

PERBANDINGAN PERFORMA ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN C45

(Studi Kasus pemilihan promosi karyawan *PT. South Pacific Viscose*)

Yusuf Muhyidin¹ Kharisma Alfiansyah² Erwin Parasian Hutapea³

Dosen Teknik Informatika. STT Wastukencana Purwakarta

Yusufshikudo20@gmail.com

Abstrak

Seiring berjalannya waktu perkembangan akan industri baik dari sektor otomotif, kimia, makanan dan tekstil terus mengalami peningkatan. Hal tersebut terjadi karena adanya permintaan dari konsumen terkait produk yang harus terus menerus dipenuhi. Begitupun dengan PT. South Pacific Viscose yang bergerak dibidang industri kimia memerlukan banyak karyawan untuk menjalankan operasional perusahaan. Untuk cabang di Indonesia karyawan yang dimiliki sejumlah 1600 orang. Untuk meningkatkan performa karyawan setiap 3-5 tahun sekali diadakan promosi karyawan yang dilakukan melalui proses seleksi. Dari hasil observasi terhadap dataset penentuan promosi jabatan karyawan departemen engineering PT. Lenzing dan melalui proses mining menggunakan aplikasi rapid miner melalui metode klasifikasi naive bayes dan *Decision tree (C4.5)* dengan atribut yang telah dijelaskan dipembahasan sebelumnya, didapatkan sebuah hasil bahwa nilai akurasi terhadap prediksi sebesar 80 % menggunakan algoritma naive bayes dan 60 % menggunakan algoritma C4.5 Dan Berdasarkan langkah-langkah penelitian yang telah dilakukan melalui metode perbandingan akurasi dapat disimpulkan bahwa algoritma naive bayes memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma C4.5 dalam konteks dataset yang digunakan.

Kata Kunci: Promosi karyawan, Data Mining, Rapid Miner, Naïve Bayes, C45

1. Pendahuluan

Seiring berjalannya waktu perkembangan akan industri baik dari sektor otomotif, kimia, makanan dan tekstil terus mengalami peningkatan. Hal tersebut terjadi karena adanya permintaan dari konsumen terkait produk yang harus terus menerus dipenuhi. Kebutuhan akan tenaga kerja untuk mendukung operasional perusahaan sangat dibutuhkan karena tidak semua pekerjaan yang ada di industry dapat diselesaikan dengan menggunakan robot. Sehingga tenaga kerja (SDM) masih mendapatkan porsi untuk menyelesaikan pekerjaan tersebut.

Begitupun dengan PT. South Pacific Viscose yang bergerak dibidang industri kimia memerlukan banyak karyawan untuk menjalankan operasional

perusahaan. Untuk cabang di Indonesia karyawan yang dimiliki sejumlah 1600 orang. Untuk meningkatkan performa karyawan setiap 3-5 tahun sekali diadakan promosi karyawan yang dilakukan melalui proses seleksi. Saat ini proses seleksi dilakukan secara manual sehingga dikhawatirkan hasil penyeleksian tidak dilakukan secara objektif dan memerlukan waktu yang panjang. Maka dari itu diperlukan sebuah metode untuk menyelesaikan permasalahan ini yaitu dengan menerapkan metode data mining ada beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan keputusan diantaranya adalah menggunakan algoritma naive bayes dan C45. Pada penelitian ini akan dilakukan proses perbandingan untuk dua algoritma tersebut untuk

menentukan algoritma terbaik yang bisa digunakan untuk menentukan promosi karyawan pada PT. South Pacific Viscose

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Data Mining

Data mining adalah teknik untuk menemukan dan mendeskripsikan pola-pola yang ada dalam database untuk dijadikan sebagai sebuah alat dalam membantu menjelaskan dan membuat suatu perkiraan atau keputusan dari data tersebut (Witten & Eibe Frank dalam Mauriza, Ahmad dan Yusuf Sulisty, 2014).

Sedangkan menurut Turban dan Liang dalam Mujib Ridwan dkk (2013) menjelaskan bahwa data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai *database* besar.

Berdasarkan pengertian tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa data mining merupakan serangkaian proses ekstraksi dan identifikasi dari sebuah database atau lebih dengan menggunakan teknik dan perhitungan khusus untuk mendapatkan informasi baru dari database tersebut.

2.2 Pengelompokan Data Mining

Menurut Larose dalam Kusriani dan Emha Taufiq Luthfi (2009), data mining dikelompokkan dalam beberapa bentuk diantaranya :

(a) Deskripsi

Terkadang peneliti dan analisis secara sederhana ingin mencoba mencari cara untuk menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat dalam data. Deskripsi dari pola dan kecenderungan sering memberikan kemungkinan penjelasan untuk suatu pola atau kecenderungan.

(b) Estimasi

Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, kecuali variabel target estimasi lebih ke arah numerik dari

pada ke arah kategori. Model dibangun menggunakan *record* lengkap yang menyediakan nilai dari variabel target sebagai nilai prediksi. Selanjutnya, pada peninjauan berikutnya estimasi nilai dari variabel target dibuat berdasarkan nilai variabel prediksi.

(c) Prediksi

Prediksi hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, kecuali bahwa dalam prediksi nilai dari hasil akan ada di masa mendatang. Beberapa teknik dan metode yang digunakan dalam klasifikasi dan estimasi dapat pula digunakan (untuk keadaan yang tepat) untuk prediksi.

(d) Klasifikasi

Dalam klasifikasi, terdapat target variabel kategori.

(e) Pengklusteran

Pengklusteran merupakan pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas objek-objek yang memiliki kemiripan. Kluster adalah kumpulan *record* yang memiliki kemiripan satu dengan yang lainnya dan tidak memiliki kemiripan dengan *record-record* dalam kluster lain.

(f) Asosiasi

Tugas asosiasi dalam *data mining* adalah menemukan atribut yang muncul dalam suatu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut analisis keranjang belanja

2.3 Tahapan Data Mining

Menurut Fayyad dalam Riadi, Muchlisin (2014) terdapat beberapa tahapan dalam *data mining*, diantaranya :

(a) Data selection

Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalan informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi yang digunakan untuk proses *data mining*, disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional.

(b) Pre-processing / cleaning

Sebelum proses *data mining* dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses *cleaning* pada data yang menjadi fokus KDD. Proses *cleaning* mencakup

antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang *inkonsisten*, dan memperbaiki kesalahan pada data.

(c) *Transformation*

Coding adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses *data mining*. Proses *coding* dalam KDD merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

(d) *Data Mining*

Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik, metode, atau algoritma dalam *data mining* sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

(e) *Interpretation / evaluation*

Pola informasi yang dihasilkan dari proses *data mining* perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut *interpretation*. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya.

2.4 Algoritma Naive Bayes

Menurut Prasetyo, Eko (2012) *Naive Bayes* adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu *class*. *Naive Bayes* didasarkan pada teorema Bayes yang memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan *decision tree* dan *neural network*. *Naive Bayes* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam database dengan data yang besar.

2.5 Prediksi

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia versi V, prediksi diartikan sebagai ramalan atau prakiraan. Sehingga apabila mendapat imbuhan *me-* ataupun *me-* dan *-kan* maka dapat diartikan sebagai sebuah aktivitas meramal atau memprediksikan.

2.6 RapidMiner

RapidMiner adalah sebuah lingkungan machine learning data mining, text mining dan predictive analytics.

2.7 Teorema Naive Bayes

Naive Bayes Classifier merupakan sebuah metoda klasifikasi yang berakar pada teorema Bayes. Ciri utama dari *Naive Bayes Classifier* ini adalah asumsi yang sangat kuat (naïf) akan independensi dari masing-masing kondisi/kejadian. Sebelum menjelaskan *Naive Bayes Classifier* ini, akan dijelaskan terlebih dahulu Teorema Bayes yang menjadi dasar dari metoda tersebut.

Pada teorema Bayes, bila terdapat dua kejadian yang terpisah (misalkan A dan B), maka teorema Bayes dirumuskan sebagai berikut:

$$P(A|B) = \frac{P(A)}{P(B)} P(B|A) \quad (1)$$

Teorema Bayes sering pula dikembangkan mengingat berlakunya hukum probabilitas total, menjadi seperti berikut:

$$P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{\sum_{i=1}^n P(A_i|B)} \quad (2)$$

dimana $A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n = S$

2.9 Pengertian Algoritma C.45

Algoritma data mining C4.5 merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi atau segmentasi atau pengelompokan dan bersifat prediktif. Klasifikasi merupakan salah satu proses pada data mining yang bertujuan untuk menemukan pola yang berharga dari data yang berukuran relatif besar hingga sangat

besar. Algoritma C4.5 sendiri merupakan pengembangan dari algoritma ID3.

3. Pembahasan

3.1 Data Sampel

Dalam pembahasan ini terdapat dua dataset yang digunakan yaitu pertama : Data sample Pengajuan promosi jabatan untuk karyawan Engineering PT. South Pacific Viscose 2016 memiliki 10 atribut dan terdiri dari 25 record. Kedua terdapat data sample untuk tahun 2019 memiliki atribut yang sama dan mempunyai 10 record.

No	Masa Kerja	Usia	Kehadiran	Divisi	Pendidikan	Kinerja	Kemampuan	Status Kawin	Status
1	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Admin	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
2	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Admin	S1	Cukup	Cukup	Kawin	Tetap
3	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Rajin	Admin	D3	Cukup	Cukup	Belum Kawin	Kontrak
4	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Admin	D3	Cukup	Cukup	Kawin	Kontrak
5	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Sangat Rajin	Admin	S1	Cukup	Baik	Kawin	Tetap
6	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	CB	SMA	Baik	Baik	Belum Kawin	Kontrak
7	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	CB	SMA	Cukup	Cukup	Kawin	Kontrak
8	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Sangat Rajin	Engineer	D3	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
9	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Engineer	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
10	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Engineer	S2	Cukup	Baik	Kawin	Tetap
11	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Engineer	S2	Baik	Baik	Kawin	Tetap
12	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Engineer	S2	Cukup	Baik	Belum Kawin	Tetap
13	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Engineer	S1	Cukup	Baik	Kawin	Tetap
14	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Engineer	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
15	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Maintenance	SMA	Baik	Baik	Kawin	Tetap
16	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Maintenance	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
17	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Maintenance	S2	Baik	Baik	Kawin	Tetap
18	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Maintenance	D3	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
19	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Maintenance	S1	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
20	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
21	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
22	lebih dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
23	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
24	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Rajin	Quality	SMA	Baik	Baik	Belum Kawin	Kontrak
25	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Belum Kawin	Kontrak

Tabel sample dataset sample Pengajuan promosi jabatan untuk karyawan Engineering PT. South Pacific Viscose 2016

Data 1									
No	Masa Kerja	Usia	Kehadiran	Divisi	Pendidikan	Kinerja	Kemampuan	Status Kawin	Status
1	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Sangat Rajin	Admin	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
2	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Admin	S1	Cukup	Baik	Kawin	Tetap
3	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Maintenance	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
4	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Maintenance	S1	Cukup	Baik	Kawin	Tetap
5	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Quality	S1	Cukup	Cukup	Kawin	Tetap
6	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Rajin	Engineer	S1	Cukup	Cukup	Kawin	Tetap
7	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Rajin	Engineer	D3	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
8	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Maintenance	D3	Baik	Baik	Kawin	Tetap
9	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	CB	SMA	Baik	Baik	Belum Kawin	Kontrak
10	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	CB	SMA	Baik	Baik	Kawin	Kontrak

Tabel sample dataset sample Pengajuan promosi jabatan untuk karyawan Engineering PT. South Pacific Viscose 2019

Dataset ini akan digunakan sebagai data testing untuk hasil prediksi data mining dari dataset pengajuan promosi tahun 2016. Sehingga akan ditentukan akurasi dari prediksi.

Berikut hasil prediksi menggunakan aplikasi rapid miner :

accuracy: 80.00%			
	true Diterima	true Ditolak	class precision
pred. Diterima	4	1	80.00%
pred. Ditolak	1	4	80.00%
class recall	80.00%	80.00%	

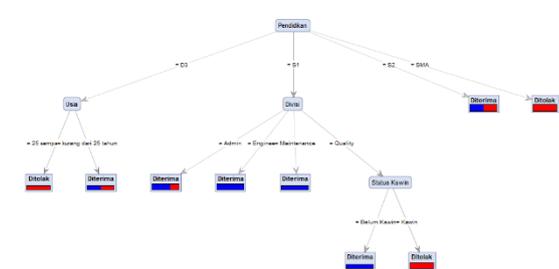
3.2 Contoh Kasus C45

No	Masa Kerja	Usia	Kehadiran	Divisi	Pendidikan	Kinerja	Kemampuan	Status Kawin	Status
1	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Admin	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
2	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Admin	S1	Cukup	Cukup	Kawin	Tetap
3	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Rajin	Admin	D3	Cukup	Cukup	Belum Kawin	Kontrak
4	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Admin	D3	Cukup	Cukup	Kawin	Kontrak
5	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Sangat Rajin	Admin	S1	Cukup	Baik	Kawin	Tetap
6	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	CB	SMA	Baik	Baik	Belum Kawin	Kontrak
7	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	CB	SMA	Cukup	Cukup	Kawin	Kontrak
8	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Sangat Rajin	Engineer	D3	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
9	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Engineer	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
10	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Engineer	S2	Cukup	Baik	Kawin	Tetap
11	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Engineer	S2	Baik	Baik	Kawin	Tetap
12	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Engineer	S2	Cukup	Baik	Belum Kawin	Tetap
13	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Engineer	S1	Cukup	Baik	Kawin	Tetap
14	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Engineer	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
15	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Maintenance	SMA	Baik	Baik	Kawin	Tetap
16	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Maintenance	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
17	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Maintenance	S2	Baik	Baik	Kawin	Tetap
18	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Maintenance	D3	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
19	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Maintenance	S1	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
20	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
21	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Tidak Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
22	lebih dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Belum Kawin	Tetap
23	lebih dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Sangat Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Kawin	Tetap
24	kurang dari 5 tahun	kurang dari 25 tahun	Rajin	Quality	SMA	Baik	Baik	Belum Kawin	Kontrak
25	kurang dari 5 tahun	25 sampai 35 tahun	Rajin	Quality	S1	Baik	Baik	Belum Kawin	Kontrak

Langkah selanjutnya adalah menentukan Node dari tabel sampel data di atas, dan menghitung atribut berdasarkan remark, kemudian menghitung nilai entropy, dan menghitung nilai gain yang menjadikan nilai gain tertinggi sebagai cabang pohon yang teratas, yang menjadi pohon pembuka diantara atribut lainnya. Berdasarkan gambar Iterasi 1, selanjutnya membentuk pohon keputusan yang disusun berdasarkan nilai gain tertinggi seperti gambar berikut.

Implementasi algoritma C45 pada aplikasi rapid miner

accuracy: 60.00%			
	true Diterima	true Ditolak	class precision
pred. Diterima	4	3	57.14%
pred. Ditolak	1	2	66.67%
class recall	80.00%	60.00%	



4. Kesimpulan

Dari hasil observasi terhadap dataset penentuan promosi jabatan karyawan departemen engineering PT. Lenzing dan melalui proses perhitungan menggunakan aplikasi rapid miner melalui metode klasifikasi naive bayes dan Decision tree (C4.5) dengan atribut yang telah dijelaskan dipembahasan sebelumnya, didapatkan sebuah hasil bahwa nilai akurasi terhadap prediksi sebesar 80 % menggunakan algoritma naive bayes dan 60 % menggunakan algoritma C4.5 Dan Berdasarkan langkah-langkah penelitian yang telah dilakukan melalui metode

perbandingan akurasi dapat disimpulkan bahwa algoritma naïve bayes memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma C4.5 dalam konteks dataset yang digunakan.

Akan berbeda hasil jika data yang digunakan lebih banyak/lebih sedikit karena jumlah data yang diolah akan mempengaruhi hasil dari kinerja masing-masing algoritma.

Daftar Pustaka:

- Harsasi, Meirani. (2006). *Word of Mouth (WOM) dalam Industri Jasa: Kaitannya dengan Sikap dan Kemungkinan Membeli.* *Jurnal Bisnis Strategi.* Vol.15 No. : 31– 41.
- Indra Lutfi Sofyan¹, Ari Pradhanawati² & Hari Susanta Nugraha³, (2013). "Pengaruh Fasilitas dan Kualitas Pelayanan Terhadap Loyalitas, Melalui Kepuasan Konsumen Sebagai Variabel Intervening pada Star Clean Car Wash
- Irawati, Nisrul & Primadha, Rina. (2008). *Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Brand Image Pada Unit Rawat Jalan Poliklinik Penyakit Dalam Rsu Dr, Pirngadi Di Medan.* *Jurnal Management Bisnis* Vol. 1 No. 2.
- Kartika Imasari (2011). *Pengaruh Customer Relationship Management Terhadap Loyalitas Pelanggan Pada Pt Bca Tbk.* *Fokus Ekonomi (FE)*, Desember 2011, Hal. 183 -192 Vol. 10, No. 3 ISSN: 1412-3851.
- Kanaidi, (2010), *Pengaruh Customer Value dan Corporate Image Terhadap Loyalitas Pengguna Jasa Paket Pos di Wilayah Pos Bandung Raya.* "COMPETITIVE" *Majalah Ilmiah*, Vol6 No.2 Desember 2010, ISSN : 0216 : 2539
- Kotler, Philip dan Kevin Lane Keller, (2006). *Manajemen Pemasaran*, Jilid 1, Penerbit Erlangga. Jakarta
- Pangandaheng, Fony. 2015. *Pengaruh Kualitas Layanan dan Citra Perusahaan terhadap Kepuasan Pelanggan dan Dampaknya terhadap Loyalitas Pelanggan pada PT. Hadji Kalla Palu.* *E-Jurnal Katalogis.* Vol.3 No.2. ISSN:2302-2019
- Parasuraman, Valeri A. Zeithaml, and Leonard L Berry, (2001), *A Conceptual Model of Service L. and Its Implications for Future Research*, *Journal of Marketing*, No. 49 (Fall), 2001, PP 41 –50.
- Ratih Hardiyati. (2010). "Analisis Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Konsumen Menggunakan Jasa Penginapan (Villa) Agrowisata Kebun Teh
- Suwardi. (2003). *Metode Penelitian Sastra.* Jogjakarta: Caps
- Sugiyono. (2006). *Metode Penelitian Bisnis.* Bandung: Alfabeta
- Solomon, M. R. (2007). *Consumer Behavior: Buying, Having, and Being.* New Jersey, Upper Saddle River: Pearson Education, Inc