

Ketepatan Ekspektasi Telemarketing Di Bank Portugal: Memanfaatkan Penambangan Data

¹ Irfan Abbas, ²Asriani, ³Faisal Binsar, ⁴Abdul Halik

^{1,4}Universitas 17 Agustus 45 Surabaya, Indonesia

²STIE Makassar Maju, Indonesia

³Universitas Muhammadiyah Berau, Indonesia

¹ irfan.abbas01@outlook.co.id; ²asrianinaimah@gmail.com;

³faisal_binsar@umberau.ac.id; ⁴halik@untag-sby.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2024-12-16

Revised, 2025-01-07

Accepted, 2025-01-13

Kata Kunci:

Campaign Telemarketing,
Banking Telemarketing

Keywords:

Campaign Telemarketing,
Banking Telemarketing

ABSTRAK

Bank memainkan peran dasar dalam peningkatan ekonomi serta menyumbangkan berbagai organisasi terkait uang tunai kepada klien. Telemarketing merupakan metode pertukaran yang umum diterapkan di dalam bank untuk menawarkan dan mengembangkan organisasi yang tidak terpakai kepada kliennya. Kampanye semacam ini menghasilkan kumpulan data yang sangat luas, pemeriksaan yang sesuai terhadap data ini dapat mendukung bank dalam mengatur strategi masa depan. Selanjutnya, hal ini mempertimbangkan usulan pendekatan data mining, untuk menganalisis dan memprediksi dengan menggunakan dataset kampanye telemarketing. Dataset ini disusun berdasarkan potongan-potongan demonstrasi yang dikumpulkan dari klien, di tengah-tengah sesi panggilan langsung yang diselenggarakan oleh bank. Untuk mengeksekusi tampilan yang diusulkan. Hasilnya menunjukkan bahwa *calculated backslide* memberikan presisi yang paling baik di antara ketiga model tersebut, tercatat sebesar 91,48%.

ABSTRACT

Banks play a basic role in economic improvement as well as contribute various cash related organizations to clients. Telemarketing is a commonly applied exchange method inside banks to offer and develop unused organizations to their clients. This kind of campaign generates a vast collection of data, A suitable examination of this data can support banks in organizing future strategies. Furthermore, it considers a proposed data mining approach, to analyze and predict using a telemarketing campaign dataset. This dataset is composed based on demonstration pieces collected from clients, amid live call sessions organized by the bank. To execute the proposed view. The results show that the *calculated backslide* gives the best precision among the three models, recorded at 91.48%.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Irfan Abbas

Program Studi Doktor Ekonomi

Universitas 17 Agustus 45 Surabaya - Indonesia

Email: irfan.abbas01@outlook.co.id

1. PENDAHULUAN

Telemarketing adalah salah satu teknik [1] yang umum digunakan untuk menciptakan hubungan yang positif antara perusahaan dan klien [2]. Metodologi semacam ini sangat memakan waktu, membutuhkan usaha yang sulit dari perwakilan untuk menghubungi klien untuk mencapai tujuan perusahaan. [3] Prosedur umum yang dikenal sebagai promosi koordinat atau telemarketing dijalankan dalam periode waktu tertentu dengan menggunakan saluran komunikasi yang beragam. [4]

Kampanye promosi semacam ini dijalankan dari area yang telah diatur sebelumnya dan daftar kontak yang ditargetkan. Untuk memberikan sedikit kemudahan dalam operasi ini, para analis telah mengusulkan beberapa metodologi yang berkoordinasi dengan memanfaatkan inovasi terbaru. Sebagai ilustrasi, analitik perdagangan dalam telemarketing memanfaatkan sistem saraf tiruan, rencana chatbot pada informasi promosi asli, dan telemarketing yang memperkirakan menggunakan SVM.

Dengan cara ini, dapat dilihat bahwa pemanfaatan inovasi saat ini dapat mengungkap berbagai kenyataan bagi organisasi dengan mengeluarkan desain yang tertutup dari kumpulan data yang dikumpulkan.[5] Desain yang aneh seperti pilihan dan kesiapan pelanggan tentang barang dan administrasi, dan kepada siapa organisasi dapat menawarkan administrasi komparatif dengan penawaran yang memikat. Pertanyaan ini berpusat pada penggunaan informasi bank untuk meramalkan kemenangan telemarketing di bank. Industri penyimpanan uang masih membutuhkan dan terbuka dengan bagian dari pembukaan untuk membuat langkah perdagangan dan operasional mereka. Meningkatkan kapasitas basis data bank dan memberikan tahap perdagangan yang layak adalah beberapa masalah utama yang difokuskan pada pekerjaan sebelumnya, di mana bank ragu-ragu untuk memberikan ruang kepada yang tak tersentuh. Alasan utama di balik masalah ini adalah masalah pembatasan dan perlindungan karena bank memiliki informasi pribadi yang tinggi dan memiliki pengaturan yang ketat dalam berbagi informasi pelanggan.[6]

Masalah lain yang diperiksa dalam investigasi sebelumnya adalah ekstraksi informasi yang diperlukan dari informasi bank. Hal ini dikarenakan adanya berbagai kualitas yang tidak relevan yang merupakan bagian dari dataset bank. Ini adalah beberapa ilustrasi yang disorot dalam penyelidikan sebelumnya. Selanjutnya, pertanyaan ini membahas tentang pengelolaan dataset besar yang diawasi dan diproduksi oleh bank yang bekerja di Portugal.[7]

Pertanyaan ini memberikan cara yang efektif untuk tawar-menawar dengan isu-isu kompleks seperti yang telah dibicarakan di atas terkait dengan penyimpanan dataset industri uang. Masalah yang paling banyak dicoba dalam investigasi ini adalah menunjukkan perhitungan penambangan informasi yang dapat membuat langkah metode kampanye telemarketing untuk bank. Demonstrasi yang diusulkan dapat membantu bank untuk memfokuskan pada klien.[8] Oleh karena itu, investigasi ini akan mempertimbangkan masalah bagi bank dalam menjaga informasi pelanggan dan menjangkau mereka untuk menyimpan uang tunai. Harapan ketepatan yang diciptakan oleh perhitungan penambangan informasi yang berbeda untuk memajukan demonstrasi perdagangan telemarketing bank.[9] Cross Industry Standard Prepare for Information Mining (CRISP-DM) dipilih karena ketepatannya yang tinggi untuk mengetahui desain yang ditutup-tutupi dari kumpulan data.[4]

Acara ini telah digunakan secara luas untuk melakukan analisis perdagangan, memperkirakan dan memberikan wawasan perdagangan kepada usaha. Pendekatan penambangan informasi juga telah digunakan untuk berbagai tujuan seperti mitra mitra yang berbeda dan untuk membangun aplikasi usaha yang tajam dengan menggunakan penambangan informasi. Area II menggambarkan pekerjaan terkait dan yang dicapai dalam bidang ini, pertimbangan. [5]Teknik langkah demi langkah CRISP-DM digambarkan di Gambar. 3

Di dalam area yang sama, semua langkah utama diperiksa secara rinci untuk memperjelas informasi, pembuatan acara dan penilaian. Area V memberikan hasil yang diciptakan dan dialog yang komprehensif. Dalam perluasan, hasil yang diperoleh dibandingkan dengan pekerjaan sebelumnya untuk mendapatkan ketepatan yang terukur yang dibuat oleh demonstrasi yang diusulkan.[10] Akhirnya, untuk menanyakan tentang kesimpulan dengan mengklarifikasi semua upaya yang dilakukan dalam melakukan penelitian ini.

Mengawasi industri yang terus berusaha untuk menjangkau klien menggunakan saluran apa pun untuk menyumbang dan menawarkan organisasi tertentu berdasarkan karakteristik mereka. [11]Dengan cara ini, telemarketing adalah salah satu perangkat utama untuk menjangkau klien. Kampanye ini dapat berjalan untuk tujuan yang berbeda seperti mempromosikan organisasi yang sudah maju dan memajukan hal yang tidak terpakai. [12]Setelah sekian lama, pendekatan telemarketing berubah menjadi perangkat yang disukai terutama dalam mengawasi industri akun, Organisasi yang dipromosikan oleh bank berbeda seperti menyimpan uang tunai, sertifikat tabungan, pengembangan perumahan, pertukaran kredit, hadiah pendidik, dan lainnya. Sebagian besar, alasan untuk memfasilitasi kemajuan adalah untuk tetap berhubungan dengan klien dan mengirimkan informasi produk kepada mereka tepat waktu.[13]

Meskipun, di tengah-tengah strategi mendatangi nasabah, bank mengarahkan daftar kontak dengan mengisi tanggapan yang dikumpulkan terhadap setiap alamat di tengah-tengah wacana. Masalahnya berkaitan dengan pemikiran ini, untuk membantu bank dengan menganalisis kumpulan data yang sangat besar yang diselenggarakan selama berbagai latihan[14]. Masalah yang paling banyak dihadapi oleh bank adalah bagaimana menginduksi proporsi ekspektasi ganti rugi di tengah-tengah koordinat yang ditampilkan. Kampanye. Pemikiran itu ditampilkan di dalam untuk mempertimbangkan di mana analis mengusulkan pertunjukan jaring saraf palsu untuk memperkirakan peluang klien yang dapat mengajukan permohonan untuk toko jangka pendek dan jangka panjang di dalam bank. Selain itu, untuk menyelidiki bergabung dengan

mengkarakterisasi aturan, yang dapat mengakomodasi produsen pilihan untuk mendapatkan manfaat potensial yang dapat dicapai melalui kampanye promosi.[14]

Untuk mengetahui lebih jauh tentang bagaimana integrasi inovasi dalam operasi perdagangan dapat meningkatkan perkembangan industri. Ilustrasi ditampilkan dengan menggunakan kasus asli yang mempertimbangkan pengelolaan segmen akun, meskipun untuk menunjukkannya dikonfirmasi melalui tes faktual dengan presisi tinggi. Tulisan sebelumnya merekomendasikan bahwa pendekatan penambangan informasi telah mengiklankan paket pembukaan untuk bisnis perdagangan untuk mengembangkan perdagangan mereka dengan menggunakan model ilustrasi dan estimasi. [5]Ini telah digunakan dan dieksekusi dalam beberapa situasi untuk membedakan klien potensial dengan menganalisis informasi otentik, dan membedakan klien dengan menggunakan model perkiraan. Perhitungan pohon pilihan adalah salah satu strategi penambangan informasi yang digunakan untuk mengklasifikasikan informasi berdasarkan pendekatan pembelajaran yang diberikan, dan efektif untuk ekspektasi. [5]

Dalam ekspansi, neural net, kumbuh yang dihitung, Naive Bayes adalah beberapa klasifikasi lain yang menunjukkan digunakan secara umum dalam industri perdagangan. Pendekatan CRISP-DM menghubungkan beberapa pertimbangan yang sangat berbeda. [15]Alasan utama dari metodologi ini adalah untuk memberikan wawasan perdagangan kepada industri dengan menganalisis informasi otentik. Penyelidikan dilakukan pada informasi bank yang dihasilkan dari kampanye promosi koordinat. Fokus pada klien yang dijangkau untuk menyimpan uang tunai dalam jangka panjang untuk pengembangan moneter bank.[16] Penyelidikan ini menghubungkan pendekatan CRISP-DM dengan menggunakan tiga perhitungan yang berbeda yaitu naïve Bayes, pohon pilihan, dan mesin vektor guling. Dalam pengembangannya, penelitian ini menggambarkan kualitas yang dipilih di mana sebagian besar nasabah wanita menerima tawaran dari bank. Pada umumnya, eksekusi percobaan dilakukan dengan menggunakan rapidminer-miner.[17] Ketepatan yang dihitung dari setiap demonstrasi tercatat sebagai 0.87, 0.86, dan 0.93 dari naïve Bayes, pohon pilihan, dan mesin vektor belakang secara terpisah.[13] Hasil yang didapat merekomendasikan ketepatan yang tinggi diukur melalui perhitungan vektor guling. Pemikiran lain untuk mengantisipasi kemenangan koordinat yang ditampilkan dalam menjaga pembagian uang ditampilkan oleh , yang telah dinilai dengan menggunakan perhitungan pembelajaran mesin yang berbeda. [18]Pemikiran ini dibangun untuk menganalisis kumpulan informasi yang dikumpulkan dari tahun 2008 hingga 2013. Di tengah tahap pemodelan, metode penentuan sorotan dihubungkan untuk mengurangi jumlah kualitas dan memilih daftar properti yang paling sesuai [19].

Penentuan properti secara faktual ditunjukkan dengan memasukkan strategi pilihan. Dua metodologi pilihan sorotan yang berbeda terhubung yang dikenal sebagai strategi “tidak ada pilihan” dan “pilihan maju”. Empat strategi beragam digunakan di tengah-tengah persetujuan acara seperti kekambuhan yang dihitung, pohon pilihan, susunan saraf, dan mesin vektor guling. Secara umum, setelah persiapan persetujuan yang efektif, jaringan saraf memberikan hasil yang paling baik di mana ketepatannya mencapai 0,80. [20]Dalam pengembangannya, sebuah komentar yang membahas tentang pentingnya telemarketing bahwa, mengawasi informasi pelanggan dengan cara yang mahir secara terus menerus memberikan panggung untuk membangun hubungan dan asosiasi positif di tengah kemajuan dan penawaran barang modern. [21]Makalah tersebut menghubungkan pendekatan koordinat penambangan informasi dan pembelajaran mesin pada informasi bank.[22] Tujuannya sama dengan yang dikaji dalam makalah ini yaitu untuk mendorong pengaturan yang ideal bagi bank dalam melaksanakan kampanye telemarketing. Model yang diusulkan menggunakan dua model yang berbeda, yaitu calculated relapse dan multilayer perceptron.

Alasannya adalah untuk membedakan eksekusi antara klasifikasi dan terhubung yang memberikan pengukuran presisi campuran.[23] Penelitian terkait yang dibicarakan di bidang ini, menyelidiki sebagian besar masalah yang dibahas dalam penelitian ini. Pekerjaan sebelumnya merekomendasikan pentingnya menanyakan tentang pemikiran karena beberapa pertanyaan tentang didistribusikan dalam dua waktu yang lama. [24]Dengan cara ini, investigasi ini dapat memiliki pengaruh penting pada industri penyimpanan uang, di mana produsen pilihan dapat menggunakan pendekatan komputasi koordinat untuk investigasi informasi dan untuk mendapatkan konfirmasi faktual beberapa waktu terakhir dalam membangun prosedur telemarketing modern.[25] Berdasarkan audit literatur, pendekatan umum yang paling umum diekstraksi dan digunakan dalam penelitian sebelumnya adalah regresi yang dihitung, pohon pilihan, dan multilayer

2. METODE PENELITIAN

Teknik ini merupakan bagian dasar dan utama dari makalah. Segmen ini menggambarkan pendekatan bertahap yang harus diambil untuk mencapai tujuan dari makalah ini. [26] Strategi investigasi dalam makalah ini didasarkan pada demonstrasi CRISPDM, yang merupakan strategi yang terkenal untuk penggunaan penggalian informasi. Pendekatan yang sama diambil dalam pekerjaan terkait yang dipilih dalam perenungan ini seperti yang dibicarakan di area sebelumnya.[27] Sistem investigasi yang diusulkan diuraikan dalam Gambar 1. Seperti yang muncul dalam gambar setelahnya, penanganan dimulai dengan memilih informasi dari database

bank, untuk mendapatkan lingkungan perdagangan. Informasi yang dipilih meringkaskan industri bank, pada langkah ini akan membedakan bentuk perdagangan utama dan model operasional bank. [28]

Pemahaman perdagangan yang dipersiapkan akan memberikan data yang relevan mengenai informasi dan perdagangan. Pemahaman informasi adalah langkah lain yang muncul dalam strategi. [29]Pembuat strategi dapat membedakan kualitas utama dari informasi, dan bagaimana serta kapan informasi tersebut dihasilkan. [30]Hal ini dapat mendorong untuk memperjelas jenis penanganan atau kampanye, yang menghasilkan penciptaan informasi. Kedua langkah ini diperlukan untuk menginduksi data yang relevan hampir di seluruh organisasi dan informasi. Selanjutnya, perencanaan informasi merupakan langkah selanjutnya, yang didasarkan pada metodologi CRISP-DM. Biasanya salah satu langkah dasar dalam secara umum menanyakan tentang teknik.[31]

Karena kesalahan dalam penentuan informasi atau ciri-ciri dapat menyebabkan hal yang tidak diinginkan. Metode yang paling banyak digunakan dalam langkah ini adalah menerapkan metode pra-pemrosesan informasi seperti menganggap nilai yang hilang, penemuan pengecualian,[32] Perubahan urutan informasi dan lain-lain. Pilihan kualitas juga merupakan perhitungan yang sangat penting, karena analisis dapat mengeluarkan kualitas-kualitas yang tidak berhubungan dengan pengujian. Informasi yang tepat, keterlibatan administrasi informasi, dan jenis model memainkan peran penting dalam pemilihan kualitas. [33]Beberapa saat kemudian, tahap pemodelan mulai memilih peragaan penggalian informasi berdasarkan penentuan informasi. Harus jelas pada langkah ini bahwa jenis metode data mining apa yang diterapkan pada informasi yang dipilih, dan apa alasan penggunaannya. Tidak diragukan lagi, langkah ini sangat penting sekali lagi untuk memilih perhitungan berdasarkan pemahaman informasi. Selanjutnya adalah persiapan evaluasi yang merupakan tahap lain dalam sistem ini. Ini memberikan pemeriksaan dan pameran besar dan pameran yang dibuat di tengah pengujian.

Uji coba dilakukan dalam dua tahap yaitu tahap persiapan dan tahap pengujian. Setelah pelaksanaan kedua tahap tersebut, evaluasi unjuk kerja akan menyoroti kemenangan atau kekecewaan dari percobaan yang dilakukan. Penilaian eksekusi dapat dianalisis dengan menggunakan kriteria yang berbeda seperti kisi-kisi kekacauan dan ketepatan.[13] Berdasarkan ketepatan peragaan, peragaan yang telah dipersiapkan dapat digunakan dan disampaikan untuk perbaikan organisasi di masa depan

Berdasarkan sistem yang ditampilkan dalam segmen sebelumnya, tahap pekerjaan ini menyajikan penggunaan sistem dengan menggunakan perhitungan penggalian informasi. Langkah-langkah sistem yang diperiksa dalam area konsekuensi. Pertanyaan tersebut menggunakan informasi dunia nyata yang dihasilkan oleh bank dalam menjalankan kampanye telemarketing mereka.[34] Di tengah kampanye ini, bank menanyakan kepada para nasabahnya tentang keinginan mereka untuk menyimpan uang di bank atau tidak. Informasi tersebut telah diproduksi oleh salah satu bank di Portugal, di mana nasabah yang dijangkau oleh bank tersebut adalah nasabah yang beragam. Oleh karena itu, penyelidikan dalam hal ini terkait dengan bank, di mana penggalian informasi digunakan untuk meramalkan pilihan pelanggan terkait dengan penyimpanan bank[15]. Setiap catatan dalam dataset diisolasi ke dalam kualitas yang berbeda dan dapat diklasifikasikan berdasarkan pemahaman atau kontradiksi pelanggan. Informasi tersebut telah dihubungkan dengan menggunakan situasi yang sama seperti yang digambarkan dalam dataset. Informasi tersebut dapat membantu bank untuk meramalkan peluang kemenangan dan kekecewaan di tengah-tengah kampanye telemarketing.

Seperti yang telah dibahas sebelumnya, dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data bank nyata, di mana pengumpulan data dilakukan oleh bank Portugal selama tahun 2008 hingga 2013.[35] Informasi tersebut diambil dari UCI machine store untuk mengekstrak data modern dari dataset. Informasi tersebut dihasilkan dari kampanye telemarketing, di mana alasan utama dari kampanye ini adalah untuk menanyakan kepada klien mengenai penyimpanan jangka panjang di bank[11]. Dataset ini memiliki 17 kualitas yang berbeda dan sekitar 45 ribu pertukaran, serta memiliki banyak nilai khusus yang dikategorikan di bawah setiap variabel. Di sini setiap sifat telah dieksplorasi dengan menanyakan pertanyaan-pertanyaan yang khas[36]. Nilai-nilai khusus di bawah setiap faktor benar-benar menyoroti jawaban yang diperoleh dari anggota selama kampanye promosi. Beberapa faktor umum yang dieksplorasi adalah usia, data kredit, durasi kampanye secara umum, dan hasil kampanye sebelumnya. Selain itu, setiap sifat telah dikarakterisasi menggunakan berbagai jenis data seperti numerik, biner, dan kategorikal[5]. Akhirnya, karena dataset ini adalah informasi terarah, maka memiliki kolom hasil akhir yang dikenal sebagai kolom kursus atau kolom nama. Kolom ini hampir mencirikan pengakuan dan penolakan oleh klien terkait tawaran penyimpanan jangka panjang yang ditanyakan oleh bank.

Langkah ini, informasi sudah siap dan akan dipersiapkan sesuai dengan model penambangan informasi. Untuk pelaksanaan, alat penambang cepat yang digunakan, yang merupakan salah satu perangkat penambangan informasi yang umum, telah diterapkan beberapa kali dalam penelitian sebelumnya. Dengan cara ini, untuk pra-pemrosesan data, administrator yang diberikan dalam fast digger digunakan dengan tepat. Pertama-tama, informasi tersebut dipilih dan disusun secara sembarangan untuk mempersiapkannya digunakan dalam quick

digger. Selain itu, pemeriksaan nilai yang hilang terhubung untuk mengetahui jika ada informasi yang hilang dalam catatan. Rekaman data telah disesuaikan lebih lanjut dengan mengubah berbagai nilai dari numerik ke biner sebagai tingkat regresi logistik berdasarkan angka biner. Sebagai ilustrasi, pada awalnya kolom pelajaran memiliki dua nilai yang berbeda yaitu "ya" dan "tidak", yang kemudian diubah menjadi "1" dan "0" secara terpisah. Di sini "1" menunjukkan pengakuan klien dan "0" merujuk pada penolakan untuk penyimpanan jangka panjang di bank.

Row No.	age	job	marital	education	default	balance	housing	loan	co
1	36	student	single	unknown	no	417	no	no	ce
2	42	services	single	tertiary	no	94	yes	no	ce
3	55	technician	divorced	secondary	no	3450	no	no	ce
4	60	retired	married	secondary	no	1853	no	no	ce
5	38	admin.	single	tertiary	no	3954	yes	no	ce
6	61	retired	married	tertiary	no	2557	yes	no	ce
7	58	technician	married	secondary	no	589	yes	no	ce
8	48	unemployed	divorced	secondary	no	201	no	no	ce
9	35	technician	married	tertiary	no	7050	no	no	ce
10	34	management	divorced	tertiary	no	2885	no	no	ce
11	58	management	married	secondary	no	2155	no	yes	ce

Gambar 1 Dataset uji

Selama tahap pemodelan, informasi bank diimpor dan banyak duplikat dibuat menggunakan berbagai pengelola penggal cepat[9]. Untuk mencapai tingkat pameran, berbagai strategi penambangan data digunakan dalam penelitian ini dan diterapkan untuk tujuan pelatihan. Relaps terhitung, pohon keputusan, dan perseptron multilayer dipilih dalam percobaan ini. Penentuan perhitungan didasarkan pada pekerjaan dan pameran sebelumnya seperti yang tercantum dalam Tabel 1. Secara umum, tahap pemodelan digambarkan dalam Gambar 3 yang diaktualisasikan dalam pekerja tambang cepat. Perwujudan setiap perhitungan dan poin-poin menarik hampir tahap pemodelan dibahas di area berikutnya.

Perhitungan ini semacam kekambuhan, yang terutama bernegosiasi ketika variabel bawahan berada dalam susunan paralel. Selain itu, faktor lain seperti faktor bebas dapat berupa berbagai jenis seperti ostensible atau ordinal. Pada awalnya, acara tersebut diusulkan oleh David Cox untuk menilai dan mengukur kemungkinan angka paralel[37]. Regresi terukur adalah perhitungan umum dalam pembelajaran mesin dan penambangan data yang juga disebut pembelajaran terarah yang digunakan untuk memperkirakan dan mengukur kemungkinan nilai tertentu yang diberikan dalam variabel dependen. Dalam hal ini, dataset yang dipilih memiliki kolom yang dikenal sebagai variabel pelajaran. Variabel ini memiliki dua nilai yang berbeda yang menunjukkan bahwa sifat ini benar-benar merupakan variabel bawahan dan juga menggambarkan hasil akhir dari kampanye telemarketing. Sebagai contoh, dengan menanyakan berbagai pertanyaan kepada klien, kolom hasil terakhir menggambarkan apakah klien setuju atau tidak untuk menyimpan uang dalam jangka panjang di bank. Perhitungan regresi yang dihitung digunakan dan dihubungkan dalam penggal cepat untuk mendapatkan hubungan antara satu variabel terikat tunggal dan banyak faktor bebas. Probabilitas dalam penelitian ini akan dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$\text{logit}(p) = \ln \frac{p}{1-p} = \frac{\text{probabiliy of presence of characteristic}}{\text{probabiliy of absence of characteristic}} \quad (1)$$

(p) adalah kemungkinan kedekatan dari karakteristik tersebut. Penggunaan kekambuhan yang dihitung dalam pekerja tambang cepat ditampilkan dalam gambar berikut. Langkah pertama adalah untuk mengimpor dataset menggunakan "import operator". Karena pertunjukan menjalankan tiga perhitungan sekaligus, untuk memeriksa pameran mereka dalam satu kali jalan. Meskipun tes tersebut memakan waktu lama untuk dijalankan, tetapi itu adalah prosedur yang hebat dan telah digunakan sebelumnya dalam pekerjaan terkait. Sebentar kemudian, dalam langkah berikutnya analisis mengembangkan banyak salinan data untuk diuji dengan berbagai klasifier. Administrator yang muncul dalam gambar yang disebut sebagai "regresi logistik" sebenarnya adalah administrator validasi silang.

Administrator ini memiliki kapasitas untuk menjalankan klasifikasi di dalamnya. Keuntungan terbesar dari administrator persetujuan silang adalah melakukan kedua bentuk tersebut secara bersamaan; yaitu mempersiapkan dan menguji demonstrasi. Elemen-elemen halus dari administrator ini dibahas dalam tahap berikutnya yaitu "tahap evaluasi". Momen yang dipilih dalam pemikiran ini terkait dengan jaringan saraf. Jenis demonstrasi ini digunakan secara luas untuk berbagai alasan seperti perkiraan dan estimasi. Biasanya, semacam pembelajaran mesin menunjukkan di mana kita akan menyiapkan pertunjukan menggunakan istilah organik

yang disebut neuron. Neuron adalah unit elemental dari organisasi saraf yang terorganisir dan berasosiasi sesuai dengan desain dari jaringan tersebut. Auto multilayer perceptron digunakan dalam tes ini, yang dikenal sebagai organisasi feed-forward. Dalam perhitungan ini, selain lapisan input dan output, dapat ada satu atau lebih lapisan tersembunyi. Setiap lapisan terdiri dari banyak hub yang juga dikenal sebagai perseptron. Selama tahap pelatihan, setiap perceptron menerima data, yang digunakan untuk melatih model.

Dalam jenis organisasi ini, setiap hub dalam satu lapisan terkait dengan setiap hub dari lapisan lain dengan beberapa bobot. Data dikirim dari setiap hub lapisan input ke setiap hub lapisan tertutup. Selain itu, lapisan yang tertutup yang terkait dengan lapisan hasil. Jumlah hub di lapisan hasil dapat dikenali berdasarkan jumlah nilai tertentu dalam variabel kursus. Sebuah kasus MLP muncul di Gambar 4. Gambar tersebut menyoroti bahwa ada dua lapisan yang tertutup. Dapat dilihat bahwa semua hub dalam satu lapisan terkait dengan semua hub dalam lapisan berikutnya. Dalam hal ini, eksekusi model dilakukan menggunakan tiga lapisan; lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. mulai dengan, lapisan input yang memiliki banyak hub, di mana setiap hub menunjukkan semua nilai di bawah setiap variabel.

Lapisan input juga dikenal sebagai daftar variabel independen yang dapat mempengaruhi variabel pilihan setelah melewati lapisan tersembunyi. Lapisan hasil memiliki tempat untuk faktor-faktor pilihan. Dalam hal ini, lapisan hasil memiliki dua nilai "Ya" dan "Tidak", yang menunjukkan pengakuan atau penolakan oleh klien terhadap tawaran yang diterima dari bank. Lapisan tengah dalam jaringan saraf dikenal sebagai lapisan tersembunyi. Biasanya, lapisan tersembunyi dapat dipilih sesuai dengan distribusi probabilitas dan tingkat keberhasilan. Demonstrasi menjalankan 10 siklus pelatihan dan 10 jumlah era juga. Akhirnya, lapisan yang tertutup menggunakan fungsi aktivasi seperti sigmoid, yang memberikan nilai dari 0 hingga 1. Alasan dari pekerjaan penetapan adalah untuk menciptakan bobot, dan membatasi hasil antara 0 dan 1. Itu dapat digunakan untuk memperkirakan kemungkinan lapisan hasil terakhir. Dalam tes ini, nilai sigmoid di Node1 yang ditemukan di bawah Covered up Layer1 muncul.

Pohon keputusan adalah perhitungan ketiga yang digunakan dalam penelitian ini untuk mempersiapkan, menguji, dan memprediksi informasi kampanye telemarketing. Perhitungan ini menghasilkan hub-hub yang khas, yang saling berhubungan dan terlihat seperti pohon. Setiap hub dalam pohon bekerja untuk kualitas tertentu dan bekerja berdasarkan bagian yang menjalankan pertunjukan. Bagian yang menjalankan pertunjukan membantu pengklasifikasi untuk mengumpulkan tes yang memenuhi kriteria node[38].

Klasifikasi ini terkenal dalam bidang penambangan informasi dan pembelajaran mesin, meskipun klasifikasi informasi dalam bentuk pohon digunakan untuk memprediksi dataset baru. Struktur seperti pohon ini sederhana untuk direalisasikan dan dapat diterjemahkan ke dalam struktur pohon kecil, yang membuat perhitungan ini lebih cepat digunakan dibandingkan dengan yang lain.

Dataset yang dipilih terhubung menggunakan perhitungan pohon keputusan untuk memprediksi ketepatan kampanye telemarketing. Di tengah tahap persiapan, dataset kasus digunakan untuk menyiapkan mesin menggunakan struktur pohon. Kriteria "rasio keuntungan" digunakan untuk membagi properti. Proporsi pengambilan mungkin merupakan kriteria umum yang diterapkan pada setiap sifat untuk membentuk konsistensi sifat-sifat tersebut.

3. HASIL DAN ANALISIS

Tahap penilaian adalah bagian penting dari eksplorasi yang dilakukan dalam penelitian ini. Dalam tahap pemodelan, semua perhitungan dihitung, relaps, MLP, dan pohon keputusan terhubung dan disiapkan berdasarkan informasi yang dipilih. Tahap penilaian terhubung menggunakan metode persetujuan silang untuk menjalankan penilaian. Administrator validasi silang mungkin merupakan metode umum dalam pembelajaran mesin, yang digunakan untuk menyetujui model. Ini lebih lanjut menyediakan pelaksanaan terukur dari perhitungan pembelajaran. Ini bisa menjadi administrator yang ditetapkan yang dibagi menjadi dua bagian yang dikenal sebagai tahap pelatihan dan pengujian.

Kami menggunakan 10 persetujuan silang overlay untuk memisahkan jumlah ilustrasi menjadi subset untuk tujuan persiapan. Ini akan menjalankan metode tersebut 10 kali untuk menyiapkan model. Dalam tahap persiapan, pengklasifikasi yang dipilih dihubungkan untuk melatih model. Pada pengaturan ini, kami dapat memilih kriteria atau parameter spesifik untuk pengklasifikasi. Selain itu, persiapan menunjukkan tekad dan hasil pembelajaran mereka ke pelabuhan pengujian. Dalam tahap pengujian, biasanya dua administrator digunakan, yang utama dan wajib/administrator dikenal sebagai "model aplikasi". Tampilkan aplikasi mendapatkan tampilan yang sudah disiapkan dari satu pelabuhan, sementara di pelabuhan saat ini mendapatkan dataset pengujian. Langkah terakhir dalam tahap penilaian adalah menguji pelaksanaan pertunjukan. Oleh karena itu, administrator "kinerja" digunakan, yang terkait dengan "model aplikasi" untuk mendapatkan hasil setelah persetujuan model.

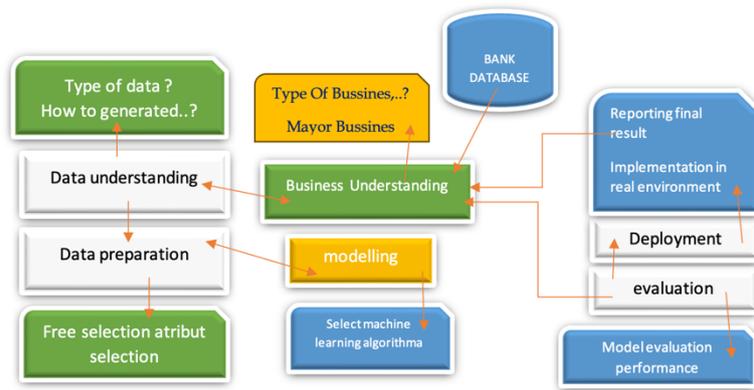
Eksekusi ini akan menyampaikan kinerja keseluruhan dari pengklasifikasi dalam bentuk kerangka perplexity. Gambar 6 berbicara tentang tahap penilaian untuk pengklasifikasi kekambuhan yang dihitung. Setelah melakukan eksplorasi secara umum di mana metode yang berbeda terhubung langkah demi langkah. Dimulai dari perdagangan yang diremehkan hingga menunjukkan penilaian. Ini adalah tahap di mana analisis akan menilai pelaksanaan eksplorasi. Kerangka yang dibuat untuk setiap demonstrasi, yang memiliki kriteria berbeda seperti ketepatan, recall, dan secara umum ketepatan dari demonstrasi tersebut.

Pelaksanaan klasifikasi dijelaskan dalam segmen "hasil dan diskusi" berikut. Di sini, berdasarkan pelaksanaan demonstrasi, bank dapat mengirimkan pertunjukan untuk dataset modern dan dapat memilih kampanye perdagangan modern menggunakan kerangka RAPIDMINER (<https://altair.com/altair-rapidminer>). Area ini menggambarkan hasil yang dihasilkan dari tes yang dilakukan dalam pertimbangannya menggunakan pendekatan CRISP-DM. Secara umum, ada tiga pertunjukan yang terhubung dan dilaksanakan seperti yang telah diperiksa sebelumnya. Acara tersebut dipersiapkan dengan efektif menggunakan dataset yang dipilih. Akhirnya persetujuan acara terhubung menggunakan strategi persetujuan silang 10 kali lipat. Hasil yang diperoleh muncul di Tabel 2. Tabel tersebut menggambarkan hasil menggunakan berbagai kriteria yang ditentukan seperti ketepatan, recall, dan presisi keseluruhan. Ada alasan yang berbeda untuk setiap kriteria, misalnya nilai akurasi yang dihasilkan berdasarkan harapan yang benar dibagi dengan total perkiraan. Di sisi lain, kriteria tinjauan digunakan untuk mendapatkannya dengan membagi jumlah hasil harapan yang benar dengan jumlah total hasil yang harus dikembalikan. Akhirnya, kriteria terakhir dan paling penting yang digunakan dalam penelitian ini adalah untuk memahami hasil yang dikenal sebagai ketepatan. Presisi adalah kriteria pengukuran, yang menyoroti tingkat dataset yang diprediksi dengan akurat. Akhirnya, hasil yang ditampilkan dalam tabel juga menggambarkan perbandingan ketepatan antara berbagai model dan keandalan model sehingga dapat digunakan di masa depan atau tidak.

Proporsi kemenangan dari pertunjukan ditampilkan berdasarkan variabel pilihan yang hampir merupakan pengakuan klien atas penolakan tawaran dari bank. Kursus ini memiliki dua nilai khusus; "0" dan "1" seperti yang dapat dilihat pada tabel di atas. Kursus "0" menunjukkan bahwa klien belum menerima tawaran bank, sementara kursus "1" menunjukkan kelompok klien yang telah setuju. Hasilnya menunjukkan tingkat harapan yang tepat, atau mungkin hampir memeriksa peluang persetujuan klien. Ketiga pendekatan tersebut telah menunjukkan pameran yang memuaskan untuk memperkirakan dataset yang tidak terpakai. Secara umum, dalam ketiga klasifikasi, untuk pelajaran "0" nilai akurasi dan ulasan lebih unggul dibandingkan dengan kursus "1". Seperti yang dibicarakan tentang semua kriteria seperti ketepatan, tinjauan, dan presisi, pameran diukur melalui nilai informasi yang unik dan diprediksi.

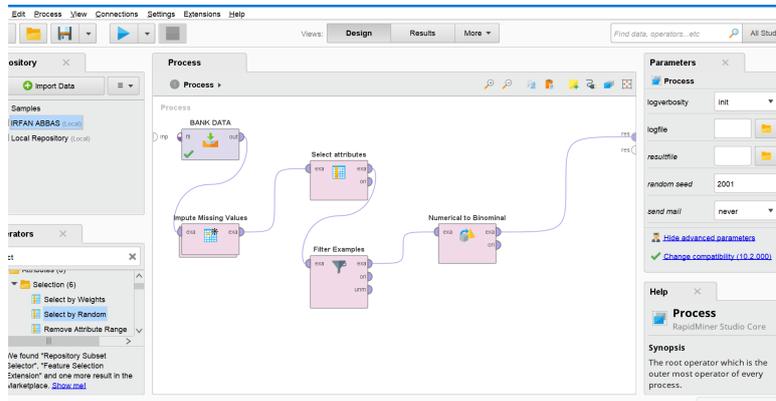
Dalam dataset, sebagian besar informasi ditempatkan pada kursus "0", karena di tengah kampanye telemarketing ini, sebagian besar klien menolak tawaran tersebut. Alasan yang mungkin di balik nilai akurasi dan tinjauan yang hanya "1" mungkin adalah jumlah dataset yang tersedia pada tahap pelatihan yang lebih sedikit. Nilai ketepatan yang paling ekstrem adalah derajat untuk kursus "0" oleh pohon keputusan (93,79%), meskipun yang paling sedikit diukur oleh MLP (91,90%). Melihat nilai ulasan, yang paling ekstrem diukur untuk kursus "0" oleh MLP adalah 97,43%. Sementara itu, 96,97% adalah nilai ulasan yang dihitung menggunakan perhitungan pohon keputusan untuk kursus "0". Secara umum, ketepatan yang diukur oleh setiap perhitungan sangat mendekati satu sama lain, yang menyoroti pentingnya setiap algoritma. Alasan utama dari penelitian ini adalah untuk mengusulkan sistem pembelajaran mesin yang dapat mempersiapkan dan meramalkan kejadian dengan efektif.

Acara tersebut dapat digunakan untuk mendorong penelitian terhadap dataset yang tidak terpakai. Pelaksanaan model menggunakan proses validasi silang, yang dapat membantu menghindari overfitting. Dipisahkan dari nilai tinjauan dan presisi di mana nilai *tall* dan *moo* yang dicampur dibuat dari setiap perhitungan. Di sini, ketepatan secara umum sangat penting untuk menyoroti eksekusi terbaik di antara semuanya. bahwa produktivitas kemajuan terbaik diberikan oleh regresi terhitung di mana presisinya diukur sebesar 91,48%. Tampaknya perhitungan ini dapat memberikan manfaat tingkat tertentu kepada bank saat menjalankan kampanye jenis yang sama.



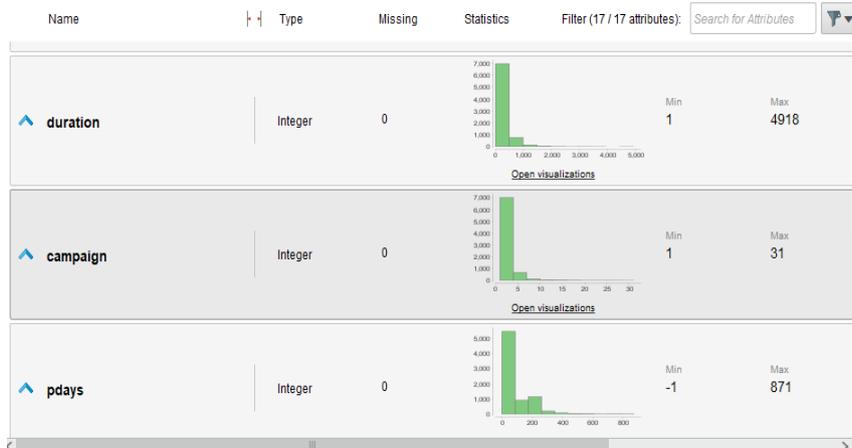
Gambar 2 Penelitian Model Adapted from CRISP-DM

Gambar 2. Menjelaskan Konseptual dari penelitian berbasis CRISP-DM dimulai dari BANK DATA, data understanding, type of data (how to generate) data preparation, free selection attribute, type of business, business understanding, modelling, select machine learning algorithm, Reporting final result Implementation in real environment, pengembangan, evaluasi serta yg terakhir modal evaluasi performance



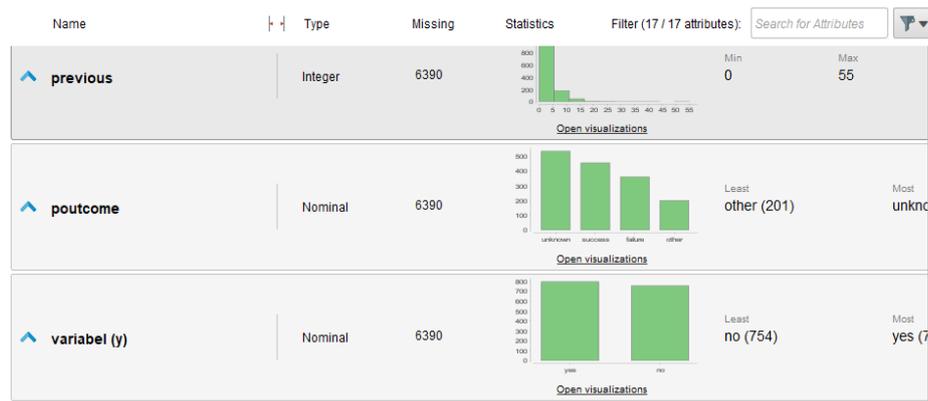
Gambar 3 Data Preparation Phase and Grafic Data

Gambar 3 menjelaskan proses kerja dari konseptual berbasis CRISP-DM pada frame work datamining menggunakan rafidminer dimulai dari mengambil data set dari file excel menggunakan operator input lalu membersihkan nilai dari mission value kemudian menyeleksi attribute, dilanjutkan ke operator filter example dan selanjutnya merubah data dari numerical ke binominal



Gambar 4 Data Preparation Phase and Grafic Data

Gambar 4 menjelaskan grafik data pada data yg diproses di rafidminer terdiri dari duration waktu menelpon pelanggan kemudian kampanye marketing dan hari lamanya kampanye marketing



Gambar 5 Preparation Phase and Grafic Data

Gambar 5 menjelaskan grafik data pada data yg diproses di rafidminer dari previous waktu pelaanngan menelpon lalu hasil dari pada kampanye dan variable hasil dari pada kampnaaye telemarting dilambangkan notasi (y)

4. KESIMPULAN

pendekatan data mining, untuk menganalisis dan memprediksi dengan menggunakan dataset kampanye telemarketing yang berdasarkan demonstrasi yang dikumpulkan dari klien, di tengah-tengah sesi panggilan langsung yang diselenggarakan oleh bank untuk mengeksekusi tampilan yang diusulkan. Hasilnya menunjukkan bahwa calculated backslide memberikan presisi yang paling baik di antara ketiga model tersebut, tercatat sebesar 91,48%.

REFERENSI

- [1] A. R, A. Kuanr, and S. KR, “Developing banking intelligence in emerging markets: Systematic review and agenda,” *International Journal of Information Management Data Insights*, vol. 1, no. 2, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.jjime.2021.100026.
- [2] A. E. Maulana and K. Nurulfirdausi, “Permissive, Aggressive or Apathetic? Indonesian Telemarketing Customer,” *Procedia Soc Behav Sci*, vol. 169, pp. 69–74, Jan. 2015, doi: 10.1016/j.sbspro.2015.01.287.
- [3] S. Li, A. M. Peluso, and J. Duan, “Why do we prefer humans to artificial intelligence in telemarketing? A mind perception explanation,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 70, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.jretconser.2022.103139.
- [4] Y. Feng, Y. Yin, D. Wang, and L. Dhamotharan, “A dynamic ensemble selection method for bank telemarketing sales prediction,” *J Bus Res*, vol. 139, pp. 368–382, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.jbusres.2021.09.067.
- [5] C. Xie, J. Le Zhang, Y. Zhu, B. Xiong, and G. J. Wang, “How to improve the success of bank telemarketing? Prediction and interpretability analysis based on machine learning,” *Comput Ind Eng*, vol. 175, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.cie.2022.108874.
- [6] S. Moro, P. Cortez, and P. Rita, “A data-driven approach to predict the success of bank telemarketing,” *Decis Support Syst*, vol. 62, pp. 22–31, 2014, doi: 10.1016/j.dss.2014.03.001.
- [7] J.-H. Ahn and K. J. Ezawa, “sgmm Decision support for real-time telemarketing operations through Bayesian network learning 1,” 1997.
- [8] P. Espadilha-Cruz, A. Fernandes, and A. Grilo, “Lead management optimization using data mining: A case in the telecommunications sector,” *Comput Ind Eng*, vol. 154, Apr. 2021, doi: 10.1016/j.cie.2021.107122.
- [9] X. Zhang, Y. Zhou, Z. Lin, and Y. Wang, “Ensemble learning with dynamic weighting for response modeling in direct marketing,” *Electron Commer Res Appl*, vol. 64, Mar. 2024, doi: 10.1016/j.elerap.2024.101371.
- [10] C. Yan, M. Li, and W. Liu, “Prediction of bank telephone marketing results based on improved whale algorithms optimizing S_Kohonen network,” *Applied Soft Computing Journal*, vol. 92, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106259.
- [11] M. Guo, Q. Zhang, X. Liao, F. Y. Chen, and D. D. Zeng, “A hybrid machine learning framework for analyzing human decision-making through learning preferences,” *Omega (United Kingdom)*, vol. 101, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.omega.2020.102263.
- [12] Y. L. He, S. S. Xu, and J. Z. Huang, “Creating synthetic minority class samples based on autoencoder extreme learning machine,” *Pattern Recognit*, vol. 121, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.patcog.2021.108191.

- [13] S. Lahmiri, S. Bekiros, and C. Avdoulas, "A comparative assessment of machine learning methods for predicting housing prices using Bayesian optimization," *Decision Analytics Journal*, vol. 6, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.dajour.2023.100166.
- [14] D. Pattnaik, S. Ray, and R. Raman, "Applications of artificial intelligence and machine learning in the financial services industry: A bibliometric review," *Heliyon*, vol. 10, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e23492.
- [15] S. Heilbrunn, N. Rabin, and S. Rozenes, "Detecting mutual configurations of applied planning strategies and performances in small and medium sized businesses with kernel based machine learning methods," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 61, pp. 1211–1225, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.asoc.2017.08.054.
- [16] B. Sun, S. Li, and C. Zhou, "'Adaptive' learning and 'proactive' customer relationship management," *Journal of Interactive Marketing*, vol. 20, no. 3–4, pp. 82–96, 2006, doi: 10.1002/dir.20069.
- [17] B. D. Blume, J. Kevin Ford, E. A. Surface, and J. Olenick, "A dynamic model of training transfer," *Human Resource Management Review*, vol. 29, no. 2, pp. 270–283, Jun. 2019, doi: 10.1016/j.hrmr.2017.11.004.
- [18] P.-S. Deng and E. G. Tsacle, "Coupling genetic algorithms and rule-based systems for complex decisions." [Online]. Available: www.elsevier.com/locate/eswa
- [19] D. R. Kiran, "Work sampling," in *Work Organization and Methods Engineering for Productivity*, Elsevier, 2020, pp. 233–246. doi: 10.1016/B978-0-12-819956-5.00017-0.
- [20] E. G. Carayannis, "Higher order technological learning as determinant of market success in the multimedia arena; a success story, a failure, and a question mark: AGFA/BAYER AG, Enable Software, and Sun Microsystems," 1998.
- [21] N. Baisoya and F. Mohsin, "How does Job satisfaction affect Job security in Indian BPO sector," *Mater Today Proc*, vol. 80, pp. 3801–3804, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.matpr.2021.07.385.
- [22] N. Nedjah, L. de Macedo Mourelle, F. Buarque, and C. Wang, "New trends for pattern recognition: Theory and applications," Nov. 22, 2017, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.neucom.2017.05.080.
- [23] R. Y. Shapiro, "Political Science and Polling," in *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences: Second Edition*, Elsevier Inc., 2015, pp. 459–465. doi: 10.1016/B978-0-08-097086-8.93101-5.
- [24] L. Aaboen, A. Dubois, and F. Lind, "Strategizing as networking for new ventures," *Industrial Marketing Management*, vol. 42, no. 7, pp. 1033–1041, Oct. 2013, doi: 10.1016/j.indmarman.2013.07.003.
- [25] D. Fain and M. Lou Roberts, "Technology vs. consumer behavior: The battle for the financial services customer." doi: 10.1002/(SICI)1522-7138(199724)11:1(44::AID-DIR5)3.0.CO;2-Z.
- [26] D. Javed *et al.*, "Towards the future of bot detection: A comprehensive taxonomical review and challenges on Twitter/X," *Computer Networks*, vol. 254, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.comnet.2024.110808.
- [27] F. Jiménez, G. Sánchez, J. Palma, and G. Sciavicco, "Three-objective constrained evolutionary instance selection for classification: Wrapper and filter approaches," *Eng Appl Artif Intell*, vol. 107, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.engappai.2021.104531.
- [28] X. Wang, Z. Zhang, and Q. Jiang, "The effectiveness of human vs. AI voice-over in short video advertisements: A cognitive load theory perspective," *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 81, Nov. 2024, doi: 10.1016/j.jretconser.2024.104005.
- [29] K. K. Sharma and A. Seal, "Spectral embedded generalized mean based k-nearest neighbors clustering with S-distance," *Expert Syst Appl*, vol. 169, May 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2020.114326.
- [30] J. Carrillo-Mondéjar, J. L. Martinez, and G. Suarez-Tangil, "On how VoIP attacks foster the malicious call ecosystem," *Comput Secur*, vol. 119, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.cose.2022.102758.
- [31] M. T. Islam and H. A. Mustafa, "Multi-Layer Hybrid (MLH) balancing technique: A combined approach to remove data imbalance," *Data Knowl Eng*, vol. 143, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.datak.2022.102105.
- [32] "Phishing, SMishing, and Vishing," in *Mobile Malware Attacks and Defense*, Elsevier, 2009, pp. 125–196. doi: 10.1016/b978-1-59749-298-0.00006-9.
- [33] H. Zhang and W. Zhang, "Application of GWO-attention-ConvLSTM model in customer churn prediction and satisfaction analysis in customer relationship management," *Heliyon*, vol. 10, no. 17, Sep. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e37229.
- [34] W. Messner and M. Migliorini, "Fifty Shades of Ads. The Influence of Cultural and Institutional Factors on Television Advertisement Expenditure," *Journal of International Management*, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.intman.2024.101190.

- [35] A. S. Krishen, Y. K. Dwivedi, N. Bindu, and K. S. Kumar, "A broad overview of interactive digital marketing: A bibliometric network analysis," Jul. 01, 2021, *Elsevier Inc.* doi: 10.1016/j.jbusres.2021.03.061.
- [36] D. C. Corrales, A. Ledezma, and J. C. Corrales, "A case-based reasoning system for recommendation of data cleaning algorithms in classification and regression tasks," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 90, May 2020, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106180.
- [37] M. Kaup, A. Wiktorowska-Jasik, A. Smacki, and K. Baszak, "Information systems and technologies supporting decision-making processes in logistics companies," *Procedia Comput Sci*, vol. 246, pp. 5506–5515, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.09.699.
- [38] D. M. Farid, L. Zhang, C. M. Rahman, M. A. Hossain, and R. Strachan, "Hybrid decision tree and naïve Bayes classifiers for multi-class classification tasks," *Expert Syst Appl*, vol. 41, no. 4 PART 2, pp. 1937–1946, 2014, doi: 10.1016/j.eswa.2013.08.089.