

PENGGUNAAN ANALISIS DISKRIMINAN METODE MDP (*Minimum Distance Probability*) PADA DATA BINER (Studi Kasus Pada Data Pemilikan Barang)¹⁾

Aji Santoso²⁾, Hari Wijayanto³⁾, dan Itasia Dina Sulvianti³⁾

RINGKASAN

Penerapan analisis diskriminan seringkali melibatkan peubah-diskret yang tidak mengikuti pola sebaran normal. Salah satu prosedur analisis diskriminan yang dapat digunakan untuk data biner adalah metode MDP. Metode MDP didasarkan pada suatu fungsi jarak dan aplikasi kaidah keputusan Bayes. Metode ini dapat digunakan untuk peubah kontinu, diskret maupun campuran.

Pada penelitian ini, analisis diskriminan metode MDP digunakan untuk menelaah klasifikasi kelas ekonomi rumahtangga berdasarkan data pemilikan barang. Kebaikan metode MDP juga ditelaah melalui perbandingan dengan fungsi diskriminan linier dan kuadrat Fisher. Hasil penelitian menunjukkan bahwa analisis diskriminan metode MDP dapat digunakan dan memberikan hasil yang cukup baik dalam menelaah klasifikasi kelas ekonomi rumahtangga berdasarkan data pemilikan barang.

PENDAHULUAN

Analisis diskriminan adalah teknik statistika yang digunakan untuk mengelompokkan individu atau obyek ke dalam suatu kelompok atau kelas berdasarkan sekumpulan peubah bebas (Dillon dan Goldstein, 1984).

Jika populasi menyebar normal dengan matriks peragam yang sama, maka fungsi diskriminan linier Fisher adalah fungsi diskriminan yang paling baik dalam arti memberikan peluang kesalahan alokasi minimum (Dillon dan Goldstein, 1978).

Akan tetapi, penerapan analisis diskriminan seringkali melibatkan peubah-

peubah diskret yang tidak mengikuti pola sebaran normal. Meskipun fungsi diskriminan linier Fisher dapat digunakan pada populasi yang dicirikan oleh peubah-peubah diskret, tetapi tidak ada jaminan diperoleh hasil yang optimal (Dillon dan Goldstein, 1984), sedangkan Dillon dan Goldstein (1978) menyatakan bahwa pada populasi-populasi seperti itu, keakuratan pengkelasan fungsi diskriminan linier menurun secara drastis, jika terdapat peubah-peubah yang berkorelasi tinggi atau jika nilai tengah populasi sama.

Masalah pengkelasan populasi yang dicirikan oleh data biner telah mendapat perhatian luas dalam literatur statistika. Salah satu alasan munculnya kembali perhatian pada bidang ini adalah seringnya penggunaan analisis diskriminan dalam ilmu-ilmu sosial dan biologi. Pada kedua bidang ini seringkali data tidak memiliki

¹⁾ Sebagian dari skripsi S1 penulis pertama

²⁾ Alumni Jurusan Statistika, FMIPA-IPB

³⁾ Staf pengajar Jurusan Statistika, FMIPA-IPB

skala interval atau rasio (Dillon dan Goldstein, 1978). Salah satu prosedur analisis diskriminan yang dapat digunakan untuk data biner adalah metode *Minimum Distance Probability* (MDP).

Tujuan penelitian ini adalah menerapkan analisis diskriminan metode MDP untuk menelaah kelas ekonomi rumah-tangga berdasarkan data kepemilikan barang.

ANALISIS DISKRIMINAN METODE MDP

Analisis diskriminan metode MDP pertama kali diperkenalkan oleh Angel Villarroya, Martin Rios dan Josep M. Oller pada tahun 1995 (Villarroya *et. al.*, 1995). Metode ini didasarkan pada suatu fungsi jarak dan dapat digunakan untuk peubah diskret, kontinu atau campuran dengan sebaran yang belum atau telah diketahui. Secara umum metode MDP ditempuh dengan cara membentuk suatu sekatan pada ruang contoh berdasarkan pada fungsi jarak yang telah dipilih. Sekatan yang telah terbentuk ini selanjutnya digunakan bersama dengan aplikasi dari kaidah keputusan Bayes untuk mengalokasikan setiap individu ke dalam masing-masing sub populasi (kelas). Metode MDP tidak tergantung pada fungsi jarak tertentu, sehingga harus dipilih fungsi jarak yang sesuai dengan sifat data yang dianalisis. Metode MDP juga dapat mempertimbangkan informasi peluang awal (*prior probability*) dan memberikan suatu ukuran tingkat kepercayaan pengalokasian untuk setiap individu pada masing-masing kelas.

Berikut adalah penjelasan lebih lengkap tentang analisis diskriminan metode MDP seperti tercantum dalam Villarroya, *et. al.* (1995). Misalkan Ω adalah populasi global dan subpopulasi E_1, \dots, E_k adalah sekatan pada ruang contoh Ω . Misalkan pula X ,

peubah yang diamati adalah suatu vektor acak. Diasumsikan bahwa suatu fungsi jarak d telah dipilih berdasarkan sifat vektor acak X . Jika didefinisikan suatu contoh acak w_λ yang diperoleh dengan cara mengambil sebanyak λ elemen dari masing-masing subpopulasi, yaitu :

$$w_\lambda = (w_{11}, \dots, w_{1\lambda}, \dots, w_{k1}, \dots, w_{k\lambda});$$

dimana:

$$(w_{11}, \dots, w_{1\lambda}) \in E_1^\lambda, \dots, (w_{k1}, \dots, w_{k\lambda}) \in E_k^\lambda$$

maka untuk setiap nilai amatan r , dapat didefinisikan gugus $S_i^\lambda(r)$, yang terdiri dari semua contoh yang diperoleh dengan cara di atas dimana minimum jarak antara r dan $k\lambda$ nilai amatan dari w_λ bersesuaian dengan salah satu dari λ elemen yang berasal dari kelas E_i . Atau dapat dituliskan sebagai:

$$S_i^\lambda(r) = \{w_\lambda \in E_1^\lambda \times \dots \times E_k^\lambda \mid \beta \in \{1, \dots, \lambda\}\}$$

dengan

$$\min \{d(r, X(w_{11})), \dots, d(r, X(w_{k\lambda}))\} = d(r, X(w_{i\beta})), i = 1, \dots, k$$

Sekatan $R_\lambda = \{R_1^\lambda, \dots, R_k^\lambda\}$ selanjutnya didefinisikan dengan cara berikut:

$$R_i^\lambda = \{r \in M \mid Q(S_i^\lambda(r)) > Q(S_j^\lambda(r)), j=1, \dots, k; j \neq i\}; i=1, \dots, k$$

dimana $Q(S_i^\lambda(r))$ adalah peluang gugus $S_i^\lambda(r)$ yaitu peluang bahwa suatu nilai amatan r akan lebih dekat ke kelas E_i daripada ke kelas yang lain. Pengertian lebih dekat disini berarti jika diambil suatu contoh acak w_λ , maka minimum semua jarak antara r dan elemen-elemen w_λ akan diperoleh oleh sebuah elemen dari kelas E_i . R_i^λ dapat juga diartikan sebagai gugus nilai-nilai amatan dimana peluang lebih dekat ke kelas E_i daripada ke kelas lain adalah maksimum. Dengan demikian R_i^λ akan diklasifikasikan ke kelas E_j jika dan hanya jika:

$$P(E_j \mid R_i^\lambda) = \max \{P(E_1 \mid R_i^\lambda), \dots, P(E_k \mid R_i^\lambda)\}$$

dimana $P(E_j | R^\lambda_i)$ dapat dihitung dengan Teorema Bayes :

$$P(E_j | R^\lambda_i) = \frac{P(R^\lambda_i | E_j) \cdot \Pi_j}{\sum_{\alpha=1}^k P(R^\lambda_i | E_\alpha) \cdot \Pi_\alpha}$$

Salah satu karakteristik penting dari metode MDP adalah metode ini tidak hanya memberikan aturan pengalokasian untuk setiap individu tetapi nilai peluang $Q(S^\lambda_i(r))$ dapat juga dipertimbangkan sebagai ukuran tingkat kepercayaan pengalokasian suatu nilai amatan r ke dalam R^λ_i .

Dalam praktek, biasanya ada sebuah contoh G yang terdiri dari N individu dengan kelas yang telah diketahui. Contoh ini berasal dari k subpopulasi (E_1, \dots, E_k) :

$$\{e_{11}, \dots, e_{1n_1}\} \in E_1, \dots, \{e_{k1}, \dots, e_{kn_k}\} \in E_k, \\ N = n_1 + \dots + n_k.$$

Pendugaan nilai $Q(S^\lambda_i(r))$ dapat dilakukan dengan cara berikut :

1. Bentuk semua contoh yang mungkin dari G berukuran $k\lambda$, yaitu dengan mengambil sebanyak λ dari setiap kelas dimana λ dipilih dengan mempertimbangkan bahwa $\lambda \leq \min \{n_1, \dots, n_k\}$. Banyaknya contoh yang dapat dibentuk dengan cara ini adalah :

$$N_i = \prod_{i=1}^k \binom{n_i}{\lambda}$$

Contoh-contoh yang terbentuk dapat ditulis sebagai berikut :

$$w^\alpha_\lambda = \{ (e^{\alpha_{11}}, \dots, e^{\alpha_{1\lambda}}) \in E^{\lambda_1}, \dots, \\ (e^{\alpha_{k1}}, \dots, e^{\alpha_{k\lambda}}) \in E^{\lambda_k} \}; \\ \alpha = 1, \dots, N_i$$

2. Untuk setiap individu $w \in G$ dengan $X(w)=r$ dan untuk setiap w^α_λ dihitung nilai-nilai $d(X(w), X(e^{\alpha_{11}})), \dots, d(X(w), X(e^{\alpha_{k\lambda}}))$ untuk memperoleh:

$$q(s^\lambda_i(w)) = \frac{1}{N_i} \# \{ w^\alpha_\lambda \in E^{\lambda_1} \times \dots \times E^{\lambda_k} \mid \\ \exists \beta \in \{1, \dots, \lambda\} \}$$

dengan

$$\min \{ d(X(w), X(e^{\alpha_{11}})), \dots, d(X(w), X(e^{\alpha_{k\lambda}})) \} = \\ d(X(w), X(e^{\alpha_{i\beta}})); \alpha = 1, \dots, N_i$$

dimana $\#$ melambangkan kardinal gugus, sehingga $q(s^\lambda_i(w))$ adalah proporsi banyaknya minimum jarak dari w ke elemen-elemen w_α diperoleh oleh sebuah elemen dari kelas E_i . Dari persamaan di atas $q(s^\lambda_i(w))$ adalah penduga $Q(S^\lambda_i(r))$.

Cara yang lebih mudah untuk menghitung $q(s^\lambda_i(w))$ dalam praktek adalah sebagai berikut :

1. Hitung jarak dari individu w ke semua individu G .
2. Urutkan vektor hasil $D = d_1, \dots, d_N$ dari terkecil sampai terbesar untuk membentuk vektor $D^* = d_{(1)}, \dots, d_{(N)}$.
3. Tentukan kelas asal individu yang bersesuaian dengan $d_{(h)}$ dalam vektor D^* . Selanjutnya $q(s^\lambda_i(w))$ dapat dihitung dengan rumus berikut :

$$q(s^\lambda_i(w)) = \frac{1}{N_i} \sum_{\beta=1}^{n_i} \prod_{\gamma=1}^k \binom{a^\beta_\gamma}{\lambda - \delta_{i\gamma}}$$

selama $a^{(\beta)}_\gamma \geq \lambda - \delta_{i\gamma}; i = 1, \dots, k$

dimana $\delta_{i\gamma}$ adalah *delta Kronecker* yang nilainya adalah 1 jika $i=\gamma$ dan 0 jika $i \neq \gamma$ (Anonim, 1982), $a^{(\beta)}_\gamma$ adalah banyaknya individu dari kelas E_γ ($\gamma = 1, \dots, k$) yang berada di sebelah kanan individu ke- β dari kelas E_i ($\beta = 1, \dots, n_i$) dalam vektor D^* dan $()$ adalah angka kombinasi.

Elemen-elemen R^λ_i dari sekatan R_λ akan mencakup semua individu dari G demikian sehingga:

$$R_i = \{w \in G | q(s^{\lambda}_i(w)) > q(s^{\lambda}_j(w)), \\ j = 1, \dots, k; j \neq i, i = 1, \dots, k$$

Jika tidak ada informasi lain yang diketahui, peluang awal masuk ke suatu kelas, π_h dapat diduga dengan $\pi_h = n_h/N$ atau semua kelas dianggap memiliki peluang sama ($\pi_h = 1/k$). Prosedur ini selanjutnya diulang untuk semua individu dalam contoh untuk memperoleh dugaan-dugaan $P(R^{\lambda}_i | E_h)$. Secara umum algoritma perhitungan analisis diskriminan metode MDP dapat dilihat pada Gambar 1.

Villarroya *et. al.* (1995) menyatakan bahwa pada sebagian besar situasi, elemen-elemen R^{λ}_i dari sekatan R_{λ} akan diklasifikasikan ke kelas E_i . Beberapa hal yang menyebabkan R^{λ}_i diklasifikasikan ke dalam kelas selain E_i adalah :

1. Nilai π_i yang ekstrem (mendekati 0 atau 1).
2. Subpopulasi tidak didefinisikan secara baik (misalnya ada dua atau lebih subpopulasi yang hampir identik).
3. Peubah-peubah yang diamati memberikan sedikit informasi mengenai perbedaan antar subpopulasi.

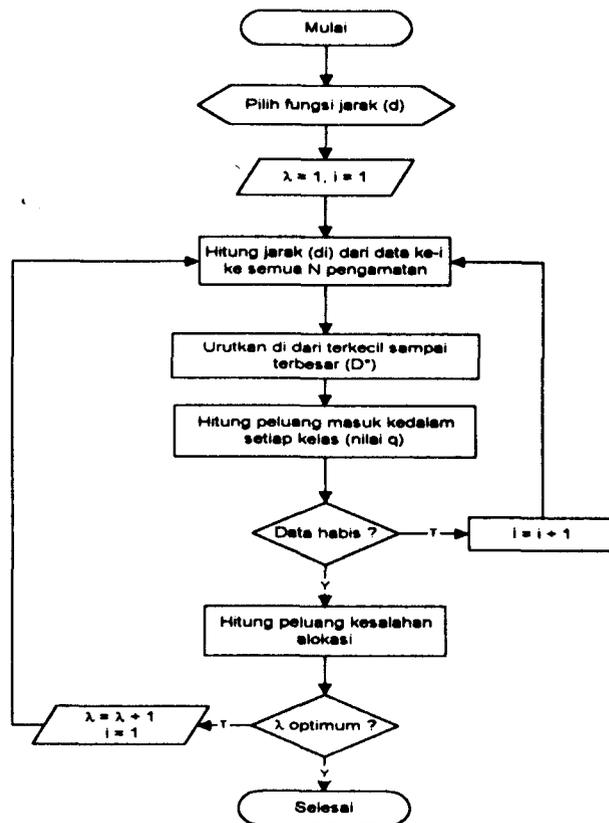
Nilai optimum λ dapat diperoleh dengan memilih nilai λ yang menghasilkan peluang kesalahan alokasi paling kecil atau banyaknya kesalahan alokasi paling kecil. Peluang kesalahan alokasi didefinisikan dengan rumus :

$$P(\text{error}) = \sum_{i=1}^k P(\text{error} | E_i) \cdot \Pi_i$$

BAHAN DAN METODE

Bahan

Bahan yang digunakan adalah data hasil "Survey Pendengar Radio" di wilayah JABOTABEK yang dilakukan oleh PT Grup Riset Potensial (GRP) pada tahun 1994.



Gambar 1. Bagan Alir Perhitungan Analisis Diskriminan Metode MDP

Jumlah responden yang diperoleh sebanyak 1461 rumahtangga. Dari ke-18 jenis barang yang diamati pemilikannya dalam survei, Shadry (1995) menyimpulkan bahwa hanya ada delapan jenis barang yang dapat digunakan sebagai indikator penentu kelas ekonomi rumahtangga. Barang-barang tersebut adalah : kulkas, televisi warna ukuran 20 inci (atau lebih), stereo, video, mobil nonsedan, telepon, komputer dan sedan. Delapan jenis barang terpilih ini digunakan untuk menentukan kombinasi pemilikan barang yang dapat dijadikan penciri setiap kelas ekonomi rumahtangga dalam penelitian ini.

Metode Analisis

Tahap awal analisis data adalah pemilihan fungsi jarak. Ada beberapa fungsi jarak yang dapat dipertimbangkan, antara lain adalah fungsi jarak untuk peubah biner berdasarkan konsep koefisien kemiripan/ketakmiripan ataupun fungsi jarak untuk peubah kontinu seperti jarak Mahalanobis dan jarak Euclidean.

Kesulitan pada penggunaan fungsi jarak peubah biner adalah adanya jarak-jarak yang sama antar dua atau lebih pengamatan yang mempunyai kombinasi pemilikan barang yang berbeda baik pada kelas yang sama maupun berbeda, sehingga akan sulit ditentukan kelas terdekat bagi suatu pengamatan. Dengan pertimbangan ini, maka jarak Mahalanobis dipilih dengan memperhitungkan banyaknya (proporsi contoh) tiap kombinasi pemilikan barang pada setiap kelas untuk penentuan kelas terdekat jika terdapat jarak yang sama pada kelas yang berbeda.

Sebagai dasar pembanding kelas ekonomi rumahtangga adalah pengelompokan kelas ekonomi berdasarkan pengeluaran perbulan yang dibuat oleh Survei Riset Indonesia (Anonim, 1994 dalam Shadry, 1995) seperti berikut :

1. Kelas DE (di bawah Rp. 150.000,-)
2. Kelas C (Rp. 150.000 - Rp. 299.999,-)
3. Kelas B (Rp. 300.000 - Rp. 499.999,-)
4. Kelas A1 (Rp. 500.000 - Rp. 699.999,-)
5. Kelas A2 (Rp. 700.000 ke atas)

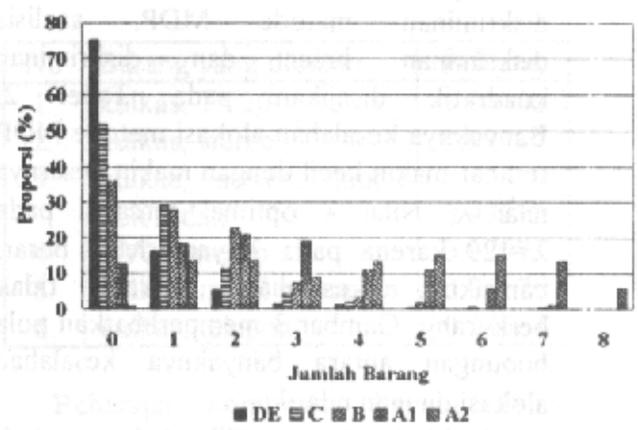
Tahap selanjutnya dari analisis data adalah perhitungan nilai-nilai Q_i (besarnya peluang diklasifikasikan ke dalam setiap kelas) untuk setiap pengamatan dalam contoh.

Untuk menilai kebaikan metode MDP, selanjutnya dibandingkan banyaknya kesalahan alokasi pada λ optimal hasil analisis metode ini dengan hasil metode analisis diskriminan yang paling umum

digunakan yaitu analisis diskriminan linier dan kuadratik Fisher. Analisis diskriminan metode MDP dilakukan dengan asumsi bahwa peluang awal sebuah rumahtangga masuk ke dalam suatu kelas ekonomi adalah proporsional terhadap ukuran kelas ($p_i = n_i/N$).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Banyaknya rumahtangga responden dalam survei adalah 1461 rumahtangga, yang terdiri dari 240 (16.43 persen) rumahtangga dari kelas ekonomi DE, 560 (38.33 persen) kelas C, 338 (23.13 persen) kelas B, 190 (13 persen) kelas A1 dan 133 (9.1 persen) kelas A2. Gambaran pola pemilikan barang untuk setiap jumlah barang yang dimiliki responden dari setiap kelas ekonomi rumahtangga disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Pola Pemilikan Setiap Jumlah Barang Untuk Setiap Kelas Ekonomi Rumahtangga

Dari grafik tersebut dapat diketahui bahwa proporsi terbesar dari rumahtangga kelas DE, C, dan B adalah rumahtangga yang tidak memiliki satu barangpun masing-masing sebesar 75.42 persen, 51.79 persen dan 36.09 persen. Proporsi terbesar

dari kelas A1 adalah rumahtangga yang memiliki dua barang (21.05 persen) sementara untuk kelas A2, proporsi terbesar adalah rumahtangga yang memiliki lima atau enam barang masing-masing sebesar 15.04 persen.

Dilihat dari besarnya proporsi masing-masing jumlah barang yang dimiliki responden terlihat rumahtangga yang tidak memiliki satu barangpun mayoritas berasal dari kelas DE (75.42 persen), rumahtangga yang hanya memiliki satu barang mayoritas berasal dari rumahtangga kelas ekonomi C (29.29 persen), rumahtangga yang memiliki dua barang sebagian besar berasal dari kelas B (22.78 persen), rumahtangga yang memiliki tiga barang sebagian besar berasal dari kelas A1 (18.95 persen), sedang rumahtangga dengan jumlah barang lebih dari tiga sebagian besar berasal dari kelas ekonomi A2.

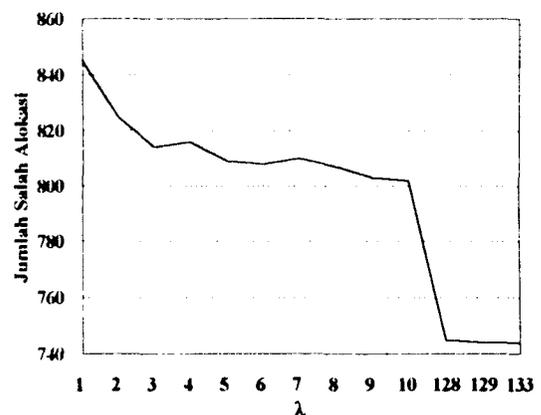
Banyaknya kesalahan alokasi dan peluang kesalahan alokasi hasil analisis diskriminan metode MDP, analisis diskriminan linier dan diskriminan kuadratik disajikan pada Tabel 2. Banyaknya kesalahan alokasi metode MDP terlihat makin kecil dengan makin besarnya nilai λ . Nilai λ optimal tercapai pada $\lambda=129$ karena pada λ yang lebih besar, banyaknya kesalahan alokasi tidak berkurang. Gambar 3 memperlihatkan pola hubungan antara banyaknya kesalahan alokasi dengan nilai λ .

Dari Tabel 2 juga terlihat bahwa pada λ optimal, hasil analisis metode MDP ternyata lebih unggul jika dibandingkan dengan metode analisis diskriminan linier dan kuadratik baik jika digunakan peluang awal (*prior probability*) sama untuk tiap kelas ($p_i=0.2$) maupun dengan peluang awal proporsional terhadap ukuran kelas ($p_i=n_i/N$). Analisis diskriminan linier pada $p_i=n_i/N$ menunjukkan hasil yang lebih baik

jika dibandingkan dengan analisis diskriminan kuadratik.

Tabel 2. Banyaknya dan Peluang Kesalahan Alokasi Hasil Analisis Diskriminan Metode MDP, Analisis Diskriminan Linier dan Kuadratik

Metode	Jumlah	Peluang
LDF $p_i = 0.2$	962	0.65845
LDF $p_i = n_i/N$	805	0.55099
QDF $p_i = 0.2$	993	0.67967
QDF $p_i = n_i/N$	990	0.67762
MDP $\lambda = 1$	845	0.57837
MDP $\lambda = 2$	825	0.56468
MDP $\lambda = 3$	814	0.55715
MDP $\lambda = 4$	816	0.55852
MDP $\lambda = 5$	809	0.55373
MDP $\lambda = 7$	810	0.55441
MDP $\lambda = 8$	807	0.55236
MDP $\lambda = 10$	802	0.54894
MDP $\lambda = 128$	745	0.50992
MDP $\lambda = 129$	744	0.50924
MDP $\lambda = 133$	744	0.50924



Gambar 3. Pola Hubungan Banyaknya Kesalahan Alokasi dengan Nilai λ

Banyaknya responden yang diklasifikasikan secara benar hasil analisis ketiga metode tersebut dapat dilihat pada Tabel 4. Dari tabel tersebut terlihat bahwa meskipun metode MDP lebih unggul, namun peng-

diklasifikasikan ke dalam kelas ekonomi B (Tabel 6).

Dengan hanya memperhatikan semua kombinasi barang dengan peluang lebih besar 0.9 dari responden yang diklasifikasikan ke dalam kelas A1 (Tabel 8a) maka dapat dihitung besarnya proporsi pemilikan setiap jenis barang. Besarnya proporsi tersebut dari yang terbesar sampai terkecil berturut-turut adalah kulkas (76.47 persen), TV20 (64.7 persen), telepon (58.82 persen), stereo (41.17 persen), PC/mobil sedan (35.29 persen), dan video/mobil nonsedan (29.41 persen). Kulkas, TV20 dan telepon merupakan barang-barang yang mayoritas dimiliki oleh rumahtangga kelas ekonomi A1 karena memiliki proporsi terbesar. Jika proporsi ini, dilihat dari sudut pemilikan barang yang bersangkutan (Tabel 7) maka terlihat bahwa barang-barang yang mayoritas dimiliki oleh rumahtangga kelas A1 adalah mobil nonsedan, stereo, PC, serta kulkas.

Tabel 7. Proporsi Pemilikan Delapan Barang Terpilih Hasil Analisis Diskriminan Metode MDP

Barang	Kelas Ekonomi			
	C	B	A1	A2
Sedan	0.0	9.4	40.6	50.0
NSedan	2.4	7.1	47.6	42.9
Telp	0.0	11.1	42.6	46.3
Stereo	8.7	8.7	41.3	41.3
Video	10.0	2.0	38.0	50.0
TV20	8.2	9.8	37.7	44.3
PC	5.3	5.3	47.4	42.1
Kulkas	6.3	11.3	45.0	37.5

Dari kedua sudut pandang ini, maka tampak bahwa kulkas, TV20, telepon, stereo, PC dan mobil nonsedan cukup baik dijadikan sebagai kombinasi barang penciri kelas ekonomi A1.

Seperti halnya dengan kelas A1, besarnya proporsi pemilikan masing-

masing jenis barang untuk kelas A2 dari yang terbesar sampai terkecil berturut-turut adalah kulkas (84.37 persen), TV20 (75 persen), telepon/video (68.75 persen), stereo (53.12 persen), mobil nonsedan (50 persen), dan PC/mobil sedan (46.87 persen). Sedangkan jika dilihat dari Tabel 7, maka barang-barang yang mayoritas dimiliki kelas ekonomi A2 adalah sedan, telepon, stereo, video, dan TV20. Berdasarkan kedua tabel tersebut maka dapat disimpulkan bahwa pemilikan kulkas, TV20, telepon, video, stereo, dan sedan merupakan barang-barang penciri kelas ekonomi A2.

KESIMPULAN

Analisis diskriminan metode MDP merupakan salah satu metode alternatif untuk masalah pengklasifikasian, khususnya untuk data biner. Dibandingkan metode analisis diskriminan linier dan kuadratik, metode MDP terbukti memiliki keunggulan karena menghasilkan peluang kesalahan alokasi terkecil.

Penggunaan analisis diskriminan metode MDP dapat memberikan beberapa kombinasi barang penciri setiap kelas ekonomi rumahtangga, kecuali kelas ekonomi DE. Kombinasi barang penciri kelas yang diperoleh adalah : rumahtangga kelas C adalah rumahtangga yang tidak memiliki satu barang pun atau memiliki satu dari tiga macam barang (kulkas, stereo dan TV20), rumahtangga kelas B adalah rumahtangga yang memiliki dua diantara tiga barang tersebut. Pemilikan kulkas, TV20, telepon, stereo, PC dan mobil nonsedan merupakan penciri rumahtangga kelas A1, sedangkan pemilikan kulkas, TV20, telepon, video, stereo, dan mobil sedan merupakan penciri rumahtangga dari kelas A2.

KEPUSTAKAAN

- Anonim. 1982. *The New Encyclopædia Britannica. Micropædia Volume V. 15 Th Edition. Encyclopædia Britannica, Inc. USA.*
- Dillon, W.R. dan M. Goldstein. 1978. *On the Performance of Some Multinomial Classification Rules. Journal of the American Statistical Associations, Vol 73, hal 305-313.*
- Dillon, W.R. dan M. Goldstein. 1984. *Multivariate Analysis, Method and Applications. John Wiley and Sons. New York, N.Y.*
- Johnson, R.A. dan D.W. Wichern. 1988. *Applied Multivariate Statistical Analysis. Prentice Hall International, Inc. Englewood Cliffs, New Jersey.*
- Shadry, F. 1995. *Penentuan Kelas Ekonomi Rumahtangga Berdasarkan Barang-Barang yang Dimiliki (Studi Kasus Daerah JABOTABEK). Karya Ilmiah S1. Jurusan Statistika IPB. Bogor. Tidak dipublikasikan.*
- Villarroya, A., Rios, M. dan Josep M.O. 1995. *Discriminant Analysis Algorithm Based on a Distance Function and on a Bayesian Decision. Biometrics, Vol 51, hal 908-919.*

⊗