

**Sentimen Analisis Pada Data Ulasan Aplikasi *KAI Access* Di *Google PlayStore*  
Menggunakan Metode *Multinomial Naive Bayes*  
*Sentiment Analysis on KAI Access Application Review Data on Google PlayStore Using  
Multinomial Naive Bayes Method***

**Machrus Izunnahdi<sup>1)</sup>, Ginanjar Aburrahman<sup>2)</sup>, Ari Eko Wardoyo<sup>3)</sup>**

<sup>1</sup>Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jember  
Email: [machrus.izunnahdi@gmail.com](mailto:machrus.izunnahdi@gmail.com)

<sup>2</sup>Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jember  
Email: [abdurrahmanginanjar@unmuhjember.ac.id](mailto:abdurrahmanginanjar@unmuhjember.ac.id)

<sup>3</sup>Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jember  
Email: [arieko@unmuhjember.ac.id](mailto:arieko@unmuhjember.ac.id)

**Abstrak**

*KAI Access* merupakan aplikasi yang dikeluarkan oleh PT KAI untuk menjawab kebutuhan konsumen terhadap transportasi kereta api. Aplikasi *KAI Access* masih memiliki banyak kekurangan, oleh karena itu perbaikan terus dilakukan untuk meningkatkan kualitas aplikasi ini. Untuk mengetahui kualitas, kepuasan dan kekurangan aplikasi ini dapat diperoleh informasi dari ulasan yang ditulis konsumen pada *Google Play Store*. Penelitian ini berisi tentang analisis data ulasan konsumen terhadap aplikasi *KAI Access*. Pada penelitian ini digunakan data sebanyak 7500 ulasan yang terbagi menjadi sentimen positif dan sentimen negatif yang sebelumnya telah divalidasi oleh tenaga ahli pihak PT KAI daerah Banyuwangi. Penelitian ini akan mengukur performa metode *Multinomial Naive Bayes* dalam melakukan klasifikasi sentimen. Menggunakan skenario dan partisi data *K fold Cross Validation* pada pemodelan dengan nilai *k fold* 2, 3, 4, 5, 6, 8 dan 10. Hasil pengujian pada penelitian memperoleh tingkat akurasi sebesar 89%, tingkat presisi sebesar 92% dan tingkat *recall* sebesar 85%.

**Kata kunci** : Sentimen, Analisis, *Multinomial Naive Bayes*

**Abstract**

*KAI Access* is an application issued by PT KAI to accommodate consumer needs for rail transportation. The *KAI Access* application still has many shortcomings, therefore improvements are continuously made to improve the quality of this application. To find out the quality, satisfaction and shortcomings of this application, information can be obtained from reviews written by consumers on the *Google Play Store*. This study contains the analysis of consumer review data on the *KAI Access* application. In this study, data was used as many as 7500 reviews which were divided into positive sentiments and negative sentiments which had previously been validated by experts from PT KAI in the Banyuwangi area. This study will measure the performance of the *Multinomial Naive Bayes* method in classifying sentiments. Using scenarios and data partitioning *K fold Cross Validation* in modeling with *k fold* values of 2, 3, 4, 5, 6, 8 and 10. The test results in this study obtained an accuracy rate of 89%, a precision rate of 92% and a recall rate of 85 %.

**Keywords** : Sentiment, Analysis, *Multinomial Naive Bayes*

## 1. PENDAHULUAN

*KAI Access* merupakan aplikasi pelayanan yang dikeluarkan oleh PT KAI untuk mengakomodasi kebutuhan konsumen terhadap transportasi kereta api. Aplikasi *KAI Access* juga tak luput dari kekurangan, hal ini membuat aplikasi *KAI Access* terus berbenah dan berkembang. Pada ulasan aplikasi di *PlayStore*, *KAI Access* mendapat *rating* 4,5 [1]. Ulasan pada *Google Play Store* merupakan sebuah informasi yang dapat diolah menjadi sumber data yang selanjutnya dapat dijadikan masukan untuk perbaikan aplikasi ke depannya.

Analisis sentimen merupakan proses memperoleh informasi dalam sebuah data berupa teks terhadap suatu topik tertentu, yang umumnya didapat dalam sebuah opini masyarakat. Analisis sentimen umumnya masuk dalam kategori *opinion mining* dan biasa digunakan oleh perusahaan pengiklan, promosi film serta organisasi lainnya guna mendapatkan reaksi dari masyarakat pada topik yang disajikan. Analisis sentimen bertujuan untuk menambang data berupa teks atau disebut juga *opinion mining*, yang di dalamnya terdapat proses mengekstrak dan merangkum serta mendefinisikan ke dalam bentuk kelas atau sentimen [2]. Salah satu metode klasifikasi berbasis *Naive Bayes* adalah *Multinomial Naive Bayes*, yaitu sebuah metode klasifikasi dengan fokus data teks sebagai objek yang bersifat independen pada tiap kelasnya atau tiap kelas yang memiliki fitur-fitur tertentu tidak berkaitan dengan kelas lainnya [3].

## 2. KAJIAN LITERATUR

### A. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan metode yang digunakan untuk menemukan sebuah fungsi atau model yang selanjutnya ditujukan untuk mendeskripsikan atau membagikan data ke dalam kelas-kelas tertentu. Proses yang dilibatkan dalam klasifikasi antara lain memeriksa karakteristik dari objek tertentu lalu memberikan label kelas pada objek tersebut sesuai kelas yang disepakati sebelumnya [4].

### B. Sentimen Analisis

Sentimen analisis adalah penelitian yang berbasis komputasi opini masyarakat, sentimen serta emosi yang dituangkan dalam bentuk teks. Sentimen analisis sering disebut juga *opinion mining* yang bertujuan untuk menambang data yang terkandung dalam teks, mengekstrak serta merangkumnya lalu menganalisis informasi yang diperoleh menggunakan metode *Machine Learning*. Sentimen analisis sering juga disebut sebagai arah sikap pada sebuah opini yang merujuk pada arah positif dan negatif yang ditunjukkan pada suatu hal [2].

### C. Text preprocessing

*Text preprocessing* adalah tahapan yang dilakukan pada data teks sehingga data tersebut menjadi lebih ramping, bersih dan siap diolah ke tahap selanjutnya. Proses-proses yang dilakukan umumnya penyortiran serta seleksi. Proses juga bertujuan untuk memudahkan dan mengurangi *noise* pada saat implementasi metode selanjutnya. *Text preprocessing* memiliki beberapa tahapan di dalamnya antara lain [6]:

1. *Cleaning*, yaitu tahapan yang berfungsi untuk membersihkan data teks dari angka, *url* dan simbol-simbol selain huruf.
2. *Case Folding*, yaitu tahapan yang berfungsi untuk mengubah semua huruf menjadi huruf kecil.
3. *Tokenizing*, yaitu tahapan yang berfungsi untuk memecah kalimat menjadi per kata. Tujuan dari proses ini untuk menyortir kata serta menyeleksi.
4. Normalisasi, yaitu mengubah kata yang memiliki kesalahan eja sehingga kata tersebut dapat kembali ke bentuk semula dan tidak terjadi penumpukan kata.
5. *Filtering*, yaitu tahapan yang berfungsi untuk menyeleksi kata-kata yang tidak memiliki unsur penting dalam konteks atau topik yang dikerjakan. Hal ini dikenal dengan *Stopword Removal* atau penghapusan kata. *List stopwords* banyak disediakan misalnya *Satrawi*, *Nltk* atau *Tala* yang dapat diakses secara terbuka [5].
6. *Stemming*, yaitu proses pengubahan kata yang memiliki variasi morfologi menjadi kata dasar yang baku.

#### D. Pembobotan TF-IDF

Sebelum metode klasifikasi diimplementasikan, teks harus memiliki bobot agar dapat dihitung. Teks harus bertransformasi ke bentuk angka sesuai kemunculan teks. Bobot teks dapat berupa angka, biner atau pun *boolean*, serta frekuensi. Metode umum yang sering dijumpai adalah TF-IDF atau *term frequency – invers document frequency*. Metode ini digunakan untuk mengetahui nilai tetapan pada suatu kata dalam sebuah dokumen. Bagaimana tingkat relevansi kata tersebut dalam sebuah dokumen [7]. Metode TF-IDF umum digunakan karena memiliki tingkat efisiensi dan hasil akurat yang tinggi [8].

$$tf(k, d) = \text{jumlah kemunculan } k \text{ dalam } d \quad (1)$$

Keterangan :

Tf (k,d) = *term frequency* atau kemunculan kata (k) dalam sebuah kalimat/dokumen (d)  
 K = kata dalam sebuah kalimat/dokumen  
 D = kalimat atau dokumen

$$idf_k = \log \frac{N}{n_k} \quad (2)$$

Keterangan :

$idf_k$  = bobot nilai idf untuk k pada dokumen  
 N = total jumlah dokumen keseluruhan  
 $n_k$  = jumlah dokumen yang memiliki kosakata k

Jika digabungkan, TF-IDF akan membentuk persamaan sebagai berikut :

$$tfidf(k, d) = tf(k, d) \times idf_k \quad (3)$$

Keterangan :

$tfidf(k, d)$  = bobot nilai tfidf pada kata k dalam sebuah d  
 $tf(k, d)$  = jumlah kemunculan kata k pada sebuah dokumen  
 $idf_k$  = jumlah dokumen yang memiliki kata k di dalamnya

#### E. Multinomial Naive Bayes

Teknik klasifikasi yang umum digunakan adalah *Naive Bayes*. Algoritma ini bekerja berdasarkan probabilitas yang berdasar pada

teori *bayes* [9]. Metode ini berdasar pada teori statistik dan probabilitas yang ditemukan oleh ilmuwan bernama Thomas Bayes. Teknik ini bekerja dengan cara memprediksi kemungkinan atau peluang akan datang dengan mengenal data atau pengalaman di masa lalu [10]. *Naive Bayes* mempunyai dua model yaitu *Multivariate bernoulli* dan *Multinomial*. Keduanya dibedakan atas pengambilan nilai frekuensi atau idak ke dalam perhitungan [11]. Pada model *Multinomial*, jika dipandang terhadap dokumen teks, model ini bekerja dengan menghitung frekuensi tiap kata pada sebuah teks atau dokumen dan tiap kata tersebut dianggap sebuah entitas independen. Tiap kata pada dokumen akan dihimpun tingkat kemunculannya lalu menyimpannya, sehingga setiap dokumen memiliki kolom tersendiri yang berisi nilai frekuensi kemunculan kata yang ada. Penelitian ini menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes* dikarenakan metode ini cocok digunakan untuk menghitung dokumen teks dengan jumlah kata besar [12].

$$P_{map} = \arg \max_{c \in G} P(c|d) = \arg \max_{c \in G} P(c) \prod_{i=1}^{n_d} P(f_i|c) \quad (4)$$

Keterangan :

$P_{map}$  = kelas *Maximum a Posteriori*  
 C = kelas yang telah ditentukan  
 $n_d$  = fitur yang digunakan dalam dokumen tersebut  
 D = dokumen yang diteliti atau dihitung

#### F. Confusion matrix

Hasil klasifikasi dari sebuah metode selanjutnya diukur kinerjanya. *Confusion matrix* merupakan sebuah metode untuk mengukur sebuah kinerja dari suatu metode atas hasil klasifikasinya. Pengukuran kinerja pada umumnya adalah pengukuran tingkat akurasi, semakin tinggi akurasi yang diperoleh, semakin baik metode itu dalam mengklasifikasi data uji atau semakin tepat metode tersebut dalam memberikan label kelas yang sesuai dengan data latih. *Confusion matrix* pada dasarnya akan membagi hasil klasifikasi menjadi empat bagian yaitu, *true positive*, *true negative*, *false positive*

dan *false negative*. Berikut tabel *Confusion matrix* dalam memetakan hasil klasifikasi [13].

	Aktual : true	Aktual = false
Prediksi = true	<i>True positive</i>	<i>False positive</i>
Prediksi = false	<i>False negative</i>	<i>True negative</i>

**Gambar 1** *Confusion matrix* 2 class

Sumber : (Mustaqbal et al., 2015)

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

### G. *K fold Cross Validation*

*K fold Cross Validation* merupakan salah satu teknik evaluasi yang populer dalam machine learning. Teknik ini bekerja dengan cara membagi dataset sebanyak k lipatan. Setiap satu dari lipatan pada iterasi bertugas sebagai data uji dan lipatan lainnya akan bertugas sebagai data latih. Tujuan dari evaluasi menggunakan *K fold Cross Validation* adalah mendapatkan model yang lebih akurat [14]. *Cross Fold Validation* juga bekerja dengan cara mengevaluasi model yang telah dibangun guna mengetahui seberapa tinggi atau akurat model tersebut untuk diterapkan terhadap data baru [15].

## 3. METODE PENELITIAN



**Gambar 2** Tahapan Penelitian

Sumber : (Hidayah & Sahibu, 2021)

### A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan *scrapping* melalui *Python* pada *Jupyter Notebook*. Jumlah data yang diunduh sebanyak 7500 ulasan dengan rentang waktu dari tahun 2021-2022. Data ulasan divalidasi oleh *customer service* PT KAI Banyuwangi untuk mendapatkan kondisi aktual. Pada penelitian ini fitur yang digunakan adalah *username*, ulasan dan *score* pada aplikasi yang diberikan.

### B. *Text preprocessing*

Pada *text preprocessing* beberapa proses yang dilakukan di dalamnya adalah sebagai berikut :

1. *Cleansing* atau pembersihan karakter-karakter asing, angka, serta *link* lainnya.
2. *Case Folding* atau mengubah huruf menjadi huruf kecil.
3. *Tokenizing* atau membagi kalimat menjadi per kata.
4. *Stopword Removal* atau menghapus kata yang tidak memiliki pengaruh pada sentimen
5. *Stemming* atau mengganti kata yang memiliki imbuhan menjadi kata dasar.

### C. Pembobotan, partisi data, skenario uji dan implementasi metode MNB

Pembobotan yang dilakukan menggunakan metode *TF-IDF* pada utas bab ii. Partisi data akan membagi data menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji. data latih memiliki porsi data sebanyak 80% dari total data sedangkan data uji mendapat porsi 20% dari total data keseluruhan. Skenario uji pada penelitian ini menggunakan metode *K fold Cross Validation* dengan nilai *k fold* 2, 3, 4, 5, 6, 8 dan 10 pada pemodelan.

### D. Pengukuran

Pengukuran difokuskan pada pengukuran performa metode *Multinomial Naive Bayes* dalam pemodelan dan pengujian terhadap klasifikasi data ulasan. Performa yang diukur adalah akurasi, presisi dan *recall*.



#### 4. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

##### 1. Pemodelan

Pemodelan ini menggunakan skenario *K fold Cross Validation* dengan nilai *k fold* 2, 3, 4, 5, 6, 8 dan 10. Dari hasil pemodelan menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes* dan skenario uji menggunakan *K fold Cross Validation* dengan nilai *k* = 2, 3, 4, 5, 6, 8 dan 10 serta pengujian data uji validasi dengan jumlah data 1500 *review* yang telah dilakukan dan diketahui hasilnya pada sub bab di atas, berikut rangkuman hasil yang diperoleh yang ditampilkan pada tabel 4.17 di bawah ini.

**Tabel 1** Hasil pemodelan

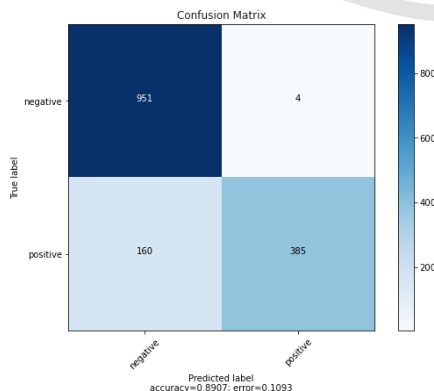
Skenario	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
<i>fold</i> 2	87.92	91.29	84.08
<i>fold</i> 3	88.38	91.49	83.88
<i>fold</i> 4	88.45	91.54	83.97
<i>fold</i> 5	88.52	91.56	84.08
<i>fold</i> 6	88.67	91.62	84.30
<i>fold</i> 8	88.65	91.64	84.27
<i>fold</i> 10	<b>88.87</b>	<b>91.73</b>	<b>84.60</b>

Sumber : Hasil perhitungan

Berdasarkan tabel di atas, pemodelan dengan performa terbaik memiliki tingkat akurasi sebesar 88.87%, tingkat presisi sebesar 91.73% dan tingkat *recall* sebesar 84.60%.

##### 2. Pengujian

Pengujian data dilakukan pada 20% data uji validasi yang telah dipartisi sebelumnya. Berdasarkan hasil pengujian berikut hasil yang diperoleh yang dipaparkan pada gambar berikut.



##### Gambar 3 Hasil Confusion matrix pada pengujian

Sumber : Hasil perhitungan

Berdasarkan hasil *Confusion matrix* yang telah diperoleh pada gambar di atas, dapat diukur dan diketahui nilai akurasi, presisi dan *recall* dari pengujian. Nilai akurasi yang diperoleh dari pengujian ini sebesar 89%, nilai presisi yang diperoleh sebesar 92% dan nilai *recall* yang diperoleh sebesar 85%.

##### 3. Analisis

Analisis dilakukan pada data *rating* yang telah diberikan oleh konsumen pada aplikasi *KAI Access* di *Google Play Store* terhadap sentimen yang telah divalidasi oleh tim PT KAI. Berikut hasil korelasi *score rating* terhadap sentimen pada *review* aplikasi *KAI Access* yang disajikan pada tabel 4.18 di bawah ini.

Tabel 4 Hasil rekap korelasi *score rating* terhadap sentimen pada *review* aplikasi *KAI Access*

**Tabel 2** Rekapitulasi sebaran *score* terhadap sentimen

Rating	Negatif	Positif	Netral	Jumlah
1	1792	1	7	1800
2	1756	16	28	1800
3	511	51	38	600
4	686	957	157	1800
5	98	1632	70	1800
jumlah	4843	2657	300	7800

Sumber : Hasil perhitungan

Berdasarkan tabel di atas, pemberian *score rating* dengan nilai 1, 2 dan 3 didominasi oleh sentimen negatif. Hal ini menandakan *score* 1, 2 dan 3 mengarah pada sentimen negatif atau ketidakpuasan konsumen. Nilai 4 dan 5 yang diberikan oleh sentimen didominasi oleh sentimen positif. Hal ini menunjukkan bahwa angka 4 dan 5 memiliki kecenderungan positif atau kepuasan konsumen terhadap aplikasi *KAI Access*.

## 5. HASIL DAN SARAN

### A. Kesimpulan

Dari serangkaian proses yang dilakukan dalam penelitian ini hingga diperoleh hasil. Berikut beberapa kesimpulan yang diperoleh dari penelitian Sentimen Analisis Pada Data Ulasan Aplikasi KAI Access Di Google PlayStore Menggunakan Metode Multinomial Naive Bayes dengan menggunakan 7500 data review yang dipartisi menjadi 80% data latih dan 20% data uji validasi serta penggunaan skenario uji *K fold Cross Validation* dengan nilai *k fold* = 2, 3, 4, 5, 6, 8 dan 10 pada pemodelan yaitu :

1. Dari pengujian validasi diperoleh hasil pengukuran tingkat akurasi sebesar 89%, tingkat presisi yang diperoleh sebesar 92% dan tingkat *recall* yang diperoleh sebesar 85%.
2. Dari pemodelan yang dilakukan diperoleh tingkat rata-rata akurasi terbaik sebesar 88,87%, tingkat rata-rata presisi terbaik sebesar 91,73% dan tingkat rata-rata *recall* terbaik sebesar 84,60.
3. Hasil pengujian yang diperoleh lebih baik daripada hasil pengukuran pada pemodelan yang dibangun. Hal ini menandakan pemodelan yang dibangun cukup baik.

### B. Saran

Penulis selaku peneliti menyadari bahwa penelitian ini jauh dari kesempurnaan. Penulis membuka lebar dan ketersediaan diri jika pembaca ingin mengembangkan penelitian ini menjadi lebih baik. Berikut saran dari peneliti untuk pengembangan penelitian ini :

1. Pengembang dapat menggunakan metode tambahan seperti *class imbalance* untuk mendapatkan keseimbangan data latih.
2. Pengembang dapat menggunakan metode klasifikasi lain sebagai pembandingan untuk menemukan hasil yang lebih baik.

## DAFTAR PUSTAKA

### A. Artikel Jurnal

[1] Wayahdi, M.R., Syahputra, D., & Ginting, S.H.N. (2020). *Evaluation of k-Nearest Neighbor Model with k-Fold Cross Validation on Image Classification*. Journal INFOKUM, Vol. 9, No. 1, ISSN: 2302-9706 : 1-6.

[3] Wahid, D. H., & Azhari, S. N. (2016). *Peringkasan sentimen ekstraktif di twitter menggunakan hybrid TF-IDF dan cosine similarity*. IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems), 10(2), 207-218.

[6] Rahutomo, F., Retno, A., Hayati, T., & Malang, P. N. (2019). *Evaluasi Daftar Stopword Bahasa Indonesia*. 6(1).

[7] Hendy Evan, F., & Sigit Purnomo, Y. W. (2014). *Pembangunan Perangkat Lunak Peringkasan Dokumen Dari Banyak Sumber Menggunakan Sentence Scoring*.

[8] Turmudi zy, A. (2017). *Comparison Algorithm Classification Naive Bayes, Decision Tree, And Neural Network For Analysis Sentiment*. 12(April), 13–14.

[9] Ratino, Hafidz, N., Anggraeni, S., & Gata, W. (2020). *Sentimen Analisis Informasi Covid-19 menggunakan Support Vector Machine dan Naive Bayes*. Jurnal JUPITER, 12(2), 1–11.

[11] Aggarwal, C. C., & Zhai, C. (2012). *A survey of text classification algorithms*. In *Mining text data* (pp. 163-222). Springer, Boston, MA.

[12] Korde, V., & Mahender, C. N. (2012). *Text classification and classifiers: A survey*. International Journal of Artificial Intelligence & Applications, 3(2), 85.

[16] Hidayah, N., & Sahibu, S. (2021). *Algoritma Multinomial Naive Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter*. Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi), 5(4), 820-826.

### B. Prosiding Seminar/Konferensi

[2] Sun, C., Qiu, X., Xu, Y., & Huang, X. (2019). *How to fine-tune bert for text classification?*. In *China National Conference on Chinese Computational Linguistics* (pp. 194-206). Springer, Cham.

[5] Setiawan, I., & Nursantika, D. (2017). *Klasifikasi Artikel Berita Menggunakan Metode Text Mining Dan Naive Bayes Classifier*. Prosiding SENIATI, 1–6.

[10] Watratan, A. F. B., Puspita, A., & Moeis, D. (2020). *Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Tingkat Penyebaran Covid-19 Di Indonesia*. Journal of Applied Computer Science and Technology ( Jacost ), 1(1), 7–14.

[14] Wayahdi, M.R., Syahputra, D., & Ginting, S.H.N. (2020). *Evaluation of k-Nearest Neighbor Model with k-Fold Cross Validation on Image Classification*. Journal INFOKUM, Vol. 9, No. 1, ISSN: 2302-9706 : 1-6.

[15] Lundborg, A. (2017). *Text classification of short messages*. LU-CS-EX 2017-14.

### C. Tesis atau Disertasi

[4] Setyorini, M. A. E. (2020). *Analisis Perbandingan Metode Machine Learning: Random Forest dan Support Vector Machine Untuk Deteksi Kanker Paru-Paru*. (Doctoral dissertation).

[13] Mustaqbal, M. S., Firdaus, R. F., & Rahmadi, H. (2015). *Pengujian Aplikasi Menggunakan Black Box Testing Boundary Value Analysis* (Studi Kasus : Aplikasi Prediksi Kelulusan SNMPTN). I(3), 31–36.

