



## Klasifikasi Loyalitas Pengguna Sistem *E-Learning* Menggunakan *Net Promoter Score* dan *Machine Learning*

Didi Supriyadi<sup>#1</sup>, Sisilia Thya Safitri<sup>#2</sup>, Rona Nisa Sofia Amriza<sup>#3</sup>, Daniel Yeri Kristiyanto<sup>#4</sup>

<sup>#</sup>Program Studi Sarjana Sistem Informasi, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto  
Jl. D.I. Panjaitan No. 128 Purwokerto, 53147

<sup>1</sup>didisupriyadi@ittelkom-pwt.ac.id

<sup>2</sup>sisil@ittelkom-pwt.ac.id

<sup>3</sup>rona@ittelkom-pwt.ac.id

<sup>4</sup>daniel@ittelkom-pwt.ac.id

**Abstrak**— *E-Learning* merupakan salah satu produk layanan berbasis teknologi informasi yang dikembangkan dengan tujuan untuk meningkatkan kualitas pembelajaran pada perguruan tinggi. Kesuksesan implementasi sistem *e-learning* tidak lepas dari peran aktif dan kesetiaan pengguna (*customer loyalty*) untuk memberikan penilaian maupun *feedback* untuk peningkatan kualitas layanan yang meliputi efektivitas, efisiensi dan kepuasan dari kegunaan *e-learning* secara terus menerus. Kepuasan pelanggan berdampak positif terhadap retensi pelanggan, hingga pembelian produk atau jasa lanjutan pelanggan dan kepuasan pelanggan dianggap sebagai faktor utama loyalitas pelanggan. Kegunaan *e-learning* dapat diukur menggunakan kerangka kerja *System Usability Scale* (SUS). Sedangkan untuk mengetahui tingkat loyalitas pengguna *e-learning* dapat menggunakan pendekatan *Net Promoter Scale* (NPS). Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan algoritma *Decision Trees*, *Naïve Bayes*, dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk klasifikasi tingkat loyalitas pengguna *e-learning* dengan pendekatan kategori berdasarkan NPS. Dataset terdiri atas 100 data yang berasal dari penilaian kepuasan pengguna dari dosen dan mahasiswa sebagai pengguna *e-learning*. Dataset dibagi menjadi 80:20 untuk data *training* dan data *testing*. Penerapan metode *10-fold cross validation* pada pengujian ketiga model algoritma berhasil menghindarkan model dari kondisi *underfitting* maupun *overfitting*. Pengujian kinerja dari tiap – tiap model algoritma *machine learning* menggunakan *confusion matrix* yang meliputi parameter *accuracy*, *sensitivity*, dan *precision*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma *Decision Trees* memiliki tingkat akurasi terbaik yaitu sebesar 95%, diikuti dengan *Naïve Bayes* dengan tingkat akurasi sebesar 90% dan KNN dengan tingkat akurasi sebesar 85%.

**Kata kunci**— *E-Learning*, *Customer Loyalty*, *NPS*, *Decision Trees*, *Naïve Bayes*, *KNN*

### I. PENDAHULUAN

Loyalitas pelanggan atau konsumen (*customer loyalty*) merupakan salah satu indikator keberhasilan bisnis

organisasi, baik organisasi *profit* maupun *non-profit oriented*. Loyalitas pelanggan merupakan wujud kesetiaan pelanggan kepada penyedia jasa ataupun produk dalam menggunakan jasa atau produk yang disediakan secara berkelanjutan. Loyalitas pelanggan dapat terjadi dikarenakan kepuasan pelanggan yang tinggi terhadap kualitas jasa atau produk yang dirasakan dan biasanya akan cenderung untuk merekomendasikan jasa atau produk tersebut kepada orang lain. Literatur penelitian menjelaskan bahwa kepuasan pelanggan terhadap produk ataupun jasa akan mempengaruhi keputusan pelanggan untuk menggunakan kembali atau tidak terhadap produk atau jasa yang digunakan sebelumnya [1].

*E-Learning* pada sebuah perguruan tinggi merupakan salah satu produk layanan berbasis teknologi informasi yang dikembangkan dengan tujuan untuk meningkatkan kualitas pembelajaran. *E-Learning* merupakan sarana yang sangat berperan strategis bagi Lembaga ataupun instansi Pendidikan termasuk bagi perguruan tinggi di masa pandemik COVID-19 dengan diberlakukannya kebijakan sistem pembelajaran dalam jaringan (*daring*). Kesuksesan implementasi sistem *e-learning* tidak lepas dari peran aktif dan kesetiaan pengguna untuk memberikan penilaian maupun *feedback* untuk peningkatan kualitas layanan dari *e-learning* secara terus menerus. Untuk itu, Institut Teknologi Telkom Purwokerto atau IT Telkom Purwokerto senantiasa melakukan evaluasi kepuasan *customer* termasuk dosen dan mahasiswa terhadap setiap layanan yang dapat dinilai dari aspek kegunaan atau *usability*.

Seorang pelanggan menggunakan produk ataupun jasa dengan tujuan untuk memperoleh manfaat dari jasa maupun produk tersebut. Beberapa tujuan tersebut antara lain efektivitas, efisiensi serta kepuasan[2], [3]. Tujuan tersebut sesuai dengan definisi dari *usability* menurut *International Organization for Standardization* (ISO) [4]. Penelitian yang pernah dilakukan di IT Telkom Purwokerto untuk mengukur tingkat *usability* dari sistem *e-learning*

adalah menggunakan kerangka kerja *System Usability Scale* (SUS). SUS merupakan instrument pengujian tingkat kegunaan atau *usability* suatu sistem yang paling populer untuk menguji sistem dari persepsi kegunaan (*perceived usability*) [5] [6] yang dinilai valid dan reliabel [7]. Menurut Sauro [8], skor SUS dapat dikorelasikan dengan kecenderungan pengguna ke dalam klasifikasi loyalitas pengguna berdasarkan *Net Promoter Scale* (NPS).

Kepuasan pelanggan berdampak positif terhadap retensi pelanggan, hingga pembelian produk atau jasa lanjutan pelanggan dan kepuasan pelanggan dianggap sebagai faktor utama loyalitas pelanggan [9]. Organisasi termasuk IT Telkom Purwokerto dalam menjalankan setiap bisnis proses organisasi, terkadang dihadapkan pada situasi untuk membuat keputusan yang relevan dengan kesetiaan dan retensi klien mereka (mahasiswa maupun dosen).

Pengambilan keputusan yang relevan dengan kesetiaan ataupun loyalitas pelanggan pada sebuah organisasi perusahaan dapat dikembangkan dengan pendekatan model analitis prediksi yang biasanya dikembangkan dengan pendekatan algoritma *machine learning* [10]. *Machine learning* merupakan salah satu fokus dari penelitian di bidang *Artificial Intelligence* (AI) yang saat ini banyak dikembangkan. Perkembangan AI maupun *machine learning* telah banyak memberikan perubahan yang signifikan dalam berbagai bidang termasuk bidang biologi, Pendidikan maupun pemasaran [11].

Makalah penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model algoritma klasifikasi *machine learning* dan mengukur performa masing – masing model untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* berdasarkan data kuesioner *usability* sistem dengan pendekatan SUS dan kategori loyalitas pengguna berdasarkan NPS. Beberapa algoritma *machine learning* yang populer digunakan untuk klasifikasi antara lain algoritma *Decision Trees* [12], [13], algoritma *Naïve Bayes* [13]–[15], dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) [12], [16].

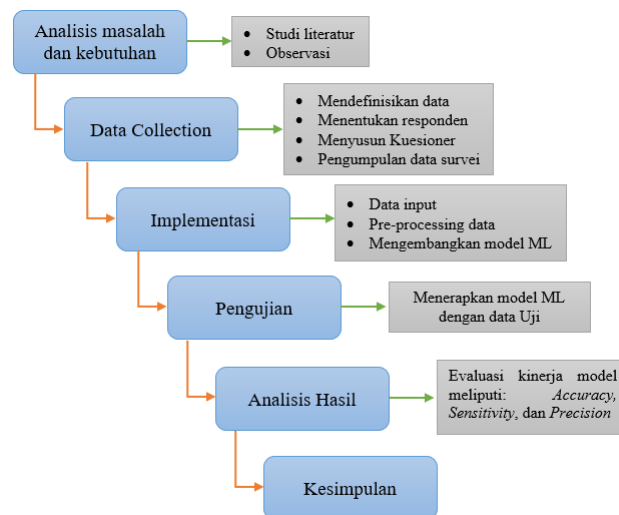
## II. METODE PENELITIAN

Tahap penelitian yang dilakukan untuk klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* dengan pendekatan kerangka kerja *System Usability Scale*, *Net Promoter Scale*, dan algoritma *machine learning* dengan studi kasus pada sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto sebagaimana ditunjukkan dalam Gambar 1.

### A. Analisis Masalah dan Kebutuhan

Analisis masalah dan kebutuhan dilakukan dengan tujuan untuk menemukan permasalahan yang dihadapi organisasi dalam hal ini adalah IT Telkom Purwokerto. Tahap ini dilakukan untuk menentukan ruang lingkup, maupun cara menyelesaikan permasalahan yang tepat bagi organisasi. Hal ini dilakukan dengan cara observasi langsung dengan melihat permasalahan – permasalahan yang dihadapi dan studi literatur untuk mencari referensi

dari hasil – hasil penelitian sebelumnya untuk menentukan solusi dari permasalahan yang dihadapi.



Gambar 1. Tahapan penelitian yang dikembangkan

### B. Data Collection

Tahap *data collection* terbagi beberapa tahapan di dalamnya. Tahapan tersebut meliputi mendefinisikan data yang dibutuhkan dan relevan dengan permasalahan pengguna sistem *e-learning* di IT Telkom Purwokerto. Data yang dibutuhkan adalah data tingkat kepuasan pengguna sistem *e-learning*, sehingga ditetapkan cara untuk memperoleh data tersebut dengan melakukan pengukuran tingkat kepuasan pengguna sistem *e-learning* di IT Telkom Purwokerto. Tahap selanjutnya adalah menentukan responden yang akan diberikan instrument pengukuran kepuasan penggunaan sistem *e-learning*. Respondennya meliputi dosen dan mahasiswa IT Telkom Purwokerto. Setelah ditentukan kebutuhan data dan respondennya, selanjutnya adalah menyusun instrument atau kuesioner untuk pengukuran tingkat kepuasan pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto.

#### 1. System Usability Scale (SUS)

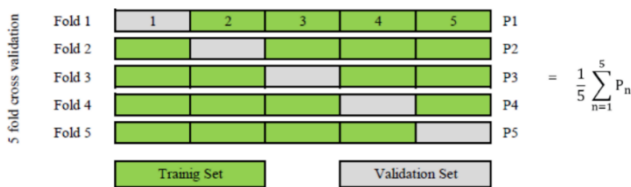
Instrumen kuesioner disusun menggunakan pendekatan *System Usability Scale* (SUS). Hasil *usability* dari sebuah sistem direpresentasikan dalam rentang nilai 0 – 100 [3], [17]. SUS kuesioner tersusun atas 10 indikator pernyataan yang masing – masing indikator harus dinilai oleh responden menggunakan *skala likert* 1 - 5 (sangat tidak setuju – sangat setuju). selanjutnya dihitung score dari hasil penilaian tiap responden. SUS memiliki aturan dalam perhitungan score untuk tiap responden dengan menggunakan aturan setiap indikator penilaian dengan bilangan ganjil (X1, X3, X5, X7, dan X9) maka penilaian responden dikurangi 1 dan setiap indikator penilaian dengan bilangan genap (X2, X4, X6, X8, dan X10) maka 5 dikurangi score penilaian dari responden yang selanjutnya jumlah dari keseluruhannya dikalikan dengan bilangan 2,5 [2]. Perhitungan score SUS dilakukan sebanyak sejumlah responden.

2. Net Promoter Scale (NPS)

Net Promoter Score atau yang dikenal dengan NPS merupakan salah satu tolak ukur kepuasan pelanggan yang digunakan untuk mengukur seberapa besar kemungkinan pelanggan akan merekomendasikan produk atau jasa kepada orang lain[10]. Klasifikasi loyalitas pelanggan menurut NPS terbagi menjadi 3 (tiga) meliputi *Detractor*, Netral atau *Passive*, dan Promoter. Penentuan NPS dihitung dari proporsi penilaian pengguna sebagai responden terhadap kegunaan dari suatu jasa ataupun produk. Penentuannya adalah jika penilaian pengguna ≤ 60 maka kategori *Detractor*, jika penilaian pengguna antara 70 s.d 80 maka kategori *Passive* dan jika penilannya antara 90 s.d 100 maka kategori *Promoter* [3]. Adapun kecenderungan dari ketiga kategori loyalitas tersebut dapat dijelaskan sebagai berikut, bahwa jika pengguna masuk dalam kategori *Promoter*, maka mereka akan cenderung terus menggunakan jasa maupun produk dan akan merekomendasikan kepada orang lain, sedangkan kategori *Detractor* kecenderungannya akan menyebarkan berita negatif sebagai akibat dari ketidakpuasannya terhadap jasa maupun produk dan untuk kategori *Passive* kecenderungannya mereka tidak akan melakukan hal apapun terhadap jasa ataupun produk yang mereka gunakan [18].

C. Implementasi

Tahap implementasi merupakan tahap pemrosesan data dan pengembangan model klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto dengan menggunakan algoritma *machine learning*. Tahap implementasi diawali dengan data input dilakukan *pre-processing* untuk memeriksa *missing* data, memeriksa *feature* dan label, dan memeriksa distribusi data untuk data pelatihan dan data pengujian. Untuk mengukur kinerja beberapa algoritma *machine learning* yang diimplementasikan dilakukan dengan menggunakan metode *k-fold cross validation* dimana data target dibagi menjadi *k* subset pelatihan dan set pengujian untuk menghindari kondisi *underfitting* maupun *overfitting* [19] seperti Gambar 2.



Gambar 2. Metode K-Fold cross validation[20]

Model dikatakan *underfitting* Ketika model mengalami *high loss* dan akurasi yang rendah atau dengan kata lain *underfitting* merupakan kondisi dimana model *machine learning* memiliki *error* yang sangat tinggi pada data pelatihan dan *error*nya juga tinggi pada data pengujian, dan dikatakan *overfitting* Ketika model mengalami *low loss* dan akurasi yang rendah atau dengan kata lain *overfitting* merupakan kondisi dimana model *machine learning*

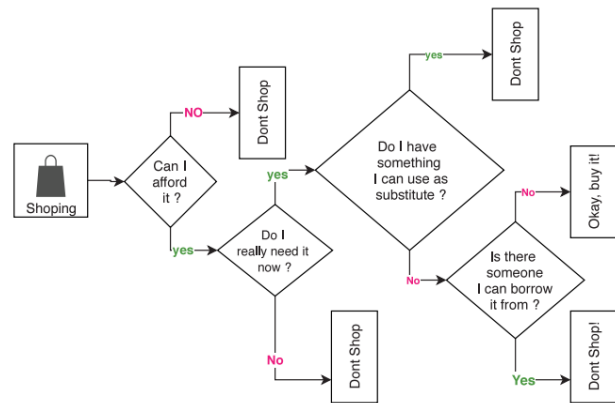
memiliki *error* yang sangat rendah pada data pelatihan tetapi *error*nya tinggi pada data pengujian. Fungsi *Loss* merupakan fungsi yang merepresentasikan performa suatu model dalam memprediksi target. Fungsi *Loss* dikatakan baik jika *error* yang dihasilkan rendah.

D. Pengujian

Tahap ini merupakan tahap pengujian atau tahap evaluasi masing – masing model yang diterapkan. Pengujian dilakukan dengan mengukur kinerja dari ketiga algoritma *machine learning* yang diterapkan menggunakan data uji. Beberapa algoritma klasifikasi *machine learning* yang diterapkan meliputi algoritma *Decision Trees*, *Naïve Bayes*, dan *K-Nearest Neighbor* (KNN). Ketiga algoritma tersebut diujicobakan dengan dataset dan diukur kinerja masing – masing model menggunakan *confusion matrix*.

1. Decision Trees

*Decision Trees* merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang terbimbing (*Supervised Learning*). Algoritma ini digambarkan dengan penggunaan beberapa cabang (*node*) seperti contoh ditunjukkan pada Gambar 3 untuk merepresentasikan semua kemungkinan keluaran dari sebuah keputusan berdasarkan kondisi tertentu[12], [21]. Algoritma ini sangat populer yang menyajikan model pengambilan keputusan yang diekspresikan dengan aturan *if – then* yang menghubungkan kondisi tertentu dari variabel prediktor dengan nilai target tertentu [10]. Beberapa algoritma yang dibangun dengan pendekatan *Decision Trees* meliputi: *Classification and Regression Trees* (CART), *Iterative Dichotomiser 3* (ID3), C4.5, dan *Chi squared Automatic Interaction Detection* (CHAID)[22].



Gambar 3. Keputusan berbelanja menggunakan *decision trees*[12]

2. Naïve Bayes

*Naïve Bayes* merupakan algoritma klasifikasi yang paling sederhana yang mampu melakukan klasifikasi dengan cepat pada data label [12]. *Naïve Bayes Classifier* bekerja dengan pendekatan pengelompokan elemen yang identic berdasarkan teorema probabilitas Bayes[14], [23]. Persamaan 1 menunjukkan persamaan matematis dari algoritma klasifikasi *Naïve Bayes*[16], [23].

$$P(k|a) = \frac{p(k/a)p(k)}{p(a)} \tag{1}$$

$$P(k|A) = p(a_1/k) \times p(a_2/k) \times \dots \times p(a_n/k) \times p(k) \tag{2}$$

Dimana:

- P(k|a) = probabilitas posterior,
- P(k) = probabilitas kelas sebelumnya,
- P(a|k) = likelihood,
- P(a) = prediktor

Sedangkan persamaan 2 di atas menunjukkan deret probabilitas posterior hingga bilangan ke-n [23].

### 3. K-Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest neighbor (KNN) memiliki kemampuan seperti decision trees dalam menyelesaikan permasalahan baik klasifikasi maupun regresi [12]. Permasalahan klasifikasi memiliki nilai diskrit sebagai nilai keluarannya dan permasalahan regresi memiliki nilai bilangan real sebagai nilai keluarannya [24]. Algoritma ini merupakan algoritma klasifikasi *machine learning* sederhana yang banyak diterapkan di perusahaan. Algoritma klasifikasi KNN bekerja seakan – akan terdapat tetangga terdekat yang menyimpan suatu kejadian serupa, dan memberikan tanda atau sinyal untuk suatu kejadian tertentu. Dengan cara tersebut, KNN menyimpan semua kejadian yang sesuai dan mengklasifikasikan kejadian – kejadian baru dengan mempertimbangkan semua sinyal dari tetangga. Setiap kejadian diukur dengan menggunakan fungsi jarak dari k tetangga terdekat. KNN menggunakan jarak Euclidean, Hamming, Minkowski dan Manhattan untuk menentukan jarak antara k tetangga terdekat. Hamming digunakan untuk kategorikal sedangkan Euclidean, Manhattan, dan Minkowski adalah fungsi kontinu. Jika k = 1, hal itu menunjukkan bahwa hanya ada satu kelas dari tetangga terdekat yang sesuai dengan suatu kejadian tertentu [12].

### E. Analisis Hasil

Setelah dilakukan pengujian dari ketiga model algoritma *machine learning* yang diterapkan menggunakan data uji, tahap selanjutnya adalah menganalisis hasil pengujian dengan mengamati performa tiap model dengan menggunakan parameter *Confusion matrix* yang meliputi *accuracy*, *sensitivity*, dan *precision*. Adapun formula dari parameter *confusion matrix* adalah sebagai berikut[25], [26].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{3}$$

$$Sensitivity (recall) = \frac{TP}{TP+FN} \tag{4}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{5}$$

Parameter *accuracy* merepresentasikan persentase pengguna *e-learning* yang di prediksi benar sebagai “*Detractor*”, “*Passive*”, maupun “*Promoter*” dari keseluruhan pengguna. Parameter *sensitivity* merepresentasikan persentase pengguna *e-learning* yang diprediksi sebagai “*Detractor*” dibandingkan dengan keseluruhan pengguna yang sebenarnya sebagai “*Detractor*”. Sedangkan *Precision* merepresentasikan

persentase pengguna *e-learning* yang benar sebagai “*Detractor*” dari keseluruhan pengguna yang diprediksi sebagai “*Detractor*”.

### F. Kesimpulan

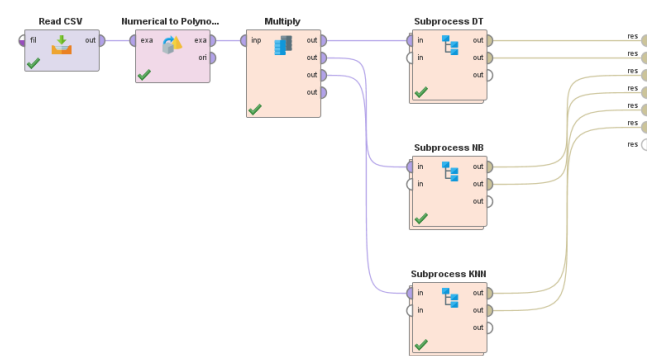
Tahap ini merupakan tahap menyimpulkan dari hasil pengujian kinerja tiap – tiap algoritma klasifikasi *machine learning* untuk klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Model klasifikasi menggunakan *machine learning* yang dikembangkan untuk membandingkan kinerja algoritma *Decision Trees*, *Naïve Bayes* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) ditunjukkan Gambar 4 menggunakan *software Rapidminer Studio* Versi 9.8. Model tersebut digunakan untuk klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning*. Dataset yang berhasil dikumpulkan berdasarkan hasil kuesioner kepuasan pengguna sistem *e-learning* pada Institut Teknologi (IT) Telkom Purwokerto sebanyak 100 dataset seperti pada Gambar 4. Data tersebut dikumpulkan pada tahun 2020. Selanjutnya membagi dataset ke dalam data latih dan data uji dengan perbandingan sebesar 80:20 pada setiap model yang diimplementasikan.

Data	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	Score	Kriteria
1	5	4	4	2	4	2	4	2	4	2	72,5	Pa
2	4	4	3	5	5	5	4	5	1	5	32,5	De
3	4	3	3	4	3	4	2	4	4	4	42,5	De
4	3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	47,5	De
..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..
..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..	..
100	5	3	3	5	3	2	4	3	1	5	45	De

Gambar 4. Dataset dari kuesioner SUS dan NPS



Gambar 5. Pengembangan model klasifikasi loyalitas pengguna E-learning

### A. Metrik Kinerja untuk Model Decision Trees

Hasil pengujian kinerja dari model klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto dengan algoritma *Decision Trees* menggunakan *confusion matrix* ditunjukkan pada Tabel 1. Hasilnya dapat dihitung dan diketahui bahwa akurasi algoritma *Decision Tree* menggunakan persamaan (3) di atas untuk klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom

Purwokerto sebesar 95% yang diperoleh berdasarkan perhitungan berikut:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) = (4 + 15) / (4 + 15 + 0 + 1) = 19/20 = 0,95 \text{ atau } 95\%$$

TABEL I  
CONFUSION MATRIX MODEL DECISION TREES

		True			Cl.Precision
		Passive	Detractor	Promoter	
Predicted	Passive	4	0	0	100,00%
	Detractor	1	15	0	93,75%
	Promoter	0	0	0	0,00%
	Cl. Recall	80,00%	100,00%	0,00%	

B. Metrik Kinerja untuk Model Naïve Bayes

Hasil pengujian kinerja dari model klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto dengan algoritma *Naïve Bayes* ditunjukkan pada Tabel 2 *Confusion Matrix*. Berdasarkan Tabel 2, dapat dihitung bahwa akurasi algoritma *Naïve bayes* menggunakan persamaan (3) di atas untuk klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto sebesar 90% yang diperoleh berdasarkan perhitungan berikut:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) = (3 + 15) / (3 + 15 + 0 + 2) = 18/20 = 0,90 \text{ atau } 90\%$$

TABEL II  
CONFUSION MATRIX MODEL NAÏVE BAYES

		True			Cl.Precision
		Passive	Detractor	Promoter	
Predicted	Passive	3	0	0	100,00%
	Detractor	2	15	0	88,24%
	Promoter	0	0	0	0,00%
	Cl. Recall	60,00%	100,00%	0,00%	

C. Metrik Kinerja untuk Model K-Nearest Neighbor

Hasil pengujian kinerja dari model klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto dengan algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* ditunjukkan pada Tabel 3 *Confusion Matrix*. Berdasarkan Tabel 3, dapat dihitung bahwa akurasi algoritma KNN menggunakan persamaan (3) di atas untuk klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto sebesar 85% yang diperoleh berdasarkan perhitungan berikut:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) = (3 + 14) / (3 + 13 + 1 + 2) = 17/20 = 0,85 \text{ atau } 85\%$$

TABEL III  
CONFUSION MATRIX MODEL K-NEAREST NEIGHBOUR (KNN)

		True			Cl.Precision
		Passive	Detractor	Promoter	
Predicted	Passive	3	1	0	75,00%
	Detractor	2	14	0	87,50%
	Promoter	0	0	0	0,00%
	Cl. Recall	60,00%	93,33%	0,00%	

Berdasarkan tabel pengamatan kinerja model dengan *confusion matrix* dari tiap algoritma klasifikasi *machine learning* (Tabel 1, 2 dan 3) diketahui bahwa hasil pengujian menunjukkan algoritma *Decision Trees* merupakan algoritma yang mampu melakukan klasifikasi loyalitas pengguna sistem *e-learning* IT Telkom Purwokerto berdasarkan kriteria *Net Promoter Score (NPS)* dengan tingkat akurasi terbaik yaitu sebesar 95% dilanjutkan dengan algoritma *Naïve Bayes* dengan tingkat akurasi sebesar 90% dan *KNN* dengan tingkat akurasi sebesar 85%.

TABEL IV  
KINERJA MODEL KLASIFIKASI

Model	Accuracy			
	Training	Testing	Recall	Precision
<b>Decision Tree</b>	97,62%	95,00%	60,00%	64,58%
<b>Naïve Bayes</b>	98,81%	90,00%	53,33%	62,75%
<b>KNN</b>	93,83%	85,00%	51,11%	54,17%

Untuk mengetahui dan menguji apakah model mengalami *underfitting* ataupun *overfitting* maka dilakukan pengujian dengan metode *10-fold cross validation* pada tiap model. Selanjutnya hasil dari pelatihan dan pengujian dianalisis tingkat akurasinya Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian ketiga algoritma klasifikasi *machine learning* yang meliputi *Decision Trees*, *Naïve Bayes*, dan *KNN* seperti pada Tabel 4, diketahui tingkat akurasi antara hasil pelatihan dan pengujian untuk masing – masing algoritma mengalami penurunan tingkat akurasi yang kecil. Hal ini dapat dikatakan bahwa penerapan metode statistik *10-fold cross validation* untuk mengevaluasi kinerja model berhasil menghindari model dari kejadian *underfitting* maupun *overfitting*.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dari implementasi dan pengujian beberapa model algoritma *machine learning* seperti *Decision Trees*, *Naïve Bayes* dan *K-Nearest Neighbor (KNN)* dapat disimpulkan bahwa algoritma tersebut mampu bekerja dengan baik untuk menentukan klasifikasi loyalitas pengguna sistem informasi khususnya sistem *e-learning* yang diukur berdasarkan kerangka kerja *system usability scale (SUS)* dan diklasifikasikan menurut *Net Promoter Scale (NPS)*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Sebagian besar loyalitas pengguna sistem *e-learning* di Institut Teknologi Telkom Purwokerto berada pada level *Passive* maupun *Detractor*. Institusi perlu meningkatkan kualitas layanan sistem *e-learning* untuk dapat meningkatkan loyalitas penggunaannya ke level *Promoter*.

Penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan menambahkan jumlah dataset baik untuk pelatihan maupun pengujian untuk mengetahui kemampuan maupun meningkatkan akurasi algoritma klasifikasi *machine learning* untuk mengidentifikasi tingkat loyalitas pengguna sistem *e-learning*. Selain itu dapat juga dilakukan penelitian lanjutan dengan mengubah indikator ataupun variabel pengukuran kepuasan pengguna terhadap

kegunaan sistem *e-learning* menggunakan pendekatan kerangka kerja lain selain SUS.

## REFERENSI

- [1] P. Martínez dan I. Rodríguez, "CSR and customer loyalty : The roles of trust , customer identification with the company and satisfaction," *Int. J. Hosp. Manag.*, vol. 35, hal. 89–99, 2013, doi: 10.1016/j.ijhm.2013.05.009.
- [2] I. H. N. Aprilia, P. I. Santoso, dan R. Ferdiana, "Pengujian Usability Website Menggunakan System Usability Scale Website Usability Testing using System Usability Scale," *J. IPTEK-KOM*, vol. 17, no. 1, hal. 31–38, 2015.
- [3] D. Supriyadi, S. T. Safitri, dan D. Y. Kristiyanto, "Higher Education e-Learning Usability Analysis Using System Usability Scale," *Int. J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 4, no. 36, hal. 436–446, 2020.
- [4] ISO, "INTERNATIONAL STANDARD 9241-11:2018 Usability : Definitions and concepts," 2018.
- [5] R. A. Grier, A. Bangor, P. Kortum, dan S. C. Peres, "The system usability scale: Beyond standard usability testing," *Proc. Hum. Factors Ergon. Soc.*, hal. 187–191, 2013, doi: 10.1177/1541931213571042.
- [6] J. R. Lewis, "Measuring Perceived Usability: The CSUQ, SUS, and UMUX," *Int. J. Hum. Comput. Interact.*, vol. 34, no. 12, hal. 1148–1156, 2018, doi: 10.1080/10447318.2017.1418805.
- [7] J. Sauro dan J. R. Lewis, "When designing usability questionnaires, does it hurt to be positive?," *Conf. Hum. Factors Comput. Syst. - Proc.*, no. May 2011, hal. 2215–2223, 2011, doi: 10.1145/1978942.1979266.
- [8] J. Sauro, "Does Better Usability Increase Customer Loyalty?," *Measuring U*, 2010. [Daring]. Tersedia pada: <http://www.measuringu.com/usability-loyalty.php>. [Diakses: 01-Nov-2020].
- [9] P. C. Verhoef, "Understanding the Effect of Efforts on Customer Retention and," *J. Mark.*, vol. 67, no. October, hal. 30–45, 2003.
- [10] D. Vélez, A. Ayuso, C. Perales-gonzález, dan J. T. Rodríguez, "Knowledge-Based Systems Churn and Net Promoter Score forecasting for business decision-making through a new stepwise regression methodology," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 196, hal. 105762, 2020, doi: 10.1016/j.knosys.2020.105762.
- [11] L. Ma dan B. Sun, "Machine learning and AI in marketing – Connecting computing power to human insights," *Int. J. Res. Mark.*, no. xxxx, 2020, doi: 10.1016/j.ijresmar.2020.04.005.
- [12] T. K. Balaji, C. Sekhara, R. Annavarapu, dan A. Bablani, "Machine learning algorithms for social media analysis : A survey," *Comput. Sci. Rev.*, vol. 40, hal. 100395, 2021, doi: 10.1016/j.cosrev.2021.100395.
- [13] R. Nayak, S. A. Jiwani, dan B. Rajitha, "Materials Today : Proceedings Spam email detection using machine learning algorithm," *Mater. Today Proc.*, no. xxxx, 2021, doi: 10.1016/j.matpr.2021.03.147.
- [14] D. Berrar, "Bayes ' Theorem and Naive Bayes Classifier," *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, vol. 1. Elsevier Inc., 2018, doi: 10.1016/B978-0-12-809633-8.20473-1.
- [15] E. M. M. Van Der Heide, R. F. Veerkamp, M. L. Van Pelt, C. Kamphuis, I. Athanasiadis, dan B. J. Ducro, "Comparing regression , naive Bayes , and random forest methods in the prediction of individual survival to second lactation in Holstein cattle," *J. Dairy Sci.*, vol. 102, no. 10, hal. 9409–9421, 2019, doi: 10.3168/jds.2019-16295.
- [16] A. Tella, A. Balogun, N. Adebisi, dan S. Abdullah, "Spatial Assessment of PM10 hotspots using Random Forest, K-Nearest Neighbor and Naive Bayes," *Atmos. Pollut. Res.*, hal. 101202, 2021, doi: 10.1016/j.apr.2021.101202.
- [17] J. Brooke, "SUS - A quick and dirty usability scale. Usability evaluation in industry," vol. 189, no. 194, hal. 4–7, 1996, doi: 10.4236/9781618961020\_0002.
- [18] P. Korneta, "Net promoter score, growth, and profitability of transportation companies," *Int. J. Manag. Econ.*, vol. 54, no. 2, hal. 136–148, 2018, doi: 10.2478/ijme-2018-0013.
- [19] M. Kubat, *An Introduction to Machine Learning*, 2nd Ed. Springer, 2017.
- [20] F. Maepa, R. S. Smith, dan A. Tessema, "Support vector machine and artificial neural network modelling of orogenic gold prospectivity mapping in the Swayze greenstone belt , Ontario , Canada," *Ore Geol. Rev.*, vol. 130, no. June 2020, hal. 103968, 2021, doi: 10.1016/j.oregeorev.2020.103968.
- [21] D. Supriyadi dan S. T. Safitri, "The Application of C4 . 5 Algorithm to Classify the User Satisfaction of Online Learning System," *Int. J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 3, no. 36, hal. 323–331, 2020.
- [22] G. S. Kumar, "Decision Trees: A step-by-step approach to building DTs," *Towards data science*, 2020. [Daring]. Tersedia pada: <https://towardsdatascience.com/decision-trees-a-step-by-step-approach-to-building-dts-58f8a3e82596>. [Diakses: 15-Sep-2021].
- [23] M. M. S dan A. Yasar, "Intelligent Systems and Applications in Engineering Performance Analysis of ANN and Naive Bayes Classification Algorithm for Data Classification," *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, vol. 7, no. 2, hal. 88–91, 2019, doi: 10.1039/b000000x.
- [24] O. Harrison, "Machine Learning Basics with the K-Nearest Neighbors Algorithm," *Towards data science*, 2018. [Daring]. Tersedia pada: <https://towardsdatascience.com/machine-learning-basics-with-the-k-nearest-neighbors-algorithm-6a6e71d01761>. [Diakses: 15-Sep-2021].
- [25] V. L. Miguéis, A. Freitas, P. J. V. Garcia, dan A. Silva, "Early segmentation of students according to their academic performance: A predictive modelling approach," *Decis. Support Syst.*, vol. 115, no. September, hal. 36–51, 2018, doi: 10.1016/j.dss.2018.09.001.
- [26] S. Shalev-shwartz, C. Science, S. Ben-david, dan C. Science, *Understanding Machine Learning From Theory to Algorithms*. New York, USA: Cambridge University Press, 2014.