skala sebelumnya sangat sulit untuk membedakan antara ekspresi senang dan ekspresi sedih. Pada nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu sehingga sulitnya untuk melakukan proses perbandingan.

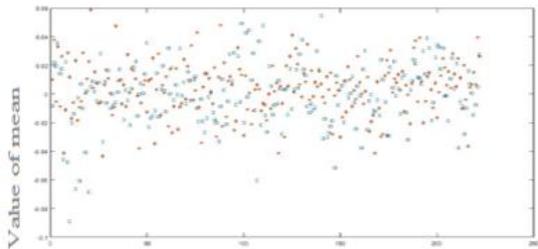
Hasil plotting pada kedua ekspresi menyatu kemungkinan disebabkan 2 hal yaitu :

1. Data citra yang kurang mendukung dalam penelitian ini seperti kedua ekspresi senang ataupun ekspresi sedih. Kemungkinan berpengaruh pada efek pecahayaan citra, jenggot atau kumis yang menutupi bagian mulut, posisi data citra sehingga bermasalah pada proses *crop* serta data citra yang memiliki kesamaan saat berekspresi senang dan sedih maka hasil plotting nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi kedua ekspresi tersebut memiliki nilai plot yang sama ataupun nilai plot yang berdekatan dengan ekspresi yang berbeda sehingga hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu.

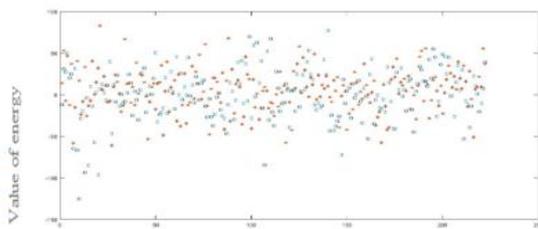
2. Dari hasil plotting yang menyatu bisa saja saat proses ekstraksi yang tidak sesuai dengan data citra sehingga tidak menghasilkan hasil plotting yang terpisah.

#### D. Skala 4

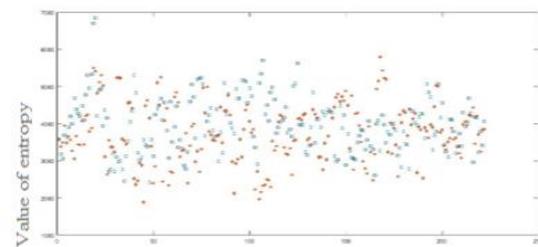
##### 1. Ekspresi senang dan sedih



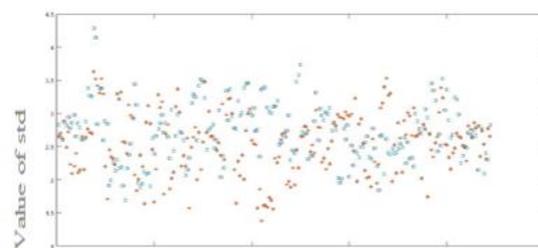
Citra 1s/d n



Citra 1s/d n



Citra 1s/d n



Citra 1s/d n

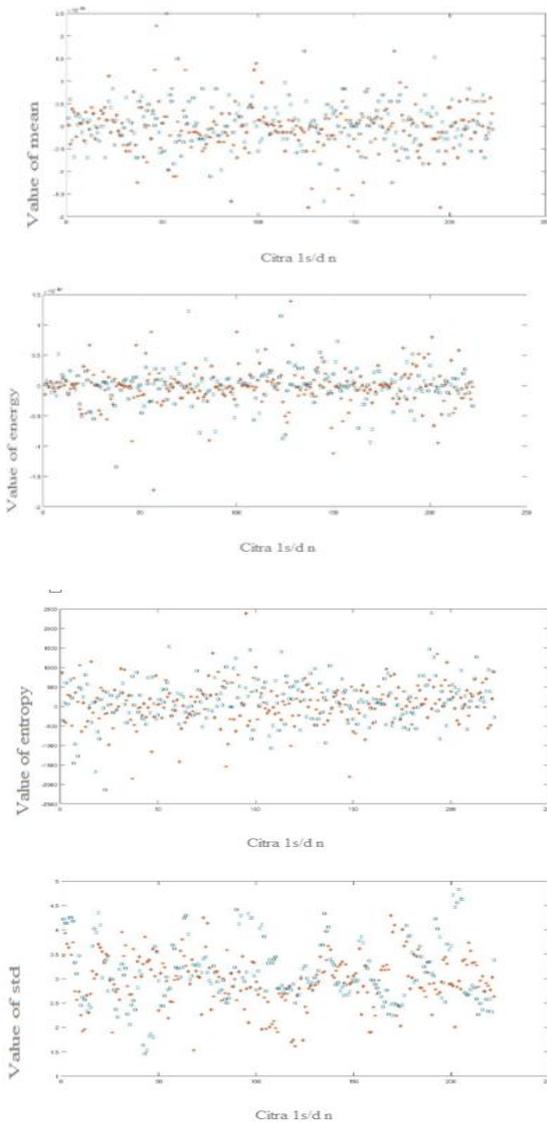
Hasil plotting pada ekspresi senang(x) berwarna biru dengan jumlah 74 citra dan ekspresi sedih(^) berwarna merah dengan

jumlah 74 citra skala 4 di atas sama seperti skala sebelumnya sangat sulit untuk membedakan antara ekspresi senang dan ekspresi sedih. Pada nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu sehingga sulitnya untuk melakukan proses perbandingan.

Hasil plotting pada kedua ekspresi menyatu kemungkinan disebabkan 2 hal yaitu :

1. Data citra yang kurang mendukung dalam penelitian ini seperti kedua ekspresi senang ataupun ekspresi sedih. Kemungkinan berpengaruh pada efek pecahayaan citra, jenggot atau kumis yang menutupi bagian mulut, posisi data citra sehingga bermasalah pada proses *crop* serta data citra yang memiliki kesamaan saat berekspresi senang dan sedih maka hasil plotting nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi kedua ekspresi tersebut memiliki nilai plot yang sama ataupun nilai plot yang berdekatan dengan ekspresi yang berbeda sehingga hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu.
2. Dari hasil plotting yang menyatu bisa saja saat proses ekstraksi yang tidak sesuai dengan data citra sehingga tidak menghasilkan hasil plotting yang terpisah.

**D. Skala 5**  
**1. Ekspresi senang dan sedih**



Hasil plotting pada ekspresi senang(s) berwarna biru dengan jumlah 74 citra dan ekspresi sedih(\*) berwarna merah dengan jumlah 74 citra skala 5 di atas sama seperti skala sebelumnya sangat sulit untuk membedakan antara ekspresi senang dan ekspresi sedih. Pada nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu sehingga sulitnya untuk melakukan proses perbandingan.

Hasil plotting pada kedua ekspresi menyatu kemungkinan disebabkan 2 hal yaitu :

1. Data citra yang kurang mendukung dalam penelitian ini seperti kedua ekspresi senang ataupun ekspresi sedih. Kemungkinan

berpengaruh pada efek pecahayaan citra, jenggot atau kumis yang menutupi bagian mulut, posisi data citra sehingga bermasalah pada proses *crop* serta data citra yang memiliki kesamaan saat berekspresi senang dan sedih maka hasil plotting nilai *mean*, *energy*, *entropy* dan standar deviasi kedua ekspresi tersebut memiliki nilai plot yang sama ataupun nilai plot yang berdekatan dengan ekspresi yang berbeda sehingga hasil plotting kedua ekspresi tampak menyatu.

2. Dari hasil plotting yang menyatu bisa saja saat proses ekstraksi yang tidak sesuai dengan data citra sehingga tidak menghasilkan hasil plotting yang terpisah.

**a. Hasil Training SVM Fold 1**

Pada gambar 4.14 merupakan hasil *training* SVM dari data citra latih pada *fold* 1. Dari citra latih terdapat citra ekspresi senang sebanyak 222 dan citra ekspresi sedih 222 pada *fold* 1 yang akan di proses untuk *training* SVM.

Property	Value
BinaryY	444x1 double
CodingName	'onevsone'
Y	444x1 cell
X	444x4 double
RowsUsed	[]
W	444x1 double
ModelParameters	1x1 ECOCParams
NumObservations	444
HyperparameterO...	[]
PredictorNames	1x4 cell
CategoricalPredict...	[]
ResponseName	'Y'
ExpandedPredicto...	1x4 cell
ClassNames	2x1 cell
Prior	[0.5000 0.5000]
Cost	[0 1; 1 0]
ScoreTransform	'none'
BinaryLearners	1x1 cell
BinaryLoss	'hinge'
CodingMatrix	[-1; 1]
LearnerWeights	1.0000

*Hasil Training SVM fold 1*

Hasil *training* pada gambar 4.14 yaitu pada *binary* Y terdapat 444x1 *double*, *coding* name dengan nama *onevsone*. Nilai Y terdapat 444x1 cell, nilai X terdapat 444x4 *double* dengan *rows used* []. Variable W dengan nilai 444x1 *double*. Terdapat juga Model Parameters 1x1

*ECOCParams*. Variabel *NumObservations* sebanyak 444, *PredictorName* dengan nilai 1x4 cell, *CategoricalPredict* yaitu []. *Response Name* dengan nama Y. *Class Name* 2x1 cell, *Prior* dengan nilai [0.5000 0.5000], *Cost* dengan nilai [01;10], *Score Transform* dengan nilai 'none'. *Binary Learners* 1x1 cell, *Binary Loss* dengan 'hinge', *Coding Matrix* dengan nilai [-1;1], dan *Leaner Weight* dengan nilai 1.0000

### b. Hasil Training SVM Fold 2

Pada gambar 4.15 merupakan hasil *training SVM* dari data citra latih pada *fold 2*. Dari citra latih terdapat citra ekspresi senang sebanyak 222 dan citra ekspresi sedih 222 pada *fold 2* yang akan di proses untuk training SVM

Property	Value
BinaryY	444x1 double
CodingName	'onevsone'
Y	444x1 cell
X	444x4 double
RowsUsed	[]
W	444x1 double
ModelParameters	1x1 ECOCParams
NumObservations	444
HyperparameterO...	[]
PredictorNames	1x4 cell
CategoricalPredict...	[]
ResponseName	'Y'
ExpandedPredicto...	1x4 cell
ClassNames	2x1 cell
Prior	[0.5000 0.5000]
Cost	[0 1; 1 0]
ScoreTransform	'none'
BinaryLearners	1x1 cell
BinaryLoss	'hinge'
CodingMatrix	[-1; 1]
LearnerWeights	1.0000

Hasil Training SVM fold 2

Hasil *training* pada gambar 4.15 yaitu pada *binary Y* terdapat 444x1 *double*, *coding name* dengan nama *onevsone*. Nilai Y terdapat 444x1 cell, nilai X terdapat 444x4 *double* dengan *rows used* []. Variable W dengan nilai 444x1 *double*. Terdapat juga Model Parameters 1x1 *ECOCParams*. Variabel *NumObservations* sebanyak 444, *PredictorName* dengan nilai 1x4 cell, *CategoricalPredict* yaitu []. *Response Name* dengan nama Y. *Class Name* 2x1 cell, *Prior* dengan nilai [0.5000 0.5000], *Cost* dengan nilai [01;10], *Score Transform* dengan nilai 'none'. *Binary Learners* 1x1 cell, *Binary Loss* dengan 'hinge', *Coding Matrix* dengan nilai [-1;1], dan *Leaner Weight* dengan nilai 1.0000

### c. Hasil Training SVM Fold 3

Pada gambar 4.16 merupakan hasil *training SVM* dari data citra latih pada *fold 3*. Dari citra latih terdapat citra ekspresi senang sebanyak 222 dan citra ekspresi sedih 222 pada

*fold 3* yang akan di proses untuk training SVM.

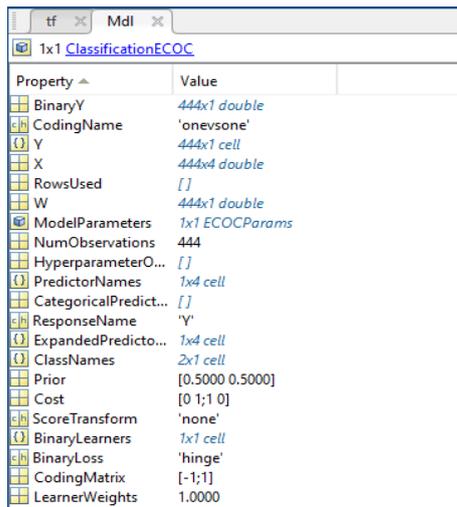
Property	Value
BinaryY	444x1 double
CodingName	'onevsone'
Y	444x1 cell
X	444x4 double
RowsUsed	[]
W	444x1 double
ModelParameters	1x1 ECOCParams
NumObservations	444
HyperparameterO...	[]
PredictorNames	1x4 cell
CategoricalPredict...	[]
ResponseName	'Y'
ExpandedPredicto...	1x4 cell
ClassNames	2x1 cell
Prior	[0.5000 0.5000]
Cost	[0 1; 1 0]
ScoreTransform	'none'
BinaryLearners	1x1 cell
BinaryLoss	'hinge'
CodingMatrix	[-1; 1]
LearnerWeights	1.0000

Hasil Training SVM fold 3

Hasil *training* pada gambar 4.16 yaitu pada *binary Y* terdapat 444x1 *double*, *coding name* dengan nama *onevsone*. Nilai Y terdapat 444x1 cell, nilai X terdapat 444x4 *double* dengan *rows used* []. Variable W dengan nilai 444x1 *double*. Terdapat juga Model Parameters 1x1 *ECOCParams*. Variabel *NumObservations* sebanyak 444, *PredictorName* dengan nilai 1x4 cell, *CategoricalPredict* yaitu []. *Response Name* dengan nama Y. *Class Name* 2x1 cell, *Prior* dengan nilai [0.5000 0.5000], *Cost* dengan nilai [01;10], *Score Transform* dengan nilai 'none'. *Binary Learners* 1x1 cell, *Binary Loss* dengan 'hinge', *Coding Matrix* dengan nilai [-1;1], dan *Leaner Weight* dengan nilai 1.0000

### d. Hasil Training SVM Fold 4

Pada gambar 4.17 merupakan hasil *training SVM* dari data citra latih pada *fold 4*. Dari citra latih terdapat citra ekspresi senang sebanyak 222 dan citra ekspresi sedih 222 pada *fold 4* yang akan di proses untuk training SVM.



Property	Value
BinaryY	444x1 double
CodingName	'onevsone'
Y	444x1 cell
X	444x4 double
RowsUsed	[ ]
W	444x1 double
ModelParameters	1x1 ECOCParams
NumObservations	444
HyperparameterO...	[ ]
PredictorNames	1x4 cell
CategoricalPredict...	[ ]
ResponseName	'Y'
ExpandedPredicto...	1x4 cell
ClassNames	2x1 cell
Prior	[0.5000 0.5000]
Cost	[0 1; 1 0]
ScoreTransform	'none'
BinaryLearners	1x1 cell
BinaryLoss	'hinge'
CodingMatrix	[-1; 1]
LearnerWeights	1.0000

#### Hasil Training SVM fold 4

Hasil *training* pada gambar 4.17 yaitu pada *binary Y* terdapat 444x1 *double*, *coding name* dengan nama *onevsone*. Nilai *Y* terdapat 444x1 *cell*, nilai *X* terdapat 444x4 *double* dengan *rows used* [ ]. Variable *W* dengan nilai 444x1 *double*. Terdapat juga *ModelParameters* 1x1 *ECOCParams*. Variabel *NumObservations* sebanyak 444, *PredictorName* dengan nilai 1x4 *cell*, *CategoricalPredict* yaitu [ ]. *Response Name* dengan nama *Y*. *Class Name* 2x1 *cell*, *Prior* dengan nilai [0.5000 0.5000], *Cost* dengan nilai [0 1; 1 0], *Score Transform* dengan nilai 'none'. *Binary Learners* 1x1 *cell*, *Binary Loss* dengan 'hinge', *Coding Matrix* dengan nilai [-1; 1], dan *Leaner Weight* dengan nilai 1.0000.

#### 4.3.5 Testing

Hasil klasifikasi pada metode SVM kemudian data uji dari 4 kelompok tersebut akan dilakukan proses uji per kelompok secara bergantian. Pada proses testing ini akan terlihat nilai akurasi dari masing-masing kelompok citra. Dari pengujian tersebut dapat dilihat benar atau salah pada citra ekspresi wajah. Hasil pengujian dari masing-masing kelompok sebagai berikut.

#### a. Fold 1

Skala	Kategori	Citra Ekspresi (banyak citra)		Total citra benar	Akurasi (%)
		Senang	Sedih		
1	Benar	52	28	80	54%
	Salah	22	46		
2	Benar	72	3	75	50%
	Salah	2	71		
3	Benar	37	30	67	45%
	Salah	37	44		
4	Benar	39	44	83	56%
	Salah	35	30		
5	Benar	47	28	75	50%
	Salah	27	46		

Pada table fold 1 dengan jumlah 148 citra yaitu ekspresi senang 74 citra dan ekspresi sedih 74 citra menunjukkan hasil akurasi pada *fold 1* yaitu hasil terkecil terdapat skala 3 dengan nilai akurasi 45%. Kemudian nilai tertinggi ditunjukkan pada skala 4 dengan nilai akurasi 56%. Hasil dari skala lainnya terdapat 54% pada skala 1 dan hasil akurasi yang sama dengan 50% pada skala 2 dan skala 5.

Hasil akurasi pada fold 1 dihasilkan dari total citra benar yaitu citra ekspresi senang dan ekspresi sedih sesuai hasil dari masing-masing skala, kemudian dibagi 148 pada jumlah citra senang dan sedih.

#### b. Fold 2

Skala Curvelet	Kategori	Citra Ekspresi (banyak citra)		Total citra benar	Akurasi (%)
		Senang	Sedih		
1	Benar	33	30	63	42%
	Salah	41	44		
2	Benar	24	22	46	31%
	Salah	50	52		
3	Benar	60	18	78	52%
	Salah	14	56		
4	Benar	64	25	89	60%
	Salah	10	49		
5	Benar	59	31	90	60%
	Salah	15	43		

Pada table fold 2 jumlah 148 citra yaitu ekspresi senang 74 citra dan ekspresi sedih 74 citra menunjukkan hasil akurasi pada *fold 2* yaitu nilai akurasi terkecil ditunjukkan skala 2 dengan nilai akurasi 31%. Selanjutnya hasil terbesar pada skala 4 dan skala 5 dengan nilai akurasi 60%. Hasil dari skala lainnya terdapat 42% pada skala 1 dan 52% pada skala 2.

Hasil akurasi pada fold 2 dihasilkan dari total citra benar yaitu citra ekspresi senang dan ekspresi sedih sesuai hasil dari masing-masing skala, kemudian dibagi 148 pada jumlah citra senang dan sedih.

#### c. *Fold 3*

Skala Curvelet	Kategori	Citra Ekspresi (banyak citra)		Total citra benar	Akurasi (%)
		Senang	Sedih		
1	Benar	49	9	58	39%
	Salah	25	65		
2	Benar	48	50	98	66%
	Salah	26	24		
3	Benar	74	0	74	50%
	Salah	0	74		
4	Benar	55	21	76	51%
	Salah	19	53		
5	Benar	41	28	69	46%
	Salah	33	46		

Pada table fold 3 dengan jumlah 148 citra yaitu ekspresi senang 74 citra dan ekspresi

sedih 74 citra menunjukkan hasil akurasi pada *fold 3* yaitu nilai akurasi terkecil ditunjukkan skala 1 dengan nilai akurasi 39%. Selanjutnya hasil terbesar pada skala 2 dengan nilai akurasi 66%. Hasil dari skala lainnya terdapat 50% pada skala 3, akurasi 51% pada skala 4 dan akurasi 46% pada skala 5.

Hasil akurasi pada fold 3 dihasilkan dari total citra benar yaitu citra ekspresi senang dan ekspresi sedih sesuai hasil dari masing-masing skala, kemudian dibagi 148 pada jumlah citra senang dan sedih. Hasil persen seperti pada tabel di atas.

#### d. *Fold 4*

Skala Curvelet	Kategori	Citra Ekspresi (banyak citra)		Total citra benar	Akurasi (%)
		Senang	Sedih		
1	Benar	74	0	74	50%
	Salah	0	74		
2	Benar	55	48	103	69%
	Salah	19	26		
3	Benar	53	40	93	62%
	Salah	21	34		
4	Benar	41	31	72	48%
	Salah	33	43		
5	Benar	60	32	92	62%
	Salah	14	42		

Pada tabel fold 4 dengan jumlah 148 citra yaitu ekspresi senang 74 citra dan ekspresi sedih 74 citra menunjukkan hasil akurasi pada *fold 4* yaitu nilai akurasi terkecil ditunjukkan skala 4 dengan nilai akurasi 48%. Selanjutnya hasil terbesar pada skala 2 dengan nilai akurasi 69%. Hasil dari skala lainnya terdapat 50% pada skala 1 dan akurasi yang sama dengan nilai 62% pada skala 3 dan skala 5.

Hasil akurasi pada fold 4 dihasilkan dari total citra benar yaitu citra ekspresi senang dan ekspresi sedih sesuai hasil dari masing-masing skala, kemudian dibagi 148 pada jumlah citra senang dan sedih. Hasil persen seperti pada tabel fold 4 di atas.

#### e. **Total Hasil Akurasi**

Total akurasi pada penelitian ini merupakan hasil akurasi dengan penjumlahan masing-masing skala *fold 1*, *fold 2*, *fold 3* dan *fold 4* untuk mengetahui rata-rata nilai akurasi pada skala 1 sampai

skala 5. Berikut tabel hasil pengujian persentase akurasi sesuai dengan skala *curvelet*:

Skala Curvelet	Fold Uji				Total citra benar	Akurasi (%)
	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4		
1	80	63	58	74	275	46%
2	75	46	98	103	322	54%
3	67	78	74	93	312	52%
4	83	89	76	72	320	54%
5	75	90	69	92	326	55%

Tabel hasil akurasi dengan jumlah 592 citra uji menunjukkan total hasil akurasi dari skala 1, skala 2, skala 3, skala 4 dan skala 5 pada *fold 1* dengan 148 citra ekspresi senang dan ekspresi sedih, *fold 2* dengan 148 citra ekspresi senang dan ekspresi sedih, *fold 3* dengan 148 citra ekspresi senang dan ekspresi sedih dan *fold 4* dengan 148 citra ekspresi senang dan ekspresi sedih. Total akurasi tertinggi terdapat pada skala 5 dengan total akurasi 55% dan total akurasi terkecil terdapat pada skala 1 dengan total akurasi 46%. Sedang rata-rata di skala lainnya berkisar yaitu skala 2 dengan total akurasi 54%, skala 2 dan skala 4 dengan total akurasi yang sama yaitu 54% dan skala 3 dengan total akurasi 52%.

Hasil akurasi dihasilkan dari jumlah citra fold 1, fold 2, fold 3 dan fold 4 pada masing-masing hasil citra benar sesuai skala kemudian hasil jumlah dibagi dengan banyaknya citra ekspresi senang dan sedih yaitu 592 citra. Selanjutnya diubah dalam bentuk persen dan menghasilkan seperti pada tabel hasil akurasi di atas.

### KESIMPULAN

Pada penelitian ini beberapa hal yang telah disimpulkan pada pengamatan ekspresi wajah dengan metode *curvelet* serta proses klasifikasi SVM, adalah:

1. Pada proses *testing* menggunakan metode *curvelet* menghasilkan tingkat akurasi yang telah dicapai berkisar 50% dalam pengamatan ekspresi wajah. Dari proses pengamatan yang kemungkinan data citra yang kurang mendukung dengan adanya faktor lain seperti efek pencahayaan, posisi wajah objek yang

tidak lurus, kemiripan objek dalam berekspresi sehingga hasil akurasi tidak mencapai hasil maksimal.

2. Metode *curvelet* pada penelitian ini menghasilkan 5 skala. Persen akurasi tertinggi yaitu pada skala 5.

### REFERENCE

1. Facial Expression. International Journal on Information Theory (IJIT), vol. 3, no. 3, pp. 65-72. [2] L. Ma and K. Khorasani. 2004. Facial Expression Recognition using Constructive Feedforward Neural Networks. IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics—Part B: Cybernetics, vol. 34, no. 3, pp. 1588-1595. [3] N. Thomas and M. Mathew. 2012. Facial Expression Recognition System using Neural Network and Matlab. Dindigul Tamilnadu. [4] Z. Abidin and A. Harjoko. 2011. Facial Expression Recognition By using Fisherface Method with Backpropagation Neural Network. Indonesian Journal of Computing and Cybernetics System (IJCCS), vol. 5, no. 1, pp. 83-91.
2. D. Das. 2014. Human'S Facial Parts Extraction to Recognize.
3. C Shan, S Gong, and P McOwan, "Robust facial expression recognition using local binary patterns", Proc. IEEE International Conference on Image Processing, 2005, pp. 370-373.
4. Halimah dan Tekad Matulatan ,2014. ekspresi wajah dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA).
5. L. Ying, L. Demanet, and E. Candes, "3D discrete curvelet transform," Applied and Computational Mathematics, vol. 50, 2005.
6. E. Candes, L. Demanet, D. Donoho, and L. Ying, "Fast discrete ` curvelet transforms," Multiscale Modeling & Simulation, vol. 5, no. 3, pp. 861–899, 2006.
7. D. Roth, M. Yang and N. Ahuja, "Learning to recognize three dimensional objects," Neural Computation, vol. 14, pp. 1071-1103, 2002 (SVM BAB 1)

8. Kartal, H., & Cebi, F. (2013). Support Vector Machines for Multi-Attribute ABC.

International Journal of Machine Learning and Computing, Vol. 3.