

PERBANDINGAN METODE KLASIFIKASI UNTUK PENGELOMPOKAN RISIKO MAGANG MAHASISWA

Audry Febrisa Sidabutar, Roni Habibi, Woro Istri Rahayu

Vokasi, Sarjana Terapan Teknik Informatika, Universitas Logistik dan Bisnis
Jl. Sariasih No.54, Kota Bandung 40151, Jawa Barat, Indonesia
audryfsdbtr@gmail.com

ABSTRAK

Program magang di perusahaan telah menjadi metode penting dalam mengembangkan keterampilan dan pengalaman kerja bagi mahasiswa di dunia nyata. Meskipun memberikan banyak manfaat seperti meningkatkan kemampuan interpersonal dan memperluas jaringan kontak, program magang juga melibatkan risiko tertentu. Oleh karena itu, penting bagi institusi pendidikan dan perusahaan penyelenggara untuk memiliki pemahaman menyeluruh terhadap semua aspek program ini dan melakukan evaluasi secara berkala guna mengurangi risiko yang terkait. Penelitian ini memiliki tujuan utama untuk menganalisis dan membandingkan model klasifikasi machine learning, yaitu *SVM*, *Multinomial Naive Bayes*, *Decision Tree C.45*, dan *Random Forest*, dalam melakukan klasifikasi dan prediksi risiko pada program magang mahasiswa. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui kuisioner yang berisi pernyataan seputar program magang, dan penulis berhasil mengumpulkan tanggapan dari 119 responden. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan performa model-model tersebut berdasarkan metrik evaluasi yang relevan, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil perbandingan model tersebut menunjukkan bahwa model *SVM* menjadi model yang optimal untuk diimplementasikan dengan nilai akurasi, presisi, recall, dan skor f1 tertinggi, yaitu 100%.

Kata Kunci: *Evaluasi, Metode Klasifikasi, Program Magang, Risiko.*

1. PENDAHULUAN

Pada era revolusi saat ini, program magang di perusahaan telah menjadi metode penting dalam pengembangan keterampilan dan pengalaman kerja bagi mahasiswa [1]. Menurut penelitian, kerjasama dengan industri melalui program magang dapat meningkatkan kinerja industri [2]. Kerjasama antara universitas dan industri untuk menyelesaikan masalah ilmiah, sosial, ekonomi, dan politik seperti demokrasi, keberlanjutan, dan pemahaman inkulturasi [3]. Seperti kolaborasi ilmiah, kolaborasi universitas-industri ditentukan oleh perilaku, misi, dan masyarakat [4].

Untuk menciptakan sinergi kerjasama yang berkelanjutan, hubungan dengan mitra harus dipertahankan. Industri dapat menekan biaya riset dengan bekerja sama dengan program riset dan pengembangan teknologi [5]. Melalui kerjasama ini, perusahaan dapat menyebarluaskan temuan penelitian yang bisa membantu untuk kemajuan perusahaan [6]. Industri lebih suka memanfaatkan lembaga riset potensial daripada menghabiskan lebih banyak uang untuk riset mereka sendiri [7].

Walaupun universitas menawarkan program magang, selalu ada kemungkinan bekerja sama dengan industri, dengan dampak positif maupun negatif bagi mitra. Salah satu contohnya, industri sering mengeluh tentang kinerja mahasiswa karena dua alasan utama: kualifikasi yang tidak sesuai dan universitas yang tidak siap untuk mengikuti perubahan di pasar [8]. Problem-problem ini dapat menyulitkan industri yang terkait untuk meningkatkan daya saing mereka, dan ini menunjukkan betapa pentingnya kepuasan peserta dalam program magang universitas.

Kerjasama antara industri dan universitas tentang program magang belum menunjukkan kerja sama yang berkelanjutan dan konsisten dengan komitmen yang kuat. Kepuasan dan kepercayaan membentuk komitmen. Problem-problem ini menunjukkan betapa pentingnya mengidentifikasi potensi bahaya saat melakukan program magang. Oleh karena itu, penelitian harus dilakukan tentang variabel yang mempengaruhi risiko mitra dalam kerjasama antara universitas dan industri [9].

2. TINJAUAN PUSTAKA

Untuk penelitian ini, diperlukan dasar teori yang akan menjadi landasan bagi penelitian. Landasan teori yang digunakan adalah *Machine Learning*, Risiko, Kolaborasi Universitas dan Industri, dan Magang.

2.1 Metode Klasifikasi Machine Learning

Metode klasifikasi pada machine learning adalah serangkaian teknik komputasional yang digunakan untuk mengelompokkan atau mengklasifikasikan data ke dalam kategori atau kelas yang telah ditentukan. Tujuan utama dari metode klasifikasi ini adalah untuk mengembangkan model yang dapat mempelajari pola-pola dari data pelatihan dan kemudian menggunakan pola-pola ini untuk mengklasifikasikan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.2 Risiko

Risiko, menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), merujuk pada akibat yang tidak menyenangkan, merugikan, atau membahayakan yang dapat timbul dari suatu perbuatan atau tindakan. Tinjauan literatur tentang risiko menunjukkan konsep

risiko didefinisikan secara beragam. Definisi risiko yang diterima secara umum mencakup “perubahan yang tidak diketahui dalam nilai sistem di masa depan” [10] dan ukuran kemungkinan-kemungkinan, konsekuensi, dan waktu dari suatu peristiwa.

2.3 Kolaborasi Universitas dan Industri

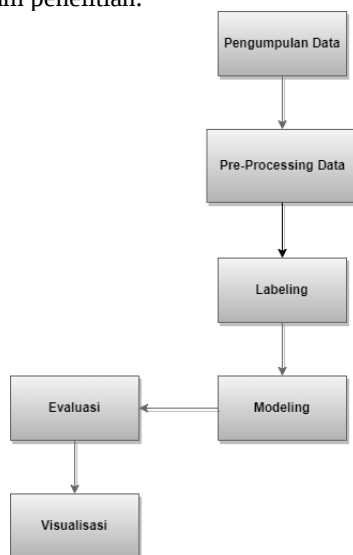
Luasnya dimensi kolaboratif kolaborasi universitas dan industri berarti bahwa berbagai terminologi, pendekatan penelitian, dan metodologi dapat dikembangkan untuk memastikan kolaborasi yang berhasil. Terminologi dan pendekatan untuk menciptakan kolaborasi ini meliputi inter-disiplin, multi-disiplin, trans-disiplin, dan lintas disiplin. [11] mengemukakan bahwa metode penelitian yang digunakan dapat melalui bibliometrik, wawancara, observasi, eksperimen terkontrol, survey, simulasi, analisis media sosial, dan analisis dokumen.

2.4 Magang

Magang adalah pengalaman kerja atau pekerjaan yang diarahkan dengan hati-hati dimana siswa memiliki tujuan pembelajaran, yaitu untuk merefleksikan apa yang akan mereka ambil dari pengalaman. Menurut [12], magang adalah jembatan antara teori kelas dan dunia praktis. Magang adalah bagian dari kurikulum, praktikum profesional yang dilaksanakan dengan memberikan siswa pengalaman nyata dengan bekerja di industri.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan dan teori. Berikut Gambar 1 yang menunjukkan tahapan dalam penelitian.



Gambar 1. Alur Penelitian

Langkah-langkah pada alur penelitian sebagai berikut.

3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah melalui penyebaran kuisioner.

Pada penyebaran kuisioner yang dilakukan berisi pernyataan yang berkaitan dengan tujuan penelitian.

3.2. Pre-Processing Data

Setelah pengumpulan data, langkah selanjutnya yaitu *Pre-Processing Data*. *Pre-Processing Data* merupakan proses transformasi data mentah menjadi format yang lebih mudah untuk dianalisis [13]. Beberapa langkah yang dilakukan pada tahap ini adalah dengan menghilangkan data yang rusak dan tidak akurat dari kumpulan data yang tersedia dikenal sebagai *Data Cleaning* [14]. Tujuan pembersihannya adalah untuk menghilangkan data yang mengandung NaN, sehingga data menjadi lebih bersih dan konsisten untuk analisis lebih lanjut.

3.3. Labeling

Setelah tahap *preprocessing data* selesai, langkah berikutnya adalah melakukan prosedur *Labeling* pada setiap responden dalam dataset. *Labeling* data adalah proses memberikan label atau kategori pada data yang ada untuk tujuan analisis atau pembelajaran mesin. Pemberian label ini bertujuan untuk mengidentifikasi atau mengklasifikasikan data ke dalam kategori tertentu agar dapat digunakan dalam berbagai macam analisis, prediksi, atau pengambilan keputusan.

3.4. Modeling

Setelah *Cross-validation* selesai, selanjutnya adalah modeling. Modeling adalah proses membuat sistem untuk mengenali pola data atau membuat suatu prediksi dari data. Dalam tahapan ini, dilakukan inisialisasi model SVM, *Multinomial Naive Bayes*, *Decision Tree C.45*, dan *Random Forest*.

3.5. Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk menilai sejauh mana model yang telah dibangun dapat menghasilkan prediksi atau klasifikasi yang akurat dan dapat diandalkan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Beberapa metrik dan teknik evaluasi yang digunakan dalam hasil modeling adalah sebagai berikut:

- Akurasi (Accuracy)**
metrik yang mengukur sejauh mana model melakukan prediksi yang benar dibandingkan dengan jumlah total data yang dievaluasi
- Presisi (Precision)**
mengukur sejauh mana hasil positif dari model benar.
- Recall (Sensitivitas)**
mengukur sejauh mana model mampu menemukan atau mengenali hasil positif yang sebenarnya
- F1-Score**
F1-Score adalah ukuran gabungan dari presisi dan recall.
- Confusion Matrix**
Confusion matrix adalah tabel yang menyajikan hasil prediksi model dengan membandingkan

prediksi benar dan prediksi salah untuk setiap kelas atau kategori yang ada.

Evaluasi model sangat penting karena membantu untuk memahami kekuatan dan kelemahan dari model yang telah dibangun.

3.6. Visualisasi

Visualisasi digunakan untuk menyajikan informasi secara grafis agar dapat dipahami dengan lebih baik. Visualisasi dapat berupa grafik, diagram, atau bentuk visual lainnya yang membantu dalam menginterpretasikan hasil penelitian dan menyampaikan temuan secara efektif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini sumber data didapatkan berdasarkan hasil dari kuisioner. kuisioner adalah kumpulan pertanyaan atau pernyataan yang disusun agar dijawab oleh responden untuk mengetahui persepsi responden tentang risiko pada program magang.

4.2. Teknik pengumpulan data kuisioner

Jenis teknik pengumpulan data kuisioner pada penelitian yaitu data primer. Data primer adalah kuisioner yang dibagikan kepada pihak-pihak yang berhubungan dengan topik. Pada penyebaran kuisioner yang dilakukan berisi pernyataan yang berkaitan dengan tujuan penelitian. Pada penelitian ini yang menjadi responden nya adalah mahasiswa aktif dan alumni yang sudah pernah melakukan program magang baik WFH maupun WFO. Pada kuisioner ini, responden diharapkan dapat memberikan penilaian terhadap variabel yang terdapat pada kuisioner.

4.3. Analisa Data

Analisis data melibatkan pengelompokan atau klasifikasi data kuisioner berdasarkan tingkat risiko yang teridentifikasi melalui jawaban yang diberikan oleh responden. Tujuan dari analisis ini adalah untuk mengidentifikasi pola atau tren dalam data kuisioner yang berkaitan dengan tingkat risiko yang berbeda dan mendapatkan wawasan tentang seberapa signifikan risiko yang terkait dengan program magang mahasiswa.

4.4. Skala Pengukuran

Pengukuran variabel penelitian menggunakan skala yang mana akan mewakili dalam mengukur persepsi responden terhadap pengaruh risiko. Skala tersebut menggunakan rentang angka 1 sampai 5 terlihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Skala Penilaian Kuisioner

Nilai	Keterangan
1	STS (Sangat Tidak Setuju)
2	TS (Tidak Setuju)
3	N (Netral)
4	S (Setuju)
5	SS (Sangat Setuju)

4.5. Pre-Processing Data

Preprocessing data merupakan tahap kritis dalam analisis data karena dapat mempengaruhi kualitas hasil analisis dan model yang akan digunakan. Dengan melakukan preprocessing data dengan benar, kita dapat memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis atau pemodelan lebih bersih, relevan, dan dapat diandalkan untuk mendapatkan wawasan dan informasi yang bernilai dari data yang telah dikumpulkan.

Tujuan dari preprocessing data adalah untuk membersihkan, mempersiapkan, dan mengubah data menjadi format yang sesuai agar lebih mudah diolah, dipahami, dan diinterpretasikan oleh alat analisis atau model yang akan digunakan.

Pada data dilakukan drop kolom untuk menghilangkan informasi yang kurang relevan dalam analisis atau kolom yang memiliki banyak data yang hilang atau kosong, sehingga data tersebut tidak dapat diisi atau diimputasi. Drop kolom tersebut dapat menjadi pilihan untuk menghindari biar dalam analisis

4.6. Labeling

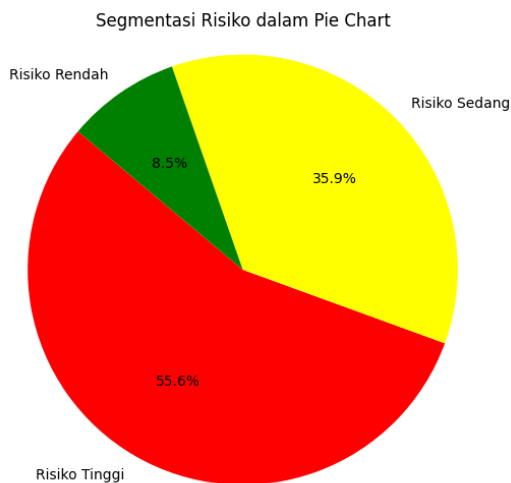
Setelah melakukan preprocessing data, langkah selanjutnya adalah melabeli atau mengidentifikasi kategori pada setiap data dalam dataset. Proses ini disebut sebagai *labeling* data atau data *labeling*. *Labeling data* dilakukan dengan tujuan untuk memberikan informasi atau kategori pada setiap data yang relevan dengan tujuan analisis atau pemodelan yang ingin dicapai.

Berikut merupakan hasil dari *labeling*.

Table 2. Labeling

Jenis Kelamin	Umur	Program Studi-Jurusan	P1	P2	3	...	P31	P32	P33	total	risk_level
Laki-laki	22	D4-Teknik Informatika	2	3	4	...	2	2	2	74	Risiko Tinggi
Perempuan	23	D3-Manajemen Logistik	2	2	2	...	1	1	1	62	Risiko Tinggi
Laki-laki	23	D4-Teknik Informatika	2	2	3	...	1	1	1	59	Risiko Tinggi
Laki-laki	22	D4-Logistik Bisnis	3	2	2	...	2	3	3	93	Risiko Sedang
Laki-laki	24	D4-Teknik Informatika	2	1	2	...	1	1	1	55	Risiko Tinggi
Perempuan	21	D4-Teknik Informatika	1	1	1	...	1	1	1	34	Risiko Tinggi
Perempuan	23	D4-Logistik Bisnis	2	3	2	...	1	1	1	48	Risiko Tinggi
Laki-laki	20	D3-Manajemen Logistik	3	3	3	...	3	3	3	99	Risiko Sedang

Pada tabel 2 diatas menampilkan beberapa data responden dan label kategori untuk masing-masing responden. Pada proses labeling, data dikategorikan dalam 3 level risiko yaitu Risiko Rendah, Risiko Sedang, dan Risiko Tinggi. Dari hasil labeling tersebut, didapatkan jumlah dari setiap level risiko yang ditunjukkan pada Gambar 2 berikut.



Gambar 2. Jumlah Risiko

4.7. Cross-Validation

Cross-validation adalah teknik validasi yang umum digunakan dalam analisis data dan pemodelan machine learning. Tujuan dari *cross-validation* adalah untuk mengevaluasi kinerja model atau algoritma yang telah dibuat menggunakan data yang ada.

Proses *cross-validation* melibatkan pembagian dataset menjadi dua subset, yaitu data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Data pelatihan berfungsi sebagai bahan untuk melatih model, sementara data pengujian digunakan untuk menguji seberapa baik kinerja model yang telah dilatih.

Pada hasil *cross-validation*, data latih (*training data*) adalah x_{train} dan label pelatihan (*training labels*) adalah y_{train} . Data pengujian (*testing data*) adalah x_{test} dan label pengujian (*testing labels*) adalah y_{test} . Parameter $test_size=0.2$ menunjukkan bahwa data pengujian akan berukuran 20% dari keseluruhan dataset, sedangkan data latih akan berukuran 80%.

4.8. Modeling

Modeling data adalah proses pembuatan model statistik atau model machine learning berdasarkan data latih (*training data*) untuk menggambarkan atau memahami pola, hubungan, atau tren dalam data tersebut. Tujuan dari modeling data adalah untuk memprediksi atau memberikan penjelasan atas fenomena yang terjadi di dalam dataset.

Proses modeling data umumnya melibatkan beberapa langkah, antara lain pemilihan model, pembuatan model, pengoptimalan model, dan evaluasi model.

Beberapa model yang digunakan pada penelitian ini adalah *SVM*, *Multinomial Naïve Bayes*, *Decision Tree C.45*, dan *Random Forest*.

4.9. Evaluasi

Setelah melatih model menggunakan data latih dan menguji kinerja model dengan data pengujian, penulis melakukan evaluasi terhadap hasil prediksi dari masing-masing model untuk memahami sejauh mana model dapat memprediksi risiko program magang mahasiswa dengan akurat.

Penulis menggunakan beberapa metrik evaluasi untuk mengukur kinerja model, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

a. SVM (Support Vector Machine)

SVM adalah model yang baik untuk tugas klasifikasi, termasuk prediksi risiko. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi, presisi, recall, dan f1-score mencapai 100% dan merupakan model terbaik pada penelitian ini.

b. Multinomial Naïve Bayes

Multinomial Naïve Bayes adalah model probabilistik yang cocok untuk prediksi risiko program magang. Hasil evaluasi pada model ini memiliki akurasi, presisi, recall, dan f1-score sebesar 59,32%.

c. Decision Tree C.45

Hasil evaluasi dari model *Decision Tree C.45* menunjukkan bahwa akurasi, presisi, recall, dan f1-score sebesar 67,80%.

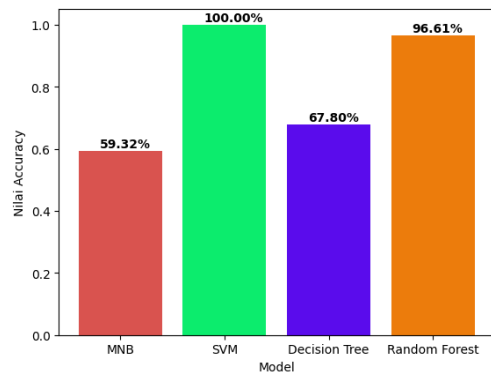
d. Random Forest

Random Forest adalah model ensemble learning yang menggabungkan banyak pohon keputusan untuk memberikan prediksi yang lebih akurat dan mengurangi overfitting. Pada hasil evaluasi model ini, akurasi, presisi, recall, dan f1-score menghasilkan sebesar 96,61% yang merupakan akurasi tertinggi kedua setelah model *SVM*.

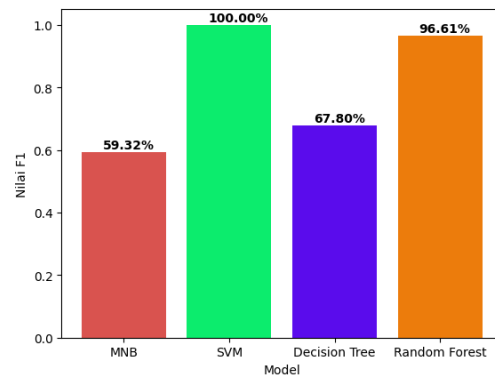
4.10. Visualisasi

Pada visualisasi menampilkan *bar chart* yang menampilkan nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score dari beberapa model *machine learning* yang telah dievaluasi sebelumnya. Dalam visualisasi tersebut, terdapat beberapa model yang dievaluasi yaitu, *Multinomial Naive Bayes* (MNB), *SVM*, *Decision Tree*, *Random Forest*. Dengan menggunakan visualisasi data, perbandingan antara akurasi, presisi, recall, dan f1-score dari model-model tersebut dapat dilihat dengan lebih jelas dan mudah dipahami.

Accuracy, merupakan metrik yang mengukur sejauh mana model dapat melakukan prediksi dengan tepat. Untuk menghitung akurasi, jumlah prediksi yang benar dibagi dengan jumlah total prediksi yang dilakukan oleh model.

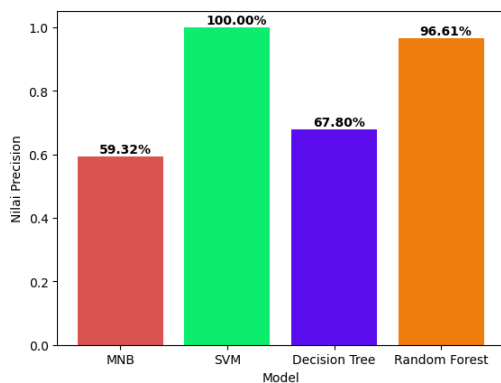


Gambar 3. Accuracy Model



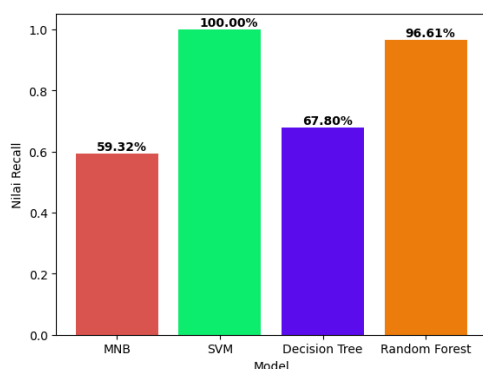
Gambar 6. F1-score

Precision, mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi kasus positif. Presisi dihitung dengan membagi jumlah prediksi positif yang benar dengan jumlah total prediksi positif yang dilakukan oleh model.



Gambar 4. Precision

Recall, metrik yang mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar dari keseluruhan jumlah data positif yang sebenarnya. Untuk menghitung recall, jumlah prediksi positif yang benar dibagi dengan jumlah total contoh positif yang ada.



Gambar 5. Recall

F1-score adalah metrik yang menggabungkan presisi dan recall menjadi satu angka untuk memberikan gambaran keseluruhan tentang performa model. F1-score merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall, yang memberikan bobot yang seimbang antara keduanya.

Hasil evaluasi dari *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* menunjukkan bahwa model *Random Forest* dan *SVM* memiliki akurasi yang paling tinggi dengan nilai 99,55%, yang berarti model tersebut memberikan akurasi prediksi yang benar secara keseluruhan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam memprediksi risiko program magang mahasiswa, model *SVM* memiliki akurasi yang paling tinggi dengan nilai 100% kemudian akurasi tertinggi kedua yaitu pada model *random forest* dengan tingkat akurasi sebesar 96,61%. Model tersebut menunjukkan performa yang baik serta memiliki hasil evaluasi yang tinggi. Namun, setiap model memiliki *trade-off* antara akurasi, presisi, dan recall. Rekomendasi untuk institusi pendidikan dan perusahaan penyelenggara program magang adalah mempertimbangkan pemilihan model yang sesuai dengan kebutuhan dan tujuan mereka. Penelitian ini memberikan kontribusi pada pemahaman tentang hubungan universitas-industri dan penerapan machine learning dalam pendidikan dan pengembangan tenaga kerja. Meskipun hasilnya berharga, penelitian ini memiliki keterbatasan yang perlu dipertimbangkan dalam pengembangan lebih lanjut.

Penelitian ini memberikan saran sebagai berikut: Mempertimbangkan variabel lain yang relevan, Memastikan kualitas data yang baik dan representatif, Eksplorasi teknik machine learning lain, Lakukan studi lebih mendalam tentang hubungan universitas-industri.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Hakim, "Prosiding Konferensi Nasional Ekonomi Manajemen dan Akuntansi (KNEMA) Journal Homepage Strategi Kolaborasi Antara Perguruan Tinggi, Industri dan Pemerintah: Tinjauan Konseptual Dalam Upaya Meningkatkan Inovasi Pendidikan dan Kreatifitas Pembelajaran di Perguruan Tinggi".
- [2] M. Muflih, "Kepuasan Industri Keuangan Syariah terhadap Kinerja Mahasiswa Magang Perguruan Tinggi: Analisis Teori Ekspektasi-Diskonfirmasi," *JPEKA: Jurnal Pendidikan Ekonomi, Manajemen dan Keuangan*, vol. 5, no.

- 1, pp. 13–22, Nov. 2021, doi: 10.26740/jpeka.v5n1.p13-22.
- [3] O. : Lina, A. Staf, P. Fakultas, E. Universitas, and K. Maranatha Bandung, “KOLABORASI UNIVERSITAS-INDUSTRI: TINJAUAN KONSEPTUAL MEKANISME TRANSFER PENGETAHUAN DARI UNIVERSITAS KE INDUSTRI,” 2008.
- [4] D. H. Sonnenwald, “Chapter 4 COLLABORATIVE VIRTUAL ENVIRONMENTS FOR SCIENTIFIC COLLABORATION: TECHNICAL AND ORGANIZATIONAL DESIGN FRAMEWORKS.”
- [5] O. : Sutrisno, “MEMBANGUN JEJARING KERJA SEBAGAI BAGIAN PENINGKATAN DIKLAT.”
- [6] O. : Lina, A. Staf, P. Fakultas, E. Universitas, and K. Maranatha Bandung, “KOLABORASI UNIVERSITAS-INDUSTRI: TINJAUAN KONSEPTUAL MEKANISME TRANSFER PENGETAHUAN DARI UNIVERSITAS KE INDUSTRI,” 2008.
- [7] F. Sanusi, G. Ganika, U. Sultan, and A. Tirtayasa, “STRATEGI MENINGKATKAN ABSORPTIVE CAPACITY PERUSAHAAN (Studi Empiris pada Perusahaan Jasa Konstruksi Skala Kecil dan Menengah di Banten) PROGRAM STUDI MANAJEMEN FAKULTAS EKONOMI DAN BISNIS UNIVERSITAS KOMPUTER INDONESIA BANDUNG,” 2021.
- [8] S. E. Rogers, C. D. Miller, C. Flinchbaugh, M. Giddarie, and B. Barker, “All internships are not created equal: Job design, satisfaction, and vocational development in paid and unpaid internships,” *Human Resource Management Review*, vol. 31, no. 1, p. 100723, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.hrmr.2019.100723.
- [9] L. Hakim, “Prosiding Konferensi Nasional Ekonomi Manajemen dan Akuntansi (KNEMA) Journal Homepage Strategi Kolaborasi Antara Perguruan Tinggi, Industri dan Pemerintah : Tinjauan Konseptual Dalam Upaya Meningkatkan Inovasi Pendidikan dan Kreatifitas Pembelajaran di Perguruan Tinggi”.
- [10] “ANALISIS DAN MITIGASI RISIKO DENGAN METODE RISK ASSESSMENT.”
- [11] O. : Lina, A. Staf, P. Fakultas, E. Universitas, and K. Maranatha Bandung, “KOLABORASI UNIVERSITAS-INDUSTRI: TINJAUAN KONSEPTUAL MEKANISME TRANSFER PENGETAHUAN DARI UNIVERSITAS KE INDUSTRI,” 2008.
- [12] C. P. Maertz Jr, P. A. Stoeberl, and J. Marks, “Building successful internships: lessons from the research for interns, schools, and employers,” *Career Development International*, vol. 19, no. 1, pp. 123–142, Feb. 2014, doi: 10.1108/CDI-03-2013-0025.
- [13] V. Jane and L. Arockiam, “Survey on IoT Data Preprocessing,” 2021.
- [14] T. Wang *et al.*, “When Sensor-Cloud Meets Mobile Edge Computing,” *Sensors*, vol. 19, no. 23, p. 5324, Dec. 2019, doi: 10.3390/s19235324