

SISTEM REKOMENDASI PEKERJAAN MENGGUNAKAN ALGORITMA TF-IDF DAN COSINE SIMILARITY

Arlika Puteri Rachmayantie, Nana Marliza* dan Antonius Irianto Sukowati

Universitas Cendekia Abditama

Jl. Islamic Raya, Klp. Dua, Kec. Klp. Dua, Kabupaten Tangerang, Banten 15811

arlikaputeri@gmail.com, nmarliza@cendekia.ac.id, irianto@cendekia.ac.id

*Corresponding Author

ABSTRAK

Banyak pencari kerja kesulitan menemukan pekerjaan yang sesuai dengan kemampuan dan pengalamannya meskipun banyak platform pekerjaan digital tersedia. Sebagai solusi, penelitian ini memanfaatkan penggunaan algoritma TF-IDF dan Cosine Similarity, untuk membuat sistem rekomendasi pekerjaan yang relevan dengan keterampilan pencari kerja, dilengkapi dengan persentase dan bidang terkait. Metode yang digunakan adalah kuantitatif evaluatif dengan pengukuran efektivitas dan kinerja sistem melalui kuisioner skala Likert. Melalui metodologi CRISP-DM dalam pengolahan data dan metode prototype sebagai metode pengembangan aplikasi. sistem ini diharapkan dapat membantu para pencari kerja untuk menemukan pekerjaan yang relevan dengan keterampilan yang dimiliki. Data diperoleh dari platform O*NET, sebanyak 923 data deskripsi pekerjaan diproses menggunakan algoritma TF-IDF untuk diidentifikasi kata kuncinya dan dihitung tingkat kesamaan pekerjaan dengan preferensi pengguna menggunakan Cosine Similarity, menghasilkan pengelompokan 6 bidang utama yakni Teknologi, Manajemen, Marketing, Sales, Pendidikan, dan Kesehatan. Hasil perhitungan evaluasi CRISP-DM pada Sandination Academy memperoleh nilai Precision 90%, Recall 100%, dan F1 Score 94,7%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pemanfaatan algoritma TF-IDF dan Cosine Similarity efektif dalam meningkatkan akurasi rekomendasi pekerjaan sehingga dapat membantu pencari kerja menemukan pekerjaan yang relevan dengan kemampuannya.

Kata Kunci: Algoritma TF-IDF, Cosine Similarity, Sistem rekomendasi pekerjaan, CRISP-DM

PENDAHULUAN

Pertumbuhan pesat dalam industri Teknologi Informasi (IT) telah menciptakan peluang karir yang berlimpah, tetapi pencari pekerjaan sering kali menghadapi kesulitan dalam menemukan pekerjaan yang sesuai dengan latar belakang dan keterampilan mereka [1]. Dengan membangun sistem rekomendasi pekerjaan berbasis algoritma Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan Cosine Similarity, penelitian ini diharapkan dapat menjadi solusi untuk merekomendasikan pekerjaan yang sesuai dengan keterampilan pengguna.

TF-IDF adalah ukuran kuantitatif yang menunjukkan signifikansi kata kunci dalam dokumen tertentu. Dengan kata lain, algoritma ini menawarkan kata kunci yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi atau mengategorikan dokumen tertentu [2], Cosine Similarity merupakan metode yang

digunakan untuk menghitung tingkat kesamaan antar dua buah objek yang dinyatakan dalam dua buah vektor dengan menggunakan kata kunci (keyword) dari sebuah dokumen sebagai ukuran [3]. Data sebanyak 923 deskripsi pekerjaan pada penelitian ini diambil dari O*NET, platform penyedia deskripsi pekerjaan dari berbagai industri. Data diolah dan dikelompokkan menjadi enam kategori utama yakni, teknologi, pendidikan, manajemen, sales, marketing, dan kesehatan.

Dengan memanfaatkan algoritma TF-IDF, sistem ini dapat menganalisa apa saja kata kunci yang penting dalam deskripsi pekerjaan pada bidang tertentu. Hal ini dapat meningkatkan relevansi pekerjaan yang sesuai dengan keterampilan pencari kerja. Setelah algoritma TF-IDF diterapkan, Cosine Similarity dimanfaatkan untuk mengukur kesamaan semantik antar

deskripsi pekerjaan, sehingga dapat memberikan rekomendasi pekerjaan yang lebih relevan dan akurat. Sistem rekomendasi pekerjaan ini diharapkan dapat mengurangi jumlah pekerjaan yang tidak relevan dan meningkatkan pengalaman pencari kerja dalam menemukan peluang yang lebih sesuai dengan keterampilannya.

Sistem rekomendasi ialah sebuah sistem penyaringan informasi yang memberikan atau menampilkan data informasi pribadi kepada pengguna berdasarkan minat, relevansi informasi dan lain-lain[4].

Berdasarkan hasil uji coba pada 5 skenario pengujian dengan posisi berbeda,

[5] sistem rekomendasi lowongan pekerjaan menggunakan Content-based filtering pada penelitian sebelumnya mendapatkan rata-rata nilai presisi yang cukup baik, yaitu pada 0,53. Hal ini menunjukkan bahwa sistem rekomendasi pekerjaan cukup efektif dalam memberikan rekomendasi yang relevan. Pada penelitian lain telah dilakukan pembuktian bahwa pengembangan sistem rekomendasi berbasis kecerdasan buatan memiliki dampak yang signifikan dalam meningkatkan pengalaman pengguna [6].

Namun, pada penelitian sebelumnya, sistem rekomendasi pekerjaan terbatas pada penggunaan algoritma TF- IDF dan cosine similarity dengan metode content based filtering. Penelitian ini menggunakan metode yang berbeda yaitu metode CRISP-DM yang diperlukan dengan fitur persentase kecocokan pencari kerja dengan pekerjaan beserta bidang- bidang yang masih relevan.

CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) merupakan suatu standarisasi pemrosesan data yang telah dikembangkan dimana data yang ada akan melewati setiap fase terstruktur dan terdefinisi dengan jelas dan efisien [7]. Kombinasi antara algoritma TF- IDF, Cosine Similarity, serta metode CRISP-DM dan prototype pada penelitian ini diharapkan menjadi kombinasi yang

tepat serta dapat menjadi solusi bagi permasalahan yang telah dibahas.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM yang diperlukan dengan rincian tahapan sebagai berikut, tahapan pertama adalah pengambilan dan pemahaman data (*Data Understanding*), setelah diambil dan dipahami data akan dibersihkan dan disiapkan (*Data Preparation*) sebelum diolah, selanjutnya pemodelan (*Modeling*) Algoritma TF-IDF dan *Cosine Similarity*, lalu tahapan terakhir adalah evaluasi (*Evaluation*).

Data Understanding

Dataset deskripsi pekerjaan yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari O*NET, platform penyedia informasi mengenai berbagai pekerjaan di berbagai industri, yang berjudul “*Occupations in the Data Collection Plan*”. Dataset terdiri dari 923 deskripsi pekerjaan yang mencakup informasi tentang judul pekerjaan, deskripsi pekerjaan, keterampilan yang dibutuhkan, dan kategori industri terkait seperti yang tertera pada gambar 1.



Gambar 1. Dataset deskripsi pekerjaan

Data Preparation

Data disiapkan dengan cara mentransformasi data dari yang tidak memiliki kategori pekerjaan menjadi 6 kategori pekerjaan. Kategori tersebut mencakup bidang teknologi, manajemen, marketing, sales, pendidikan dan kesehatan.

Output dari proses persiapan data ini berupa pengelompokkan pekerjaan.

Pekerjaan yang berhubungan dengan "teknologi" akan digolongkan dalam kategori teknologi, dan seterusnya. Proses mentransformasi data ini melibatkan pustaka Python yakni

Matplotlib dan *Seaborn*. Sistem ini juga menggunakan modul *TfidfVectorizer* dari library *ScikitLearn* untuk melakukan perhitungan dan visualisasi Algoritma TF-IDF.



Gambar 2 . Visualisasi hasil data preparation

Modeling

Tahap ketiga, Tahapan ini dapat secara langsung melibatkan statistika dan Machine Learning untuk mendapatkan insight yang berguna dari data guna mencapai tujuan penelitian. [8]. Pada penelitian ini data yang telah disiapkan akan melalui proses pemodelan Algoritma TF-IDF dan Cosine Similarity.

1) Algoritma TF-IDF

Menghitung *Term Frequency* (TF)

Rumus TF untuk sebuah kata t dalam dokumen d :

$$TF(t, d) = \frac{\text{Jumlah kemunculan kata } t \text{ dalam dokumen } d}{\text{Jumlah kata dalam dokumen } d}$$

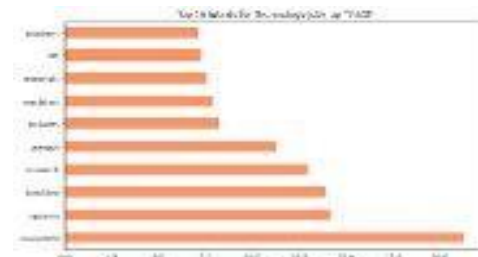
Menghitung *Invers Document Frequency* (IDF)

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{df(t)} \right)$$

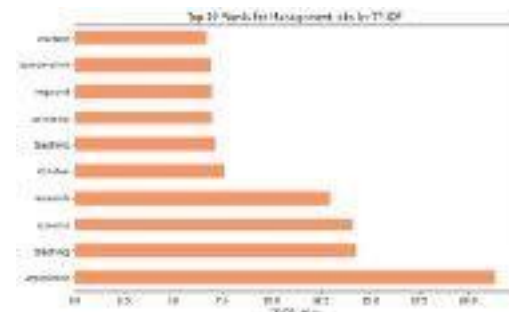
Menghitung *Term Frequency-Invers Document Frequency* (TF-IDF)

$$TF-IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t)$$

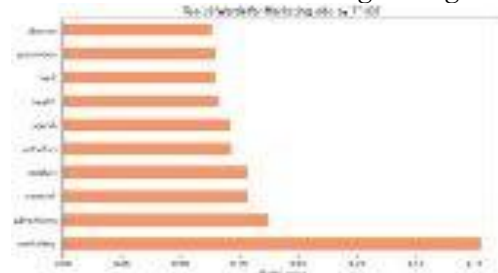
Visualisasi nilai TF-IDF dari 6 kategori dalam bentuk grafik adalah sebagai berikut.



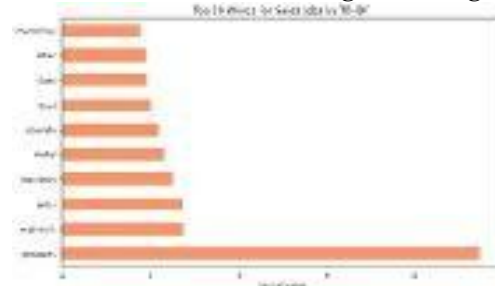
Gambar 3. TF-IDF bidang teknologi



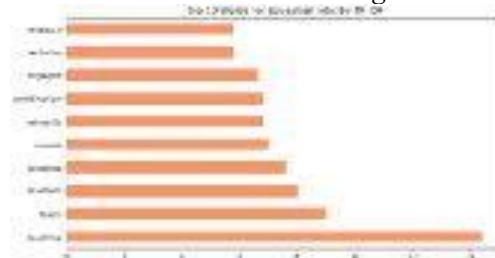
Gambar 4. TF-IDF bidang manajemen



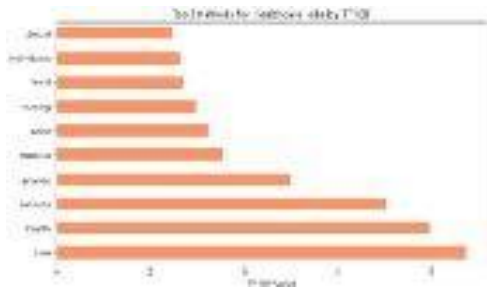
Gambar 5. TF-IDF bidang marketing



Gambar 6. TF-IDF bidang sales



Gambar 7. TF-IDF bidang pendidikan



Gambar 8. TF-IDF bidang kesehatan

Gambar 3 sampai dengan 8 menunjukkan hasil kata kunci yang relevan dengan bidang tertentu. Sebagai contoh, pada gambar 8 terdapat 10 kata kunci yang relevan dibidang kesehatan. Kata kunci hasil perhitungan algoritma inilah yang akan mempengaruhi rekomendasi pekerjaan yang dimasukkan pada kotak pengalaman.

2) Cosine Similarity

Berikut Tahapan Perhitungan *Cosine Similarity* menggunakan *sample* bidang pendidikan dan bidang kesehatan.

Mendapatkan Vektor TF-IDF

Vektor Pendidikan

14.4, 9.0, 7.9, 7.6, 6.9, 6.79, 6.7, 6.6, 5.8,5.7

Vektor Kesehatan

8.7, 7.9, 7.0, 5.0, 3.5, 3.2, 2.9, 2.6, 2.6, 2.4

Menghitung Produk Titik (*Dot Product*)

$$A \cdot B = \sum_{i=1}^n A_i \times B_i$$

Dot Product

$$(14.4 \times 8.7) + (9.0 \times 7.9) + (7.9 \times 7.0) + (7.6 \times 5.0) + \dots + (5.7 \times 2.4) = 427.83$$

Menghitung Panjang Vektor (*Norm*)

$$\|A\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2}$$

Panjang *norm* Pendidikan = $\sqrt{(14.4) + (9.0) + (7.9) + (7.6) + \dots + (5.7)}$

Hasilnya adalah 30.7

Panjang *norm* Kesehatan = $\sqrt{(8.7) + (7.9) + (7.0) + (5.0) + \dots + (2.4)}$.

Hasilnya adalah 19.8 Menghitung *Cosine Similarity*

$$Similarity(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

Cosine Similarity

$$427.83 / 30,7 \times 19,8 = 0,96$$

Tabel 1. Nilai *Cosine Similarity*

Kategori	Pendidikan	Kesehatan	Edukasi	Manajemen	Salah	Indikator
Pendidikan	1.00	0.98	0.90	0.85	0.80	0.75
Kesehatan	0.98	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80
Edukasi	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90	0.85
Manajemen	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90
Salah	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95
Indikator	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00

Tabel 1 merupakan nilai *cosine similarity* yang telah dihitung menggunakan rumus pada tahap sebelumnya dengan sample bidang pendidikan dan kesehatan. Hasil perhitungan nilai cosine similarity sample ditandai dengan angka bercetak tebal.

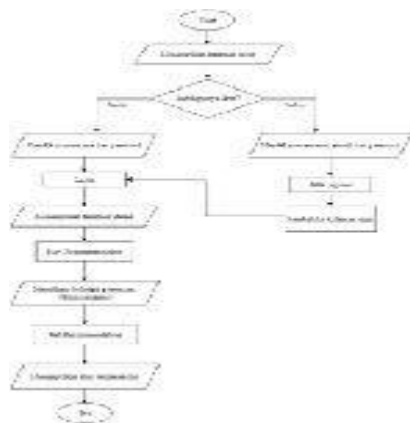
Evaluation

Evaluasi dalam konteks sistem yang telah dibuat ini bertujuan untuk menilai sejauh mana hasil rekomendasi sistem mendekati harapan atau preferensi pencari kerja. Evaluasi dilakukan melalui 3 teknik evaluasi yakni precision, recall, dan F1 score.

Deployment

Sistem rekomendasi pekerjaan yang telah dibangun akan diintegrasikan ke dalam platform berbasis web menggunakan metode *prototype*, dimulai dari integrasi dengan algoritma yang telah diproses di Google Colab, pengkodean frontend, menjalankan *real time processing*, serta pengujian dengan flask dengan menyiapkan virtual environment terlebih dahulu.

Flowchart:



Gambar 9. *Flowchart*

HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Sistem

Tampilan halaman login pada gambar 10 untuk melakukan autentikasi sebelum pengguna mengakses fitur utama dari website rekomendasi pekerjaan. Apabila sudah memiliki akun pengguna bisa langsung login dan apabila belum memiliki akun pengguna harus melakukan register terlebih dahulu.



Gambar 10. *Halaman login*

Halaman register pada gambar 11 untuk user yang belum memiliki akun, cara mendaftar cukup dengan memasukkan nama pengguna, alamat email, dan password yang nantinya akan masuk kedalam database (dalam penelitian ini semua database masuk ke dalam file .csv pada Microsoft Visual Studio yang bisa diekspor menjadi file excel). Apabila sudah terdaftar silahkan Kembali ke halaman login.



Gambar 11. *Halaman register*

Setelah berhasil login, akan muncul tampilan seperti pada gambar 12 yaitu halaman dashboard untuk melakukan aktivitas selanjutnya yaitu memulai rekomendasi



Gambar 12. *Halaman dashboard*

Pada halaman dashboard terdapat satu- satunya button untuk memulai rekomendasi yang Ketika di klik akan menampilkan halaman *get recommendation* seperti pada gambar 13.



Gambar 13. *Halaman get recommendation*

Pada gambar 14 , pengguna dapat memasukkan pengalamannya menggunakan bahasa inggris karena

dataset pada penelitian ini menggunakan bahasa inggris. Pada halaman ini terdapat penjelasan bagaimana cara memasukkan pengalaman dan bagaimana cara mengulanginya apabila hasil yang keluar belum sesuai.

Gambar 14. Contoh memasukkan pengalaman

Hasil rekomendasi pekerjaan ditunjukkan pada gambar 15. Pada halaman ini terlihat hasil dari pengalaman yang telah dimasukkan sebelumnya lengkap dengan persentase dan bidangnya.

Gambar 15. Hasil rekomendasi

Pengujian Evaluasi CRISP-DM

Data skala likert dari kuisioner hasil evaluasi dapat digunakan untuk menunjukkan keakuratan dan relevansi rekomendasi berdasarkan pengalaman pengguna yaitu tim intern Sandination Academy.

Pengguna yang memberikan skala 5 menunjukkan tingkat kepuasan yang tinggi dan rekomendasi dianggap relevan (*True Positives/TP*), nilai 4 menunjukkan kepuasan yang cukup dan masih terhitung kedalam kelompok (TP), nilai 3 dan 2 menunjukkan kondisi rekomendasi yang kurang relevan (*False Positives/FP*), dan nilai 1 menunjukkan bahwa rekomendasi sama sekali tidak relevan (*False Negatives/FN*).

Gambar 16 dan 17 merupakan persentase hasil survei evaluasi dari pertanyaan Google form yang diajukan kepada partisipan penelitian yaitu tim intern Sandination Academy (Akademi kepemimpinan milik Pak Sandiaga Uno).



Gambar 16. Persentase hasil survei evaluasi (1)



Gambar 17. Persentase hasil survei evaluasi (2)

Persentase hasil survei evaluasi menunjukan rangkuman skala likert berikut. Skala Likert 5(sangat relevan): 2 orang (20%)
Skala Likert 4(cukup relevan):7 orang (70%)

Skala Likert 3(kurang relevan):1orang (10%)
Skala Likert 2(kurang relevan): 0 orang (0%)
Skala Likert 1(tidak relevan): 0 orang (0%)

True Positives (TP) adalah pengguna yang memberikan nilai Skala Likert 5 (2 orang) dan Skala Likert 4 (7 orang), hal ini menunjukkan system rekomendasi dianggap relevan dengan preferensi mereka, total TP 9 orang (90%). *False Positives* (FP) adalah pengguna yang memberikan nilai Skala Likert 3 (1 orang) dan Skala Likert 2 (0 orang), hal ini menunjukkan sistem rekomendasi dianggap kurang relevan dengan preferensi mereka, total FP 1 orang (10%). Tidak ada pengguna yang memberikan nilai 1, sehingga *False Negatives* (FN) adalah 0%.

Evaluasi dihitung menggunakan 3 teknik yaitu *Precision* (mengukur akurasi dari rekomendasi yang relevan), *Recall* (menangkap semua relevansi pekerjaan dalam data set), dan *F1 Score* (keseimbangan antara *precision* dan *recall*).
Precision

$$Precision = \frac{True\ Positives\ (TP)}{True\ Positives\ (TP) + False\ Positives\ (FP)}$$

Keterangan :

TP = *True Positif* (rekomendasi yang relevan)

FP = *False Positif* (rekomendasi kurang relevan)

FN = *False Negative* (rekomendasi tidak relevan)

$$Precision = TP/TP + FP = 9/9 + 1 = 90 \%$$

Recall

$$Recall = \frac{Jumlah\ rekomendasi\ yang\ relevan}{Jumlah\ data\ pekerjaan\ relevan\ yang\ sebenarnya\ tersedia\ dalam\ data}$$

$$Recall = TP/TP + FN = 9/9 + 0 = 100 \%$$

F1 Score

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1\ Score = 2 \times Precision \times Recall / Precision + Recall = 2 \times 90 \times 100/ 90 + 100 = 94, 7\%$$

Blackbox Testing

Tabel 2. Hasil blackbox testing

Test Case	Description	Expected Result	Status
Logic dan Registrasi	Memonitor pengguna dapat menerima email baru dan login dengan kredensial yang benar	Pengguna dapat login dan registrasi dengan lancar.	Pass
Proses dan Pengaliran	Memonitor apakah sistem dapat pengaliran kerja dengan baik dan dapat menerima input yang relevan data.	Sistem dapat menerima data dalam format yang benar dan dapat memproses pengaliran kerja.	Pass
Tampilan Rekomendasi	Memonitor apakah sistem dapat menginput pengaliran kerja sistem dapat merekomendasikan yang relevan.	Sistem menghasilkan rekomendasi pekerjaan yang relevan dengan data yang diberikan.	Pass
Visualisasi dan hasil rekomendasi	Memonitor hasil rekomendasi ditampilkan dengan jelas, menarik dan relevan rekomendasi dapat dilihat secara umum.	Rekomendasi pekerjaan ditampilkan dengan format yang menarik dan relevan.	Pass

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem rekomendasi dapat berfungsi dan dapat merekomendasi pekerjaan sesuai dengan pengalaman pengguna. Namun, ditemukan beberapa kekurangan kecil dalam hal kecepatan pemrosesan data dan tampilan antarmuka pengguna yang masih perlu disempurnakan lebih lanjut.

Hasil berupa sistem rekomendasi pekerjaan pada penelitian ini dapat dikatakan relevan dengan kondisi pasar kerja. Di sektor teknologi, pekerjaan seperti pengembang perangkat lunak sangat dicari oleh start up teknologi. Begitu pula dengan sektor kesehatan yang semakin berkembang pasca-pandemi, Perusahaan membutuhkan pekerja yang benar benar mampu dan memiliki pengalaman dibidangnya. Sistem ini dapat membantu pencari kerja menemukan peluang yang lebih sesuai dengan keterampilan yang dimilikinya.

Meskipun sistem ini telah menghasilkan rekomendasi yang relevan dengan tren pasar, penelitian ini perlu diperbarui secara berkala dimulai dari dataset pekerjaan untuk mengakomodasi perubahan cepat yang terjadi di pasar kerja hingga pengujian sistem kembali di tempat

penelitian dengan lingkup partisipan yang lebih besar.

Dibandingkan dengan pendekatan lain seperti pada penelitian sebelumnya menggunakan *content-based filtering*, sistem rekomendasi ini memiliki keunggulan yang cukup signifikan dalam hal akurasi pencocokan pekerjaan. Algoritma TF-IDF dan Cosine Similarity berhasil mengidentifikasi kesamaan antara deskripsi pekerjaan dan keterampilan pengguna lengkap dengan rekomendasi persentasenya.

Penelitian sebelumnya menerapkan *content-based filtering* yang berfokus pada konten pekerjaan tanpa pengelompokan. Namun, sistem ini memiliki perbedaan yakni membentuk kelompok pekerjaan berdasarkan kategori-kategori industri yang relevan, seperti teknologi, manajemen, pendidikan, sales, marketing dan kesehatan, sehingga dapat memberikan rekomendasi yang lebih spesifik sesuai dengan pengalaman dan keterampilan pencari kerja.

Keterbatasan dari sistem ini adalah penggunaan dataset yang terbatas (hanya 923 deskripsi pekerjaan), yang memengaruhi keberagaman rekomendasi yang dapat diberikan. Untuk meningkatkan hasil rekomendasi, dibutuhkan dataset yang lebih luas dan lebih variatif.

Meskipun sistem ini menunjukkan hasil yang sangat baik dalam evaluasi (Precision 90%, Recall 100%, dan F1 Score 94.7%), di masa mendatang sangat diperlukan penelitian serupa dengan cakupan data yang lebih besar dan menggunakan bahasa yang beragam seperti Bahasa Indonesia. Dengan demikian, ada manfaat berkelanjutan yang meningkatkan akurasi, relevansi serta dapat menjangkau lebih banyak pencari kerja baik dari dalam negeri maupun luar negeri.

Setelah terlaksananya penelitian menggunakan algoritma TF-IDF dan Cosine Similarity ini, pada penelitian selanjutnya disarankan menambahkan penggunaan AI Generatif dalam sistem rekomendasi pekerjaan, hal ini akan memungkinkan peningkatan personalisasi

rekomendasi pekerjaan, serta memprediksi pekerjaan yang mungkin belum ada dalam dataset dan relevan dengan keterampilan pengguna.

PENUTUP

Berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan sistem rekomendasi pekerjaan menggunakan algoritma TF-IDF dan Cosine Similarity berhasil meningkatkan akurasi pencocokan pekerjaan. Hasil evaluasi akhir dengan Precision 90%, Recall 100%, dan F1 Score 94.7%, membuktikan bahwa sistem rekomendasi ini berhasil memberikan hasil yang relevan dan akurat.

Namun, penelitian terbatas hanya pada 923 deskripsi pekerjaan dan skala pengujian dalam lingkup kecil (tim intern Sandination Academy). Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih banyak data pekerjaan dari berbagai sumber, menggunakan bahasa Indonesia, meningkatkan jumlah sampel pengguna serta melibatkan Artificial Intelligence (AI) dan Machine Learning, yang dapat meningkatkan kemampuan sistem rekomendasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. M. R. D. Z. P. W. A. H. Crismastiana Koloman, "Sistem Rekomendasi Pekerjaan di bidang IT Menggunakan Algoritma Content-Based Filtering," *Journal of Creative Student Research (JCSR)*, vol. Vol.1 No.6, pp. 78-88, 2023.
- [2] D. H. U. N. Rio Al Rasyid, "Penerapan Algoritma TF-IDF dan Cosine Similarity untuk Query Pencarian Pada Dataset Destinasi Wisata," *JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, Vols. Vol 8, No. 1, pp. 170-178, 2024.
- [3] H. Z. K. M. Apriyani, "Penerapan Algoritma Cosine Similarity dan Pembobotan TF-IDF System Penerimaan Pembobotan TF-IDF System Penerimaan," *Jurnal Bumigora Information Technology*

- (BITE), Vols. Vol.3, No.1, pp. 19-27, 2021.
- [4] Y. M. P. E. S. Abdur Ro'uf, "Sistem Rekomendasi Pekerjaan Menggunakan Content Based Similarity," JUTISI Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi, Vols. Vol. 12, No. 2, pp. 618-626, Agustus 2023 .
- [5] S. Z. M. A. Y. Alya Fitria, "Sistem Rekomendasi Lowongan Pekerjaan Menggunakan Content Based Filtering," JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika), vol. 10 No. 3, pp. 421-427, 2024.
- [6] D. E. R. P. R. N. S. Didi Rizwan, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Berbasis Kecerdasan Buatan Untuk Meningkatkan Pengalaman Pengguna Di Platform E-Commerce," Jurnal Komputer Teknologi Informasi Sistem Komputer, vol. Vol 2 No.3, pp. 572-580, Februari 2024.
- [7] S. S. ., A. S. H. Msy Aulia Hasanah, "Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir," Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC), vol. Vol.5 No.2, pp. 103-108, 2021.
- [8] I. K. S. N. Yogasetya Suhandi, "Penerapan Metode Crisp-DM Dengan Algoritma K-Means Clustering Untuk Segmentasi Mahasiswa Berdasarkan Kualitas Akademik," Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer MH Thamrin, vol. Vol 6. No.2, pp. 12-20, September 2020.

Halaman ini sengaja dikosongkan.