

**ANALISIS KESEHATAN KARYAWAN PADA KERJA REMOTE
BERBASIS MULTINOMIAL NAIVE BAYES**Aulia Afriza^{*1}, Dede Latipah², Al Qoiyim³, Dyah Prita Anggraini⁴, Rosmala Atina Rusadi⁵^{1,2,3,4,5}Universitas Muhamadiyah Bogor Raya
Jalan Luewiliang Raya No 106, BogorEmail: ¹auliaafriza@gmail.com, ²dedelatipah0609@gmail.com, ³alqoiyim@gmail.com, ⁴dyahprita86@gmail.com
⁵rosmalaatinarusadi@gmail.com**ABSTRAK**

Pandemi COVID-19 mendorong perubahan signifikan dalam sistem kerja dengan meningkatnya penerapan kerja jarak jauh di berbagai sektor. Meskipun model kerja ini menawarkan fleksibilitas, dampaknya terhadap kesehatan mental dan fisik karyawan masih memerlukan kajian empiris. Penelitian ini bertujuan menganalisis hubungan antara model kerja remote, hybrid, dan onsite dengan keluhan kesehatan karyawan berdasarkan data narasi menggunakan pendekatan text mining. Metode klasifikasi Multinomial Naive Bayes digunakan untuk mengelompokkan keluhan kesehatan mental dan fisik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa distribusi keluhan kesehatan relatif merata pada seluruh model kerja. Tingkat akurasi klasifikasi berada pada rentang 72% hingga 98%, dengan akurasi tertinggi pada klasifikasi keluhan fisik. Hal ini menunjukkan bahwa pola keluhan fisik lebih konsisten dibandingkan keluhan mental yang cenderung bersifat subjektif. Analisis kata kunci mengindikasikan bahwa keluhan dominan, seperti nyeri punggung, ketegangan mata, dan nyeri bahu, muncul pada seluruh model kerja. Penelitian ini berkontribusi dalam memberikan bukti empiris bahwa model kerja tidak menjadi satu-satunya faktor penentu keluhan kesehatan karyawan. Temuan ini menunjukkan perlunya pendekatan kebijakan kerja yang mempertimbangkan faktor ergonomi, beban kerja, dan keseimbangan kehidupan kerja dalam mendukung kesehatan karyawan pada era kerja fleksibel.

Kata Kunci: Covid-19; Kesehatan Mental; Multinomial Naive Bayes; Remote Work; Text Mining**1. PENDAHULUAN**

Sejak merebaknya pandemi Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) pada akhir tahun 2019, berbagai negara menerapkan kebijakan pembatasan sosial berskala besar untuk menekan laju penyebaran virus. Salah satu kebijakan yang berdampak signifikan terhadap dunia kerja adalah penerapan kerja dari rumah (work from home) dan kerja jarak jauh (remote work) yang mengandalkan teknologi digital sebagai sarana utama komunikasi dan koordinasi kerja (International Labour Organization, 2020). Kebijakan ini mendorong transformasi pola kerja konvensional menuju sistem kerja berbasis teknologi informasi yang lebih fleksibel.

Meskipun konsep kerja jarak jauh telah dikenal sebelum pandemi, kondisi darurat global mempercepat adopsinya secara masif dan lintas sektor, termasuk pemerintahan, pendidikan, dan industri swasta. Perubahan ini menuntut pekerja untuk beradaptasi dengan lingkungan kerja digital yang intensif, seperti penggunaan aplikasi konferensi video, sistem kolaborasi daring, serta platform manajemen pekerjaan (OECD, 2021). Transformasi tersebut tidak hanya mengubah cara bekerja, tetapi juga memengaruhi pola interaksi sosial dan batas antara kehidupan kerja dan kehidupan pribadi.

Setelah pandemi mereda, kerja jarak jauh tetap dipertahankan dan menjadi model kerja

alternatif yang populer. Berbagai studi melaporkan manfaat remote work, antara lain fleksibilitas waktu, efisiensi kerja, serta pengurangan waktu dan biaya perjalanan (Bloom et al., 2021). Namun demikian, penerapan kerja jarak jauh juga menimbulkan perdebatan, khususnya terkait dampaknya terhadap kesehatan mental dan fisik pekerja. Minimnya interaksi sosial, meningkatnya beban kerja digital, serta postur kerja yang kurang ergonomis dilaporkan berkontribusi terhadap stres, kelelahan mental, gangguan muskuloskeletal, dan keluhan kesehatan lainnya (Eurofound, 2020; Xiao et al., 2021).

Meskipun penelitian terkait remote work telah banyak dilakukan, sebagian besar studi masih berfokus pada aspek produktivitas dan kepuasan kerja, sementara kajian berbasis data tekstual yang menganalisis keluhan kesehatan karyawan secara komprehensif masih relatif terbatas. Selain itu, pemanfaatan teknik text mining dan algoritma klasifikasi untuk mengidentifikasi pola keluhan kesehatan berdasarkan narasi karyawan belum banyak dieksplorasi secara mendalam, khususnya dalam konteks kerja jarak jauh.

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini mengangkat permasalahan utama: (1) bagaimana karakteristik keluhan kesehatan mental dan fisik yang dialami karyawan dalam sistem kerja jarak jauh, dan (2) sejauh mana metode Multinomial Naive Bayes mampu mengklasifikasikan keluhan tersebut secara akurat berdasarkan data teks. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis dampak kerja jarak jauh terhadap kesehatan karyawan melalui pendekatan text mining serta menguji kinerja metode Multinomial Naive Bayes dalam mengklasifikasikan keluhan kesehatan. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan analisis kesehatan kerja berbasis data tekstual serta menjadi dasar pertimbangan bagi organisasi dan pembuat kebijakan dalam merancang sistem kerja jarak jauh yang lebih sehat dan berkelanjutan.

2. LANDASAN TEORI

Jenis Kerja

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mendorong munculnya berbagai model kerja modern, di antaranya kerja jarak jauh (*remote work*), kerja hibrida (*hybrid work*), dan kerja tatap muka penuh (*onsite work*). Ketiga model kerja ini memiliki karakteristik operasional yang berbeda, yang berimplikasi langsung terhadap kondisi kesehatan mental dan fisik karyawan.

Kerja Jarak Jauh (Remote Work)

Kerja jarak jauh merupakan model kerja di mana seluruh aktivitas pekerjaan dilakukan di luar

kantor, umumnya dari rumah, dengan memanfaatkan teknologi digital sebagai sarana utama komunikasi dan koordinasi. Model ini menawarkan fleksibilitas waktu dan lokasi yang tinggi, serta mampu mengurangi waktu dan biaya perjalanan kerja. Namun, dalam konteks kesehatan, remote work juga dikaitkan dengan meningkatnya risiko gangguan kesehatan mental, seperti stres, kecemasan, dan perasaan terisolasi akibat minimnya interaksi sosial langsung. Selain itu, aspek kesehatan fisik juga menjadi perhatian, terutama terkait postur kerja yang tidak ergonomis, peningkatan durasi duduk, serta keluhan muskuloskeletal dan kelelahan mata akibat penggunaan perangkat digital yang intensif (Eurofound, 2020; Xiao et al., 2021).

Kerja Hibrida (Hybrid Work)

Kerja hibrida merupakan kombinasi antara kerja jarak jauh dan kerja di kantor dalam proporsi waktu tertentu. Model ini dipandang sebagai solusi kompromi yang menggabungkan fleksibilitas remote work dengan manfaat interaksi sosial dari kerja onsite. Dari perspektif kesehatan, kerja hibrida berpotensi mengurangi dampak negatif isolasi sosial yang umum terjadi pada remote work, sekaligus tetap memberikan fleksibilitas yang mendukung keseimbangan kehidupan kerja dan pribadi (*work-life balance*). Meskipun demikian, kerja hibrida juga dapat menimbulkan tantangan baru, seperti ketidakjelasan batas waktu kerja, beban kerja ganda, serta tuntutan adaptasi terhadap dua lingkungan kerja yang berbeda, yang berpotensi memicu stres kerja apabila tidak dikelola dengan baik (OECD, 2021).

Kerja Tatap Muka (Onsite Work)

Kerja onsite merupakan model kerja konvensional di mana karyawan bekerja secara penuh di lokasi kantor. Model ini memungkinkan interaksi sosial yang lebih intens, komunikasi langsung, serta pengawasan kerja yang lebih jelas. Dari sisi kesehatan mental, kerja onsite dapat mengurangi perasaan terisolasi dan meningkatkan dukungan sosial di tempat kerja. Namun, model ini juga memiliki tantangan kesehatan fisik, seperti kelelahan akibat perjalanan kerja (*commuting*), paparan stres lingkungan kerja, serta risiko gangguan muskuloskeletal akibat aktivitas kerja yang monoton atau postur kerja yang tidak ergonomis (Bloom et al., 2021).

Perbandingan Model Kerja terhadap Variabel Kesehatan

Perbedaan karakteristik antara remote, hybrid, dan onsite menunjukkan bahwa tidak ada satu model kerja yang sepenuhnya bebas dari risiko

kesehatan. Remote work cenderung berkorelasi dengan risiko gangguan kesehatan mental dan keluhan fisik berbasis penggunaan teknologi, sementara onsite work lebih berpotensi menimbulkan kelelahan fisik akibat mobilitas dan tekanan lingkungan kerja. Di sisi lain, kerja hibrida menawarkan keseimbangan relatif, namun tetap memerlukan pengelolaan yang baik agar tidak menimbulkan beban psikologis baru. Oleh karena itu, analisis komparatif terhadap ketiga model kerja menjadi penting untuk memahami pola keluhan kesehatan karyawan secara lebih komprehensif, khususnya melalui pendekatan berbasis data seperti text mining.

Kesehatan Mental dan Fisik Pekerja

Kesehatan Mental

Kesehatan mental merujuk pada kondisi kesejahteraan psikologis seseorang yang memungkinkan individu untuk mengelola stres, bekerja secara produktif, dan berkontribusi terhadap lingkungannya (World Health Organization, 2022). Dalam konteks kerja jarak jauh, beberapa penelitian menemukan adanya peningkatan risiko gangguan kesehatan mental, seperti stres kerja, kecemasan, kelelahan emosional (*burnout*), dan perasaan isolasi sosial.

Eurofound (2020) melaporkan bahwa minimnya interaksi sosial langsung dan batasan yang tidak jelas antara waktu kerja dan waktu pribadi menjadi faktor utama yang memicu tekanan psikologis pada pekerja remote. Selain itu, tuntutan kerja yang terus-menerus melalui media digital juga dapat menyebabkan *digital fatigue* yang berdampak negatif terhadap kesejahteraan mental.

Kesehatan Fisik

Selain dampak psikologis, kerja jarak jauh juga berpotensi menimbulkan keluhan fisik. Postur kerja yang tidak ergonomis, durasi duduk yang lebih lama, serta penggunaan perangkat digital secara intensif dapat menyebabkan gangguan muskuloskeletal, nyeri punggung, kelelahan mata, dan gangguan tidur (Xiao et al., 2021). Oleh karena itu, evaluasi dampak remote work terhadap kesehatan fisik menjadi aspek penting dalam kajian ini.

Text Mining

Text mining merupakan cabang dari data mining yang berfokus pada proses ekstraksi informasi dan pengetahuan dari data berbentuk teks tidak terstruktur. Menurut Manning, Raghavan, dan Schütze (2009), text mining bertujuan untuk

mengubah teks mentah menjadi representasi terstruktur yang dapat dianalisis menggunakan metode statistik dan machine learning.

Dalam penelitian ini, text mining digunakan untuk menganalisis data teks yang berkaitan dengan pengalaman kerja jarak jauh, seperti keluhan, opini, atau pernyataan karyawan. Proses text mining umumnya terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu *text preprocessing*, *feature extraction*, dan *classification*.

Text Preprocessing

Text preprocessing merupakan tahap awal dalam text mining yang bertujuan untuk membersihkan dan menormalkan data teks agar siap dianalisis. Tahapan preprocessing yang umum digunakan meliputi *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*.

Case Folding: Mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan makna akibat variasi kapitalisasi.

Tokenizing: Memecah teks menjadi unit-unit kata atau token.

Stopword Removal: Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan, seperti “dan”, “yang”, atau “di”.

Stemming: Mengubah kata ke bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan.

Tahapan ini bertujuan untuk mengurangi noise dan meningkatkan kualitas representasi fitur teks (Feldman & Sanger, 2007).

Multinomial Naive Bayes

Multinomial Naive Bayes merupakan salah satu algoritma klasifikasi berbasis probabilistik yang banyak digunakan dalam text mining. Algoritma ini bekerja berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur (term). Menurut Manning et al. (2009), Multinomial Naive Bayes sangat efektif untuk klasifikasi teks karena mampu menangani data berdimensi tinggi dan berbasis frekuensi kata.

Probabilitas suatu dokumen ddd termasuk ke dalam kelas ccc dihitung dengan rumus:

$$P(c|d) \propto P(c) \prod_{i=1}^n P(t_i | c)$$

di mana $P(c)$ adalah probabilitas awal kelas, dan $P(t_i|c)$ adalah probabilitas kemunculan term t_i pada kelas c .

3. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian ini terdiri dari 5 tahapan yaitu pengumpulan data, pelabelan kelas, praproses *text mining* (tokenisasi dan pembuangan stopwords), ekstrak kata kunci, dan hasil analisis.

Pengumpulan Data

Pengumpulan dokumen di ambil pada situs kaggle, dimana terdapat data survey terhadap karyawan di bulan Juni 2025 dengan beberapa komponen survey yang perlu diisi oleh pekerja. Data survei tersebut yang akan digunakan pada proses analisis.

Pembagian kelas

Pembagian kelas dilakukan secara manual dengan melihat kandungan kalimat dari status kesehatan mental dan kesehatan fisik pada pekerja.

Praproses

Praproses dilakukan dengan dua tahap yaitu tokenisasi dan pembuangan stopwords. Tokenisasi adalah pemotongan dokumen teks menjadi bagian-bagian kecil yang disebut token dan membuang karakter - karakter tertentu seperti tanda baca dan simbol-simbol (Manning et al. 2009). Tokenisasi akan dilakukan menggunakan fungsi yang sudah ada di Python Script. Setelah dari tahapan tokenisasi lalu dilakukan pembuangan stopwords. Stopwords merupakan kata-kata atau term yang tidak berhubungan dan tidak memiliki makna atau informasi yang berhubungan dengan dokumen, walaupun kata tersebut sering muncul pada dokumen, sehingga kata-kata tersebut memiliki nilai informasi nol (Meyer et al. 2008).

Ekstrak Kata Kunci

Ekstrak kata kunci adalah proses menggunakan *wordcloud* pada Python Script. Menurut Januarsjaf, 2020, Penggunaan word cloud akan membantu para peneliti untuk mendapatkan pemahaman secara utuh tentang suatu ide atau gagasan dari seseorang atau tulisan seseorang dalam suatu waktu tertentu. Visualisasi memberikan kemudahan dalam melakukan interpretasi dan melakukan interpretasi langsung terhadap ide yang penting (Januarsjaf, 2020). Terkait hal tersebut, bahasa sebagai citra visual dapat memberikan akses instan terhadap distribusi ide dalam analisis wacana dibandingkan bahasa dalam bentuk wacana tertulis. Word cloud merupakan salah satu metode untuk menampilkan data teks secara visual.

Analisis Hubungan

Analisis hubungan adalah proses menganalisis atau mengidentifikasi teks dalam jumlah besar untuk menentukan apakah teks tersebut memiliki sesuatu hubungan (positif atau negatif). Pada tahapan penulis akan mencoba memahami hubungan issue kesehatan mental dan keluhan fisik terhadap hubungan sistem kerja remote.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Data menggunakan dataset dari situs kaggle berupa survey yang di lakukan oleh Puri, 2025 untuk bulan Juni 2025. Berikut atribut data yang terkumpul pada survey :

Table 1 Atribut dan Survey

Nama Kolom	Deskripsi	Contoh Data Survey
Survey Date	Tanggal ketika respond survey diisi (YYYY-MM-DD)	2025-06-01
Age	Umur responden	27, 52,...
Gender	Jenis Kelamin responden	Perempuan, laki laki atau tidak ingin menyebutkan
Region	Wilayah geografis responden	Asia, Eropa, Amerika Utara, Afrika, ...
Industry	Sektor Industri responden	Finance, Healthcare,...
Job_role	Jenis pekerjaan responden	HR Manager, Data Analyst,...
Work_Arrangement	Primary work mode	Onsite, Remote, Hybrid
Hours_per_week	Rata-rata jam kerja dalam satu minggu	36,55,80
Mental_health_status	Kondisi kesehatan mental yang di laporkan	Anxiety, None, Burnout, PTSD
Burnout_level	Perkiraan beban kerja (kategori: low, medium, high)	High, Medium, Low
Work-Life_balance_Score	Perkiraan keseimbangan kehidupan di kerja (skala nilai 1 (buruk) - 5 (baik))	1, 3,5
Physical_health_issues	Keluhan kesehatan fisik yang dilaporkan sendiri	Back pain, eye strain, neck pain, none
Social_isolation_score	Isolasi sosial yang dinilai sendiri pada skala 1 (tidak ada) sampai 5 (parah)	1,3,5
Salary_range	Gaji tahunan dalam USD	\$40k, \$60k,...

Pembagian Kelas

Tahapan pembagian kelas dilakukan secara manual dengan memahami dari nilai 2 kolom terkait status kesehatan mental dan keluhan fisik yang diisi oleh pekerja dari hasil survey. Terdapat dua kelas yaitu kelas positif dan negatif dan di pisah antara kelas untuk status kesehatan mental dan kelas untuk keluhan fisik. Terdapat 3157 data terkait dari hasil survey dibagi 3 tipe status lingkungan kerja, dimana 1562 data untuk lingkungan onsite, 1007 data untuk lingkungan hybrid, dan 588 data untuk lingkungan remote.

Praproses

Tahapan praproses dilakukan pada Python Script menggunakan *library text mining*. Berikut gambar *library* yang di gunakan pada Python:

```
# Filter relevant categories
relevant_categories = ['Positive', 'Negative']
data = data[data['Class Mental'].isin(relevant_categories)]
data = data[data['Class Physical'].isin(relevant_categories)]

# Encode categories into numerical labels
category_mapping = {
    'Positive': 0,
    'Negative': 1,
}
data['label_mental'] = data['Class Mental'].apply(lambda x: category_mapping[x])
data['label_physical'] = data['Class Physical'].apply(lambda x: category_mapping[x])
```

Gambar 1 Script yang digunakan pada Python

Praproses dimulai dengan membaca dokumen data survei dalam format csv, data tersebut kemudian dilakukan pembersihan dengan melakukan pengecekan data yang kosong dimana kolom kosong akan di gantikan "" serta menghapus karakter yang tidak ada dalam daftar UTF-8. Data yang telah bersih dilakukan proses tokenisasi, pembakuan kata, dan pembuangan stopwords.

Proses tokenisasi berupa memecahkan kalimat menjadi kata tunggal atau term. Setelah proses praproses telah dilakukan maka hasil potongan kata perkata yang telah bersih dan setiap data yang telah melalui praproses sudah dapat dilakukan perhitungan menggunakan klasifikasi Multinomial Naive Bayes.

Hasil Analisis Hubungan

Pada hasil akhir praproses dilakukan klasifikasi menggunakan *Multinomial Naive Bayes* dengan menggunakan python script. Klasifikasi dilakukan sebanyak dua kali berdasarkan kelas pada kesehatan mental dan kekuatan fisik untuk masing-masing tipe sistem kerja (onsite, hybrid dan remote). Pembagian antara data training dan data test di lakukan secara random menggunakan random generated data dari python script. Akurasi yang di

hasilkan untuk semua label kelas dan tipe kerja dapat dilihat pada Table berikut:

Tabel 2 Tabel Akurasi

Tipe Kerja	Label Berdasarkan Kelas	Nilai Akurasi
Remote	Keluhan Fisik	98%
Remote	Kesehatan Mental	72%
Hybrid	Keluhan Fisik	92%
Hybrid	Kesehatan Mental	76%
Onsite	Keluhan Fisik	89%
Onsite	Kesehatan Mental	78%

Berdasarkan hasil Table diatas, diperoleh tingkat akurasi klasifikasi yang bervariasi pada setiap tipe kerja dan label kelas kesehatan. Secara umum, hasil menunjukkan bahwa metode yang digunakan mampu mengklasifikasikan keluhan kesehatan karyawan dengan tingkat akurasi yang relatif tinggi, meskipun terdapat perbedaan kinerja antar kelas dan tipe kerja.

Pada tipe kerja remote, klasifikasi keluhan fisik menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 98%, yang mengindikasikan bahwa pola narasi terkait keluhan fisik pada kerja jarak jauh cenderung lebih konsisten dan mudah dikenali oleh model. Hal ini dapat disebabkan oleh penggunaan kosakata yang lebih spesifik dan berulang, seperti keluhan nyeri punggung, kelelahan mata, dan ketegangan otot akibat penggunaan perangkat digital dalam durasi yang panjang. Sebaliknya, akurasi untuk kelas kesehatan mental pada tipe kerja remote lebih rendah, yaitu 72%, yang menunjukkan bahwa ekspresi keluhan mental bersifat lebih subjektif, beragam, dan memiliki tumpang tindih kosakata dengan kelas lain, sehingga lebih sulit diklasifikasikan secara tepat.

Pada tipe kerja hybrid, akurasi klasifikasi menunjukkan nilai 92% untuk keluhan fisik dan 76% untuk kesehatan mental. Hasil ini mengindikasikan bahwa kombinasi lingkungan kerja daring dan luring menghasilkan pola keluhan yang relatif seimbang. Meskipun demikian, variabilitas narasi kesehatan mental tetap lebih tinggi dibandingkan keluhan fisik, yang berdampak pada penurunan akurasi model.

Sementara itu, pada tipe kerja onsite, akurasi klasifikasi mencapai 89% untuk keluhan fisik dan 78% untuk kesehatan mental. Nilai ini menunjukkan bahwa meskipun interaksi sosial dan struktur kerja lebih jelas pada kerja onsite, keluhan kesehatan mental tetap muncul dengan pola narasi yang

- edu/IRbook/pdf/irbookonlinereading.pdf.
[Accessed: Sep. 19, 2016].
- [3] . Meyer, K. Hornik, and I. Feinerer, “Text mining infrastructure in R,” *Journal of Statistical Software*, vol. 25, no. 5, pp. 1–54, 2008.
- [4] Eurofound, *Living, Working and COVID-19*. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2020.
- [5] International Labour Organization, *An Employers’ Guide on Working from Home in Response to the Outbreak of COVID-19*. Geneva, Switzerland: ILO, 2020.
- [6] J. C. Pantouw, “Perbandingan klasifikasi Rocchio dan Multinomial Naive Bayes pada analisis sentimen data Twitter bahasa Indonesia,” Skripsi, Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor, Bogor, Indonesia, 2017.
- [7] N. Bloom, J. Liang, J. Roberts, and Z. J. Ying, “Does working from home work? Evidence from a Chinese experiment,” *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 130, no. 1, pp. 165–218, 2021.
- [8] OECD, *Teleworking in the COVID-19 Pandemic: Trends and Prospects*. Paris, France: OECD Publishing, 2021.
- [9] P. Puri, “Remote work health impact survey June 2025,” Kaggle Dataset, 2025. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/pratyushpuri/remote-work-health-impact-survey-2025/data>. [Accessed: Jul. 1, 2025].
- [10] R. Feldman and J. Sanger, *The Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2007.
- [11] Y. Xiao, B. Becerik-Gerber, G. Lucas, and S. Roll, “Impacts of working from home during COVID-19 pandemic on physical and mental well-being of office workstation users,” *Journal of Occupational and Environmental Medicine*, vol. 63, no. 3, pp. 181–190, 2021.