

KLASIFIKASI NASABAH KREDIT BANK “X” DI PROVINSI LAMPUNG MENGUNAKAN ANALISIS DISKRIMINAN KERNEL

Maulida Azkiya¹, Moch. Abdul Mukid², Dwi Ispriyanti³

¹Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

^{2,3}Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

Email: idaazkiya@gmail.com mamukid@yahoo.com ispriyanti.dwi@gmail.com

ABSTRACT

Credit is the biggest asset carried out by a bank and become the most dominant contributor to the bank income. However, the activity to distribute the credit takes a risk which can influence health and continuance of bank business. The credit risk which potentially occurs can be measured and controlled by analyzing directly the credit client which belongs to current credit or bad credit based on the character in credit assessment, such as age, and amount of loan, how long the relationship between company and bank, the period of company, total income, and debt risk of company to the income. Discriminant analysis is a multivariate statistical technique which can be used to classify the new observation into a specific group. Kernel discriminant analysis is a non-parametric method which is flexible because it does not have to concern about assumption from certain distribution and equal variance matrices as in parametric discriminant analysis. The classification using the kernel discriminant analysis with the normal kernel function with optimum bandwidth 0,1 in data of credit client from bank “X” in Lampung Province gives accurate classification 92% whereas kernel discriminant analysis with the epanechnikov function with the optimum bandwidth 4,6 gives the accurate classification 79%.

Keywords: *credit, classification, kernel discriminant analysis*

1. PENDAHULUAN

Menurut Undang-undang RI nomor 10 tahun 1998 tentang perbankan, bank adalah badan usaha yang menghimpun dana dari masyarakat dalam bentuk simpanan dan menyalurkan kepada masyarakat dalam bentuk kredit dan atau bentuk-bentuk lainnya dalam rangka meningkatkan taraf hidup rakyat banyak.

Kredit merupakan aset yang paling besar yang dikelola bank dan juga merupakan kontributor yang paling dominan terhadap pendapatan bank. Ketika bank menetapkan keputusan pemberian kredit maka sasaran yang hendak tercapai adalah aman, terarah dan menghasilkan pendapatan (Taswan, 2006). Namun, kegiatan menyalurkan kredit mengandung risiko yang dapat mempengaruhi kesehatan dan kelangsungan usaha bank.

Setiap bank harus menjaga kualitas kreditnya sebaik mungkin sekaligus sedini mungkin untuk mengenali kemunculan penurunan kualitas kredit. Kualitas kredit dapat ditetapkan berdasarkan klasifikasi kredit lancar dan macet. Penerapan prinsip kehati-hatian perlu dilakukan oleh bank dengan menganalisa nasabah kredit mana yang termasuk ke dalam status kredit lancar atau kredit macet agar resiko yang berpotensi untuk terjadi (*credit risk*) dapat diukur dan dikontrol (Taswan, 2006).

Salah satu analisis yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan dan mengalokasikan apakah nasabah tersebut masuk ke dalam kategori kredit lancar atau kredit macet adalah analisis diskriminan. Pendekatan analisis diskriminan sangat beragam, mulai dari metode parametrik sampai dengan nonparametrik.

Pada umumnya, metode yang sering digunakan untuk masalah klasifikasi pada penelitian-penelitian sebelumnya adalah metode diskriminan parametrik yaitu analisis diskriminan linier yang dikembangkan oleh R. A Fisher (1936). Metode diskriminan linier merupakan salah satu teknik multivariat yang memerlukan asumsi variabel prediktor harus berdistribusi normal multivariat dan matrik varians-kovarians harus sama. Namun, pada

penerapannya, metode diskriminan linier sering melibatkan variabel-variabel yang tidak mengikuti pola distribusi normal, sehingga diperoleh hasil klasifikasi diskriminan linier yang tidak optimal (Dillon dan Goldstein, 1984). Untuk mengatasi hal tersebut, maka dapat didekati dengan metode nonparametrik. Metode nonparametrik yang bersifat fleksibel adalah analisis diskriminan kernel karena tidak harus memenuhi asumsi tertentu seperti pada analisis diskriminan parametrik. Pada penelitian ini penulis membahas tentang klasifikasi nasabah kredit bank “X” menggunakan analisis diskriminan kernel.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pengertian Bank

Bank adalah suatu lembaga yang berperan sebagai lembaga perantara keuangan (*financial Intermediary*) antara pihak-pihak yang memiliki kelebihan dana (*surplus spending unit*) dengan mereka yang membutuhkan dana (*deficit spending unit*), serta berfungsi untuk memperlancar lalu lintas pembayaran giral yang dilakukan atas dasar falsafah kepercayaan (Taswan, 2006).

Menurut Undang-undang RI nomor 10 tahun 1998 tentang perbankan adalah badan usaha yang menghimpun dana dari masyarakat dalam bentuk simpanan dan menyalurkan kepada masyarakat dalam bentuk kredit dan atau bentuk-bentuk lainnya dalam rangka meningkatkan taraf hidup rakyat banyak.

2.2 Pengertian Kredit

Kata kredit berasal dari bahasa Yunani “Credere” yang berarti kepercayaan, berasal dari bahasa Latin “Credidium” yang berarti kepercayaan akan kebenaran. Istilah yang digunakan untuk para penerima kredit adalah debitur dan pihak pemberian kredit (bank) disebut kreditur atau dengan arti lain debitur adalah penerima dana sedangkan kreditur adalah penyedia dana (Kasmir, 2002).

2.3 Penilaian Kredit

Menurut Kasmir (2002), kriteria penilaian yang harus dilakukan oleh kreditur untuk mendapatkan nasabah yang benar-benar menguntungkan dilakukan dengan analisis penilaian pemberian kredit yang dikenal dengan prinsip 6C yaitu *character, capacity, capital, collateral, condition of economic* dan *constrain*. Dari keenam prinsip tersebut, yang paling perlu mendapatkan perhatian *account officer* adalah *character*.

2.4 Analisis Diskriminan

Menurut Hair *et al.*, (2006), analisis diskriminan merupakan salah satu metode dalam analisis multivariat dengan metode dependensi (dimana hubungan antar variabel sudah bisa dibedakan mana variabel terikat dan mana variabel bebas). Ini berarti ada variabel yang hasilnya tergantung dari data variabel independen. Analisis diskriminan digunakan pada kasus dimana variabel bebas berupa data metrik (interval atau rasio) dan variabel terikat berupa data nonmetrik (nominal atau ordinal).

Analisis diskriminan dapat digunakan untuk menangani baik dua kelompok atau beberapa kelompok. Ketika variabel dependen terdiri dari dua kelompok, teknik analisis diskriminan ini disebut analisis diskriminan dua kelompok. Ketika variabel dependen terdiri dari tiga atau lebih kelompok, teknik analisis diskriminan ini disebut analisis diskriminan berganda (*multiple discriminant analysis*). Pengelompokan pada analisis diskriminan bersifat *mutually exclusive*, yaitu jika suatu pengamatan telah masuk pada salah satu kelompok maka tidak dapat menjadi anggota dari kelompok yang lain. (Hair *et al.*, 2006).

Tujuan analisis diskriminan secara umum adalah untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu pengamatan, apakah pengamatan masuk pada kelompok Π_t dengan $t = 1, 2, \dots, g$ dalam suatu kelompok t atau tidak (Seber, 2004). Pendekatan analisis diskriminan sangat beragam, mulai dari pendekatan parametrik sampai pendekatan nonparametrik. Pada umumnya, prosedur analisis diskriminan parametrik yang sering digunakan berdasarkan populasi normal karena kesederhanaan dan efisiensi yang cukup tinggi diberbagai macam model populasi. Namun, dalam praktiknya metode diskriminan parametrik sering melibatkan peubah-peubah yang tidak mengikuti pola distribusi normal, sehingga diperoleh hasil klasifikasi diskriminan yang tidak optimal (Johnson dan Wichern, 2007).

Analisis diskriminan parametrik yang terkenal adalah analisis diskriminan linier dan kuadratik. Analisis diskriminan linier digunakan apabila matrik ragam peragam populasi sama. Sedangkan pada analisis diskriminan kuadratik digunakan apabila matrik ragam peragam populasi berbeda (Johnson dan Wichern, 2007). Analisis diskriminan untuk mengklasifikasikan data tanpa memperhatikan asumsi tertentu dapat menggunakan pendekatan nonparametrik dengan metode kernel (Silverman, 1986).

2.5 Analisis Diskriminan Kernel

Menurut Khattree (2000), misalkan $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{n_t}$ adalah sampel acak dari populasi Π_t , dan \mathbf{x} adalah sebuah amatan tambahan dari populasi Π_t yang mana tidak diketahui fungsi kepadatan peluang $f_t(\mathbf{x})$. Fungsi kepadatan peluang $f_t(\mathbf{x})$ dapat diestimasi dengan:

$$\hat{f}_t(\mathbf{x}) = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} K_t(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \quad (2)$$

dimana Kuantitas $K_t(\mathbf{x})$ disebut fungsi kernel kelompok ke- t .

Beberapa kernel peubah ganda yang sering digunakan pada penduga fungsi kepadatan peluang $\hat{f}_t(x)$ adalah:

- a. Kernel Normal (mean $\mathbf{0}$, varian $h^2 \cdot \mathbf{S}_t$)

$$K_t(\mathbf{z}) = \frac{1}{c_{0(t)}} \exp\left(-\mathbf{0.5z}^T \mathbf{S}_t^{-1} \mathbf{z} / h^2\right)$$

$$\text{dengan } c_{0(t)} = (2\pi)^{\frac{d}{2}} h^d |\mathbf{S}_t|^{-\frac{1}{2}}$$

- b. Kernel Epanechnikov

$$K_t(\mathbf{z}) = \begin{cases} c_{1(t)} \left(1 - \mathbf{z}^T \mathbf{S}_t^{-1} \mathbf{z} / h^2\right) & , \text{ jika } \mathbf{z}^T \mathbf{S}_t^{-1} \mathbf{z} \leq h^2 \\ 0 & , \text{ untuk lainnya} \end{cases}$$

$$\text{dengan } v_{h(t)} = \frac{\pi^{\frac{d}{2}} h^d}{\Gamma\left(\frac{d}{2} + 1\right)} |\mathbf{S}_t|^{-\frac{1}{2}} \text{ dan } c_{1(t)} = \left(1 + \frac{d}{2}\right) v_{h(t)}$$

dimana $\mathbf{z} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_i$, $t = 1, \dots, g$ menyatakan kelompok ke- t , h menyatakan nilai parameter pemulus, d menyatakan banyak variabel prediktor, dan \mathbf{S}_t adalah matrik ragam peragam kelompok ke- t (Khattree, 2002).

Pemilihan nilai *bandwidth*, dapat dilakukan secara subyektif dengan mencoba berbagai pilihan *bandwidth* pada data (*trial and error*). Penentuan *bandwidth* optimal dalam analisis diskriminan kernel, dapat dilakukan dengan membandingkan hasil ketepatan klasifikasi dari *trial and error* yang dilakukan dengan menggunakan nilai *bandwidth* yang berbeda-beda. Nilai *bandwidth* yang optimal adalah nilai *bandwidth* yang menghasilkan ketepatan klasifikasi yang paling tinggi (Khattree, 2000).

Aturan klasifikasi pada analisis diskriminan kernel menggunakan aturan bayes berdasarkan peluang posterior terbesar. Berdasarkan fungsi kepadatan peluang, maka peluang posterior dari kelompok \mathbf{x} dapat dihitung. Misalkan $\hat{f}_t(\mathbf{x})$ adalah penduga fungsi kernel dari kelompok Π_t , dan P_t adalah peluang awal dari kelompok Π_t untuk $t = 1, 2, \dots, g$. Peluang posterior suatu pengamatan \mathbf{x} berasal dari kelompok Π_t adalah (Johnson dan Wichern, 2007):

$$P(\Pi_t | \mathbf{x}) = \frac{P_t \hat{f}_t(\mathbf{x})}{\sum_{t=1}^g P_t \hat{f}_t(\mathbf{x})} \quad (3)$$

dimana p_t diperoleh dari:

$$P_t = \frac{n_t}{\sum_{t=1}^g n_t} \quad (4)$$

Pengamatan \mathbf{x} dialokasikan ke Π_t yang mempunyai peluang posterior $P(\Pi_t | \mathbf{x})$ terbesar.

2.6 Ketepatan Klasifikasi

APER (*Apparent Error Rate*) atau yang disebut laju error merupakan ukuran evaluasi yang digunakan untuk melihat peluang kesalahan klasifikasi yang dihasilkan oleh suatu fungsi klasifikasi. Nilai APER menunjukkan proporsi observasi yang salah diklasifikasikan oleh fungsi klasifikasi. Semakin kecil nilai APER maka hasil pengklasifikasian semakin baik (Prasetyo, 2012).

Menurut Johnson dan Wichern (2007), terjadinya kesalahan klasifikasi suatu observasi merupakan hal yang sangat mungkin terjadi. Hal ini dikarenakan terkadang terdapat beberapa observasi yang tidak berasal dari kelompok tertentu tetapi dimasukkan ke dalam kelompok tersebut. Perhitungan nilai *Apparent Error Rates* (APER) dapat dilakukan dengan menggunakan matriks konfusi sebagai berikut:

Tabel 1. Matrik Konfusi Hasil Prediksi Kelompok

Kelompok Aktual	Kelompok Prediksi		Jumlah Observasi
	1	2	
1	n_{11}	n_{12}	n_1
2	n_{21}	n_{22}	n_2

$$APER = \frac{n_{12} + n_{21}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}} \quad (5)$$

dimana:

n_{11} = banyak data dalam kelompok 1 yang secara benar dipetakan ke kelompok 1

n_{12} = banyak data dalam kelompok 1 yang dipetakan secara salah ke kelompok 2

n_{22} = banyak data dalam kelompok 2 yang secara benar dipetakan ke kelompok 2

n_{21} = banyak data dalam kelompok 2 yang dipetakan secara salah ke kelompok 1

Dari perhitungan nilai APER yang telah diuraikan tersebut, maka untuk mencari nilai ketepatannya dapat menggunakan $1 - \text{APER}$.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penulisan tugas akhir ini, adalah data sekunder yang diperoleh dari bank "X" di Provinsi Lampung. Data tersebut merupakan data 999 nasabah kredit berdasarkan status kredit lancar dan macet, yang terdiri dari 800 nasabah kredit berstatus lancar dan 199 nasabah kredit berstatus macet.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel dependen (Y) yang digunakan dalam penelitian ini adalah status kredit nasabah kredit yang dikategorikan dengan notasi 1 untuk kredit lancar dan 2 untuk kredit macet. Sedangkan variabel independen yang digunakan adalah usia debitur dalam satuan tahun (X_1), jumlah tanggungan dalam satuan orang (X_2), lama hubungan dengan bank dalam satuan tahun (X_3), lama usaha perusahaan dalam satuan tahun (X_4), pendapatan total dalam satuan rupiah (X_5), dan rasio hutang terhadap pendapatan dalam satuan persen (X_6).

3.3 Metode Analisis

Metode analisis yang dilakukan yaitu dengan tahapan sebagai berikut:

- 1) Memasukkan data status kredit sebagai variabel respon dan usia debitur, jumlah tanggungan, lama hubungan dengan bank, lama usaha perusahaan, pendapatan total, serta rasio hutang terhadap pendapatan sebagai variabel prediktor.
- 2) Analisis deskriptif data debitur berdasarkan status kredit.
- 3) Membagi data menjadi data training dan data testing.
- 4) Melakukan analisis diskriminan kernel dengan langkah sebagai berikut:
 - a) Menentukan fungsi kepadatan kernel
 - b) Memasukkan nilai parameter pemulusan atau bandwidth h
 - c) Pengklasifikasian debitur dengan nilai bandwidth berbeda-beda
 - d) Menghitung ketepatan klasifikasi menggunakan kriteria APER
 - e) Langkah (b)-(d) diulang beberapa kali untuk nilai h yang berbeda-beda.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Nasabah Kredit

Dari data nasabah kredit bank "X" di Provinsi Lampung, dapat diperoleh karakteristik nasabah kredit berdasarkan status kredit lancar dan macet sebagai berikut:

Tabel 2. Nilai Mean dan Standar Deviasi Data Nasabah Kredit Bank “X” di Provinsi Lampung

Variabel	Lancar		Macet	
	Mean	St. Dev	Mean	St. Dev
Usia (tahun)	35,7125	7,5775	35,2462	8,0550
Jumlah tanggungan (orang)	1,5913	1,3196	1,5327	1,2979
Lama hubungan dengan bank (tahun)	3,8750	2,8978	2,5930	2,1812
Lama usaha perusahaan (tahun)	21,8275	18,0036	16,9095	12,4325
Pendapatan total (rupiah)	10984984,53	13499205,97	7901326,87	6041890,96
Rasio hutang terhadap pendapatan (persentase)	29,41	10,28	32,00	9,82

Variabel usia, jumlah tanggungan, lama hubungan dengan bank, lama usaha perusahaan dan pendapatan total pada kelompok lancar mempunyai nilai rata-rata yang lebih tinggi dari pada kelompok macet. Sedangkan variabel rasio hutang terhadap pendapatan pada kelompok lancar memiliki rata-rata yang lebih kecil dari pada kelompok macet.

4.2 Pembagian Data Sampel

Pada penelitian ini, data yang digunakan dalam analisis dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* merupakan data yang digunakan dalam pembentukan fungsi kepadatan peluang sedangkan data *testing* merupakan data yang digunakan untuk validasi fungsi yang telah dihasilkan oleh data *training*. Pada penelitian ini digunakan 899 nasabah kredit sebagai data *training* dan 100 nasabah kredit sebagai data *testing*.

4.3 Analisis Diskriminan Kernel

Pada analisis diskriminan kernel ini digunakan fungsi kernel normal dan fungsi kernel epanechnikov. Variabel respon Y terdapat dua kelompok, yaitu $t = 1, 2$. Kelompok 1 menyatakan data nasabah kredit dengan status lancar dan kelompok 2 menyatakan data nasabah kredit dengan status macet. Ukuran sampel pada data *training* untuk masing-masing kelompok adalah:

$$n_1 = 710 \qquad n_2 = 189$$

Fungsi kepadatan yang digunakan dalam klasifikasi diskriminan kernel adalah sebagai berikut:

$$\hat{f}_1(\mathbf{x}) = \frac{1}{710} \sum_{i=1}^{710} K_1(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)$$

$$\hat{f}_2(\mathbf{x}) = \frac{1}{189} \sum_{i=1}^{189} K_2(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)$$

1) Analisis Diskriminan Kernel dengan Fungsi Kernel Normal

Fungsi Kernel Normal yang digunakan sebagai berikut:

$$K_1(\mathbf{z}) = \frac{1}{c_{0(1)}} \exp\left(-0.5\mathbf{z}^T \mathbf{S}_1^{-1} \mathbf{z}/h^2\right)$$

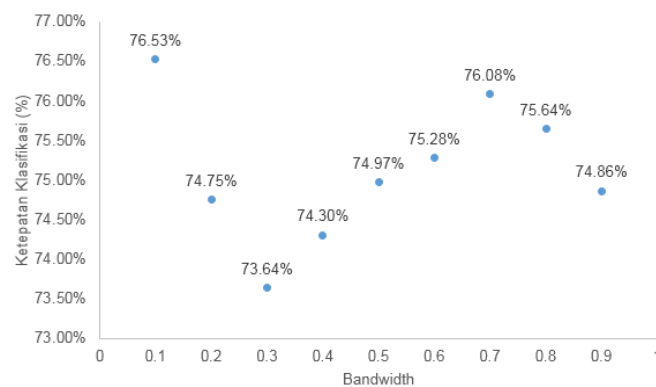
$$c_{0(1)} = (2\pi)^{\frac{6}{2}} h^6 |\mathbf{S}_1|^{\frac{1}{2}}$$

$$K_2(\mathbf{z}) = \frac{1}{c_{0(2)}} \exp\left(-0.5\mathbf{z}^T \mathbf{S}_2^{-1} \mathbf{z}/h^2\right)$$

$$c_{0(2)} = (2\pi)^{\frac{6}{2}} h^6 |\mathbf{S}_2|^{\frac{1}{2}}$$

2) Pemilihan Bandwidth Optimum

Hasil klasifikasi analisis diskriminan kernel menggunakan fungsi kernel normal dengan *bandwidth* antara 0,1 hingga 0,9 dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Hasil Ketepatan Klasifikasi Menggunakan Analisis Diskriminan Kernel Normal dengan *Bandwidth* 0,1 sampai 0,9 pada data *training*

Berdasarkan gambar 1, persentase ketepatan klasifikasi tertinggi adalah analisis diskriminan kernel dengan fungsi kernel normal menggunakan nilai *bandwidth* sebesar 0,1 dimana hasil ketepatan klasifikasi sebesar 76,53%. Selanjutnya, dapat diperoleh rincian hasil klasifikasi *data training* menggunakan *bandwidth* 0,1 pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Data *Training* Nasabah Kredit Bank “X” di Provinsi Lampung dengan Fungsi Kernel Normal dan *bandwidth* 0,1

Kelompok Aktual	Kelompok Prediksi		Jumlah
	1	2	
1	642	68	710
2	143	46	189
Jumlah	785	114	899

Tabel 3 menunjukkan dari 899 data *training* yang dianalisis nasabah kredit yang tepat diklasifikasikan berstatus lancar sebanyak 642 orang dan nasabah kredit yang diklasifikasikan tepat berstatus macet sebanyak 46 orang. Selain itu, nasabah kredit yang seharusnya berstatus lancar namun diklasifikasikan nasabah kredit berstatus macet sebanyak 68 orang dan nasabah kredit yang seharusnya berstatus macet namun diklasifikasikan nasabah kredit berstatus lancar sebanyak 143 orang. Selain itu, ditunjukkan rincian hasil klasifikasi data *testing* menggunakan *bandwidth* 0,1 pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi Data *Testing* Nasabah Kredit Bank “X” di Provinsi Lampung Menggunakan Fungsi Kernel Normal dan *bandwidth* 0,1

Kelompok Aktual	Kelompok Prediksi		Jumlah
	1	2	
1	82	8	90
2	0	10	10
Jumlah	82	18	100

Tabel 4 menunjukkan dari 100 data *testing* yang dianalisis menggunakan diskriminan kernel fungsi kernel normal dengan *bandwidth* 0,1, nasabah kredit yang tepat diklasifikasikan berstatus lancar sebanyak 82 orang dan nasabah kredit yang diklasifikasikan tepat berstatus macet sebanyak 10 orang. Selain itu, nasabah kredit yang seharusnya berstatus lancar namun diklasifikasikan nasabah kredit berstatus macet sebanyak 8 orang.

$$\begin{aligned}
 APER &= \frac{8+0}{82+8+0+10} & \text{Nilai Ketepatan} &= 1- APER = 1- 0,08 \\
 &= 0,08 & &= 0,92 = 92\%
 \end{aligned}$$

3) Analisis Diskriminan Kernel dengan Fungsi Kernel Epanechnikov

Fungsi kernel Epanechnikov yang digunakan sebagai berikut:

$$K_1(\mathbf{z}) = \begin{cases} c_{1(1)} \left(1 - \mathbf{z}^T \mathbf{S}_1^{-1} \mathbf{z} / h^2\right) & , \text{ jika } \mathbf{z}^T \mathbf{S}_1^{-1} \mathbf{z} \leq h^2 \\ 0 & , \text{ untuk lainnya} \end{cases}$$

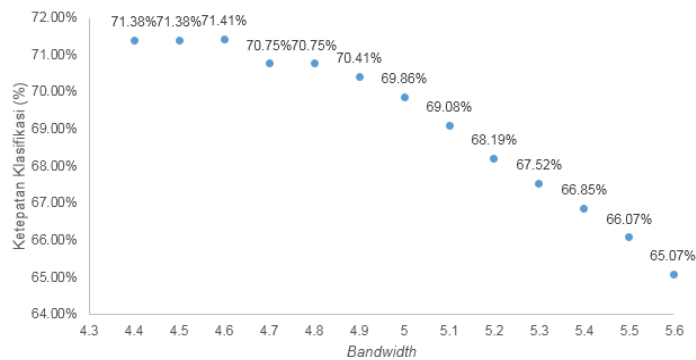
$$\text{dengan, } c_{1(1)} = \left(1 + \frac{6}{2}\right) v_{h(1)} \text{ dan } v_{h(1)} = \frac{\pi^3 h^6}{\Gamma(4)} |\mathbf{S}_1|^{-\frac{1}{2}}$$

$$K_2(\mathbf{z}) = \begin{cases} c_{1(2)} \left(1 - \mathbf{z}^T \mathbf{S}_2^{-1} \mathbf{z} / h^2\right) & , \text{ jika } \mathbf{z}^T \mathbf{S}_2^{-1} \mathbf{z} \leq h^2 \\ 0 & , \text{ untuk lainnya} \end{cases}$$

$$\text{dengan } c_{1(2)} = \left(1 + \frac{6}{2}\right) v_{h(2)} \text{ dan } v_{h(2)} = \frac{\pi^3 h^6}{\Gamma(4)} |\mathbf{S}_2|^{-\frac{1}{2}}$$

4) Pemilihan Bandwidth Optimum

Hasil klasifikasi analisis diskriminan kernel menggunakan fungsi kernel epanechnikov dengan *bandwidth* antara 4,4 hingga 5,6 dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Hasil Ketepatan Klasifikasi Menggunakan Analisis Diskriminan Kernel Epanechnikov dengan *Bandwidth* 4,4 sampai 5,6 pada Data *Training*

Berdasarkan gambar 3, persentase ketepatan klasifikasi tertinggi dengan menggunakan nilai *bandwidth* sebesar 4,6 dengan hasil ketepatan klasifikasi sebesar 71,41%. Berikut ini ditunjukkan rincian hasil klasifikasi *data training* menggunakan *bandwidth* 4,6:

Tabel 5. Hasil Klasifikasi Menggunakan Analisis Diskriminan Kernel Epanechnikov Data *Training* Nasabah Kredit Bank “X” di Provinsi Lampung

Kelompok Aktual	Kelompok Prediksi		Jumlah
	1	2	
1	568	142	710
2	115	74	189
Jumlah	683	216	899

Tabel 5 menunjukkan bahwa dari 899 data *training*, nasabah kredit yang tepat diklasifikasikan berstatus lancar sebanyak 568 orang. Sedangkan nasabah kredit yang diklasifikasikan tepat berstatus macet sebanyak 74 orang. Selain itu, nasabah kredit yang seharusnya berstatus lancar namun diklasifikasikan nasabah kredit berstatus macet sebanyak 142 orang dan nasabah kredit yang seharusnya berstatus macet namun diklasifikasikan nasabah kredit berstatus lancar sebanyak 115 orang. Selain itu, ditunjukkan rincian hasil klasifikasi data *testing* menggunakan *bandwidth* 4,6 pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Klasifikasi Menggunakan Analisis Diskriminan Kernel Epanechnikov Data *Testing* Nasabah Kredit Bank “X” di Provinsi Lampung

Kelompok Aktual	Kelompok Prediksi		Jumlah
	1	2	
1	74	16	90
2	5	5	10
Jumlah	79	21	100

Tabel 6 menunjukkan bahwa dari 100 data *testing* yang dianalisis menggunakan diskriminan kernel epanechnikov dengan *bandwidth* 4,6, nasabah kredit yang tepat diklasifikasikan berstatus lancar sebanyak 74 orang. Sedangkan nasabah kredit yang diklasifikasikan tepat berstatus macet sebanyak 5 orang. Selain itu, nasabah kredit

yang seharusnya berstatus lancar namun diklasifikasikan nasabah kredit berstatus macet sebanyak 16 orang. Sedangkan nasabah kredit yang seharusnya berstatus macet namun diklasifikasikan nasabah kredit berstatus lancar sebanyak 5 orang.

$$APER = \frac{16+5}{74+21+5+5}$$

$$= 0,21$$

$$\text{Ketepatan Klasifikasi} = 1 - APER$$

$$= 1 - 0,21$$

$$= 0,79 = 79\%$$

5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

- 1) Pengklasifikasian data nasabah kredit bank “X” di Provinsi Lampung menggunakan analisis diskriminan kernel dengan fungsi kernel normal dan *bandwidth* optimum sebesar 0,1 menunjukkan sebanyak 82 nasabah kredit diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelompok lancar, 10 nasabah kredit diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelompok macet dan terdapat 8 nasabah kredit salah diklasifikasikan sedangkan dengan fungsi kernel epanechnikov dan *bandwidth* optimum sebesar 4,6 menunjukkan sebanyak 74 nasabah kredit diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelompok lancar, 5 nasabah kredit diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelompok macet dan terdapat 21 nasabah kredit salah diklasifikasikan.
- 2) Persentase ketepatan klasifikasi nasabah kredit bank “X” di Provinsi Lampung menggunakan analisis diskriminan kernel dengan fungsi kernel normal dan *bandwidth* optimum 0,1 sebesar 92%, sedangkan analisis diskriminan kernel dengan fungsi kernel epanechnikov dan *bandwidth* optimum 4,6 sebesar 79%.
- 3) Analisis diskriminan kernel dengan fungsi kernel normal mengklasifikasikan data nasabah kredit bank “X” lebih baik dibandingkan analisis diskriminan kernel dengan menggunakan fungsi kernel epanechnikov, karena menghasilkan ketepatan klasifikasi yang lebih tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Dillon, W. and Goldstein, M., 1984. *Multivariate Analysis Methods and Application*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Hair, J. F., Black. W. C., Babin. B. J. and Anderson R. E., 2006. *Multivariate Data Analysis*. Seventh Edition. Pearson Education Prentice Hall. Inc.
- Johnson, R. A. and Wichern. D. W., 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Sixth Edition. New Jersey: Prentice Hall International. Inc.
- Kasmir. 2002. *Manajemen Perbankan*. Jakarta : Penerbit PT Rajagrafindo Persada.
- Khattree, R. and Naik, D. N., 2000. *Multivariate Data Reduction and Discrimination with SAS® Software*. Cary, NC: SAS Institute. Inc.
- Prasetyo, E., 2012. *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Seber, G.A.F., 2004. *Multivariate Observation*. New Jersey: John Wiley and Sons.
- Silverman, B. W., 1986. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. London: Chapman and Hall.
- Taswan. 2006. *Manajemen Perbankan. Konsep Teknik & Aplikasi + Banking Risk Assesment*. Yogyakarta: UPP STIM YKPN.