

Nama : Demitries Baskhara  
NIM : 123180137  
Kelas : D

Pengembangan sistem diagnosa tingkat depresi menggunakan *forward chaining* berbasis aplikasi untuk mahasiswa

No	Topik/ Tema Penelitian	Objek Penelitian	Masalah Penelitian	Metode yang Digunakan	Sumber Data (Dataset)	Kelebihan dan Kekurangan Metode yang Digunakan
1.	Aplikasi Sistem Pakar Diagnosis Tingkat Depresi(Amanda Putri Nurabsharina, Rifki Kosasih,2020)	Jawaban Pengguna dari aplikasi	Penanganan gangguan depresi secara digital dengan metode sistem pakar	<p>Metode - Expert System</p> <p>a.Pengkodean tingkat depresi Dalam penelitian ini didefinisikan 4 tingkat depresi dengan menggunakan pakar di bidang psikologi atau berdasarkan BDI.</p> <p>b.Pengkodean gejala Pada penelitian ini didefinisikan 18 gejala medis</p> <p>c.Analisis tabel keputusan Tabel keputusan digunakan sebagai acuan dalam membuat pohon keputusan dan kaidah yang digunakan.</p> <p>d.Analisis Representasi Pengetahuan Dalam membangun aplikasi sistem pakar ini, model representasi yang digunakan adalah kaidah produksi (production rule) biasanya dituliskan dalam bentuk jika-maka (IF-THEN).</p>	Beck Depression Inventory	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"><li>● Penggunaan aplikasi bisa lebih dijangkau oleh pengguna yang ingin mencoba.</li><li>● Akurasi pengujian lebih besar daripada jurnal acuan sebelumnya.</li></ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"><li>● Pengguna dipaksa menjawab ‘ya’ atau ‘tidak’ , ada saatnya pengguna belum yakin dengan jawaban.</li></ul>

2.	<p>Detecting suicidality on twitter(Bridianne O'Dea , Stephen Wan ,PhilipJ.Batterham , Alison L. Calexar ,Cecile Paris , Helen Christensen ,2015)</p>	<p>Tweet yang didapatkan dari twitter</p>	<p>Penggunaan metode SVM dan LGR untuk deteksi depresi</p>	<p>Metode - Scikit-Learn Toolkit machine classification (SVM / LGR)</p> <p>a.Data collection Data didapatkan melalui API pada twitter untuk mengumpulkan tweet . Selama pengumpulan data, 14.701 tweet cocok dengan istilah penelusuran terkait bunuh diri: 2000 (14%)</p> <p>b.Human coding Mendefinisikan tingkatan depresi menjadi 3 bagian yang mempunyai nilai masing masing dan pembuatan dataset secara manual untuk mengisi 3 bagian tersebut</p> <p>c.Statistical analysis Analisis statistik dilakukan untuk pada SVM dan LGR mengevaluasi kualitas data klasifikasi, termasuk human coding dan machine classification. Kemudian dibuat perbandingan untuk mencari metode yang terbaik.</p> <p>d.Prediction accuracy of machine classifier Jumlah tweet yang digunakan dalam pelatihan dan pengujian adalah 1820: Set A = 829 (pelatihan: 746, pengujian: 83) dan Set B = 991 (pelatihan: 891, pengujian: 100)</p>	<p>Twitter</p> <p>Dataset</p> <p>Manual</p>	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● Penggunaan metode ini mendapatkan akurasi yang lumayan tinggi ketika data banyak</li> </ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● Ketidakmampuan untuk menentukan konteks eksternal dari tweet area yang tidak tercapai dalam capain pembelajaran</li> </ul>
3.	<p>Detecting Arabic Depressed Users from Twitter Data(Salma Almouzinia, Maher khemakhema , Asem Alageel , 2019)</p>	<p>Tweet yang didapatkan dari twitter pada region arab</p>	<p>Banyaknya tweet pada twitter yang mengarah pada suicidality</p>	<p>Metode - Classifiers (Random Forest / Naïve Bayes / AdaBoostM1 / Liblinear)</p>	<p>Twitter</p>	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● Akurasi optimal dengan pengklasifikasi Liblinear 87,5%</li> </ul>

				<p>a.Data Collection Mengekstrak lebih dari tujuh ribu tweet dari 97 pengguna di kawasan Teluk, diposting antara 18 November 2016 dan 23 Juli 2018. Tweet dalam penelitian ini adalah campuran dialek Modern Standard Arabic (MSA) dan Arabian Gulf.</p> <p>b.Manually Labeling Process Prosedur untuk meletakkan label kebenaran pada set data yang di-crawl , melakukan skrining pengguna yang depresi; delapan pengguna dengan tweet mereka dieliminasi karena tidak didiagnosa depresi.</p> <p>c.Cleaning and Preprocessing Data Dari paket AffectiveTweets, dipilih filter TweetToSparseFeatureVector yang memiliki banyak opsi untuk menerapkan proses pembersihan dan pra-pemrosesan data. Paket ini menggunakan perpustakaan TweetNLP3 sebagai tokenizer. Proses pembersihan data melibatkan penghapusan berikut ini: nomor bahasa Inggris atau Arab, karakter bahasa Inggris, tanda baca, dan @username</p> <p>d.Features Extraction and Selection mengekstrak gejala depresi dan perilaku pengguna dari teks tweet sebagai fitur yang efisien , ditetapkan untuk membedakan kelas yang mengalami depresi dari kelas yang tidak mengalami depresi.</p>		<ul style="list-style-type: none"><li>• Terdapat 4 metode yang bisa didapatkan untuk menjadi acuan</li></ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"><li>• Belum bisa memasukkan kebiasaan pengguna dalam deteksi</li></ul>
--	--	--	--	---	--	---

4.	Predicting Anxiety, Depression and Stress in Modern Life using Machine Learning Algorithms Machine Learning Algorithms(Anu Priyaa, Shruti Garga, Neha Prerna Tigga , 2020)	Data yang dikumpulkan melalui Google Form	Depresi menjadi masalah yang sering terjadi , untuk itu dicoba beberapa metode untuk memprediksinya	<p>Metode - Machine Learning (Logistic Regression, Catboost, Naïve Bayes, RFT and SVM)</p> <p>a.Participants Penelitian Dilakukan pada total 348 partisipan berusia antara 20 dan 60 tahun, laki-laki maupun perempuan. bekerja dan menganggur dan dengan berbagai tanggung jawab mulai dari pekerjaan rumah tangga hingga tugas profesional yang diminta untuk mengisi kuesioner.</p> <p>b.Questionnaires Data Penelitian dikumpulkan melalui kuesioner DASS-21, Depression, Anxiety and Stress Scale. DASS 21 terdiri dari 21 pertanyaan, dengan 7 pertanyaan dialokasikan untuk masing-masing skala Stres, Kecemasan dan Depresi.</p> <p>c.Classification Algoritma Pembelajaran mesin diterapkan dalam bahasa pemrograman R menggunakan Rstudio versi 3.5. Ini memprediksi persentase orang yang menderita gejala stres, kecemasan, dan depresi, menurut tingkat keparahannya</p>	DASS 21	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Akurasi naïve Bayes ditemukan sebagai yang tertinggi</li> <li>• Random Forest diidentifikasi sebagai model terbaik</li> </ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Kelas yang tidak seimbang, pemilihan model terbaik dibuat berdasarkan skor f1, yang digunakan untuk kasus partisi yang tidak seimbang</li> </ul>
5.	Teenagers ' Stress Detection Based on Time-Sensitive Micro-blog Comment / Response Actions(Anu Priyaa, Shruti Garga, Neha Prerna Tigga , 2016)	Komentar atau respon pada tweet	Mendeteksi stres psikologis secara akurat pada waktunya terutama bagi remaja yang belum cukup dewasa untuk mengatasi tekanan dengan baik.	<p>Metode - Machine Learning (Naive Bayes, Logistic, SVM and Gaussian)</p> <p>a.Modified Content Features Melalui pengamatan harian, konten antara pengguna dan teman-temannya di bawah tweet memberikan isyarat kuat untuk membantu menganalisis stres. konten interaksi pengguna dengan teman-teman sebagai bagian dari tweet untuk melengkapi lebih banyak informasi konten</p>	Scrapping dari twitter	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Logistik dan SVM bekerja paling baik di empat pengklasifikasi untuk semua kategori stres</li> </ul>

				<p>b.Time-sensitive Comment/Response Features Comment/Response Memilih tindakan interaksi di bawah tweet untuk mengekstrak fitur komentar / tanggapan. Beberapa perhitungan selanjutnya didasari oleh jumlah komentar dari teman , jumlah like , jumlah forward , jumlah komen yang dicari dan juga penilaian berdasar respon user yang memulai tweet</p> <p>c.General Performance of Comment/Response acts Pengklasifikasi yang berbeda, termasuk Naive Bayes, Logistic, SVM dan Gaussian . Proses digunakan untuk melakukan deteksi stres berbasis tweet tunggal di atas ruang fitur dari setiap kategori stres. Presisi dan perolehan dimanfaatkan untuk mengevaluasi kinerja</p>		<p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Gaussian hanya mendapat akurasi sebesar rata rata 50 % di semua kategori</li> </ul>
6.	A review of depression and suicide risk assessment using speech analysis(Nicholas Cummins , Stefan Scherer , Jarek Krajewski , Sebastian Schnieder , Julien Epps , Thomas F. Quatieri , 2015)	Dataset Audio Visual Emotional Challenge	Pengujian metode SVM dan Gaussian dalam memprediksi depresi dan keinginan bunuh diri dengan audio	<p>Metode - Machine Learning (SVM / Gaussian)</p> <p>a.Defining clinical depression DSM mendefinisikan batas-batas antara penyakit mental, meninggalkan diagnosis terbuka untuk bias subjektif di mana yang tepat penilaian pasien tidak harus dilakukan untuk mencapai diagnosa</p>	<p>Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders (DSM)</p> <p>Hamilton Rating Scale for Depression</p> <p>Beck Depression Index</p>	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Penggunaan audio memudahkan pengguna sebagai bahan untuk input</li> </ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Kedua diagnosis depresi maupun penilaian risiko bunuh diri memakan waktu</li> </ul>

			<p>b.Diagnosing depression</p> <p>Diagnosis depresi, terutama dalam rangkaian perawatan primer, sulit dilakukan. Variasi yang besar dalam profil depresi memperkenalkan tingkat kompleksitas yang besar ketika mencoba menyesuaikan profil klinis dari individu yang mengalami depresi ke dalam tingkat kategorikal yang objektif, yaitu depresi tingkat rendah atau tinggi. Alat penilaian yang umum digunakan termasuk penilaian gaya wawancara seperti Hamilton Rating Scale for Depression (HAMD, Hamilton (1960)) atau penilaian diri seperti Beck Depression Index (BDI) yang awalnya diterbitkan pada tahun 1961 dan direvisi pada tahun 1996</p> <p>c.Defining suicidality</p> <p>Perilaku bunuh diri berkisar pada spektrum yang kompleks dari pikiran untuk bunuh diri, upaya non-fatal, hingga tindakan fatal, dengan semua variasi dalam hal niat, impulsif, keseriusan dan mematikan. Diyakini bahwa proses kognitif serupa mendasari sebagian besar upaya bunuh diri . Seorang individu sebelum bunuh diri mungkin menunjukkan serangkaian keadaan afektif yang intens seperti keputusan, keputusan yang ekstrim, perasaan di tinggalkan, kebencian pada diri sendiri, kemarahan, kecemasan, kesepian dan rasa bersalah</p> <p>d.Classification and score level prediction</p> <p>Dua teknik pemodelan dan klasifikasi paling populer yang digunakan dalam literatur termasuk Support Vector Machines (SVM) dan Gaussian Mixture Models (GMM)</p>	AVEC	
--	--	--	---	------	--

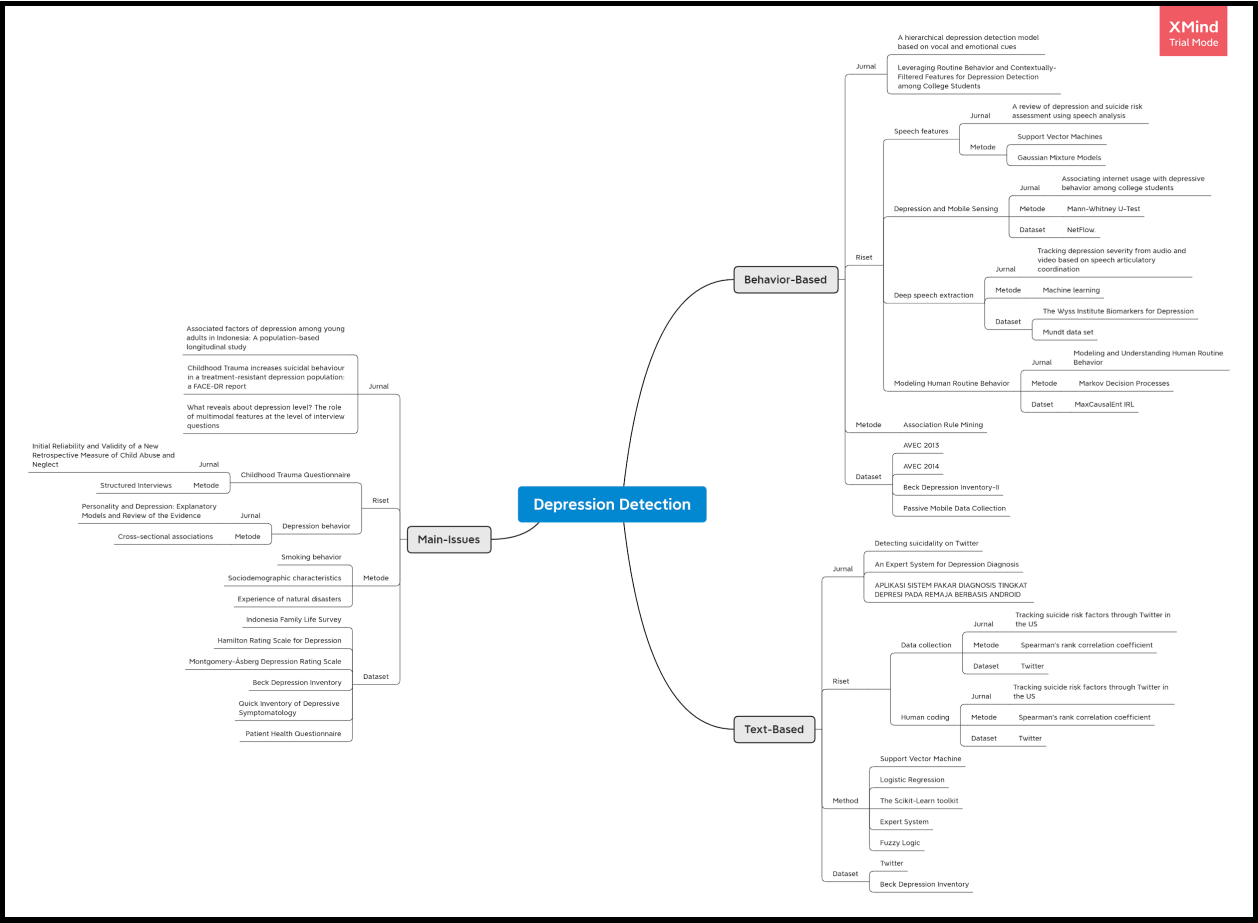
7.	<p>Leveraging Routine Behavior and Contextually-Filtered Features for Depression Detection among College Students(XUHAI XU, PRERNA CHIKERSAL, AFSANEH DORYAB, DANIELLA K. VILLALBA, JANINE M. DUTCHER, MICHAEL J. TUMMINIA, , 2019)</p>	<p>Rutinitas mahasiswa dalam jangka waktu semester</p>	<p>Tingkat depresi pada mahasiswa sedang meningkat, yang diketahui meningkatkan risiko bunuh diri, menurunkan prestasi akademis, dan menggandakan kemungkinan putus sekolah.</p>	<p>Metode - Association Rule Mining</p> <p>a.Rule Mining in Two Classes Separately Melakukan ARM pada mereka secara terpisah untuk menghasilkan kumpulan aturan besar di setiap grup. ARM secara alami menemukan masalah kami karena kami memperoleh banyak fitur dari berbagai sensor secara bersamaan. Dalam aturan <math>[X \rightarrow Y]</math>, baik X dan Y akan berisi fitur perilaku.</p> <p>b.Rule Selection Using a Novel Metric Untuk menangkap perbedaan, Menggunakan dua perspektif yang saling melengkapi: satu melihat aturan yang sama antara dua grup tetapi dengan nilai sup dan conf yang berbeda, sementara yang lain melihat aturan yang unik hanya untuk satu grup</p> <p>c.Contextually Filtered Feature Creation Untuk setiap aturan <math>[X \rightarrow Y]</math>, kami menggunakan X sebagai "pemilih" (atau filter) untuk memilih hari yang akan digabungkan (hari yang memenuhi set fitur konteks, yaitu elemen [X]). Untuk setiap elemen [Y], kami menghitung mean dan deviasi standar menggunakan data dari semua hari yang disaring.</p>	<p>Beck Depression Inventory-I</p>	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Fitur yang diubah secara kontekstual dengan cara otomatis, yang dapat berkinerja lebih baik daripada pendekatan pemilihan fitur standar untuk deteksi depresi</li> </ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Tidak dapat menyelidiki lebih lanjut dinamika perilaku siswa</li> <li>Metode bergantung pada fitur unimodal yang diekstrak dari dataset</li> </ul>
----	---	--	--	---	------------------------------------	--

8.	Evaluation Measures for Depression Prediction and Affective Computing(Sadari Jayawardena, Julien Epps, Eliathamby Ambikairajah , 2019)	AVEC 2017	Evaluasi Untuk proses pengembangan Dan pemahaman validitas sistem klasifikasi dan prediksi depresi.	Metode - Unweighted Average Recall + Random Forest a.EVALUATION MEASURES IN SIMULATION Untuk menguji kesesuaian ukuran evaluasi untuk masalah ordinal, dilakukan serangkaian eksperimen. Eksperimen pertama adalah pengambilan kumpulan data pengembangan AVEC 2017 dan menghitung RMSE tingkat peluang untuk prediksi (memaksa keluaran prediktor ke nilai PHQ-8 yang sama untuk setiap contoh pengujian) Eksperimen kedua adalah merancang dan menganalisis kinerja dan bias. dari RMSE dan Spearman's rho dengan variasi dalam korelasi dengan panjang yang sama (1000 sampel) Akhirnya, dibandingkan akurasi klasifikasi dengan Spearman's rho untuk memeriksa apakah akurasi klasifikasi juga tidak konsisten dengan informasi pemesanan. Di sini, akurasi klasifikasi mengacu pada akurasi mikro-rata-rata	AVEC 2017	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● Pearson CC memiliki hubungan yang kuat dengan korelasi peringkat</li> <li>● Kappa dan weight kappa memiliki hubungan yang lebih kuat dengan korelasi peringkat</li> </ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● RMSE dan akurasi klasifikasi tidak mengetahui informasi peringkat</li> <li>● Ukuran korelasi peringkat adalah bias dan invarian monoton</li> </ul>
9.	Facial expression video analysis for depression detection in Chinese patients(Qingxiang Wang , Huanxin Yang , Yanhong Yu , 2018)	Ekspresi wajah	Analisis keadaan emosi ekspresi wajah merupakan konten penelitian penting pengenalan emosi. Pada saat yang sama, di bidang medis, alat skrining awal tambahan untuk depresi juga sangat dibutuhkan oleh klinik	Metode - SVM a.Participants and data acquisition Sampel video klinis yang digunakan dalam makalah ini berasal dari 26 rumah sakit. pasien (16 laki-laki dan 10 perempuan) yang telah didiagnosis dengan depresi di " Shandong Mental Health Center "di China . Dalam percobaan tersebut, kamera Canon 600D digunakan untuk merekam ekspresi wajah. Para klinisi memainkan ekspresi netral dan enam ekspresi dasar (termasuk kesedihan, jijik, ketakutan, kejutan, kemarahan dan kebahagiaan) di layar komputer, dan meminta peserta untuk meniru ekspresi mereka dengan mengacu pada ekspresi wajah netral dan dasar.	Dataset Manual	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● Akurasinya 78,85%</li> <li>● Nilai recall 80,77%</li> <li>● Nilai F1 0,792</li> </ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● Dibandingkan dengan jumlah penderita depresi, jumlah sampel masih tergolong sedikit.</li> <li>● Pergerakan postur tubuh, audio dan perubahan ekspresi wajah lainnya belum bisa dimasukkan</li> </ul>



				<p>b.Experimental method</p> <p>Poin fitur dari gambar ekspresi wajah ditandai secara artifisial menurut sistem pengkodean FACS. Setelah ditandai, set gambar dilatih oleh Active Appearance Model (AAM) spesifik orang.Ekspresi wajah dan titik fitur mata dipilih untuk dideteksi depresi, termasuk gerakan pupil mata, frekuensi berkedip, dan perubahan gerakan alis dan sudut mulut bilateral.</p> <p>c.Results</p> <p>Vektor yang diekstraksi dari alis, pupil, sudut mulut dan frekuensi kedipan kelompok depresi dan kelompok kontrol dimasukkan ke dalam model SVM dan pengklasifikasi biner dilatih untuk klasifikasi. Semua data dibagi secara acak menjadi dua kelompok, masing-masing kelompok terdiri dari 26 partisipasi, setengahnya adalah pasien dan setengahnya lagi adalah kontrol. Pelatihan klasifikasi SVM dengan dua kumpulan data ini masing-masing dan memvalidasinya dengan grup lain.</p>		
--	--	--	--	---	--	--

10.	<p>Detecting Depression Using K-Nearest Neighbors (KNN) Classification Technique(Md Rafiqul Islam, Abu Raihan M.Kamal, Naznin Sultana, Robiul Islam, Mohammad Ali Moni, Anwaar ulhaq, 2018)</p>	<p>Komentar pada Facebook</p>	<p>Mendeteksi secara akurat dari data jejaring sosial dan menyelidiki kemungkinan untuk memanfaatkan data Facebook dan menerapkan teknik klasifikasi KNN (k-neighbours) untuk mendeteksi emosi depresi.</p>	<p>Menggunakan NCapture untuk mengumpulkan data dari Facebook karena itu adalah perangkat lunak yang kuat untuk analisis data kualitatif di dunia saat ini . Setelah mengumpulkan data dari Facebook, proses dataset dengan menggunakan LIWC2015. Catatan data mencakup 5 variabel emosional (positif, negatif, sedih, marah, kecemasan), 3 kategori temporal (fokus saat ini, fokus masa lalu dan fokus masa depan), dan 9 dimensi linguistik standar (misalnya, artikel, preposisi, kata kerja bantu, kata keterangan, konjungsi, kata ganti, kata kerja dan negasi). Membangun kumpulan data dengan informasi label kebenaran dasar (apakah komentar tersebut merupakan indikasi depresi atau tidak). Komentar pengguna facebook dibagi dua set (1) untuk kelas positif (YA) (komentar indikatif depresi) dan (2) untuk kelas negatif (TIDAK) (komentar indikatif non-depresi). selidiki kinerja yang berbeda , Pengklasifikasi KNN dalam mendeteksi depresi dalam waktu yang lebih singkat. Eksperimen dilakukan dengan menggunakan MATLAB 2016b. Kami menerapkan pengklasifikasi KNN: Fine KNN, Medium KNN, Coarse KNN, Cosine KNN, Cubic KNN and Weighted KNN</p>	<p>LIWC2015  Facebook</p>	<p>Kelebihan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Klasifikasi berdasarkan gaya kebahasaan, proses emosi, proses temporal dan semua ciri tersebut mampu mengekstrak hasil emosi depresi</li> <li>• Hasil teknik KNN bervariasi antara 60-70%</li> </ul> <p>Kekurangan</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Tidak dapat menggunakan teknik lain untuk mengekstrak parafrase dari lebih banyak jenis fitur emosional</li> </ul>
-----	---	-------------------------------	---	---	-----------------------------------	--



Mendeley Desktop

File Edit View Tools Help

Add

Folders

Sync

Help

Q Search...

Dimitris Baskhara

Invite-only groups will be removed on the 12th of April 2021, visit our FAQ to learn more. [Learn more](#)

Create Folder...

External Library

Groups

- Depression Detection
  - Behavior-Based
  - Main Issues
  - Support
  - Text-Based

Create Group...

Trash

- All Deleted Documents

Filter by Authors

All

- Abu-naser, Samy S
- Alageel, Asem
- Alfali, N.
- Alsaue, E.
- Almouzni, Salma
- Alshawwa, Izzeddin A
- Althoff, Tim
- Ambikarajah, Eliathanby
- Amiri, Moshgan
- Aouizerate, B.
- Aouizerate, Bruno
- Argyle, Trenton
- Banitaan, Shadi
- Banovic, Nikola
- Barat, Jawa

Depression Detection

Edit Settings

★	📄	Authors	Title	Year	Published In	Added
☆	📄	Zhang, Yaojun; Zhang, Olivia; Wu, Tonghui; Lee, H...	Psychiatric symptom recognition without labeled data using distributional representations of phrases and on-line kno...	2017	Journal of Biomedical Infor...	Mar 29
☆	📄	Dey, Sharmistha; Chakraborty, Srabanti; Roy...	Depression Detection Using Intelligent Algorithms From Social Media Context - State of the Art, Trends and Futur...	2020	Journal of Xidian University	Apr 4
☆	📄	Lopez-Otero, Paula; Docio-Fernandez, Laura	Analysis of gender and identity issues in depression detection on de-identified speech	2021	Computer Speech and Language	4:41pm
☆	📄	Tang et al., 2005	Personality and Depression: Explanatory Models and Review of the Evidence	2008	Bone	Apr 2
☆	📄	Hansen, Christian Pilebaek; Amiri, Moshgan	Combined detection of depression and anxiety in epilepsy patients using the Neurological Disorders Depression Inve...	2015	Seizure	Mar 19
☆	📄	Williamson, James R.; Young, Diana; Nerenberg, Andrew ...	Tracking depression severity from audio and video based on speech articulatory coordination	2019	Computer Speech and Language	Apr 2
☆	📄	Bernstein, Pi Ph, Di Fink, Laura; Ph, Di Foote, Jeffre...	Initial Reliability and Validity of a New Retrospective Measure of Child Abuse and Neglect	1994	American Journal of Psychiatry	Apr 2
☆	📄	Islam, Md Rafiqul; Kamal, Abu Rahan M.; Sultana, Naznin; ...	Detecting Depression Using K-Nearest Neighbors (QNN) Classification Technique	2018	International Conference on ...	4:41pm
☆	📄	Burdisso, Sergio G.; Errecalde, Marcelo; Montes-...	A text classification framework for simple and effective early depression detection over social media streams	2019	Expert Systems with Applications	Mar 19
☆	📄	Wang, Qingxiang; Yang, Huanxin; Yu, Yanhong	Facial expression video analysis for depression detection in Chinese patients	2018	Journal of Visual Communication ...	4:41pm
☆	📄	Jayawardena, Sadari; Epps, Julien; Ambikarajah, Eliatha...	Evaluation Measures for Depression Prediction and Affective Computing	2019	ICASSP, IEEE International C...	Mar 21
☆	📄	Xu, Xuhai; Chikersal, Prerna; Doryab, Afsaneh; Villalba, D...	Leveraging Routine Behavior and Contextually-Filtered Features for Depression Detection among College Students	2019	Proceedings of the ACM on Int...	Mar 29
☆	📄	Cummins, Nicholas; Scherer, Stefan; Krajewski, Jarek; Sc...	A review of depression and suicide risk assessment using speech analysis	2015	Speech Communication	Mar 29
☆	📄	Zhao, Liang; Jia, Jia; Feng, Ling; Zhao, Liang; Jia, Jia; F...	Teenagers' Stress Detection Based on Time-Sensitive Micro-blog Comment / Response Actions	2016		10:12am
☆	📄	Priya, Anu; Garg, Shruti; Tioga, Neha Prema	Predicting Anxiety, Depression and Stress in Modern Life using Machine Learning Algorithms	2020	Procedia Computer Science	10:12am

Details

Notes

Contents

29 documents selected  
Edits will affect all selected documents.

Merge Documents

Type: Journal Article

Title

Authors: Authors

Journal:

Year:

Volume:

Issue:

Pages:

Abstract:

Tags:

Author Keywords:

URL:

Add URL...

Catalog IDs

arXiv:17...

29 of 30 documents selected

Windows Taskbar

5:02 PM 4/6/2021