**MENGKOMBINASIKAN TEKNIK RESAMPLING DENGAN ALGORITMA MACHINE LEARNING UNTUK MENGATASI CLASS TAK SEIMBANG**

**SKRIPSI**



***Oleh :***

**ZINEDINE KAHLIL GIBRAN ZIDANE**

**H13116304**

**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**UNIVERSITAS HASANUDDIN**

**2019**

**MENGKOMBINASIKAN TEKNIK RESAMPLING DAN ALGORITMA MACHINE LEARNING UNTUK MENGATASI DATASET TAK SEIMBANG**

**SKRIPSI**



Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Ilmu Komputer Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin Makassar

**ZINEDINE KAHLIL GIBRAN ZIDANE**

**H13116304**

**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**UNIVERSITAS HASANUDDIN**

**2019**

(LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN)

(DISETUJUI OLEH)

HALAMAN PENGESAHAN

KATA PENGANTAR

(PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK)

ABSTRAK

Sebagian besar algoritma klasifikasi pada domain data sains yang ada mengasumsikan data training terdistribusi secara seimbang, sementara sebagian besar *real-life* dataset terdistribusi secara tak seimbang. Pada kasus kelas yang tidak seimbang, jumlah *record* suatu kelas (mayoritas) jauh melampaui kelas yang lain (minoritas), namun kelas minoritas sering lebih menarik dan lebih penting untuk diidentifikasi. Dalam masalah distribusi kelas yang tidak seimbang ini, klasifikasi yang benar untuk sampel kelas minoritas lebih berharga daripada kelas mayoritas. Namun, karena distribusi data tidak seimbang, algoritma klasifikasi memiliki kesulitan untuk mengklasifikasi sampel kelas minoritas dengan benar. Jika kinerja model algoritma baik untuk sampel kelas mayoritas namun buruk untuk kelas minoritas maka masalah ketidakseimbangan ini adalah suatu hal yang krusial untuk ditangani. Banyak solusi yang ditawarkan untuk masalah ini, yaitu dengan teknik oversampling pada kelas minoritas dan/atau teknik undersampling pada kelas mayoritas. Pada penelitian ini, penulis mencoba berbagai macam teknik sampling dan mengujinya pada berbagai algoritma klasifikasi machine learning untuk mengetahui kombinasi teknik sampling dan algoritma yang memiliki akurasi tertinggi dalam mengklasifikasi sampel kelas minoritas dan tetap mempertimbangkan klasifikasi kelas mayoritas.

FIXME

ABSTRACT

Daftar Isi

[(LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN) 3](#_Toc23547030)

[(DISETUJUI OLEH) 4](#_Toc23547031)

[HALAMAN PENGESAHAN 5](#_Toc23547032)

[KATA PENGANTAR 6](#_Toc23547033)

[(PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK) 7](#_Toc23547034)

[ABSTRAK 8](#_Toc23547035)

[ABSTRACT 9](#_Toc23547036)

[Table of Contents 10](#_Toc23547037)

[Gambar 13](#_Toc23547038)

[Persamaan 14](#_Toc23547039)

[Tabel 15](#_Toc23547040)

[Lampiran 16](#_Toc23547041)

[BAB I PENDAHULUAN 17](#_Toc23547042)

[1.1 Latar Belakang 17](#_Toc23547043)

[1.2 Rumusan Masalah 22](#_Toc23547044)

[1.3 Batasan Masalah 22](#_Toc23547045)

[1.4 Tujuan Penelitian 22](#_Toc23547046)

[1.5 Manfaat Penelitian 22](#_Toc23547047)

[BAB II TINJAUAN PUSTAKA 24](#_Toc23547048)

[2.1 Machine Learning 24](#_Toc23547049)

[2.2 Imbalanced Class 24](#_Toc23547050)

[2.3 Confusion Matrix 25](#_Toc23547051)

[2.4 Jarak Euklid 26](#_Toc23547052)

[2.5 Principal Common Analysis 27](#_Toc23547053)

[2.6 LASSO dan Ridge Regression 28](#_Toc23547054)

[2.7 Teknik Resampling 30](#_Toc23547055)

[2.7.1 Random Oversampling 30](#_Toc23547056)

[2.7.2 Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) 30](#_Toc23547057)

[2.7.3 Borderline – Synthetic Minority Oversampling Technique (Borderline-SMOTE) 31](#_Toc23547058)

[2.7.4 Adaptive Synthetic (ADASYN) 33](#_Toc23547059)

[2.7.5 Random Undersampling 34](#_Toc23547060)

[2.7.6 Tomek Links 34](#_Toc23547061)

[2.8 Algoritma Klasifikasi Machine Learning 35](#_Toc23547062)

[2.8.1 Logistic Regression 35](#_Toc23547063)

[2.8.2 Decision Tree 36](#_Toc23547064)

[2.8.3 Support Vector Machine 37](#_Toc23547065)

[2.8.4 Multilayer Perceptron (MLP) 39](#_Toc23547066)

[2.8.5 K-Nearest Neighbor 41](#_Toc23547067)

[BAB III METODE PENELITIAN 43](#_Toc23547068)

[3.1 Waktu dan Tempat 43](#_Toc23547069)

[3.2 Tahapan Penelitian 43](#_Toc23547070)

[3.3 Deskripsi Data 44](#_Toc23547071)

[3.4 Alur Penelitian 45](#_Toc23547072)

[BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 46](#_Toc23547073)

[4.1 Eksplorasi dan Preprocessing Data 46](#_Toc23547074)

[4.1.1 Spambase Dataset 46](#_Toc23547075)

[4.1.2 Image Segmentation Dataset 51](#_Toc23547076)

[4.1.3 Credit Card Fraud Dataset 54](#_Toc23547077)

[4.2 Model Tuning & Fitting 57](#_Toc23547078)

[4.3 Analisis Hasil 58](#_Toc23547079)

[BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 59](#_Toc23547080)

[5.1 Kesimpulan 59](#_Toc23547081)

[5.2 Saran 59](#_Toc23547082)

[Daftar Pustaka 60](#_Toc23547083)

[LAMPIRAN 69](#_Toc23547084)

Daftar Gambar

[Gambar 1: Boxplot sebelum Outlier Removal 48](#_Toc23590968)

[Gambar 2: Boxplot setelah Outlier Removal 49](#_Toc23590969)

[Gambar 3: Distribusi capital\_run\_length\_total sebelum normalisasi 52](#_Toc23590970)

[Gambar 4: Distribusi capital\_run\_length\_total setelah normalisasi 53](#_Toc23590971)

[Gambar 5: Explained Variance pada Spambase Dataset 54](#_Toc23590972)

[Gambar 6: Training & Testing Score spambase dataset berdasarkan jumlah komponen utama PCA 55](#_Toc23590973)

[Gambar 7: Running time dari satu fit berdasarkan jumlah komponen utama PCA 55](#_Toc23590974)

Daftar Persamaan

[Persamaan 1: Akurasi 26](#_Toc23590984)

[Persamaan 2: Precision 26](#_Toc23590985)

[Persamaan 3: Recall 26](#_Toc23590986)

[Persamaan 4: Jarak Euklid 26](#_Toc23590987)

[Persamaan 5: Variansi dari kombinasi linear 27](#_Toc23590988)

[Persamaan 6: Vektor Eigen 27](#_Toc23590989)

[Persamaan 7: Principal Component 28](#_Toc23590990)

[Persamaan 8: Cost Function LASSO Regression 29](#_Toc23590991)

[Persamaan 9: Cost Function Ridge Regression 29](#_Toc23590992)

[Persamaan 10: Data Tiruan SMOTE 30](#_Toc23590993)

[Persamaan 11: Data tiruan Borderline-SMOTE 32](#_Toc23590994)

[Persamaan 12: Data tiruan ADASYN 34](#_Toc23590995)

[Persamaan 13: Syarat Tomek Link 35](#_Toc23590996)

[Persamaan 14: Entropi 37](#_Toc23590997)

[Persamaan 15: Information Gain 37](#_Toc23590998)

[Persamaan 16: Kernel Linear 38](#_Toc23590999)

[Persamaan 17: Kernel Radial 38](#_Toc23591000)

[Persamaan 18: Prediksi MLP 40](#_Toc23591001)

[Persamaan 19: Fungsi Aktivasi Sigmoid Logistik 40](#_Toc23591002)

[Persamaan 20: Fungsi Aktivasi Sigmoid Tangensial (tanh) 40](#_Toc23591003)

[Persamaan 21: Fungsi Aktivasi ReLU 41](#_Toc23591004)

[Persamaan 22: Prediksi kelas KNN 41](#_Toc23591005)

[Persamaan 23: Prediksi kelas Weighted KNN 41](#_Toc23591006)

Daftar Tabel

[Tabel 1 Confusion Matrix 25](#_Toc23591007)

[Tabel 2 Distribusi capital\_run\_length\_average, capital\_run\_length\_longest dan capital\_run\_length\_total 51](#_Toc23591008)

[Tabel 3: Performa algoritma machine learning 60](#_Toc23591009)

[Tabel 4: Performa teknik resampling 61](#_Toc23591010)

[Tabel 5: 10-tertinggi kombinasi algoritma machine learning dan teknik resampling diurut berdasarkan recall-1 61](#_Toc23591011)

Lampiran

[Lampiran 1 16](#_Toc22210463)

# PENDAHULUAN

## Latar Belakang

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan yang pesat dalam sains dan teknologi telah berdampak pada pertumbuhan data mentah secara eksponensial (He & Garcia, Learning from Imbalanced Data, 2008). Berdasarkan World Economic Forum (Desjardins, 2019), data digital di dunia akan mencapai 44 zettabyte, atau 44 triliun gigabyte pada tahun 2020. Jumlah ini akan terus berkembang hingga lebih dari dua kali lipat setiap dua tahunnya (Chen, Mao, & & Liu, 2014; Lohr, 2012).

Dari pertumbuhan data tersebut, kebutuhan untuk menganalisis data terus meningkat (Elgendy & Elragal, 2014). Menurut laporan dari LinkedIn pada tahun 2018, permintaan pekerjaan yang membutuhkan analisis data berkembang hingga 12 kali lipat lebih banyak dari tahun 2014 (LinkedIn Economic Graph Team, 2018). Ini disebabkan karena data merupakan kunci dari setiap organisasi, institusi atau perusahaan untuk mengambil keputusan yang lebih cermat dan efektif (McAfee, Brynjolfsson, Davenport, Patil, & Barton, 2012).

Namun data mentah atau *raw data* tidak dapat memberikan informasi yang berguna. Data tersebut perlu diolah dan dianalisis menjadi informasi yang berguna. *Raw data* yang dimaksud adalah data yang belum diproses, yang terstruktur dan yang tidak terstruktur. Data yang terstruktur adalah data yang disimpan dengan format yang telah ditentukan seperti database (Beal, 2019), di mana atribut data dapat dibedakan dengan jelas sehingga dapat langsung diproses oleh peralatan komputasi (Baars & Kemper, 2008). Sedangkan data tidak terstruktur adalah data yang disimpan dalam format yang tidak terstruktur, sehingga membutuhkan campur tangan manusia agar dapat diinterpretasi oleh mesin; seperti dokumen, gambar, video dan audio (Weglarz, 2004). Menurut laporan Beal (Beal, 2019), 80% hingga 90% data di dunia tidak terstruktur.

Dengan jumlah data yang sangat banyak, tidak mungkin oleh manusia untuk menganalisis dan membuat perhitungan mengenai data secara manual. Maka dari itu diperlukan bidang khusus untuk mengolah dan menganalisis data. *Data Science* adalah bidang yang mempelajari bagaimana meng-ekstraksi *raw data* menjadi *meaningful information* atau informasi yang berguna (Berman, et al., 2018; Dhar, 2012). Data Science melibatkan prinsip, proses, dan teknik untuk memahami fenomena melalui data (Provost & Fawcett, 2013). Data Science merupakan bidang yang sangat luas dan sedang dikembangkan (Provost & Fawcett, 2013), namun salah satu bidang khusus dari data science adalah *machine learning* yang merupakan paduan antar *computer science* (ilmu komputer) dan *statistics* (statistika) (Jordan & Mitchell, 2015). Machine learning membahas mengenai bagaimana membangun sistem komputer yang dapat belajar melalui pengalaman tanpa harus diprogram secara spesifik dan manual (Jordan & Mitchell, 2015) (Domingos, 2011).

Untuk menyelesaikan suatu masalah pada komputer, dibutuhkan algoritma. Namun untuk beberapa masalah, tidak ada algoritma yang memadai. Contohnya adalah bagaimana komputer mengenali angka dalam bentuk tulisan tangan (Bishop, Neural Networks for Pattern Recognition, 1995) dan mengklasifikasi suatu email menjadi spam atau bukan spam (Ethem, 2009). Dalam masalah seperti ini, seluruh objek dengan label atau kelas berbeda dikumpulkan dan diidentifikasi ciri-ciri yang membedakan mereka. Di dalam hal ini lah machine learning bekerja.

Data yang dikumpulkan biasanya dalam bentuk dataset atau tabel, di mana setiap kolomnya adalah atribut atau ciri-ciri dan setiap barisnya adalah instansi atau observasi. Dataset tersebut ada yang memiliki kolom label, kelas, atau kolom yang berisi informasi mengenai kategori dari setiap observasi (contohnya, spam atau bukan spam), dan ada juga dataset yang tidak memiliki kolom label, di mana isinya hanyalah atribut atau ciri-ciri dari setiap observasi, tanpa mengindikasikan kategori dari tiap observasi (Bishop, Neural Networks for Pattern Recognition, 1995). Pembelejaran pada dataset berlabel disebut *supervised learning*. Kasus di mana tujuannya adalah mengklasifkasikan input data ke suatu kategori diskrit tertentu disebut *klasifikasi*, dan kasus di mana outputnya adalah suatu variabel kontinu disebut *regresi*. Selain itu, pembelajaran pada dataset tanpa label atau acuan kategori yang benar disebut *unsupervised learning*. Kasus *unsupervised learning* di mana tujuannya adalah mengelompokkan observasi-observasi yang mirip disebut *clustering*, jika menentukan distribusi data pada input disebut *estimasi kepadatan*. Dan yang terakhir, pembelajaran di mana mesin dilatih untuk membuat keputusan tertentu dengan cara *trial and error* disebut *reinforcement learning* (Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, 2006). Masing-masing jenis pembelajaran memiliki banyak algoritma yang telah dikembangkan dengan berbagai pendekatan yang berbeda-beda (Jordan & Mitchell, 2015). Berdasarkan dokumentasi dari *scikit-learn* (Pedregosa, et al., 2011), terdapat lebih dari 100 algoritma machine learning yang ada.

Untuk distribusi data pada suatu dataset, terdapat istilah kelas yang terdistribusi secara seimbang (*balanced*) dan secara tak seimbang (*imbalanced*). Dataset dengan kelas yang seimbang berarti jumlah observasi untuk setiap kelas tidak jauh dari kelas-kelas yang lain (Galar, Fernandez, Barrenechea, Bustince, & Herrera, 2011). Sedangkan untuk dataset dengan distribusi kelas yang tak seimbang, jumlah suatu observasi pada kelas tertentu sangat jauh berbeda dengan kelas yang lain. Hal ini berlaku pada dataset dengan kelas biner (dua kelas saja) dan juga *multiclass* (lebih dari dua kelas) (He & Garcia, Learning from Imbalanced Data, 2008). Kelas dengan jumlah observasi sedikit disebut kelas minoritas (*minority* *class*) dan kelas dengan jumlah observasi yang sangat banyak disebut kelas mayoritas (*majority* *class*). Tidak jarang suatu dataset terdistribusi secara tak seimbang dengan proporsi antara kelas minoritas dan mayoritasnya adalah 1:100, 1:1000, atau 1:1000 (He & Garcia, Learning from Imbalanced Data, 2008). Sebagian besar data asli di dunia terdistribusi secara tak seimbang (He & Garcia, Learning from Imbalanced Data, 2008; Kotsiantis, Kanellopoulos, & Pintelas, 2006; Kumar & Sheshadri, 2012; Visa & Ralescu, 2005).

Pada umumnya, algoritma-algoritma machine learning, dalam hal ini pada masalah klasifikasi, bekerja dengan tujuan utama memaksimalkan akurasi (Provost F. , 2000). Hal ini sangat masuk akal, karena akurasi yang tinggi menjelaskan bahwa model algoritma tersebut melaksanakan tugasnya dengan baik, mengklasifikasikan kelas data dengan benar dengan sedikit kesalahan. Namun, akurasi hanya memberikan informasi secara umum, bagaimana jika model algoritma tersebut bekerja pada dataset tak seimbang, dan hanya mampu mengklasifikasikan kelas mayoritas dengan benar tetapi tak mampu mengklasifikasikan kelas minoritas? Jika perbandingan antara kelas minoritas dan mayoritas saja satu berbanding seratus, maka akurasi yang akan diperoleh lebih besar dari 99%, dengan kesalahan lebih kecil dari 1% yang hampir seluruhnya adalah kelas minoritas. Masalah ini memberi bias terhadap performa algoritma-algoritma klasifikasi, terutama jika kelas yang lebih utama untuk diklasifikasikan dengan benar adalah kelas minoritas, seperti email spam, diagnosis penyakit di bidang kedokteran, deteksi kartu kredit palsu dan lain-lain (Visa & Ralescu, 2005; Rahman & Davis, 2013). Hal ini menunjukkan bahwa pada kasus dataset tak seimbang, dibutuhkan perhatian lebih terhadap *preprocessing* data sebelum dimasukkan ke model.

Banyak cara yang telah ditemukan untuk mengatasi dataset tak seimbang ini, seperti melakukan *resampling* terhadap data yang ada. Resampling adalah teknik mengambil sampel secara berulang dari sampel data asli (Statistics Solution, 2016). Teknik resampling terdiri dari *oversampling*, yaitu mengambil sampel berulang kali dari kelas minoritas; dan undersampling, yaitu mengambil sampel secara acak dari kelas mayoritas (Burnaev, Erofeev, & Papanov, 2015). Kedua teknik ini dapat digunakan secara terpisah ataupun digabung (Burnaev, Erofeev, & Papanov, 2015; Anand, Pugalenthi, Fogel, & Suganthan, 2010; More, 2016; Yen & Lee, Under-Sampling Approaches for Improving Prediction of the Minority Class in an Imbalanced Dataset, 2006). Masing-masing teknik resampling memiliki metode yang berbeda-beda, dengan performa yang berbeda pula (Burnaev, Erofeev, & Papanov, 2015; More, 2016). Begitu juga dengan algoritma klasifikasi pada machine learning, terdapat banyak metode yang berbeda dengan performa yang berbeda pula (Diri & Albayrak, 2008).

Dalam beberapa penelitian terkait (More, 2016; Batista, Prati, & Monard, 2004; Amin, et al., 2016; Burnaev, Erofeev, & Papanov, 2015), telah dilakukan berbagai percobaan untuk mengatasi masalah dataset tak seimbang, namun metode-metode resampling maupun algoritma machine learning yang digunakan tidak beragam untuk mengetahui metode terbaik untuk mengatasi masalah ini. Seperti penelitian yang dilakukan Amin dkk. (Amin, et al., 2016) hanya meneliti teknik oversampling, (Burnaev, Erofeev, & Papanov, 2015; More, 2016; Batista, Prati, & Monard, 2004) meneliti teknik oversampling dan undersampling namun hanya menggunakan satu algoritma machine learning, sedangkan Diri (Diri & Albayrak, 2008) hanya meneliti beberapa algoritma machine learning tanpa pertimbangan dataset tak seimbang. Sedangkan untuk mengetahui metode resampling dan algoritma machine learning terbaikuntuk masalah ini, dibutuhkan kombinasi-kombinasi antar teknik resampling, dan juga antar algoritma machine learning. Setiap kombinasi (pasangan) ini, seperti SMOTE dengan Support Vector Machine, atau Tomek Links dengan Regresi Logistik akan diuji performanya terhadap dataset yang diberikan, kemudian dari kombinasi-kombinasi tersebut dapat ditarik kesimpulan mengenai kombinasi algoritma dan teknik resampling yang terbaik, dan algoritma machine learning dengan performa terbaik, dan teknik resampling dengan performa terbaik. Setiap kombinasi atau pasangan dievaluasi hasilnya dengan tidak hanya pada satu dataset tak seimbang saja, melainkan dengan beberapa dataset tambahan untuk mendapatkan hasil yang lebih umum dan tanpa bias.

Berdasarkan uraian di atas, penulis ingin melakukan penelitian mengenai dataset tak seimbang dengan cara “Mengkombinasikan Teknik Resampling Dan Algoritma Machine Learning Untuk Mengatasi Dataset Tak Seimbang”.

## Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang masalah di atas, dapat dikemukakan pertanyaan penelitian sebagai berikut:

1. Kombinasi algoritma Machine Learning dan teknik Resampling yang mana kah yang memiliki performa terbaik untuk mengatasi dataset tak seimbang?

## Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Merupakan masalah klasifikasi.
2. Dataset yang digunakan adalah dataset tak seimbang.
3. Dataset hanya memiliki dua kelas (biner).
4. Atribut-atribut dataset merupakan tipe numerik.
5. Teknik resampling yang digunakan adalah Random Undersampling, Tomek Links, Random Oversampling, SMOTE, Borderline-SMOTE, dan ADASYN.
6. Algoritma machine learning yang digunakan adalah Regresi Logistik, Decision Tree, Neural Network, Nearest Neighbor, dan Support Vector Machine.

## Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengetahui algoritma machine learning yang memiliki performa terbaik dalam mengklasifikasi dataset tak seimbang.
2. Mengetahui teknik resampling yang memiliki performa terbaik pada dataset tak seimbang.
3. Mengetahui kombinasi algoritma machine learning dan teknik resampling yang memiliki performa terbaik dalam mengatasi dataset tak seimbang.
4. Mengetahui apakah oversampling, undersampling, atau gabungan keduanya yang lebih baik digunakan untuk masalah dataset tak seimbang.

## Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat:

1. Sebagai rujukan untuk mengatasi dataset tak seimbang yang sering dijumpai.
2. Menjadi sumber informasi mengenai performa beberapa teknik resampling.
3. Menjadi sumber informasi mengenai performa dari beberapa algoritma machine learning.

# TINJAUAN PUSTAKA

## Machine Learning

Machine learning adalah memprogram komputer untuk mengoptimalkan suatu ukuran kinerja menggunakan sampel data atau berdasarkan pengalaman (Ethem, 2009). Machine learning menggunakan suatu algoritma untuk menganalisis data.

Dalam pembelajaran yang terawasi atau *supervised learning*, pengklasifikasi akan diberikan suatu input tertentu dan menghubungkannya dengan suatu output. Kasus di mana tujuannya adalah mengklasifkasikan input data ke suatu kategori diskrit tertentu disebut *klasifikasi*, dan kasus di mana outputnya adalah suatu variabel kontinu disebut *regresi*. Dalam pembelajaran tanpa pengawasan atau *unsupervised learning*, pengklasifikasi diberi input dan dibiarkan sendiri untuk menemukan pola pada data tersebut. Kasus *unsupervised learning* di mana tujuannya adalah mengelompokkan observasi-observasi yang mirip disebut *clustering*, jika menentukan distribusi data pada input disebut *estimasi kepadatan*. Dalam *reinforcement learning*, sistem komputer menerima input secara terus menerus dan mencoba memilih keputusan-keputusan yang paling optimal berdasarkan kondisi lingkungannya.

Masing-masing jenis pembelajaran memiliki banyak algoritma yang telah dikembangkan dengan pendekatan yang berbeda-beda (Jordan & Mitchell, 2015).

## Imbalanced Class

Dataset adalah kumpulan data yang berbentuk tabel, di mana setiap kolomnya merepresentasikan suatu ciri-ciri, atribut atau fitur. Setiap barisnya menyatakan observasi suatu individu, record atau sampel (Snijders, Matzat, & Reips, 2012). Suatu dataset biasanya memiliki satu kolom tambahan yang merepresentasikan kelas dari observasi tersebut, kolom ini disebut kolom kelas. Kolom kelas ini juga disebut sebagai variabel dependen terhadap variabel-variabel independen yang merupakan ciri-ciri (atribut) dari suatu observasi tertentu.

Dalam machine learning dikenal sistilah dataset dengan class yang tak seimbang. Istilah ini berlaku ketika kelas dari dataset tersebut bersifat kategorik diskrit. Dataset dengan class yang tak seimbang (*imbalanced class*) adalah dataset yang frekuensi kejadian dari kelas tertentu sangat jauh berbeda dengan kelas yang lain. Contohnya seperti suatu dataset dengan jumlah pasien yang berkelas “diabetes” jumlahnya jauh lebih sedikit dibanding pasien yang “tidak diabetes”.

Masalah ketidakseimbangan ini akan memberi bias terhadap performa pengklasifikasi sebab jumlah sampel pada kelas tertentu tidak dapat memberi informasi yang cukup kepada pengklasifikasi berdasarkan ciri-ciri yang diberikan (Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, 2006; Ethem, 2009; Domingos, 2011).

## Confusion Matrix

Di dalam machine learning, mengukur kinerja atau performa dari suatu model adalah hal yang esensial. Model yang diperoleh dari pelatihan melalui data training perlu diuji melalui data testing. Kinerja diukur berdasarkan seberapa baik model tersebut memprediksi dengan benar data yang ada.

Pada klasifikasi biner, kelas positif yang berhasil diprediksi dengan benar disebut true positive, jika kelas positif tersebut diprediksi negatif (salah) disebut false negative. Kelas negatif yang berhasil diprediksi negatif (benar) disebut true negative, dan kelas negatif yang diprediksi positif disebut false positive. Jumlah dari kasus-kasus tersebut direpresentasikan dalam suatu tabel kontingensi yang disebut *confusion matrix* (Swets, 1988)*.*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Kelas asli | | |
| Hasil prediksi |  | Positif | Negatif |
| Positif | TP | FP |
| Negatif | FN | TN |

Tabel 1 Confusion Matrix

Akurasi adalah ukuran kinerja yang menunjukkan seberapa baik suatu pengklasifikasi dalam mengklasifikasikan seluruh data. Akurasi adalah rasio antara observasi yang diklasifikasikan secara benar dengan total observasi:

Persamaan 1: Akurasi

Presisi adalah ukuran kinerja yang menunjukkan seberapa besar kebenaran suatu pengklasfikasi dari seluruh kelas positif yang diprediksi. Presisi adalah rasio antara jumlah kelas positif yang diklasifikasikan secara benar dengan jumlah observasi yang diklasifikasikan positif:

Persamaan 2: Precision

Recall atau sensitivitas adalah ukuran kinerja yang menunjukkan seberapa baik suatu pengklasifikasi dalam mengklasifikasikan kelas positif. Recall adalah rasio antara jumlah observasi positif yang diklasifikasikan secara benar dengan jumlah observasi positif asli:

Persamaan 3: Recall

## Jarak Euklid

Jarak Euklid adalah jarak antara suatu vektor ke suatu vektor pada ruang euklid berdimensi :

Persamaan 4: Jarak Euklid

Pada machine learning, jarak Euklid digunakan untuk menghitung jarak antar dua observasi berdasarkan vektor fitur yang bersifat kontinu (Howard, 2013).

## Principal Common Analysis (PCA)

Principal Common Analysis atau PCA adalah metode feature extraction dari suatu dataset dengan atribut numerik, untuk setiap atribut memiliki observasi. Dengan kata lain didefinisikan sejumlah vektor X berdimensi atau data matrix , di mana kolom ke- adalah vektor . Cari kombinasi linear dari kolom dari matrix dengan variansi maksimum. Kombinasi linear tersebut diekspresikan dengan:

di mana adalah vektor konstan .

Variansi dari kombinasi linear tersebut didefinisikan sebagai:

Persamaan 5: Variansi dari kombinasi linear

di mana adalah matrix kovarians dari dan adalah vektor transpose dari .

Maka, mengidentifikasi kombinasi linear dengan variansi maksimum ekuivalen dengan memperoleh vektor berdimensi yang memaksimalkan bentuk kuadrat . Untuk memperoleh solusi yang terdefinisi, vektor harus merupakan vektor satuan, atau . Masalah ini ekuivalen dengan memaksimalkan   
di mana adalah pengganda Lagrange.

Mendiferensialkan ekspresi tersebut terhadap vektor , dan menyamakan dengan vektor nol, menghasilkan persamaan:

Persamaan 6: Vektor Eigen

Maka, adalah vektor eigen, dan adalah nilai eigen dari matrik kovarians .

Karena nilai eigen adalah variansi dari transformasi linear pada persamaan (5):  
maka persamaan (6) bernilai benar jika setiap vektor eigen dikali -1.

Semua matriks real simetrik berukuran , seperti matriks kovarians , memiliki tepat nilai eigen yang real, , dan vektor eigennya dapat didefinisikan untuk membentuk satu set vektor ortonormal. Pendekatan pengganda Lagrange, dengan batasan tambahan ortogonal dari vektor koefisien yang berbeda, juga dapat digunakan untuk menunjukkan bahwa seluruh vektor eigen dari **S** adalah solusi dari masalah dengan memperoleh kombinasi linear baru:

Persamaan 7: Principal Component

yang memaksimalkan varians, tergantung pada korelasi dengan kombinasi linear sebelumnya. Pada kombinasi linear ini, adalah principal component atau komponen utama dari dataset.

(Jolliffe & Cadima, 2016)

## LASSO dan Ridge Regression

Regularisasi adalah metode untuk menghindari overfitting dengan memberi nilai penalti terhadap koefisien regresi yang bernilai tinggi. Regularisasi mengurangi parameter dan menyederhanakan model yang berbentuk kompleks. Regularisasi menambah nilai penalti pada model yang lebih kompleks dan mengoptimisasi parameter dengan meminimalkan nilai suatu cost function.

LASSO Regression atau Least Absolute Shrinkage and Selection Operator Regression adalah metode regularisasi yang menambahkan penalti sebesar nilai absolut dari besarnya koefisien dikalikan dengan suatu nilai . Regularisasi ini dapat menghasilkan model dengan koefisien yang lebih sedikit dikarenakan beberapa koefisien dapat menjadi nol dan dihilangkan dari model. Nilai penalti yang lebih besar menghasilkan nilai-nilai koefisien yang lebih mendekati nol, yang ideal untuk menghasilkan model yang lebih sederhana.

Persamaan 8: Cost Function LASSO Regression

Ridge Regression adalah metode regularisasi yang menambahkan penalti sebesar nilai kuadrat dari besarnya koefisien dikalikan dengan suatu nilai . Regularisasi ini menambahkan bias terhadap regresi dengan hasil nilai variansi yang lebih kecil.

Persamaan 9: Cost Function Ridge Regression

Dilihat dari persamaan dan persamaan, jika bernilai nol, maka cost function tersebut kembali ke Ordinary Least Squares, jika nilai terlalu besar, maka bobot yang diberikan akan terlalu besar dan model dapat mengalami underfitting.

Perbedaan dari LASSO dan Ridge Regression adalah pada LASSO Regression, dengan semakin besarnya nilai, koefisien-koefisien parameter dapat dirubah menjadi nol, mengeliminasi fitur yang tidak berperan terhadap model; sedangkan pada Ridge Regression, koefisien parameter tidak akan mencapai nol, namun secara asimtotik mendekati nol. (Tibshirani, 1996; Pereira, Basto, & Silva, 2016)

## Teknik Resampling

### Random Oversampling

Random oversampling, atau oversampling secara acak adalah teknik oversampling di mana anggota dari kelas minoritas dipilih secara acak dan diduplikasi ke dataset yang baru hingga tercapai keseimbangan (Liu A. Y.-c., 2004). Data minoritas tersebut dapat diduplikasi beberapa kali. Teknik ini biasanya menyebabkan overfitting pada model (Amin, et al., 2016; Liu A. Y.-c., 2004).

### Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)

SMOTE atau Synthetic Minority Oversampling Technique adalah teknik oversampling terpopuler yang diproposalkan oleh Chawla (Chawla, Bowyer, Hall, & Kegelmeyer, 2002) pada tahun 2002. Teknik ini membuat data tiruan atau sintetik berdasarkan tetangga-tetangga terdekat dari sampel kelas minoritas.

Teknik ini dimulai dengan menentukan data yang akan dibuat untuk setiap data pada kelas minoritas dalam dataset . Kemudian untuk setiap data kelas minoritas , pilih tetangga secara acak dari tetangga terdekat data tersebut di mana dengan adalah jumlah data pada kelas minoritas dan , di mana adalah fitur-fitur pada. Lalu untuk setiap fitur pada , hitung jarak euklid antara dengan salah satu tetangga , di mana adalah bilangan acak dari tetangga terdekat . Kemudian suatu bilangan acak ditentukan. Data tiruan dibuat berdasarkan:

Persamaan 10: Data Tiruan SMOTE

di mana bersifat inkremental dan adalah data kelas minoritas tiruan.

Teknik ini membuat data sintetik pada suatu titik dari jarak antara setiap fitur dari dengan (Chawla, Bowyer, Hall, & Kegelmeyer, 2002).

### Borderline – Synthetic Minority Oversampling Technique (Borderline-SMOTE)

Terinspirasi oleh SMOTE, Han memproposalkan teknik oversampling baru yang menyerupai SMOTE. Teknik Han tersebut membuat data tiruan di sekitar data kelas minoritas yang berada di *borderline* atau perbatasan antara kelas mayoritas dan kelas minoritas saja, di mana SMOTE membuat data tiruan pada setiap sampel kelas minoritas (Han, Wang, & Mao, 2005).

Misalkan untuk data training terdapat kelas minoritas dan kelas mayoritas , diekspresikan:

di mana dan adalah jumlah sampel kelas minoritas dan jumlah sampel kelas mayoritas. Borderline-SMOTE bekerja sebagai berikut.

Untuk setiap pada kelas minoritas , hitung tetangga terdekat dari seluruh data training . Jumlah kelas mayoritas dari tetangga terdekat disimbolkan .

Jika , atau seluruh tetangga terdekat dari adalah sampel kelas mayoritas, maka dinyatakan sebagai noise dan bukan merupakan sampel perbatasan. Jika , atau tetangga terdekat lebih banyak merupakan sampel kelas mayoritas dibanding minoritas, maka dianggap sampel perbatasan dan dimasukkan ke dalam himpunan sampel perbatasan . Jika , maka dianggap aman dan bukan merupakan sampel perbatasan.

Untuk himpunan sampel perbatasan , di mana . Maka:

di mana adalah jumlah sampel perbatasan. Untuk setiap sampel perbatasan di B, tentukan tetangga terdekat dari .

Data tiruan berkelas minoritas dibuat sebanyak . Untuk setiap , Pilih sebanyak tetangga terdekat secara acak dari , lalu hitung jarak euklid (Persamaan (4)) antara dengan di mana adalah jarak antara dengan salah satu tetangga terdekatnya. Kemudian suatu bilangan acak ditentukan dan data tiruan sebanyak dari dibuat.

Persamaan 11: Data tiruan Borderline-SMOTE

Proses di atas dilakukan untuk setiap , maka data tiruan akan dibuat sebanyak kali (Han, Wang, & Mao, 2005).

### Adaptive Synthetic (ADASYN)

Adaptive Synthetic adalah teknik oversampling yang diproposalkan oleh He di mana data tiruan dibuat berdasarkan tingkat kesulitan suatu sampel kelas minoritas untuk dipelajari. Setiap sampel kelas minoritas memiliki alokasi data tiruan sesuai dengan banyaknya tetangga sampel kelas mayoritas dari tetangga terdekat sampel kelas minoritas tersebut (He, Bai, Garcia, & Li, 2008).

Misalkan untuk data training D dengan m sampel , , di mana adalah instansi dari dimensi dari ruang fitur dan adalah label kelas dari . Didefinisikan dan sebagai jumlah sampel kelas minoritas, dan jumlah sampel kelas mayoritas secara berurutan. Maka dan .

Tentukan derajat ketidakseimbangan :

di mana . Jika di mana adalah nilai maksimum toleransi derajat ketidakseimbangan, maka hitung jumlah data kelas minoritas tiruan:

di mana adalah parameter yang menunjukkan rasio ketidakseimbangan yang diinginkan setelah data tiruan dibuat. menunjukkan dataset akan seimbang sepenuhnya.

Untuk setiap sampel di mana adalah kelas minoritas, tentukan tetangga terdekat dengan jarak Euklid pada dimensi ruang fitur. Kemudian hitung rasio , yang didefinisikan sebagai:’

di mana adalah jumlah sampel pada tetangga terdekat yang merupakan sampel kelas mayoritas, maka .

Kemudian normalisasikan menjadi:

agar menjadi distribusi kepadatan .

Hitung data tiruan yang akan dibuat untuk setiap sampel :

Untuk setiap sampel , buat data tiruan dengan persamaan:

Persamaan 12: Data tiruan ADASYN

di mana adalah selisih vektor pada dimensi dan adalah bilangan acak .

### Random Undersampling

Random undersampling, atau undersampling secara acak adalah teknik undersampling di mana anggota dari kelas mayoritas dipilih secara acak dan dihapus dari dataset training hingga tercapai keseimbangan. Kekurangan dari teknik ini adalah tidak ada cara untuk mengatur informasi apa saja yang dihilangkan dari dataset tersebut, informasi yang berguna bisa saja hilang (Amin, et al., 2016; Liu A. Y.-c., 2004; Yen & Lee, Under-Sampling Approaches for Improving Prediction of the Minority Class in an Imbalanced Dataset, 2006; More, 2016).

### Tomek Links

Tomek Link atau tautan Tomek adalah metode undersampling yang diproposalkan oleh Tomek (Tomek, 1976) untuk memodifikasi CNN (Condensed Nearest Neighbor). Teknik ini menghapus sampel kelas mayoritas jika dan hanya jika tetangga kelas mayoritas tersebut berasal dari kelas berbeda dan merupakan tetangga terdekat satu sama lain. Jika dan adalah sampel dengan kelas berbeda, maka suatu Tomek Link didefinisikan untuk setiap sampel :

Persamaan 13: Syarat Tomek Link

di mana fungsi adalah jarak Euklid pada persamaan (4).

## Algoritma Klasifikasi Machine Learning

### Logistic Regression

Regresi logistik adalah algoritma klasifikasi yang menggunakan kelas untuk membangun dan menggunakan model regresi logistik multinomial tunggal dengan *estimator* tunggal. Regresi logistik menyatakan probabilitas kelas (antara 0 dan 1) tergantung pada jarak dari batas, dengan sutu pendekatan. Hasil regresi logistik adalah suatu bilangan antara 0 dan 1 yang menyatakan probabilitas kelas.

Nilai atribut pada data observasi dari regresi logistik dapat berupa nominal, ordinal, interval atau skala rasio, sedangkan untuk atribut kelas harus merupakan kelas biner. Hubungan antara atribut dengan kelas bersifat non-linear. Distribusi data tidak tersebar dalam bentuk distribusi Gauss, melainkan distribusi Bernoulli, yang dikarenakan kelasnya berbentuk biner.

Pada analisis regresi logistik, hubungan antara suatu kejadian berdasarkan atribut atau vektor fiturnya diekspresikan:

di mana adalah peluang terjadinya suatu kejadian. Peluang tersebut bernilai nol hingga satu pada kurva berbentuk S dan adalah kombinasi linear dari vektor fitur kejadian tersebut:

di mana adalah nilai *intercept* dari model, dan adalah koefisien kemiringan atau gradien dari model regresi logistik tersebut, dan adalah nilai fitur ke- dari vektor fitur kejadian tersebut (Tsangaratos & Ilia, 2016; Hosmer & Lemeshow, 2000; Osisanwo, et al., 2017).

### Decision Tree

Decision Tree atau pohon keputusan adalah pengklasifikasi yang menentukan output kelas dari suatu sampel berdasarkan keputusan yang diambil dari setiap nilai atribut dari sampel tersebut. Pohon keputusan adalah suatu fungsi Boolean di mana inputnya adalah suatu sampel dengan vektor fitur dan outputnya adalah 0 atau 1. Di pohon keputusan, setiap node pohon yang bukan node daun adalah suatu uji atribut atau suatu ekspresi boolean, setiap node daun adalah nilai Boolean, dan setiap cabang mewakili salah satu nilai yang mungkin dari atribut yang diuji. Ada beberapa metode pohon keputusan seperti ID3, C4.5, dan CART.

Algoritma ID3 menggunakan teori entropi informasi yang menghitung entropi dari masing-masing atribut. Kemudian menghitung Information Gain dari suatu atribut berdasarkan entropinya terhadap target kelas. Di mana entropi adalah ukuran ketidapastian suatu atribut yang terkait dengan suatu kejadian. Semakin kecil entropi dari suatu atribut, semakin tinggi kemurnian informasi yang ada. Semakin besar entropi dari suatu atribut, semakin besar ketidakpastian informasi tersebut. Information Gain adalah jumlah ketidakpastian informasi yang berkurang berdasarkan informasi yang diterima terkait dengan suatu atribut.

Misalkan adalah data Training dengan jumlah sampel , dengan jumlah nilai atribut kelas yang berbeda dari . Misalkan adalah jumlah sampel pada . Informasi yang dibutuhkan dari suatu sampel klasifikasi adalah:

di mana adalah peluang suatu sampel berasal dari kelas yang diperoleh dari . Suatu himpunan atribut memiliki nilai berbeda . dibagi menjadi subset , di mana memiliki beberapa sampel di yang memiliki nilai di .

Misalkan adalah jumlah sampel di kelas dari subset , entropi subset yang dibagi oleh adalah:

Persamaan 14: Entropi

Berdasarkan persamaan di atas, informasi yang dibutuhkan dari suatu subset dihitung berdasarkan:

Maka Information Gain dari A dapat dihitung dengan:

Persamaan 15: Information Gain

Algoritma ID3 membangun decision tree berdasarkan urutan atribut yang memiliki information gain tertinggi sebagai root node. Node tersebut kemudian bercabang sesuai dengan jumlah nilai berbeda pada atribut tersebut. Cabang dengan entropi nol adalah node daun, dan cabang dengan entropi yang lebih dari nol membutuhkan pecabangan lebih lanjut. Proses tersebut dilakukan secara rekursif pada semua node yang bukan merupakan node daun hingga seluruh data terklasifikasi (Osisanwo, et al., 2017; Quinlan, 1986; Dai, Zhang, & Wu, 2016; Vafeiadis, Diamantaras, Sarigiannidis, & Chatzisavvas, 55).

### Support Vector Machine

Support Vector Machine adalah algoritma pengklasifikasi yang membangun suatu hyperplane yang memisahkan data-data dengan kelas berbeda dengan margin sebesar mungkin.

Misalkan suatu data training pada sampel dipisahkan menjadi dua kelas, di mana adalah vektor fitur dan adalah label kelasnya. Jika diasumsikan dua kelas tersebut dapat dipisahkan dengan hyperplane pada suatu bidang , dan informasi mengenai distribusi datanya tidak diketahui, maka hyperplane yang optimal adalah hyperplane yang memaksimalkan margin. Nilai optimal dari dan dapat dicari menggunakan fungsi Lagrange :

di mana dan diperoleh dari algoritma pembelajaran SVC. di mana nilai tidak nol adalah “support vector”. Untuk adalah inner product atau hasil kali dalam antara dua observasi dan yang diekspresikan:

Persamaan 16: Kernel Linear

yang disebut kernel Linear.

Metode SVM yang menggunakan kernel linear dapat memisahkan kelas-kelas secara linear. Namun secara praktis dataset yang dijumpai sering tidak dapat dipisahkan secara linear. Kernel non-linear lebih fleksibel dikarenakan kernel ini memetakan variabel dan ke dimensi yang lebih tinggi. Salah satu kernel non-linear yang populer digunakan adalah kernel radial atau kernel Gauss:

Persamaan 17: Kernel Radial

di mana adalah parameter tuning tambahan. Ketika suatu sampel test terletak jauh dari sampel training, eksponensial tersebut akan menjadi negatif, dan mendekati nol. Pada kasus ini, sampel training yang terletak jauh dari sampel test hampir tidak memiliki efek atau kontribusi kepada keputusan yang digunakan untuk mengklasifikasikan sampel test. Parameter mempengaruhi seberapa jauh letak suatu observasi agar dapat berkontribusi terhadap keputusan klasifikasi. Kernel ini lebih fleksibel dari kernel linear (Guenther & Schonlau, 2016; Schuldt, Laptev, & Caputo, 2004; Vapnik & Cortes, 1995).

### Multilayer Perceptron (MLP)

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan adalah salah satu algoritma machine learning yang mencari suatu fungsi yang tidak diketahui berdasarkan input vektor ke suatu output :

Pada tahap pelatihan, fungsi dioptimasikan sedemikian sehingga hasil yang didapat untuk setiap vektor X yang diberikan sedekat mungkin dengan nilai .

Istilah neuron atau node digunakan pada ANN untuk menandakan suatu atribut (pada layer input), suatu jenis output (pada layer output) atau suatu ekspresi matematika (pada layer tersembunyi). Neuron atau node ini masing-masing memiliki *weight* (bobot) yang berbeda-beda yang mempengaruhi nilai output dari node tersebut berdasarkan suatu fungsi aktivasi. Untuk node pada layer non-output, output node tersebut akan dikirim ke seluruh node pada layer selanjutnya. Koneksi atau sambungan antara node memiliki nilai bias.

Multilayer Perceptron (MLP) adalah salah satu jenis Artificial Neural Network yang memiliki layer tesembunyi atau hidden layer. MLP terdiri dari setidaknya 3 layer, yaitu input layer, hidden layer dan output layer. Secara praktis, MLP biasanya memiliki lebih dari satu hidden layer.

MLP dapat diekspresikan sebagai berikut:

Persamaan 18: Prediksi MLP

di mana adalah vektor input yang diaugmentasikan dengan 1, atau , dan adalah vektor bobot dari node tersembunyi ke-, dan adalah bobot untuk node output, dan adalah output jaringannya. Fungsi adalah fungsi aktivasi pada node tersembunyi (Ahmed, Atiya, Gayar, & El-Shishiny, 2010; Zurada, 1992; Haykin, 1994; Zhou & Liu, 2006; Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, 2006; Bishop, Neural Networks for Pattern Recognition, 1995; MULTILAYER, 1998).

Fungsi aktivasi adalah fungsi yang memberi output dari suatu node berdasarkan input yang diberikan untuk diteruskan ke node selanjutnya.

Fungsi aktivasi Sigmoid logistik adalah fungsi aktivasi yang memberi nilai antara 0 dan 1:

Persamaan 19: Fungsi Aktivasi Sigmoid Logistik

Fungsi aktivasi Sigmoid tangensial adalah fungsi aktivasi yang memberi nilai antara

-1 dan 1

Persamaan 20: Fungsi Aktivasi Sigmoid Tangensial (tanh)

Terlihat bahwa fungsi aktivasi sigmoid tangensial adalah fungsi Sigmoid logistik yang diskalakan.

Fungsi aktivasi relu adalah fungsi aktivasi yang mengembalikan nilai nol untuk seluruh input negatif namun untuk seluruh input positif , ReLU mengembalikan nilai itu sendiri.

Persamaan 21: Fungsi Aktivasi ReLU

### K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor adalah algoritma prediksi non-parametrik di mana hasil prediksi kelas dari suatu titik didasarkan oleh mayoritas kelas dari tetangga terdekatnya. Diberikan suatu titik, hitung jarak Euklid sesuai dengan persamaan (4) antara titik tersebut dengan semua titik pada data training. Kemudian pilih tetangga terdekat berdasarkan jarak Euklid tersebut, prediksi kelas dari titik tersebut adalah modus kelas dari tetangga terdekatnya.

Untuk suatu sampel dengan tetangga terdekat dari , prediksi kelas ditentukan oleh:

Persamaan 22: Prediksi kelas KNN

di mana adalah label kelas dari (Ahmed, Atiya, Gayar, & El-Shishiny, 2010; Osisanwo, et al., 2017).

Weighted-KNN, atau KNN berbobot adalah jenis KNN yang memberi bobot kepada tetangga terdekat berdasarkan invers jarak . Prediksi kelas dipilih berdasarkan jumlah bobot tertinggi dari tiap kelas yang ada, diekspresikan:

Persamaan 23: Prediksi kelas Weighted KNN

(Hechenbichler, 2004)

# METODE PENELITIAN

## Waktu dan Tempat

Penelitian ini dilaksanakan dari bulan Agustus 2019 sampai dengan bulan Oktober 2019. Lokasi penelitian dilakukan di Laboratorium Rekayasa Perangkat Lunak Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin.

## Tahapan Penelitian

Untuk menyelesaikan penelitian ini, peneliti akan melewati beberapa tahap penelitian, yaitu: Pra-penelitian, eksplorasi dan preprocessing data, model *tuning and fitting*, dan analisis hasil.

Pada tahap pra-penelitian, peneliti menentukan tema penelitian, masalah yang akan diteliti, mengumpulkan sumber referensi atau literatur seperti jurnal dan buku yang mendukung dalam penelitian, dan menentukan metode yang digunakan beserta batasan masalahnya. Kemudian peneliti mencari data yang sesuai dengan tema penelitian sebagai objek penelitian.

Pada tahap eksplorasi dan preprocessing data, peneliti mencoba menguraikan karakteristik-karakteristik setiap dataset sebagai informasi untuk mengambil keputusan pada tahap preprocessing. Peneliti akan mengidentifikasi masalah-masalah yang terdapat pada dataset tersebut kemudian mengambil pendekatan untuk menyelesaikan masalah yang terkait. Normalisasi dan attribute reduction termasuk pada tahap ini.

Pada tahap model *tuning and fitting*, peneliti akan mencari parameter-parameter terbaik untuk model yang akan digunakan berdasarkan hasil eksplorasi data dan *trial and error* untuk mendapatkan hasil terbaik. Tuning juga dilakukan terhadap beberapa teknik resampling yang membutuhkan parameter. Kemudian model akan memberi hasil prediksi yang akan dianalisis pada tahap selanjutnya.

Pada tahap analisis hasil, peneliti akan merangkum hasil yang diperoleh dari metode-metode yang digunakan ke dalam bentuk tabel dan diagram, kemudian menyimpulkan hasilnya sebagai output dari penelitian ini.

## Deskripsi Data

Data diambil dari Website resmi Kaggle (kaggle.com), UCI Machine Learning Repository (archive.ics.uci.edu/ml/) dan KEEL (sci2s.ugr.es/keel/imbalanced.php). Data tersebut berupa tiga dataset, yaitu:

1. Credit Card Fraud Dataset (Kaggle), yang terdiri dari 30 kolom attribut dengan 1 kolom kelas, 284.807 baris. 284.315 jumlah sampel kelas mayoritas dan 492 jumlah sampel kelas minoritas dengan *imbalanced ratio* sebesar 577:1. Dataset ini merupakan dataset terpopuler di Kaggle sebab jumlah data yang besar dengan imbalanced ratio yang sangat tinggi.
2. Spambase Dataset (UCI), yang terdiri dari 57 kolom atribut dengan 1 kolom kelas, 4.601 baris. 2788 jumlah sampel kelas mayoritas dan 1813 jumlah sampel kelas minoritas dengan *imbalanced ratio* sebesar 1,5:1
3. Image Segmentation Dataset (KEEL), yang terdiri dari 19 kolom atribut dengan 1 kolom kelas, 2308 baris. 1962 jumlah sampel kelas mayoritas dan 346 jumlah sampel kelas minoritas dengan *imbalanced ratio* sebesar 6:1.

Seluruh dataset hanya memiliki atribut kontinu dengan label kelas biner yang sesuai dengan tema penelitian dan metode-metode yang digunakan.

## Alur Penelitian

Menentukan Target dan Objek Penelitian

Studi Literatur

Prediksi dengan parameter terbaik (recall)

Testing 20%

Dataset Rebalancing

200 Kelompok Rebalanced Credit Card Fraud

Spambase

Hasil Akhir

Kesimpulan

Analisis Hasil

Attribute Reduction (PCA)

Normalization (Scale, Transform)

Credit Card Fraud

Data Cleaning (Outlier Removal)

Image Segmentation

5-Fold Cross Validation

3-Fold Cross Validation

Kombinasi Parameter Algoritma Machine Learning

Balanced Training

Teknik-teknik Resampling

Training 80%

Hasil

# HASIL DAN PEMBAHASAN

## Eksplorasi dan Preprocessing Data

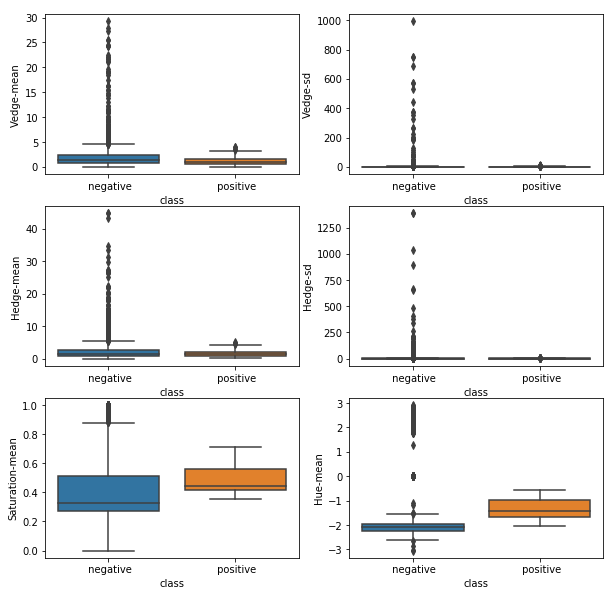
### Image Segmentation Dataset

#### Data Cleaning & Normalization

Image Segmentation dataset merupkan dataset mengenai citra di mana setiap pikselnya memiliki kelas berdasarkan hasil segmentasi manual dari citra outdoor. Setiap observasi dari dataset ini adalah gabungan piksel yang berukuran 3x3 (disebut region). Pada dataset asli terhadap 6 kelas berbeda. Namun dataset ini diubah oleh Keel di mana hanya terdapat 2 kelas, yaitu positif dan negatif. Kelas positif adalah kelas 0 pada dataset asli, dan kelas negatif adalah kelas 1, 2, 3, 4 dan 5 pada dataset asli. Perubahan ini dilakukan untuk menciptakan dataset yang tidak seimbang. Terdapat 20 atribut pada dataset ini:

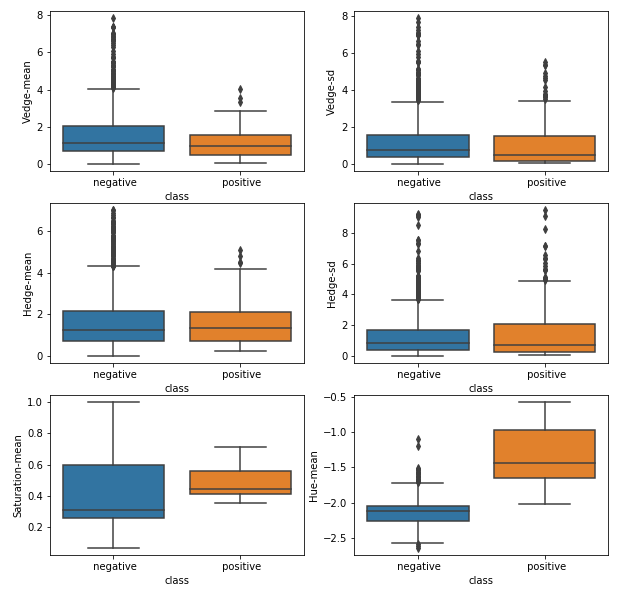
1. region\_centroid\_row dan region\_centroid\_col menunjukkan lokasi centroid dari region observasi. region\_centroid\_row menunjukkan lokasi baris dari centroid, dan region\_centroid\_col menunjukkan lokasi kolom dari centroid. Atribut-atribut ini bersifat bilangan bulat [0, 255].
2. region\_pixel\_count berisi informasi tentang jumlah piksel dari region observasi. Atribut ini bersifat bilangan bulat dan hanya terdapat satu jenis nilai pada atribut ini [9].
3. short\_line\_density-5 dan short\_line\_density-2 berisi informasi mengenai hasil dari algoritma ekstraksi garis yang melewati region tersebut. short\_line\_density-5 menghitung garis dengan kontras rendah (lebih kecil dari atau sama dengan 5) dan short\_line\_density-2 menghitung garis dengan kontras tinggi (lebih besar dari 5). Atribut-atribut ini bersifat riil kontinu [0, 1]
4. vedge\_mean, vedge\_sd, hedge\_mean, hedge\_sd berisi informasi mengenai piksel-piksel tetangga yang berseblahan dengan region tersebut. Terdapat 6 piksel pada masing-masing vedge dan hedge, yaitu 6 piksel tetangga secara horizontal dan 6 piksel tetangga secara vertikal. Rata-rata dari 6 piksel tersebut dimasukkan dalam vedge\_mean dan hedge\_mean, kemudian standar deviasi dari 6 piksel tersebut dimasukkan dalam vedge\_sd dan hedge\_sd. Atribut-atribut ini bersifat riil kontinu [0,...]
5. intensity\_mean, adalah rata-rata dari seluruh warna pada region tersebut, dikalkulasi dari (R+G+B)/3. Atribut ini bersifat riil kontinu [0, 255]
6. rawred\_mean, rawgreen\_mean, dan rawblue\_mean, berisi informasi mengenai rata-rata dari masing-masing warna merah, hijau, dan biru dari region tersebut. Atribut-atribut ini bersifat riil kontinu [0, 255]
7. exred\_mean, exgreen\_mean, dan exblue\_mean, berisi informasi mengenai kelebihan (excess) dari masing-masing warna merah, hiau, dan biru. exred\_mean dikalkulasi dari 2R-(G+B), exgreen\_mean dikalkulasi dari   
   2G-(R+B), dan exblue\_mean dikalkulasi dari 2B-(R+G). Atribut-atribut ini bersifat riil kontinu [-256, 255]
8. value\_mean, hue\_mean, dan saturation\_mean, yaitu hasil transformasi linear 3D dari RGB (menggunakan algoritma dari buku Foley and VanDam, Fundamentals of Interactive Computer Graphics). Atribut-atribut ini bersifat riil kontinu, value\_mean memiliki range [0, 255], hue\_mean memiliki range [-100,100], dan saturation\_mean memiliki range [0, 1].
9. Atribut class menunjukkan region adalah kelas positif atau negatif. Atribut ini bersifat kategorik {‘positive’, ‘negative’}.

Image Segmentation dataset ini termasuk kategori dataset tak seimbang yang di mana kelas mayoritasnya adalah region berkategori negative dengan jumlah 1962 dan kelas minoritas adalah region berkategori positive dengan jumlah 346.



Gambar 1: Boxplot sebelum Outlier Removal

Dilihat dari boxplot di atas, terdapat banyak outlier ekstrim yang tersebar jauh dari 90% sebaran data. Namun outlier ekstrim tesebut hanya tersebar pada kelas negative atau kelas mayoritas saja, yang berarti bahwa menghapus sebagian outlier ini tidak berdampak terhadap kelas minoritas.



Gambar 2: Boxplot setelah Outlier Removal

Sebagian besar outlier dari kelas negative dihapus, tanpa merubah kelas minoritas.

Dikarenakan dataset ini tidak memilki atribut yang sangat banyak dan observasi yang kecil, attribute reduction tidak dilakukan.

### Spambase Dataset

#### Data Cleaning & Normalization

Spambase dataset merupkan dataset yang menunjukkan email berlabel spam atau ham. Email berlabel spam pada dataset ini diperoleh dari kantor pos dan orang-orang yang mengajukan spam pada emailnya. Email berlabel ham (non-spam) diperoleh dari email kerja dan email pribadi seseorang yang bernama George. Indikator non-spam adalah kata ‘George’ dan kode area ‘650’ yang hanya diketahui oleh orang-orang yang mengenal George. Terdapat 58 atribut dalam dataset ini:

1. 48 atribut dalam format word\_freq\_WORD menunjukkan persentase dari frekuensi kemunculan kata WORD dari total kata pada email. Contoh: word\_freq\_george dan word\_freq\_order. Atribut-atribut ini bersifat riil kontinu [0, 100].
2. 6 atribut dalam format char\_freq\_CHAR menunjukkan persentase dari frekuensi kemunculan karakter CHAR dari total karakter pada email. Contoh: char\_freq\_( dan char\_freq\_!. Atribut-atribut ini bersifat riil kontinu [0, 100].
3. 1 atribut capital\_run\_length\_average menunjukkan rata-rata panjang huruf kapital berurutan. Atribut ini bersifat riil kontinu [1, ...].
4. 1 atribut capital\_run\_length\_longest menunjukkan jumlah terbanyak panjang huruf kapital berurutan. Atribut ini bersifat bilangan bulat [1, ...].
5. 1 atribut capital\_run\_length\_total menunjukkan jumlah dari huruf kapital pada email. Atribut ini bersifat bilangan bulat [1, ...].
6. 1 atribut class menunjukkan email termasuk kategori spam (1) atau ham (0). Atribut ini bersifat nominal {0, 1}.

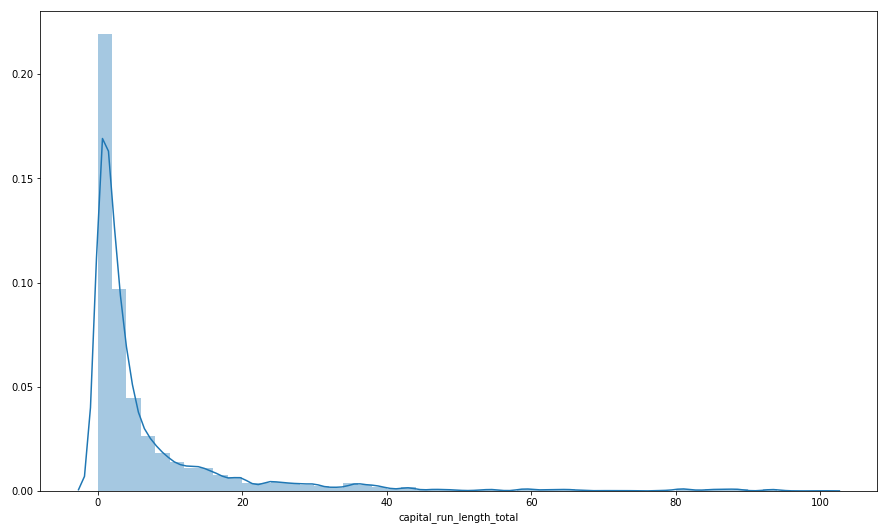
Spambase dataset ini termasuk kategori dataset tak seimbang yang di mana kelas mayoritasnya adalah email berkategori ham dengan jumlah 2788 dan kelas minoritas adalah email berkategori spam dengan jumlah 1813.

Sebagian besar atribut pada dataset ini memiliki ditribusi yang sama, yaitu 48 atribut word\_freq\_WORD dan 6 atribut char\_freq\_CHAR yang memiliki rentang nilai   
[1, 100]. Tiga atribut capital\_run\_length\_average/longest/total memilki distribusi yang jauh berbeda dengan 54 atribut sebelumnya.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **capital\_run\_length\_average** | **capital\_run\_length\_longest** | **capital\_run\_length\_total** |
| count | 4601.000000 | 4601.000000 | 4601.000000 |
| mean | 5.191515 | 52.172789 | 283.289285 |
| std | 31.729449 | 194.891310 | 606.347851 |
| min | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 |
| 25% | 1.588000 | 6.000000 | 35.000000 |
| 50% | 2.276000 | 15.000000 | 95.000000 |
| 75% | 3.706000 | 43.000000 | 266.000000 |
| max | 1102.500000 | 9989.000000 | 15841.000000 |

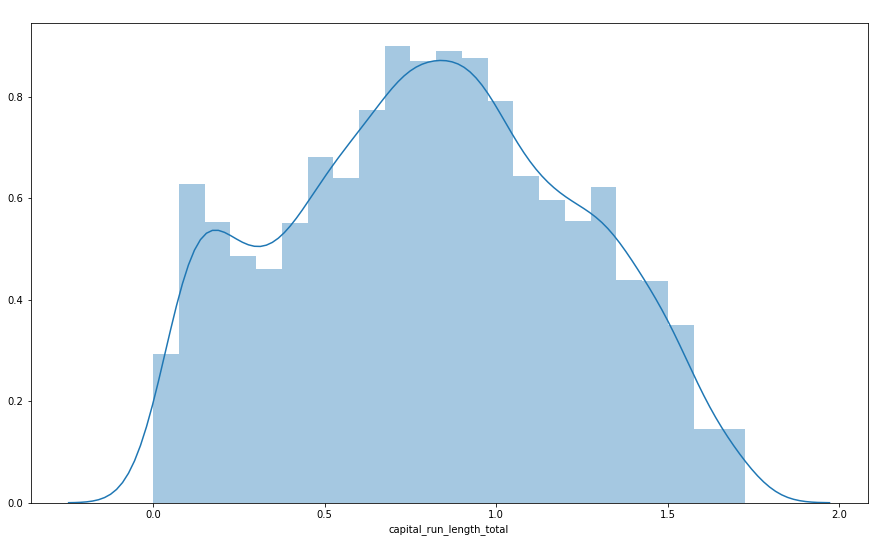
Tabel 2 Distribusi capital\_run\_length\_average, capital\_run\_length\_longest dan capital\_run\_length\_total

Dari tabel (2) dapat dilihat bahwa nilai maksimal dari masing-masing atribut berbeda jauh dari rentang nilai [1, 100]. Maka atribut-atribut ini perlu dinormalkan ke skala   
[1, 100] menggunakan MinMax. Namun terdapat lonjakan yang sangat besar dari kuartil ketiga (75%) ke nilai maksimal dari masing-masing atribut di atas. Hal ini mengindikasikan terdapat outlier ekstrim yang memberi bias terhadap standar deviasi atribut, dan memberi dampak negatif jika data diskalakan dengan outlier. Maka normalisasi akan dilakukan setelah outlier ekstrim telah dihapus dari dataset.



Gambar 3: Distribusi capital\_run\_length\_total sebelum normalisasi

Sebagian besar atribut dari Spambase dataset condong ke kiri (left-skewed) seperti Gambar (3). Normalisasi dilakukan dengan transformasi log pada setiap atribut yang condong ke kiri.

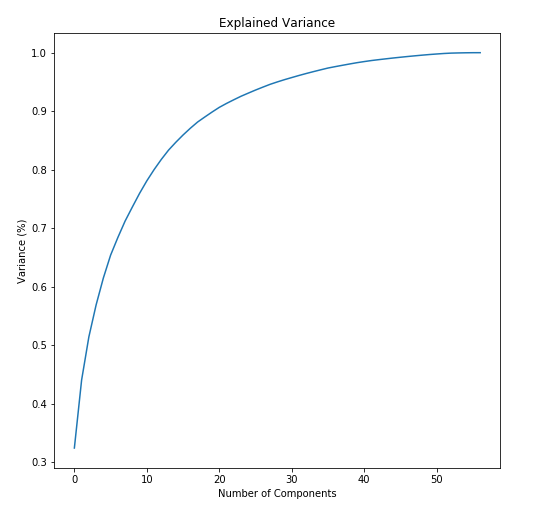


Gambar 4: Distribusi capital\_run\_length\_total setelah normalisasi

#### Attribute Reduction

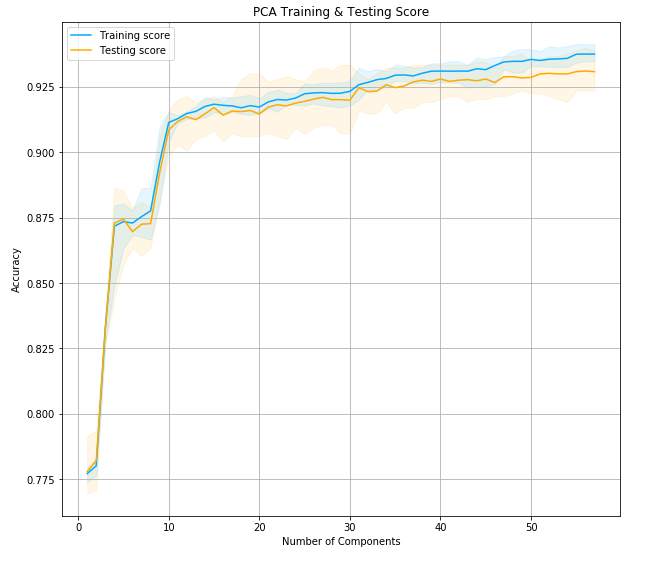
Atribut atau dimensi dataset perlu dikurangi untuk memberi hasil yang lebih umum, mengurangi overfitting, dan mengurangi running time. Terlebih jika dataset tersebut memiliki atribut yang sangat banyak atau data yang sangat besar.

Pada Spambase dataset terdapat 58 atribut independen yang akan ditransformasi dan direduksi menggunakan PCA. Atribut yang ditransformasi disebut komponen. Setiap jumlah komponen dilakukan uji sebanyak 5 kali cross validation yang dirata-ratakan.

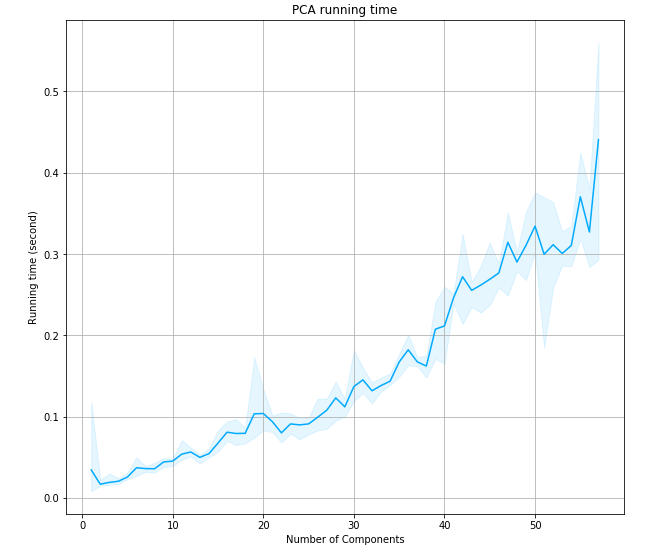


Gambar 5: Scree plot pada Spambase Dataset

Gambar di atas menunjukkan variansi yang dijelaskan oleh komponen-komponen utama PCA. Sumbu X adalah jumlah komponen dengan sumbu Y adalah total variansi yang dikandung untuk setiap jumlah komponen secara kumulatif. Memilih jumlah komponen dapat dilakukan dengan mengandalkan scree plot seperti gambar (5). Namun memilih jumlah komponen untuk digunakan tidak cukup hanya dengan mereferensikan gambar (5) tersebut, konsekuensi lain seperti nilai training, testing dan running time juga perlu dipertimbangkan.



Gambar 6: Training & Testing Score spambase dataset berdasarkan jumlah komponen utama PCA



Gambar 7: Running time dari satu fit berdasarkan jumlah komponen utama PCA

Dilihat dari gambar, menggunakan 58 komponen menjamin akurasi training dan testing yang tertinggi, namun dengan running time yang tertinggi pula. Sedangkan 10 komponen pertama yang menjelaskan 77% dari variansi data berkontribusi besar terhadap akurasi model, dengan rata-rata akurasi sebesar 91% hanya dengan perbedaan kurang dari 2% dibanding dengan menggunakan seluruh komponen. Dari sisi running time, menggunakan 10 komponen pertama memiliki perbedaan running time yang sangat besar hingga 8 kali lebih cepat. Dilihat dari sisi overfitting, terlihat bahwa model dapat memperoleh testing score yang tinggi dengan hanya sedikit bias dari training score-nya, namun perbedaan dari training score dan testing score dapat dilihat jelas setelah 30 komponen, dengan perbedaan atau bias terbesar terjadi ketika seluruh komponen digunakan.

Dari hasil analisis di atas, dapat disimpulkan bahwa jumlah komponen terbaik yang digunakan adalah 10 komponen.

### Credit Card Fraud Dataset

#### Data Cleaning & Normalization

Credit Card Fraud dataset merupkan dataset berisi transaksi yang dilakukan dengan kartu kredit pada September 2013 di Eropa yang terjadi dalam dua hari. Dataset ini berisi informasi mengenai transaksi yang bersifat fraud dan non-fraud. Terdapat 31 atribut dalam dataset ini:`

1. Time, yang berisi informasi mengenai waktu yang telah berlalu (detik) mengenai masing-masing transaksi sejak transaksi pertama pada dataset ini.
2. 28 Fitur V1 hingga V28, merupakan fitur hasil transformasi PCA yang dilakukan oleh instansi yang mengembangkan dataset ini untuk melindungi informasi sensitif dari kartu kredit.
3. Amount, yang berisi informasi mengenai jumlah hasil transaksi dalam USD.
4. Atribut class yang menunjukkan apakah suatu transaksi bersifat fraud atau   
   non-fraud. Transaksi fraud berlabel 1 dan non-fraud berlabel 0. Atribut ini bersifat nominal {0, 1}.

Dataset ini berisi 284.807 total transaksi dengan 284.315 transaksi non-fraud dan 492 transaksi fraud. Dataset ini sangat tidak seimbang dengan kelas minoritas hanya berkisar sebesar 0,17% dari total transaksi.

Sebagian besar atribut pada dataset ini memiliki ditribusi yang sama, yaitu 28 atribut V1 hingga V28 yang memiliki mean 0 dan standar deviasi mendekati 1. Dua atribut Amount dan Time memilki distribusi yang jauh berbeda dengan 28 atribut tersebut.

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Time | V1 | V2 | **...** | V27 | V28 | Amount |
| mean | 94813 | 0 | 0 | **...** | 0 | 0 | 88.349 |
| min | 0.000 | -5.641e+01 | -7.271e+01 | ... | -2.256e+01 | -1.543e+01 | 0.000 |
| 25% | 54201.500 | -9.203e-01 | -5.985e-01 | ... | -7.083e-02 | -5.295e-02 | 5.600 |
| 50% | 84692.000 | 1.810e-02 | 6.548e-02 | ... | 1.342e-03 | 1.124e-02 | 22.000 |
| 75% | 139320.500 | 1.315e+00 | 8.037e-01 | ... | 9.104e-02 | 7.827e-02 | 77.165 |
| max | 172792.000 | 2.454e+00 | 2.205e+01 | ... | 3.161e+01 | 3.384e+01 | 25691.160 |

Dilihat bahwa Time dan Amount memiliki mean dan nilai max yang sangat besar dibanding atribut V1 hingga V28. Atribut yang memiliki karakteristik berbeda ini dinormalisasi dengan cara normalisasi standar. Namun sebelum itu outlier ekstrim perlu dihilangkan terlebih dahulu.

#### Attribute Reduction

Dilihat dari besarnya jumlah data, sangat perlu dilaksanakan atribut reduction pada dataset ini. Menggunakan seluruh atribut akan memakan waktu yang sangat lama untuk memproses data besar, terlebih jika memproses data ini dilakukan berkali-kali pada model tuning dan model fitting.

Atribut pada dataset ini direduksi menggunakan PCA dengan variansi 80%.

Scree plot dan testing-training plot tidak dapat dilakukan seperti pada spambase dataset dikarenakan besarnya data.

#### Dataset Rebalancing

Walaupun attribute reduction telah dilaksanakan, data masih terlalu besar untuk melakukan tuning, fitting, dan cross validation berkali-kali. Maka sub-dataset perlu dibangun dari dataset asli.

Dataset dipisah berdasarkan kelasnya, yaitu dataset kelas minoritas dan dataset kelas mayoritas. Dataset yang lebih besar, atau dataset kelas mayoritas akan dibagi menjadi 200 kelompok, dengan masing-masing kelompok memiliki size yang sama, yaitu sekitar 1420 sampel per kelompoknya. Dataset baru dibangun berdasarkan dataset kelas minoritas dengan satu kelompok dataset kelas mayoritas, dengan total 200 dataset baru dengan kelas minoritas yang sama di setiap datasetnya namun dengan sampel mayoritas yang berbeda. Setiap dataset akan memiliki Imbalance Ratio sebesar 1:3 (dibanding 1:577 pada dataset asli). Model tuning dan fitting dilakukan terhadap masing-masing dataset baru ini. Pendekatan ini memiliki keuntungan:

1. Tidak ada information loss.
2. Berupa cross validation untuk kelas mayoritas.
3. Mengurangi overfitting.

Walaupun jumlah data yang diproses sama besarnya, memproses dataset dengan size kecil ini memiliki running time yang jauh lebih kecil dibanding memproses dataset dengan size besar walaupun jumlah iterasinya 200 kali lebih banyak.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **original dataset** | **200 datasets approach** |
| **time(s)** | >15000 | ~6000 |

Tabel 3: Perbedaan waktu dari total fitting pada original dataset dan 200 datasets approach

## Model Tuning & Fitting

Setelah melakukan data preprocessing, setiap dataset melewati 5-fold cross validation, dengan pengecualian Credit Card Fraud Dataset yang harus melewati dataset rebalancing terlebih dahulu. 5-fold cross validation memberi distribusi 80% data training dan 20% data testing dengan data testing yang berbeda pada tiap iterasinya. Untuk setiap iterasi cross validation, data training diseimbangkan dengan melakukan resampling. Hasil resampling adalah data training yang telah diseimbangkan. Data training yang telah diseimbangkan ini akan diklasifikasikan melalui algoritma machine learning dengan berbagai jenis parameter:

1. Regresi Logistik: C dan regularization. C parameter berguna sebagai pengontrol dari regulariasi Ridge dan Lasso Regression. C parameter adalah invers lambda atau .

* C: {0.01, 0.1, 0.5, 0.75, 1, 10, 100}
* Regularization: Lasso Regression dan Ridge Regression

1. Support Vector Machines: C, kernel trick, dan penalty function. Kernel trick adalah fungsi pemetaan yang digunakan untuk mengubah ruang input ke ruang lain dengan tujuan mempermudah pemisahan class dengan hyperplane.

* C: {0.01, 0.1, 0.5, 1, 10, 100}
* Kernel trick: Radial Basis Function, Polynomial, Sigmoid, Linear
* Regularization: Lasso Regression dan Ridge Regression

1. MultiLayer Perceptron: fungsi aktivasi, jumlah hidden layer dan jumlah neuron pada hidden layer.

* Fungsi aktivasi: Logistik, tanh, Rectified Linear Unit (ReLU)
* Jumlah hidden layer: {1, 2}
* Jumlah neuron pada hidden layer: {, } dengan adalah panjang fitur vektor .

1. Decision Tree: Sampel minimal untuk leaf dan kedalaman maksimal.

* Sampel minimal untuk leaf: {5, 10, 15}
* Kedalaman maksimal : {3, 4, 5, 6, 7}

1. KNN: K atau jumlah tetangga terdekat, dan bobot untuk masing-masing tetangga.

* K: {3, 5, 7}
* Bobot: Uniform, weighted (Weighted-KNN).

Setiap pengklasifikasi melakukan 3-fold cross validation pada data training yang telah diseimbangkan dengan setiap kombinasi parameter yang ada (Contoh kombinasi parameter untuk MLP: Fungsi aktivasi Logistik, jumlah hidden layer 1, dan jumlah neuron pada hidden layer ). Kombinasi parameter dengan recall tertinggi pada 3-fold cross validation tersebut dipilih untuk melakukan uji performa pada 20% data testing asli. Pendekatan ini memberikan hasil yang lebih general dan jauh dari overfitting.

Nilai ukur yang digunakan untuk setiap hasil testing dari tidap kombinasi adalah akurasi (secara umum), precision-0 (akurasi prediksi kelas mayoritas), precision-1 (akurasi prediksi kelas minoritas), recall-0 (tingkat pengenalan kelas mayoritas), recall-1 (tingkat pengenalan kelas minoritas), f1-0 (nilai f1 dari kelas mayoritas), f1-1 (nilai f1 dari kelas minoritas). Namun pada kasus imbalanced class, nilai ukur yang terpenting adalah recall-1.

Merata-ratakan hasil dari ketiga dataset, algoritma machine learning memilki performa sebagai berikut:

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **clf** | **accuracy** | **precision-0** | **precision-1** | **recall-0** | **recall-1** | **f1-0** | **f1-1** |
| lr | 0.948 | 0.972 | 0.902 | 0.948 | 0.942 | 0.960 | 0.919 |
| svm | 0.955 | 0.975 | 0.916 | 0.957 | 0.946 | 0.966 | 0.930 |
| mlp | 0.956 | 0.976 | 0.921 | 0.958 | 0.946 | 0.966 | 0.931 |
| dt | 0.921 | 0.947 | 0.893 | 0.935 | 0.870 | 0.938 | 0.870 |
| knn | 0.949 | 0.977 | 0.895 | 0.944 | 0.951 | 0.960 | 0.921 |

Tabel 4: Performa algoritma machine learning

Merata-ratakan hasil dari ketiga dataset, teknik resampling memiliki performa sebagai berikut:

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **res** | **accuracy** | **precision-0** | **precision-1** | **recall-0** | **recall-1** | **f1-0** | **f1-1** |
| smote | 0.952 | 0.969 | 0.920 | 0.958 | 0.931 | 0.963 | 0.923 |
| bsmote | 0.931 | 0.976 | 0.854 | 0.919 | 0.949 | 0.945 | 0.895 |
| adasyn | 0.928 | 0.978 | 0.844 | 0.914 | 0.953 | 0.944 | 0.891 |
| ros | 0.951 | 0.969 | 0.919 | 0.957 | 0.929 | 0.963 | 0.922 |
| rus | 0.948 | 0.969 | 0.904 | 0.951 | 0.930 | 0.960 | 0.914 |
| tl | 0.955 | 0.963 | 0.946 | 0.969 | 0.914 | 0.966 | 0.927 |

Tabel 5: Performa teknik resampling

Merata-ratakan hasil dari ketiga dataset, berikut adalah 10-tertinggi kombinasi dari algoritma machine learning diurut berdasarkan recall-1 (pengenalan kelas minoritas):

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **res** | **clf** | **accuracy** | **precision-0** | **precision-1** | **recall-0** | **recall-1** | **f1-0** | **f1-1** |
| adasyn | mlp | 0.936 | 0.984 | 0.852 | 0.921 | 0.969 | 0.951 | 0.904 |
| adasyn | lr | 0.927 | 0.981 | 0.819 | 0.909 | 0.967 | 0.943 | 0.885 |
| adasyn | svm | 0.939 | 0.983 | 0.855 | 0.927 | 0.966 | 0.953 | 0.905 |
| adasyn | knn | 0.931 | 0.984 | 0.840 | 0.913 | 0.966 | 0.946 | 0.897 |
| bsmote | lr | 0.929 | 0.981 | 0.824 | 0.912 | 0.965 | 0.945 | 0.888 |
| bsmote | mlp | 0.943 | 0.982 | 0.870 | 0.932 | 0.964 | 0.956 | 0.912 |
| bsmote | svm | 0.944 | 0.982 | 0.869 | 0.934 | 0.963 | 0.957 | 0.913 |
| bsmote | knn | 0.941 | 0.982 | 0.869 | 0.928 | 0.963 | 0.953 | 0.912 |
| rus | knn | 0.945 | 0.979 | 0.875 | 0.939 | 0.954 | 0.958 | 0.912 |
| smote | knn | 0.951 | 0.977 | 0.900 | 0.948 | 0.951 | 0.962 | 0.924 |

Tabel 6: 10-tertinggi kombinasi algoritma machine learning dan teknik resampling diurut berdasarkan recall-1

## Analisis Hasil

Borderline-SMOTE dan ADASYN memiliki recall tertinggi dalam memprediksi kelas minoritas, namun dengan mengorbankan akurasi. Hal ini disebabkan karena Borderline-SMOTE dan ADASYN membuat banyak data sintetik di sekitar kelas mayoritas, memberi batas yang jelas antara kelas minoritas dan mayoritas. Pada ketiga dataset, Borderline-SMOTE dan ADASYN secara konsisten memiliki recall tertinggi.

Tomek Links memiliki recall terendah dalam memprediksi kelas minoritas jika dibandingkan dengan teknik resampling yang lain. Hal ini disebabkan karena Tomek Links tidak dapat menyeimbangkan jumlah kelas mayoritas dan minoritas. Secara praktis, teknik ini hanya merupakan teknik penghapusan outlier ketika teknik resampling lain telah dilakukan.

KNN memiliki recall yang baik dikarenakan jumlah tetangga minoritas akan sangat dominan ketika class telah diseimbangkan dengan teknik resampling. Namun berdampak sangat buruk terhadap presisi dari kelas minoritas, menghasilkan banyak false positive.

Performa MLP dan SVM adalah yang terbaik pada algoritma klasifikasi machine learning, namun dengan running time yang tertinggi pula. Kedua metode ini secara konsisten memiliki recall terbaik pada ketiga dataset yang diberikan, menjadikannya pengklasifikasi yang ideal pada masalah ketidakseimangan data.

# KESIMPULAN DAN SARAN

## Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, penelti menarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. ADASYN dan Borderline-SMOTE adalah teknik resampling terbaik untuk mengenali kelas minoritas, namun dengan menurunkan sedikit akurasi. SMOTE berada di bawah ADASYN dan Borderline-SMOTE pada recall-1, namun SMOTE jauh lebih unggul pada precision-1 dan akurasi pada umumnya, yang menghasilkan nilai f1-1 yang lebih tinggi dari ADASYN dan Borderline-SMOTE. SMOTE juga lebih baik pada recall-0, yang ideal jika False Positive juga sangat tidak diinginkan pada suatu dataset.
2. KNN memiliki recall terbaik dibanding seluruh pengklasifikasi lain ketika class telah diseimbangkan dengan teknik resampling, namun MLP dan SVM memiliki akurasi yang lebih tinggi dengan perbedaan recall yang sangat tipis dari KNN. MLP dan SVM juga memiliki precision-1 yang jauh lebih tinggi dari KNN, menghasilkan nilai f1-1 yang lebih tinggi. Secara umum, MLP dan SVM memiliki performa yang lebih baik pada ketiga dataset yang diberikan.
3. Kombinasi algoritma machine learning dan teknik resampling yang terbaik adalah adasyn\_mlp untuk recall tertinggi, smote\_knn untuk nilai f1 tertinggi (keseimbangan antara recall dan precision), dan tl\_mlp untuk akurasi pada umumnya.
4. Dataset dengan class yang tingkat ketidakseimbangannya sangat tinggi, seperti Credit Card Fraud Dataset, lebih mudah untuk diproses jika dataset dikelompokkan seperti pada bagian **4.1.3.3 Dataset Rebalancing**. Pendekatan ini menunjukkan jauhnya perbedaan pada recall-1 jika dibandingkan data diolah langsung sebelum dikelompokkan.

## Saran

Penelitian ini hanya membahas tentang ketidakseimbangan class biner, untuk ketidakseimbangan multiclass, di mana class lebih dari dua, tidak dibahas pada penelitian ini. Teknik undersampling seperti SBC dan NearMiss juga tidak dibahas pada penelitian ini. Maka saran untuk penelitian selanjutnya adalah membahas mengenai ketidakseimbangan class di mana class-nya lebih dari dua (multiclass), dan menggunakan teknik-teknik resampling atau algoritma machine learning yang belum dibahas pada penelitian ini.

Daftar Pustaka

Ahmed, N. K., Atiya, A. F., Gayar, N. E., & El-Shishiny, H. (2010). An Empirical Comparison of Machine Learning Models for Time Series Forecasting. *Econometric Reviews, 29*(5-6), 594-621.

Ali, A., Shamsuddin, S. M., & Ralescu, A. L. (2015). Classification with class imbalance problem: A Review. *Int. J. Advance Soft Compu. Appl, 7*(3), 176-204.

Amin, A., Anwar, S., Adnan, A., Nawaz, M., Howard, N., Qadir, J., & Hawalah, A. (2016). Comparing Oversampling Techniques to Handle the Class Imbalance Problem: A Customer Churn Prediction Case Study. *IEEE Access, 4*, 7940-7957.

Anand, A., Pugalenthi, G., Fogel, G. B., & Suganthan, P. N. (2010). An approach for classification of highly imbalanced data using weighting and undersampling. *Amino acids, 39*(5), 1385-1391.

Baars, H., & Kemper, H. G. (2008). Management support with structured and unstructured data—an integrated business intelligence framework. *Information Systems Management, 25*(2), 132-148.

Batista, G. E., Prati, R. C., & Monard, M. C. (2004). A Study of the Behavior of Several Methods for Balancing Machine Learning Training Data. *ACM SIGKDD explorations newsletter, 6*(1), 20-29.

Beal, V. (2019). *Unstructured Data.* Retrieved 6 20, 2019, from https://www.webopedia.com/TERM/U/unstructured\_data.html

Berman, F., Rutenbar, R., Hailpern, B., Christensen, H., Davidson, S., Estrin, D., . . . Szalay, A. S. (2018). Realizing the Potential of Data Science. *Communications Of The Acm, 61*(4), 67-72.

Bishop, C. M. (1995). *Neural Networks for Pattern Recognition.* Oxford university press.

Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning.* Springer.

Blumberg, R., & Atre, S. (2003). The Problem with Unstructured Data. *DM Review, 13*(42-49), 62.

Bradley, A. P. (1997). The Use of the Area Under the ROC Curve in the Evaluation of Machine Learning Algorithms. *Pattern recognition, 30*(7), 1145-1159.

Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (2017). *Classification and Regression Trees.* Routledge: CRC Press LLC.

Burnaev, E., Erofeev, P., & Papanov, A. (2015). Influence of Resampling on Accuracy of Imbalanced Classification. *In Eighth International Conference on Machine Vision (ICMV 2015), 9875*, 987521.

Chang, C.-C., & Lin, C.-J. (2011). LIBSVM: A Library for Support Vector Machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*.

Chawla, N. V. (2009). *DATA MINING FOR IMBALANCED DATASETS: AN OVERVIEW.* Boston: Springer.

Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *Journal of artificial intelligence research, 16*, 321-357.

Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly, 36*(4).

Chen, M., Mao, S., & & Liu, Y. (2014). Big Data: A survey. *Mobile networks and applications, 19*(2), 171-209.

Dai, Q.-y., Zhang, C.-p., & Wu, H. (2016). Research of Decision Tree Classification Algorithm in Data Mining. *International Journal of Database Theory and Application, 9*(5), 1-8.

Desjardins, J. (2019, April 17). *How much data is generated each day?* World Economic Forum. Retrieved June 14, 2019, from https://www.weforum.org/agenda/2019/04/how-much-data-is-generated-each-day-cf4bddf29f/

Dhar, V. (2012). Data Science and Prediction. *Communications of the ACM, 56*(12), 64-73.

Díaz-Uriarte, R. &. (2006). Gene selection and classification of microarray data using random forest. *BMC Bionformatics 7 no. 1*, 3.

Diri, B., & Albayrak, S. (2008). Visualization and analysis of classifiers performance in multi-class medical data. *Expert Systems with Applications, 34*(1), 628-634.

Domingos, P. (2011). A Few Useful Things to Know about Machine Learning. 78-87.

Donoho, D. L., & Tanner, J. (2010). Precise Undersampling Theorems. *Proceedings of the IEEE, 98*(6), 913-924.

Drummond, C., & Holte, R. C. (2003, August). C4.5, Class Imbalance, and Cost Sensitivity: Why Under-Sampling beats Over-Sampling. *Workshop on learning from imbalanced datasets II, 11*, 1-8.

Elgendy, N., & Elragal, A. (2014). Big data analytics: a literature review paper. *Industrial Conference on Data Mining*, 214-227.

Elrahman, S. M., & Abraham, A. (2013). A Review of Class Imbalance Problem. *Journal of Network and Innovative Computing*, 332-340.

Ethem, A. (2009). *Introduction to Machine Learning.* MIT press.

Fernandez, A., Garcia, S., Herrera, F., & Chawla, N. V. (2018). SMOTE for Learning from Imbalanced Data: Progress and Challenges, Marking the 15-year Anniversary. *Journal of Artificial Intelligence Research, 61*, 863-905.

Galar, M., Fernandez, A., Barrenechea, E., Bustince, H., & Herrera, F. (2011). A review on ensembles for the class imbalance problem: bagging-, boosting-, and hybrid-based approaches. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 42*(4), 463-484.

García, S., & Herrera, F. (2009). Evolutionary Undersampling for Classification with Imbalanced Datasets: Proposals and Taxonomy. *Evolutionary computation, 17*(3), 275-306.

Guenther, N., & Schonlau, M. (2016). Support vector machines. *The Stata Journal, 16*(4), 917-937.

Guo, H., & Viktor, H. L. (2004). Learning from Imbalanced Data Sets with Boosting and Data Generation: The DataBoost-IM Approach. *ACM Sigkdd Explorations Newsletter, 6*(1), 30-39.

Han, H., Wang, W. Y., & Mao, B. H. (2005, August). Borderline-SMOTE: A New Over-Sampling Method in Imbalanced Data Sets Learning. *International conference on intelligent computing*, 878-887.

Haykin, S. (1994). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation.* Prentice Hall PTR.

He, H., & Garcia, E. A. (2008). Learning from Imbalanced Data. *IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering*(9), 1263-1284.

He, H., Bai, Y., Garcia, E. A., & Li, S. (2008, June). ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning. *2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, 1322-1328.

Hechenbichler, S. (2004). Weighted k-Nearest-Neighbor Techniques and Ordinal. *Sonderforschungsbereich 386*.

Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression (Second Edition).* Canada: Wiley-Interscience Publication.

Howard, A. (2013). *Elementary Linear Algebra, Binder Ready Version: Applications Version.* John Wiley & Sons.

Hu, S. L. (2009, October). MSMOTE: Improving Classification Performance When Training Data is Imbalanced. *2009 second international workshop on computer science and engineering, 2*, 13-17.

IBM Corporation. (n.d.). *What is a data set?* (IBM Corporation) Retrieved June 14, 2019, from https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/zosbasics/com.ibm.zos.zconcepts/zconc\_datasetintro.htm

Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). rincipal component analysis: a review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*.

Jordan, I. M., & Mitchell, M. T. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science, 349*(6245), 255-260.

Kittler, J., Hater, M., & Duin, R. P. (1996). Combining classifiers. *Proceedings of 13th international conference on pattern recognition*, 897-901.

Kotsiantis, S., Kanellopoulos, D., & Pintelas, P. (2006). Handling imbalanced datasets: A review. *GESTS International Transactions on Computer Science and Engineering, 30*(1), 25-36.

Kubat, M., & Matwin, S. (1997, July). Addressing the Curse of Imbalanced Training Sets: One-Sided Selection. *Icml, 97*, 179-186.

Kumar, A., & Sheshadri, H. (2012). On the Classification of Imbalanced Datasets. *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887), 44*(8), 1-7.

LeDell, E., Petersen, M., & Laan, M. v. (2015). Computationally efficient confidence intervals for cross-validated area under the ROC curve estimates. *Electronic Journal of Statistics, 9*, 1583-1607.

Lewis, D. D. (1998). Naive (Bayes) at Forty: The Independence Assumption in Information Retrieval. *European conference on machine learning*, 4-15.

Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. *R news 2 no. 3*, 18-22.

Lin, W. C., Tsai, C. F., Hu, Y. H., & Jhang, J. S. (2017). Clustering-based undersampling in class-imbalanced data. *Information Sciences, 409*, 17-26.

LinkedIn Economic Graph Team. (2018). *Linkedin 2018 Emerging Jobs Report.* LinkedIn.

Liu, A. Y.-c. (2004). The effect of oversampling and undersampling on classifying imbalanced text datasets. *The University of Texas at Austin*.

Liu, X. Y., Wu, J., & Zhou, Z. H. (2008). Exploratory Undersampling for Class-Imbalance Learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 39*(2), 539-550.

Lohr, S. (2012). *The age of big data.* New York: New York Times.

McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard business review, 90*(10), 60-68.

More, A. (2016). Survey of resampling techniques for improving classification performance in unbalanced datasets. *arXiv preprint arXiv:1608.06048*.

MULTILAYER, A. N. (1998). Artificial Neural Networks (The Multilayer Perceptron) - A Review of Applications in the Atmospheric Sciences. *Atmospheric Environment, 32*(14-15), 2627-2636.

Osisanwo, F., Akinsola, J., Awodele, O., Hinmikaiye, Olakanmi, & Akinjobi. (2017). Supervised Machine Learning Algorithms: Classification and Comparison. *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT), 48*(3), 128-138.

Pal, M. (2005). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing 26 no.1*, 217-222.

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., . . . Duchesnay, M. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research 12*.

PENG, C.-Y. J., LEE, K. L., & INGERSOLL, G. M. (2002). An introduction to logistic regression analysis and reporting. *The journal of educational research, 96*(1), 3-14.

Pereira, J. M., Basto, M., & Silva, A. F. (2016). The Logistic Lasso and Ridge Regression in Predicting Corporate Failure. *Procedia Economics and Finance*, 634-641.

Provost, F. (2000, July). Machine Learning from Imbalanced Data Sets 101. *Proceedings of the AAAI’2000 workshop on imbalanced data sets, 68*, 1-3.

Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making. *Big data, 1*(1), 51-59.

Quinlan, J. (1986). Induction of Decision Trees. *Machine Learning, 1*, 81-106.

Rahman, M. M., & Davis, D. N. (2013). Addressing the Class Imbalance Problem in Medical Datasets. *International Journal of Machine Learning and Computing, 3*(2), 224.

Rish, I. (2001). An Empirical Study of the Naive Bayes Classifier. *IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence*, 41-46.

Rish, I. (2011). An empirical study of the naive Bayes classifier. *Watson Research Center*.

Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Aritificial Intelligence: A Modern Approach.* Malaysia: Pearson Education Limited.

Safavian, S. R., & Landgrebe, D. (1991). A survey of decision tree classifier methodology. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics 21 no.3*, 660-674.

Scholkopf, B., & Smola, A. J. (2001). *Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond.* MIT press.

Schuldt, C., Laptev, I., & Caputo, B. (2004). Recognizing human actions: a local SVM approach. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 3*, 32-36.

Snijders, C., Matzat, U., & Reips, U.-D. (2012). 'Big Data'. Big gaps of knowledge in the field of Internet. *International Journal of Internet Science, 7*, 1-5.

Statistics Solution. (2016). *Statistics Solution*. Retrieved August 14, 2019, from https://www.statisticssolutions.com/sample-size-calculation-and-sample-size-justification-resampling/

Suykens, J., & Vandewalle, J. (1999). Least Squares Support Vector Machine Classifiers. *Neural Processing Letters 9*.

Swets, J. A. (1988). Measuring the Accuracy of Diagnostic Systems. *Science, 240*(4857), 1285-1293.

Tibshirani, R. (1996). Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 267-288.

Tomek, I. (1976). Two Modifications of CNN. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, 6*, 769-772.

Tsangaratos, P., & Ilia, I. (2016). Comparison of a logistic regression and Naïve Bayes classifier in landslide susceptibility assessments: The influence of models complexity and training dataset size. *Catena, 145*, 164-179.

Vafeiadis, T., Diamantaras, K., Sarigiannidis, G., & Chatzisavvas, K. (55). A comparison of machine learning techniques for customer. *Simulation Modelling Practice and Theory, 55*(1), 1-9.

Vapnik, V., & Cortes, C. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning, 20*(3), 273-297.

Visa, S., & Ralescu, A. (2005, April). Issues in Mining Imbalanced Data Sets - A Review Paper. *Proceedings of the sixteen midwest artificial intelligence and cognitive science conference, 2005*, 67-73.

Wang, Y., Kung, L., & Byrd, T. A. (2018). Big data analytics: Understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations. *Technological Forecasting and Social Change, 126*, 3-13.

Weglarz, G. (2004). Two Worlds of Data - Unstructured and Structured. *DM Review, 14*, 19-23.

Yen, S. J., & Lee, Y. S. (2006). Under-Sampling Approaches for Improving Prediction of the Minority Class in an Imbalanced Dataset. *Intelligent Control and Automation*, 731-740.

Yen, S. J., & Lee, Y. S. (2009). Cluster-based under-sampling approaches for imbalanced data distributions. *Expert Systems with Applications, 36*(3), 5718-5727.

Zhang, G. P. (2000). Neural Networks for Classification: A Survey. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 30*(4), 451-462.

Zhang, H. (2004). The Optimality of Naive Bayes. *American Association for Artificial Intelligence*.

Zhou, Z. H., & Liu, X. Y. (2006). Training Cost-Sensitive Neural Networks with Methods Addressing the Class Imbalance Problem. *IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering*(1), 63-77.

Zurada, J. M. (1992). *Introduction to artificial neural systems.* St. Paul: West publishing company.

LAMPIRAN