

**TEMPORAL DATA MINING PADA DATA GALVANIC SKIN
RESPONSE UNTUK DETEKSI EMOSI**

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Persyaratan Mencapai
Sarjana Teknik Informatika



Oleh:

Evan Johan

13 07 07299

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI

UNIVERSITAS ATMA JAYA YOGYAKARTA

2017

HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir Berjudul

TEMPORAL DATA MINING PADA DATA GALVANIC SKIN RESPONSE UNTUK DETEKSI EMOSI

Disusun Oleh:

Evan Johan

13 07 07299

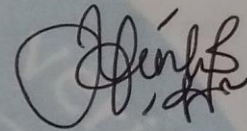

Dinyatakan telah memenuhi syarat

Pada Tanggal: Juli 2017

Oleh:

Pembimbing I,

Pembimbing II,



Ir. A. Djoko Budianto SHR, M.Eng., Ph.D.

Findra Kartika Sari Dewi, S.T, M.M, M.T.

Tim Penguji

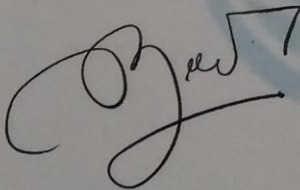
Penguji I,



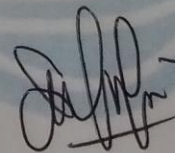
Ir. A. Djoko Budianto SHR, M.Eng., Ph.D.

Penguji II,

Penguji III,



Dr. Pranowo, M.T.



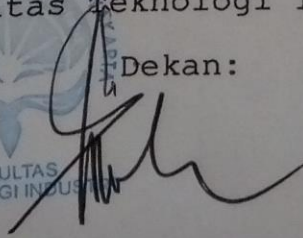
Stephanie Pamela A., S.T., M.T.

Yogyakarta, Juli 2017

Universitas Atma Jaya Yogyakarta

Fakultas Teknologi Industri

Dekan:



UNIVERSITAS ATMA JAYA YOGYAKARTA
FAKULTAS
TEKNOLOGI INDUSTRI

Dr. A. Teguh Siswanto, M.Sc.

HALAMAN PERSEMBAHAN

Tugas Akhir ini dipersembahkan untuk:

Orang tua, kakak, dan teman-teman
Yang selalu memberikan semangat dan motivasi dalam
hidup

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, atas karunia yang diberikan dan penyertaannya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Penulisan Tugas Akhir ini dilakukan untuk memenuhi salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana di jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Atma Jaya Yogyakarta.

Penulis menyadari bahwa dalam pembuatan tugas akhir ini tidak terlepas dari banyak pihak yang mendukung penulis dalam berbagai hal baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu penulis ingin mempersembahkan rasa terima kasih kepada:

1. Tuhan Yesus Kristus yang telah memberikan petunjuk, arahan dan harapan, serta melimpahkan karunia dan berkat-Nya kepada penulis.
2. Orang tua yang selalu berjuang dan mendukung dari awal hingga akhir perkuliahan, dan juga senantiasa mendoakan, dan senantiasa melimpahkan kasih sayang.
3. Sylviana Johan dan Eric sebagai kakak, yang selalu menjadi teman, motivator, penasihat agar penulis dapat selalu berkembang.
4. Diana Astria sebagai yang selalu mendukung dan memberikan semangat dalam pengerjakan tugas akhir ini.
5. Raymundus Leonardo C, Rivan, Yoshua Andrea, Andhika Pratama, Conan Aditya, Stevanus Deo Aquino, Elia Debora, Agung Yudha Pratama, Jaka Galih Prasetyo,

Suryatul Arifidin, Sutriaji, dan Arroyando Pristison R sebagai teman dari kakak angkatan 2012 dan tentor selama di perkuliahan.

6. Teman - teman dari semester satu yang selalu bersama sampai akhir perkuliahan penulis: Andre Christian Raharja, Andre Sandria Sucipto, Christian Addison, Cindy Felita, Chrysant Meike Damiani Djanguk, Dede Eko Tya Sembodo, Edho Prasetyo, Hendra Gunawan, Henwen Tovic, Joko Adi Hartano, Leo Wirasanto Laia, Robert Hendrawan, Stevanus Andiono, vincentius Handy, Yonathan Kevin Rusmin, Toni Indrawan, Jimmy, Wawan Rahmawan, Ignatius Kun Aldian, Andi Radita, Wayan Okariyadi , Dwi Yanti Siregar, Bunga Natalia, Willy, Aditya Haritama Wiranatha, Nicholas Stefen Lukas, Ayu Vanda.
7. Teman-teman Lembaga HIMAFORKA angkatan 2012-2014.
8. Teman-teman KKN angkatan 70 Universitas Atma Jaya Yogyakarta dan kelompok padukuhan Sumber.
9. Ir. A. Djoko Budianto SHR, M.Eng., PhD. Sebagai dosen pembimbing I yang telah memberikan ide, masukan dan bantuan untuk menyelesaikan tugas akhir ini.
10. Findra Kartika Sari Dewi, S.T, M.M, M.T., sebagai dosen pembimbing II yang telah memberikan ide, masukan dan bantuan untuk menyelesaikan tugas akhir ini.
11. Bapak Dr. A. Teguh Siswantoro selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri Universitas Atma Jaya Yogyakarta.

12. Bapak Martinus Maslim, S.T., M.T selaku Kepala Prodi Studi Teknik Informatika Universitas Atma Jaya Yogyakarta.
13. Seluruh teman-teman anggota *Data Engineering and information System Research Group* atas saran dan masukan yang telah diberikan.
14. Seluruh dosen dan staff Fakultas Teknologi Industri Universitas Atma Jaya Yogyakarta, atas kerja sama dan bantuannya selama ini.
15. Teman - teman FTI, atas kebersamaan selama ini di perkuliahan.
16. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang secara langsung maupun tidak langsung membantu dalam penyelesaian laporan tugas akhir ini.

Demikian laporan tugas akhir ini yang dikerjakan sebaik-baiknya oleh penulis. Penulis menyadari bahwa laporan tugas akhir ini jauh dari kata sempurna, maka kritik dan saran yang bersifat membangun akan sangat bermanfaat untuk tugas akhir menjadi semakin baik. Akhir kata semoga laporan tugas akhir ini bermanfaat bagi pembaca.

Yogyakarta, Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	Error! Bookmark not defined.
KATA PENGANTAR	iv
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
INTISARI	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Batasan Masalah.....	5
1.5 Manfaat Penelitian.....	5
1.6 Sistematika Penulisan.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI	7
2.1 Tinjauan Pustaka.....	7
2.2 Landasan Teori.....	11
2.2.1. Human Computer Interaction.....	11
2.2.2. Afeksi, Emosi dan Mood.....	12
2.2.3. Affective Computing.....	12
2.2.4. Klasifikasi Emosi Manusia dalam Dimensi Arousal Valence	14
2.2.5. Setting Eksperimen Emosi Manusia.....	15
2.2.6. Galvanic Skin Response (GSR).....	16
2.2.7. Data Mining dan Temporal Data Mining.....	16
2.2.8. <i>Principle Component Analysis dan Independent Component Analysis</i>	19
2.2.9. Algoritma Random Forest.....	21
2.2.10. Waikato Enviroment for Knowledge Analysis (WEKA)	22

BAB III METODOLOGI PENELITIAN	24
3.1 Studi Pustaka.....	24
3.2 Perancangan Pemodelan Eksperimen.....	24
3.3 Mengumpulkan Responden.....	28
3.4 Eksperimen.....	29
3.5 Preprocessing Data.....	35
3.6 Klasifikasi dan Analisis Data.....	37
3.7 Hasil dan Pembahasan.....	37
3.8 Penarikan Kesimpulan.....	37
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	38
4.1 Data Responden.....	38
4.2 Data Kuis Responden.....	38
4.3 Data Hasil Eksperimen.....	39
4.4 Induksi Pada Data GSR (Raw Data).....	39
4.5 Pemotongan Data dan Ekstraksi Parameter.....	41
4.5.1 Data Parameter Pada Kelas Emosi Positif.....	43
4.5.2 Data Parameter Pada Kelas Emosi Netral.....	54
4.5.3 Data Parameter Pada Kelas Emosi Negatif.....	64
4.6 Klasifikasi dan Hasil Klasifikasi.....	75
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	80
5.1 Kesimpulan.....	80
5.2 Saran.....	81
DAFTAR PUSTAKA	82
LAMPIRAN	87

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Empat kategori <i>Affective Computing</i>	13
Tabel 4.1. Presentase usia responden	38
Tabel 4.2. Presentase kuis responden	39
Tabel 4.3. Jumlah Segmen Hasil dari Pemotongan	42
Tabel 4.4. Hasil Klasifikasi Data Tidak Menggunakan <i>Resampling</i> Data	76
Tabel 4.5. Hasil Klasifikasi Data Menggunakan <i>Resampling</i> Data	77



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Dimensi <i>arousal-valence</i> manusia.	15
Gambar 2.2. External Temporal Processing.	18
Gambar 2.3. Internal Temporal Processing.	19
Gambar 2.4. Parameter Skewness.	21
Gambar 2.5. Parameter Kurtosis.	21
Gambar 3.1. Perancangan Model pada Sistem.	25
Gambar 3.2. Rancangan Materi.	27
Gambar 3.3. Ruang Pengelola Laboratorium Eksperimen.	29
Gambar 3.4. Alat GSR.	30
Gambar 3.5. Alat EEG.	30
Gambar 3.6. Pemasangan Alat GSR.	31
Gambar 3.7. Pemasangan Alat EEG.	31
Gambar 3.8. Tampilan Data GSR.	32
Gambar 3.9. Tampilan Data EEG.	32
Gambar 4.1. Emosi Positif.	40
Gambar 4.2. Emosi Netral.	40
Gambar 4.3. Emosi Negatif.	40
Gambar 4.4. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi positif.	44
Gambar 4.5. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi positif.	44
Gambar 4.6. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi positif.	44
Gambar 4.7. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi positif.	45
Gambar 4.8. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi positif.	45
Gambar 4.9. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi positif.	45

Gambar 4.10. Hasil ekstraksi parameter Standar deviasi dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi positif	46
Gambar 4.11. Hasil ekstraksi parameter Standar deviasi dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi positif	47
Gambar 4.12. Hasil ekstraksi parameter Standar deviasi dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi positif	47
Gambar 4.13. Hasil ekstraksi parameter Standar deviasi dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi positif	47
Gambar 4.14. Hasil ekstraksi parameter Standar deviasi dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi positif	48
Gambar 4.15. Hasil ekstraksi parameter Standar deviasi dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi positif	48
Gambar 4.16. Hasil ekstraksi parameter Skewness dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi positif	49
Gambar 4.17. Hasil ekstraksi parameter Skewness dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi positif	49
Gambar 4.18. Hasil ekstraksi parameter Skewness dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi positif	50
Gambar 4.19. Hasil ekstraksi parameter Skewness dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi positif	50
Gambar 4.20. Hasil ekstraksi parameter Skewness dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi positif	50
Gambar 4.21. Hasil ekstraksi parameter Skewness dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi positif	51
Gambar 4.22. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi positif	52
Gambar 4.23. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi positif	52
Gambar 4.24. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi positif	52
Gambar 4.25. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi positif	53

Gambar 4.26. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi positif	53
Gambar 4.27. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi positif	53
Gambar 4.28. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi netral	54
Gambar 4.29. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi netral	55
Gambar 4.30. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi netral	55
Gambar 4.31. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi netral	55
Gambar 4.32. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi netral	56
Gambar 4.33. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi netral	56
Gambar 4.34. Hasil ekstraksi parameter standar deviasi dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi netral	57
Gambar 4.35. Hasil ekstraksi parameter standar deviasi dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi netral	57
Gambar 4.36. Hasil ekstraksi parameter standar deviasi dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi netral	58
Gambar 4.37. Hasil ekstraksi parameter standar deviasi dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi netral	58
Gambar 4.38. Hasil ekstraksi parameter standar deviasi dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi netral	58
Gambar 4.39. Hasil ekstraksi parameter standar deviasi dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi netral	59
Gambar 4.40. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi netral	60
Gambar 4.41. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi netral	60
Gambar 4.42. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi netral	60
Gambar 4.43. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi netral	61

Gambar 4.44. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi netral	61
Gambar 4.45. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi netral	61
Gambar 4.46. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi netral	62
Gambar 4.47. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi netral	63
Gambar 4.48. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi netral	63
Gambar 4.49. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi netral	63
Gambar 4.50. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi netral	64
Gambar 4.51. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi netral	64
Gambar 4.52. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi negatif	65
Gambar 4.53. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi negatif	65
Gambar 4.54. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi negatif	66
Gambar 4.55. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi negatif	66
Gambar 4.56. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi negatif	66
Gambar 4.57. Hasil ekstraksi parameter mean dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi negatif	67
Gambar 4.58. Hasil ekstraksi parameter Standar Deviasi dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi negatif	68
Gambar 4.59. Hasil ekstraksi parameter Standar Deviasi dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi negatif	68
Gambar 4.60. Hasil ekstraksi parameter Standar Deviasi dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi negatif	68

Gambar 4.61. Hasil ekstraksi parameter Standar Deviasi dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi negatif	69
Gambar 4.62. Hasil ekstraksi parameter Standar Deviasi dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi negatif	69
Gambar 4.63. Hasil ekstraksi parameter Standar Deviasi dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi negatif	69
Gambar 4.64. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi negatif	70
Gambar 4.65. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi negatif	71
Gambar 4.66. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi negatif	71
Gambar 4.67. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi negatif	71
Gambar 4.68. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi negatif	72
Gambar 4.69. Hasil ekstraksi parameter skewness dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi negatif	72
Gambar 4.70. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 1 detik pada kelas emosi negatif	73
Gambar 4.71. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 2 detik pada kelas emosi negatif	73
Gambar 4.72. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 3 detik pada kelas emosi negatif	74
Gambar 4.73. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 4 detik pada kelas emosi negatif	74
Gambar 4.74. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 5 detik pada kelas emosi negatif	74
Gambar 4.75. Hasil ekstraksi parameter kurtosis dengan interval pemotongan 10 detik pada kelas emosi negatif	75
Gambar 4.76. Grafik kurva ROC pada kelas emosi positif ...	78
Gambar 4.77. Grafik kurva ROC pada kelas emosi netral	78
Gambar 4.78. Grafik kurva ROC pada kelas emosi negatif ...	79

Temporal Data Mining pada Data Galvanic Skin Response Untuk Deteksi Emosi

INTISARI

Evan Johan (13 07 07299)

Emosi, baik emosi positif, netral, maupun negatif, dapat mempengaruhi semua aktivitas manusia. Emosi akan membuat manusia menjadi kehilangan konsentrasi termasuk dalam hal belajar. Pada tahun 2007, dicetuskan gagasan *Affective Computing* oleh Picard, mengenai sistem komputer yang dapat mengenal emosi manusia, sehingga manusia terbantu oleh komputer yang dapat mengetahui dan memperbaiki kondisi emosi saat sedang tidak baik, terutama untuk kegiatan belajar.

Penelitian ini membahas tentang deteksi emosi manusia pada saat belajar dengan menggunakan Temporal Data Mining pada perangkat Galvanic Skin Response (GSR) dengan cara melakukan klasifikasi data hasil GSR yang telah diberikan induksi emosi positif, netral dan negatif. Dari analisis tersebut diharapkan *dataset* yang telah terbentuk dari klasifikasi dapat digunakan untuk keperluan prediksi ataupun pengenalan pola Algoritma yang digunakan untuk klasifikasi data dalam penelitian ini adalah *Random Forest*, dan parameter yang digunakan adalah *Principle Component Analysis (PCA)* dan *Independent Component Analysis (ICA)*, dimana ekstraksi parameternya adalah rata-rata, standar deviasi, varian, *skewness*, dan *kurtosis*. Dalam penelitian ini juga digunakan metode *resampling* data untuk tahap *preprocessing*, yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi pada saat dilakukan klasifikasi. Selain itu, dilakukan pemotongan data dengan durasi waktu satu detik, dua detik, tiga detik, empat detik, lima detik dan 10 detik yang menentukan tingkat keberhasilan klasifikasi.

Dari 33 data dari responden, terbentuk sebuah *dataset* yang telah diklasifikasi dan hasilnya menunjukkan bahwa semakin panjang durasi waktu pemotongan maka semakin buruk kualitas datanya. Dimana akurasi terbaik sebelum dilakukan *resampling* data adalah sebesar 48,0721% dan setelah dilakukan *resampling* data adalah sebesar 79,473%.

Kata Kunci: Deteksi Emosi, Audio-Visual, Temporal Data Mining, Galvanic Skin Response, affective computing, Random forest.

Dosen Pembimbing 1: Ir. A. Djoko Budianto SHR, M.Eng., PhD.

Dosen Pembimbing 2: Findra Kartika Sari Dewi, S.T, M.M, M.T.