

Sparse Representation Classification untuk Identifikasi Pengidap Down Syndrome

Andhika Arta Aryanto (13520081)
Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung, Jalan Ganesha 10 Bandung
E-mail (gmail): dhika2501@gmail.com

Abstract— Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengembangkan sebuah metode deteksi penyakit *Down Syndrome* melalui analisis fitur fasial menggunakan teknologi *Sparse Representation Classification (SRC)*. *Down Syndrome* adalah sebuah penyakit genetik yang disebabkan adanya salinan tambahan dari kromosom ke-21. Kondisi ini menyebabkan munculnya banyak gangguan mental dan fisik pada penderitanya. Klasifikasi dengan SRC diharapkan mampu melakukan klasifikasi penyakit ini berdasarkan ciri khas penyakit ini yaitu fasial. Penelitian ini akan menghasilkan sebuah purwarupa program untuk melakukan pendeteksian kondisi *down syndrome* berdasarkan fitur fasial.

Keywords— Down Syndrome, Sparse Representation Classification, Fitur Fasial, Analisis Citra, Pengenal Pola

I. PENDAHULUAN

Down Syndrome adalah kelainan genetik yang terjadi akibat adanya kelebihan/salinan pada keseluruhan atau sebagian kromosom ke-21. Kelebihan pada kromosom ini juga umum disebut dengan sebutan trisomi. Kondisi ini akan menyebabkan adanya keterbelakangan mental dan menunjukkan ciri fisik yang khas. Penderita *down syndrome* juga umumnya memiliki tantangan kesehatan lain yang muncul seperti gangguan jantung saat lahir, masalah pendengaran, *sleep apnea*, infeksi telinga, penyakit mata, dan lain – lain. Seringkali juga penderita penyakit ini mengalami keterlambatan dalam perkembangan fisik dan kognitif. Sayangnya, penyakit ini tidak dapat disembuhkan, namun, deteksi disini dan intervensi dapat membantu dalam mengelola kondisi tersebut dan meningkatkan kualitas hidup individu yang terpengaruh.

Deteksi dini penyakit *down syndrome* sangat penting. Melalui diagnosis yang tepat waktu, orang – orang sekitar seperti keluarga dan tenaga kesehatan dapat merencanakan dan menyediakan intervensi medis dan pendidikan yang sesuai. Intervensi dini, terutama dalam bidang pendidikan dan terapi fisik sangat penting dalam mendukung perkembangan sosial, emosional, dan kognitif pasien yang menderita *down syndrome*. Maka dari ini, perkembangan suatu metode deteksi yang efektif dan efisien dapat dimanfaatkan menjadi penelitian yang penting

Sparse Representation Classification (SRC) merupakan sebuah metode yang menjanjikan dalam analisis fitur dan pengenalan pola. SRC mengandalkan representasi data yang ringkas dan efisien yang memungkinkan identifikasi dan

klasifikasi ciri – ciri khusus dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dalam konteks *down syndrome*, penerapan SRC pada analisis fitur fasial dapat menghasilkan akurasi pada diagnosis. Fitur wajah merupakan salah satu hal yang terdampak pada penyakit ini sehingga dapat digunakan menjadi dasar fitur klasifikasi

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah model klasifikasi menggunakan SRC untuk mendeteksi apakah seseorang menderita *down syndrome* berdasarkan dari fitur fasialnya. Diharapkan metode ini dapat menghasilkan hasil yang akurat.

II. STUDI LITERATUR

A. Down Syndrome

Down Syndrome adalah sebuah kondisi dimana seseorang memiliki ekstra kromosom. Kromosom adalah gen dalam badan, dan akan mempengaruhi tumbuh kembang badan bayi dan bagaimana fungsi kerjanya. Umumnya seorang bayi lahir dengan 46 kromosom. Pada bayi yang mengalami *down syndrome* terjadi duplikasi atau kelebihan pada salah satu kromosom, yaitu kromosom 21. Hal ini biasanya disebut juga dengan trisomi. Oleh karena itu, kondisi *down syndrome* dapat disebut juga dengan kondisi trisomi 21. Kelebihan kromosom ini akan mengubah tumbuh kembang tubuh dan otak bayi, hal ini juga akan menghasilkan tantangan pada mental dan fisik bayi



Gambar II.1 Potret Seorang Anak penderita *Down Syndrome*

Orang penderita penyakit ini umumnya memiliki IQ yang lebih rendah, selain itu terdapat beberapa fitur fasial yang biasanya muncul, diantaranya :

- Muka yang lebih “datar” atau *flattened*, khususnya pada bagian batang hidung
- Mata berbentuk almond yang miring ke atas
- Leher pendek
- Telinga yang kecil
- Lidah yang umumnya keluar dari mulut
- Tangan dan kaki kecil
- Umumnya memiliki tinggi yang lebih pendek

Dengan menggunakan SRC, diharapkan fitur – fitur ini, khususnya pada bagian muka dapat dikenali dan dapat dilakukan klasifikasi pada sebuah foto berdasarkan hal tersebut.

B. Sparse Representation

Representasi jarang atau Sparse Representation adalah suatu prinsip dimana sebuah sinyal dapat direpresentasikan dalam bentuk sparse atau berarti mayoritas elemennya bernilai nol. Sparse signal representation merupakan metode yang terbukti sangat baik digunakan untuk melakukan kompresi dan representasi pada sinyal dimensi tinggi. Kesuksesan ini dapat didapat karena sinyal dimensi tinggi seperti citra memiliki representasi sparse natural pada basis tertentu (misalnya basis Fourier, atau Wavelet) (Wright et al, 2010)

Belakangan ini, metode sparse representation banyak digunakan untuk klasifikasi dan ditemukan bahwa metode ini menghasilkan akurasi yang cukup baik dalam tugas klasifikasi. Metode ini disebut sebagai SRC (Sparse Representation Classification), yang biasanya dilakukan dengan pembangunan sebuah 21 kamus/dictionary, lalu sinyal baru akan dilakukan sparse coding dengan membandingkan dengan kamus tersebut. Terakhir klasifikasi dilakukan dengan menggunakan sparse coefficient yang ditemukan untuk mencari error paling kecil yang didapat dari kamus tersebut.

C. Sparse Coding

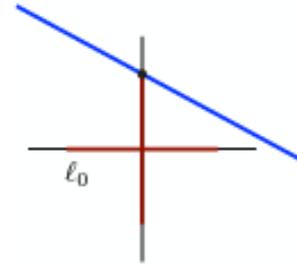
Konsep ini berkembang dari teori yang mengasumsikan data pada dunia nyata dapat direpresentasikan secara efisien dalam ruang dimensi yang rendah. Permasalahan *Sparse* dapat dirumuskan dengan,

$$X = D\hat{a} \quad (1)$$

Di mana X merupakan sinyal yang ingin direpresentasi, D merupakan kamus, dan \hat{a} merupakan komponen sparse dalam persamaan ini, dan merupakan koefisien yang ingin kita temukan, lebih jelasnya kita ingin menyelesaikan persamaan,

$$\hat{a} = \operatorname{argmin} \|x - Da\| \quad \text{s.t. } \|a\|_0 \leq T \quad (2)$$

Di mana T berupa banyak atom yang digunakan (Plenge dkk., 2015). $\|a\|_0$ pada rumus ini merupakan l_0 pseudo-norm, yang menghitung banyaknya komponen non-zero dari a .



Gambar II.II Minimum l_0 norm pada geometri

Bila dilihat, garis biru merupakan garis solusi, dan titik yang berpotongan dengan garis merah merupakan solusi yang perlu ditemukan. Bila diperhatikan, penggunaan grafik ini akan menghasilkan salah satu nilai vektor bernilai 0 dan tentunya karena itu penggunaan norm ini akan menghasilkan vektor yang sparse.

Namun, l_0 norm sebenarnya tidak memenuhi kondisi suatu norm di ranah matematika dan merupakan sebuah NP-Hard problem, sehingga biasanya *sparse coding* dilakukan dengan teknik lain. Misalnya menggunakan suatu algoritma *greedy* seperti OMP (Orthogonal Matching Pursuit) untuk mendapatkan aproksimasi terbaik untuk melakukan l_0 norm minimization. Beberapa cara lain yang dilakukan juga adalah menggunakan l_1 norm, l_2 norm, l_p norm (Zhang dkk., 2015).

D. Dictionary Learning

Dictionary learning pada *sparse* dilakukan untuk membangun sebuah kamus yang berisi kombinasi linear atom dari elemen yang ada. Umumnya dapat digunakan kamus yang *pre-constructed* namun tipe kamus seperti ini biasanya tidak cukup baik untuk melakukan sparse coding pada sinyal baru.

Oleh karena itu, muncul cara lain yaitu dengan melakukan *dictionary learning* yang akan membangun sebuah kamus dimana atom – atomnya terbuat dari dataset yang dimiliki daripada suatu model teoritis. Ada beberapa algoritma yang dapat dilakukan untuk melakukan learning update untuk kamus misalnya K-SVD dan *Stochastic Gradient Descent*. Untuk formulasi update kamus sendiri sebagai berikut, :

$$D^{(k+1)} = \operatorname{argmin}_{D \in \mathcal{D}} \|Y - DX^{(k+1)}\|_F^2 \quad (3)$$

Beberapa algoritma yang dapat digunakan adalah MOD, dimana dilakukan pencarian minimum dari $\|Y - DX^{(k+1)}\|_F^2$

yang lalu solusinya dimasukkan dalam D, berikut formulasi menjadi,

$$D^{k+1} = YX^T(XXX^T)^{-1} \quad (4)$$

yang lalu dilakukan normalisasi pada kolom di D. Selain itu juga ada K-SVD algorithm yang melakukan perubahan atom pada tiap waktu, juga secara bersamaan melakukan vektor di X (Sadeghi dkk., 2013).

E. Sparse Representation Classification

Sparse Representation Classification (SRC) adalah teknik dalam pemrosesan sinyal dan pengenalan pola yang memanfaatkan konsep representasi sparse. Pada dasarnya, SRC berusaha merepresentasikan sinyal atau citra sebagai kombinasi linear dari sejumlah kecil elemen dari suatu basis atau kamus. Konsep ini berkembang dari teori sparse coding, dan merepresentasikan citra dalam bentuk sparse dapat mengurangi dimensi data dan juga bisa menangkap fitur esensial dari data tersebut dengan lebih efektif.

Salah satu penerapan SRC yang sudah terbukti efektif adalah pada pengenalan wajah. Sebagai contoh, sebuah penelitian oleh Wright . (2008) dalam “Robust Face Recognition via Sparse Representation” menunjukkan penggunaan SRC yang dapat menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi untuk mengenali wajah, bahkan dalam kondisi yang tidak ideal, seperti kehadiran kebisingan atau perubahan ekspresi wajah. Untuk langkah detil dari proses klasifikasi SRC sebagai berikut :

1. Pembentukan Kamus

Proses SRC dimulai dengan pembentukan kamus, yang merupakan koleksi dari vektor basis. Vektor – vektor mewakili berbagai kelas atau kategori dalam set data. Jadi, dalam konteks pengenalan wajah dalam autisme akan berisi wajah dataset dari kedua kelas.

2. Representasi Sparse

Setelah kamus dibentuk, langkah selanjutnya adalah merepresentasikan data uji atau image baru sebagai kombinasi linear dari vektor di kamus. Tujuan utama dari tahap ini adalah mengekspresikan data uji dengan sejumlah kecil vektor basis sehingga membentuk representasi sparse dari data uji dan menjaga kesesuaiannya dengan kombinasi linear di kamus.

3. Klasifikasi Berdasarkan Kesalahan Rekonstruksi

Setelah itu, akan diukur kesalahan rekonstruksi untuk tiap kelas, pada konteks ini berarti akan berupa Autisme dan Non-Autisme. Hal ini dilakukan dengan mencoba merekonstruksi dengan vektor basis dari tiap kelas. Lalu, kesalahan dihitung sebagai perbedaan antara data uji asli dan versi yang direkonstruksi.

4. Penentuan Kelas

Pada akhirnya, kelas data uji akan ditentukan berdasarkan kesalahan rekonstruksi terkecil dari tiap kelas.

III. IMPLEMENTASI DAN ANALISIS

A. Dataset Down Syndrome

Dataset yang digunakan untuk melatih model terdiri dari 3000 foto, kelas terbagi menjadi 2 yaitu *Down Syndrome* dan *Healthy*. Dataset diambil dari sebuah dataset publik dari pranala : <https://www.kaggle.com/datasets/mervecayli/detection-of-down-syndrome-in-children>

Beberapa contoh citra pada dataset adalah sebagai berikut,



Gambar III.I Contoh gambar dataset Down Syndrome

Setelah itu terdapat foto – foto lainnya yang dimasukkan dalam sub-folder berbeda masing – masing untuk penderita *down syndrome* dan tidak.

B. Kode untuk Melatih Model

```
import os
import numpy as np
from PIL import Image
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.decomposition import PCA
import MiniBatchDictionaryLearning
from sklearn.linear_model import OrthogonalMatchingPursuit
from sklearn.metrics import classification_report
import joblib

img_size = (64, 64)
n_components = 100
n_nonzero_coefs = 10

#load image dan memberi label
def load_images_and_labels(base_dir, subdir, size=img_size):
    images = []
    labels = []
    dir_path = os.path.join(base_dir, subdir)
    for filename in os.listdir(dir_path):
        if filename.endswith('.jpg'):
```

```

label = 'DownSyndrome' if subdir == 'downSyndrome'
else 'Healthy'
img = Image.open(os.path.join(dir_path, filename))
img = img.resize(size)
img = np.array(img)
images.append(img)
labels.append(label)
return np.array(images), np.array(labels)

# load dataset
base_dir = 'DownDataset'
X_down, y_down = load_images_and_labels(base_dir,
'downSyndrome')
X_healthy, y_healthy = load_images_and_labels(base_dir,
'healthy')
# menggabungkan dataset
X = np.concatenate((X_down, X_healthy), axis=0)
y = np.concatenate((y_down, y_healthy), axis=0)
# membagi dataset
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.2, random_state=42)

X_train = X_train.reshape((X_train.shape[0], -1))
X_test = X_test.reshape((X_test.shape[0], -1))

# dictionary learning
dict_learner =
MiniBatchDictionaryLearning(n_components=n_components,
alpha=1)
X_train_dict = dict_learner.fit_transform(X_train)
X_test_dict = dict_learner.transform(X_test)

# mengubah label menjadi integer
label_map = {'DownSyndrome': 1, 'Healthy': 0}
y_train = np.array([label_map[label] for label in y_train])
y_test = np.array([label_map[label] for label in y_test])

# OMP
Omp =
OrthogonalMatchingPursuit(n_nonzero_coefs=n_nonzero_coefs)
omp.fit(X_train_dict, y_train)
y_pred_continuous = omp.predict(X_test_dict)

# mengubah prediksi menjadi binary dengan thresholding
threshold = 0.5
y_pred_binary = (y_pred_continuous >= threshold).astype(int)

# rvaluasi
print(classification_report(y_test, y_pred_binary))

# simpan model dan kamus
joblib.dump(omp, 'down_syndrome_classifier.pkl')
joblib.dump(dict_learner,
'down_syndrome_classifier_dict_learner.pkl')

```

Kode ini menggunakan beberapa library misalnya os, numpy, image, dan PIL. Salah satu library utama yang dimanfaatkan adalah sklearn untuk berbagai model seperti *dictionary learning* dan algoritma OMP.

Beberapa variabel yang diperlukan adalah `img_size` untuk menentukan gambar, setelah itu `n_components` dan `n_nonzero_coefs` adalah variabel yang digunakan untuk pembelajaran kamus dan OMP. Langkah dari program adalah :

- Melakukan load dataset menggunakan fungsi `load_images_and_labels` yang sudah dibuat.
- Memberikan label dari dua kategori berdasarkan nama folder, dataset dipisah berdasarkan kelas
- Data diubah menjadi array satu dimensi untuk kebutuhan sparse
- Model belajar dengan merepresentasikan data dalam bentuk kamus
- Label dikonversi menjadi biner, lalu model OMP dilatih dengan kamus tersebut
- Evaluasi model dengan menggunakan fungsi `classification_report` yang berisi akurasi, presisi, recall dan F1-score
- Model disimpan menggunakan `joblib`

	precision	recall	f1-score	support
0	0.72	0.68	0.70	295
1	0.70	0.75	0.72	303
accuracy			0.71	598
macro avg	0.71	0.71	0.71	598
weighted avg	0.71	0.71	0.71	598

Gambar III.II Metriks evaluasi dari model

C. Kode untuk Klasifikasi/Program Utama

```

import os
import numpy as np
from PIL import Image
import joblib

img_size = (64, 64) # menyamakan ukuran gambar

def preprocess_image(image_path, size=img_size):
    img = Image.open(image_path)
    img = img.resize(size)
    img = np.array(img)
    img = img.reshape(1, -1)
    return img

omp_model = joblib.load('down_syndrome_classifier.pkl')
dict_learner =
joblib.load('down_syndrome_classifier_dict_learner.pkl')

#fungsi klafisikasi
def classify_new_image(image_path):
    img = preprocess_image(image_path)

```

```

transformed_img = dict_learner.transform(img)
prediction = omp_model.predict(transformed_img)
return 'DownSyndrome' if prediction >= 0.5 else
'Healthy'

#penggunaan
new_image_path = input("Masukkan path ke gambar untuk
klasifikasi: ")
classification_result =
classify_new_image(new_image_path)
print(f"The image is classified as: {classification_result}")

```

D. Hasil Klasifikasi & Analisis

Berikut terdapat beberapa gambar serta hasil klasifikasi yang didapatkan menggunakan program utama



Kelas seharusnya : DownSyndrome
 Klasifikasi :
 Masukkan path ke gambar untuk klasifikasi: down-1.jpg
 Gambar tersebut merupakan : DownSyndrome



Kelas seharusnya : DownSyndrome
 Klasifikasi :
 Masukkan path ke gambar untuk klasifikasi: down-2.jpg
 Gambar tersebut merupakan : DownSyndrome



Kelas seharusnya : Healthy
 Klasifikasi :
 Masukkan path ke gambar untuk klasifikasi: test.jpg
 Gambar tersebut merupakan : Healthy



Kelas seharusnya : Healthy
 Klasifikasi :
 Masukkan path ke gambar untuk klasifikasi: healthy-2.jpg
 Gambar tersebut merupakan : DownSyndrome

Pada 4 gambar yang dilakukan klasifikasi, didapat bahwa terdapat akurasi sebesar 75%, dengan kegagalan pada klasifikasi gambar ke-4. Apabila dilihat, pada nilai prediksi dengan OMP didapat nilai sebesar 0,5872 , dan dapat dilihat bahwa mendekati kelas sesungguhnya yaitu *healthy*. Beberapa kemungkinan yang terjadi adalah terdapat beberapa fitur lain selain fasial yang menjadi salah satu bobot dalam penentuan klasifikasi, sehingga foto tersebut salah terklasifikasi menjadi kelas *Down Syndrome*.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan beberapa potensi penggunaan *Sparse Representation Classification* dalam deteksi penyakit *Down Syndrome* melalui analisis fitur fasial. Dari empat sampel yang diuji, tiga berhasil diklasifikasikan dengan tepat, menunjukkan tingkat keberhasilan pada angka sebesar 75%. Hasil ini cocok dengan akurasi yang didapat saat validasi model yaitu sebesar 0,71. Kesalahan terjadi pada salah satu sampel yang mungkin disebabkan variabilitas fitur yang diambil, misal seperti latar belakang foto, baju, dan lain – lain sehingga tidak hanya mengambil dari fitur fasial.

Hasil yang didapat menunjukkan bahwa SRC adalah alat yang berpotensi digunakan untuk ini, namun terdapat ruang untuk perbaikan, terutama pada hal parameter model dan spesifitas dari fitur. Penelitian lebih lanjut perlu dilakukan untuk mengoptimalkan algoritma/mencoba algoritma lain untuk *sparse coding*, mencoba parameter terbaik untuk pelatihan, dan mengubah deteksi hanya dari citra muka.

VIDEO LINK AT YOUTUBE

Link Video :
<https://youtu.be/-6XdJGTQFuA>

ACKNOWLEDGMENT

Penulis mengucapkan syukur kepada Tuhan yang Maha Esa atas rahmat-Nya penulis dapat menyelesaikan Makalah IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada teman dan orang tua yang sudah memberikan dukungan lewat kata - kata baik maupun doa. Tidal lupa penulis memberikan terima kasih sebesar-besarnya kepada dosen mata kuliah IF4073, Bapak Dr. Ir. Rinaldi Munir, M.T., yang telah memberikan ilmu dalam mata kuliah interpretasi dan pengolahan citra.

REFERENCES

- [1] Tanpa penulis. 2023. Facts about Down Syndrome. Diakses pada <https://www.cdc.gov/ncbddd/birthdefects/downsyndrome.html#:~:text=A%20medical%20term%20for%20having,physical%20challenges%20for%20the%20baby> di tanggal 19 Desember 2023. J. Clerk Maxwell, A Treatise on Electricity and Magnetism, 3rd ed., vol. 2. Oxford: Clarendon, 1892, pp.68-73.
- [2] Zhang, Z., Xu, Y., Yang, J., Li, X., & Zhang, D. (2015). A Survey of Sparse Representation: Algorithms and Applications. *IEEE Access*, 3, 490-530. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2015.2430359>
- [3] Wright, J., Ma, Y., Mairal, J., Sapiro, G., Huang, T. S., & Yan, S. (2010). Sparse Representation for Computer Vision and Pattern Recognition. *Proceedings of the IEEE*, 98(6), 1031-1044. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2010.2044470>

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 19 Desember 2023



Andhika Arta Aryanto/13520081