

ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA *CLASSIFICATION* UNTUK *AUTHENTICATION* UANG KERTAS (STUDI KASUS: *BANKNOTE AUTHENTICATION*)

Khairul Sani¹, Wing Wahyu Winarno², Silmi Fauziati³

Program Magister Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada
Jl. Grafika No.2 Kampus UGM, Sleman, Yogyakarta 55281

e-mail : khairul.mti13@mail.ugm.ac.di¹, wing@mail.ugm.ac.id², silmi.fauziati@gmail.com³

Abstrak

Uang merupakan alat transaksi yang digunakan untuk proses pertukaran barang dan jasa. Peredaran uang palsu dari tahun ke tahun terus mengalami peningkatan. Hal tersebut dikarenakan mudahnya mendapatkan informasi cara membuat uang palsu di internet, ditunjang dengan perkembangan teknologi yang sangat cepat, serta kemajuan digital image processing sehingga susah untuk mengenali mata uang asli atau palsu. Untuk membedakan mata uang asli dan palsu maka penelitian ini akan menganalisis authentication uang kertas, dengan menggunakan beberapa algoritma classification. Tahapannya dimulai dari pengambilan data, kemudian proses recognition banknote yang terdiri dari proses image acquisition, gray scale conversion, sampai ke tahap classification. Selanjutnya tahap pengujian classification yaitu menggunakan WEKA appliaction tool dengan menerapkan metode cross validation pada data banknote authentication. Dari hasil pengujian yang dilakukan, bahwa algorithm tree C4.5 memiliki nilai classified instance yang paling tinggi yaitu sebesar 98.54 % dibanding dengan algorithm naive bayes dan neural network.

Kata Kunci: *Banknote Authentication, Data Mining, Classification, Artificial Neural Network, Algorithm Tree C4.5, Naive Bayes.*

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi memberikan pengaruh yang besar terhadap perkembangan kehidupan manusia. Hal tersebut dapat memberikan dampak positif dan negatif terhadap perilaku masyarakat dalam pemanfaatan teknologi informasi. Uang merupakan kebutuhan utama masyarakat sebagai alat pembayaran, baik secara tunai maupun dengan transaksi elektronik. Seiring dengan kemajuan ini, kejahatan yang menggunakan teknologi berkembang. Salah satu kejahatan yang memanfaatkan kemajuan teknologi adalah pembuatan uang palsu.

Peredaran uang palsu dari tahun ke tahun terus mengalami peningkatan, dikarenakan banyaknya kebutuhan manusia selain itu mudahnya mendapatkan informasi cara membuat uang palsu di internet, bahkan sulit untuk membedakan antara uang asli dan palsu. Untuk itu, perlu adanya suatu teknologi yang dapat mengetahui dan membedakan uang palsu tersebut. Berbagai macam teknologi yang digunakan, antara lain menggunakan sinar *ultraviolet*, deteksi tepi dan lain sebagainya. Adapun teknik untuk membedakan uang palsu pada makalah ini yaitu dengan menggunakan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) dengan pemanfaatan *Wavelet Transform tools*. *Wavelet Transform* dapat mengubah sebuah nilai dari data signal yang tidak terlalu merusak data aslinya. Sehingga, apabila dikembalikan akan dapat menemukan data yang hampir sama dengan data aslinya. Pada dasarnya untuk melakukan *authentication* uang palsu ini menggunakan Matlab, karena diperlukan beberapa macam proses seperti akuisisi gambar, segmentasi dan lain sebagainya dengan pemanfaatan *Wavelet transform tools*, namun untuk melakukan pengujian data set serta analisis *authentication* uang palsu yaitu menggunakan beberapa metode *classification* menggunakan WEKA.

2. LANDASAN TEORI

2.1. Data Mining

Data mining adalah suatu disiplin ilmu yang bertujuan untuk menemukan, menggali atau menambahkan pengetahuan dari data atau informasi yang kita miliki. Menurut Gartner Group menyebutkan bahwa data mining adalah proses menelusuri pengetahuan baru, pola dan tren yang dipilih dari jumlah data yang besar yang disimpan dalam repositori atau tempat penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola serta statistik dan tehnik matematika [1].

2.2. Wavelet Transform

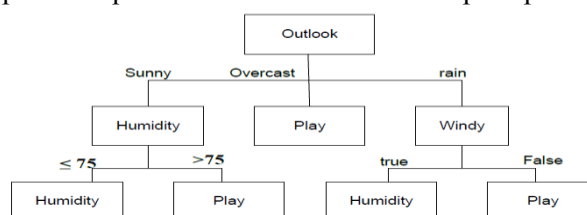
Wavelet Transform dapat mengubah sebuah nilai dari data signal yang tidak terlalu merusak data aslinya. Sehingga, apabila dikembalikan akan dapat menemui data yang hampir sama dengan data aslinya. *Transformasi wavelet* dibagi menjadi dua bagian besar, yaitu *transformasi wavelet kontinu* (TWK) dan *transformasi wavelet diskrit* (TWD) [2]. Cara kerja *transformasi wavelet kontinu* (TWK) adalah dengan menghitung konvolusi sebuah sinyal dengan sebuah jendela modulasi pada setiap waktu dengan setiap skala yang diinginkan. Jendela modulasi yang mempunyai skala fleksibel inilah yang biasa disebut induk wavelet atau fungsi dasar wavelet. Dibandingkan dengan TWK, *transformasi wavelet diskrit* (TWD) dianggap relatif lebih mudah pengimplementasiannya. Prinsip dasar dari TWD adalah bagaimana cara mendapatkan representasi waktu dan skala dari sebuah sinyal menggunakan teknik pemfilteran digital dan operasi *sub-sampling*. Sinyal pertama-tama dilewatkan pada rangkain *filter high-pass* dan *low-pass*, kemudian setengah dari masing-masing keluaran diambil sebagai sample melalui operasi *sub-sampling*. Proses ini disebut sebagai proses dekomposisi satu tingkat [2]. Keluaran dari *filter low-pass* digunakan sebagai masukan di proses dekomposisi tingkat berikutnya. Proses ini diulang sampai tingkat proses dekomposisi yang diinginkan.

2.3. Algoritma Klasifikasi Data Mining

Klasifikasi *Data mining* adalah suatu metode pembelajaran, untuk memprediksi nilai dari sekelompok atribut dalam menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep yang bertujuan untuk memprediksi kelas dari objek yang label kelasnya tidak diketahui [1].

2.4. Algoritma Tree C4.5

Algoritma C4.5 merupakan bagian dari kelompok algoritma *decision trees* dan merupakan katerogi 10 algoritma yang paling populer. Algoritma C4.5 diperkenalkan oleh J. Ross Quinlan diakhir tahun 1970 hingga awal tahun 1980-an. J. Ross Quinlan seorang peneliti dibidang mesin pembelajaran yang merupakan pengembangan dari algoritma ID3 (*Iterative Dichotomiser*), algoritma tersebut digunakan untuk membentuk pohon keputusan [3]. Pohon keputusan dianggap sebagai salah satu pendekatan yang paling populer, dalam klasifikasi pohon keputusan terdiri dari sebuah *node* yang membentuk akar, *node* akar tidak memiliki inputan. *Node* lain yang bukan sebagai akar tetapi memiliki tepat satu inputan disebut *node internal* atau *test node*, sedangkan *node* lainnya dinamakan daun. Daun mewakili nilai target yang paling tepat dari salah satu *class*. Pada dasarnya konsep dari algoritma C4.5 adalah mengubah data menjadi pohon keputusan dan aturan-aturan keputusan (*rule*). C4.5 adalah algoritma yang cocok untuk masalah klasifikasi dan data mining, C4.5 memetakan nilai atribut menjadi *class* yang dapat diterapkan untuk klasifikasi baru seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Pohon Keputusan

Ada beberapa tahapan dalam membangun sebuah pohon keputusan dengan Algoritma C4.5 yaitu :

1. Menyiapkan *data training*. Data training biasanya diambil dari data histori yang pernah terjadi sebelumnya dan sudah dikelompokkan ke dalam kelas-kelas tertentu.
2. Menentukan akar dari pohon. Akar akan diambil dari atribut yang terpilih, dengan cara menghitung nilai *gain* dari masing-masing atribut, nilai *gain* yang paling tinggi yang akan menjadi akar pertama. Sebelum menghitung nilai *gain* dari atribut, hitung dahulu nilai *entropy*. Untuk menghitung nilai *entropy* digunakan rumus:

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n -p_i * \log_2 p_i$$

Keterangan:

S : himpunan kasus

A : atribut

n : jumlah partisi S

pi : proporsi dari Si terhadap S

3. Kemudian hitung nilai *gain* yang menggunakan rumus:

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(S_i)$$

Keterangan:

S = himpunan kasus

A = fitur

n = jumlah partisi atribut A

$\left| \frac{S_i}{S} \right|$ = proporsi Si terhadap S

$|S|$ = jumlah kasus dalam S

4. Ulangi langkah ke-2 hingga semua *record* terpartisi.
5. Proses partisi pohon keputusan akan berhenti saat:
 - a. Semua *record* dalam simpul N mendapat kelas yang sama.
 - b. Tidak ada atribut di dalam *record* yang dipartisi lagi.
 - c. Tidak ada *record* di dalam cabang yang kosong

2.5. Artificial Neural Network

Neural network adalah satu set unit *input/output* yang terhubung dimana tiap relasinya memiliki bobot, Selama *fase* pembelajaran, *neural network* menyesuaikan bobot sehingga dapat memprediksi *class* yang benar dari *tupple* [4]. *Neural network* dimaksudkan untuk mensimulasikan perilaku sistem biologi susunan syaraf manusia, yang terdiri dari sejumlah besar unit pemroses yang disebut *neuron*, yang beroperasi secara parallel (Alpayandin, 2010). Neuron mempunyai relasi dengan *synapse* yang mengelilingi *neuron-neuron* lainnya. Susunan syaraf tersebut dipresentasikan dalam *neural network* berupa graf yang terdiri dari simpul (*neuron*) yang dihubungkan dengan busur, yang berkorespondensi dengan *synapse*. Sejak tahun 1950-an, *neural network* telah digunakan untuk tujuan prediksi, bukan hanya klasifikasi tapi juga regresi dengan atribut target kontinu [4].

RBFN merupakan singkatan dari *Radial Basis Function Network*. RBFN merupakan salah satu jenis *Neural Network* yang terdiri dari tiga buah layer yaitu *input layer*, *hidden layer*, serta *output layer*. Masukan dan keluaran yang dimiliki oleh RBFN terdiri dari *multilayer perceptron*. Sedangkan untuk *hidden layer* pada RBFN terdiri dari cluster yang memiliki fungsi dasar berbasis radial. Fungsi tersebut merepresentasikan jarak antara pusat RBFN dengan vektor dari nilai masukan. Hubungan antara neuron masukan dan neuron receptor di-train terus menerus untuk mendapatkan bobot dari masing-masing connection sehingga didapatkan model prediksi data yang paling tepat.

2.6. Naive Bayes

Naive Bayes merupakan metode yang tidak memiliki aturan, *Naive Bayes* menggunakan cabang matematika yang dikenal dengan teori *probabilitas* untuk mencari peluang terbesar dari kemungkinan klasifikasi, dengan cara melihat frekuensi tiap klasifikasi pada *data training*. Klasifikasi *Naive Bayes* adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi *probabilitas* keanggotaan suatu *class*. Klasifikasi bayesian memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan *decision tree* dan *neural network* [5].

Bayes rule digunakan untuk menghitung probabilitas suatu *class*. Algoritma *Naive Bayes* memberikan suatu cara mengkombinasikan peluang terdahulu dengan syarat kemungkinan menjadi sebuah formula yang dapat digunakan untuk menghitung peluang dari tiap kemungkinan yang terjadi. Bentuk umum dari teorema *bayes* seperti dibawah ini[6]:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)}$$

Dimana:

X : Data dengan class yang belum diketahui

H : Hipotesis data X merupakan suatu class spesifik.

P(H|X) : Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (*posteriori probability*)

P(H) : Probabilitas hipotesis H (*prior probability*)

P(X|H) : Probabilitas X berdasar kondisi pada hipotesis H

P(X) : Probabilitas dari X

Naive bayes adalah penyederhanaan metode bayes. *Teorema bayes* disederhanakan menjadi:

$$P(H|X)=P(X|H)P(X)$$

Bayes rule diterapkan untuk menghitung posterior dan probabilitas dari data sebelumnya. Dalam analisis *bayesian*, klasifikasi akhir dihasilkan dengan menggabungkan kedua sumber informasi (*prior* dan *posterior*) untuk menghasilkan probabilitas menggunakan aturan *bayes* [6].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Data penelitian

Data penelitian diambil berupa data teks yang berisi data image untuk evaluasi prosedur *authentication* keaslian uang kertas. Dalam penelitian ini kelas atribut klasifikasi dibagi menjadi dua kelas, yaitu bernilai 1 (uang asli) dan 0 (uang palsu). Data keseluruhan berjumlah 1372, dan memiliki 5 atribut [7].

Tabel 1. *Dataset Attributes*

Attribute	Type
Variance of Wavelet Transformed image	Continuous
Skewness of Wavelet Transformed image	Continuous
Curtosis of Wavelet Transformed image	Continuous
Entropy of image	Continuous
Class	Integer

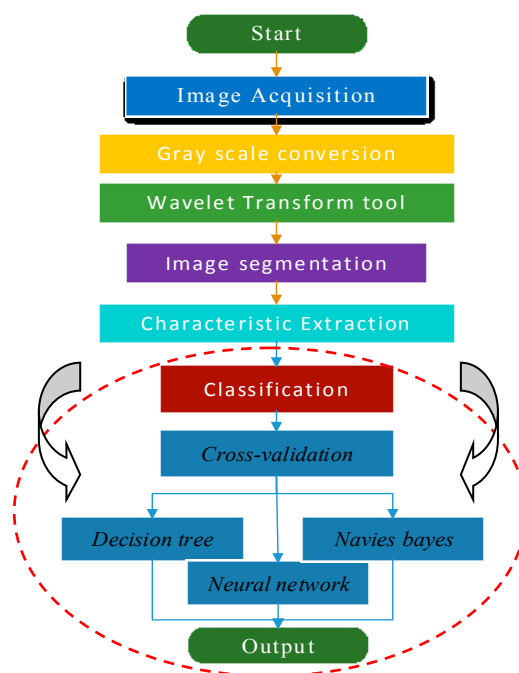
Data penelitian (banknote *authentication*) tersedia di website <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/banknote+authentication>.

3.2. Proses Recognition Banknote (Uang Kertas)

- *Image acquisition* adalah proses untuk mendapatkan data *image*.
- *Gray scale conversion* adalah proses konversi citra true color menjadi citra keabuan.
- *Wavelet transform tool* yaitu secara umum merupakan dekomposisi citra pada frekuensi subbandcitra tersebut.
- *Image segmentation* yaitu proses mempartisi citra menjadi beberapa daerah atau objek
- *Characteristic extraction* yaitu menggunakan thresholding untuk melakukan segmentasi citra [8].

Setelah proses *recognition*, tahap selanjutnya yang menjadi penelitian ini yaitu pada klasifikasi *authentication* uang kertas.

- *Classification* yaitu menggunakan aplikasi WEKA serta membandingkan beberapa metode klasifikasi.
 - a. Menggunakan *decision tree*
 - b. *Neural network (RBFN Network)*
 - c. Navies bayes
- *Output* yang dihasilkan yaitu dapat mengklasifikasikan jumlah data yang dikategorikan sebagai uang palsu dan uang asli.



Gambar 2. The flow of Banknote recognition.

4. HASIL & PEMBAHASAN

Pada dasarnya *banknote authentication* ini dapat menggunakan wavelet transform tool untuk mengekstrak gambar uang palsu, dengan melakukan proses dan tahapan *image acquisition*, *gray scale*, *segmentation* dan lain sebagainya, namun pada makalah ini akan dideskripsikan secara umum tahap *authenticationnya*. Selanjutnya pembahasan memfokuskan pada pengujian dan analisis data set pada data mining dengan menggunakan algoritma klasifikasi, serta melakukan perbandingan beberapa metode seperti *decission tree*, *neural network*, dan *nevies bayes*.

4.1. Tahapan banknote authentication

4.1.1. *Image acquisition* adalah proses untuk mendapatkan data *image*, dengan melakukan proses analog to digital converter (ADC) [8].



Gambar 3. Hasil *Image acquisition* [9].

4.1.2. *Gray scale conversion* adalah proses konversi citra true color menjadi citra keabuan. Suatu istilah untuk menyebutkan satu citra yang memiliki warna abu-abu, hitam, dan putih yang ada dalam satu citra.



Gambar 4. Hasil *Gray scale conversion*

4.1.3. *Wavelet transform tool* yaitu secara umum merupakan dekomposisi citra pada frekuensi subband citra tersebut. Komponen subband transformasi wavelet dihasilkan dengan cara penurunan level dekomposisi.



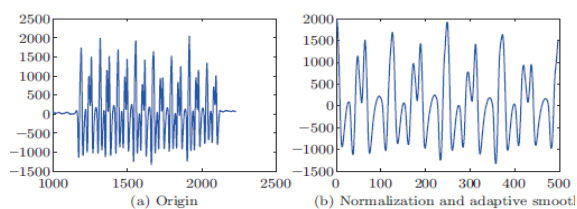
Gambar 5. Penurunan level dekomposisi

4.1.4. *Image segmentation* yaitu proses mempartisi citra menjadi beberapa daerah atau objek.



Gambar 6. *Image segmentation*

4.1.5. *Characteristic extraction* yaitu menggunakan recognition yang memungkinkan untuk mengidentifikasi uang kertas melalui gambar tersebut, dengan mencocokkan unsur/bagian pada mata uang. Kemudian dilakukan extraction dan proses preprocessing gelombang [8].



Gambar 7. Image extraction[10]

Kemudian selanjutnya dilakukan tahap *classification*.

4.2. Classification

Pengujian sistem dilakukan menggunakan tools Weka dengan menerapkan metode *Cross-validation*. *Cross-validation* adalah sebuah teknik untuk menilai atau melakukan validasi keakuratan sebuah model yang dibangun berdasarkan dataset. Pada penelitian ini menggunakan *K-Fold validation*, yakni membagi dataset menjadi sejumlah K partisi secara acak untuk diuji. Penilaian kinerja proses analisa *banknote authentication* bersumber dari hasil pengukuran nilai *precision*, *recall*, *F-Measure* dan akurasi. *Precision* merupakan nilai ketepatan informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. *Recall* adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. *F-Measure* adalah nilai *harmonic* atau nilai rata-rata (*mean*) dari nilai *precision* dan *recall*. Sedangkan nilai akurasi adalah nilai tingkat kedekatan antara nilai prediksi dari sistem dengan nilai sebenarnya dari sudut pandang manusia (*actual*).

Pada data *banknotes authentication* tidak terdapat missing value pada dataset tersebut sehingga tahap *preprocessing* selesai dengan menghilangkan anomali data pada file .csv . File .csv diubah menjadi .arff sebelum dilakukan *classification* menggunakan Weka.

4.2.1. Menggunakan *decision tree (C4.5)*.

Dengan metode tersebut, hasil *classification* data didapatkan sebagai berikut :

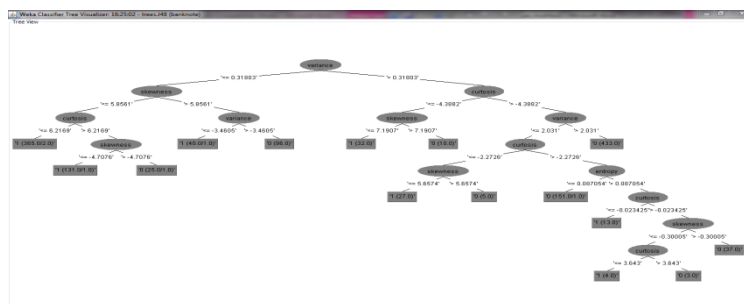
```

Classifier output
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      1352          98.5423 %
Incorrectly Classified Instances    20            1.4577 %
Kappa statistic                    0.9705
Mean absolute error                 0.0181
Root mean squared error             0.1208
Relative absolute error             3.6704 %
Root relative squared error         24.3113 %
Total Number of Instances          1372

=== Detailed Accuracy By Class ===
                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  ROC Area  Class
                -----  -----  -
                0.985    0.014    0.982     0.985    0.984     0.986     1
                0.986    0.015    0.988     0.986    0.987     0.986     0
Weighted Avg.   0.985    0.015    0.985     0.985    0.985     0.986

=== Confusion Matrix ===
  a  b  <-- classified as
601  9  |  a = 1
 11 751 |  b = 0
    
```

Gambar 8. Hasil running tree C4.5



Gambar 9. Visualize tree

Tabel 2. Hasil akurasi dari WEKA

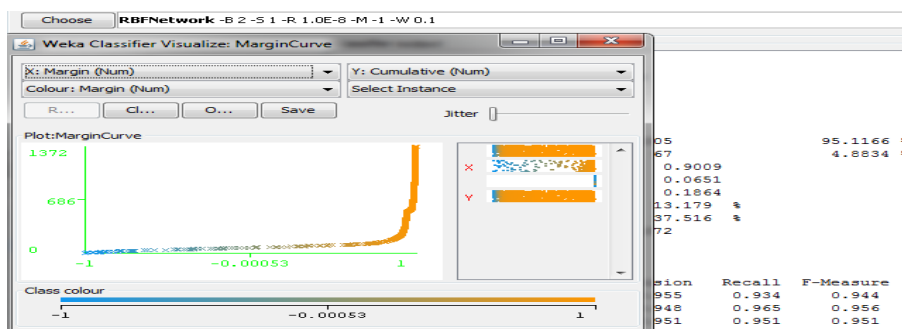
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Meas	ROC Area	Class
	0.985	0.014	0.982	0.985	0.984	0.986	1
	0.986	0.015	0.988	0.986	0.987	0.986	0
W. Avg	0.985	0.015	0.988	0.985	0.985	0.986	

- Dari hasil penelitian, menunjukkan hasil akurasi sistem adalah sebesar 98.5% dan nilai *error* sebesar 1.45% kemudian *relative absolute error* dari *decision tree* sebesar 3.6704% dengan total 20 instances yang salah masuk klasifikasi. Sedangkan yang sesuai sebanyak 1352 instance.
- Ditinjau dari segi efisiensi waktu yang dibutuhkan untuk perhitungan, metode ini membutuhkan 5 kali iterasi dengan waktu 0.02 detik.
- Dari 610 data uang asli, hanya 9 buah data uang asli yang salah terdeteksi sebagai uang palsu. Sisanya, 601 data uang asli berhasil diklasifikasikan sebagai kelas uang asli.
- Untuk uang palsu, 751 buah data yang berhasil diklasifikasikan sebagai uang palsu dari 762 data uang palsu. Sisanya gagal diklasifikasikan kedalam uang palsu.

4.2.2. Neural network (RBFN Network)

Prediksi Sistem			Nilai Aktual
a	b		
570	40	a=1	Nilai Aktual
27	735	b=0	
a=asli , b=palsu			

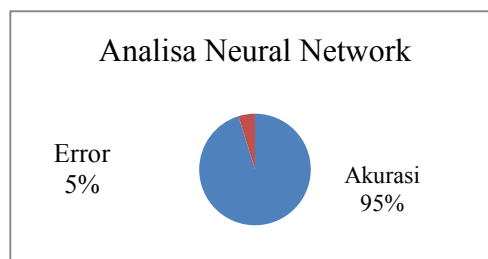
Gambar 10. Confusion Matrix



Gambar 11. Visualize RBFN Network

Tabel 3. Hasil akurasi dari WEKA

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Meas	ROC Class	Area
	0.934	0.035	0.955	0.934	0.944	0.992	1
	0.965	0.066	0.948	0.965	0.956	0.992	0
W. Avg	0.951	0.052	0.951	0.951	0.951	0.992	



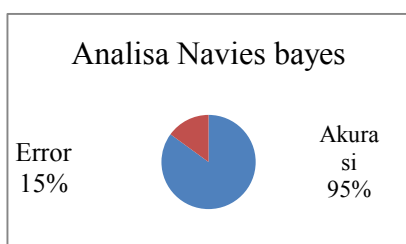
Gambar 12. Nilai akurasi dan Error

Dari 610 data uang asli, hanya 40 buah data uang asli yang salah terdeteksi sebagai uang palsu. Sisanya, 570 data uang asli berhasil diklasifikasikan sebagai kelas uang asli. Untuk uang palsu, 735 buah data yang berhasil diklasifikasikan sebagai uang palsu dari 762 data uang palsu. Sisanya gagal diklasifikasikan kedalam uang palsu.

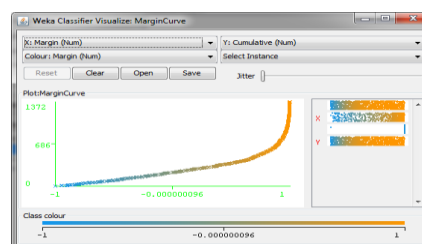
4.2.3. Navies bayes

Prediksi Sistem			
a	b	a=1	Nilai Aktual
484	126	b=0	
90	672		
a=asli , b=palsu			

Gambar 13. Confusion Matrix



Gambar 14. Nilai akurasi dan Error



Gambar 15. Visualize RBFN Network

Tabel 4. Hasil akurasi dari WEKA

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Meas	ROC Area	Class
	0.793	0.118	0.843	0.793	0.818	0.939	1
	0.882	0.207	0.842	0.883	0.862	0.939	0
W. Avg	0.843	0.167	0.843	0.843	0.842	0.939	

Dari 610 data uang asli, hanya 126 buah data uang asli yang salah terdeteksi sebagai uang palsu. Sisanya, 484 data uang asli berhasil diklasifikasikan sebagai kelas

uang asli. Untuk uang palsu, 672 buah data yang berhasil diklasifikasikan sebagai uang palsu dari 762 data uang palsu. Sisanya gagal diklasifikasikan kedalam uang palsu.

5. KESIMPULAN

Hasil percobaan *authentication* uang kertas dengan menganalisis data set *banknote authentication*, menghasilkan akurasi pendeteksian keaslian uang sangat tinggi. Setelah dilakukan uji coba menggunakan metode *classification*, maka persentase akurasi yang sangat tinggi yaitu menggunakan metode tree C4.5 dengan nilai akurasi sebesar 98,5 %, sedangkan neural network sebesar 95%, dan *navies bayes* sebesar 85%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Widiastuti, "Analisa Perbandingan Algoritma SVM, Naive Bayes, dan Decision Tree dalam Mengklasifikasikan Serangan (Attacks) pada Sistem Pendeteksi Intrusi," 2012.
- [2] A. Roy, B. Halder, and U. Garain, "*Authentication of currency notes through printing technique verification*," in Proceedings of the Seventh Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, 2010, pp. 383–390.
- [3] N. K. Tachjar and L. S. Istiyowati, others, "*Extracting Features On Indonesian Rupiah Notes Using 2DPCA Algorithm For Forged Detection*," 2013.
- [4] G. Guo, H. Wang, D. Bell, Y. Bi, and K. Greer, "*An kNN model-based approach and its application in text categorization*," in Computational Linguistics and Intelligent Text Processing, Springer, 2004, pp. 559–570.
- [5] J. Awwalu, A. Ghazvini, and A. A. Bakar, "*Performance Comparison of Data Mining Algorithms: A Case Study on Car Evaluation Dataset*."
- [6] Rizal Amegia Saputra, "komparasi algoritma klasifikasi data mining untuk memprediksi penyakit tuberculosis (tb)," semin. nas. inov. dan tren snit, 2014.
- [7] "Dataset Bank Note Authentication <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>."
- [8] N. S. Mohamad, B. Hussin, A. S. Shibghatullah, and A. S. H. Basari, "Banknote Authentication Using Artificial Neural Network."
- [9] <http://www.banknotes.com/>
- [10] Y. Liu, "Haar-SVM for Real-time Banknotes Recognition," J. Inf. Comput. Sci., vol. 11, no. 12, pp. 4031–4039, Aug. 2014.