



TESIS - BM185407

**PENERAPAN METODE C4.5, KNN, SVM, RF
DALAM KLASIFIKASI TALENTA KARYAWAN
UNTUK MEMPEROLEH TINGKAT AKURASI
TERTINGGI**

CECILIA STEPHANIE
09211750054009

Dosen Pembimbing:
Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno, M.Sc., PhD.

**Departemen Manajemen Teknologi
Fakultas Bisnis Dan Manajemen Teknologi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2019**

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Magister Manajemen Teknologi (M.MT)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

CECILIA STEPHANIE

NRP: 09211750054009


Tanggal Ujian: 15 Juli 2019

Periode Wisuda: September 2019

Disetujui oleh:

Pembimbing:

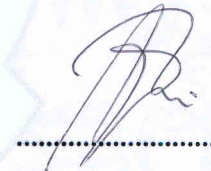
1. Prof. Drs.Ec. Ir. Riyanarto Sarno, M.Sc., PhD.
NIP: 195908031986011001



.....

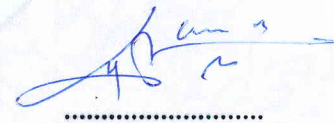
Penguji:

1. Erma Suryani, S.T., M.T., PhD.
NIP: 197004272005012001



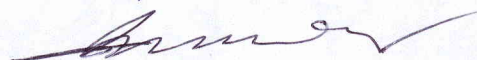
.....


2. Faizal Mahananto, S.Kom., M.Eng., PhD.
NIP: SI.0808.00.07



.....

Kepala Departemen Manajemen Teknologi
Fakultas Bisnis dan Manajemen Teknologi



 Prof. Ir. I Nyoman Pujawan, M.Eng, Ph.D, CSCP
NIP: 196912311994121076

Halaman ini sengaja dikosongkan.

PENERAPAN METODE C4.5, KNN, SVM, RF DALAM KLASIFIKASI TALENTA KARYAWAN UNTUK MEMPEROLEH TINGKAT AKURASI TERTINGGI

Nama : Cecilia Stephanie
NRP : 09211750054009
Pembimbing : Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno, MSc, PhD

ABSTRAK

Karyawan merupakan salah satu poin penting penggerak perusahaan. Dengan adanya sumber daya manusia yang kuat, perusahaan memiliki daya saing dan keunggulan kompetitif dibandingkan kompetitor. Manajemen talenta karyawan diperlukan untuk mengelola talenta karyawan. Salah satu bagian penting dari manajemen talenta adalah identifikasi talenta karyawan. Saat ini, PT. XYZ belum memiliki alat untuk melakukan identifikasi talenta karyawan. Oleh karena itu, peneliti melakukan penelitian untuk membantu perusahaan PT.XYZ dalam melakukan klasifikasi talenta karyawan dengan tingkat akurasi tertinggi. Penelitian ini menggunakan data karyawan dari PT. XYZ sejumlah 1261 data. Karyawan akan diklasifikasikan dalam matriks 4 kotak manajemen talenta. Metode yang digunakan untuk mencari tingkat akurasi tertinggi yaitu C4.5, *K-nearest neighbours (KNN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Random Forest (RF)*. Pengujian metode pembelajaran menggunakan metode 10-fold cross validation. *Confusion matrix* digunakan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi terhadap model dengan data aktual yang ada. Berdasarkan uji coba yang dilakukan, metode KNN memiliki tingkat akurasi tertinggi yaitu 90.13%, tingkat presisi 91%, dan tingkat recall 98.95%. Jumlah tetangga (nilai k) paling optimal untuk metode KNN adalah 5 dengan tingkat akurasi 88.35%. Tingkat akurasi kedua pada penelitian ini didapat melalui metode C4.5 sebesar 89.17% dengan tingkat presisi 90.32% serta tingkat recall 98.59%. Data demografi karyawan (seperti gender, status pernikahan, jumlah anak, dan usia) tidak bisa dijadikan acuan sebagai manajemen talenta karyawan karena nilai koefisien Pearsonnya dibawah 0.2. Nilai koefisien Pearson dari variabel yang akan dijadikan acuan sebaiknya diatas 0.5.

Kata kunci: klasifikasi karyawan, C4.5, *K-nearest neighbours(KNN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Random Forest (RF)*

Halaman ini sengaja dikosongkan.

APPLICATION C4.5, KNN, SVM, RF METHOD IN CLASSIFICATION OF EMPLOYEE TALENTS TO OBTAIN THE HIGHEST ACCURACY LEVEL

Student's Name : Cecilia Stephanie
Student ID : 09211750054009
Supervisor : Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno, MSc, PhD

ABSTRACT

Employees are one of the important points driving the company. With the existence of strong human resources, companies have competitiveness and competitive advantage compared to competitors. Employee talent management is needed to manage employee talents. One important part of talent management is the identification of employee talents. At present, PT. XYZ does not have a tool to identify employee talents. Therefore, the researcher conducted a research to help the company PT. XYZ in classifying employee talents with the highest level of accuracy. This study uses employee data from PT. XYZ is 1261 data. Employees will be classified in a matrix of 4 talent management boxes. The method used to find the highest level of accuracy is C4.5, K-nearest neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF). Testing the learning method uses the 10-fold cross validation method. Confusion matrix is used to evaluate the results of the classification of the model with the actual data available. Based on the trials conducted, the KNN method has the highest accuracy rate of 90.13%, 91% precision level, and 98.95% recall rate. The optimal number of neighbors (k value) for the KNN method is 5 with an accuracy rate of 88.35%. The second level of accuracy in this study was obtained through the C4.5 method of 89.17% with a precision level of 90.32% and a recall rate of 98.59%. Employee demographic data (such as gender, marital status, number of children, and age) cannot be used as a reference for employee talent management because the Pearson coefficient value is below 0.2. The value of the Pearson coefficient of the variable that will be used as a reference should be above 0.5.

Keywords: *employee classification, C4.5, K-nearest neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF)*

Halaman ini sengaja dikosongkan.

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tesis yang berjudul **“PENERAPAN METODE C4.5, KNN, SVM, RF DALAM KLASIFIKASI TALENTA KARYAWAN UNTUK MEMPEROLEH TINGKAT AKURASI TERTINGGI”**. Tesis ini diajukan untuk memenuhi prasyarat untuk menyelesaikan studi magister di Program Studi Magister Manajemen Teknologi, Konsentrasi Manajemen Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Dalam penyelesaian Tesis ini, penulis telah mendapatkan banyak dukungan moral maupun material dari banyak pihak. Atas bantuan yang telah diberikan penulis ingin menyampaikan penghargaan dan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Ir. I Nyoman Pujawan, M.Eng, Ph.D, CSCP selaku Kepala Departemen Manajemen Teknologi Fakultas Bisnis dan Manajemen Teknologi.
2. Bapak Dr. Tech. Ir. R. V. Hari Ginardi, M.Sc. selaku Kepala Program Studi Magister Manajemen Teknologi.
3. Prof. Drs. Ec. Ir. Riyanarto Sarno, M.Sc, Ph.D selaku Pembimbing Tesis yang telah meluangkan waktu, tenaga dan pikiran dalam memberikan bimbingan, masukan, pengarahan, dan ilmu pengetahuan.
4. Bu Erma Suryani, S.T., M.T., PhD. dan Bapak Faizal Mahananto, S.Kom., M.Eng., PhD. selaku Dosen Penguji Tesis yang memberi masukan terhadap tesis ini dan telah meluangkan waktu, tenaga dan pikiran dalam mengerjakan tesis ini.
5. Seluruh dosen pengajar yang telah memberikan pengajaran dan ilmu yang begitu banya, serta seluruh karyawan MMT-ITS yang telah banyak membantu dalam berbagai hal selama masa perkuliahan. Terima kasih atas ilmu yang telah diajarkan kepada penulis.
6. Kedua orang tua (Bambang Kianto dan Linawati) dan adik-adik (Catherine Stephanie dan Joshua Ariel Kianto) yang selalu memberikan doa dan dukungannya untuk kesuksesan dan kelancaran penelitian ini.

7. Teman yang menemani selama tesis yaitu Teresa, Grace, Ela, dan yang tidak bisa diucapkan.
8. Teman – teman seperjuangan tesis khususnya Sinarring, Adiba, Tiar, Lia, Cynthia, Ryco yang saling mendukung pada pengerjaan tesis ini sehingga dapat diselesaikan tepat waktu.
9. Teman – teman seperjuangan di MMT-ITS kelas MTI semuanya yang selalu memberikan motivasi, semangat, dukungan dari awal perkuliahan hingga saat ini.

Surabaya, Juli 2019

Cecilia Stephanie

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN TESIS	ii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	5
1.3. Batasan Masalah	5
1.4. Tujuan Penelitian	5
1.5. Manfaat Penelitian	5
1.6. Kontribusi Penelitian	6
1.7. Sistematika Penulisan	6
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	9
2.1. Manajemen Talenta	9
2.2. Proses klasifikasi multi kelas	13
2.3. Metode KNN (<i>K-Nearest Neighbours</i>)	18
2.4. Metode C4.5	20
2.5. Metode SVM (<i>Support Vendor Machine</i>)	24
2.6. Metode RF (<i>Random Forest</i>)	28
2.7. Penelitian Terdahulu	30
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	39

3.1.	Tahapan Penelitian.....	39
3.1.1.	Identifikasi Masalah dan Perumusan Tujuan Penelitian.....	41
3.1.2.	Kajian Pustaka	41
3.1.3.	Pengumpulan Data.....	42
3.1.4.	Penentuan Variabel Masukan dan Keluaran dari Penelitian	47
3.1.5.	Uji Coba Penelitian.....	49
3.1.6.	Analisis Hasil Penelitian.....	52
3.1.7.	Kesimpulan dan Saran	53
3.1.8.	Penyusunan Laporan.....	53
3.2.	Rencana Penelitian.....	53
BAB 4	HASIL DAN PEMBAHASAN.....	55
4.1	Uji Korelasi Setiap Variabel Masukan Terhadap Variabel Keluaran.....	55
4.2	Distribusi Data Karyawan.....	56
4.3	Pembagian Data Pelatihan dan Data Uji Pada RStudio	62
4.4	Pembelajaran Data Latih dengan Metode KNN, C4.5, SVM, dan Random Forest	66
4.5	Implementasi Klasifikasi Data Uji dengan Model Klasifikasi yang Dibuat.....	69
4.6	Analisis Hasil Prediksi Klasifikasi dengan Data Aktual.....	69
BAB 5	PENUTUP.....	77
	DAFTAR PUSTAKA.....	xvi
	LAMPIRAN	xx

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Matriks <i>9-Box Talent</i>	11
Gambar 2.2 Matriks 4-box talent grid versi <i>Lominger limited Inc</i>	11
Gambar 2.3 Matriks <i>4-box talent</i> versi <i>Cornerstone's Integrated Talent Management Solution</i>	12
Gambar 2.4 Klasifikasi biner vs klasifikasi multi kelas.....	14
Gambar 2.5 Konsep klasifikasi	15
Gambar 2.6 Konsep klasifikasi menggunakan metode KNN	18
Gambar 2.7 Contoh pohon keputusan <i>node</i> pertama	23
Gambar 2.8 Contoh pohon keputusan node 1 sampai node 1.1.2	23
Gambar 2.9 Sebaran data SVM.....	25
Gambar 3.1 Tahapan penelitian	40
Gambar 3.2 Tahapan detail dari proses uji coba penelitian	41
Gambar 4.1 Distribusi data variabel masukan	60
Gambar 4.2 Distribusi data variabel keluaran.....	62
Gambar 4.3 Pembagian data pelatihan dan data uji pada R.....	65
Gambar 4.4 Peluang kemunculan variabel keluaran pada data pelatihan dan data uji	66
Gambar 4.5 Hasil pencarian nilai <i>k</i> yang optimal untuk metode KNN terhadap data pelatihan	68
Gambar 4.6 Hasil akurasi, presisi, <i>recall</i> dari empat metode yang digunakan	70
Gambar 4.7 Sebaran data pada setiap kelas	74

Halaman ini sengaja dikosongkan.

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion matrix</i>	16
Tabel 2.2 Tabel dataset kasus pelaksanaan pertandingan bulutangkis	21
Tabel 2.3 Analisis banyaknya kejadian, entropi, dan gain.....	22
Tabel 2.4 Penelitian terkait	31
Tabel 3.1 Variabel masukan pada klasifikasi talenta akademik menurut Hamidah Jantan et al. (2009).....	43
Tabel 3.2 Variabel masukan pada penelitian talenta karyawan IT menurut Peter Mirski et al. (2017)	44
Tabel 3.3 Variabel masukan pada penelitian talenta karyawan menurut Hamidah Jantan et al. (2017).....	44
Tabel 3.4 Variabel masukan pada penelitian talenta karyawan pada industri manufaktur oleh Buket Karatop et al. (2014)	45
Tabel 3.5 Lima faktor pengukuran kinerja karyawan	46
Tabel 3.6 Lima faktor pengukuran potensi karyawan.....	46
Tabel 3.7 Variabel masukan yang akan digunakan pada klasifikasi talenta karyawan.....	47
Tabel 3.8 Proses <i>10-fold cross validation</i>	51
Tabel 3.9 Tingkat akurasi <i>confusion matrix</i>	52
Tabel 3.10 Rencana penelitian	53
Tabel 4.1 Hasil uji korelasi Pearson variabel masukan dengan variabel keluaran	55
Tabel 4.2 Lima belas variabel masukan yang akan diuji coba.....	56
Tabel 4.3 Distribusi data variabel masukan	57
Tabel 4.4 Distribusi data variabel keluaran.....	62
Tabel 4.5 Gambaran <i>confusion matrix</i> pada penelitian ini	69
Tabel 4.6 Hasil akurasi, presisi, <i>recall</i> dari empat metode yang digunakan.....	70
Tabel 4.7 Besar memori data pelatihan.....	71

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB 1

PENDAHULUAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai beberapa hal dasar dalam pembuatan penelitian tesis yang meliputi latar belakang, perumusan masalah, tujuan, manfaat, kontribusi penelitian, dan batasan masalah.

1.1. Latar Belakang

Di era sekarang, persaingan antar perusahaan tidak hanya mengenai produk melainkan juga terkait sumber daya manusia atau karyawan. Karyawan telah dianggap sebagai aset perusahaan. Dengan memiliki karyawan yang bertalenta, perusahaan memiliki keunggulan kompetitif dibanding perusahaan lain. Dalam menemukan dan mengembangkan talenta karyawan adalah tantangan yang dihadapi setiap perusahaan. Manajemen talenta merupakan sebuah proses untuk mengidentifikasi para karyawan yang memiliki kapabilitas untuk menjadi pemimpin masa depan atau manager senior.

Konsep manajemen talenta muncul setelah penelitian *War for Talent* oleh Steven Hankin dari McKinsey & Company (1997) yang membahas bahwa era yang akan datang adalah masa dimana perusahaan akan berperang untuk memperebutkan karyawan yang mempunyai talenta lebih dari yang lain. Berdasarkan penelitian tersebut diprediksi akan banyak organisasi akan mengalami kesulitan dalam mempertahankan orang – orang terbaiknya dan akan kesulitan dalam proses rekrutmen menemukan calon karyawan potensial yang memiliki ketrampilan (*skill*) tinggi. Hal tersebut dikarenakan kompetisi yang meningkat dan suplai calon karyawan bertalenta yang terbatas.

Secara umum, manajemen talenta digambarkan sebagai sebuah proses komprehensif dan dinamis untuk mengelola dan mengembangkan sekumpulan manusia yang berpotensi dalam organisasi melalui pengembangan yang terintegrasi (HayGroup, 2012). Tujuan manajemen talenta sendiri memastikan tersedianya pasokan talenta untuk menyelaraskan orang yang tepat dengan pekerjaan yang tepat pada waktu yang tepat berdasarkan tujuan strategis organisasi. Ada tiga hal yang

berkaitan erat dengan manajemen talenta yaitu mengembangkan dan memperkuat karyawan baru, memelihara dan mengembangkan pegawai yang sudah ada pada perusahaan, serta menarik sebanyak mungkin karyawan yang memiliki kompetensi, komitmen dan karakter untuk bekerja pada perusahaan.

Proses manajemen talenta terdiri dari lima tahapan besar yaitu perencanaan karyawan bertalenta (*talent planning*), selanjutnya perekrutan (*recruiting*), evaluasi, pengembangan (*develop*) dan mempertahankan karyawan (*retain*). Menurut Church (2015), isu utama pada manajemen talenta adalah mengidentifikasi talenta yaitu tahapan evaluasi. Evaluasi diperlukan untuk mengklasifikasi talenta karyawan untuk menentukan apakah karyawan tersebut punya potensi untuk menjadi pemimpin selanjutnya atau kurang cocok. Hasil evaluasi akan digunakan untuk rencana program pengembangan talenta karyawan. Program pengembangan karyawan akan disesuaikan untuk setiap karyawan karena biaya untuk melakukan hal tersebut bisa terbilang cukup besar.

Pada penelitian oleh *Federation of Small Business* pada 2016 di Inggris menemukan meskipun 91% pemilik bisnis menyadari nilai investasi dari pelatihan dan pengembangan karyawan, tetapi hanya 43% yang mengatakan bahwa mereka melakukannya. Perusahaan dituntut efisien dalam menggunakan investasi pengembangan karyawan. Oleh karena itu, pemilihan talenta karyawan sangat penting untuk menentukan karyawan mana yang harus diprioritaskan mendapatkan pelatihan untuk memajukan perusahaan atau organisasi. Identifikasi talenta sebagian besar dilakukan oleh atasan langsung (79%) menggunakan pengalaman personal dengan karyawan tersebut, hasil kinerja karyawan, serta kinerja masa lalu karyawan (Slan-Jerusalim & Hausdorf, 2007).

Selain itu, banyak juga yang menyebut penggunaan matriks sembilan kotak talenta (9-box talent matrix) untuk mengidentifikasi talenta. Matriks talenta tersebut terdiri dari dua dimensi yaitu kinerja (*performance*) dan potensi (*potential*). Hasil mapping matriks talenta karyawan menurut Peter Ziswiler dalam *Talent Management Framework* (2018) yaitu *question marks*, *improve performance*, *ranking is unlikely* (kinerja tinggi tetapi potensi rendah dan sebaliknya), *change jobs*, *performers*, *potential stars*, *high performer*, dan *talents*. Dimana definisi

karyawan bertalenta adalah potensi pindah ke posisi yang lebih tinggi tanggung jawabnya dalam rentang waktu 0 sampai tiga tahun.

Jocelyne Durando (2014) dalam penelitiannya melakukan pendekatan yang lebih nyata dan lebih mudah digunakan oleh organisasi maupun perusahaan. Jocelyne memappingkan talenta karyawan menggunakan matriks empat kotak (4-box talent management). Matriks empat kotak talenta karyawan tersebut terdiri dari empat kategori yaitu kategori pertama (butuh dikembangkan atau terlalu dini di evaluasi), kategori kedua (kontributor stabil), kategori ketiga (potensi menjadi eksekutif dalam +3 tahun mendatang), dan kategori keempat (bisa menjadi eksekutif dalam 2 tahun mendatang). Dimana sumbu pengukuran yang dipakai sama yaitu berdasarkan kinerja dan potensi karyawan tersebut.

Faktor penentu klasifikasi talenta karyawan menjadi isu selanjutnya dalam perusahaan. Saat ini, pada perusahaan PT. XYZ belum ada acuan klasifikasi talenta karyawan. Klasifikasi talenta karyawan yang sekarang ada dilakukan oleh pihak ketiga yaitu badan pengembangan sumber daya manusia di luar perusahaan. Dimana klasifikasi talenta karyawan dilakukan per *batch* dan pada setiap batch dilakukan oleh badan pengembangan sumber daya yang berbeda. Hal itu membuat hasil klasifikasi menjadi rancu ketika disatukan dikarenakan kemungkinan standar pengukuran yang dilakukan setiap badan pengembangan berbeda. Perusahaan melakukan hal tersebut karena waktu yang diperlukan sangat banyak sehingga pekerjaan tersebut dialihkan ke pihak ketiga.

Dengan adanya sistem pengklasifikasian sendiri yang dimiliki diharapkan dapat membantu perusahaan melakukan klasifikasi talenta karyawan secara cepat dengan tingkat akurasi yang tinggi. Catalyst Consulting (2014) mengidentifikasi faktor pengukuran talenta karyawan berdasarkan penilaian kinerja (*result*), pencapaian (*accomplishments*), hubungan (*relationships*), kontribusi tim atau proyek (*project / team contribution*), dan budaya (*culture*). Kinerja berdasarkan tenggat waktu, penyelesaian proyek, atau hasil dari KPI (*key performance indicator*). Pencapaian bisa diukur dengan melihat jumlah penghargaan atau pelanggaran yang dilakukan. Komunikasi dan hubungan dengan rekan kerja merupakan bagian dari perilaku. Kontribusi karyawan dalam tim atau proyek juga dapat dinilai untuk aspek kinerja.

Sedangkan faktor pengukuran potensi yaitu kemampuan (*ability*), atribut personal (*attribute*), kompetensi kepemimpinan (*leadership competencies*), aspirasi (*aspiration*), dan komitmen terhadap perusahaan (*engagement*). Dari lima kriteria tersebut bisa diturunkan menjadi banyak kriteria sehingga dapat diukur secara nyata. Kemampuan dapat diukur dari skill yang dipunyai, atau training yang pernah diikuti. Komitmen terhadap perusahaan dapat dilihat dari lama masa kerja. Usia, jenis kelamin, latar belakang pendidikan dapat termasuk atribut personal. Sedangkan untuk aspirasi, adalah faktor – faktor yang dapat memotivasi atau mendukung karyawan tersebut.

Beberapa penelitian membahas tentang klasifikasi tetapi jarang ada yang membahas secara spesifik mengenai klasifikasi talenta karyawan. Salah satu penelitian yang membahas klasifikasi talenta dilakukan oleh Hamidah Jantan (2009) menggunakan metode pohon keputusan. Penelitian tersebut mendapatkan hasil tingkat akurasi 95.14% dengan metode C4.5/J4.8. Penelitian lain tentang klasifikasi meskipun bukan di area klasifikasi talenta karyawan dilakukan oleh Rimbun Siringoringo (2018). Hal yang berbeda yang dilakukan yaitu klasifikasi data dengan set data yang tidak seimbang pada setiap kelas dimana metode yang digunakan yaitu *k-Nearest Neighbours (KNN)*.

Studi tentang klasifikasi sentimen di India oleh D. Krishna Madhuri (2019) menemukan tingkat akurasi tertinggi diperoleh dengan menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Penelitian tersebut membandingkan empat metode yaitu C4.5, *Naïve Bayes*, SVM dan *Random Forest (RF)* dimana metode *Random Forest* menjadi metode dengan tingkat akurasi tertinggi kedua setelah SVM. Setiap metode yang digunakan pada penelitian sebelumnya memiliki kelemahan dan kelebihan. Selain itu, penggunaan metode harus disesuaikan dengan set data dan karakteristik variabel dari pengujian.

Pada penelitian ini, data karyawan akan diuji dengan empat metode klasifikasi yaitu KNN, C4.5, SVM, dan RF. Persiapan data dengan melakukan pre-processing sebelum dilakukan pembelajaran model klasifikasi. Pembelajaran model klasifikasi dilakukan dengan metode *k-fold cross validation* untuk mendapatkan model yang optimal. Evaluasi terhadap hasil klasifikasi menggunakan *confusion matrix* sehingga menghasilkan tingkat akurasi untuk setiap metode klasifikasi.

Dengan didapat hasil tingkat akurasi dari setiap metode, analisis akan dilakukan sehingga didapat metode dengan tingkat akurasi tertinggi yang dapat digunakan perusahaan untuk mengklasifikasi talenta karyawan.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disebutkan maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Apa saja faktor yang dapat menjadi variabel klasifikasi talenta karyawan pada penelitian ini?
2. Bagaimana analisis tingkat akurasi hasil klasifikasi talenta karyawan dengan metode C4.5, KNN, SVM, RF?

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah ditentukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian adalah data karyawan PT. XYZ dari tahun 2014 – 2019.
2. Penentuan variabel klasifikasi talenta karyawan yang digunakan berdasarkan hasil *focus group discussion (FGD)* yang dilakukan dengan tim sumber daya manusia PT. XYZ. Selanjutnya variabel tersebut dilakukan uji korelasi untuk melihat variabel yang berpengaruh secara signifikan sehingga dapat digunakan sebagai variabel masukan untuk klasifikasi talenta karyawan.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh variabel klasifikasi talenta karyawan untuk PT. XYZ.
2. Melakukan klasifikasi talenta karyawan untuk menemukan metode yang mempunyai tingkat keakurasian tertinggi.

1.5. Manfaat Penelitian

Klasifikasi talenta karyawan pada PT. XYZ dapat dilakukan sewaktu-waktu dan metode klasifikasi yang digunakan telah diuji untuk mendapat tingkat keakuratan tertinggi.

1.6. Kontribusi Penelitian

Kontribusi dari penelitian ini adalah :

1. Secara Teori :
 - Menentukan variabel masukan untuk klasifikasi talenta karyawan
 - Menentukan metode klasifikasi dengan keakuratan tertinggi yang dapat digunakan untuk klasifikasi talenta karyawan
2. Sisi Peneliti :
 - Mendapat perbandingan hasil dari empat metode klasifikasi yang diteliti
3. Sisi Masyarakat :
 - Dapat diterapkan untuk penilaian karyawan di perusahaan lain.

1.7. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan penelitian tesis ini adalah sebagai berikut :

1. Bab 1 Pendahuluan

Bab ini berisi pendahuluan yang menjelaskan latar belakang permasalahan, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, kontribusi penelitian, batasan penelitian serta sistematika penulisan.

2. Bab 2 Kajian Pustaka

Bab ini berisi kajian terhadap teori dan penelitian-penelitian yang sudah ada sebelumnya. Kajian pustaka ini bertujuan untuk memperkuat dasar dan alasan dilakukan penelitian.

3. Bab 3 Metodologi Penelitian

Bab ini berisi mengenai rancangan penelitian, variabel yang akan dipakai dalam penelitian, serta tahapan-tahapan sistematis yang digunakan selama melakukan penelitian.

4. Bab 4 Hasil dan Pembahasan

Bab ini berisi hasil dari uji coba penelitian yang dilakukan sesuai tahapan yang ada di bab 3. Selain itu, pada bab ini akan dibahas juga hasil dari uji coba penelitian yang dilakukan.

5. Penutup

Bab ini berisi kesimpulan yang didapat dari penelitian serta saran perbaikan dan pengembangan untuk penelitian selanjutnya.

6. Daftar Pustaka

Berisi daftar referensi yang digunakan dalam penelitian ini, baik jurnal, buku, maupun artikel.

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan mengenai materi penunjang penelitian yang terdiri dari teori terkait penelitian serta dari penelitian – penelitian sebelumnya. Teori yang dibahas adalah manajemen talenta, proses klasifikasi multi-kelas, metode *KNN* (*K-Nearest Neighbors*), metode *C4.5*, metode *SVM* (*Support Vector Machine*), dan metode *RF* (*Random Forest*). Selain itu, ada penelitian – penelitian sebelumnya yang mempunyai kaitan dengan topik ini akan dijadikan sebagai referensi.

2.1. Manajemen Talenta

Talenta (*talent*) didefinisikan sebagai kemampuan untuk memahami dan mengimplementasikan sesuatu seperti kompetensi (Buket Karatop, 2014). Menurut Chabault, Hulin, dan Soparnot (2012), istilah talenta dapat didefinisikan oleh beberapa karakteristik tertentu. Karakteristik pertama yaitu talenta adalah individual bukan kolektif. Karakteristik kedua adalah talenta tersebar di setiap tingkat dalam suatu organisasi: Talenta bisa tersebar disetiap tingkatan yang berbeda pada suatu organisasi tetapi faktor – faktor yang diukur biasanya sama.

Menurut McKinsey (1997) dalam bukunya *War for Talent*, manajemen talenta sekarang menjadi hal penting dibidang sumber daya manusia. Perusahaan harus melihat sumber daya manusia sebagai aset terbesar perusahaan dan setiap saat perusahaan mempunyai risiko kehilangan karyawan karena pesaing. Sedangkan menurut HayGroup (2012), manajemen talenta adalah kerangka kerja untuk mendorong kinerja dan melaksanakan strategi melalui manusia. Kerangka kerja tersebut mencakup bagaimana posisi didefinisikan dan bagaimana bakat untuk mengisi posisi itu diidentifikasi, dipilih, tumbuh, dihargai, dan dipertahankan.

Dari pengertian – pengertian diatas, dapat disimpulkan manajemen talenta adalah proses yang didesain untuk membantu organisasi memaksimalkan kemampuan terbaik dari sumber daya manusia yang dimiliki untuk mencapai visi dari organisasi yang didukung dengan budaya perusahaan sehingga menciptakan kesenangan dan komitmen karyawan. Dalam menemukan dan mengembangkan bakat karyawan membutuhkan biaya yang besar. Sedangkan perusahaan dituntut

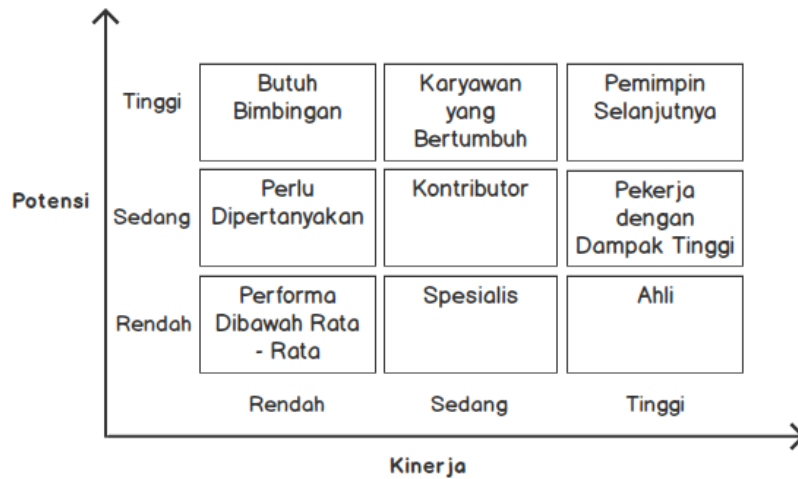
efektif dan efisien, dimana bisa mendapatkan karyawan bertalenta dengan biaya seminimal mungkin.

Sebagian besar pekerjaan membutuhkan kemampuan diatas rata-rata. Organisasi bersaing untuk 50 persen teratas dari kumpulan pekerja. Seperti yang diketahui sebagian besar pemimpin bisnis, jauh lebih mahal untuk mempekerjakan karyawan bertalenta daripada menumbuhkannya secara internal. Jadi tekanan ada pada perusahaan untuk mengidentifikasi secara dini individu-individu yang memiliki potensi untuk mengambil peran senior atau peran penting lainnya di masa depan. Oleh karena itu, perusahaan harus bisa mengidentifikasi karyawan bertalenta secara tepat. Selanjutnya dibuat program pelatihan dan penugasan yang sesuai untuk karyawan tersebut. Salah satu cara untuk mengidentifikasi talenta karyawan adalah menggunakan matriks *box talent*. Matriks *box talent* digunakan untuk memappingkan karyawan dalam dua aspek yaitu kinerja (*performance*) dan potensi (*potential*).

McKinsey (1970) memperkenalkan model matriks *9-box talent* yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja dan potensi karyawan. Gambar matriks *9-box talent* dapat dilihat pada Gambar 2.1. Tujuan utama dari matriks *9-box talent* adalah untuk mengkategorikan karyawan, menentukan mana yang akan dipromosikan, dipertahankan, dan dikembangkan. Cara kerja matriks box ini, perusahaan mengkategorikan semua karyawan mereka ke dalam 9 kategori tersebut. Dimulai dari penggolongan karyawan bintang yang cocok jadi pemimpin selanjutnya (*High Performance High Potential*) sebagai tolok ukur dan bergerak turun dan melintasi matriks untuk mengisi sisanya. Selanjutnya, tim manajemen bertemu untuk mendiskusikan kategorisasi mereka. Diskusi ini pada akhirnya membentuk kompensasi yang akan didapat karyawan tersebut selama tinjauan kinerja tahunan.

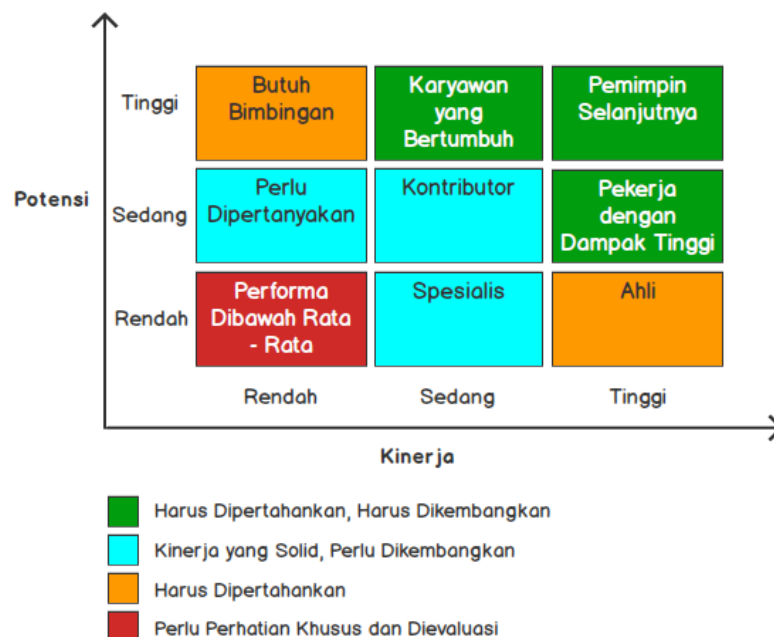
Terakhir, tim manajemen mengimplementasikan rencana program pengembangan karyawan yang terdiri dari pelatihan, bimbingan, penugasan proyek baru dan kompensasi retensi. Tantangan utama dari matriks *9-box talent* adalah menilai potensi seobjektif mungkin. Misalnya, potensi bervariasi berdasarkan peran. Potensi karyawan dalam peran kontributor individu dapat sangat berbeda dari yang ada dalam peran manajemen. Tetapi jika diterapkan dengan baik, matriks

9-box talent dapat digunakan untuk mengembangkan rencana manajemen bakat yang efektif.



Gambar 2.1 Matriks 9-Box Talent

Dengan adanya sembilan kategori, terlalu banyak yang harus di mappingkan sehingga ada beberapa versi modifikasi yang diusulkan. *Lominger limited Inc* (2002) membagi ulang dari sembilan kategori menjadi hanya empat kategori yaitu Harus Dipertahankan, Harus Dikembangkan; Kinerja yang Solid, Perlu Dikembangkan; Harus Dipertahankan serta Perlu Perhatian Khusus dan Dievaluasi. Gambar matriks 4-box talent grid versi *Lominger limited Inc* dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Matriks 4-box talent grid versi *Lominger limited Inc*

Jocelyne Durando (*Cornerstone's Integrated Talent Management Solution, 2014*) mengenalkan matriks 4-box tetapi dengan label lain. Penelitian ini mengadopsi cara kerja dari matriks *9-box talent* tetapi dengan sudut pandang waktu yang dibutuhkan untuk memperoleh karyawan bertalenta tersebut. Pada konsep ini, hanya akan menjadi 4 kategori karyawan yang dapat dilihat pada Gambar 2.3. Ada empat kategori karyawan yaitu kategori pertama (perlu pengembangan atau terlalu dini untuk dievaluasi), kategori kedua (kontributor yang kuat), kategori ketiga (potensi menjadi eksekutif dalam 3 tahun mendatang), kategori keempat (potensi menjadi eksekutif dalam 2 tahun mendatang).

Matriks 4-box talent versi *Cornerstone's Integrated Talent Management Solution* lebih mudah diimplementasikan karena tim sumber daya manusia bisa langsung memakai hasilnya untuk pengembangan lebih terarah. Tim sumber daya manusia dapat membandingkan sumber daya manusia yang ada sekarang, dimasa mendatang berapa yang akan pensiun, dan berapa kandidat yang telah ada. Sehingga hasil dari kategorisasi karyawan lebih mendapatkan hasil nyata yaitu suksesor yang perlu disiapkan. Pada penelitian ini selanjutnya akan memakai pengkategorian dengan empat label ini.



Gambar 2.3 Matriks *4-box talent* versi *Cornerstone's Integrated Talent Management Solution*

Langkah selanjutnya untuk mendapatkan empat label tersebut, harus diidentifikasi terlebih dahulu faktor – faktor yang dapat digunakan untuk penilaian karyawan dari sisi kinerja dan potensial. Kriteria identifikasi talenta seharusnya berasal dari strategi perusahaan dan bisa saja berbeda serta unik untuk masing-masing perusahaan. Potensi tidak mempunyai definisi yang diterima secara umum.

Sebagian besar organisasi hanya mendefinisikannya sebagai potensi untuk maju ke tingkat yang lebih tinggi atau peran yang lebih luas.

Beberapa organisasi memang memberikan pedoman dengan definisi perilaku untuk menilai potensi. Ini biasanya termasuk motivasi, kemauan untuk belajar, kepemimpinan, nilai-nilai / kecocokan budaya dan mobilitas. Dengan tidak adanya definisi spesifik untuk masing-masing faktor ini, penilai cenderung menafsirkannya secara berbeda. Hasil akhirnya adalah peringkat potensi bersifat subjektif. Sementara matriks talenta memiliki kinerja pada dimensi yang berbeda dari potensi, kinerja dinilai dari hasil kerja karyawan tersebut.

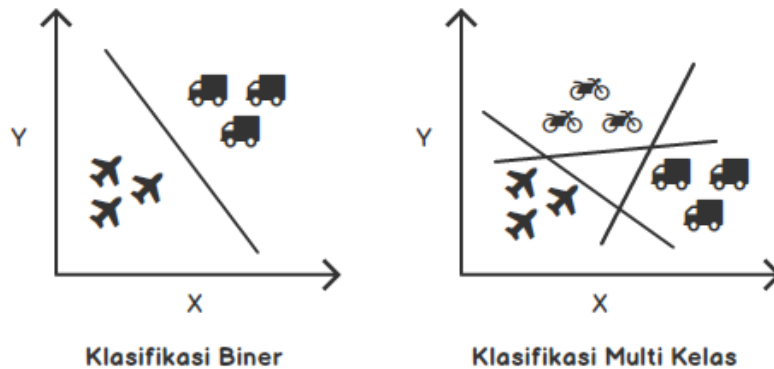
2.2. Proses klasifikasi multi kelas

Klasifikasi adalah proses pembagian sekumpulan data sehingga setiap data menjadi anggota suatu kategori atau kelas (Sigit Adinugroho dan Yuita Arum Sari, 2018). Dimana setiap data hanya dapat menjadi anggota dari sebuah kelas, ini dikarenakan sifat keanggotaan setiap data pada kelas bersifat *mutually exhaustive* dan *mutually exclusive*. Untuk menentukan kategori yang benar untuk pengamatan yang diberikan, teknologi pembelajaran mesin melakukan hal berikut:

- Menerapkan algoritma klasifikasi untuk mengidentifikasi karakteristik bersama dari kelas-kelas tertentu.
- Membandingkan karakteristik tersebut dengan data yang dicoba klasifikasikan.
- Menggunakan informasi itu untuk memperkirakan seberapa besar kemungkinan observasi itu termasuk kategori kelas tertentu.

Masalah klasifikasi dapat diterapkan dalam kehidupan sehari-hari. Misalnya, jika Anda ingin memprediksi apakah seseorang bisa atau tidak diberi pinjaman. Dengan begitu, Anda tahu seberapa besar kemungkinan seseorang dapat melunasi pinjaman dan dapat menyesuaikan penilaian risiko Anda dengan tepat. Masalah klasifikasi tidak terbatas pada kasus biner, masalah multi kelas memiliki tiga atau lebih kelas yang mungkin. Contoh kasusnya dimana ingin memprediksi yang mana dari lima saluran pemasaran (atau bahkan lebih) yang akan memiliki pengembalian investasi tertinggi berdasarkan perilaku pelanggan historis, sehingga Anda dapat mengoptimalkan anggaran pemasaran Anda dengan berfokus pada saluran yang

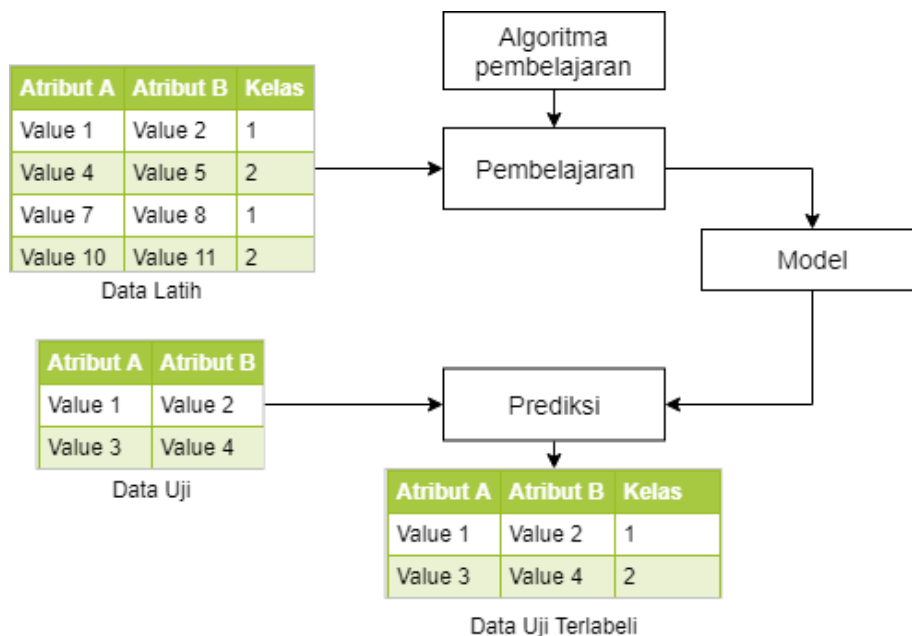
paling efektif. Perbedaan klasifikasi biner dengan klasifikasi multi kelas dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Klasifikasi biner vs klasifikasi multi kelas

Secara garis besar terdapat 2 pendekatan untuk melakukan kategorisasi dalam data mining yaitu *supervised learning* dan *unsupervised learning*. *Supervised learning* adalah sebuah pendekatan dimana sudah terdapat data yang dilatih, dan terdapat variabel yang ditargetkan sehingga tujuan dari pendekatan ini adalah mengelompokkan suatu data ke data yang sudah ada. Berbeda dengan *unsupervised learning*, *unsupervised learning* tidak memiliki data latih sehingga dari data yang ada akan dikelompokkan menjadi dua bagian atau tiga bagian dan seterusnya. Proses klasifikasi termasuk dalam *supervised learning*. Sedangkan proses *unsupervised learning* dikenal dengan klustering.

Oleh karena itu, pada proses klasifikasi diperlukan data latih atau data yang telah mempunyai kelas untuk dijadikan acuan klasifikasi. Data dalam proses klasifikasi akan dibedakan menjadi dua yaitu data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*). Menurut Sigit Adinugroho dan Yuita Arum Sari (2018), data latih adalah sekumpulan data yang telah diketahui kelasnya yang akan digunakan sebagai proses pembelajaran bagi mesin pembelajar. Proses pembelajaran akan mengenali relasi antar kelas dan variabel pada data latih. Setelah itu akan di bentuk model yang digunakan untuk proses prediksi menentukan kelas dari data uji. Konsep dari klasifikasi dapat digambarkan pada Gambar 2.5



Gambar 2.5 Konsep klasifikasi

Pada saat pembelajaran, model yang terbentuk akan dievaluasi terlebih dahulu untuk mendapatkan hasil yang konsisten. Metode evaluasi model yang digunakan ada beberapa cara yaitu menggunakan *training set*, *supplied test set*, *cross validation*, *percentage split*. Pada metode *training set*, data latih yang telah diinputkan sebelumnya akan dijadikan data uji atau dengan kata lain proses pembelajaran dan prediksi menggunakan data yang sama. *Supplied test set* mengharuskan pengguna memiliki data latih dan data uji yang terpisah dimana peneliti harus memilih sendiri data yang akan dijadikan data latih dan data uji.

Selanjutnya adalah metode *cross validation* atau uji silang. Pada uji silang, data latih akan dibagi menjadi k bagian secara acak. Selanjutnya $k-1$ bagian digunakan sebagai data latih dan 1 bagian akan digunakan sebagai data uji. Proses tersebut diulang sehingga setiap bagian berkesempatan menjadi data uji. Nilai k yang biasa digunakan adalah 10 atau dikenal dengan *10-Fold cross validation*. Metode terakhir adalah *percentage split* dimana data akan dibagi menjadi data latih dan data uji berdasarkan ratio tertentu. Ratio yang biasa digunakan yaitu 80:20, 75:25, 70:30, 90:10, dan lain – lain. Menurut Amitrajit Bose (2019), ratio yang paling bagus yaitu tiga per empat data sebagai data pelatihan (75%) dan seperempat data sebagai data uji (25%).

Data uji yang sudah terlabeli akan dibandingkan dengan data aslinya. Hal tersebut dimaksudkan untuk mengevaluasi metode klasifikasi yang kita gunakan sudah tepat atau belum. Evaluasi klasifikasi yang biasa digunakan yaitu *confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah metode yang menggunakan tabel matriks seperti pada Tabel 2.1, dimana jika kumpulan data hanya terdiri dari dua kelas, satu kelas dianggap positif dan yang lainnya negatif (Olson & Yong, 2008).

Tabel 2.1 *Confusion matrix*

		Data Aktual	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Keterangan Tabel 2.1 :

- TP (*true positive*) : hasil prediksi sesuai dengan nilai yang sebenarnya.
- TN (*true negative*) : hasil prediksi salah dan nilai yang sebenarnya juga salah.
- FP (*false positive*) : hasil prediksi benar, namun hasil yang sebenarnya salah.
- FN (*false negative*) : hasil prediksi salah, namun hasil yang sebenarnya benar.

Beberapa metode evaluasi yang dapat diturunkan dari *confusion matrix* yaitu akurasi, presisi (*positive predictive value*), dan *recall*. Akurasi merupakan hasil perhitungan semua nilai prediksi yang benar dibagi keseluruhan data. Nilai akurasi terbaik jika nilai akurasi tersebut sama dengan 1 dan nilai paling buruk adalah 0. Untuk menghitung tingkat akurasi, digunakan persamaan di bawah ini (Olson & Yong, 2008):

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.1)$$

Presisi dihitung dari jumlah keseluruhan nilai prediksi positif yang benar dibagi dengan jumlah keseluruhan prediksi kelas yang benar. Nilai presisi yang paling bagus adalah 1 sementara yang paling buruk adalah 0.

$$Presisi = \frac{TP}{FP+TP} \quad (2.2)$$

Recall disebut juga *sensitivity* yaitu tingkat *true positive*. *Recall* dihitung dari jumlah prediksi positif benar dibagi dengan jumlah keseluruhan kelas yang positif. Nilai *recall* terbaik adalah 1 dan nilai terburuk adalah 0.

$$Recall = \frac{TP}{FN + TP} \quad (2.3)$$

Sementara itu, pada klasifikasi dengan jumlah keluaran kelas yang lebih dari dua (klasifikasi multi kelas), cara menghitung akurasi, presisi dan *recall* dapat dilakukan dengan menghitung rata-rata dari nilai akurasi, presisi dan *recall* pada setiap kelas. Persamaan 2.4, 2.5, dan 2.6 merupakan formula untuk menghitung nilai akurasi, presisi dan *recall* dari klasifikasi multi kelas.

$$Akurasi = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + TN_i + FP_i + FN_i}}{l} \quad (2.4)$$

$$Presisi = \frac{\sum_{i=1}^l TP_i}{\sum_{i=1}^l (FP_i + TP_i)} \quad (2.5)$$

$$Recall = \frac{\sum_{i=1}^l TP_i}{\sum_{i=1}^l (TP_i + FN_i)} \quad (2.6)$$

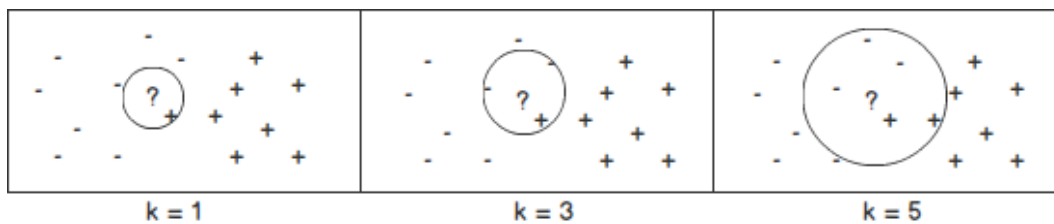
Dimana :

- TP_i adalah *True Positive*, yaitu jumlah data positif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem untuk kelas ke-i.
- TN_i adalah *True Negative*, yaitu jumlah data negatif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem untuk kelas ke-i.
- FN_i adalah *False Negative*, yaitu jumlah data negatif namun terklasifikasi salah oleh sistem untuk kelas ke-i.
- FP_i adalah *False Positive*, yaitu jumlah data positif namun terklasifikasi salah oleh sistem untuk kelas ke-i
- l adalah jumlah kelas.

2.3. Metode KNN (*K-Nearest Neighbours*)

K-Nearest Neighbours atau yang biasa disingkat KNN memiliki cara kerja yang berbeda dibanding dengan metode klasifikasi lainnya. Metode KNN bekerja berdasarkan asumsi bahwa suatu data akan memiliki kelas atau kategori yang sama dengan data yang berada disekitarnya (Sigit Adinugroho dan Yuita Arum Sari, 2018). Dimana data yang berada disekitarnya disebut juga tetangga. Algoritma klasifikasi ini tidak tergantung pada struktur data. Setiap kali contoh baru ditemukan, k tetangga terdekatnya dari data pelatihan diperiksa. Jarak antara dua contoh data bisa menjadi jarak euclidean antara vektor fitur mereka. Kelas mayoritas di antara k tetangga terdekat diambil sebagai kelas untuk contoh yang ditemukan. Oleh karena itu, KNN dapat dikatakan sebagai algoritma klasifikasi paling sederhana.

Dalam menentukan nilai k , bila jumlah klasifikasi kita genap maka sebaiknya kita gunakan nilai k ganjil. Sebaliknya, bila jumlah klasifikasi kita ganjil maka sebaiknya gunakan nilai k genap. Hal tersebut didasari karena kemungkinan kita tidak akan mendapatkan jawaban jika memberlakukan nilai k tidak sesuai aturan diatas. Konsep klasifikasi menggunakan metode KNN dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Konsep klasifikasi menggunakan metode KNN

Gambar 2.6 menunjukkan ilustrasi klasifikasi untuk menebak kelas positif atau negatif dengan tiga macam nilai k , yaitu $k = 1$, $k = 3$, dan $k = 5$. Tanda tanya (?) merupakan simbol data yang belum diketahui kategorinya. Pada gambar paling kiri, kategori kelas diambil dengan melihat satu tetangga terdekat. Dengan mengacu satu tetangga terdekat, maka data dengan simbol (?) akan diberi label positif (+). Tetapi jika berpatokan pada tiga tetangga terdekat, data tersebut akan diberi label negatif (-). Hasil yang sama didapat jika data mengacu pada lima tetangga terdekat yaitu negatif (-).

Dapat disimpulkan semakin tinggi nilai k maka hasil klasifikasi semakin baik. Tetapi ada titik optimal dimana jika nilai k semakin besar maka nilai akurasi semakin kecil. Penentuan nilai k berperan penting dalam proses klasifikasi KNN tersebut. Tahapan langkah algoritma KNN setelah menentukan jumlah tetangga terdekat, selanjutnya adalah menghitung jarak objek terhadap data pelatihan yang diberikan. Setelah itu data tersebut akan diurutkan dari nilai tinggi ke rendah dan data dikategorikan menurut nilai k yang dimasukkan. Hasilnya akan didapat kelas atau kategori dari data tersebut berdasarkan kelas mayoritas dari tetangga terdekat yang dijadikan model.

Penghitungan jarak objek terhadap tetangga terdekat dapat dilakukan melalui empat cara yaitu *Euclidean Distance* (jarak Euclidean), *Manhattan Distance* (jarak Manhattan), *Minkowsky Distance* (jarak Minkowsky), dan *Chebychev Distance* (jarak Chebychev). *Euclidean distance* adalah pengukuran jarak yang biasa digunakan untuk penelitian. Rumus jarak Euclidean didasari oleh rumus *pythagoras* yang dapat dilihat dibawah ini :

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2} \quad (2.7)$$

Dimana :

x = data yang akan dicari tetangga terdekatnya

y = data lainnya

$d(x, y)$ = jarak antara data x dan data y

Algoritma KNN memiliki kelebihan yaitu mudah diimplementasi dan hasil yang diperoleh cukup baik apabila fitur yang digunakan sesuai. Selain itu, KNN merupakan metode pembelajaran mesin yang bersifat nonparametrik. Model nonparametrik adalah model yang tidak mempunyai asumsi mengenai distribusi data dalam dataset. Model nonparametrik biasanya lebih sulit diinterpretasikan namun mempunyai kelebihan sangat fleksibel dan nonlinier. Jika dibandingkan dengan model linear seperti regresi logistik maka hasil dari regresi logistik akan menghasilkan banyak misklasifikasi jika garis pembatas kelasnya bersifat nonlinear.

Namun, ada beberapa kelemahan dalam metode ini yaitu :

- Penentuan nilai k (jumlah tetangga terdekat) sangat dipengaruhi oleh karakteristik data. Pemilihan nilai k yang besar dapat mengurangi pengaruh noise dari data namun dapat mengaburkan batas antar kelas.
- Pemilihan fitur sangat mempengaruhi akurasi hasil KNN. Jika fitur yang digunakan tidak sesuai (tidak menjelaskan karakteristik kelas) akan menyebabkan KNN gagal dalam melakukan klasifikasi.
- Sensitif terhadap data *outlier*, dimana akan menyebabkan terjadi misklasifikasi
- Rentan terhadap perbedaan rentang variabel numerik, jika rentang nilai suatu variabel 0 sampai 1000 dan nilai dari variabel lain 0 sampai 10. Hal ini bisa mengecoh KNN sehingga variabel kedua dianggap tidak membawa pengaruh dalam perhitungan jarak karena rentangnya sangat kecil. Ada cara untuk mengatasi perbedaan rentang ini adalah melakukan preprocessing berupa normalisasi rentang semua variabel sebelum menerapkan algoritma KNN.
- Waktu komputasi dipengaruhi jumlah data latih dimana semakin banyak data latih maka waktu komputasi akan semakin besar. Hal ini disebabkan adanya penghitungan jarak dari data uji ke setiap data latih.

2.4. Metode C4.5

Algoritma C4.5 merupakan salah satu metode klasifikasi yang menggunakan representasi struktur pohon. Algoritma ini dikembangkan oleh Ross Quinlan dari algoritma ID3. Pembentukan pohon keputusan pada C4.5 dilakukan dengan pendekatan *top-down* dimana pohon dibentuk dari *root* menuju *leaf*. Antara akar dan daun, ada *node* yang digunakan untuk merepresentasikan atribut. Cabang merepresentasikan nilai dari atribut dan daun merepresentasikan kelas. Konsep dari pohon keputusan ini ada mengumpulkan data yang akan dibuat dan mendefinisikan kondisi – kondisi yang membuat hasil berbeda (Rudi Bening, 2014).

Ada kasus suatu pertandingan bulutangkis akan diadakan atau tidak, berdasarkan keadaan cuaca, suhu, kelembaban, dan angin. Tabel data yang ingin diklasifikasi bisa dilihat pada Tabel 2.2. Hasil yang ingin diprediksi yaitu apakah akan dilakukan permainan bulutangkis ada pada kolom Main, yaitu “Ya” dan

“Tidak”. Set data tersebut memiliki empat belas kasus yang terdiri dari 10 “Ya” dan 4 “Tidak”. Pohon keputusan akan berhenti dibuat jika semua data latih memiliki kelas yang sama, data latih kosong, semua variabel tidak memiliki nilai kosong.

Pemilihan atribut yang baik adalah atribut yang memungkinkan untuk mendapatkan pohon keputusan yang paling kecil ukurannya atau atribut yang bisa memisahkan obyek menurut kelasnya. Secara heuristik, atribut yang dipilih adalah atribut yang menghasilkan simpul yang paling “*purest*” (paling bersih). Ukuran purity dinyatakan dengan tingkat *impurity*, dan untuk menghitungnya dapat dilakukan dengan menggunakan konsep *entropy*. *Entropy* menyatakan *impurity* suatu kumpulan objek.

Tabel 2.2 Tabel dataset kasus pelaksanaan pertandingan bulutangkis

Cuaca	Suhu	Kelembaban	Berangin	Main
Cerah	Panas	Tinggi	Tidak	Tidak
Cerah	Panas	Tinggi	Ya	Tidak
Berawan	Panas	Tinggi	Tidak	Ya
Hujan	Sejuk	Tinggi	Tidak	Ya
Hujan	Dingin	Normal	Tidak	Ya
Hujan	Dingin	Normal	Ya	Ya
Berawan	Dingin	Normal	Ya	Ya
Cerah	Sejuk	Tinggi	Tidak	Tidak
Cerah	Dingin	Normal	Tidak	Ya
Hujan	Sejuk	Normal	Tidak	Ya
Cerah	Sejuk	Normal	Ya	Ya
Berawan	Sejuk	Tinggi	Ya	Ya
Berawan	Panas	Normal	Tidak	Ya
Hujan	Sejuk	Tinggi	Ya	Tidak

Formula mencari entropi sebagai berikut :

$$Entropi (S) = \sum_{j=1}^k - p_j \log_2 p_j \quad (2.8)$$

Keterangan :

- S adalah himpunan kasus / dataset

- k adalah banyaknya partisi S
- p_j adalah probabilitas yang didapat dari penjumlahan hasil “Ya” dibagi total kasus.

$$\text{Jadi Entropi (S)} = \left(-\left(\frac{10}{14}\right) \times \log_2 \left(\frac{10}{14}\right)\right) + \left(-\left(\frac{4}{14}\right) \times \log_2 \left(\frac{4}{14}\right)\right) = 0.863$$

Setelah mendapatkan entropi dari keseluruhan kasus, dilakukan analisis pada setiap atribut dan nilainya. Analisis banyaknya kejadian, entropi dan gain dapat dilihat pada Tabel 2.3.

Tabel 2.3 Analisis banyaknya kejadian, entropi, dan gain

Node	Atribut	Nilai	Jumlah	Ya	Tidak	Entropi	Gain
1	Cuaca	Berawan	4	4	0	0	0.259
		Hujan	5	4	1	0.722	
		Cerah	5	2	3	0.971	
	Suhu	Dingin	4	4	0	0	0.184
		Panas	4	2	2	1	
		Sejuk	6	4	2	0.918	
	Kelembaban	Tinggi	7	3	4	0.985	0.371
		Normal	7	7	0	0	
	Berangin	Tidak	8	6	2	0.811	0.006
		Ya	6	2	4	0.918	

Rumus untuk menghitung gain setiap atribut :

$$\text{Gain (A)} = \text{Entropi (S)} - \sum_{i=1}^k \frac{|S_i|}{|S|} \times \text{Entropi}(S_i) \quad (2.9)$$

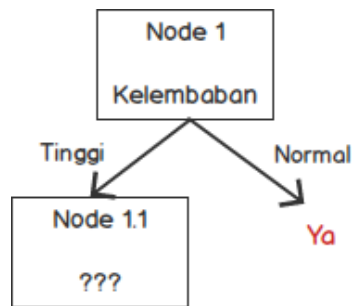
Keterangan :

- S adalah himpunan kasus
- A adalah atribut
- k adalah jumlah partisi atribut A
- $|S_i|$ adalah jumlah kasus pada partisi ke-i
- $|S|$ adalah jumlah kasus dalam S

Contoh gain cuaca :

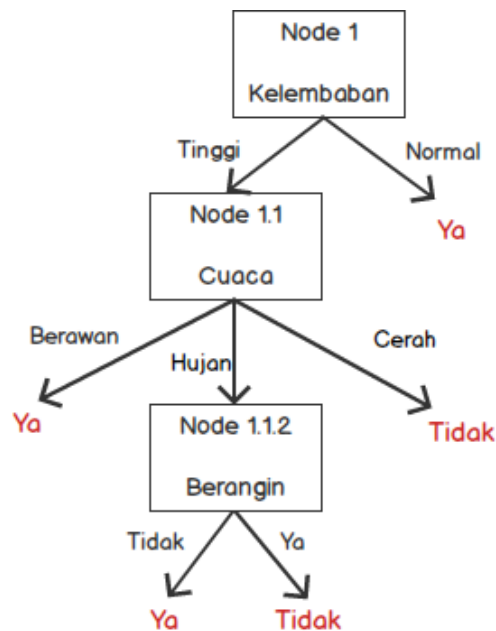
$$\text{Gain (Cuaca)} = 0.863 - \left(\frac{4}{14} \times 0 + \frac{5}{14} \times 0.722 + \frac{5}{14} \times 0.971\right) = 0.259$$

Dari Tabel 2.3 didapat bahwa nilai gain terbesar adalah Kelembaban. Maka kelembaban menjadi *node* akar (*root node*). Kemudian pada kelembaban normal ada tujuh kasus dan semuanya memiliki jawaban “Ya”. Dengan demikian, kelembaban normal menjadi daun. Contoh pohon keputusan *node* pertama dapat dilihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Contoh pohon keputusan *node* pertama

Langkah diatas dilanjutkan sehingga semua cabang menghasilkan daun. Hal tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 Contoh pohon keputusan node 1 sampai node 1.1.2

Metode pohon keputusan mempunyai beberapa kelebihan yaitu :

- Daerah pengambilan keputusan yang kompleks dan sangat global dapat diubah menjadi simpel dan spesifik

- Pemilihan fitur untuk setiap node fleksibel sehingga akan meningkatkan kualitas keputusan yang dihasilkan
- Mampu mengolah data numerik dan diskrit dimana nilai atribut yang berupa numerik harus dinormalisasi atau dikelompokkan berdasarkan kriteria yang ditetapkan. Hal ini bertujuan untuk menyederhanakan permasalahan dan meningkatkan akurasi dalam proses pembelajaran
- Pohon keputusan dapat menggunakan kriteria dengan jumlah sedikit tanpa mengurangi kualitas keputusan yang dihasilkan

Selain kelebihan, metode pohon keputusan ini memiliki beberapa kekurangan yang perlu dipertimbangkan yaitu :

- Ketika kelas dan kriteria yang digunakan sangat banyak dapat menyebabkan terjadi overlap. Selain itu, waktu dan jumlah memori yang diperlukan akan semakin banyak jika kelas dan kriteria yang akan diklasifikasi besar.
- Pohon keputusan yang optimal sulit dibentuk
- Kualitas keputusan sangat bergantung bagaimana pohon keputusan tersebut didesain

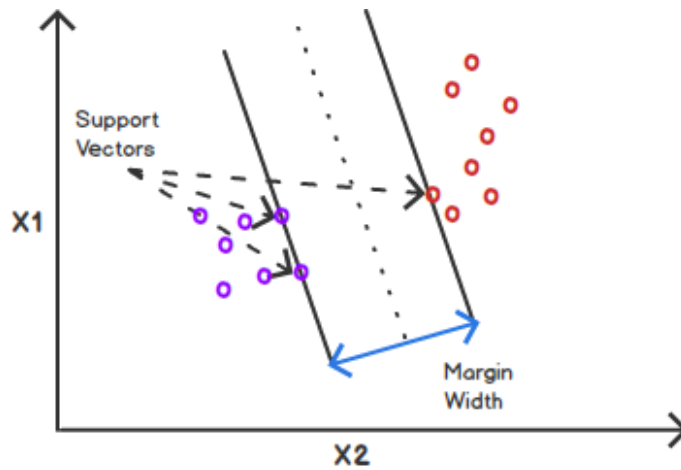
2.5. Metode SVM (*Support Vector Machine*)

Metode *Support Vector Machine* atau yang biasa disingkat SVM pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik (1992) sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep unggulan dalam bidang pengenalan pola. Konsep SVM dikembangkan dari konsep kernel yang diperkenalkan Aronszajn pada 1950, konsep margin *hyperplane*, dan konsep pendukung lainnya. Meskipun penggunaannya masih relatif muda tetapi SVM sudah menjadi salah satu algoritma terbaik dalam pengenalan pola. SVM bekerja dengan prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)* dengan tujuan menemukan *hyperlane* terbaik yang memisahkan dua kelas pada *input space*.

Salah satu penggunaan SVM sebagian besar dalam masalah klasifikasi. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, yang selanjutnya dikembangkan untuk masalah *non-linear* klasifikasi. Penggunaan SVM pada masalah non-linear dibantu dengan penggunaan *kernel* pada ruang kerja berdimensi tinggi. Setiap item data diletakkan sebagai titik dalam ruang n -dimensi (di mana n adalah jumlah fitur yang dimiliki) dimana nilai setiap fitur menjadi nilai koordinat tertentu. Kemudian,

klasifikasi dilakukan dengan menemukan *hyperplane* yang membedakan dua kelas dengan sangat baik.

Cara kerja algoritma SVM yang pertama yaitu menentukan *hyperplane* optimal dengan memaksimalkan margin. Metode SVM ini memperbaiki masalah *non-linear* yang dapat dipisah, dimana bisa menangani kesalahan klasifikasi. Data dipetakan ke ruang dimensi tinggi, di mana lebih mudah untuk diklasifikasikan dengan permukaan keputusan *linier*. Gambar sebaran data SVM dapat dilihat pada Gambar 2.9.



Gambar 2.9 Sebaran data SVM

Jika titik data $x_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbb{R}^n$, dengan kelas data $y_i \in \{-1, +1\}$.

Pasangan data dan kelas : $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$

Fungsi tersebut dimaksimalkan dengan rumus berikut :

$$Ld = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \text{ syarat : } 0 \leq \alpha_i \leq C \text{ dan } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (2.10)$$

Hitung nilai w dan b :

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (2.11)$$

$$b = -\frac{1}{2}(w \cdot x^+ + w \cdot x^-) \quad (2.12)$$

Fungsi keputusan klasifikasi $\text{sign}(f(x))$:

$$f(x) = w \cdot x + b \quad \text{atau} \quad f(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \quad (2.13)$$

Keterangan :

- N adalah banyaknya data
- n adalah dimensi data atau banyaknya fitur
- Ld adalah dualitas *Lagrange multiplier*
- α_i adalah nilai bobot setiap titik data
- C adalah nilai konstanta
- m adalah jumlah *support vector* / titik data yang memiliki $\alpha_i > 0$
- $K(x, x_i)$ adalah fungsi *kernel*

Penggunaan SVM dengan *supervised learning* pada prinsipnya cocok digunakan untuk menyelesaikan permasalahan *quadratic programming*. Dimana pada proses pelatihannya menggunakan sebagian data dari himpunan data, dan sisanya untuk proses pengujian. Kemampuan komputasi fungsi *linear* memiliki batasan yang dibahas oleh Minsky dan Papert pada tahun 1960-an. Pada kasus dunia nyata, permasalahan memerlukan penyelesaian yang lebih kompleks dibanding fungsi *linear*. Teknik *kernel* menawarkan solusi dengan memproyeksikan data ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi (*feature space*).

Pemetaan ke ruang dimensi yang lebih tinggi dilakukan dengan memetakan input ke ruang dimensi yang baru. Diharapkan pada ruang dimensi yang baru, dimain input yang tidak dapat dilakukan pemisahan pada ruang dimensi awal dapat dipisahkan pada dimensi yang baru. Beberapa fungsi kernel yang sering digunakan menurut Karatzoglou et. al. (2004) yaitu kernel *linear*, kernel *polynomial*, kernel *Radial Basis Function (RBF)*, kernel *Tangent Hyperbolic*. Kernel *linear* adalah kernel yang paling sederhana dari semua fungsi kernel dan biasa digunakan dalam kasus klasifikasi teks. Rumus kernel *linear* dapat dilihat pada 2.14, rumus kernel *polynomial* dapat dilihat pada 2.15. Kernel *polynomial* biasa digunakan untuk klasifikasi gambar.

$$(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (2.14)$$

$$(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r), \gamma > 0 \quad (2.15)$$

Kernel selanjutnya adalah kernel *Radial Basis Function (RBF)* dan kernel *Tangent Hyperbolic*. Kernel RBF merupakan kernel yang sering digunakan untuk data yang sudah valid dan biasanya merupakan default kernel pada SVM. Rumus kernel RBF dapat dilihat pada fungsi 2.16. Sedangkan kernel *Tangent Hyperbolic* adalah kernel yang sering digunakan untuk *neural network*. Fungsi kernel Tangent Hyperbolic dapat dilihat pada 2.17.

$$(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (2.16)$$

$$(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad (2.17)$$

Fungsi kernel harus dipilih dengan tepat karena hal tersebut akan menentukan feature space, yaitu fitur yang akan dipilih menentukan faktor klasifikasi. Dari semua kernel yang dimiliki SVM, kernel RBF memiliki kelebihan yaitu secara otomatis menentukan nilai rentang tak terhingga (Scholkopf dan Smola, 1997). Selain itu, RBF juga efektif menghindari *overfitting* dan dapat memetakan hubungan tidak *linear*. Fungsi kernel RBF dapat menangani data *outlier* karena berada pada selang $-\infty$ sampai ∞ sedangkan fungsi kernel yang lain memiliki rentang antara -1 sampai dengan 1 (Hsu, Chang, & Lin, 2003).

Secara umum, kelebihan metode SVM :

- Generalisasi, kemampuan suatu metode untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu pola dimana data yang dipakai tidak termasuk data latih
- Curse of dimensionality merupakan masalah yang dihadapi suatu metode pengenalan pola dalam mengestimasi parameter dikarenakan jumlah sampel data yang relatif sedikit dibanding dimensional ruang vektor data. SVM dapat melakukan klasifikasi dengan baik meskipun jumlah sampel sedikit.
- Bekerja sangat baik dengan margin pemisahan yang jelas
- Menggunakan subset poin pelatihan dalam fungsi keputusan (disebut vektor dukungan) sehingga juga hemat memori.

Kekurangan metode SVM :

- Tidak berkinerja baik ketika kita memiliki kumpulan data besar
- Tidak berkinerja baik ketika kumpulan data memiliki lebih banyak *noise* yaitu kelas target tumpang tindih
- SVM secara teoritik dikembangkan untuk masalah klasifikasi dengan dua kelas.

2.6. Metode RF (*Random Forest*)

Metode *Random Forest* merupakan salah satu metode dalam *decision tree* (pohon keputusan). Menurut Leo Breiman (2001), metode *random forest* adalah kombinasi dari masing-masing pohon yang baik kemudian dikombinasikan ke dalam satu model. Metode ini bergantung pada sebuah nilai vector random dengan distribusi yang sama pada semua pohon yang masing masing pohon keputusannya memiliki kedalaman yang maksimal. *Random forest* adalah *classifier* yang terdiri dari *classifier* yang berbentuk pohon $\{h(x, \theta_k), k = 1, \dots\}$ dimana θ_k adalah random vektor yang didistribusikan secara independen dan masing masing pohon pada sebuah unit untuk memilih kelas yang paling populer pada input x . Berikut ini karakteristik akurasi pada *random forest* :

- Pemusatan *random forest*
Terdapat *classifier* $h_1(x), h_2(x), \dots, h_k(x)$ dan set pelatihan dari distribusi random vektor X, Y seperti ditunjukkan pada fungsi berikut :

$$mg(\mathbf{X}, Y) = av_k I(h_k(\mathbf{X}) = Y) - \max_{j \neq Y} av_k I(h_k(\mathbf{X}) = j) \quad (2.18)$$

dimana $I()$ adalah fungsi indicator. Margin mengukursejauh mana jumlah rata-rata suara pada X, Y untuk kelas yang tepat melebihi rata-rata suara untuk kelas lain. Semakin besar margin maka klasifikasi akan semakin solid. Fungsi error yang digunakan dapat dilihat pada fungsi 2.19.

$$PE^* = P_{X,Y}(mg(\mathbf{X}, Y) < 0) \quad (2.19)$$

Di mana subskrip X, Y menunjukkan bahwa probabilitas melebihi ruang X, Y . Untuk jumlah pohon yang besar akan mengikuti hukum kuat dari jumlah besar.

Struktur pohon untuk kasus tersebut dapat dilihat sebagai berikut :

$$P_{X,Y}(P_{\Theta}(h(\mathbf{X}, \Theta) = Y) - \max_{j \neq Y} P_{\Theta}(h(\mathbf{X}, \Theta) = j) < 0) \quad (2.20)$$

Hasil tersebut menjelaskan mengapa *random forest* tidak *overfit* saat pohon ditambahkan, tetapi menghasilkan nilai yang terbatas pada *error*.

- Kekuatan dan korelasi

Untuk hutan acak, batas atas dapat diturunkan untuk kesalahan generalisasi dalam hal dua parameter yang mengukur seberapa akurat masing-masing pengklasifikasi dan ketergantungan diantara mereka. Dimana kekuatan tidak bergantung pada hutan.

- Menggunakan seleksi input yang acak (*random*)

Bagging digunakan untuk pemilihan fitur secara *random*. Masing – masing set pelatihan diambil dengan penggantinya dari set pelatihan yang asli. Kemudian sebuah pohon ditanam pada sebuah set pelatihan menggunakan seleksi fitur acak. Ada dua alasan penggunaan *bagging* yaitu yang pertama penggunaan *bagging* untuk meningkatkan akurasi ketika fitur acak digunakan. Yang kedua *bagging* digunakan untuk memberikan perkiraan dari kesalahan generalisasi (PE*) dari gabungan pohon, untuk memperkirakan kekuatan dan korelasi. *Random Forest* yang paling sederhana dengan fitur *random* dibentuk dengan seleksi secara acak, pada masing – masing *node*, sebuah grup kecil dari input variabel yang terbagi. Membentuk pohon menggunakan metodologi CART ke ukuran yang maksimum.

- Menggunakan kombinasi input yang *linear*

Misalkan terdapat beberapa input, M, F mengambil fraksi pada M yang akan memimpin dalam meningkatkan kekuatan tetapi pada korelasi yang tinggi. Pendekatan yang lain terbentuk dengan mendefinisikan lebih banyak fitur dengan mengambil kombinasi *random linear* dari sejumlah variabel *input*. Fitur tersebut variabel L yaitu jumlah dari variabel yang dikombinasikan. Variabel L secara *random* diseleksi dan ditambahkan bersama dengan koefisien yang memiliki nomor random [-1,1]. Kombinasi *linear* F dihasilkan, prosedur ini disebut Forest-RC.

Kelebihan metode Random Forest ini yaitu :

- Pohon keputusan tunggal cenderung menyesuaikan data. Proses rata-rata atau menggabungkan hasil pohon keputusan yang berbeda membantu mengatasi masalah *overfitting*.
- Memiliki varian yang lebih sedikit daripada pohon keputusan tunggal. Ini berarti bahwa ia bekerja dengan benar untuk sejumlah besar item data daripada pohon keputusan tunggal.
- Hutan acak sangat fleksibel dan memiliki akurasi sangat tinggi.
- Tidak memerlukan persiapan terhadap data input.
- Metode ini efektif menjaga akurasi ketika sebagian besar data hilang.

Kelemahan metode ini sebagai berikut :

- Kompleksitas, metode hutan acak jauh lebih sulit dan memakan waktu untuk dibangun modelnya daripada metode pohon keputusan asli.
- Membutuhkan lebih banyak sumber daya komputasi dan juga kurang intuitif. Ketika memiliki banyak koleksi pohon keputusan, sulit untuk memiliki pemahaman intuitif tentang hubungan yang ada dalam data input.
- Selain itu, proses prediksi menggunakan hutan acak memakan waktu daripada algoritma lainnya.

2.7. Penelitian Terdahulu

Pada bagian ini akan dijelaskan beberapa penelitian yang terkait dengan penelitian yang akan dilakukan. Penelitian-penelitian yang akan dibahas merupakan beberapa penelitian mengenai manajemen talenta, metode *K-Nearest Neighbours* (KNN), metode C4.5, metode *Support Vector Machine* (SVM), dan metode *Random Forest* (RF). Dengan memperhatikan penelitian-penelitian tersebut dapat diketahui bagaimana analisis dan teori-teori yang telah dilakukan dalam penelitian sebelumnya terkait dengan penelitian ini. Berikut ini adalah penelitian terdahulu yang terkait penelitian dapat dilihat pada Tabel 2.4.

Tabel 2.4 Penelitian terkait

Judul Penelitian - Peneliti	Topik Bahasan	Poin Penting Penelitian
<i>Supervised Machine Learning Algorithms : Classification and Comparison -</i> Osisanwo F. Y. et. al. (2017)	Membandingkan hasil klasifikasi terhadap kemungkinan pasien menderita diabetes dengan sembilan metode klasifikasi <i>supervised learning</i> pada <i>machine learning</i> yaitu <i>linear classifiers, logistic regression, naïve bayesian networks, multi layer perceptron, support vector machine, K-means, decision trees, neural networks, dan bayesian network.</i>	Metode evaluasi model klasifikasi dapat menggunakan <i>10-fold cross validation</i> . Sedangkan untuk metode evaluasi hasil klasifikasi dapat menggunakan tingkat akurasi, nilai <i>kappa</i> , MAE, presisi. Algoritma pembelajaran terbaik untuk set data tertentu tidak menjamin ketepatan akurasi untuk set data lain dengan atribut berbeda. SVM dan RF menunjukkan tingkat akurasi dan presisi tinggi dengan set data yang kecil.
<i>A Machine Learning based Framework for Sentiment Classification : Indian Railways Case Study - D.</i> Krishna Madhuri (2019)	Eksperimen ini dilakukan untuk klasifikasi sentimen dengan metode pembelajaran mesin seperti <i>C4.5, Naive Bayes, SVM dan Random Forest</i> terhadap set data yang berisi <i>tweet</i> dari Kereta Api India yang dikumpulkan dari akun Twitter-nya.	Metode evaluasi hasil klasifikasi dapat menggunakan tingkat akurasi, presisi, <i>F-measure</i> , dan <i>recall</i> . Klasifikasi digunakan untuk menebak sentimen dari <i>tweet</i> positif, negatif atau netral. Data yang dimiliki akan dibagi menjadi data pelatihan dan data uji.
<i>Text Classification and Classifiers : A Survey -</i> Vandana Korde and C	Klasifikasi teks menarik untuk dilakukan karena 80% informasi disimpan dalam bentuk teks, tetapi sumber pengetahuan	Kinerja suatu algoritma klasifikasi sangat dipengaruhi oleh kualitas data. Fitur data yang tidak relevan dan berlebihan tidak hanya meningkatkan biaya proses

<p>Namrata Mahender (2012)</p>	<p>tersebut kebanyakan tidak terstruktur. Oleh karena itu, akan dicoba mengklasifikasikan dengan metode Rocchio's Algorithm, K-nearest neighbors, Naive Bayes, Decision tree, Decision Rule, SVM, Neural Network, LLSF, Voting.</p>	<p>pelatihan, tetapi juga mengurangi kualitas hasil. Setiap algoritma memiliki kelebihan dan kekurangan masing - masing. Waktu juga dapat dipertimbangkan untuk evaluasi mesin pembelajaran. Dari penelitian ini, didapat SVM dan KNN mempunyai hasil yang lebih baik dibanding <i>Naive Bayes</i> dan <i>Neural Network</i>.</p>
<p>Perbandingan Teknik Klasifikasi dalam <i>Data Mining</i> untuk <i>Bank Direct Marketing</i> - Irvi Oktanisa dan Ahmad Afif Supianto (2018)</p>	<p>Penelitian membandingkan sembilan teknik klasifikasi untuk mengklasifikasi respon pelanggan pada set data <i>Bank Direct Marketing</i>. Teknik klasifikasi yang digunakan yaitu <i>Support Vector Machine, AdaBoost, Naive Bayes, Constant, KNN, Tree, Random Forest, Stochastic Gradient Descent</i>, dan <i>CN2 Rule</i>.</p>	<p>Metode evaluasi model klasifikasi menggunakan <i>10-fold cross validation</i>. Dengan jumlah set data 45.211, ada enam belas variabel yang digunakan untuk klasifikasi yaitu <i>age, job, marital, education, default, balance, housing, loan, contact, day, month, duration, campaign, pday, previous, poutcome</i>. Model yang menghasilkan tingkat akurasi tinggi yaitu <i>decision tree, naive bayes, constant</i> dan <i>stochastic gradient descent</i>. Sedangkan SVM memiliki tingkat akurasi yang rendah.</p>
<p>Klasifikasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma <i>SMOTE</i> dan <i>k-Nearest Neighbor</i> - Rimbun Siringoringo (2018)</p>	<p>Klasifikasi data menggunakan data yang tidak seimbang untuk menebak <i>credit card fraud</i>. Metode klasifikasi yang digunakan yaitu <i>k-nearest neighbor</i> dengan <i>Synthetic</i></p>	<p>Pada kehidupan nyata, klasifikasi seringkali harus dilakukan dengan data yang tidak seimbang. Ketidakseimbangan data memberikan dampak buruk pada hasil klasifikasi dimana kelas minoritas sering diklasifikasi</p>

	<i>Minority Over-Sampling Technique (SMOTE).</i>	sebagai kelas mayoritas. Metode <i>SMOTE</i> dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi pada KNN. Variabel yang digunakan untuk klasifikasi yaitu <i>id, limit balance, sex, education, marriage, age, pay 1-6, bill amount 1-6, pay amount 1-6</i> dan <i>payment next month</i> .
Optimasi Algoritma <i>Naïve Bayes</i> Menggunakan Metode <i>Cross Validation</i> Untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Tingkat Kelulusan Tepat Waktu - Yohakim Benedictus Samponu dan Kusrini (2017)	Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi tingkat kelulusan tepat waktu menggunakan algoritma <i>Naïve Bayes</i> dengan menggunakan metode <i>cross validation</i> .	Dengan menambahkan metode <i>cross validation</i> , ada peningkatan nilai akurasi sebesar 2% dari tingkat akurasi sebelumnya.
<i>A Multidisciplinary Review Into the Definition, Operationalization, and Measurement of Talent</i> - Sanne Nijs et. al. (2014)	Organisasi kesulitan besar dalam mengukur bakat secara akurat dikarenakan kurangnya literatur untuk identifikasi talenta pada sumber daya manusia. Review multidisiplin dilakukan untuk mendefinisikan, operasional dalam pengukuran talenta karyawan	Talenta karyawan dapat diukur oleh " <i>ability and effective component</i> " dan " <i>interpersonal and intrapersonal excellence</i> ". Setiap pendekatan pengukuran memiliki manfaat khusus dan keterbatasan, oleh karena itu disarankan praktisi untuk menggabungkan berbeda macam pendekatan. Ukuran standar sangat luas divalidasi dan mudah digunakan dalam konteks organisasi karena mereka dapat

		<p>diterapkan pada sejumlah besar orang dalam standar cara. Karena standardisasi tidak mungkin untuk menangkap sifat kompleks dari motivasi dan minat berbeda dialami oleh individu. Sebaliknya, ini lebih baik dideteksi oleh menerapkan latihan terbuka di mana individu secara naratif merefleksikan makna subjektif yang mereka anggap bakat.</p>
<p><i>Analytics in Human Resource Management The OpenSKIMR Approach</i> - Peter Mirski et. al. (2014)</p>	<p>Tantangan terbesar dalam manajemen sumber daya di TI adalah mencocokkan keahlian individu dengan keahlian yang sangat dibutuhkan dalam pekerjaan di bidang TI.</p>	<p>Analisis manajemen sumber daya dengan pendekatan OpenSKIMR (Open Skill Match Maker) dengan menggunakan variabel <i>talent, education, employment, job, skill, skillset, iscogroup</i>. Relasi didalam <i>OpenSKIMR</i> yaitu <i>JobSkill, LearningSkill, OccupationSkill, TalentSkill</i>. Ditemukan kemungkinan mencocokkan data ketrampilan, item pembelajaran dan tawaran pekerjaan.</p>
<p><i>Classification for Talent Management Using Decision Tree Induction Techniques</i> - Hamidah Jantan et. al. (2009)</p>	<p>Klasifikasi manajemen talenta menggunakan teknik induksi pohon keputusan (<i>decision tree induction</i>). Metode klasifikasi yang digunakan yaitu C4.5/J4.8, NBTree, REPTree, BFTree, SimpleCart.</p>	<p>Kinerja talenta dapat diprediksi dengan menggunakan pengalaman masa lalu yang ditemukan pada dataset yang ada. Faktor klasifikasi talenta dilihat dari 5 yaitu <i>background, performance evaluation marks, knowledge and skill, management skill, individual quality</i>. Dari lima algoritma klasifikasi yang digunakan, nilai</p>

		akurasi tertinggi yaitu algoritma C4.5/J4.8 (95,14%)
<i>Human Talent Forecasting using Data Mining Classification Techniques -</i> Hamidah Jantan et. al. (2011)	Prediksi talenta karyawan menggunakan teknik klasifikasi data mining dengan algoritma <i>classifier</i> C4.5, <i>Random Forest</i> , <i>Multi Layer Perceptron (MLP)</i> , <i>Radial Basis Function Network (RBFN)</i> , <i>K-Star</i> . Dimana hasil klasifikasi tersebut dapat digunakan untuk memilih karyawan baru, mencocokkan orang dengan pekerjaan, merencanakan jalur karir, merencanakan kebutuhan pelatihan untuk karyawan baru dan senior, memprediksi kinerja karyawan, memprediksi karyawan masa depan, dll.	Faktor talenta terdiri dari 5 yaitu <i>background, performance evaluation marks, knowledge and skill, management skill, individual quality</i> . <i>Background</i> didefinisikan oleh <i>age, race, gender, year of service, year of promotion 1, year of promotion 2, year of promotion 3. Previous performance evaluation</i> didefinisikan oleh <i>performance evaluation marks for 15 years</i> . Dari lima algoritma klasifikasi yang digunakan, nilai akurasi tertinggi untuk tiga dataset yaitu algoritma C4.5 (95.14%, 99.90% dan 90.54%). Metode keputusan pohon adalah teknik yang cukup populer karena konstruksi pohon tidak memerlukan pengetahuan domain atau pengaturan parameter, dan oleh karena itu sesuai untuk penemuan pengetahuan eksplorasi.
<i>Human Talent Prediction in HRM using C4.5 Classification Algorithm -</i>	Prediksi talenta karyawan menggunakan algoritma klasifikasi C4.5 dengan beberapa aturan yang diset.	Variabel yang dapat dipakai untuk klasifikasi talenta karyawan yaitu <i>category (professional/support staff), gender, qualification (doctorate, master,</i>

Hamidah Jantan et. al. (2010)		<i>bachelor, diploma dan certificate), work outcome, knowledger and skill, individual quality, activities and contribution, evaluation mark, recommendation for promotion.</i>
<i>Taxpayer Compliance Classification Using C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP</i> - M. Jupri dan Riyanarto Sarno (2018)	Membandingkan metode C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes, MLP terhadap tingkat kepatuhan wajib pajak.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Dilakukan pemisahan data pelatihan dan data uji dengan ratio 60 : 40 2. Model pembelajaran menggunakan <i>10-fold cross validation</i> 3. Tes mendapatkan hasil yang sama yaitu C4.5 adalah algoritma klasifikasi yang terbaik berdasarkan kriteria F Score, Akurasi dan Waktu yang diambil untuk membangun model 4. Algoritma <i>Naive Bayes</i> dan <i>Support Vector Machine</i> lebih baik daripada algoritma <i>Multilayer Perceptron</i> berdasarkan kriteria skor F, Akurasi dan Waktu pengambilan untuk membangun model meskipun algoritma <i>Multilayer Perceptron</i> memiliki skor f dan akurasi yang lebih tinggi.
Analisa dan Penerapan Algoritma C4.5 Dalam Data Mining Untuk Mengidentifikasi	Menggunakan metode C4.5 untuk mengidentifikasi faktor - faktor penyebab kecelakaan kerja konstruksi pada PT. Arupadhatu Adisesanti	Identifikasi faktor penyebab kecelakaan kerja kontruksi yang dapat dijadikan variabel klasifikasi ada lima yaitu lingkungan tempat kerja, alat pelindung diri, pekerja dan cara

Faktor-Faktor Penyebab Kecelakaan Kerja Kontruksi PT.Arupadhatu Adisesanti - Erlin Elisa (2017)		kerja, material, rambu - rambu keselamatan.
-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--	------------------------------------------------

Dari kajian penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa manajemen talenta karyawan menjadi isu pada semua perusahaan. Klasifikasi manajemen talenta karyawan dapat menggunakan matriks *talent box* karena penggunaannya mudah dan hasilnya telah diuji. Dari penelitian diatas yang menjadi permasalahan adalah belum ada patokan khusus kriteria yang akan diuji dan alat untuk mengukur talenta karyawan. Memang secara khusus, ada beberapa kriteria yang berbeda antar perusahaan dalam menilai karyawan. Tetapi secara umum, kriteria yang dinilai harusnya sama. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut mengenai kriteria yang dapat digunakan untuk penilaian talenta karyawan tersebut dan metode klasifikasi yang digunakan sehingga menghasilkan mapping karyawan yang dapat membantu perusahaan dapat mengidentifikasi dan membangun talenta karyawan.

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

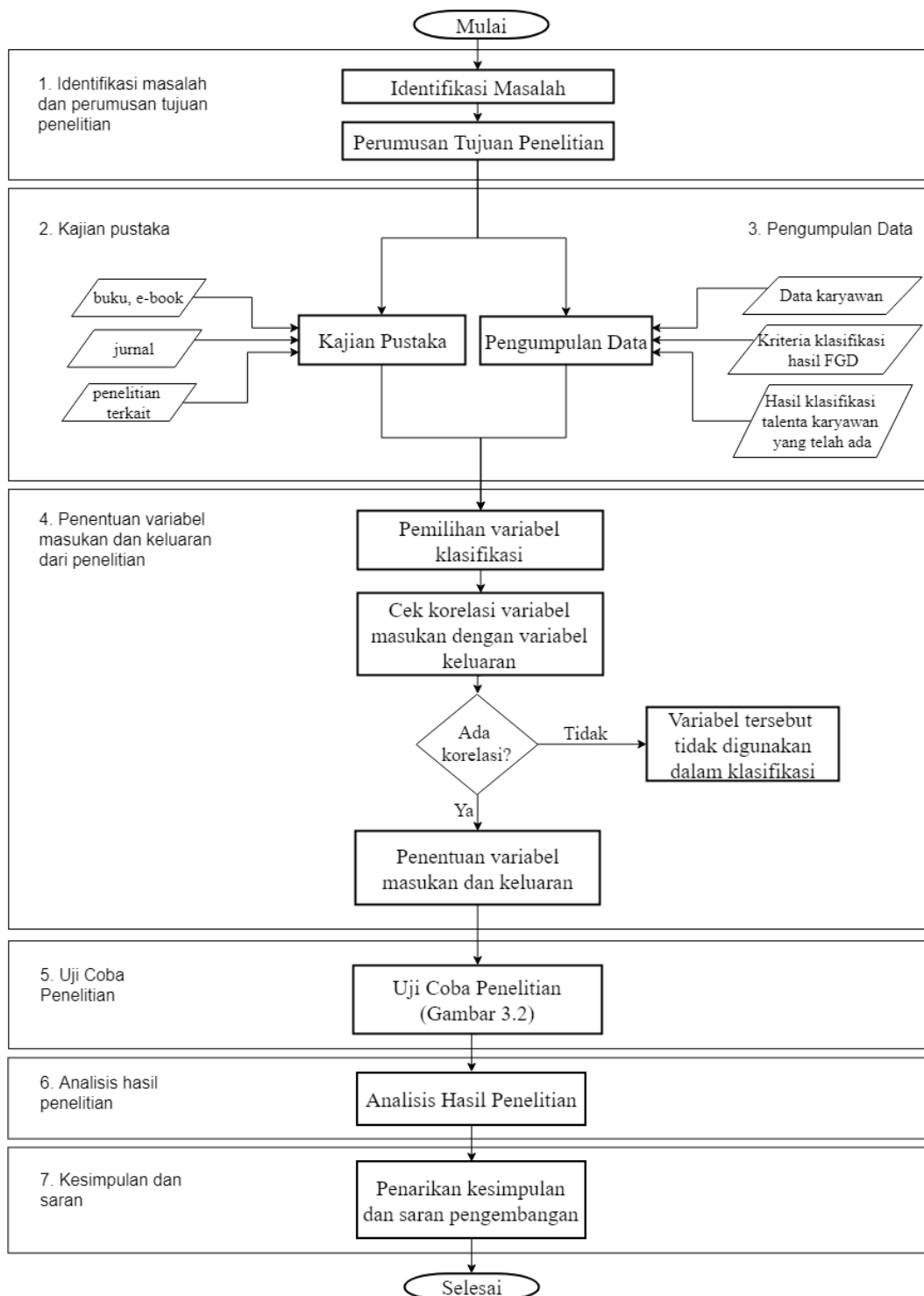
Bab ini akan menjelaskan metodologi penelitian pada penelitian ini. Bab ini terdiri dari dua bagian besar yaitu tahapan penelitian dan rencana waktu pengerjaan. Metodologi penelitian ini akan menjadi panduan dalam mengerjakan penelitian agar dapat diselesaikan secara sistematis, terarah dan jelas.

3.1. Tahapan Penelitian

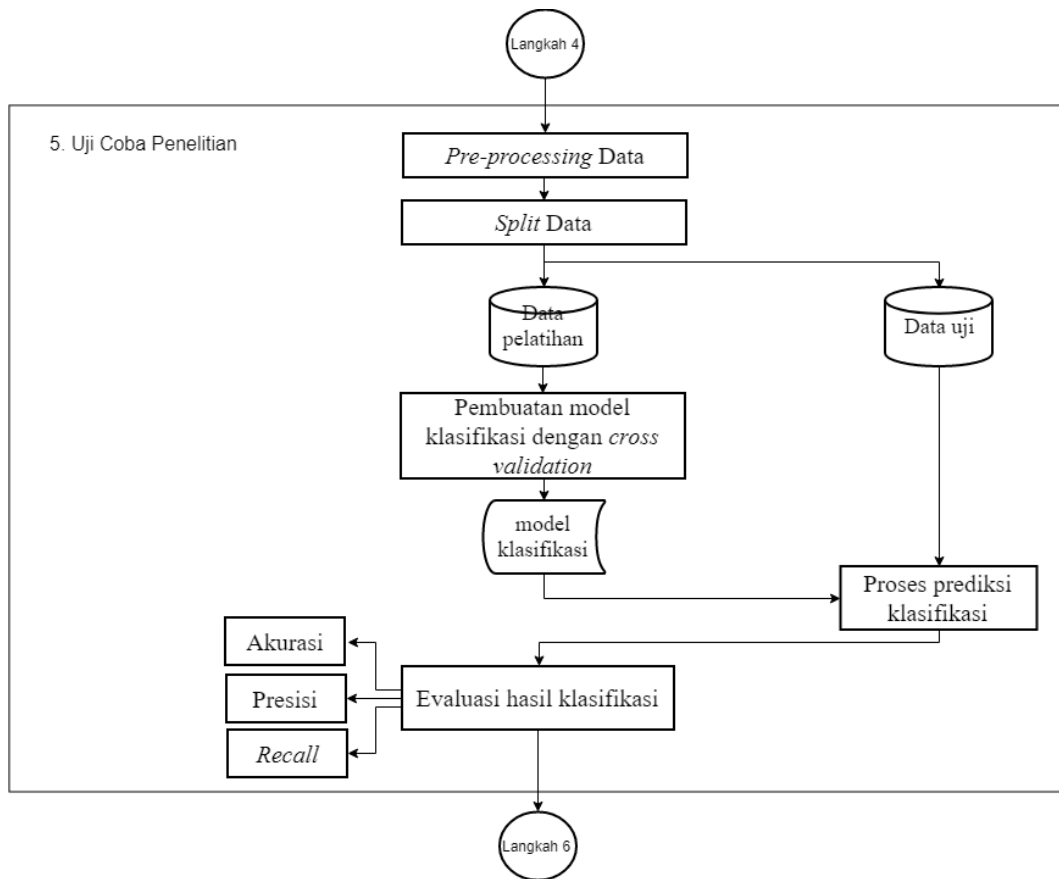
Tahapan penelitian yang akan dilakukan terdiri dari tujuh tahap. Tahapan tersebut digambarkan dalam skema metodologi yang tersaji pada Gambar 3.1. Skema metodologi akan dimulai dengan simbol “Mulai” dan akan diakhiri dengan simbol “Selesai”. Penjelasan detail dari setiap tahapan akan dijelaskan pada sub bab terkait.

Tahap pertama dimulai dengan identifikasi masalah dan perumusan tujuan penelitian. Penelitian akan dilakukan dengan mengacu pada tujuan penelitian yang telah ditetapkan. Kajian pustaka menjadi tahapan kedua, sedangkan pengumpulan data terkait penelitian adalah tahap ketiga. Tahap kedua dan tahap ketiga akan dilakukan bersamaan karena teori yang ada akan dibandingkan dengan kondisi sesungguhnya. Tahap selanjutnya adalah penentuan variabel masukan dan keluaran dari penelitian. Variabel masukan akan digunakan sebagai *input* dalam pembuatan klasifikasi. Variabel keluaran akan digunakan sebagai *output* dari klasifikasi.

Setelah penentuan variabel masukan dan keluaran, uji coba penelitian dapat dilakukan pada tahap kelima. Uji coba penelitian akan dijelaskan lebih detail pada Gambar 3.2. Tahap keenam adalah analisis terhadap hasil penelitian dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan matriks hasil prediksi klasifikasi dengan data actual yang dimiliki. Tahap terakhir adalah penarikan kesimpulan dari penelitian ini serta saran pengembangan untuk penelitian selanjutnya. Pada setiap tahap tentunya akan dilakukan dokumentasi mengenai proses dalam setiap tahapan.



Gambar 3.1 Tahapan penelitian



Gambar 3.2 Tahapan detail dari proses uji coba penelitian

3.1.1. Identifikasi Masalah dan Perumusan Tujuan Penelitian

Sebelum dilakukan penelitian, maka penulis harus memahami apa yang menjadi alasan penelitian tersebut harus dilakukan. Selanjutnya, akan dilakukan pendefinisian masalah yang akan dijawab oleh penelitian tersebut. Tujuan penelitian dirumuskan berdasarkan dari masalah yang telah diidentifikasi. Identifikasi masalah dan perumusan tujuan penelitian harus dijabarkan secara jelas karena merupakan dasar dari penelitian tersebut.

3.1.2. Kajian Pustaka

Suatu penelitian tentu saja selalu diawali dengan kajian pustaka sebagai dasar proses pengkajian yang berkaitan dengan topik penelitian yang dilakukan. Pada penelitian ini, referensi yang digunakan oleh penulis adalah buku dan penelitian yang berhubungan dengan manajemen talenta, proses klasifikasi multi-kelas, metode *K-Nearest Neighbours (KNN)*, metode *C4.5*, metode *Support Vector Machine (SVM)*, dan metode *Random Forest (RF)*.

Dari kajian pustaka tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran yang cukup lengkap dan memberikan kontribusi kerangka kerja dari penelitian ini dalam melakukan klasifikasi talenta karyawan di PT. XYZ. Adapun kajian pustaka tersebut didapat dari jurnal melalui portal *Scimedirect*, *IEEE* serta *e-book*. Semuanya itu di cari dengan menggunakan kata kunci *talent management*, *multi-class classification*, *C4.5 algorithm*, *K-Nearest Neighbours*, *Support Vector Machine*, *Random Forest*.

3.1.3. Pengumpulan Data

Selain dilakukan kajian pustaka, pada waktu yang bersamaan dilakukan pengumpulan data. Pada bagian pengumpulan data akan dijabarkan data primer dan data sekunder dari penelitian. Data primer terdiri dari data karyawan sebagai sumber data utama dan variabel klasifikasi hasil FGD dengan tim sumber daya manusia pada perusahaan. Data karyawan berisi 1261 data karyawan dari perusahaan PT. XYZ. Data karyawan tersebut berasal dari data dua anak perusahaan tersebut. Data dari anak perusahaan pertama ada 815 data, sedangkan data dari anak perusahaan kedua ada 446 data.

Data primer yang didapat telah dilengkapi label yang menunjukkan kelas dari talenta karyawan. Label karyawan yang ada pada perusahaan sekarang berasal dari vendor *assessment* karyawan dari pihak ketiga. Dimana hasil *mapping* talenta karyawan didapat dari wawancara yang dilakukan psikolog dengan karyawan untuk mengetahui kepribadian karyawan. Tim sumber daya perusahaan ingin melakukan uji coba apakah data pribadi karyawan dapat digunakan sebagai acuan untuk klasifikasi talenta karyawan. Dari hasil FGD, juga didapat hasil klasifikasi talenta karyawan. Hasil klasifikasi talenta karyawan yang sudah ada dari perusahaan akan digunakan sebagai data pelatihan dan evaluasi terhadap hasil klasifikasi menggunakan metode yang diuji.

Selain data primer ada juga data sekunder. Data sekunder merupakan data yang secara tidak langsung memberikan data terhadap penelitian (Sugiyono, 2011). Data sekunder dapat berasal dari kajian pustaka yang bersumber dari buku, jurnal, dan penelitian terkait klasifikasi talenta karyawan. Penelitian tentang klasifikasi talenta pernah dipublikasikan oleh Hamidah Jantan et al pada 2009. Klasifikasi

talenta yang dilakukan pada penelitian tersebut adalah untuk bidang akademik. Variabel masukan klasifikasi talenta akademik dijelaskan pada Tabel 3.1. Variabel keluaran dari klasifikasi talenta tersebut ada empat kelas yaitu kelas 1, 2, 3, dan 4 dimana tidak dijelaskan deskripsi dari 4 kelas tersebut.

Tabel 3.1 Variabel masukan pada klasifikasi talenta akademik menurut Hamidah Jantan et al. (2009)

Faktor	Variabel
Latar belakang	Usia
	Ras
	Gender
	Posisi
	Masa Kerja
	Tahun yang diperlukan untuk promosi pertama
	Tahun yang diperlukan untuk promosi kedua
Evaluasi kinerja masa lampau	Tahun yang diperlukan untuk promosi ketiga
	Evaluasi kinerja 15 tahun kebelakang
	Pengetahuan dan kemampuan
Jumlah supervisi	
Jumlah penelitian	
Jumlah publikasi	
Jumlah konferensi	
Kemampuan manajemen	Kewajiban siswa
	Tugas administrasi
Kualitas individu	Pelatihan
	Penghargaan
	Apresiasi

Selain penelitian dibidang akademik, ada pula penelitian talenta di bidang karyawan IT yang dilakukan oleh Peter Mirski et al pada 2017. Fokus penelitian ini bukan pada klasifikasi melainkan pada menemukan titik kecocokan antar kemampuan yang dimiliki individu dengan kemampuan yang dibutuhkan dalam pekerjaan IT. Variabel masukan pada pekerja IT yang mempengaruhi klasifikasi pekerjaan yang cocok dapat dilihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Variabel masukan pada penelitian talenta karyawan IT menurut Peter Mirski et al. (2017)

Variabel
Pendidikan
Kemampuan dalam pekerjaan (<i>skill</i>)
Bahasa yang dikuasai
Penghargaan
Asal universitas / organisasi

Selanjutnya, ada penelitian lanjutan dari Hamidah Jantan di tahun 2010 dengan topik prediksi talenta karyawan. Penelitian ini digunakan untuk memberikan rekomendasi karyawan tersebut layak dipromosikan atau tidak. Variabel keluaran didefinisikan menjadi dua kelas, “Ya” atau “Tidak”. Sedangkan untuk variabel masukan terdiri dari delapan variabel yang dapat dilihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Variabel masukan pada penelitian talenta karyawan menurut Hamidah Jantan et al. (2017)

Variabel	Deskripsi
Tipe karyawan	P = Professional, S = Support Staff
Gender	Laki - laki, Perempuan
Pendidikan	Doktor, Master, Sarjana, Diploma, dan Sertifikasi
Hasil kerja	Kualitas pekerjaan, jumlah pekerjaan, waktu yang dibutuhkan, efektivitas
Pengetahuan dan ketrampilan	Kemampuan dalam pekerjaan, kemampuan menyelesaikan masalah, kemampuan komunikasi
Kualitas individu	Kepemimpinan, kemampuan organizing, disiplin, proaktif dan inovatif, hubungan dengan karyawan lain
Aktivitas dan kontribusi	Komunitas, kontribusi kreatif
Hasil evaluasi kinerja	Evaluasi kinerja tahunan

Penelitian keempat yang akan dijadikan data sekunder yaitu manajemen talenta pada industri manufaktur (Buket Karatop et. al., 2014). Variabel masukan terdiri dari tujuh dengan variabel keluaran berupa prediksi tingkat potensi karyawan tersebut. Variabel masukan akan dideskripsikan pada Tabel 3.4. Sedangkan

variabel keluaran didefinisikan menjadi empat yaitu *Low*, *Medium*, *High*, dan *Very High*. Dimana level *low* menggambarkan posisi *Engineer*, level *Medium* menggambarkan posisi *Chief*, *Manager* diasosiasikan dengan level *High* dan *General Manager* dengan level *Very High*.

Tabel 3.4 Variabel masukan pada penelitian talenta karyawan pada industri manufaktur oleh Buket Karatop et al. (2014)

Variabel	Deskripsi
Kinerja	Low, Medium, High
EQ	Low, Medium, High
Pengalaman	Low, Medium, High
Loyalitas	Low, Medium, High
Kemampuan Komunikasi	Low, Medium, High
Kemampuan IT	Low, Medium, High

Selain itu seperti yang telah dijelaskan pada Bab 2, ada pengklasifikasian talenta karyawan dengan matriks sembilan kotak (Gregory J. Lee, 2018). Dalam sistem ini, karyawan dinilai berdasarkan kinerja dan potensi yang merupakan sumbu X dan sumbu Y. Pada setiap sumbu terdapat tiga kategori yaitu rendah, medium, dan tinggi. Hasil mapping matriks sembilan kotak akan menghasilkan sembilan kategori talenta karyawan dapat dilihat pada Gambar 2.1. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Jocelyne Durando (*Cornerstone's Integrated Talent Management Solution*) pada tahun 2014.

Jocelyne mempublikasikan versi lain matriks pengukuran talenta karyawan. Matriks tersebut memiliki kesamaan yaitu mengukur talenta karyawan berdasarkan kinerja dan potensi. Tetapi matriks tersebut hanya membagi talenta karyawan menjadi empat kategori yaitu perlu pengembangan atau terlalu dini untuk dievaluasi (1), kontributor yang kuat (2), potensi menjadi eksekutif dalam tiga tahun mendatang atau lebih (3), serta potensi menjadi eksekutif dalam dua tahun mendatang (4). Matriks pengukuran ini kemudian dikenal sebagai matriks empat kotak. Matriks empat kotak dapat dilihat pada Gambar 2.3.

Penelitian terakhir yang akan dijadikan acuan mendefinisikan lebih rinci faktor yang akan diukur untuk kinerja dan potensi talenta karyawan oleh *Catalyst Consulting* (2014). Terdapat lima faktor yang dapat mendefinisikan kinerja yaitu

hasil kinerja (*result*), pencapaian (*accomplishments*), hubungan karyawan (*relationships*), kontribusi dalam proyek atau tim (*project / team contribution*), serta budaya kerja (*culture*). Faktor pengukuran kinerja tersebut akan didefinisikan menjadi variabel potensi untuk dipakai yang dijelaskan pada Tabel 3.5. Disisi lain, pada pengukuran potensi karyawan juga terdapat lima faktor yang diukur. Faktor yang diukur untuk potensi karyawan yaitu kemampuan (*ability*), atribut (*attributes*), kepemimpinan (*leadership*), aspirasi (*aspiration*), dan keterlibatan karyawan (*engagement*). Faktor pengukuran potensi karyawan dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.5 Lima faktor pengukuran kinerja karyawan

No.	Faktor	Variabel
1	Result	quantity, quality, cost, service, surveys, deadlines, project delivery, efficiencies, financial results (KPIs)
2	Accomplishments	awards, special achievements, going the extra mile, customer feedback, management recognition, special assignments
3	Relationships	relationships built and maintained, networks, conflict resolution, teamwork
4	Project / Team Contribution	ideas, commitment, delivery, support, accountability, ownership
5	Culture	leadership brand, values

Tabel 3.6 Lima faktor pengukuran potensi karyawan

No.	Faktor	Variabel
1	Ability	cognitive processing ability (CPP), emotional intelligence (EQ), technical competence
2	Attributes	energy, drive, positive attitude, passion, curiosity, fast learner, openness to change, resilience, willing to go the extra mile
3	Leadership	self-leadership, leadership of others, team player, relationship builder, influencer, communicator, innovator, problem solver
4	Aspiration	desire for advancement and financial rewards, ambition, sense of purpose
5	Engagement	intent to stay, discretionary effort, enthusiasm, loyalty, responsive to change

3.1.4. Penentuan Variabel Masukan dan Keluaran dari Penelitian

Seperti yang digambarkan pada Gambar 3.1, tahapan penentuan variabel masukan dan keluaran dari penelitian terbagi menjadi tiga tahapan yang lebih kecil. Tahapan tersebut berupa pemilihan variabel klasifikasi, mengecek korelasi variabel masukan dengan variabel keluaran yang akan ditebak, dan penentuan variabel masukan dan keluaran. Pemilihan variabel klasifikasi dilakukan dengan melakukan *Focus Group Discussion (FGD)* dengan tim sumber daya manusia dari perusahaan PT. XYZ. Variabel ditentukan dari data yang dimiliki perusahaan dan dibandingkan dengan kajian pustaka yang dilakukan.

Variabel keluaran yang akan ditebak yaitu level talenta karyawan. Sedangkan variabel masukan yang dianggap mempengaruhi klasifikasi ada tujuh belas yaitu karyawan tersebut berasal dari anak perusahaan yang mana, tipe karyawan, masa kerja, posisi, gender, jumlah anak, pendidikan, usia, status pernikahan, apakah telah mendapat pelatihan kepemimpinan, apakah pernah mendapat pelatihan pekerjaan, apakah karyawan tersebut mempunyai bawahan, penghargaan yang pernah didapat, apakah pernah mendapat promosi, jumlah pelanggaran yang dilakukan, rata – rata jumlah *overtime* dalam sebulan dan rata – rata jumlah cuti dalam setahun. Faktor – faktor tersebut akan dijadikan acuan penentuan variabel masukan pada klasifikasi yang akan digunakan dalam penelitian. Detail variabel masukan dijabarkan pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Variabel masukan yang akan digunakan pada klasifikasi talenta karyawan

Variabel	Deskripsi	Jenis Data
Perusahaan	jenis anak perusahaan tempat karyawan bekerja	Nominal, anak perusahaan 1 atau anak perusahaan 2
Tipe Karyawan	tipe karyawan pada perusahaan	Nominal, permanen atau kontrak
Masa Kerja	lama masa kerja karyawan dalam ukuran tahun	Numerik
Posisi	posisi karyawan	Ordinal, berupa nonstaff, staff, supervisor, manager, division head, direktur
Gender	jenis kelamin karyawan	Nominal, laki - laki atau perempuan

Jumlah Anak	jumlah tanggungan anak yang dimiliki karyawan	Numerik
Pendidikan	pendidikan formal terakhir yang dimiliki karyawan	Ordinal, berupa tidak ada pendidikan, SD, SMP, SMA, D1-3, S1, S2
Usia	usia karyawan pada tahun ini	Numerik
Status Pernikahan	status pernikahan	Nominal, sudah menikah atau belum menikah
Pelatihan Kepemimpinan	jumlah pelatihan kepemimpinan yang pernah diikuti	Numerik
Pelatihan Pekerjaan	jumlah pelatihan pekerjaan yang pernah diikuti	Numerik
Punya Bawahan	jumlah bawahan yang dimiliki	Numerik
Penghargaan	jumlah penghargaan yang pernah diterima	Numerik
Promosi	jumlah promosi yang pernah didapat	Numerik
Pelanggaran	jumlah pelanggaran yang dilakukan	Numerik
<i>Overtime</i>	rata - rata <i>overtime</i> selama 6 bulan terakhir dalam satuan jam	Numerik
Cuti	rata - rata cuti selama 5 tahun terakhir dalam satuan hari	Numerik

Variabel keluaran yang ditetapkan yaitu level talenta karyawan yang terdiri dari empat kelas. Empat kelas tersebut yaitu fokus optimalisasi di posisi sekarang, perlu pengembangan >4 Tahun, perlu pengembangan 2-4 Tahun, dan potensial dipromosikan <2 Tahun. Setelah didapat tujuh belas variabel masukan yang akan menjadi input dari klasifikasi dan variabel keluaran yang akan ditebak maka akan dicek korelasi antar variabel masukan dengan variabel keluaran. Pengecekan korelasi antar variabel dilakukan dengan menggunakan Minitab dengan fungsi *Pearson correlation*.

Hasil pengecekan korelasi variabel masukan terhadap variabel keluaran mengeluarkan dua output yaitu *Pearson correlation* dan *P-Value*. Koefisien Pearson (*Pearson correlation*) menunjukkan tingkat koefisien hubungan antar

variabel masukan dengan keluaran, tetapi tidak mengukur hubungan kausalitas (sebab-akibat). Nilai koefisien Pearson terletak antara -1 sampai 1, dimana jika mendekati 1 maka hubungannya positif. Jika nilai mendekati -1 maka hubungannya negatif. Sedangkan nilai P-Value menunjukkan ada atau tidaknya hubungan sebab-akibat antar variabel masukan dan variabel keluaran. Nilai P-Value diukur dengan nilai signifikan 0.05 dimana jika nilai kurang dari 0.05 menunjukkan bahwa ada hubungan sebab-akibat antar variabel. Sebaliknya, jika nilai P-Value lebih sama dengan dari 0.05 maka dianggap variabel tersebut tidak memiliki hubungan terhadap variabel yang ditebak.

Dari hasil pengecekan korelasi tersebut, jika ada variabel yang tidak memiliki hubungan sebab-akibat dengan variabel keluaran maka variabel tersebut akan dibuang dan tidak digunakan dalam klasifikasi. Sisa variabel yang telah terbukti memiliki korelasi akan lanjut ke proses uji coba penelitian.

3.1.5. Uji Coba Penelitian

Tahap uji coba penelitian ini dimulai pada proses *pre-processing* data seperti yang digambarkan pada Gambar 3.2. Teknik *pre-processing* data ada beberapa macam yaitu pembersihan data, integrasi data, transformasi data, reduksi data, dan diskretisasi data. Data yang biasa diperoleh biasanya memiliki *outlier*, data kosong maupun data yang tidak konsisten. Oleh karena itu diperlukan proses data *pre-processing* untuk menghasilkan output berupa pengetahuan baru yang diharapkan dapat memberikan kontribusi yang lebih baik.

Pada data karyawan yang dimiliki, beberapa variabel terutama numerik memiliki rentang nilai yang sangat jauh dan terdapat nilai – nilai *outlier*. Jika memakai data asli langsung diuji menggunakan metode klasifikasi akan didapat hasil yang tidak optimal atau bahkan tidak dapat dibuat model klasifikasinya karena tidak ditemukan polanya. Masalah tersebut akan diatasi dengan menentukan kelas interval untuk data yang berupa numerik. Caranya dengan mencari nilai terkecil dan terbesar dari data. Selanjutnya diperoleh jangkauan dari data tersebut. Banyaknya kelas interval bisa ditentukan dari awal atau didapat dari rumus $k = 1 + 3.3 \log n$, dimana n adalah banyaknya data. Setelah didapat jumlah kelas yang harus dibuat maka ditentukan panjang interval kelas. Sebagai contoh akan dijelaskan mengenai

pembuatan kelas interval untuk usia. Rentang usia yang ada pada data berada pada range usia 19 – 61 Tahun.

Langkah 1 : mencari nilai terkecil dan terbesar

Nilai terkecil = 19 Tahun, nilai terbesar = 61 Tahun

Langkah 2 : mencari nilai jangkauan

$$\begin{aligned}\text{Jangkauan} &= \text{nilai terbesar} - \text{nilai terkecil} \\ &= 61 - 19 \\ &= 42\end{aligned}$$

Langkah 3 : menentukan jumlah kelas yang akan dibuat

$$\begin{aligned}\text{Banyaknya kelas interval (k)} &= 1 + 3.3 \log n \text{ (n -> jumlah data)} \\ &= 1 + 3.3 \log 1261 \\ &= 1 + 10.23 \\ &= 11.23 \text{ atau tercipta 11 kelas.}\end{aligned}$$

Langkah 4 : menentukan panjang interval dari setiap kelas

$$\begin{aligned}\text{Panjang interval kelas (c)} &= \text{jangkauan} / \text{banyaknya kelas interval} \\ &= 42/11 \\ &= 3.82, \text{ dibulatkan menjadi 4}\end{aligned}$$

Sehingga didapat hasil kelas 1 : usia 19 – 23 Tahun, kelas 2 : usia 24 – 28 Tahun, dan seterusnya.

Hasil tersebut didiskusikan kembali dengan tim sumber daya manusia dari perusahaan dengan metode FGD. Dari hasil FGD ditentukan data tersebut dibagi menjadi lima kelas. Sehingga dilakukan perhitungan ulang seperti dibawah ini :

$$\begin{aligned}\text{Panjang interval kelas (c)} &= \text{jangkauan} / \text{banyaknya kelas interval} \\ &= 42/5 \\ &= 8.4, \text{ dibulatkan menjadi 8}\end{aligned}$$

Sehingga hasil kelas yang baru yaitu kelas 1 rentang usia : 19 – 27 Tahun, kelas 2 usia : 28 – 35 dan seterusnya.

Dengan metode penentuan kelas interval dan diskusi FGD dilakukan proses normalisasi data. Tahap selanjutnya adalah *split* data atau pemisahan data pelatihan dan data uji. Pemisahan data pelatihan dan data uji bisa menggunakan 80:20, 75:25, 70:30, 90:10, dan lain – lain. Menurut Amitrajit Bose (2019), perbandingan paling bagus yaitu 75% sebagai data pelatihan dan 25% sebagai data uji. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan menggunakan perbandingan tersebut. Setelah ratio data pelatihan ditentukan maka selanjutnya adalah pembuatan model klasifikasi. Model klasifikasi yang dibuat tentunya harus dievaluasi untuk menentukan konsistensi model. *Cross validation* adalah salah satu teknik untuk mengevaluasi model pembelajaran mesin dengan melatih beberapa model tentang himpunan bagian dari data *input* yang tersedia dan mengevaluasinya pada subset komplementer dari data. Teknik *cross validation* sendiri mempunyai beberapa macam yaitu *K-Fold Cross Validation*, *Leave P-out Cross Validation*, *Leave One-out Cross Validation*, *Repeated Random Sub-sampling Method*, *Holdout Method*. Salah satu metode yang paling populer yaitu *K-Fold Cross Validation*.

Proses *cross validation* dapat dilihat pada Tabel 3.8. Awalnya, seluruh rangkaian data pelatihan dipecah dalam bagian yang sama. Bagian pertama disimpan sebagai set penahan (pengujian) dan bagian *k-1* yang tersisa digunakan untuk melatih model. Kemudian model yang terlatih kemudian diuji pada set pegangan. Proses di atas diulangi *k* kali, dalam setiap kasus kami terus mengubah set *holdout*. Dengan demikian, setiap titik data mendapatkan kesempatan yang sama untuk dimasukkan dalam set tes.

Tabel 3.8 Proses *10-fold cross validation*

Split 1	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Split 2	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Split 3	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Split 4	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Split 5	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Split 6	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Split 7	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Split 8	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10

Split 9	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Split 10	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10

Data pelatihan

Data uji

Metode *cross validation* standar yang digunakan adalah *10-Fold Cross Validation*. Hal ini dikarenakan beberapa penelitian menunjukkan $k = 10$ adalah pilihan terbaik untuk mendapatkan akurasi yang konsisten. Metode *k-Fold Cross Validation* dapat diimplementasikan untuk hasil yang lebih baik dengan dilakukan berulang yang dikenal sebagai *repeated cross validation*. Pada penelitian ini akan digunakan *10-Fold Cross Validation* dengan pengulangan sebanyak tiga kali.

Proses pembuatan model pembelajaran dengan *cross validation* dilakukan untuk empat metode yang akan diuji pada penelitian. Empat metode tersebut yaitu *KNN*, *C4.5*, *SVM*, dan *Random Forest*. Setelah model pembelajaran berhasil dibuat dilanjutkan proses prediksi klasifikasi. Hasil prediksi klasifikasi akan dievaluasi dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* biasa digambarkan dengan tabel empat kombinasi nilai prediksi dan aktual yang berbeda seperti pada yang telah dijelaskan pada Bab 2. Evaluasi hasil klasifikasi akan dilakukan dengan mengukur tingkat akurasi, presisi, dan *recall* dari setiap metode yang diuji coba.

3.1.6. Analisis Hasil Penelitian

Pada tahap ini, akan dilakukan analisis terhadap hasil klasifikasi dengan data uji. Dari uji coba didapat empat *confusion matrix* dan tiga nilai pengukuran untuk evaluasi setiap hasil klasifikasi. Nilai akurasi, presisi, dan *recall* berada dalam *range* 0-1. Jika mendekati atau sama dengan satu maka tingkat akurasi klasifikasi tersebut tinggi. Sebaliknya jika mendekati 0 maka tingkat akurasinya buruk. Tabel tingkat akurasi *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Tingkat akurasi *confusion matrix*

0,90 - 1,00	Excellent Classification
0,80 - 0,89	Good Classification
0,70 - 0,79	Fair Classification
0,60 - 0,69	Poor Classification
< 0,60	Failure

3.1.7. Kesimpulan dan Saran

Tahapan terakhir dalam penelitian ini yaitu menganalisis dan membahas secara menyeluruh temuan dalam penelitian terkait. Dari penelitian ini akan didapatkan metode klasifikasi yang menunjukkan nilai keakuratan tertinggi dan metode yang mempunyai nilai keakuratan terendah. Sehingga didapat hasil akhir metode yang sesuai untuk melakukan klasifikasi talenta karyawan pada PT. XYZ.

3.1.8. Penyusunan Laporan

Penyusunan laporan adalah tahapan yang dilakukan dari awal sampai akhir. Pada setiap proses penelitian, mulai dari kajian pustaka sampai penarikan kesimpulan dan saran pengembangan akan didokumentasikan pada laporan penelitian ini. Sehingga penelitian ini dapat digunakan sebagai bahan referensi untuk penelitian terkait.

3.2. Rencana Penelitian

Aktivitas penelitian ini direncanakan berlangsung selama kurang lebih lima bulan dengan rincian jadwal pelaksanaan seperti pada Tabel 3.10 berikut ini.

Tabel 3.10 Rencana penelitian

Aktivitas	2019				
	Februari	Maret	April	Mei	Juni
Identifikasi masalah dan perumusan tujuan penelitian					
Kajian pustaka					
Pengumpulan data					
Penentuan variabel masukan dan keluaran dari penelitian					
Uji coba penelitian					
Analisis hasil penelitian					
Penarikan kesimpulan dan saran pengembangan					
Penyusunan laporan					

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai hasil dan pembahasan penelitian. Penulis menggunakan R Studio 1.1.453 sebagai alat bantu pengolahan data. Berdasarkan data yang telah didapat dibuat penjelasan tentang distribusi data. Selanjutnya, akan dilakukan pembagian data pelatihan dan data uji menggunakan R Studio. Data untuk pelatihan akan dilatih menggunakan empat metode yaitu KNN, C4.5, SVM, dan Random Forest. Dari keempat metode tersebut, dilakukan klasifikasi dan akan dilakukan analisis klasifikasi untuk mendapat tingkat akurasi tertinggi.

4.1 Uji Korelasi Setiap Variabel Masukan Terhadap Variabel Keluaran

Sebelum dilakukan uji coba, variabel masukan yang terdiri dari tujuh belas variabel akan diuji korelasinya terhadap variabel keluaran. Uji korelasi akan menggunakan uji korelasi Pearson. Nilai P-Value diukur dengan nilai signifikan 0.05 dimana jika nilai kurang dari 0.05 menunjukkan bahwa ada hubungan sebab-akibat antar variabel. Sebaliknya, jika nilai P-Value lebih sama dengan dari 0.05 maka dianggap variabel tersebut tidak memiliki hubungan terhadap variabel yang ditebak. Hasil uji korelasi Pearson antar variabel masukan dengan variabel keluaran dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil uji korelasi Pearson variabel masukan dengan variabel keluaran

Variabel	Pearson Correlation	P-Value
Perusahaan	0,307	0,000
Tipe Karyawan	0,141	0,000
Masa Kerja	0,217	0,000
Posisi	0,532	0,000
Gender	0,062	0,028
Jumlah Anak	0,104	0,000
Pendidikan	0,300	0,000
Usia	0,165	0,000
Status Pernikahan	0,048	0,085
Pelatihan	0,553	0,000
Kepemimpinan		
Pelatihan Pekerjaan	0,376	0,000

Punya Bawahan	0,230	0,000
Penghargaan	0,201	0,000
Promosi	0,294	0,000
Pelanggaran	0,201	0,000
<i>Overtime</i>	-0,033	0,245
Cuti	0,385	0,000

Hasil pengecekan korelasi menunjukkan bahwa ada dua variabel yang tidak memiliki hubungan sebab-akibat dengan variabel keluaran yaitu status pernikahan dan overtime. Oleh karena itu, dua variabel tersebut akan dibuang dan tidak digunakan dalam klasifikasi. Pada Tabel 4.2, lima belas variabel yang telah terbukti memiliki korelasi akan lanjut ke proses uji coba penelitian.

Tabel 4.2 Lima belas variabel masukan yang akan diuji coba

Variabel	Indikator
PERUSAHAAN	Anak Perusahaan 1, Anak Perusahaan 2
TIPE KARYAWAN	Kontrak, Permanen
MASA KERJA	<= 3 Tahun, 4-8 Tahun, 9-15 Tahun, 16-25 Tahun, > 25 Tahun
POSISI	Non Staff, Staff, Supervisor, Manager, Divhead
GENDER	Laki - laki, Perempuan
JUMLAH ANAK	Tidak Punya, Punya 1, Punya 2, Punya lebih dari 2 anak
PENDIDIKAN	<= SMA, D1-3, D4/S1, S2
USIA	<= 27 Tahun, 28-35 Tahun, 36-42 Tahun, 43-50 Tahun, >50 Tahun
PELATIHAN KEPEMIMPINAN	Belum, Pernah
PELATIHAN PEKERJAAN	Belum, Pernah
PUNYA BAWAHAN	Tidak Punya, Punya
PENGHARGAAN	Belum, Pernah
PROMOSI	Belum, Pernah
PELANGGARAN	Tidak Pernah, Pernah
CUTI	<= 3 hari, 4-8 hari, 9-15 hari, >= 15 hari

4.2 Distribusi Data Karyawan

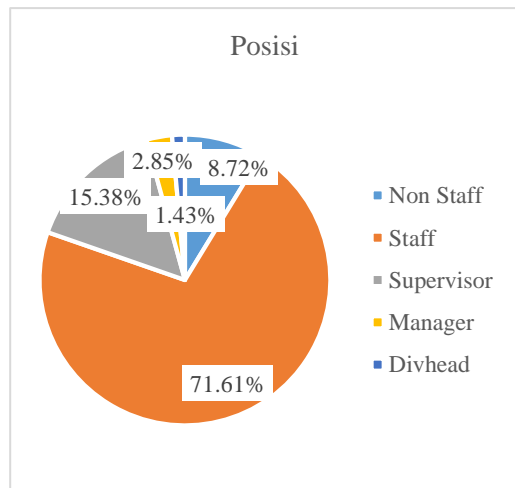
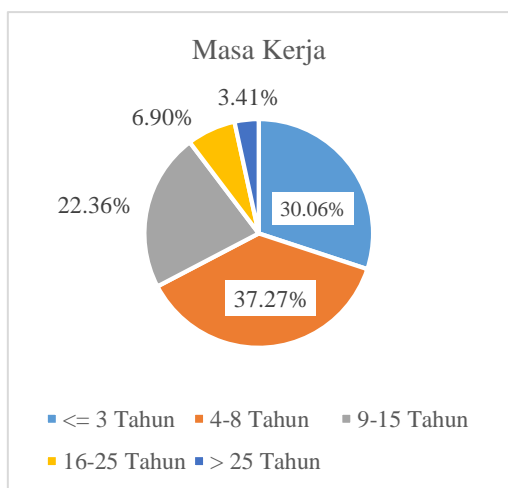
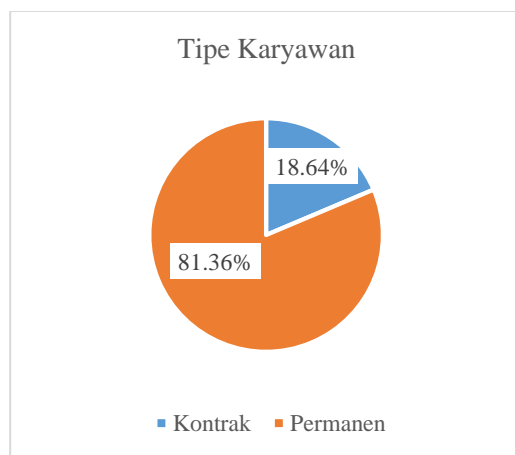
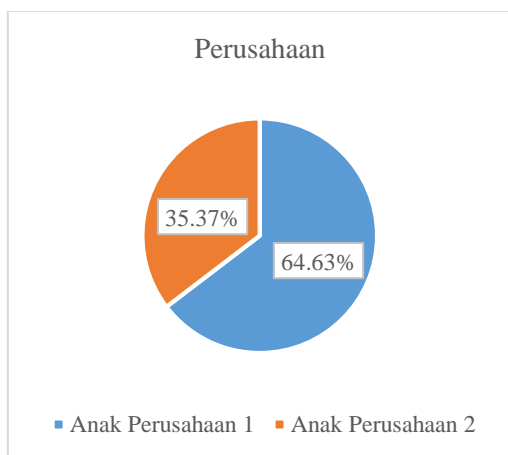
Distribusi data karyawan menjelaskan penyebaran data karyawan terhadap setiap variabel dalam penelitian. Variabel dalam penelitian dibedakan menjadi dua

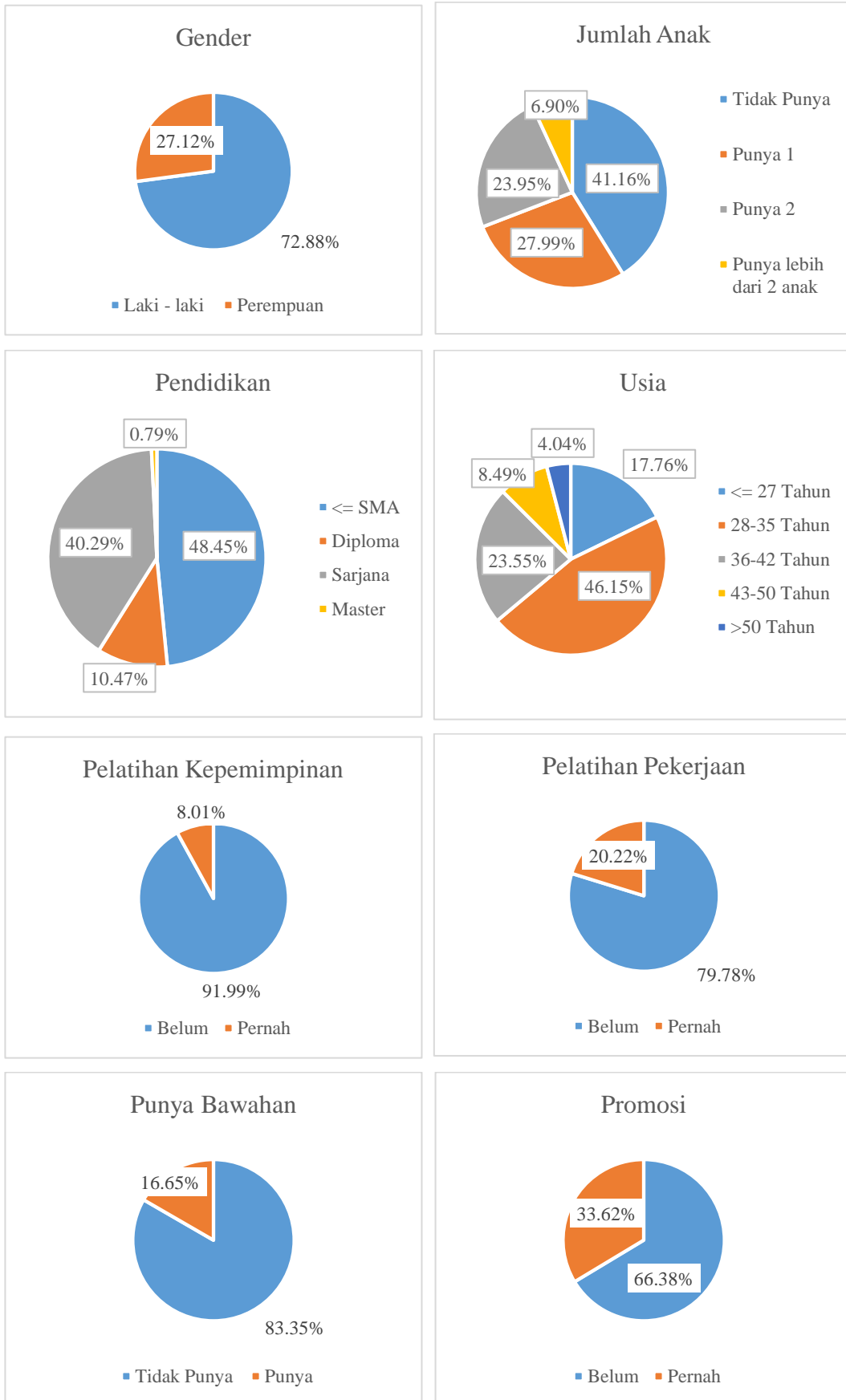
yaitu variabel masukan (*input*) dan variabel keluaran (*output*). Bagian ini berisi prosentase penyebaran data pada setiap variabel pada penelitian. Beberapa variabel masukan dengan jenis numerik memiliki sebaran dengan kelas yang banyak seperti yang dijelaskan pada Bab 3. Sebaran data untuk variabel masukan dengan data yang sudah dikategorikan dapat dilihat pada Tabel 4.3 dan Gambar 4.1.

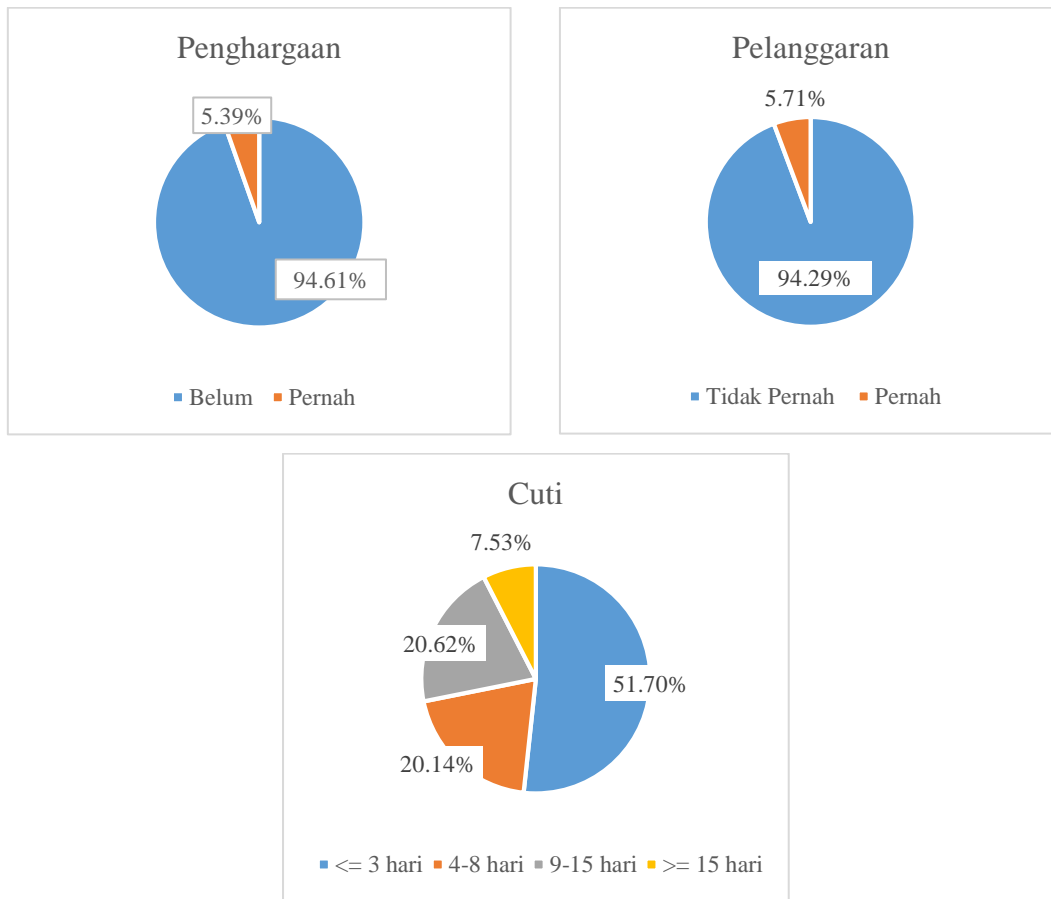
Tabel 4.3 Distribusi data variabel masukan

NO	VARIABEL MASUKAN	JUMLAH	PROSENTASE (%)	
1	PERUSAHAAN	Anak Perusahaan 1	815	64.63%
		Anak Perusahaan 2	446	35.37%
2	TIPE KARYAWAN	Kontrak	235	18.64%
		Permanen	1026	81.36%
3	MASA KERJA	<= 3 Tahun	379	30.06%
		4-8 Tahun	470	37.27%
		9-15 Tahun	282	22.36%
		16-25 Tahun	87	6.90%
		> 25 Tahun	43	3.41%
4	POSISI	Non Staff	110	8.72%
		Staff	903	71.61%
		Supervisor	194	15.38%
		Manager	36	2.85%
		Divhead	18	1.43%
5	GENDER	Laki - laki	919	72.88%
		Perempuan	342	27.12%
6	JUMLAH ANAK	Tidak Punya	519	41.16%
		Punya 1	353	27.99%
		Punya 2	302	23.95%
		Punya lebih dari 2 anak	87	6.90%
7	PENDIDIKAN	<= SMA	611	48.45%
		Diploma	132	10.47%
		Sarjana	508	40.29%
		Master	10	0.79%
8	USIA	<= 27 Tahun	224	17.76%
		28-35 Tahun	582	46.15%
		36-42 Tahun	297	23.55%
		43-50 Tahun	107	8.49%
		>50 Tahun	51	4.04%

9	PELATIHAN KEPEMIMPINAN	Belum	1160	91.99%
		Pernah	101	8.01%
10	PELATIHAN PEKERJAAN	Belum	1006	79.78%
		Pernah	255	20.22%
11	PUNYA BAWAHAN	Tidak Punya	1051	83.35%
		Punya	210	16.65%
12	PENGHARGAAN	Belum	1193	94.61%
		Pernah	68	5.39%
13	PROMOSI	Belum	837	66.38%
		Pernah	424	33.62%
14	PELANGGARAN	Tidak Pernah	1189	94.29%
		Pernah	72	5.71%
15	CUTI	<= 3 hari	652	51.70%
		4-8 hari	254	20.14%
		9-15 hari	260	20.62%
		>= 15 hari	95	7.53%







Gambar 4.1 Distribusi data variabel masukan

Pada tabel dan gambar diatas terlihat distribusi data pada setiap kategori yang ada di variabel masukan. Pada variabel Perusahaan, didominasi oleh anak perusahaan 1 dengan prosentase 64.63% dari keseluruhan karyawan. Sedangkan prosentase untuk anak perusahaan 2 yaitu 35.37%. Tipe Karyawan terdiri dari 81.36 % permanen dan sisanya merupakan karyawan kontrak. Persebaran data pada variabel Masa Kerja cukup merata dengan 30.06% kurang sama dengan 3 tahun, 37.27% bekerja 4-8 tahun, 22.36% bekerja 9-15 tahun, 6.9% bekerja 16-25 tahun dan 3.41% bekerja lebih dari 25 tahun. Berdasarkan variabel posisi, jumlah karyawan nonstaff mencapai 8.72%, lalu staff sebesar 71.61%, supervisor 15.38%, manager 2.85% serta divhead dengan prosentase terkecil yaitu 1.43%. Laki – laki mendominasi gender di dalam perusahaan sebesar 72.88% dibanding perempuan hanya 27.12%.

Jumlah karyawan yang belum mempunyai anak sangat besar yaitu 41.16%, diikuti karyawan dengan jumlah anak 1 yaitu 27.99%, selanjutnya karyawan

dengan jumlah anak 2 sebesar 23.95% dan terakhir karyawan dengan jumlah anak lebih dari 2 yaitu 6.9%. Distribusi data pada variabel Pendidikan terdiri dari lulusan SD-SMA sebesar 48.45%, 10.47% diploma, 40.29% sarjana, dan 0.79% yang bergelar Master. Variabel Usia didominasi dengan usia 28-35 tahun sebesar 46.15%, lalu sisanya dari usia 36-42 tahun sebanyak 23.55%, usia ≤ 27 tahun sebesar 17.76%, karyawan dengan usia 43-50 tahun sebanyak 8.49%, dan sisanya karyawan berusia > 50 tahun sebesar 4.04%.

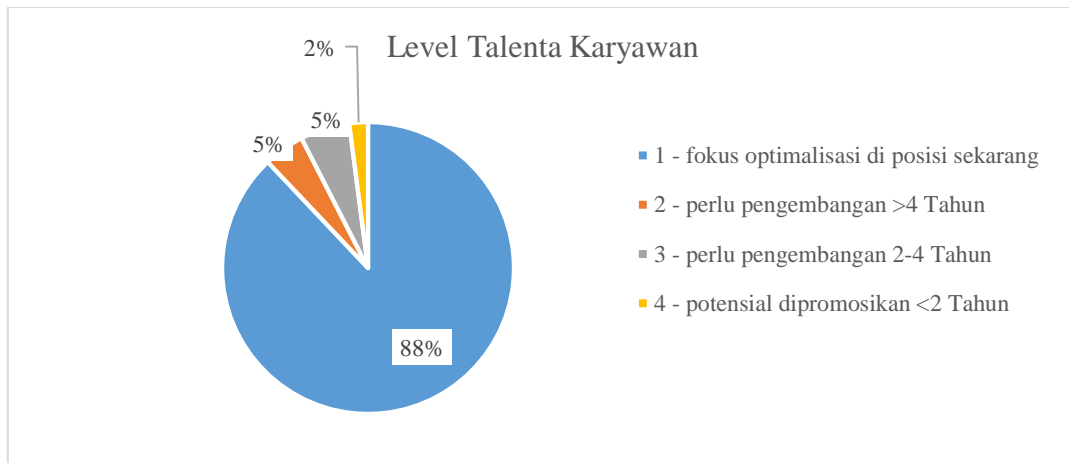
Karyawan yang sudah pernah mengikuti Pelatihan Kepemimpinan hanya sebesar 8.01%, sisanya sebanyak 91.99% belum pernah mendapat pelatihan kepemimpinan. Sama seperti variabel Pelatihan Kepemimpinan, karyawan yang pernah mengikuti pelatihan pekerjaan (20.22%) lebih sedikit daripada yang belum pernah (79.78%). Karyawan yang tidak mempunyai bawahan mendominasi dengan 83.35% dibanding yang punya bawahan. Pada variabel Promosi, hampir dua per tiga pernah mendapat promosi yaitu 66.38%. Sedangkan pada variabel Penghargaan, didominasi 94.16% belum pernah mendapat penghargaan. Pada variabel Pelanggaran, terlihat bahwa 94.29% karyawan tidak pernah melakukan pelanggaran.

Variabel masukan terakhir yaitu rata – rata cuti dalam setahun dengan satuan hari. Sebaran data rata-rata cuti karyawan didominasi 51.70% karyawan cuti dibawah atau sama dengan 3 hari dalam setahun, dan sisanya cuti 4-8 hari sebesar 20.14%, cuti 9-15 hari sebesar 20.62% serta cuti ≥ 15 hari sebesar 7.53%. Data karyawan dengan lima belas variabel masukan tersebut akan digunakan sebagai variabel untuk melakukan tebakan klasifikasi terhadap data uji. Variabel keluaran pada penelitian ini adalah level talenta karyawan. Seperti yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya ada empat kategori pada level talenta karyawan dan distribusi datanya dijelaskan pada Tabel 4.4 dan Gambar 4.2.

Pada Gambar 4.2 terlihat sebaran data level talenta karyawan yang didominasi oleh pada kelas 1 yaitu fokus optimalisasi di posisi sekarang sebanyak 87.95%. Jumlah data pada kelas 2 (perlu pengembangan >4 Tahun) dan kelas 3 (perlu pengembangan 2-4 Tahun) hampir sama yaitu 4.52% dan 5.47%. Sedangkan distribusi terendah terletak pada kelas 4 yaitu potensial di promosikan kurang dari 2 tahun sebesar 2.06%.

Tabel 4.4 Distribusi data variabel keluaran

VARIABEL KELUARAN		JUMLAH	PROSENTASE (%)
LEVEL TALENTA KARYAWAN	1 - fokus optimalisasi di posisi sekarang	1109	87.95%
	2 - perlu pengembangan >4 Tahun	57	4.52%
	3 - perlu pengembangan 2-4 Tahun	69	5.47%
	4 - potensial dipromosikan <2 Tahun	26	2.06%
Total		1261	100%



Gambar 4.2 Distribusi data variabel keluaran

4.3 Pembagian Data Pelatihan dan Data Uji Pada RStudio

Bagian ini menjelaskan pembagian data pelatihan dan data uji. Data akan dibagi menjadi data pelatihan sebesar 75% dan data uji sebesar 25%. Hal tersebut didasari oleh Amitrajit Bose (2019) bahwa perbandingan data pelatihan dan data uji yang paling bagus yaitu 75:25. Oleh karena itu, pada penelitian ini menggunakan rasio perbandingan tersebut. RStudio menggunakan bahasa R yang dirancang khusus untuk pengolahan data, pembuatan model, analisis data dan uji statistic lainnya. Selain itu, R dilengkapi dengan berbagai macam *library* atau *package* yang terus menerus dikembangkan dan dapat diunduh gratis karena sistemnya *open-source software*. R menyediakan fungsi *import* data dari *file text*, excel maupun SPSS. Pada penelitian ini, data berasal dari *file excel*.

Sebelum melakukan penulisan *script* pada R, perlu dilakukan pemanggilan *library* terlebih dahulu. Fungsi `library(readxl)` digunakan untuk memanggil *library* pembacaan data dari excel. Pembacaan dari file excel dilakukan dengan memanggil fungsi `read_excel()`. Contoh penulisannya sebagai berikut :

```
employee <-  
read_excel("D:/KULIAH/SEMESTER3/Tesis/employee.xlsx", sheet =  
"data")
```

Hasil dari pembacaan *excel* harus disimpan pada variabel penampung, contohnya : `employee`. Data karyawan yang sudah diimport dapat dilihat dengan fungsi `View(variabel_penampung)`.

Data yang sudah masuk ke RStudio tidak bisa langsung dilakukan pembagian data pelatihan dan data uji karena dapat menyebabkan bias atau program tidak dapat membaca. Oleh karena itu, setiap variabel baik variabel masukan atau variabel keluaran dari data penelitian harus didefinisikan sebagai faktor. Script R untuk mendefinisikan variabel menjadi faktor adalah `variabel_penampung$`

```
employee$class<-as.factor(employee$class)  
employee$company<-as.factor(employee$company)  
employee$employeetype<-as.factor(employee$employeetype)  
employee$workingperiod<-as.factor(employee$workingperiod)  
employee$grade<-as.factor(employee$grade)  
employee$gender<-as.factor(employee$gender)  
employee$noc<-as.factor(employee$noc)  
employee$education<-as.factor(employee$education)  
employee$age<-as.factor(employee$age)  
employee$trainingleadership<-  
as.factor(employee$trainingleadership)  
employee$trainingjob<-as.factor(employee$trainingjob)  
employee$employee<-as.factor(employee$employee)  
employee$award<-as.factor(employee$award)  
employee$promotion<-as.factor(employee$promotion)  
employee$violation<-as.factor(employee$violation)  
employee$leave<-as.factor(employee$leave)
```

kolom_variabel<-as.factor(Variabel_penampung\$kolom_variabel),
 dengan implementasi sebagai berikut :

Hasil definisi faktor variabel dapat dilihat dengan fungsi
 str(variabel_penampung) sebagai berikut :

```
Classes 'tbl_df', 'tbl' and 'data.frame':    1261 obs. of  16
variables:
 $ class          : Factor w/ 4 levels "1","2","3","4": 1 1
1 1 1 4 1 1 4 2 ...
```

```
$ company        : Factor w/ 2 levels "MPM1","MPM2": 1 1 1 1
1 1 1 1 1 1 ...
 $ employeetype  : Factor w/ 2 levels "CONTRACT","PERMANENT
": 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
 $ workingperiod : Factor w/ 5 levels "0-3YEARS","16-25YEAR
S",...: 5 5 5 5 5 2 2 2 2 2 ...
 $ grade         : Factor w/ 5 levels "DIVHEAD","MANAGER",.
..: 1 2 4 4 4 2 4 4 5 5 ...
 $ gender        : Factor w/ 2 levels "MEN","WOMEN": 2 1 1
2 2 2 1 2 2 1 ...
 $ noc           : Factor w/ 4 levels "ABOVETWOCHILD",...: 2
3 4 4 4 2 1 4 4 1 ...
 $ education     : Factor w/ 4 levels "BACHELOR","DIPLOMA",
..: 1 1 4 4 1 1 4 4 2 4 ...
 $ age          : Factor w/ 5 levels "28-35YEARS","36-42YE
ARS",...: 4 4 4 3 3 3 4 3 3 3 ...
 $ trainingleadership: Factor w/ 2 levels "EVER","NOTYET": 2 2
2 2 2 1 2 2 2 1 ...
 $ trainingjob   : Factor w/ 2 levels "EVER","NOTYET": 1 2
2 2 2 1 2 2 2 2 ...
 $ employee      : Factor w/ 2 levels "HAVE","NOTHAVE": 1 1
2 2 1 1 2 2 1 1 ...
 $ award        : Factor w/ 2 levels "EVER","NOTYET": 2 2
2 2 2 2 2 2 2 1 ...
 $ promotion     : Factor w/ 2 levels "EVER","NOTYET": 2 2
1 2 2 1 2 2 2 1 ...
 $ violation     : Factor w/ 2 levels "EVER","NOTYET": 2 2
2 2 2 1 2 2 1 2 ...
 $ leave        : Factor w/ 4 levels "0-3TIMES","4-8TIMES"
,...: 2 2 2 3 2 3 1 1 2 2 ...
```

Pada penelitian ini akan digunakan library caret untuk pengolahan data dan klasifikasi. *Caret* sendiri singkatan dari (**C**lassification **A**nd **R**Egression **T**raining). *Caret* merupakan seperangkat fungsi yang berupaya merampingkan proses untuk membuat model prediksi. Paket *caret* berisi alat untuk: pemisahan data, pre-pemrosesan, pemilihan fitur, penyetulan model menggunakan resampling, estimasi

kepentingan variabel, serta fungsi lainnya. Cara memanggil *library* ini dengan menuliskan *script* : `library(caret)`.

Fungsi `createDataPartition()` dapat digunakan untuk membuat pemisahan data yang seimbang. Jika argumen `y` untuk fungsi ini adalah variabel keluaran, pengambilan sampel acak terjadi dalam setiap kelas dan harus menjaga distribusi kelas secara keseluruhan data. `list = FALSE` menghindari pengembalian data sebagai daftar. Fungsi ini juga memiliki argumen, `times`, yang dapat membuat banyak pemisahan sekaligus; indeks data dikembalikan dalam daftar vektor *integer*. Pada penelitian ini digunakan pemisahan data latih dan data uji dengan perbandingan 75% dan 25% serta tidak mengizinkan data yang sama diambil kembali. Penulisan *script* nya sebagai berikut :

```
indxTrain <- createDataPartition(y = employee$class, p = 0.75, list = FALSE)
```

Setelah didapat index untuk data pelatihan yang akan diambil maka simpan data tersebut kedalam satu variabel penampung yaitu “*training*” seperti dibawah ini :

```
training <- employee[indxTrain,]
```

Sisa data akan kita simpan sebagai data uji dengan variabel penampung “*testing*” :

```
testing <- employee[-indxTrain,]
```

Hasil pembagian data pelatihan dan data uji yang telah disimpan dalam variabel penampung dapat dilihat di bagian data pada layar R. Pada Gambar 4.3 terlihat jumlah data pelatihan sebanyak 947 data dengan 16 variabel (15 variabel masukan dan 1 variabel keluaran). Sedangkan jumlah data uji sebanyak 314 data dengan 16 variabel.

testing	314 obs. of 16 variables
training	947 obs. of 16 variables

Gambar 4.3 Pembagian data pelatihan dan data uji pada R

Peluang kemunculan variabel keluaran pada data pelatihan dan data uji dapat dilihat dengan fungsi `prop.table(table(training$class)) * 100` dan `prop.table(table(testing$class)) * 100`. Implementasi fungsi tersebut

pada R dapat dilihat pada Gambar 4.4. *Class* pada bagian ini merupakan variabel level talenta karyawan.

```
> prop.table(table(training$class)) * 100
      1      2      3      4
87.856389  4.540655  5.491024  2.111932
> prop.table(table(testing$class)) * 100
      1      2      3      4
88.216561  4.458599  5.414013  1.910828
```

Gambar 4.4 Peluang kemunculan variabel keluaran pada data pelatihan dan data uji

Dari gambar diatas didapat bahwa sebaran data untuk setiap kelas hampir merata untuk data pelatihan dan data uji. Oleh karena itu, maka data tersebut cocok untuk dilanjutkan ke proses selanjutnya yaitu membuat model pembelajaran klasifikasi.

4.4 Pembelajaran Data Latih dengan Metode KNN, C4.5, SVM, dan Random Forest

Bagian selanjutnya adalah membuat model klasifikasi untuk keempat metode yang akan diuji yaitu KNN, C4.5, SVM dan RF. Karena sebaran data tidak seimbang antar kelas maka pelatihan akan menggunakan metode *cross validation*. *Cross Validation* membagi data menjadi beberapa partisi (*fold*), kemudian dilakukan pengujian menggunakan data yang telah dipartisi dan diulang sampai partisi terakhir. *Cross validation* sangat direkomendasikan karena dapat mengurangi waktu komputasi dengan tetap menjaga keakuratan estimasi. Salah satu jenis *cross validation* yang sering digunakan yaitu *10 fold cross validation*. Hal ini dikarenakan kecenderungan hasil akurasi yang didapat dari *10 fold cross validation* kurang bias dibandingkan *cross validation* biasa, *leave-one-out CV* dan *bootstrap validation*. Penulisan *script* pelatihan data pada *library caret* dapat ditulis sebagai berikut.

```
control <- trainControl(method="repeatedcv", number = 10,
  repeats=3)
knnmodel <- train(class~., data=training, method="knn",
  trControl = control)
```

Baris pertama merupakan penulisan *setting* metode *cross validation* dalam pembuatan model pembelajaran. Fungsi `trainControl()` memiliki 3 argumen didalamnya yaitu *method*, *number* dan *repeats*. Argumen pertama yaitu *method* memiliki 2 pilihan isian yaitu *cv* (*cross validation*) atau *repeatedcv* (*repeated cross validation*). Jika memilih menggunakan *cross validation* biasa (*cv*) maka argument ketiga (*repeats*) tidak perlu dituliskan. Jika memilih menggunakan *repeatedcv*, maka validasi silang (*cross validation*) akan diulang sebanyak argument ketiga diisi. Sedangkan argument kedua yaitu *number* menunjukkan jumlah pembagian partisi data dalam *cross validation*.

Baris kedua adalah menerapkan metode *cross validation* dalam pembuatan model klasifikasi dengan metode KNN. Pembuatan model klasifikasi ditulis dengan menggunakan fungsi `train()`. Fungsi *train* memiliki 4 argumen yaitu variabel keluaran, data, *method*, *trControl*. Argumen keempat diisi fungsi kontrol data dengan *cross validation* yang disimpan pada variabel penampung “*control*”. Argumen ketiga menjelaskan metode klasifikasi yang akan digunakan. Pertama kita akan membuat model berdasarkan *k-nearest neighbours* yang disimbolkan dengan *knn*. Argumen data mendefinisikan data akan dipakai untuk pelatihan. Sedangkan argument pertama berisi nama variabel atau kolom yang akan ditebak.

KNN sendiri memiliki kekurangan yaitu harus menentukan jumlah *k* atau berapa tetangga yang akan digunakan sebagai acuan menentukan model pembelajaran. Tetapi pada *library caret*, saat dilakukan pelatihan akan otomatis dihitung berapa nilai *k* atau tetangga yang memiliki hasil paling optimal untuk dijadikan acuan. Hasil nilai *k* yang optimal untuk penelitian ini yaitu $k = 5$, didapat dari memanggil fungsi `print(model_klasifikasi)`. *Model_klasifikasi* berisi nama variabel penampung untuk model yang dihasilkan dari pelatihan.

Hasil pengujian nilai *k* untuk penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.5. Tiga nilai *k* yang memiliki nilai akurasi paling tinggi adalah $k = 5$ (melihat lima tetangga terdekat), $k = 7$ (melihat tujuh tetangga terdekat), dan $k = 9$ (melihat sembilan tetangga terdekat). Dari ketiga nilai tersebut nilai akurasinya mencapai 88%. Selain nilai akurasi, juga muncul nilai *Kappa*. Nilai *Kappa* didapat dari perhitungan yang membandingkan akurasi nyata dengan akurasi acak yang

digunakan untuk melihat konsistensi dari pengukuran. Hasil pengukuran nilai *Kappa* didapat hasil $k = 5$ adalah yang paling bagus.

Resampling results across tuning parameters:

k	Accuracy	Kappa
5	0.8834943	0.3753634
7	0.8817396	0.3480404
9	0.8814036	0.3306348

Accuracy was used to select the optimal model using the largest value.
The final value used for the model was $k = 5$.

Gambar 4.5 Hasil pencarian nilai k yang optimal untuk metode KNN terhadap data pelatihan

Selanjutnya pembuatan model klasifikasi dengan metode C4.5 menggunakan fungsi *J48* pada *caret*. *J48* sendiri adalah implementasi metode C4.5 pada WEKA yang dapat dipanggil di R. Hasil model disimpan pada variabel penampung.

```
c45model <- train(class~., data=training, method="J48",  
trControl = control)
```

Pembuatan model klasifikasi ketiga yaitu menggunakan metode SVM. Sebenarnya, SVM sendiri mempunyai banyak *kernel* yaitu *kernel linear*, *polynomial*, *multilayer perceptron* dan *radial basic function*. Fungsi *kernel RBF* dipilih karena dapat memetakan hubungan yang tidak *linear*. Simbol SVM dengan *kernel RBF* pada *caret* yaitu *svmRadial*.

```
svmmodel <- train(class~., data=training,  
method="svmRadial", trControl = control)
```

Pembuatan model klasifikasi yang terakhir yaitu menggunakan *Random Forest* dimana fungsi yang dipakai yaitu *rf*.

```
rfmodel <- train(class~., data=training, method="rf",  
trControl = control)
```

4.5 Implementasi Klasifikasi Data Uji dengan Model Klasifikasi yang Dibuat

Keempat model klasifikasi yang telah dibuat akan diimplementasikan ke data uji yang telah disiapkan. Prediksi terhadap level talenta karyawan dilakukan dengan fungsi `predict()`. Pada fungsi tersebut terdapat dua argument yaitu model klasifikasi dan data yang akan diuji. Implementasi klasifikasi untuk metode KNN, C4.5 SVM, dan RF dapat dilihat sebagai berikut :

```
knnPredict <- predict(knnmodel,testing )
c45Predict <- predict(c45model,testing )
svmPredict <- predict(svmmodel,testing )
rfPredict <- predict(rfmodel,testing )
```

4.6 Analisis Hasil Prediksi Klasifikasi dengan Data Aktual

Bagian ini akan menjelaskan hasil prediksi klasifikasi menggunakan empat metode klasifikasi yaitu KNN, C4.5, SVM dan RF dengan data aktual. Salah satu cara untuk mengukur kinerja metode klasifikasi adalah dengan *confusion matrix*. Pada pengukuran kinerja klasifikasi pada *confusion matrix*, terdapat 3 macam hasil pengukuran oleh *confusion matrix* yaitu akurasi, presisi dan *recall*.

Akurasi membandingkan jumlah data *true positive* (TP) dan *true negative* (TN) lalu dibagi dengan jumlah keseluruhan data. Sedangkan pada presisi, yang dibandingkan adalah jumlah data *true positive* (TP) saja dengan keseluruhan jumlah data *positive*. Terakhir ada *recall*, berfungsi membandingkan jumlah data *true positive* (TP) dengan jumlah data *false negative* (FN) dan *true positive* (TP). *Confusion matrix* pada penelitian ini memiliki banyak *output* kelas sehingga bentuk *confusion matrix* nya dapat dilihat pada Tabel 4.5.

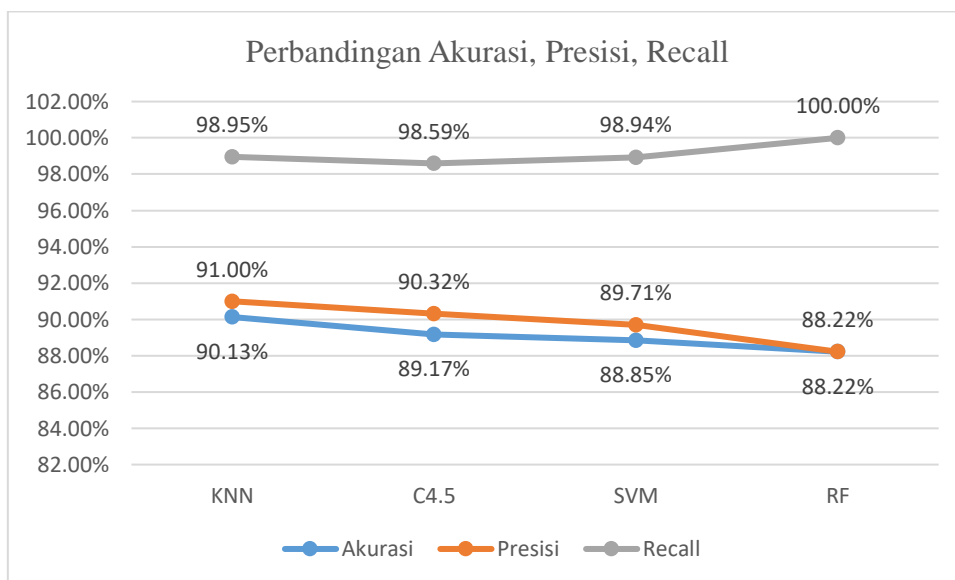
Tabel 4.5 Gambaran *confusion matrix* pada penelitian ini

Data Prediksi	Data Aktual			
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4
Kelas 1	TP	FP	FP	FP
Kelas 2	FN	TP	FP	FP
Kelas 3	FN	FN	TP	FP
Kelas 4	FN	FN	FN	TP

Tabel diatas menggambarkan *confusion matrix* multi-kelas dengan data TP, FN, FP, dan TN pada penelitian ini. Data *true positive* (TP) adalah data yang hasil prediksi kelasnya sesuai dengan dengan data aktual. *False positive* (FP) merupakan data hasil prediksi yang tidak sesuai dengan data aktual tetapi levelnya dibawah data sebenarnya. *False negative* (FN) merupakan data yang prediksi nya diaatas data sebenarnya yang akan dianggap sebagai kesalahan prediksi. Hasil TP, FN, dan FP akan di implementasikan terhadap rumus Akurasi, Presisi, dan *Recall* yang ada pada Bab 2. Hasil akurasi, presisi, dan *recall* dapat dilihat pada Tabel 4.6 dan Gambar 4.6.

Tabel 4.6 Hasil akurasi, presisi, *recall* dari empat metode yang digunakan

	Akurasi	Presisi	Recall
KNN	90.13%	91.00%	98.95%
C4.5	89.17%	90.32%	98.59%
SVM	88.85%	89.71%	98.94%
RF	88.22%	88.22%	100.00%



Gambar 4.6 Hasil akurasi, presisi, *recall* dari empat metode yang digunakan

Dari data diatas didapat hasil metode KNN mempunyai tingkat akurasi paling tinggi yaitu 90.13%. Posisi kedua tingkat akurasi tertinggi didapat dengan metode

C4.5 yaitu 89.17%. Jika dilihat dari sudut pandang presisi maka hasil tertinggi didapat dengan metode KNN sebesar 91%. Posisi terbawah tingkat presisi didapat oleh RF dengan 88.22%. Jika dari sisi *Recall* didapat hasil RF paling tinggi mencapai 100% kemudian KNN dengan 98.95%. Metode klasifikasi yang paling baik adalah yang nilai akurasi, presisi dan *recall* nya tinggi semua. Oleh karena itu, bisa disimpulkan metode KNN merupakan metode paling baik untuk mendapat akurasi tertinggi dengan tingkat akurasi mencapai 90.13%, tingkat presisi 91%, dan tingkat *recall* 98.95%.

Selanjutnya di posisi kedua metode C4.5 cocok digunakan untuk mendapat tingkat akurasi tertinggi pada penelitian ini yaitu tingkat akurasi 89.17%, tingkat presisi 90.32%, dan tingkat *recall* 98.59%. SVM dan RF dinyatakan kurang cocok untuk digunakan pada penelitian ini. Tingkat akurasi menggunakan SVM hanya 88.85% dengan presisi 89.71% dan tingkat *recall* 98.94%. Meskipun tingkat *recall* RF mencapai 100%, data tersebut dapat dianggap tidak *valid* karena nilai prediksi pada setiap kelas bernilai 0.

Selain *confusion matrix*, besar data pelatihan juga bisa didapat melalui R. Semakin kecil data pelatihan maka metode tersebut semakin baik. Data pelatihan untuk metode KNN memiliki ukuran paling kecil yaitu 743.4 Kb. Data pelatihan C4.5 terkecil kedua sebesar 843.3 Kb. Selanjutnya untuk SVM ukuran data pelatihannya sebesar 942.9 Kb dan yang terbesar adalah *random forest* sebesar 3Mb. Besar memori data pelatihan dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Besar memori data pelatihan

	Besar memori data pelatihan
KNN	743.4 Kb
C4.5	843.3 Kb
SVM	942.9 Kb
RF	3Mb

KNN dapat digunakan untuk klasifikasi multi kelas dengan cepat dengan syarat data latih yang digunakan harus besar. Hal ini dikarenakan pada metode KNN, klasifikasi dilakukan dengan membandingkan variabel keluaran yang dimiliki k tetangganya. Kekurangan KNN yaitu harus mendefinisikan terlebih dahulu jumlah tetangga yang akan dijadikan acuan dalam klasifikasi. Tetapi hal ini

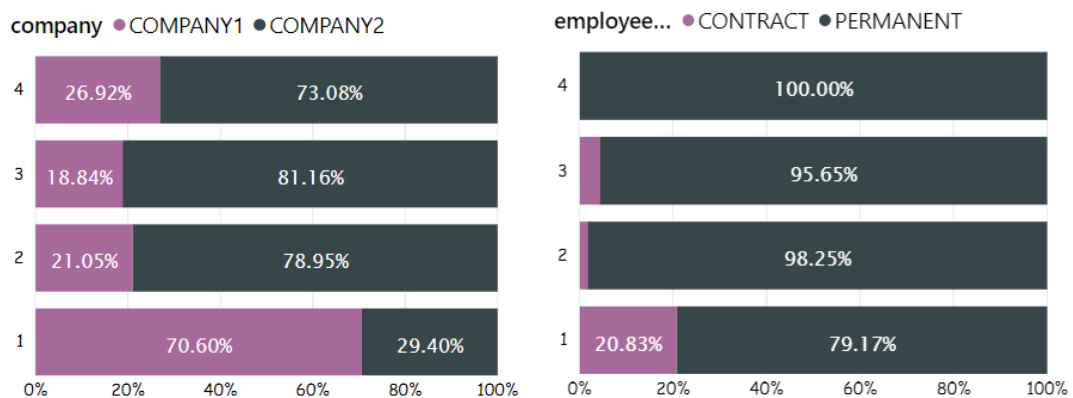
dapat diatas dengan menggunakan *library caret* pada RStudio. *Library caret* akan melakukan pengujian jumlah k yang memiliki tingkat akurasi optimal untuk dijadikan acuan dalam model. Nilai k yang digunakan sebagai pengujian biasanya merupakan angka ganjil supaya didapat hasil yang dominan.

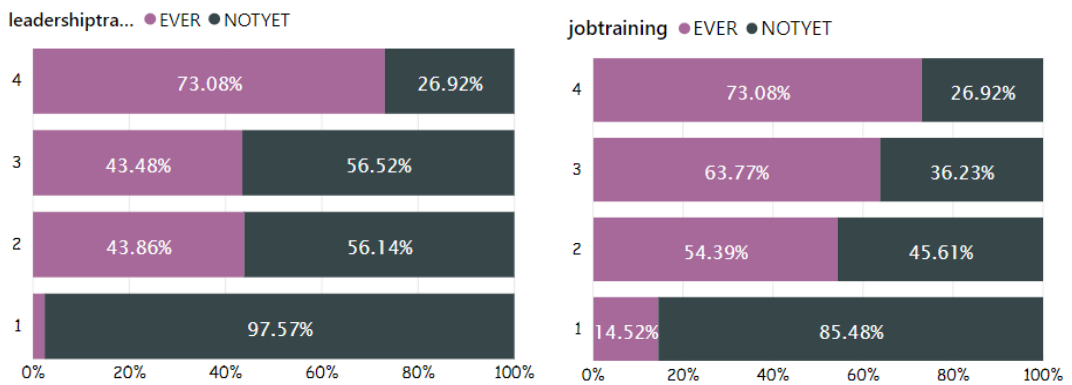
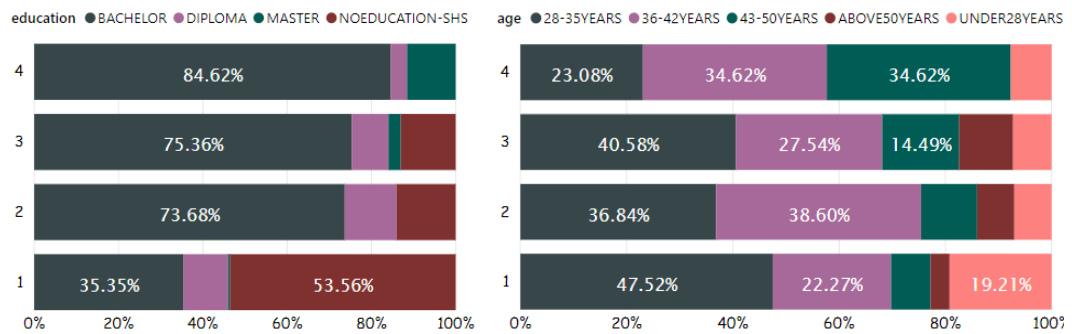
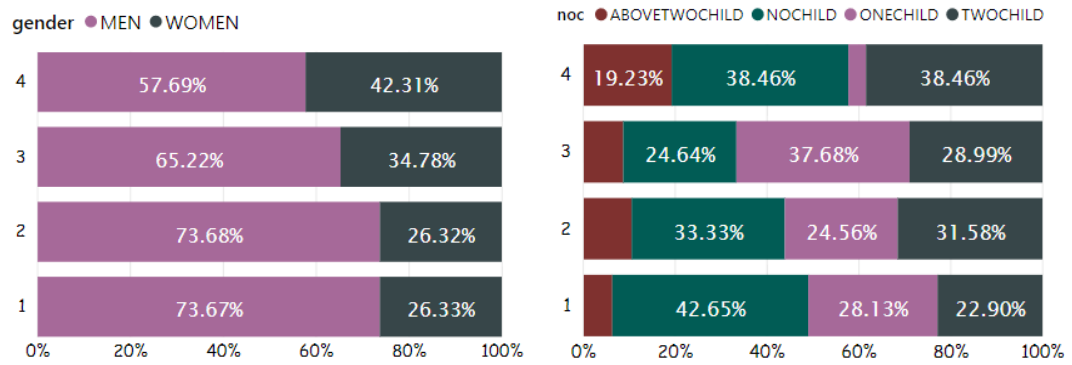
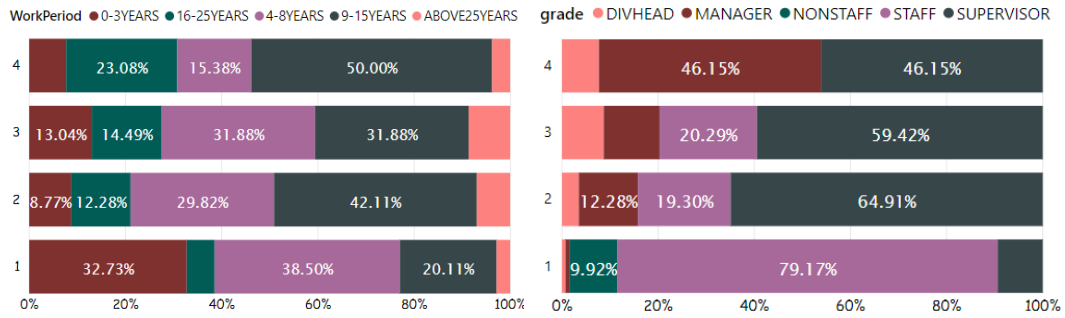
Selanjutnya untuk C4.5, kelebihan metode ini fleksibel dalam menentukan variabel mana yang menjadi node awal dalam pembuatan pohon keputusan serta dapat digunakan untuk mengolah data numerik maupun data diskrit, dimana data pada penelitian ini kebanyakan merupakan data diskrit. Kekurangan metode C4.5 yaitu ukuran model yang harus dibuat besar yaitu 843.3 Kb dan memori yang lebih besar daripada KNN karena harus membuat pohon keputusan dengan banyak cabang sampai didapat hasil yang optimal.

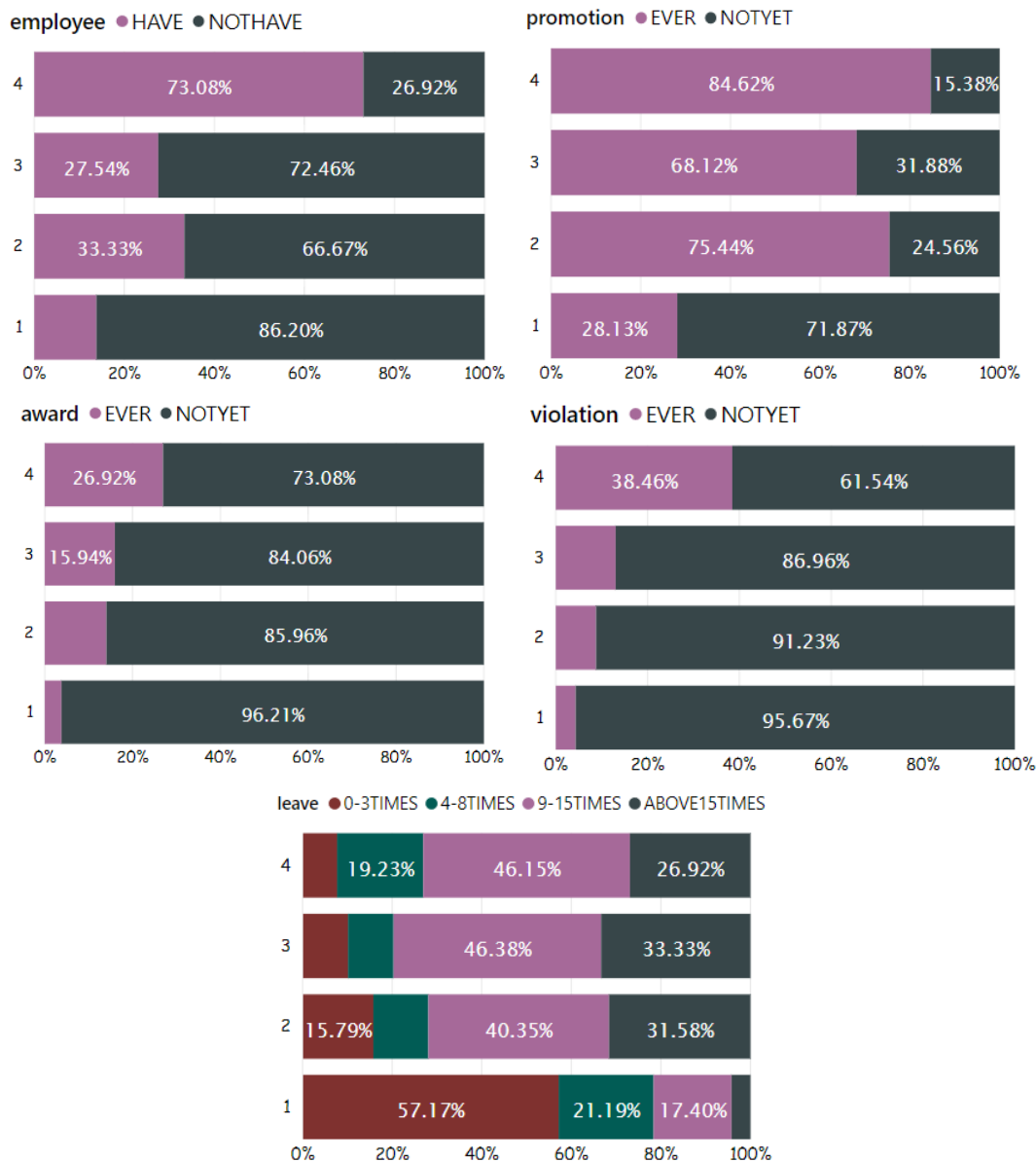
SVM kurang cocok untuk penelitian ini dengan tingkat akurasi hanya 88.85% dan tingkat presisi 89.71%. Kemungkinan hal ini dikarenakan kelas yang harus diprediksi lebih dari dua kelas. Penggunaan klasifikasi multi-kelas pada SVM harus dimodifikasi sehingga dapat diimplementasikan pada penelitian ini.

Metode RF dilakukan dengan memecah data latih yang ada kedalam pohon keputusan secara acak dan dilakukan voting pada setiap kelas dari data tersebut. Hal ini dapat menghasilkan tingkat akurasi optimal ketika jumlah data latih semakin banyak dan data pada setiap kelasnya seimbang. Karena data pada penelitian ini tidak seimbang pada setiap kelas maka banyak terjadi kegagalan prediksi.

Sebaran data pada setiap kelas dapat menjadi pertimbangan variabel mana yang berpengaruh terhadap level talenta karyawan. Sebaran data pada setiap kelas dapat dilihat pada Gambar 4.7.







Gambar 4.7 Sebaran data pada setiap kelas

Dari data diatas pada variabel anak perusahaan, data didominasi dari anak perusahaan 2 untuk kelas 4. Sedangkan untuk tipe karyawan yang mendominasi adalah permanen dengan 100% pada level 4. Pada variabel masa kerja, level talenta karyawan tertinggi diperoleh pada periode masa kerja 9-15 tahun yaitu 50%, diikuti 23.08% yang masa kerjanya 16-25 tahun dan 15.38% dengan masa kerja 4-8 tahun. Supervisor dan manager sama – sama mempunyai peluang tinggi untuk mencapai level talenta karyawan di kelas 4 yaitu dengan 46.15%.

Jenis kelamin pria dan wanita di level talenta karyawan relatif seimbang hanya berbeda sekitar 15% dimana pria lebih tinggi daripada wanita. Pada variabel

jumlah anak, level talenta tertinggi didominasi oleh yang tidak mempunyai anak dan yang mempunyai dua anak sebesar 38.46%. Pada kelas keempat ini, pendidikan sarjana menguasai dengan 84.62% dan yang kedua yaitu master dengan 11.54%. Usia yang mempunyai peluang paling besar masuk ke kelas 4 yaitu usia 36-42 tahun dan 43-50 tahun sebesar 34.62%.

Selanjutnya yang telah mengikuti pelatihan kepemimpinan menguasai dengan 73.08% pada level talenta karyawan kelas keempat. Sama seperti pelatihan kepemimpinan, pada pelatihan pekerjaan didominasi oleh yang sudah mengikuti yaitu 73.08%. Seorang karyawan yang mempunyai bawahan mempunyai potensi promosi lebih tinggi dengan 73.08% pada kelas 4. Pada variabel promosi, 84.62% karyawan yang telah mengalami promosi masuk pada kategori kelas 4. Karyawan yang belum pernah mendapat penghargaan mendominasi pada kelas 4 yaitu 73.08%. Karyawan yang tidak pernah melakukan pelanggaran mendominasi 61.54% dari total kelas 4. Sedangkan pada variabel cuti, karyawan yang mengambil cuti 9-15 kali dalam setahun lebih mudah mendapat promosi dibanding karyawan tidak mengambil cuti sama sekali.

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB 5

PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang ada di bab 4, maka ada beberapa kesimpulan yang dapat ditarik yaitu :

1. Proses klasifikasi talenta karyawan dibagi menjadi enam yaitu kajian pustaka mengenai talenta karyawan, pengumpulan data, penentuan variabel masukan dan keluaran, uji coba, analisis hasil dan menyimpulkan hasil penelitian. Dalam melakukan penentuan variabel masukan diperlukan uji korelasi signifikansi secara berulang untuk mendapatkan variabel yang tepat dalam klasifikasi talenta karyawan.
2. Variabel masukan yang dapat dipakai untuk klasifikasi talenta karyawan pada PT. XYZ adalah jenis anak perusahaan, tipe karyawan, masa kerja, posisi, gender, jumlah anak, pendidikan, usia, pelatihan kepemimpinan, pelatihan pekerjaan, punya bawahan, penghargaan, promosi, pelanggaran, dan jumlah cuti.
3. Tingkat akurasi tertinggi pada penelitian ini didapat dengan menggunakan metode klasifikasi KNN yaitu sebesar 90.13% dengan tingkat presisi 91%, dan tingkat recall 98.95%, dengan nilai k (jumlah tetangga) paling optimal untuk pembuatan model klasifikasi adalah 5 dengan tingkat akurasi 88.35%.
4. Selain metode KNN, metode C4.5 juga cocok digunakan pada penelitian ini. Tingkat akurasi prediksi level talenta karyawan dengan metode C4.5 mencapai 89.17% dengan tingkat presisi 90.32% serta tingkat recall 98.59%.
5. Data demografi karyawan (seperti gender, status pernikahan, jumlah anak, dan usia) tidak bisa dijadikan acuan sebagai manajemen talenta karyawan karena nilai koefisien Pearsonnya dibawah 0.2. Nilai koefisien Pearson dari variabel yang akan dijadikan acuan sebaiknya diatas 0.5.

Saran diperlukan untuk pengembangan penelitian ini kedepannya. Beberapa saran yang menurut penulis perlu ditambahkan yaitu :

- Hasil dari penelitian dapat digunakan perusahaan untuk menentukan program pelatihan dan pengembangan karyawan yang sesuai dengan klasifikasi talenta karyawan.
- Perlu dilakukan uji coba dengan metode SVM untuk data multi-kelas untuk menguji apakah SVM dapat diterapkan untuk masalah multi-kelas seperti pada penelitian ini.
- Klasifikasi dapat dilakukan dengan mencoba gabungan dari beberapa metode klasifikasi.
- Pengembangan penelitian dapat dilakukan untuk spesifik posisi karyawan maupun jenis pekerjaan karyawan untuk lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Lee, Gregory J. (2018). “*Talent Measurement : A holistic model and routes forward*”. SA Journal of Human Resource Management/SA Tydskrif vir Menslikehulpbronbestuur, 16(0), a990. DOI : 10.4102/sajhrm.v16i0.990.
- [2] Mirski, P., Bernsteiner, R., and Radi, D. (2017). “*Analytics in Human Resource Management The OpenSKIMR Approach*”. Procedia Computer Science Vol. 122, 2017, 727-734. DOI : 10.1016/j.procs.2017.11.430.
- [3] Karatop, B., Kubat, C., and Uygun, O. (2015). “*Talent management in manufacturing system using fuzzy logic approach*”. Computers & Industrial Engineering Vol. 86, 2015, 127-136. DOI : 10.1016/j.cie.2014.09.015.
- [4] Nijs, S., Gallardo, Eva G., Dries, N., and Sels, L. (2014). “*A multidisciplinary review into the definition, operationalization, and measurement of talent*”. Journal of World Business, Vol. 49, Issue 2, 2014, 180-191. DOI : 10.1016/j.jwb.2013.11.002.
- [5] Defiyanti, S. & Jajuli, M. (2015). “*Integrasi Metode Klasifikasi Dan Clustering dalam Data Mining*”. Konferensi Nasional Informatika (KNIF), 2015, 39-44.
- [6] Madhuri, D. Krishna. (2019). “*A Machine Learning based Framework for Sentiment Classification : Indian Railways Case Study*”. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), Vol. 8 Issue 4. February 2019, 441-445.
- [7] Siringoringo, Rimbun. (2018). “*Klasifikasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma SMOTE dan k-Nearest Neighbor*”. Jurnal ISD (Information System Development), Vol.3, No. 1 Januari - Juni 2018, 44-49.
- [8] Samponu, Y. B. & Kusriani. (2017). “*Optimasi Algoritma Naïve Bayes Menggunakan Metode Cross Validation untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Tingkat Kelulusan Tepat Waktu*”. Jurnal ELTIKOM, Vol. 1 No. 2, Desember 2017, 56-63.
- [9] Oktanisa, Irvi & Supianto A. A. (2018). “*Perbandingan Teknik Klasifikasi Dalam Data Mining Untuk Bank Direct Marketing*”. Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK), Vol. 5, No. 5, Oktober 2018, 567-576. DOI : 10.25126/jtiik20185958

- [10] Akinsola, J. E. T., et. al. (2017). “*Supervised Machine Learning Algorithms : Classification and Comparison*”. International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT), Vol. 48, No. 3, June 2017, 128-138. DOI : 10.14445/22312803/IJCTT-V48P126
- [11] Korde, Vandana & Mahender, C. Namrata. (2012). “*Text Classification and Classifiers : A Survey*”. International Journal of Artificial Intelligence & Applications (IJAIA), Vol. 3, No.2, March 2012, 85-99. DOI : 10.5121/ijaia.2012.3208
- [12] Jantan, H., Hamdan, Abdul R., and Othman, Zulaiha A. (January 21st 2011). “*Human Talent Forecasting using Data Mining Classification Techniques*”. Knowledge-Oriented Applications in Data Mining, Kimito Funatsu, IntechOpen. DOI: 10.5772/14007.
- [13] Jantan, H., Hamdan, Abdul R., and Othman, Zulaiha A. (2010). “*Human Talent Prediction in HRM using C4.5 Classification Algorithm*”. International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE) Vol. 02, No. 08, 2010, 2526-2534. DOI : 10.1.1.301.6048
- [14] Jantan, H., Hamdan, Abdul R., and Othman, Zulaiha A. (2009). "Classification for talent management using Decision Tree Induction techniques". 2009 2nd Conference on Data Mining and Optimization, Kajand, 2009, 15-20. DOI: 10.1109/DMO.2009.5341916
- [15] Elisa, E. (2017). “*Analisa dan Penerapan Algoritma C4.5 Dalam Data Mining Untuk Mengidentifikasi Faktor – Faktor Penyebab Kecelakaan Kerja Konstruksi PT. Arupadhatu Adisesanti*”. Jurnal Online Informatika (JOIN) Vol. 2, No. 1, 2017, 36 - 41. DOI: 10.15575/join.v2i1.71.
- [16] Hilmiyah, Fathin. (2017). “*Prediksi Kinerja Mahasiswa Menggunakan Support Vector Machine Untuk Pengelola Program Studi Di Perguruan Tinggi (Studi Kasus : Program Studi Magister Statistika ITS)*”. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- [17] Garr, Stacia S. (2012). “*W Talent Management : A Roadmap for Success*”. Research Bulletin Bersin & Associates : The Latest in Enterprise Learning & Talent Management. Bersin & Associates.
- [18] Ditakristy, Made L., Saepudin, D., dan Nhita, F. (2016). “*Analisis dan Implementasi Radial Basis Function Neural Network Dalam Prediksi*

Harga Komoditas Pertanian". E-Proceeding of Engineering, Vol.3, No.1 April 2016, hal. 1130.

- [19] Jupri, M. and Sarno, R. (2018). "*Taxpayer compliance classification using C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP*". *2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)*, Yogyakarta, 2018, 297-303. DOI : 10.1109/ICOIACT.2018.8350710
- [20] Rutishauser, L., Furrer, S., Sender, A., and Staffelbach, B. (2018). "*Talent Management Framework : Evidence-based Guidelines for Swiss Companies Operating in China*". Switzerland : University of Lucerne.
- [21] G. Dessler. (2013). "*Human Resource Management 13 Edition*". Florida International University: Pearson Education.
- [22] Craig, D. (2014). "*Talent Management Executing Integrated Talent Processes*". South Africa : Catalyst Consulting.
- [23] Durando, J. (2014). "*Will your next CEO be ready in 2 years?*". United States : Cornerstone's Integrated Talent Management Solution.
- [24] Wu, X., Kumar, V., et. al. (2007). "*The Top Ten Algorithms in Data Mining*". *Knowledge and Information Systems* Vol. 14 Issue 1, 1-37. DOI : 10.1007/s10115-007-0114-2

Halaman ini sengaja dikosongkan.

LAMPIRAN

No.	class	company	employeetype	workingperiod	grade	gender	noc	education	age	trainingleadership	trainingjob	employee	award	promotion	violation	leave
1	1	COMPANY1	CONTRACT	ABOVE25YEARS	DIV/HEAD	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
2	1	COMPANY1	CONTRACT	ABOVE25YEARS	MANAGER	MEN	ONECHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
3	1	COMPANY1	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
4	1	COMPANY1	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
5	1	COMPANY1	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
6	4	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	MANAGER	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
7	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
8	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
9	4	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	TWOCHILD	DIPLOMA	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	4-8TIMES
10	2	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	EVER	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
11	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
12	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	DIPLOMA	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	EVER	4-8TIMES
13	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
14	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
15	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
16	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
17	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	MANAGER	MEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
18	3	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	MANAGER	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
19	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
20	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
21	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	0-3TIMES
22	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
23	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
24	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
25	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
26	3	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	MANAGER	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
27	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
28	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
29	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
30	4	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
31	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
32	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
33	4	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
34	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
35	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES

No.	class	company	employeetype	workingperiod	grade	gender	noc	education	age	trainingleadership	trainingjob	employee	award	promotion	violation	leave
36	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
37	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
38	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
39	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
40	2	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	0-3TIMES
41	2	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
42	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
43	4	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
44	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
45	2	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
46	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
47	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	0-3TIMES
48	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
49	1	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
50	3	COMPANY1	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
51	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
52	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
53	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
54	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
55	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
56	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
57	3	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
58	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
59	2	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
60	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
61	4	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	0-3TIMES
62	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
63	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
64	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
65	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
66	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
67	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
68	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
69	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
70	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	0-3TIMES
71	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
72	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
73	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
74	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
75	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
76	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
77	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
78	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
79	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
80	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
81	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
82	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
83	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
84	1	COMPANY1	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES

835	3	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
836	3	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	ABOVE15TIMES
837	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	WOMEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
838	2	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
839	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
840	2	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	MANAGER	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
841	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
842	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
843	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
844	1	COMPANY2	CONTRACT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
845	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
846	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
847	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
848	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
849	1	COMPANY2	CONTRACT	ABOVE25YEARS	DIVHEAD	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
850	1	COMPANY2	CONTRACT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
851	3	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	MANAGER	WOMEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
852	1	COMPANY2	CONTRACT	ABOVE25YEARS	MANAGER	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
853	3	COMPANY2	CONTRACT	16-25YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	ABOVE15TIMES
854	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
855	2	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	DIVHEAD	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
856	3	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	ABOVE15TIMES
857	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
858	2	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
859	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	DIVHEAD	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
860	3	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
861	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
862	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
863	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
864	3	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	DIVHEAD	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
865	4	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	MANAGER	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
866	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	DIVHEAD	MEN	NOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
867	3	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	DIVHEAD	MEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
868	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
869	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
870	3	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	DIVHEAD	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
871	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
872	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
873	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
874	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
875	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
876	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
877	3	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	DIVHEAD	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
878	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
879	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
880	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
881	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
882	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
883	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
884	2	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	4-8TIMES

885	1	COMPANY2	PERMANENT	ABOVE25YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	ABOVE50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
886	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
887	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
888	4	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	MANAGER	MEN	ABOVETWOCHILD	MASTER	43-50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
889	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	4-8TIMES
890	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
891	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
892	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	MANAGER	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
893	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
894	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
895	1	COMPANY2	PERMANENT	16-25YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
896	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
897	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
898	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
899	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
900	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
901	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
902	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
903	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
904	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
905	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	DIVHEAD	MEN	NOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
906	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
907	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
908	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
909	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
910	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
911	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
912	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
913	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
914	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
915	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
916	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
917	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
918	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
919	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
920	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
921	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
922	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	DIVHEAD	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
923	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
924	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	DIVHEAD	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
925	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	WOMEN	TWOCHILD	MASTER	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
926	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
927	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
928	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
929	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
930	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
931	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
932	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	DIVHEAD	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
933	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
934	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES

935	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
936	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
937	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
938	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
939	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
940	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
941	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	NOCHILD	MASTER	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
942	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
943	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
944	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
945	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
946	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
947	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
948	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
949	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
950	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
951	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
952	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
953	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
954	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
955	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
956	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
957	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
958	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
959	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
960	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
961	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
962	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	DIVHEAD	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
963	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
964	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
965	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
966	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
967	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
968	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
969	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
970	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
971	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
972	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
973	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
974	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
975	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
976	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
977	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
978	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
979	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
980	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
981	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
982	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
983	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
984	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES

985	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
986	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
987	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
988	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
989	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
990	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
991	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
992	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
993	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
994	4	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
995	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
996	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
997	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
998	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
999	3	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1000	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	MANAGER	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1001	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1002	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1003	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
1004	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1005	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	43-50YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1006	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1007	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1008	2	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1009	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	NONSTAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1010	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1011	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1012	1	COMPANY2	PERMANENT	9-15YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1013	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1014	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
1015	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1016	4	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1017	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1018	4	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	MASTER	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1019	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1020	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1021	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1022	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	NONSTAFF	MEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1023	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1024	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1025	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1026	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1027	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
1028	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
1029	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1030	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1031	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1032	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1033	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1034	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES

1035	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1036	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1037	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1038	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
1039	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1040	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1041	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
1042	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1043	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
1044	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1045	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1046	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1047	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1048	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
1049	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	MANAGER	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1050	4	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	MANAGER	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1051	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1052	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1053	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1054	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1055	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1056	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1057	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1058	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1059	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1060	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1061	1	COMPANY2	CONTRACT	4-8YEARS	DIVHEAD	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	ABOVE50YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1062	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1063	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1064	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1065	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1066	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1067	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1068	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1069	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	MANAGER	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	EVER	4-8TIMES
1070	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1071	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1072	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1073	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1074	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1075	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
1076	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
1077	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1078	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1079	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1080	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1081	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1082	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1083	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1084	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES

1085	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1086	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1087	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1088	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1089	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	EVER	NOTYET	HAVE	EVER	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1090	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	DIVHEAD	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	43-50YEARS	NOTYET	EVER	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1091	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1092	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	ABOVE15TIMES
1093	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	MASTER	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1094	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	MANAGER	MEN	ONECHILD	BACHELOR	43-50YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1095	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1096	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1097	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1098	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1099	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1100	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
1101	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1102	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
1103	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	HAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1104	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1105	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1106	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1107	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1108	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1109	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1110	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1111	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1112	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1113	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
1114	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1115	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1116	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1117	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1118	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1119	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1120	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1121	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1122	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	NONSTAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1123	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1124	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1125	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1126	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1127	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1128	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1129	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1130	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1131	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1132	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1133	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1134	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	MASTER	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES

1135	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1136	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1137	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1138	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1139	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
1140	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1141	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1142	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1143	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1144	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1145	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1146	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1147	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1148	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ABOVETWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1149	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1150	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1151	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	MANAGER	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	36-42YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1152	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1153	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1154	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1155	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1156	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	9-15TIMES
1157	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1158	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1159	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1160	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1161	1	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	4-8TIMES
1162	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1163	2	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	DIPLOMA	UNDER28YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1164	2	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1165	2	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	MANAGER	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	EVER	EVER	HAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1166	3	COMPANY2	PERMANENT	4-8YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	ABOVE15TIMES
1167	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	4-8TIMES
1168	3	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	ABOVE15TIMES
1169	3	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1170	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1171	3	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	MASTER	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	NOTYET	9-15TIMES
1172	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1173	3	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	EVER	EVER	9-15TIMES
1174	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1175	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1176	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1177	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1178	2	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	TWOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1179	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	9-15TIMES
1180	2	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1181	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	ABOVETWOCHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1182	4	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	EVER	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	EVER	4-8TIMES
1183	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	EVER	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES
1184	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	4-8TIMES

1235	3	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1236	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1237	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1238	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	EVER	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1239	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1240	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1241	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1242	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1243	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	WOMEN	ONECHILD	NOEDUCATION-SHS	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1244	3	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	DIPLOMA	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1245	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	36-42YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1246	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1247	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	MASTER	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1248	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1249	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1250	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1251	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	DIPLOMA	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1252	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	NOEDUCATION-SHS	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1253	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1254	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1255	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	SUPERVISOR	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1256	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	ONECHILD	BACHELOR	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1257	1	COMPANY2	PERMANENT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1258	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	BACHELOR	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1259	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	MEN	NOCHILD	MASTER	28-35YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1260	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES
1261	1	COMPANY2	CONTRACT	0-3YEARS	STAFF	WOMEN	NOCHILD	DIPLOMA	UNDER28YEARS	NOTYET	NOTYET	NOTHAVE	NOTYET	NOTYET	NOTYET	0-3TIMES

BIOGRAFI PENULIS



Nama : Cecilia Stephanie
Tempat, Tanggal Lahir : Pasuruan, 8 November 1993
Email : ciliata7@gmail.com

Penulis merupakan mahasiswa yang berasal dari Kota Pasuruan, Jawa Timur. Penulis merupakan anak pertama dari tiga bersaudara. Penulis menamatkan pendidikan dasar di SDK Sang Timur Pasuruan pada tahun 2005, menamatkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMPK Sang Timur Pasuruan pada tahun 2008 dan menamatkan pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMAK Frateran Surabaya pada tahun 2011. Setelah itu, penulis melanjutkan studi ke jenjang S1, jurusan Sistem Informasi di Universitas Surabaya (UBAYA) dan tamat pada tahun 2015. Setelah menamatkan jenjang pendidikan S1, penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang Magister (S2) pada tahun 2017 di Departemen Manajemen Teknologi Fakultas Bisnis dan Manajemen Teknologi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya (MMT-ITS) dengan mengambil bidang konsentrasi/keahlian Manajemen Teknologi Informasi. Penulis memiliki ketertarikan pada bidang data mining.