



SERTIFIKAT

Nomor : 570/Rektor/XI/2022

diberikan kepada :

Hari Suparwito

yang telah berpartisipasi sebagai

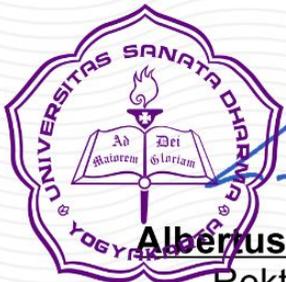
Pemakalah Sesi Paralel

dengan judul :

“SENTIMENT ANALYSIS ON COVID-19 CASH TRANSFER SCHEME USING THE SUPPORT VECTOR MACHINE ALGORITHM”

dalam acara Seminar Nasional Sanata Dharma Berbagi 2022 dengan tema “Pengembangan, Penerapan dan Pendidikan 'Sains dan Teknologi' Pasca Pandemi”,
yang diselenggarakan pada tanggal 26 November 2022

Yogyakarta, 26 November 2022




Albertus Bagus Laksana, S.J., S.S., Ph.D.
Rektor Universitas Sanata Dharma


Dr. apt. Yustina Sri Hartini
Ketua Panitia



USDB
SANATA DHARMA BERBAGI



PROSIDING SEMINAR NASIONAL SANATA DHARMA BERBAGI

**"PENGEMBANGAN, PENERAPAN DAN PENDIDIKAN
'SAINS DAN TEKNOLOGI' PASCA PANDEMI"**

Diselenggarakan oleh:

Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat
Universitas Sanata Dharma Yogyakarta

Bekerjasama dengan:

IndoCEISS

Indonesian Computer, Electronics and Instrumentation Support Society
D.I.Yogyakarta

26 NOVEMBER 2022

**UNIVERSITAS SANATA DHARMA
YOGYAKARTA**

PROSIDING SEMINAR NASIONAL SANATA DHARMA BERBAGI

**"Pengembangan, Penerapan Dan Pendidikan
'Sains Dan Teknologi' Pasca Pandemi"**

26 November 2022

Universitas Sanata Dharma Yogyakarta



Sanata Dharma University Press

PROSIDING SEMINAR NASIONAL SANATA DHARMA BERBAGI "Pengembangan, Penerapan Dan Pendidikan 'Sains Dan Teknologi' Pasca Pandemi"

Copyright © 2022

Universitas Sanata Dharma, Yogyakarta

DEWAN EDITOR & REVIEWER

Dr. Eng. I Made Wicaksana Ekaputra
Barli Bram, Ph.D.
Dr. Eng. Gunawan Dwi Haryadi
Dr. Eng. Rando Tungga Dewa, S.T., M.Eng.
Dr. Ir. Anastasia Rita Widiarti
Dr. Ir. Budi Sugiharto
Drs. Haris Sriwindono M.Kom, Ph.D.
Dr. Lusia Krismiyati Budiasih
Dr. Ir. I Gusti Ketut Puja
Ir. Damar Widjaja Ph.D.
Dr. rer. nat. Herry Pribawanto Suryawan
Dr. Ir. Yohanes Baptista Lukiyanto
Dr. R. Kunjana Rahardi, M.Hum.
Dr. Marcellinus Andy Rudhito, S.Pd.
Vitalis Ayu, S.T., M.Cs.

KOORDINATOR DEWAN EDITOR:

Dr. Eng. I Made Wicaksana Ekaputra
Barli Bram, M.Ed., Ph.D.

BUKU ELEKTRONIK (e-BOOK):

ISBN: 978-623-6103-96-8 (PDF)

EAN: 9-786236-103968

Cetakan Pertama, Desember 2022

xii+1097 hlm.; 21x27,9 Cm.

ILUSTRASI & TATA LETAK:

Sang Condro Nugroho
Elizabeth Fenny Handayani
Thomas Aquino Hermawan Martanto

SAMPUL & LAYOUT AKHIR BUKU

Sang Condro Nugroho
Thomas Aquino Hermawan Martanto

KEPANITIAAN

Pengarah & Penanggung Jawab:

Prof. Ir. Sudi Mungkasi, Ph.D.

Ketua Panitia: Dr. apt. Yustina Sri Hartini

Wakil Ketua: Dr. Gabriel Fajar Sasmita Aji

Sekretaris: Maria Dwi Budi Jumpowati

Bendahara: M.I. Rini Hendriningsih

Pengarah Acara:

Ir. Drs. Haris Sriwindono, M.Kom, Ph.D.

Ir. Damar Widjaja, Ph.D.

Drs. Tarsisius Sarkim, M.Ed., Ph.D.

Dr. Hongki Julie, M.Si.

Sie Acara:

Rosalia Arum Kumalasanti, M.T.

Maria Vincentia Eka Mulatsih, S.S., M.A.

Sie Publikasi Dekorasi Dokumentasi:

Elizabeth Fenny Handayani

Gutomo Windu Wratsongko

Sang Condro Nugroho

Yanuarius Joko Nugroho

Sie Humas: Antonius Febri Harsanto

Pemrosesan Buku & ISBN:

Thomas Aquino Hermawan Martanto

Veronika Margiyanti

Tim Live Streaming:

Sandi Alexius Sandi Atmoko

Bartolomeus Sigit Yogyantoro

Stephanus Christiono Eka Putra

Yohannes Rio Falmy

Sie E Sertifikat: F.X. Made Setianto

DITERBITKAN OLEH



SANATA DHARMA UNIVERSITY PRESS

Lantai 1 Gedung Perpustakaan USD

Jl. Affandi (Gejayan) Mrican, Yogyakarta 55281

Telp. (0274) 513301, 515253; Ext. 51513; Fax (0274) 562383

Website: www.sdupress.usd.ac.id / e-Mail: publisher@usd.ac.id

INSTITUSI PENDUKUNG/KERJA SAMA

Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat
Universitas Sanata Dharma Yogyakarta

IndoCEISS Indonesian Computer, Electronics
and Instrumentation Support Society
D.I. Yogya karta



Sanata Dharma University Press anggota APPTI
(Afiliasi Penerbit Perguruan Tinggi Indonesia)
No. Anggota APPTI: 003.028.1.03.2018

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang.

Dilarang memperbanyak karya tulis ini dalam bentuk dan dengan cara apa pun, termasuk fotokopi,
tanpa izin tertulis dari penerbit.

KATA PENGANTAR

Universitas Sanata Dharma berupaya menyediakan ‘wadah’ untuk menampung dan mendeseminasikan karya ilmiah dosen dan mahasiswa serta meningkatkan kuantitas dan kualitas karya ilmiah dosen dan mahasiswa baik dari USD maupun pihak lain dari luar USD.

Seminar Nasional Sanata Dharma Berbagi dengan tema ““Pengembangan, Penerapan, dan Pendidikan ‘Sains dan Teknologi’ Pasca Pandemi” menghadirkan empat pembicara utama yakni Dr. Rosa Delima, S.Kom., M.Kom. (topik: MODEL OTOMATIS UNTUK ANALISIS, SPESIFIKASI, DAN VALIDASI KEBUTUHAN PERANGKAT LUNAK), Dr. L. N. Harnaningrum, S.Si., M.T. (topik: MODEL PENYIMPANAN DATA KREDENSIAL DI SMARTPHONE UNTUK Mendukung Transaksi Mobile Yang Aman), Dr. Iwan Binanto, S.Si., MCs. (topik: MODEL PENGENALAN SENYAWA KIMIA PADA LUARAN LIQUID CHROMATOGRAPY MASS SPECTROMETRY (LCMS) TANAMAN KELADI TIKUS), dan Dr. Ridowati Gunawan, S.Kom., M.T. (topik: PENINGKATAN KUALITAS HIGH-UTILITY ITEMSET MENGGUNAKAN PENDEKATAN SWARM INTELLIGENCE PADA KASUS ANALISIS KERANJANG BELANJA).

Prosiding Seminar Nasional Sanata Dharma Berbagi dengan tema ““Pengembangan, Penerapan, dan Pendidikan ‘Sains dan Teknologi’ Pasca Pandemi” memuat 80 makalah yang telah diseleksi oleh tim editor. Delapan puluh naskah ini merupakan hasil seleksi dari total 101 makalah yang diterima oleh panitia melalui Open Conference Sysyems (OCS) Seminar Nasional Sanata Dharma Berbagi (USDB) 2022. Semoga prosiding ini bermanfaat bagi kita semua.

Terima kasih

Yogyakarta, November 2022
Ketua Panitia Seminar USDB
Dr. apt. Yustina Sri Hartini

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI	v
AKTIVITAS ANTIBAKTERI LIDAH BUAYA (<i>Aloe vera</i> L.) SEBAGAI BIOZANITISER TERHADAP <i>Stahylococcus aureus</i> : STUDI LITERATUR.....	1
Antonia Brigita Putri Lefanska, Yustina Sri Hartini	
ANALISIS BERPIKIR KRITIS PESERTA DIDIK KELAS VII DALAM MENYELESAIKAN SOAL AKM MATERI GEOMETRI DAN PENGUKURAN.....	7
Amellya Anastasya Ursia, Dominikus Arif Budi Prasetyo	
ANALISIS GAYA SILINDER <i>LIFT ARM WHEEL LOADER</i> MENGGUNAKAN <i>FEA</i>	17
Pankrasius Surya Tonapa, Budi Sugiharto	
ANALISIS KESALAHAN DALAM MENYELESAIKAN SOAL RELASI PADA SISWA KELAS VIII SMPN 1 LOURA	28
Susanti Kadi, Yulius Keremata Lede, Samuel Rex M. Making	
ANALISIS KESULITAN DALAM MENYELESAIKAN SOAL PADA MATERI PERSAMAAN NILAI MUTLAK UNTUK SISWA KELAS X SMK NEGERI 2 KOTA TAMBOLAKA	36
Mersiana S. K. Lende, Yulius Keremata Lede, Samuel Rex M. Making	
ANALISIS KONDISI PERENCANAAN PEMBELAJARAN MATA KULIAH PENDIDIKAN KEWARGANEGARAAN BERBASIS E-LEARNING.....	47
Delfiyan Widiyanto, Annisa Istiqomah	
ANALISIS PENALARAN MATEMATIS SISWA DALAM MENYELESAIKAN SOAL AKM KELAS X SMAK ST. DOMINIKUS TAMBOLAKA.....	58
Nopliana Bili, Yulius Keremata Lede, Samuel Rex M. Making	
ANALISIS PERSEPSI MAHASISWA TERHADAP PELAKSANAAN PRINSIP PEMBELAJARAN HIBRID DI PRODI PENDIDIKAN MATEMATIKA UNIVERSITAS SANATA DHARMA	64
Dominikus Arif Budi Prasetyo, Chatarina Enny Murwaningtyas, Margaretha Madha Melissa	
ANALISIS SENTIMEN BANTUAN LANGSUNG TUNAI COVID-19 MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE	72
Dian Putra Anugrah S.B., Hari Suparwito	

ANALISIS SENTIMEN BANTUAN SOSIAL COVID-19 PADA TWITTER MENGGUNAKAN MULTINOMIAL NAÏVE BAYES DAN MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR.....	85
Okta Setya Putra Agustin, Agnes Maria Polina	
APAKAH ICT MEMPENGARUHI NILAI SAINS SISWA? PERBANDINGAN ANTARA INDONESIA DAN SINGAPURA.....	98
M. Mujiya Ulkhaq	
BOARD GAME LEARNING MEDIA "JOURNAL OF CULINARY TOURISM" TO DEVELOP SCIENTIFIC LITERACY SKILLS.....	106
Cipta Gilang Kencana, Siti Sriyati, Didik Priyandoko	
PENGEMBANGAN METABOLIVERSE WEBSITE PEMBELAJARAN MULTIMEDIA INTERAKTIF MATERI METABOLISME KELAS XII.....	118
Yodan Prahardian Riyandika, Hendra Michael Aquan	
PLUGIN EQUALIZER PARAMETRIK DIGITAL MENGGUNAKAN AUDIO INTERFACE DAN KOMPUTER.....	143
Joshua Rafael Rienson, Linggo Sumarno	
EKSPLORASI AKTIVITAS FUNDAMENTAL MATEMATIS PADA CANDI SAMBISARI	157
Atika Yoviana, Epifani Putri Mariana, Wayan Maharani	
EKSPLORASI ETNOMATEMATIKA PADA ALAT MUSIK SARON	171
Theodora Calista Larasati, Diana Paramita Kumalasari, Caesilia Apri Purwanti	
EKSPLORASI ETNOMATEMATIKA PADA ALAT MUSIK SLENTHEM..	189
Nurizky Dwi Ardian, Sara Sarita Agustin, Daniel Gasa Bima	
EKSPLORASI ETNOMATEMATIKA PADA ALAT MUSIK TRADISIONAL KENDANG JAWA TENGAH.....	204
Elvi Sartika Purba, Curnelia Clara Devi Wahyuningtias, Maria Anjelina Agho	
EKSPLORASI ETNOMATEMATIKA PADA CANDI MENDUT MUNGKID DAN IMPLEMENTASINYA PADA PEMBELAJARAN MATEMATIKA SEKOLAH MENENGAH PERTAMA	215
Savira Erdia Kusuma, Nadia Rustyningsih, Yulisa Ananda Putri, Dominikus Arif Budi Prasetyo	
EKSPLORASI ETNOMATEMATIKA PADA CANDI LUMBUNG SEBAGAI KONSEP GEOMETRI MATEMATIKA	229
Ema Lukitasari, Salomo Boang Manalu, Virgi Frischo Agdo Putra	

ETNOMATEMATIKA: EKSPLORASI IMPLEMENTASI AKTIVITAS FUNDAMENTAL PADA CANDI IJO	238
Metarisma Tika Pasomba, Yolli Cinthia, Kristin Damaiyanti Br Lumban Batu	
GRAF SEBAGAI RUANG VEKTOR	249
Maria Vianney Any Herawati	
IMPLEMENTASI DESIGN PEMBELAJARAN <i>HYBRID</i> PADA PERKULIAHAN EKONOMI REGIONAL PROGRAM STUDI PENDIDIKAN EKONOMI	256
Kurnia Martikasari	
INVESTIGASI KETANGGUHAN BAJA AISI 1045 PADA PROSES PENDINGINAN METASTABLE	264
Bonifasius Victor Imanuel Gultom, Yosef Agung Cahyanta, I.M.W. Ekaputra	
KAJIAN EKSPLORASI ETNOMATEMATIKA PADA CANDI BANYUNIBO SERTA RELEVANSI MATERI GEOMETRI DAN SISTEM KOORDINAT .	274
Joachim Airlangga N. Putra, Kevin Jeremy Dirgantara Pakpahan, Rizky Karthenz P	
KAJIAN ETNOMATEMATIKA DITINJAU DARI AKTIVITAS FUNDAMENTAL MATEMATIS TERHADAP ALAT MUSIK TRADISIONAL ANGKLUNG	287
Maria Rosaria Kristy, Catherine Richelle Hindarto, Andreas Satya Bangsa Nisa	
KAJIAN ETNOMATEMATIKA PADA ALAT MUSIK TRADISIONAL BONANG BARUNG DAN BONANG PENERUS.....	301
Eryko Putri Niki Haryanto, Agnes Angesti, Margareta Serina Ariyani Putri	
KAJIAN ETNOMATEMATIKA PADA ALAT MUSIK TRADISIONAL REBANA DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA KHUSUS LINGKARAN	317
Jeane Maya Parinding, Sisilia Nau, Dominika Eka Ayu Septiani	
KAJIAN ETNOMATEMATIKA PADA CANDI BARONG SEBAGAI BAHAN AJAR PADA MATERI GEOMETRI.....	327
Ester Natasya Panjaitan, Anisa Wirawati, Dewina Artha Miranda Ambarita	
KAJIAN ETNOMATEMATIKA PADA CANDI SARI KALASAN SEBAGAI BAHAN AJAR MATERI BANGUN DATAR SMP	338
Debora Kristyn Manalu, Renata Putri Fauziah, Silvia Dwi Saputri	
KAJIAN ETNOMATEMATIKA TERHADAP ALAT MUSIK TRADISIONAL PANTING	349
Debora Dwi Kurniawati, Vincentia Ayu Zenia Widya Risanti, Patricia Yuni Brenda Sitio, Brigita Novena Maria	

KESENJANGAN AKSESIBILITAS TEKNOLOGI INFORMASI DALAM PEMBANGUNAN	359
Dian Herdiana	
KINERJA TRANSMISI DATA PADA SISTEM PEMANTAU KONDISI TANAH BERBASIS TEKNOLOGI IOT	372
Yohanes Eka Arissaputra, Damar Widjaja	
KLASIFIKASI PASIEN COVID-19 YANG MEMBUTUHKAN <i>INTENSIVE CARE UNIT</i> MENGGUNAKAN <i>RANDOM FOREST</i>	383
I Gusti Ngurah Astika Pradnyana Dalem, Paulina Heruningsih Prima Rosa	
MODEL OTOMATIS UNTUK ANALISIS, SPESIFIKASI, DAN VALIDASI KEBUTUHAN PERANGKAT LUNAK	399
Rosa Delima	
MODEL PENYIMPANAN DATA KREDENSIAL SMARTPHONE UNTUK KEAMANAN TRANSAKSI	419
Lucia Nugraheni Harnaningrum	
PELUANG PENELITIAN VIRTUAL REALITY PADA PEMBELAJARAN BAHASA INDONESIA: SEBUAH <i>LITERATURE REVIEW</i>	435
A. Aswan	
PEMODELAN MATEMATIS PADA SISTEM ANTARMUKA MULTISUMBER EBT UNTUK MEMPEROLEH ENERGI LISTRIK YANG BERKELANJUTAN	444
Nadya Ursula S. H.	
PENDIDIKAN KEJUJURAN DAN PEDULI LINGKUNGAN PADA SISWA SD YPBI SILOAM SAMABUSA DI MASA PANDEMI.....	456
Sebastianus Widanarto Prijowuntato, Debrito Laksono Putro Mehan	
PENERAPAN <i>HIERARCHICAL K-MEANS CLUSTERING</i> DALAM PENGELOMPOKAN SEKOLAH MENENGAH PERTAMA DI PROVINSI NUSA TENGGARA TIMUR	471
Prima Elisa Segu, Ridowati Gunawan	
PENERAPAN PEMODELAN PERMUKAAN RESPON UNTUK OPTIMISASI KUALITAS RASA KOPI SEDUH MANUAL	484
Bernadetha Dwi Ardianti, Ignatius Aris Dwiatmoko	
PENGARUH BLENDED LEARNING, KEMANDIRIAN BELAJAR, DAN PARTISIPASI BELAJAR TERHADAP PRESTASI BELAJAR SISWA MATA PELAJARAN EKONOMI	497
Angelina Shinta Kartika Dewi, Kurnia Martikasari	

PENGARUH <i>E-LEARNING</i> , MOTIVASI BELAJAR, DAN KEMANDIRIAN BELAJAR TERHADAP HASIL BELAJAR SISWA PADA MATA PELAJARAN EKONOMI	523
Marcellino Alvin Afiyanto, Kurnia Martikasari	
PENGARUH KEMUDAHAN PENGGUNAAN, KEBERMANFAATAN, KEPERCAYAAN, DAN KEBIASAAN TERHADAP KONTINUITAS PENGGUNAAN E-WALLET PADA MAHASISWA DI YOGYAKARTA....	551
Retno Wulan Ndari, Kurnia Martikasari	
PENGARUH PENDIDIKAN TERHADAP LITERASI KESEHATAN PADA REMAJA DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA (DIY)	565
Isa Karuniawati, Daniel Chriswinanto Adityo Nugroho, Oscar Gilang Purnajati, Slamet Sunarno Harjosuwarno	
PENGAWASAN DI SANDI BLOK LINEAR DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN PERAMBATAN BALIK	598
Wiwien Widyastuti	
PENGEMBANGAN ALAT PERAGA TABUNG ZAT MATERI ZAT TUNGGAL DAN CAMPURAN TEMA 9 SUBTEMA 1 UNTUK SISWA KELAS V SD	607
Elizabeth Daniar Ratih Nursanti, Kintan Limiansih, Ignatius Edi Santosa	
PENGEMBANGAN APLIKASI SOAL LITERASI SAINS BERBASIS ANDROID PADA MATERI SISTEM PERKEMBANGBIAKAN TUMBUHAN KELAS IX.....	621
Mathilda Anis Irma, Luisa Diana Handoyo	
PENGEMBANGAN <i>E-BOOKLET</i> INTERAKTIF PADA MATERI BAKTERI KELAS X DI ERA PEMBELAJARAN HIBRID	638
Meylinda Dewi Maharani Pratiwi, Yoanni Maria Lauda Feroniasanti	
PENGEMBANGAN E-MODUL BERBASIS <i>FLIPPED CLASSROOM</i> PADA MATERI SISTEM REPRODUKSI KELAS XI SMA	648
Maria Liliana Suwe Jawa, Ika Yuli Listyarini	
PENGEMBANGAN E-MODUL BERBASIS WEBSITE PADA MATERI SUBSTANSI GENETIK KELAS XII	
Yosafat Adwin Andana, Retno Herrani Setyati	
PENGEMBANGAN E-MODUL INTERAKTIF BERBASIS <i>BOOK CREATOR</i> PADA MATERI METABOLISME SEL KELAS XII.....	688
Desak Gede Mayumi Riandini Dwija, Yoanni Maria Lauda Feroniasanti	
PENGEMBANGAN <i>GAME</i> EDUKASI SISTEM IMUN UNTUK KELAS XI 710	
Marcelinus Alfredo Ardyan Djasa Papur, Hendra Michael Aquan	

PENGEMBANGAN LABORATORIUM VIRTUAL BERBASIS ANDROID PADA MATERI STRUKTUR DAN FUNGSI SEL KELAS XI SMA	730
Patrick Bayu Seto Nugroho, Yoanni Maria Lauda Feroniasanti	
PENGEMBANGAN MEDIA BERBASIS <i>BOARD GAME</i> UNTUK MEMPERKUAT PEMBELAJARAN BIOLOGI SELAMA PANDEMI COVID- 19	742
Hendra Michael Aquan, Antonius Tri Priantoro, Maslichah Asyari	
PENGEMBANGAN MEDIA PEMBELAJARAN BERBASIS <i>WEBSITE</i> BERBANTUAN <i>iSPRING SUITE 9</i> PADA MATERI BAKTERI KELAS X .	765
Theresia Aprodita Srilestari, Retno Herrani	
PENGEMBANGAN MICROLEARNING E-MODUL DALAM BLENDED LEARNING SISTEM UNTUK MENINGKATKAN MOTIVASI BELAJAR MANDIRI	778
Syaharullah Disa, Purnamawati, Andi Muhammad Idkhan	
PENGEMBANGAN MODEL PEMBELAJARAN <i>PROBLEM BASED LEARNING</i> BERBASIS <i>BLENDED LEARNING</i> TERINTEGRASI <i>E-LEARNING</i> JOGJABELAJAR PADA MATERI VIRUS KELAS X	787
Yohanes Ryan Kristiantoro, Luisa Diana Handoyo	
PENGEMBANGAN MODUL DIGITAL INTERAKTIF BERBASIS <i>WEB</i> TERINTEGRASI AUDIO <i>PODCAST</i> PADA MATERI SISTEM HORMON KELAS XI.....	809
Th. Alvita Elviana, Luisa Diana Handoyo	
PENGEMBANGAN SOAL-SOAL HOTS PADA MATERI VIRUS BERBASIS NEARPOD UNTUK KELAS X	822
Estherina Milennikasari, Hendra Michael Aquan	
PENGEMBANGAN VIDEO INTERAKTIF <i>EDPUZZLE</i> PADA MATERI BAKTERI KELAS X SMA	841
Claudia Mustikasari, Luisa Diana Handoyo	
PENGUKURAN DAYA KELUARAN MENGGUNAKAN SENSOR ARUS DAN TEGANGAN PADA PENGUJIAN GENERATOR MAGNET PERMANEN PUTARAN RENDAH.....	855
Ossa Endah Diar Nugraheni, Tjendro, B. Wuri Harini, Martanto	
PENGUKURAN KECEPATAN PUTARAN GENERATOR DAN MOTOR PENGGERAK DENGAN SENSOR <i>HALL-EFFECT</i>	879
Nadya Muflihasari, Tjendro, B. Wuri Harini, Martanto	

PENINGKATAN KUALITAS <i>HIGH-UTILITY ITEMSET</i> MENGGUNAKAN PENDEKATAN <i>SWARM INTELLIGENCE</i> PADA KASUS ANALISIS KERANJANG BELANJA	905
Ridowati Gunawan	
PERBANDINGAN PEMBACAAN DATA LAPORAN PENGGUNA LMS BELAJAR MENGGUNAKAN VISUALISASI GOOGLE ANALYTICS DAN GOOGLE DATA STUDIO.....	920
Stephanus Christiono Eka Putra	
PERBANDINGAN <i>PREPROCESSING</i> DENGAN BAHASA INDONESIA DAN INGGRIS DALAM ANALISIS SENTIMEN TERKAIT KULIAH DARING MENGGUNAKAN <i>MULTINOMIAL NAÏVE BAYES</i>	938
Bayu Restu Adji, J.B. Budi Darmawan	
PERBANDINGAN UNJUK KERJA TCP TAHOE, RENO, NEW RENO DAN SACK PADA JARINGAN KABEL	948
Agung Hernawan	
RANCANGAN DAN TANTANGAN PEMBELAJARAN MATEMATIKA TINGKAT SMA DALAM MEMPERSIAPKAN PEMBELAJARAN BERBASIS LITERASI DAN NUMERASI.....	962
Anung Wicaksono, Nor Annisa	
PROJECT-BASED LEARNING MODULE FOR 4 th GRADE ELEMENTARY SCHOOL STUDENT BASED ON VARK LEARNING STYLE.....	978
Ignatia Esti Sumarah, Rusmawan, Cipta Gilang Kencana, Kristophorus Divinanto Adi Yudono, Chrisnutajati Waninghiyu, Agata Mustika Kusuma Dewi	
PROSES BERPIKIR LATERAL SISWA DALAM MATEMATIKA DITINJAU BERDASARKAN PRESTASI BELAJAR MATEMATIKA	992
Kala Pandu, St. Suwarsono	
PROTOTIPE SMART HOME MENGGUNAKAN VOICE CONTROL DAN BLYNK.....	1007
Yoel Aldo Moga, Augustinus Bayu Primawan	
STUDI FENOMENOLOGI PEMBELAJARAN DARING SAAT PANDEMI COVID-19 PADA MAHASISWA DAN DOSEN PROGRAM STUDI PENDIDIKAN EKONOMI UNIVERSITAS SANATA DHARMA	1024
Syukur Rahmat Gulo, Catharina Wigati Retno Astuti	
PENGEMBANGAN BUKU AKTIVITAS BERBASIS BERPIKIR KOMPUTASIONAL DENGAN TOPIK PELAJAR PANCASILA PADA ANAK USIA 9-12 TAHUN.....	1034
Valerius Riko Hernawan, Christiyanti Aprinastuti, Kintan Limiansih	

UJI KELAYAKAN PERANGKAT PEMBELAJARAN MODEL *PROBLEM-BASED LEARNING* TERINTEGRASI *FLIPPED CLASSROOM* PADA MATERI ANIMALIA KELAS X SMA 1049

Lilian Sabdarum Putri, Puspita Ratna Susilawati

UJI KELAYAKAN VIDEO PEMBELAJARAN BERBASIS ANIMASI PADA MATERI PROSES METABOLISME KELAS XII..... 1065

Fitri Kusumawati, Hendra Michael Aquan

VISUALIZATION OF A ROTATING MAGNETIC FIELD ON AC MOTOR USING GEOGEBRA 1089

Djoko Untoro Suwarno



<http://e-conf.usd.ac.id/index.php/USDB>
Universitas Sanata Dharma, Yogyakarta

ANALISIS SENTIMEN BANTUAN LANGSUNG TUNAI COVID-19 MENGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE

Dian Putra Anugrah S.B.¹, Hari Suparwito^{2*}

^{1,2} Program Studi Informatika Universitas Sanata Dharma, Kampus III Paingan, Maguwoharjo,
Depok, Sleman, Indonesia
*Email: shirsj@jesuits.net

Abstrak

Pemerintah memberikan bantuan langsung tunai (BLT) kepada masyarakat terdampak covid-19. Lewat media sosial Twitter, masyarakat memberikan tanggapan entah bernada positif, netral, dan negatif terkait program BLT tersebut. Tujuan penelitian adalah melakukan klasifikasi opini masyarakat terhadap program BLT yang dituliskan dalam media sosial Twitter. Metode yang digunakan adalah analisis teks *Natural Language Processing* menggunakan pendekatan *Machine Learning* (pembelajaran mesin) dengan algoritma *Support Vector Machine*. Data dari Twitter diambil menggunakan *Twint*. Jumlah data yang diperoleh sebanyak 2170 cuitan twitter dengan kata kunci “bantuan sosial”, “blt”, dan “bantuan corona” selama masa pandemi covid-19. Untuk mengurangi campur tangan manusia dalam proses pelabelan data digunakan *Vader* dan *Google translate dictionary*. Hasil akurasi tertinggi dari testing dataset sebesar 85% diperoleh dengan implementasi parameter SVM menggunakan *Kernel = RBF*, $C = 1$, $gamma = 1$ dan cross validation dengan nilai $k = 27$. Studi ini memberikan kontribusi dalam hal pengetahuan tentang opini yang terbentuk dalam masyarakat untuk salah satu program pemerintah yaitu program BLT covid-19.

Kata kunci: Analisis sentimen, Bantuan langsung tunai, Covid-19, Support Vector Machine, Twitter.

Pendahuluan

Indonesia menjadi salah satu negara yang memberikan bantuan sosial sebagai usaha penanganan covid-19. Terdapat beberapa jenis bantuan yang diberikan oleh pemerintah kepada masyarakat, seperti misalnya bantuan dalam bentuk bahan mentah makanan ataupun bantuan yang diberikan dalam bentuk uang tunai (Firdausu, 2021). Program bantuan sosial yang diberikan oleh pemerintah selama masa pandemi covid-19 banyak menuai opini atau pendapat dari masyarakat. Dengan semakin mudahnya orang mengakses media sosial maka pendapat-pendapat tersebut banyak yang disampaikan melalui media sosial.

Twitter adalah salah satu media sosial yang banyak diakses oleh masyarakat Indonesia (Damanik & Setyohadi, 2021). Orang-orang dengan mudah mengungkapkan apa yang sedang mereka rasakan ataupun pendapat mereka tentang sesuatu melalui sebuah cuitan (tweet). Dalam setiap tweet yang dituliskan oleh pengguna Twitter dapat digolongkan menjadi tiga yaitu, tweet bernada positif, netral, dan negatif. Untuk mengetahui hal tersebut, seseorang dapat melakukannya dengan membaca setiap tweet yang dituliskan oleh pengguna Twitter, namun

hal ini akan memakan banyak waktu karena jumlah tweet perhari yang sangat banyak. Karena itu perlu dilakukan analisis sentimen untuk mengetahui sentimen dari setiap tweet yang ingin diklasifikasikan sebagai tweet bernada positif, netral, atau negatif. Analisis sentimen digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap dokumen yang berisi opini berdasarkan sentiment tentang sesuatu (Hussein, 2018). Dengan melakukan analisis sentimen, maka dapat ditentukan label yang akan diberikan terhadap sentimen tersebut: positif, netral, maupun negatif.

Salah satu metode yang digunakan untuk melakukan analisis sentimen yaitu dengan pendekatan pembelajaran mesin menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)*. Beberapa studi tentang analisis sentimen menggunakan SVM sudah dilakukan dengan hasil akurasi yang baik. Rian Tineges et al. (2020) melakukan analisis sentimen terhadap layanan indihome berdasarkan data twitter dengan akurasi 87%. Penelitian lain juga dilakukan terkait vaksin covid-19 pada data twitter dengan akurasi 82% (Mulyawan et al., 2021). Analisis sentimen mengenai kualitas layanan online marketplace di Indonesia yang dilakukan oleh Rasyida et al. (2020) juga menghasilkan akurasi yang sangat baik yaitu 90%. Analisis sentiment juga dilakukan untuk meneliti wacana tentang pemindahan ibukota Indonesia dan dengan algoritma SVM didapat hasil akurasi sebesar 96%. Performa SVM juga dibandingkan dengan Random Forest menyelesaikan analisis sentimen dan hasilnya menunjukkan bahwa SVM mampu mendeteksi sentiment positif lebih baik daripada Random Forest (Adrian et al., 2021). Tidak hanya dengan Random Forest, Algoritma SVM yang diterapkan untuk analisis sentiment juga menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan KNN pada penelitian tentang penggunaan vaksin Sinovac (Baita et al., 2021)

Dari penelitian yang telah dijabarkan, terlihat bahwa SVM berpotensi untuk digunakan dengan lebih baik guna melakukan analisis sentimen dan dapat memberikan akurasi yang tinggi. Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan analisis sentiment terhadap bantuan langsung tunai (BLT) yang diberikan oleh pemerintah kepada masyarakat terdampak selama masa pandemi covid-19 menggunakan algoritma SVM.

Metode

Metode penelitian mengikuti proses *Knowledge Data Discovery (KDD)*. Proses KDD dibagi ke dalam 4 bagian besar yaitu: pengumpulan data (*Data Acquisition*), pra-proses data (*Data Preprocessing*), pemodelan data (*Data Modelling*), dan pengukuran performa data (*Data Performance*) (Kumar et al., 2019).

Pengumpulan data

Penelitian ini menggunakan data yang diambil dari Twitter dengan memanfaatkan tool *Twint*. Data merupakan cuitan yang disampaikan oleh masyarakat umum mengenai BLT yang diberikan oleh pemerintah selama masa pandemic covid-19. Data tweet diambil dari bulan Juni 2021 hingga bulan September 2021 dengan kata kunci “bantuan sosial”, “blt”, dan “bantuan corona”. Pada proses pengumpulan data yang telah dilakukan, diperoleh sebanyak 2170 data tweet yang akan disimpan dalam bentuk dokumen *Microsoft Excel (xlsx.)*.

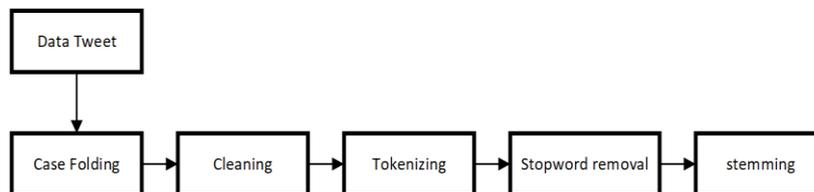
Pelabelan data

Pada saat pengambilan data, data belum memiliki label sehingga perlu dilakukan pelabelan data tweet. Proses pelabelan data menggunakan *Vader* (Elbagir

& Yang, 2019). Tool ini dipilih karena terdapat banyak data yang harus diberikan label dan juga karena data yang selalu bertambah. Pada penelitian sebelumnya *Vader* dinilai dapat memberikan kinerja yang baik ketika melakukan analisis sentimen pada teks yang ditemukan di media sosial (Hutto & Gilbert, 2014). Karena *Vader* hanya dapat melakukan pelabelan data dalam bahasa Inggris maka data tweet berbahasa Indonesia diterjemahkan terlebih dahulu ke dalam bahasa Inggris. Setelah data diterjemahkan ke bahasa Inggris selanjutnya proses pelabelan dilakukan dengan *Vader*.

Pra-proses data

Sebelum data diproses, perlu dilakukan *pra-proses* data agar data siap untuk diproses lebih lanjut. *Pra-proses* ini dilakukan untuk mengubah bentuk data menjadi lebih terstruktur, menghilangkan noise yang terdapat pada *tweet*, dan juga untuk kata kata tidak baku yang terdapat dalam tweet diubah ke bentuk kata baku. Proses *pra-proses* meliputi:



Gambar 1. *Pra-proses* data

Ekstraksi fitur data

Proses ekstraksi fitur bertujuan untuk mengurangi jumlah fitur dalam kumpulan data dengan membuat fitur baru dari yang sudah ada (dan kemudian membuang fitur asli). Kumpulan fitur baru yang dikurangi ini kemudian dapat merangkum sebagian besar informasi yang terkandung dalam kumpulan fitur asli. Dengan cara ini, versi ringkasan dari fitur asli dapat dibuat dari kombinasi data set asli. Dalam penelitian ini, ekstraksi fitur akan dilakukan dengan menggunakan metode TF-IDF yaitu dengan menganalisis cuitan pada data tweet.

TF-IDF (*term frequency-inverse document frequency*) adalah ukuran statistik yang mengevaluasi seberapa relevan sebuah kata dengan dokumen dalam kumpulan dokumen (Qaiser & Ali, 2019). Ini dilakukan dengan mengalikan dua metrik: berapa kali sebuah kata muncul dalam sebuah dokumen, dan frekuensi dokumen terbalik dari kata tersebut di seluruh kumpulan dokumen. Ini memiliki banyak kegunaan, yang paling penting dalam analisis teks otomatis, dan sangat berguna untuk menilai kata-kata dalam algoritma pembelajaran mesin untuk *Natural Language Processing* (NLP).

TF-IDF diciptakan untuk pencarian dokumen dan pencarian informasi. Ini bekerja dengan meningkatkan secara proporsional dengan berapa kali sebuah kata muncul dalam dokumen, tetapi diimbangi dengan jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut. Jadi, kata-kata yang umum di setiap dokumen, seperti ini, apa, dan jika, peringkatnya rendah meskipun mungkin muncul berkali-kali, karena mereka tidak terlalu berarti bagi dokumen itu secara khusus.

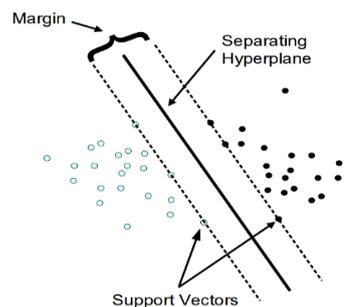
Pembagian data

Tweet dataset akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Pembagian data dilakukan menggunakan tools dari *python* yang terdapat dalam *library sklearn*.

Data tweet dibagi sesuai dengan eksperimen yang akan dilakukan yaitu 70% data *training* dan 30% data *testing* di eksperimen 1 dan menggunakan teknik *Cross-Validation* di eksperimen 2.

Model dan pengukuran performa data

Setelah nilai TF/IDF berhasil didapatkan dan pembagian data dilakukan, langkah selanjutnya adalah implementasi pemodelan. Dalam penelitian ini, algoritma SVM digunakan untuk membuat model klasifikasi berdasar pada label yang ada. SVM adalah salah satu algoritma dalam pembelajaran mesin dan digunakan dalam penambahan data dan pengenalan pola. Konsep utama SVM diilustrasikan pada Gambar berikut ini.



Gambar 2. Support Vector Machine

Algoritma SVM dapat dijelaskan sebagai proses pemisahan dua kelas yang berbeda dalam ruang fitur seperti positif dan negatif. Menemukan hyperplane yang dapat memisahkan kelas-kelas tersebut adalah masalah utama dalam proses klasifikasi, dimana hyperplane ini tergantung pada margin maksimal (lihat gambar 2). Beberapa masalah optimasi dapat diatasi dengan membedakan titik data positif dan negative membutuhkan mengidentifikasi hyperplane untuk memisahkan titik data sebagai dua kelas. Hyperplane diharapkan dapat menjadi batas keputusan untuk SVM linier.

Ada dua jenis SVM, yaitu SVM linier dan SVM nonlinier. Dukungan linier mesin vektor menangani masalah klasifikasi biner dari titik data yang ditargetkan dengan membaginya menjadi dua kelas. Gambar 2 menunjukkan titik-titik data yang dapat dipisahkan secara linier. Ketika dua kelas tidak dapat dipisahkan secara linier, disebut tidak dapat dipisahkan. Dengan kata lain, menentukan hyperplane berarti pula menentukan kemampuan mengklasifikasikan titik-titik data secara linier atau nonlinier (Al-Mejibli et al., 2018).

Ketika SVM linier tidak sesuai untuk dataset yang digunakan maka SVM Nonlinier memberikan solusi. Konsep SVM linier telah diperluas untuk menangani kasus nonlinier. Konsep utama nonlinier SVM adalah untuk menemukan hyperplane pemisah yang optimal dalam ruang fitur berdimensi tinggi yang mirip dengan linear SVM di ruang input. Ini diimplementasikan sama seperti pada SVM linier tetapi alih-alih menghitung produk dalam di ruang fitur, yang akan menjadi mahal secara komputasi karena dimensinya yang tinggi. Perhitungan ini dilakukan dengan menggunakan fungsi kernel nonlinier, di ruang input, yang membantu mempercepat komputasi (Bao, 2018). Fungsi kernel diimplementasikan dengan SVM untuk memecahkan banyak masalah seperti analisis pola. Umumnya, analisis pola dapat membantu dalam menentukan dan mempelajari berbagai jenis relasi dalam dataset khususnya klasifikasi dan klusterisasi.

Gamma digunakan ketika kita menggunakan kernel RBF Gaussian. Jika menggunakan kernel linier atau polynomial maka *gamma* tidak perlu digunakan dan hanya perlu *C* hypermeter. *Gamma* adalah hyperparameter yang harus ditentukan sebelum model pelatihan dikerjakan. *Gamma* memutuskan berapa banyak kelengkungan yang kita inginkan dalam sebuah batas keputusan. *Gamma* tinggi berarti lebih banyak kelengkungan. *Gamma* rendah berarti lebih sedikit kelengkungan.

Pembuatan model klasifikasi dilakukan dengan melatih dataset training. Dataset *training* adalah data yang akan digunakan untuk melatih model pada tahap analisis sentimen. Dataset testing digunakan untuk menguji apakah model klasifikasi yang dibuat dapat melakukan klasifikasi dengan baik dan optimal. Pemodelan dengan *SVM* akan menggunakan modul *SVC* dari *library python sklearn*. *SVM* akan digunakan beberapa parameter yaitu *cost* (*C*), *gamma*, dan *kernel*.

Untuk mendapatkan nilai akurasi yang optimal, beberapa eksperimen dilakukan dengan cara mengganti-ganti nilai *Cost* (*C*), *Gamma* dan *Kernel*. Tabel berikut menunjukkan rencana eksperimen yang akan dilakukan. Nilai terbaik dari masing masing parameter ditentukan dengan menggunakan teknik *grid-search*

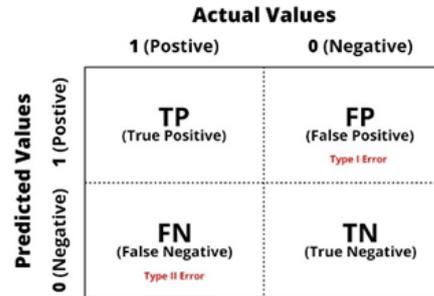
Tabel 1. Parameter grid-search yang digunakan dalam eksperimen

Keterangan	Ekperimen 1	Ekperimen 2
Pembagian data	Split data 70:30	Cross-Validation
Kernel	Linear – Sigmoid – Polynomial – RBF	
Cost	1 – 3 – 5 – 10	
Gamma	0.1 – 1 – 2 – 3	

Dikarenakan metode *SVM* tidak mendukung untuk melakukan klasifikasi dimana kelas nya lebih dari 2 atau *multiclass* sehingga diperlukan menggunakan metode pendekatan baru supaya *SVM* dapat melakukan klasifikasi multiclass atau lebih dari 2 kelas. Pada modul *SVC* telah tersedia parameter *decision_function_shape* dimana nilai *default* nya adalah *one vs rest* (*ovr*) sehingga pada penelitian ini digunakan pendekatan *one vs rest* (*ovr*) supaya dapat dilakukan klasifikasi multiclass menggunakan *SVM*.

Setelah dilakukan pemodelan menggunakan model *SVM* akan menghasilkan model berdasarkan nilai parameter yang digunakan. Kemudian akan dilakukan pengukuran performa terhadap model-model yang telah diperoleh tersebut dengan menggunakan metode *confusion matrix* (Flach, 2019). Ketika berhadapan dengan masalah pembelajaran mesin, pertanyaan seperti bagaimana mendapatkan model terbaik muncul. Oleh karena itu, mengukur performa model merupakan langkah penting dalam pembelajaran mesin agar dapat dipertimbangkan untuk memilih model terbaik. Salah satu teknik yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja model, terutama kasus klasifikasi adalah *confusion matrix*. Pengukuran performa dilakukan dengan membandingkan model dan hasil klasifikasi yang sebenarnya. *Confusion matrix* adalah tabel matriks yang menggambarkan performa suatu model

klasifikasi pada serangkaian data testing yang nilai aktualnya diketahui. Gambar di bawah ini adalah confusion matrix dengan empat kombinasi nilai prediksi dan nilai aktual.



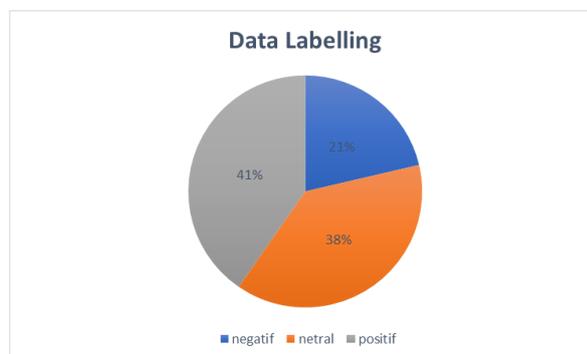
Gambar 3. Confusion Matrix

Terdapat empat istilah sebagai representasi dari hasil proses klasifikasi dalam confusion matrix. Keempat istilah tersebut adalah True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) dan False Negative (FN). Agar lebih mudah dipahami, keempat istilah tersebut adalah: True Positive (TP) adalah data positif yang diprediksi kebenarannya. True Negative (TN) adalah data negatif yang diprediksi kebenarannya. False Positive (FP) — Kesalahan Tipe I adalah data negatif tetapi diprediksi positif. False Negative (FN) — Kesalahan Tipe II adalah data positif tetapi diprediksi sebagai data negatif.

Confusion matrix menunjukkan seberapa bagus model yang kita buat. Secara khusus, matriks kebingungan juga menyediakan informasi tentang TP, FP, TN, dan FN. Matriks Kebingungan sangat membantu karena hasil klasifikasi umumnya tidak dapat dinyatakan dengan baik dalam satu angka saja. Confusion matrix dilakukan dengan menggunakan *library sklearn.metrics* dan untuk mencari akurasi nya menggunakan fungsi *accuracy_score*.

Hasil dan Pembahasan

Hasil pelabelan data dengan menggunakan *Vader* dengan 3 label, negatif, netral, dan positif ditunjukkan dalam gambar berikut:



Gambar 4. Prosentase data label

Label positif dan netral mempunyai jumlah yang hamper mirip yaitu 41% dan 38% dari keseluruhan data, sedangkan data label negatif berjumlah 21%. Dari pelabelan data ini dapat diketahui bahwa bahwa masyarakat cukup mengapresiasi usaha pemerintah untuk memberikan bantuan langsung tunai kepada masyarakat terdampak covid-19.

Pelabelan data menggunakan *Vader* menghasilkan klasifikasi tweet dengan label positif, netral, dan negatif. Dalam tabel berikut diberikan hasil pelabelan data menggunakan *Vader* terhadap tweet:

Tabel 2. Contoh hasil pelabelan data menggunakan *Vader*

Tweet	Data label
#IMF Minta BI Kurangi Bantuan ke Pemerintah dalam Biayai Covid - CNN Indonesia #Covid #Covid19 https://t.co/VXqWOOBYg7	-1
Bagi warga terkonfirmasi Covid-19, dapat melaporkan diri kepada aparat setempat, melalui RT, RW serta kelurahan. #bansos #isolasimandiri #omicron #covid19 #pakaimasker #dinsosdkijakarta #Kotakolaborasi https://t.co/uwOqjmjCes	0
Dinas Sosial DKI Jakarta menyalurkan bantuan sosial (bansos) berupa 171 paket sembako kepada warga terkonfirmasi COVID-19 yang sedang menjalani isolasi mandiri (isoman) di rumah. #BacadiBJ #BeritaJakarta #DKIJakarta #Bansos #Covid19 https://t.co/75MX8FXmAY	1

Pada hasil pelabelan sentimen dengan nilai -1 menandakan sentimen tersebut bernilai negatif, sentimen bernilai 0 menandakan sentimen tersebut bernilai netral, dan sentimen bernilai 1 menandakan sentimen tersebut bernilai positif. Hal ini ditentukan dengan aturan dimana ketika nilai polaritas kurang dari 0 dan mendekati -1 maka label nya adalah -1 atau negatif, jika nilai polaritas sama dengan 0 maka labelnya 0 atau netral, sedangkan jika nilai polaritas nya lebih dari 0 maka labelnya 1 atau positif.

Pra-proses data terdiri dari beberapa tahapan (lihat gambar 1). Tahapan ini dimulai dengan *case folding*, proses dimana setiap huruf besar yang terdapat pada tweet diubah menjadi huruf kecil. Contoh hasil prose *case folding* akan dapat dilihat pada tabel 3

Tabel 3. Contoh hasil proses case folding

Sebelum	Sesudah
Dinas Sosial DKI Jakarta menyalurkan bantuan sosial (bansos) berupa 171	dinas sosial dki jakarta menyalurkan bantuan sosial (bansos) berupa 171

paket sembako kepada warga terkonfirmasi COVID-19 yang sedang menjalani isolasi mandiri (isoman) di rumah. #BacadiBJ #BeritaJakarta #DKIJakarta #Bansos #Covid19 https://t.co/75MX8FXmAy	paket sembako kepada warga terkonfirmasi covid-19 yang sedang menjalani isolasi mandiri (isoman) di rumah. #bacadibj #beritajakarta #dkiJakarta #bansos #covid19 https://t.co/75mx8fxmay
--	--

Setelah case folding, dilakukan tahapan *cleaning*. Proses ini melakukan pembersihan data, dimana dilakukan penghapusan terhadap beberapa karakter yang tidak diperlukan untuk proses berikutnya. Beberapa karakter yang akan dihapus tersebut antara lain seperti tanda baca dan karakter yang tidak diperlukan lainnya.

Tabel 4. Contoh hasil data cleaning

Sebelum	Sesudah
pemprov dki jakarta melalui dinas sosial menyalurkan bantuan sosial berupa sembako kepada warga terkonfirmasi Covid-19 yg sedang menjalani isolasi mandiri di rumahnya. #bansos #jakartatanggapcorona #isolasimandiri #omicron #covid19 #pakaimasker #dinsosdkijakarta #kotakolaborasi https://t.co/2audiwxifj	pemprov dki jakarta melalui dinas sosial menyalurkan bantuan sosial berupa sembako kepada warga terkonfirmasi covid yg sedang menjalani isolasi mandiri di rumahnya

Dengan proses *Tokenizing* dilakukan pemisahan kalimat menjadi sebuah kata atau biasa juga disebut token.

Table 5. Contoh hasil tokenizing

Sebelum	Sesudah
dinas sosial dinsos dki jakarta menyalurkan bantuan sosial bansos berupa paket sembako kepada warga terkonfirmasi covid yang sedang menjalani isolasi mandiri isoman di rumah	['dinas', 'sosial', 'dinsos', 'dki', 'jakarta', 'menyalurkan', 'bantuan', 'sosial', 'bansos', 'berupa', 'paket', 'sembako', 'kepada', 'warga', 'terkonfirmasi', 'covid', 'yang', 'sedang', 'menjalani', 'isolasi', 'mandiri', 'isoman', 'di', 'rumah']

Setelah semua kalimat diubah menjadi kata tunggal maka dalam tahapan *stop word removal* dilakukan penghilangan kata yang dianggap tidak bermakna atau tidak penting yang mana hanya akan menyisakan kata-kata yang bermakna atau penting. Selain kata yang ditambahkan ke *bankwords* terdapat beberapa kata yang

digunakan untuk mencari data seperti “bantuan”, “sosial”, dan ”covid” yang akan ditambahkan ke *bankwords* karena kata-kata tersebut pasti terdapat dalam cuitan.

Tabel 6. Contoh hasil stop words

Sebelum	Sesudah
['dinas', 'sosial', 'dinsos', 'dki', 'jakarta', 'menyalurkan', 'bantuan', 'sosial', 'bansos', 'berupa', 'paket', 'sembako', 'kepada', 'warga', 'terkonfirmasi', 'covid', 'yang', 'sedang', 'menjalani', 'isolasi', 'mandiri', 'isoman', 'di', 'rumah']	['dinas', 'sosial', 'dinsos', 'dki', 'jakarta', 'menyalurkan', 'bantuan', 'sosial', 'bansos', 'paket', 'sembako', 'warga', 'terkonfirmasi', 'menjalani', 'isolasi', 'mandiri', 'isoman', 'rumah']

Tahapan terakhir dalam pra-proses data adalah *stemming*. Ini dilakukan untuk mengubah kata yang memiliki imbuhan pada cuitan menjadi kata dasarnya. Tahapan ini dilakukan untuk mengurangi dimensi (*variasi morphology*).

Tabel 7. Contoh hasil stemming

Sebelum	Sesudah
['dinas', 'sosial', 'dinsos', 'dki', 'jakarta', 'menyalurkan', 'bantuan', 'sosial', 'bansos', 'paket', 'sembako', 'warga', 'terkonfirmasi', 'menjalani', 'isolasi', 'mandiri', 'isoman', 'rumah']	['dinas', 'sosial', 'dinsos', 'dki', 'jakarta', 'salur', 'bantu', 'sosial', 'bansos', 'paket', 'sembako', 'warga', 'konfirmasi', 'jalan', 'isolasi', 'mandiri', 'isoman', 'rumah']

Langkah berikutnya setelah pra-proses data selesai dilakukan adalah pemodelan data dan pengukuran performa data. Untuk mendapatkan model klasifikasi yang baik, pada penelitian ini dilakukan beberapa pengujian dengan mengubah nilai parameter yang terdapat pada model *SVM*. Perubahan nilai parameter tersebut dilakukan untuk mencari model yang akan menghasilkan nilai akurasi terbaik sehingga akan diketahui parameter mana yang sangat mempengaruhi analisis sentimen menggunakan *SVM*.

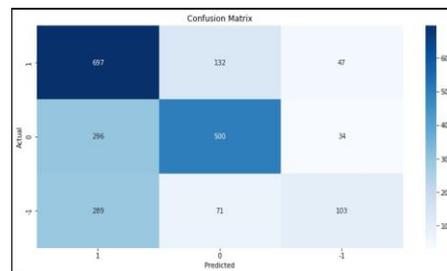
Secara garis besar, eksperimen didasarkan pada pembagian data. Eksperimen 1 akan menganalisis dataset yang dibagi menjadi 2 bagian, data training dan data testing dengan besaran 70% data untuk training dan 30% data untuk testing. Selanjutnya dilakukan perhitungan dan nilai akurasi terbaik di setiap kernel ditampilkan dan dibandingkan dengan eksperimen 2. Eksperimen 2 membagi data berdasar pada teknik *cross-validation*. Hasil terbaik untuk masing masing eksperimen terlihat dalam tabel dibawah ini

Table 8. Hasil akurasi

Eksperimen	Kernel	Cost	Gamma	Akurasi (%)

Split 70:30	Linear	1	0.1	66.5
	Sigmoid	10	1	66.5
	Polynomial	5	2	63.7
	RBF	10	1	67.3
Cross-Validation	Linear	1	0.1	73.4
	Sigmoid	10	0.1	73.4
	Polynomial	3	1	65.9
	RBF	1	1	85

Confusion matrix untuk hasil akurasi terbaik dari 2 percobaan adalah



Gambar 3. Hasil confusion matrix untuk semua hasil akurasi terbaik.

Dari 2 eksperimen yang dilakukan, terlihat bahwa kernel RBF dapat memberikan hasil akurasi terbaik dengan nilai akurasi 85%. Penggunaan kernel RBF (Gopi et al., 2021) menjadi hal yang menentukan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Kernel RBF merupakan fungsi kernel yang biasa digunakan dalam analisis ketika data tidak terpisah secara linear. RBF kernel memiliki dua parameter yaitu *Gamma* dan *Cost*. Parameter *Cost* atau biasa disebut sebagai *C* merupakan parameter yang bekerja sebagai pengoptimalan SVM untuk menghindari misklasifikasi di setiap sampel dalam training dataset. Parameter *Gamma* menentukan seberapa jauh pengaruh dari satu sampel training dataset dengan nilai rendah berarti “jauh”, dan nilai tinggi berarti “dekat”. Dengan *gamma* yang rendah, titik yang berada jauh dari garis pemisah yang masuk akal dipertimbangkan dalam perhitungan untuk garis pemisah. Ketika *gamma* tinggi berarti titik – titik berada di sekitar garis yang masuk akal akan dipertimbangkan dalam perhitungan (Meyer & Wien, 2015).

Parameter *gamma* digunakan sebagai salah satu parameter yang pada penelitian ini ternyata memiliki dampak terhadap besarnya akurasi yang akan didapatkan ketika melakukan analisis sentimen. Parameter *gamma* digunakan sebagai percepatan fungsi dari beberapa *kernel* yang digunakan yaitu polynomial dan RBF. Agar penggunaan *gamma* dapat memperoleh hasil akurasi terbaik maka *gamma* diimplementasikan untuk metode *non-linear classification*. Nilai *Cost* (*C*) menjadi penting dalam hal ini karena fungsi *cost* di SVM digunakan untuk

memperkirakan fungsi logistik dibandingkan dengan nilai linear. Nilai *cost* kecil menunjukkan tingkat detail ketelitian yang lebih tinggi (Chang & Lin, 2011).

Apabila dengan mengubah nilai parameter ternyata nilai akurasi tidak mengalami perubahan yang signifikan maka perlu dilihat bagaimana pra-proses terhadap dataset yang dipunyai. Saat melatih model dengan data dari kumpulan data, kita harus memikirkan cara yang ideal untuk melakukannya. Pelatihan harus dilakukan sedemikian rupa sehingga sementara model memiliki cukup banyak contoh untuk dilatih, mereka tidak boleh terlalu sesuai dengan model dan pada saat yang sama, harus dipertimbangkan bahwa jika tidak ada cukup contoh untuk dilatih, model tidak akan dilatih dengan baik dan akan memberikan hasil yang buruk saat digunakan untuk pengujian. Akurasi penting dalam klasifikasi maka harus selalu berusaha untuk mencapai akurasi tertinggi. Saat mengerjakan kumpulan data kecil, pilihan ideal adalah *cross-validation k-fold* dengan nilai *k* yang besar (tetapi lebih kecil dari jumlah instance) atau *cross-validation leave-one-out* sedangkan saat mengerjakan kumpulan data kolosal, pikiran pertama adalah untuk gunakan *cross-validation* (Robert et al., 2017). Dalam penelitian ini terlihat bahwa penggunaan data split 70:30 hanya menghasilkan akurasi 67% sedangkan dengan *cross-validation* maka akurasi dapat meningkat sampai dengan 85%

Dengan demikian terlihat bahwa penggunaan kernel RBF dengan *cost* kecil dan *gamma* juga kecil membuat model klasifikasi dapat bekerja dengan baik dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi yaitu 85% atau nilai akurasi mengalami kenaikan sebesar 28% dibandingkan saat menggunakan metode data split 70:30

Kesimpulan

Pendekatan pembelajaran mesin dengan algoritma SVM dapat digunakan untuk melakukan analisis sentimen terhadap bantuan langsung tunai yang diberikan oleh pemerintah selama masa pandemi Covid-19. Hasil akurasi paling optimal didapatkan pada pengujian kedua ketika menggunakan parameter kernel RBF, nilai *C* adalah 1 dan nilai *gamma* nya juga 1 dengan akurasi yang diperoleh adalah 85%. Hasil tersebut diperoleh karena didukung dari dua parameter yang digunakan yaitu *C* dan *gamma* dimana dua parameter tersebut mampu memaksimalkan fungsi pada kernel RBF. Pengujian dengan mengubah nilai dari kernel, *gamma*, dan *C* menunjukkan bahwa parameter kernel adalah parameter yang paling berpengaruh ketika melakukan pengujian, hal ini dapat dilihat dari perubahan yang diperoleh ketika mengubah nilai kernel yang digunakan. Data split menggunakan metode *cross-validation* juga memberikan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan dengan penggunaan data split 70:30.

Daftar Pustaka

- Adrian, M. R., Putra, M. P., Rafialdy, M. H., & Rakhmawati, N. A. (2021). Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB. *Jurnal Informatika Upgris*, 7(1).
- Al-Mejibli, I. S., Alwan, D. H., & Rabash, A. J., (2018). Performance evaluation of kernels in support vector machine. *1st Annual International Conference on Information and Sciences*.
- Arsi, P., & Waluyo, R. (2021). Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(1), 147.

- Baita, A., Pristyanto, Y., & Cahyono, N. (2021). Analisis Sentimen Mengenai Vaksin Sinovac Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN). *Information System Journal*, 4(2), 42-46.
- Bao, H. T., (2018). Kernel Methods and Support Vector Machines. Japan Advance Institute of Science and Technology,
- Chang, C. C., & Lin, C. J. (2011). LIBSVM: a library for support vector machines. *ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST)*, 2(3), 1-27.
- Damanik, F.J., & Setyohadi, D.B. (2021). Analysis of public sentiment about COVID-19 in Indonesia on Twitter using multinomial naive bayes and SVM. *IOP Conference Ser Earth Environmental Science*. 704(1). doi: 10.1088/1755-1315/704/1/012027.
- Elbagir, S., & Yang, J. (2019, March). Twitter sentiment analysis using natural language toolkit and VADER sentiment. In *Proceedings of the international multiconference of engineers and computer scientists* (Vol. 122, p. 16).
- Firdausu, A.Z., (2021) Penyaluran Bantuan Dana Jaminan Sosial bagi Masyarakat yang Terdampak Covid-19. *Open Science*.1. 1–7.
- Flach, P. (2019, July). Performance evaluation in machine learning: the good, the bad, the ugly, and the way forward. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 33, No. 01, pp. 9808-9814).
- Gopi, A. P., Jyothi, R., Narayana, V. L., & Sandeep, K. S. (2020). Classification of tweets data based on polarity using improved RBF kernel of SVM. *International Journal of Information Technology*, 1-16.
- Hussein, D. M. E. D. M. (2018). A survey on sentiment analysis challenges. *Journal of King Saud University-Engineering Sciences*, 30(4), 330-338.
- Hutto, C. & Gilbert, E., (2014). VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentimen Analysis of Social Media Text. *Proc. Int. AAAI Conf. Web Soc. Media*. 8 (1). 216–225.
- Kumar, N., Jain, S., & Chauhan, K. (2019). Knowledge Discovery from Data Mining Techniques. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 7(12), 1-3.
- Meyer, D., & Wien, F. T. (2015). Support vector machines. *The Interface to libsvm in package e1071*, 28, 20.
- Mulyawan, M. D., Slamet, I., & Respatiwan, R. (2021). Analisis Sentimen Terkait Vaksin COVID-19 Pada Data Twitter Menggunakan Support Vector Machine. *Prosiding SENDIKA*, 7(1).
- Qaiser, S., & Ali, R. (2018). Text mining: use of TF-IDF to examine the relevance of words to documents. *International Journal of Computer Applications*, 181(1), 25-29.
- Rasyida, A. Z. I., Wijaya, I. D., & Yunhasnawa, Y. (2020, October). Analisis Sentimen Kualitas Layanan Online Marketplace Di Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine. In *Seminar Informatika Aplikatif Polinema* (pp. 70-75).
- Roberts, D. R., Bahn, V., Ciuti, S., Boyce, M. S., Elith, J., Guillera-Arroita, G., ... & Dormann, C. F. (2017). Cross-validation strategies for data with temporal, spatial, hierarchical, or phylogenetic structure. *Ecography*, 40(8), 913-929.

- Tineges, R., Triayudi, A., & Sholihati, I. D. (2020). Analisis Sentimen Terhadap Layanan Indihome Berdasarkan Twitter Dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 4(3), 650-658.
- Widayani, W. & Harliana, H., (2021) Analisis SVM Untuk Pemberian Rekomendasi Penundaan Biaya Kuliah Mahasiswa. *J. Sains dan Inform.*, 7 (1). 20–27. doi: 10.34128/jsi.v7i1.268.