**Klasifikasi Lama Waktu Gejala Vaksin Covid-19 dengan Metode *K-Nearest Neighbor*, *Random Forest* dan *Support Vector Machine***

Studi Kasus Pegawai Rumah Sakit Di Rumah Sakit Rujukan Nasional Indonesia

*(Classification of the Duration of Covid-19 Vaccine Symptoms with the K-Nearest Neighbor, Random Forest and Support Vector Machine Methods)*

Riofebri Prasetia1

*1Politeknik Statistika Sekolah Tinggi Ilmu Statistik*

E-mail: [221911192@stis.ac.id](mailto:abcd@ggg.com)

**ABSTRAK**

Pada akhir tahun 2019 virus penyakit covi-19 muncul di Wuhan, China. Virus ini memiliki kemampuan menyebar yang sangat cepat sehingga tidak lama kemudian dilaporkan sebanyak lebih dari 100 negara terkena wabah ini termasuk Indonesia. Berbagai macam kebijakan pemerintah telah dilakukan untuk memutus rantai penyebaran virus covid-19, satu diantaranya yaitu dengan vaksinasi gratis. Banyak opini dengan sentimen positif oleh masyarakat tentang vaksinasi sehingga menjadi kemudahan dari pemerintah untuk mengajak masyarakat ikut vaksinasi. Sementara itu, dari tenaga medis perlu tenaga ekstra dan menguras sangat banyak waktu ketika berhadapan dengan penderita covid-19 dan masyarakat yang di vaksin. Karena vaksin punya gejala bagi masyarakat sudah vaksinasi yang tidak dapat dipastikan sehingga perlu dibuat model klasifikasi untuk melakukan keputusan dengan cepat dan efisien ketika berhadapan dengan banyak masyarakat yang di vaksin. Dalam hal ini dilakukan data mining klasifikasi berdasarkan lama gejala dengan metode *K-Nearest Neighbor*, *Random Forest* dan *Support Vector Machine*. Hasilnya perbedaan hasil ke-tiga model tidak signifikan yaitu rata-rata *accuracy* sebesar 58%. Ketika dilakukan evaluasi model, didapat model *Random Forest* mendapat hasil yang lebih baik dibanding ke-dua model lainnya.

**Kata kunci**: Vaksinasi, waktu gejala, covid-19

***ABSTRACT***

*At the end of 2019, the COVID-19 virus emerged in Wuhan, China. This virus has the ability to spread very quickly, so it was not long before it was reported that more than 100 countries were affected by the outbreak, including Indonesia. Various policies have been carried out by the government to break the chain of the spread of the Covid-19 virus, one of which is free vaccination. There are many opinions with positive sentiments from the public about vaccination, making it easier for the government to invite people to participate in vaccination. Meanwhile, medical personnel need extra energy and consume a lot of time when dealing with COVID-19 sufferers and people who are vaccinated. Because vaccines have symptoms for people who have been vaccinated which cannot be confirmed, it is necessary to create a classification model to make decisions quickly and efficiently when dealing with many people who are vaccinated. In this case, classification data mining is carried out based on the duration of symptoms using the K-Nearest Neighbor, Random Forest and Support Vector Machine methods. The result is that the difference in the results of the three models is not significant, namely the average accuracy of 58%. When evaluating the model, it was found that the Random Forest model got better results than the other two models.*

***Keywords****: vaccinations, symptom timing, covid-19*

**PENDAHULUAN**

Pada akhir tahun 2019, Dunia dikejutkan dengan kemunculan penyakit Covid-19 yang terjadi di Wuhan, Cina. Menurut *Shereen et al. (2020)*, Covid-19 merupakan suatu wabah infeksi virus dan patogen yang disebabkan oleh Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-Cov-2). Pada tanggal 12 Januari 2020, The National Health Commission of China merilis bahwa hal tersebut merupakan bagian dari virus pneumonia. Penyebaran virus ini sangat cepat hingga tidak lama kemudian dilaporkan lebih dari 100 negara di dunia terkena wabah termasuk Indonesia. Banyak kebijakan yang telah diterapkan untuk mengatasi penyebaran wabah, satu di antaranya yaitu pemberian vaksinasi ke masyarakat dengan alasan pembangunan kekebalan komunitas (Farisa, 2020).

Hingga saat ini pemberian vaksin mencapai lebih dari 200 juta suntikan dimana sebanyak 123% suntikan dosis pertama, 77% suntikan dosis kedua dan 1% untuk suntikan dosis ke tiga (Rokom, 2021). Akan tetapi, vaksin covid-19 punya efek samping dimana menurut hasil jawaban pertanyaan terkait covid-19 pada Kementerian Kesehatan (2021), terdapat efek samping ringan setelah vaksinasi dan tidak terjadi pada semua orang. Efek samping ringan yang terjadi seperti demam, nyeri otot, dan ruam-ruam pada area suntikan. Dikatakan juga efek samping ini bersifat sementara.

Dengan banyaknya kasus covid-19 tentunya membawa banyak beban yang diberikan kepada tenaga medis untuk melayani penderita covid-19. Menurut Handayani et al. (2020). Dengan kondisi demikian, tentunya dalam penanganan kasus covid-19 perlu adanya keputusan yang cepat, tepat dan efisien tidak hanya kepada penderita covid-19 tapi juga terhadap tenaga medis atau staff di rumah sakit yang bertugas setelah vaksin. Terutama lama waktu gejala setelah melakukan vaksin.

Dalam Çiǧşar & Ünal (2019), terdapat teknik untuk melakukan analisis data dalam jumlah besar yang di namakan Data mining. Data mining bertujuan mengolah dan mengekstraksi data besar menjadi informasi yang berguna. Beberapa teknik utama Data mining ialah seperti klasifikasi dan prediksi, pengelompokan, deteksi outlier, aturan asosiasi (Y. Zhao, 2015). Klasifikasi bisa digunakan untuk mengelompokkan kelas yang sesuai pada kelompok lama waktu gejala setelah vaksinasi berdasarkan hasil survey responden. Beberapa metode klasifikasi yang biasa digunakan untuk prediksi yaitu *k-nearest neighbor, bayesian method, support vector machine dan artificial neural networks* (Gayathri & Satapathy, 2020)dalam (Shaban et al., 2020)*.*

Beberapa metode klasifikasi dilakukan penelitian dalam bidang medis. Adapun penggunaan metode klasifikasi data mining ini diharapkan penggunaannya dalam efisiensi dan efektifitas biaya dan waktu. K-nearest Neighbor merupakan metode klasifikasi yang cepat dengan menggunakan pendekatan berdasarkan jumlah k tetangga terdekat. Dalam H. Zhao et al. (2021), K-nearest neighbor digunakan dalam pengembangan metode ensemble k-nearest neighbor untuk mendeteksi tingkat keparahan penyakit Parkinson dengan data yang *imbalance* atau tidak seimbang. Data diambil dari rekaman medis frekuensi sehingga menghasilkan model klasifikasi dengan akurasi 95% dan standar deviasi 0,44% yang artinya hasil prediksi memiliki tingkat kesalahan yang kecil. Kemudian metode random forest juga digunakan dalam penelitian yang berkaitan dengan medis. Dalam Iwendi et al. (2020), random forest di modifikasi dengan algoritma *adaboost*. Model ini digunakan untuk memprediksi tingkat keparahan kasus dan kemungkinan hasil kesehatan pasien covid-19. Dengan menggunakan data kesehatan dan geografi di dapat model dengan akurasi 94% dan F1 86% sehingga mendapat hasil bahwa mayoritas pasien ialah pada usia 20 dan 70 tahun. Selanjutnya dalam Devikanniga et al (2020), support vector machine dengan *crows search algorithm* atau *CSA-SVM.* Metode ini digunakan untuk diagnosis efisien penyakit hati. Dalam penelitian ini secara keseluruhan memperoleh model klasifikasi dengan tingkat akurasi 99,49% berdasarkan dari data penyakit hati di India. Model ini juga termasuk memiliki akurasi yang sangat tinggi bila dibandingkan dengan model pendekatan lainnya.

Berdasarkan yang sudah di paparkan, bisa dibilang banyak sekali manfaat dari metode klasifikasi data mining terutama di bidang medis. Akan tetapi zaman sekarang banyak peneliti mengembangkan dan memodifikasi metode klasifikasi yang lama untuk mendapatkan metode atau model terbaik. Tentunya dalam memodifikasi model, perlu adanya perbandingan antar model tersebut. Dalam hal ini peneliti tertarik untuk mengetahui model klasifikasi “lama gejala setelah vaksinasi” dengan pendekatan data mining. Dan juga dilakukan perbandingan metode klasifikasi antara metode *K-Nearest Neighbor*, *Random Forest* dan *Support Vector Machine*.

**METODE**

1. Sumber data dan deskripsi atribut

Data yang digunakan berasal dari survei efek samping vaksin Covid-19 pada staff rumah sakit di rumah sakit rujukan nasional Indonesia. Data berjumlah 840 responden yang mengisi dan terdapat sebanyak 22 pertanyaan.

Table 1. Tabel Variabel dan Posisi Variabel

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | | **Nama** | | **Nilai** | |
| 1 | Jenis Kelamin | | * Laki-laki * Perempuan | |
| 2 | Usia | | * < 20 tahun * 20-25 tahun * 26-30 tahun * 31-35 tahun * 36-40 tahun * 41-45 tahun * 46-50 tahun * 51-55 tahun * 56-60 tahun * > 60 tahun | |
| 3 | Profesi | | * Bidan * Perawat * Dokter medis * Dokter Spesialis * Staff non medis | |
| 4 | Pendidikan | | * SMP * SMA * Sarjana/S1 * Master/S2 | |
| 5 | Tempat tinggal | | * Pusat Kota * Pinggir Kota | |
| 6 | Pembengkakan | | * Ya * Tidak | |
| 7 | Kemerahan | | * Ya * Tidak | |
| 8 | Gatal | | * Ya * Tidak | |
| 9 | Demam | | * Ya * Tidak | |
| 10 | Sakit Kepala | | * Ya * Tidak | |
| 11 | Nyeri Otot | | * Ya * Tidak | |
| 12 | Kelelahan | | * Ya * Tidak | |
| 13 | Batuk | | * Ya * Tidak | |
| 14 | Diare | | * Ya * Tidak | |
| 15 | Mual dan Muntah | | * Ya * Tidak | |
| 16 | Sesak Napas | | * Ya * Tidak | |
| 17 | Nyeri Sendi | | * Ya * Tidak | |
| 18 | Pingsan | | * Ya * Tidak | |
| 19 | Reaksi Anafilaksis | | * Ya * Tidak | |
| 20 | Perasaan geli | | * Ya * Tidak | |
| 21 | Pembengkakan kelenjar getah bening | | * Ya * Tidak | |
| 22 | Waktu Gejala | | * Tidak ada * < 24 jam * 24-72 jam * > 72 jam | |

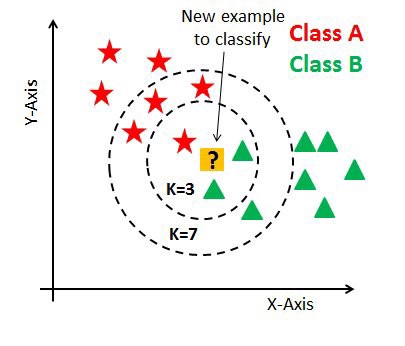
1. *K-Nearest Neighbor*

*K-Nearest Neighbor* merupakan metode pengklasifikasian dengan tetangga terdekat berdasarkan pembelajaran dengan analogi. “Nearest” atau Kedekatan didefinisikan dengan jarak metrik, seperti jarak *Euclidian* (Han & Kamber, 2006)*. Instance* di klasifikasi berdasarkan jarak dengan k tetangga terdekat dimana k merupakan parameter bebas. Berdasarkan Parvin et al. (2010) dalam Ayyad et al. (2019) Metode ini memiliki kelebihan sebagai berikut:

* Klasifikasi dapat dengan mudah diterapkan;
* Ini kuat untuk *data train* yang *noisy* atau punya gangguan;
* Sesuai untuk data latih yang besar.

Namun juga memiliki kelemahan sebagai berikut:

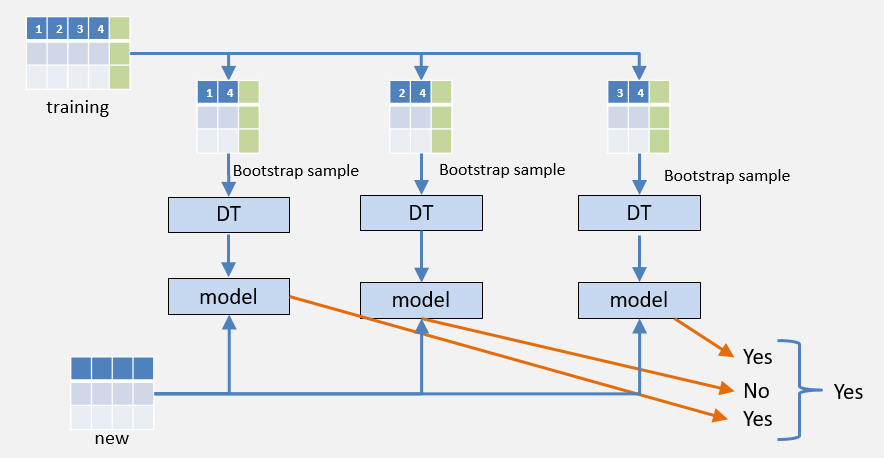
* Pemilihan nilai K, yang berpengaruh pada kinerja KNN.
* Persyaratan perhitungan jarak untuk k tetangga tersebut.
* Degradasi akurasi dalam kasus kumpulan data multidimensi



Gambar 1. Ilustrasi Metode K-Nearest Neighbor Sumber: medium.com

1. *Random Forest*

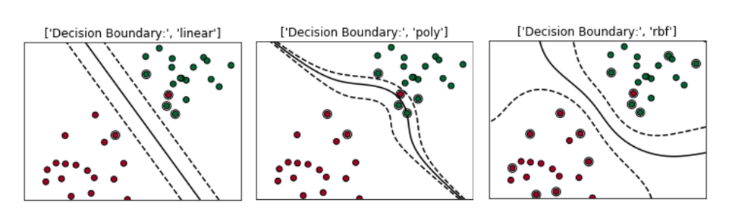
*Random Forest* merupakan satu diantara pembelajaran ensemble. Berdasarkan Speiser et al. (2019), metode ini menggunakan model sederhana yang menggunakan pemisahan biner pada variabel prediksi untuk menentukan prediksi hasil. Sistem kerja *Random Forest* sendiri yaitu mengambil subset *feature* secara acak sehingga secara sistematis menghindari korelasi dan meningkatkan kinerja model (Singh, 2019).



Gambar 2. Ilustrasi Metode Random Forest Sumber: medium.com

1. *Support Vector Machine*

Berdasarkan (Han & Kamber, 2006), *Support Vector Machine* merupakan metode untuk klasifikasi data linier dan non linier menggunakan pemetaan non linier untuk mengubah *training dataset* menjadi dimensi yang lebih tinggi. Pada dimensi baru dicari hyperplane pemisah optimal linier. Hyperplane ini menggunakan vektor dukungan dan margin yang didefinisikan vektor dukungan.



Gambar 3. Ilustrasi Metode SVM dengan Jenis Decision Boundary yang digunakan. Sumber: towardsdatascience.com

1. Alur Data Mining

Data Mining

Preprocessing

Seleksi

Transformasi

Interpretasi dan Evaluasi

Gambar 4. Diagram alur Data Mining.

* Seleksi

Mengubah dataset menjadi format yang sesuai untuk analisis. Pada tahap ini akan di seleksi atribut. Akan di lakukan reduksi dimensi dan sub setting data jika dibutuhkan.

* Preprocessing

Merupakan tahap pembersihan data dimana informasi yang tidak dibutuhkan dibuang. Data di setting ulang untuk memastikan format konsisten.

* Data Mining

Pada tahap ini dilakukan pengujian model yang mana label yang diklasifikasikan ialah “Waktu gejala”. Akan dilakukan pengujian model dimana proporsi yang ditentukan ialah 67% untung *training set* dan 33% untuk *test set.* Setelah dilakukan pengujian model, selanjutnya dilakukan evaluasi dan validasi hasil. Untuk evaluasi hasil menggunakan confusion matrix dan hasil klasifikasi berupa *precision, recall/sensitivity*, *F1-score* dimana dengan ini bisa dihitung *accuracy.* Kemudian pada validasi hasil digunakan *cross validation.*

1. *Confusion Matrix*

*Confusion matrix* merupakan gambaran pengelompokan kelas yang terdiri dari kelas sebenarnya/*retrieved* dengan kelas yang diprediksi/*relevant*. Dengan ini bisa digambarkan jumlah data/*instance* yang termasuk kelompok kelas berikut:

Table 2. Configuration Matrix

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Predicted Class  */Relevant* | True/Actual Class/*Retrieved* | | | |
| P/A | Positive | Negative |  |
| True | True Positif  (TP) | False Positive  (FP) | P’ |
| False | False Negatif  (FN) | True Negative  (TN) | N’ |
|  | P | N | All |

1. *Precision*

Presisi adalah persentase yang relevan/*relevant* dengan tanggapan “benar” atau *True Positive*. Secara formal didefinisikan sebagai:

1. *Recall/sensitivity*

*Recall* merupakan persentase yang relevan/*relevant* dengan tanggapan “benar” yang pada kenyataannya diambil/*retrieved.*  Secara formal dapat didefinisikan sebagai:

1. *F1-score*

F1-score merupakan perbandingan rata-rata harmonik dari *recall* dan *precision.* Secara umum dapat didefinisikan sebagai berikut:

1. *Accuracy*

Ketepatan prediksi baik yang bernilai *positive* maupun bernilai *negative*, diukur dari persentase *accuracy.* Secara umum dapat didefinisikan sebagai berikut:

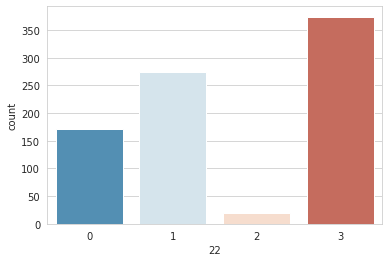
1. *Cross validation*

*Cross validation* merupakan satu di antara metode resampling data sampel untuk menilai generalisasi kemampuan model *predictive* dan mencegah overfitting. Menurut Berrar (2018), *cross validation* Biasanya digunakan untuk memberikan perkiraan kinerja model dengan menyetel parameter model yang diterapkan beberapa kali pada nilai parameter yang berbeda, dan parameter yang dicoba bisa meminimalkan kesalahan yang kemudian digunakan untuk membangun model akhir. Dengan demikian *cross validation* mengatasi masalah overfitting.

* Interpretasi dan evaluasi

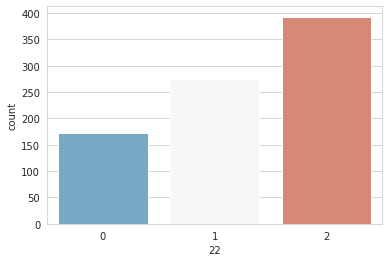
Setelah didapat hasil terbaik, maka hasil model akan di interpretasi dan evaluasi. Adapun interpretasi dan evaluasi ini difokuskan pada *accuracy, precision, sensitivity* serta akurasi model. Serta bagaimana model yang terbaik dari berbagai percobaan yang dilakukan sesuai dengan kondisi data.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**



Gambar 5. Diagram batang frekuensi kolom pertanyaan waktu gejala

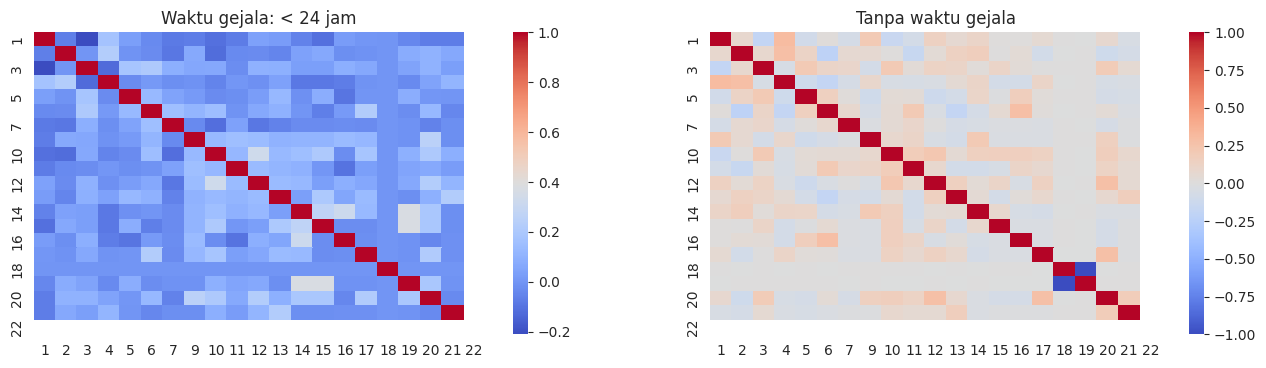
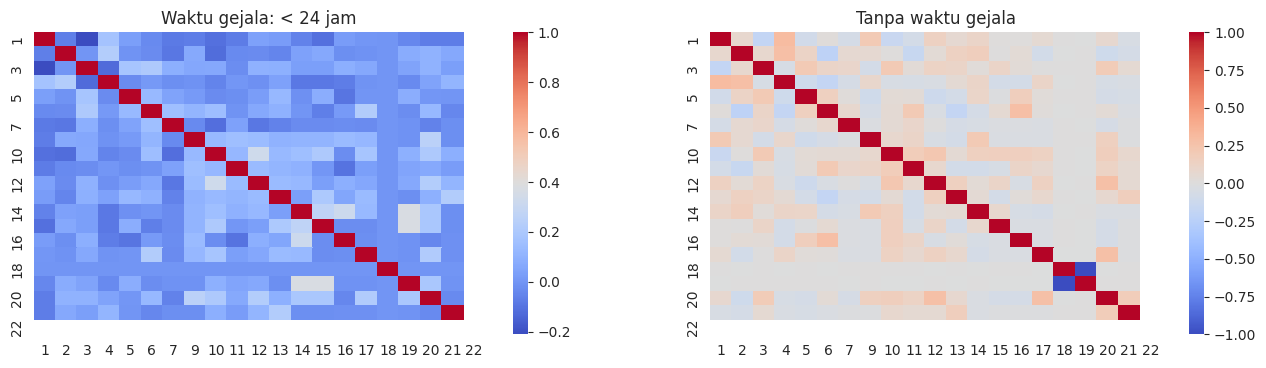
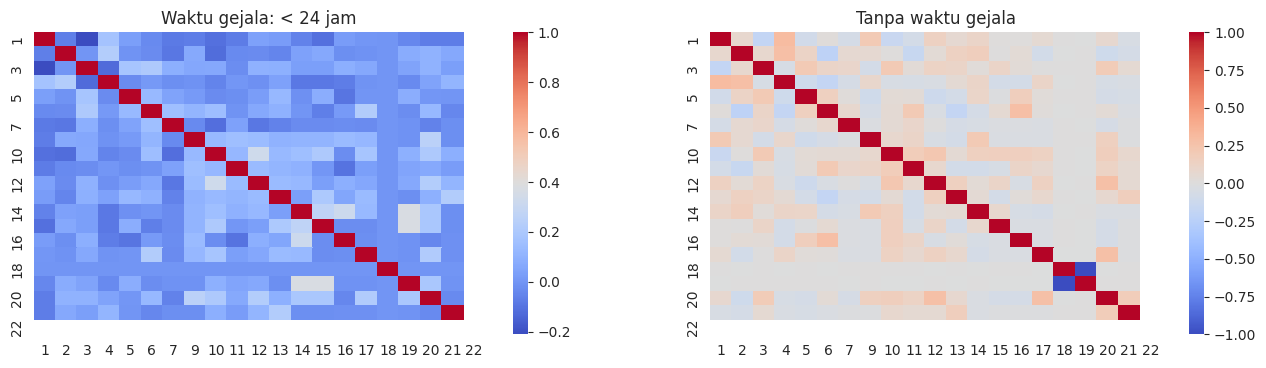
Pada kolom pertanyaan 22 yaitu waktu gejala terjadi extreme imbalance pada opsi jawaban 2 yakni 24 – 72 jam. Sehingga dalam hal ini dilakukan agregasi baris sehingga dijadikan 3 kelompok nilai klasifikasi yakni waktu gejala: “tidak ada”, “< 24 jam” dan “> 24 jam”. Sehingga menjadi:



Gambar 6. Diagram batang frekuensi kolom pertanyaan waktu gejala setelah agregasi baris

Jika diperhatikan terjadi imbalance dimana jumlah responden yang menjawab lama gejala: “tidak ada” lebih kecil kurang dari 50% jumlah responden yang menjawab “> 24 jam”. Selanjutnya di lakukan drop pada atribut pertanyaan “gatal” karena jawaban semua respon adalah “tidak”, sehingga atribut ini tidak bisa menjadi *feature* untuk membantu klasifikasi.

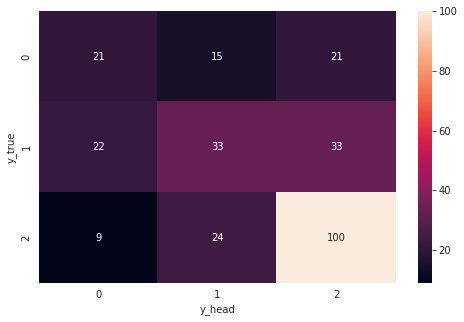
Kemudian dilihat bagaimana pengaruh *feature* dalam mengklasifikasikan label “Waktu gejala” serta perbandingannya pada nilai klasifikasi yang lain seperti pada gambar



Gambar 7. Korelasi perbedaan antar feature terhadap label

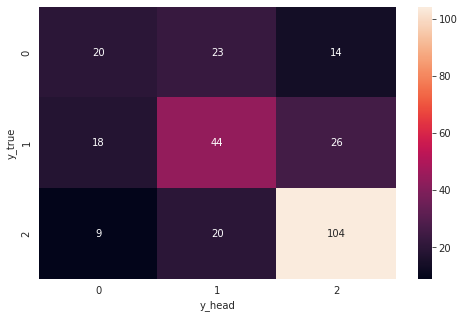
Hingga saat ini masih belum terdapat atribut antar *feature* yang memiliki korelasi yang tinggi. Sehingga belum ada perlakuan khusus terhadap *features.*

Kemudian didapat hasil dari “*cross validation”* dimana ketika dilakukan uji dengan data set yang sama, menghasilkan klasifikasi model dengan confusion matrix:



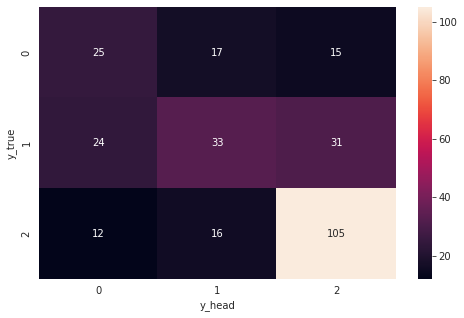
Gambar 8. Confusion Matrix pada model K-Nearest Neighbor

Dalam model *K-Nearest Neighbor* bisa kita lihat bahwa terdapat error dimana terdapat 21 orang yang diprediksi tanpa waktu gejala, padahal waktu gejala yang sebenarnya ialah lebih dari 24 jam setelah vaksin. Kemudian terdapat error dimana 9 orang yang diprediksi punya waktu gejala lebih dari 24 jam yang mana waktu gejala sebenarnya ke-9 orang tersebut ialah tanpa waktu gejala.



Gambar 9. Confusion Matrix pada model Random Forest

Dalam model *Random Forest* bisa kita lihat bahwa terdapat error dimana terdapat 14 orang yang diprediksi tanpa waktu gejala, padahal waktu gejala yang sebenarnya ialah lebih dari 24 jam setelah vaksin. Kemudian terdapat error dimana 9 orang yang diprediksi punya waktu gejala lebih dari 24 jam yang mana waktu gejala sebenarnya ke-9 orang tersebut ialah tanpa waktu gejala.



Gambar 10. Confusion Matrix pada model Support Vector Machine

Dalam model *Support Vector Machine* bisa kita lihat bahwa terdapat error dimana terdapat 15 orang yang diprediksi tanpa waktu gejala, padahal waktu gejala yang sebenarnya ialah lebih dari 24 jam setelah vaksin. Kemudian terdapat error dimana 12 orang yang diprediksi punya waktu gejala lebih dari 24 jam yang mana waktu gejala sebenarnya ke-9 orang tersebut ialah tanpa waktu gejala.

Berdasarkan dengan *precision, recall, f1-score dan accuracy* bisa dari masing-masing model bisa kita lihat:

Table 3. Evaluasi Model K-Nearest Neighbor

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | *Precision* (%) | *Recall* (%) | F1-score (%) |
| 0 | 40 | 37 | 39 |
| 1 | 46 | 38 | 41 |
| 2 | 65 | 75 | 70 |
| *Accuracy (%)* | | | 55 |

Table 4. Evaluasi Model Random Forest

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | *Precision* (%) | *Recall* (%) | F1-score (%) |
| 0 | 43 | 35 | 38 |
| 1 | 51 | 50 | 50 |
| 2 | 72 | 78 | 75 |
| *Accuracy (%)* | | | 60 |

Table 5. Evaluasi Model Support Vector Machine

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | *Precision* (%) | *Recall* (%) | F1-score (%) |
| 0 | 41 | 44 | 42 |
| 1 | 50 | 38 | 43 |
| 2 | 70 | 79 | 74 |
| *Accuracy (%)* | | | 59 |

Berdasarkan tabel evaluasi ketiga model. Ketiga model memiliki *precision* dan *recall* hampir memiliki tinggi yang sama, saat memprediksi waktu gejala dengan value “2” atau gejala lebih dari 24 jam sehingga menghasilkan f1\_score yang lumayan tinggi terutama pada model *Random Forest*. Kemudian jika dibandingkan f1\_score dari ketiga model, saat melakukan prediksi pada responden yang memiliki waktu gejala kurang dari 24 jam (bernilai “1”) maka model *Random Forest* memiliki nilai f1\_score yang tinggi, lebih baik dibanding model *Support Vector Machine* di urutan ke-dua dan *K-Nearest Neighbor* di urutan ke-tiga. Kemudian saat dilakukan prediksi pada responden yang tidak memiliki gejala, model *Support Vector Machine* lebih baik dibanding kedua model lainnya karena memiliki f-1 score yang tinggi. Kemudian berdasarkan *accuracy*, model *Random Forest* lebih baik dibanding kedua model yang lainnya karena memiliki *accuracy* yang tinggi.

**KESIMPULAN**

Berdasarkan percobaan ke-tiga model uji yaitu model *K-Nearest Neighbor*, *Random Forest* dan *Support Vector Machine* pada kasus ini, model *Random Forest* lebih baik dibanding *Support Vector Machine* (di peringkat 2 dari terbaik) dan *K-Nearest Neighbor* (di peringkat 3 dari terbaik). Hal ini juga untuk mengurangi resiko agar pemilihan keputusan tidak membawa dampak yang terlalu merugikan staff rumah sakit. Dalam hal ini juga tidak terdapat perbedaan yang signifikan dari ke-tiga model karena perlakuan dataset yang “sama”. Saran untuk ke depan sebaiknya perlu dilakukan perlakuan data yang berbeda saat processing atau seleksi untuk setiap model hingga didapat perbedaan yang signifikan dan hasil yang lebih optimal.

**DAFTAR PUSTAKA**

Ayyad, S. M., Saleh, A. I., & Labib, L. M. (2019). Gene expression cancer classification using modified K-Nearest Neighbors technique. *BioSystems*, *176*(July 2018), 41–51. https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2018.12.009

Berrar, D. (2018). Cross-validation. *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology: ABC of Bioinformatics*, *1*–*3*(April), 542–545. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809633-8.20349-X

Çiǧşar, B., & Ünal, D. (2019). Comparison of Data Mining Classification Algorithms Determining the Default Risk. *Scientific Programming*, *2019*. https://doi.org/10.1155/2019/8706505

Devikanniga, D., Ramu, A., & Haldorai, A. (2020). Efficient diagnosis of liver disease using support vector machine optimized with crows search algorithm. *EAI Endorsed Transactions on Energy Web*, *7*(29), 1–10. https://doi.org/10.4108/EAI.13-7-2018.164177

Farisa, F. C. (2020). Alasan Jokowi Putuskan Vaksin Covid-19 Digratiskan untuk Masyarakat... *Nasional.Kompas.Com*. https://nasional.kompas.com/read/2020/12/17/09084331/alasan-jokowi-putuskan-vaksin-covid-19-digratiskan-untuk-masyarakat?page=all

Gayathri, G. V., & Satapathy, S. C. (2020). A Survey on Techniques for Prediction of Asthma. *Smart Intelligent Computing and Applications*, *159*, 751–758.

Han, J., & Kamber, M. (2006). Data Mining: Concepts and Techniques. In A. Stephan (Ed.), *Morgan Kaufmann* (Second, Vol. 12). Diane Cerra. https://doi.org/10.1007/978-3-642-19721-5

Handayani, R. T., Kuntari, S., Darmayanti, A. T., Widiyanto, A., & Atmojo, J. T. (2020). Factors Causing Stress in Health and Community When the Covid-19 Pandemic. *Jurnal Keperawatan Jiwa*, *8*(3), 353. https://doi.org/10.26714/jkj.8.3.2020.353-360

Iwendi, C., Bashir, A. K., Peshkar, A., Sujatha, R., Chatterjee, J. M., Pasupuleti, S., Mishra, R., Pillai, S., & Jo, O. (2020). COVID-19 patient health prediction using boosted random forest algorithm. *Frontiers in Public Health*, *8*(July), 1–9. https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.00357

Kementerian Kesehatan. (2021). Question ( Faq ) Pelaksanaan Vaksinasi Covid-. *2020*, *2*(1), 1–16. https://kesmas.kemkes.go.id/assets/uploads/contents/others/FAQ\_VAKSINASI\_COVID\_\_call\_center.pdf

Parvin, H., Alizadeh, H., & Minati, B. (2010). A Modification on K-Nearest Neighbor Classifier. *Global Journal of Computer Science and Technology*, *10*(14), 37–41.

Rokom. (2021, November 5). *Vaksinasi COVID-19 di Indonesia Capai 200 Juta Suntikan*. https://sehatnegeriku.kemkes.go.id/baca/umum/20211105/1038788/vaksinasi-covid-19-di-indonesia-capai-200-juta-suntikan/

Shaban, W. M., Rabie, A. H., Saleh, A. I., & Abo-Elsoud, M. A. (2020). A new COVID-19 Patients Detection Strategy (CPDS) based on hybrid feature selection and enhanced KNN classifier. *Knowledge-Based Systems*, *205*, 106270. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106270

Shereen, M. A., Khan, S., Kazmi, A., Bashir, N., & Siddique, R. (2020). COVID-19 infection: Origin, transmission, and characteristics of human coronaviruses. *Journal of Advanced Research*, *24*, 91–98. https://doi.org/10.1016/j.jare.2020.03.005

Singh, H. (2019). *Understanding Random Forests*. https://medium.com/@harshdeepsingh\_35448/understanding-random-forests-aa0ccecdbbbb

Speiser, J. L., Miller, M. E., Tooze, J., & Ip, E. (2019). A comparison of random forest variable selection methods for classification prediction modeling. *Expert Systems with Applications*, *134*, 93–101. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.028

Zhao, H., Wang, R., Lei, Y., Liao, W.-H., Cao, H., & Cao, J. (2021). Severity Level Diagnosis of Parkinson’s Disease by Ensemble K-Nearest Neighbor Under Imbalanced Data. *Expert Systems with Applications*, *189*(September 2021), 116113. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116113

Zhao, Y. (2015). R and Data Mining: Examples and Case Studies Messages from the Author. In *Elsevier* (Issue December 2012).