

# **LAPORAN AKHIR PENELITIAN FUNDAMENTAL**



## **TEKNIK BAYESIAN NETWORK PADA SISTEM CERDAS UNTUK IDENTIFIKASI GANGGUAN USUS BESAR MENGUNAKAN CITRA IRIS MATA**

**TAHUN KE-2 DARI RENCANA 2 TAHUN**

### **TIM PENGUSUL**

Erwin, S.Si, M.Si.

NIDN: 0029017101

Rossi Passarella, S.T., M.Eng.

NIDN: 0011067806

**UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
NOPEMBER 2014**

## HALAMAN PENGESAHAN PENELITIAN FUNDAMENTAL

---

**Judul Penelitian** : Teknik Bayesian Network Pada Sistem Cerdas  
Untuk Identifikasi Gangguan Usus  
Besar Menggunakan Citra Iris Mata

**Kode>Nama Rumpun Ilmu** : 459/Illmu Komputer

**Ketua Peneliti**

a. Nama lengkap : Erwin, S.Si, M.Si  
b. NIDN : 0029017101  
c. Jabatan Fungsional : Lektor Kepala  
d. Program Studi : Sistem Komputer  
e. Nomor HP : 085273240476  
f. Alamat Surel (E-mail) : Erwin@unsri.ac.id

**Anggota Peneliti(1)**

a. Nama Lengkap : Rossi Passarella, S.T., M. Eng  
b. NIDN : 0011067806  
c. Perguruan Tinggi : Universitas Sriwijaya

**Tahun Pelaksanaan** : Tahun ke 2(dua) dari Rencana 2(dua) tahun

**Biaya Tahun Berjalan** : Rp. 60.000.000,-

**Biaya Keseluruhan** : Rp. 95.000.000,-

Mengetahui,  
Dekan

Indralaya, 17 Nopember 2014  
Ketua Peneliti,

**Dr. Darmawijoyo, M.Si., M.Sc.**  
NIP. 196508281991031003

**Erwin, S.Si, M.Si.**  
NIP. 197101291994121001

Menyetujui,  
Ketua Lembaga Penelitian

**Prof. Dr. H. M. Said, M.Sc.**  
NIP. 196108121987031003

## RINGKASAN

Teknik identifikasi secara konvensional dinilai tidak praktis dan memiliki kelemahan. Hal ini menimbulkan ide pengembangan teknik *biometric* yang berdasarkan pada beberapa ciri alami manusia. Salah satunya menggunakan iris mata untuk mengidentifikasi gangguan pada organ tubuh manusia. Teknik ini dikenal dengan *Iris Recognition*, Selaput pelangi mata digunakan untuk mengetahui gambaran kondisi kesehatan manusia. Gambaran tersebut akan dikodekan secara digital dan dijadikan kunci. Pada penelitian ini, kondisi usus besar akan diamati melalui selaput pelangi mata, dimana kondisi usus besar ini akan tergambar pada zona 2 dan 3 dari selaput pelangi mata, sedangkan kondisi usus besar akan dikelompokkan menjadi 4(empat) kondisi, yaitu *Colon Normal*, *Ballooned Sigmoid*, *Diverticulata*, dan *Spasm*.

Kumpulan piksel ini akan digunakan untuk mengidentifikasi citra sebagai sistem cerdas dengan menggunakan teknik *Bayesian Network*. Teknik *Bayesian Network* berbasis probabilitas yang merepresentasikan suatu himpunan *variable* dan *conditional interdependencies* menggunakan DAG(*Directed Acyclic Graph*). Teknik ini merupakan pengembangan dari model dasar *Naïve Bayes*. Selanjutnya, dilakukan integrasi perangkat keras dan perangkat lunak serta pengujian produk untuk sistem yang dibangun hingga mendapatkan hak paten atau HAKI.

Pada tahap pertama(tahun pertama) akan dibangun model data set iris mata. Model data set ini akan digunakan untuk menguji model dasar *Naïve Bayes* sebagai dasar pengembangan berikutnya. Pengujian model dilakukan secara akademis dan klinis dengan cara observasi pasien di rumah sakit dan pakar ilmu kedokteran mata.

Pada tahun kedua ini dilakukan pengembangan model *Naives Bayes* yaitu *Bayesian Network* dan pengembangan perangkat serta melakukan pengujian model dasar *Naives Bayes* secara akademis dan klinis. Selanjutnya, mengintegrasikan perangkat keras dan perangkat lunak, mengimplementasikan dan melakukan pengujian produk di rumah sakit.

**Keywords:** *Iris Recognition*, Model Dataset, DAG(*Directed Acyclic Graph*), Teknik *Bayesian Network*.

## PRAKATA

Puji syukur ke hadirat Allah SWT, karena atas berkah dan hidayah-Nya, kami dapat menyelesaikan penelitian yang berjudul “Teknik *Bayesian Network* Pada Sistem Cerdas Untuk Identifikasi Gangguan Usus Besar Menggunakan Citra Iris Mata”. Adapun target luaran pada tahun kedua adalah publikasi dalam jurnal internasional, makalah yang disajikan pada seminar nasional dan *prototype* model dan sistem cerdas iris mata.

Penelitian ini menggunakan sumber dana dari BOPTN Universitas Sriwijaya Tahun 2014 dengan nomor surat perjanjian **120/UN9.3.1/LT/2014 tanggal 20 Maret 2014**, untuk itu kami mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya terutama kepada:

1. Kementrian Pendidikan dan Kebudayaan, khususnya Direktorat Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat, Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi.
2. Universitas Sriwijaya, khususnya Rektorat Unsri dan Dekanat Fakultas Ilmu Komputer UNSRI.
3. Jurusan dan Laboratorium di lingkungan Fasilkom Unsri

Demikianlah, semoga luaran yang dihasilkan dalam kegiatan penelitian ini dapat memberi manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi.

Inderalaya, 17 Nopember 2014  
Ketua Tim Peneliti,

**Erwin, S.Si, M.Si**  
NIP. 197101291994121001

## DAFTAR ISI

	Hal
Halaman Pengesahan .....	ii
Ringkasan .....	iii
Prakata.....	iv
Daftar Isi.....	v
Daftar Gambar .....	vi
Daftar Tabel.....	vii
I. Pendahuluan.....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
II. Tinjauan Pustaka.....	3
2.1 <i>State of The Art</i> Penelitian .....	3
2.2 Studi Pendahuluan .....	6
2.3 Road Map Penelitian .....	7
III. Tujuan dan Manfaat Penelitian.....	9
3.1 Tujuan .....	9
3.2 Manfaat Penelitian .....	9
IV. Metode Penelitian .....	10
4.1 Alur Penelitian .....	10
4.2. Metode Penelitian.....	12
V. Hasil dan Pembahasan.....	14
5.1. Penggunaan Teorema Bayes untuk melakukan Identifikasi.....	14
5.2. Naïve Bayes .....	15
5.3. Bayesian Network .....	22
VI. Target Luaran Penelitian .....	30
6.1 Publikasi .....	30
6.2 Bahan Ajar .....	30
VII. Kesimpulan dan Saran.....	31
7.1 Kesimpulan .....	31
7.2 Saran.....	31
Daftar Pustaka .....	32

## DAFTAR GAMBAR

	<b>Hal</b>
<b>Gambar 1.</b> Analisis <i>fishbone</i> terhadap preliminary experiment .....	7
<b>Gambar 2.</b> Roadmap penelitian untuk 2 tahun .....	8
<b>Gambar 3.</b> Detail roadmap tahun ke-1 .....	10
<b>Gambar 4.</b> Detail roadmap untuk penelitian tahun ke-2 .....	11
<b>Gambar 5.</b> Graf untuk indentifikasi colon disease menggunakan citra iris mata dengan Naïve Bayes .....	17
<b>Gambar 6.</b> Struktur Directed acyclic graph(dag) Bayesian Network untuk mengidentifikasi gangguan usus besar dengan citra iris mata pada pasien .....	24

## DAFTAR TABEL

	<b>Hal</b>
Tabel 1. Hasil Pengujian Identifikasi Kondisi Colon dengan Naïve Bayes.....	18
Tabel 2. Hasil Identifikasi Citra Uji per Katagori dengan Naïve Bayes.....	21
Tabel 3. Tingkat Akurasi dan Kesalahan Hasil Pengujian.....	21
Tabel 4. Peluang Tiap Katagori P(C).....	25
Tabel 5. Nilai Peluang P(nilai pixel colon) .....	26
Tabel 6. Hasil Pengujian Identifikasi Colon dengan Bayesian Network. ....	26
Tabel 7. Hasil Identifikasi Citra Uji per Katagori dengan Bayesian Network.	29
Tabel 8. Tingkat Akurasi dan Kesalahan Metode Naïve Bayes dan Bayesian Network .....	29

# BAB I.PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Identifikasi iris mata adalah cara mengidentifikasi mata manusia berdasarkan gambaran bentuk pola iris mata (Masek, L. 2003). Otak manusia memiliki kemampuan yang handal dalam melakukan pengenalan iris mata. Namun, mata manusia memiliki keterbatasan untuk dapat mengenali dua buah iris mata dengan pola yang hampir sama, walaupun manusia mampu melakukannya tetapi dibutuhkan waktu lama. Perkembangan penggunaan komputer, diharapkan kemampuan identifikasi iris yang dimiliki oleh manusia dapat diterapkan pada sistem cerdas (Duin, R., & Pekalska, E. 2007).

Pengidentifikasi kondisi usus besar melalui iris mata bagi sebagian orang awam tidaklah mudah. Diperlukan beberapa pelatihan dan teknik tertentu untuk mengetahui kondisi tubuh manusia, seperti usus besar. Iridologi mampu membantu menganalisis dan menjelaskan gambaran iris mata secara spesifik.

Citra merupakan data yang tidak konsisten atau data yang bias sehingga metode *Bayesian* ini baik untuk digunakan (Hanson, K. M. 1987). Metode *Bayes* yang paling sederhana adalah teknik *Naïve Bayes* yang menggunakan asumsi model fitur yang saling independen merupakan *classifier* sederhana. Pengembangan dari metode *Naïve Bayes* adalah teknik *Tree Augmented Naïve Bayes*(TAN). Kedua metode tersebut menggunakan asumsi bahwa semua variabel akibat dianggap saling bebas bersyarat (*conditionally independent*) karena variabelsebab dan merupakan teknik penyederhanaan dari kondisi yang sebenarnya yaitu semua variabel bebas (*random variable*) dianggap saling mempengaruhi. Hal ini merupakan dasar dari teknik *Bayesian Network*.

Permasalahan yang biasanya terjadi untuk mengidentifikasi kondisi usus besar melalui iris mata adalah sebagai berikut:

- a. Penentuan posisi atau letak usus besar dalam peta iridologi jensen yang salah atau tidak sesuai;
- b. Kurang mengertinya pasien untuk menganalisis hasil citra iris mata dengan kondisi usus besarnya;

- c. Tingkat akurasi dalam penentuan kondisi usus besar melalui iris mata;
- d. Diameter pupil mata pasien yang berbeda-beda satu sama lain;
- e. Sulit mendeteksi iris mata pasien yang menderita kolesterol tinggi dan gangguan komplikasi karena terlalu banyak warna putih di iris mata;

Oleh karena itu, dibutuhkan suatu perangkat lunak yang mampu mengolah citra iris mata untuk mengetahui kondisi usus besar menggunakan ilmu iridologi dengan menggunakan metode *Bayesian Network*, yang memberikan hubungan probabilistik dari penentuan kondisi usus besar melalui iris mata.

## BAB II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 *State of The Art* Penelitian

Mata adalah salah satu indra manusia yang penting. Stimulasi *reseptor* peka cahaya di mata (*fotoreseptor*) menimbulkan indra penglihatan (Corwin, 2009). Struktur mata terdiri dari *sklera, kornea, koroid, iris, pupil*, lensa mata dan *retina*. Dalam sistem biometrik yang digunakan untuk pengidentifikasian dan pendeteksian dalam suatu studi kasus, struktur mata yang paling sering digunakan adalah iris mata.

Teknik pemantauan iris mata dikenal dengan iridologi. Iridologi adalah ilmu pengetahuan untuk menganalisis struktur iris mata secara detail (Jensen, 1980). Iridologi memberikan perspektif khusus terhadap konsep dan praktek pengobatan preventif (pencegahan). Pola iris mata manusia bersifat unik. Pola iris mata manusia tidak ada yang sama, termasuk iris mata sebelah kiri dan kanan. Bahkan saudara kembar identik memiliki pola iris mata yang berbeda. Iris mata tidak bisa ditiru oleh orang lain. Oleh karena itu, pola iris mata ini mampu menggambarkan kondisi kesehatan yang berbeda di tiap manusia.

Konsep kerja pemantauan berbasis iridologi ini cukup bisa dipahami. Iris mata kanan menggambarkan organ tubuh bagian kanan, seperti *pankreas*, kaki kanan, paru-paru kanan, ginjal kanan, kepala bagian kanan, dan sebagainya. Sedangkan pada iris mata kiri, menggambarkan organ tubuh bagian kiri, seperti jantung, kepala bagian kiri dan sebagainya (Jensen, 1980). Konsep kerja menggunakan iridologi ini berbanding terbalik dengan proses penglihatan pada manusia, dimana sebagian serabut mata kanan menyebrang dan memproyeksikan ke sisi kiri otak. Pada saat yang sama, sebagian serabut mata kiri menyebrang dan memproyeksikan ke sisi kanan otak (Corwin, 2009).

Metode *Bayesian* dapat digunakan untuk data yang tidak konsisten atau data yang bias (Basuki, 2006). Metode *Bayesian* ini baik di dalam mesin pembelajaran berdasarkan data training, dengan menggunakan probabilitas bersyarat sebagai dasarnya. Pemanfaatan metode *Bayesian* mampu diterapkan

pada beberapa sistem cerdas, seperti mesin pembelajaran, pengolahan sinyal, bioinformatika, *error-control codes*, dan diagnosis medis.

Rochmad(2009) yang menggunakan teknik *Naïve Bayes* untuk meneliti gangguan *pankreas* dengan asumsi probabilitas *Hypothesis Maximum Appropri Probability (HMAP)*. Pengujian dilakukan pada 98 sampel mata yang terdiri dari 54 citra iris mata yang dikategorikan kondisi *pankreas* normal dan 44 citra mata yang dikategorikan kondisi *pankreas* tidak normal. Hasil perhitungan metode *Bayes* diperoleh keberhasilan senilai 59,15%. Jiang et al(2005) mengembangkan teknik *Tree Augmented Naïve Bayes (TAN)*. TAN merupakan pohon perpanjangan dari *Naïve Bayes*, dimana node kelas langsung menunjuk ke semua node atribut dan atribut node hanya dapat memiliki satu *parent*. Kedua metode tersebut menggunakan asumsi bahwa semua variable akibat dianggap saling *conditionally independent* karena variable sebab dan merupakan teknik penyerdahaan dari kondisi yang sebenarnya yaitu semua *randomvariable* dianggap saling mempengaruhi. Hal ini merupakan dasar dari teknik *Bayesian Network* (Gamez et.al, 2010, dan Gat-Viks, I et.al, 2006).

Penerapan *Bayesian Network* pada *Data Mining* dilakukan Witten(2005) yang menghasilkan teknik-teknik praktis pembelajaran dan efisiensi *Bayesian Network* dilakukan oleh Wong(2004), khusus untuk ekspresi data biologi seperti struktur gen dikembangkan oleh Friedman, N, et.al(2000) dan Helman,P et.al(2004) untuk data ekspresi gen. WenChenx, et.al(2008) mengajukan algoritma K2 untuk menemukan struktur node dalam *Bayesian Network* dan Gamez, et.al(2005) menemukan fungsi pembatas dalam pencarian nilai parameter *Bayesian Network*.

Pramono et al(2006) membangun aplikasi Metode *Backpropagation* untuk pengenalan perubahan organ *pankreas* melalui iris mata. Analisis dari penelitian ini adalah menentukan kondisi gula dalam pengenalan penyakit *Diabetes Mellitus* yang berhubungan dengan organ *pankreas* sebagai penghasil hormon *insulin*. Hasil Penelitiannya terdapat 20 mata pasien yang telah menderita penyakit gula, dimana hasil pelatihan dengan *backpropagation* telah dihasilkan persentasi *mean square error (MSE)* 3,125% dan *error* pengenalan sekitar 10%. Dengan metode

*backpropagation*, diagnosa penyakit dapat dikenali secara *significant* tergantung dari pemilihan area mata yang tepat dan kebenaran sample yang menjadi acuan.

Iris mata manusia dibagi menjadi tujuh zona lingkaran yang menggambarkan letak dan posisi masing-masing organ. Zona lingkaran itu dipisahkan oleh tanda. Tanda ini memisahkan organ pencernaan dan penyerapan dari bagian tubuh lainnya (Budiha, 2007). Selain acuan iridologi untuk mengenali tujuh zona iris mata, dikenal pula peta iridologi jensen yang dewasa ini sering dipakai untuk penelitian mengenai iridologi.

Selaput Pelangi Mata atau yang dikenal dengan *The Autonomic Nervous Wreath (ANW)* merupakan petunjuk yang sangat penting untuk para iridolog untuk menganalisis iris mata. ANW ini menggambarkan kondisi pencernaan yang berakibat pada saraf otonomik. Lingkaran ANW berada diantara zona 2 dan 3 (Budiha, 2007). ANW ini menggambarkan usus besar (*colon*). Oleh karena itu, ANW bisa dijadikan dasar untuk menentukan kondisi usus besar seseorang.

*Teorema Bayes* adalah suatu pendekatan untuk sebuah ketidaktentuan yang diukur dengan probabilitas. Bayesian network merupakan strukturgrafis untukmewakilihubunganprobabilistikantara sejumlahbesar variabel dan melakukaninferensiprobabilistikdengan variabel. Misalkan, sebuah *Bayesian Network* dapat mewakili hubungan probabilistik antara penyakit dan gejala.*Bayesian Network* dapat digunakan untuk menghitung probabilitas dari timbulnya berbagai gejala penyakit, termasuk gangguan kesehatan yang terjadi pada manusia.*Bayesian Network* memiliki beberapa tipe, diantaranya adalah:

1. *Naive Bayes*

Merupakan *classifier* probabilistik sederhana berdasarkan *teorema Bayes*, menerapkan model probabilitas yang mendasari model fitur yang independen.

2. *Tree Augmented Naive Bayes (TAN)*

Merupakan pohon perpanjangan dari *Naive Bayes*, di mana node kelas langsung menunjuk kesemua node atribut dan atribut node hanya dapat memiliki satu orang tua dari atribut node lain (selain node kelas) (Jiang et al, 2005).

3. Teknik *Bayesian Network*

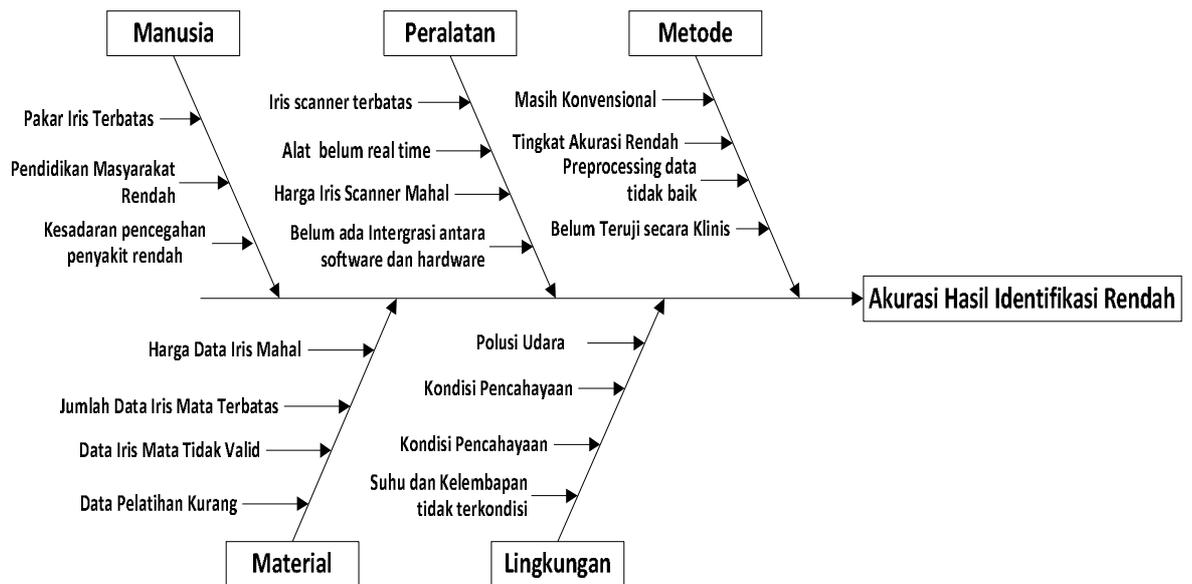
Tipe ini merupakan tipe umum Bayesian yang berbasis probabilitas yang merepresentasikan suatu himpunan variabel dan *conditional interdependencies* nya melalui suatu DAG (*Directed Acyclic Graph*).

## **2.2. Studi Pendahuluan**

### **2.2.1. Preliminary experiment**

Erwin dkk (2013) telah melakukan penelitian awal identifikasi gangguan usus besar berdasarkan citra iris mata menggunakan metode naïve bayes. Pada tahap preliminary experiment ini, citra yang digunakan adalah citra gambar (tidak realtime). Metode ini mengolah pixel-pixel citra iris mata sesuai dengan frekuensi terbesar, kemudian menghitung probabilitas tiap kategori. Metode ini menghasilkan nilai probabilitas masing-masing pixel citra iris mata yang telah dilatih sebelumnya untuk digunakan pada citra uji. Citra uji yang dihasilkan akan memberikan nilai probabilitas terbesar yang menjelaskan kategori kondisi colon tertentu. Database citra iris mata yang digunakan adalah Ubiris V.1. Database citra ini merupakan kumpulan citra grayscale dengan size 200x150 px. Hasil dari penelitian ini memiliki error sebesar 37.5% dengan 25 data yang benar dan 15 data yang salah pengidentifikasian dari jumlah total sebesar 40 citra training. Oleh karena itu, bisa disimpulkan bahwa proses identifikasi citra uji iris mata untuk mengetahui kondisi usus besar (colon) menghasilkan keakuratan sebesar 62.5%.

Adapun hasil analisa dari preliminary experiment ini ditunjukkan oleh gambar 1.



**Gambar 1.** Analisis fishbone terhadap preliminary experiment

### 2.2.2. Pembuatan database

Pembuatan database ini merupakan tahapan penelitian pertama, yang telah di publikasikan di jurnal internasional oleh Rossi Passarella dkk (2013), dimana menggunakan 60 orang subjek, yang terdiri dari 35 orang secara histori memiliki masalah dengan usus besar, sedangkan 25 orang subjek lainnya tidak diketahui latar belakangnya. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa hanya 8% dari 35 orang subjek yang tidak teridentifikasi penyakit usus besarnya.

### 2.3. Road Map Penelitian

Secara garis besar ada tiga tahapan penelitian sebagaimana digambarkan pada alur pikir, yakni:

- (1) Membangun model data set iris mata (tahun ke-1);
- (2) Pengembangan model Naives Bayes yaitu Network Bayes dan pengembangan perangkat serta uji akademis dan klinis (tahun ke-2);



## **BAB III. TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN**

### **3.1 Tujuan**

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Membangun model dataset iris mata dan melakukan pengujian dengan model dasar Naïve Bayes secara analitis akademik dan klinis;
2. Menganalisis keakuratan metode *Bayesian Network* dalam mengidentifikasi kondisi usus besar seseorang melalui iris mata;
3. Mengembangkan suatu perangkat lunak yang mampu mengidentifikasi perubahan abnormal usus besar seseorang melalui pola iris mata berbasis kajian ilmu iridologi;
4. Mengintegrasikan perangkat keras dan perangkat lunak serta implementasi produk berupa sistem cerdas untuk mengidentifikasi gangguan usus besar.

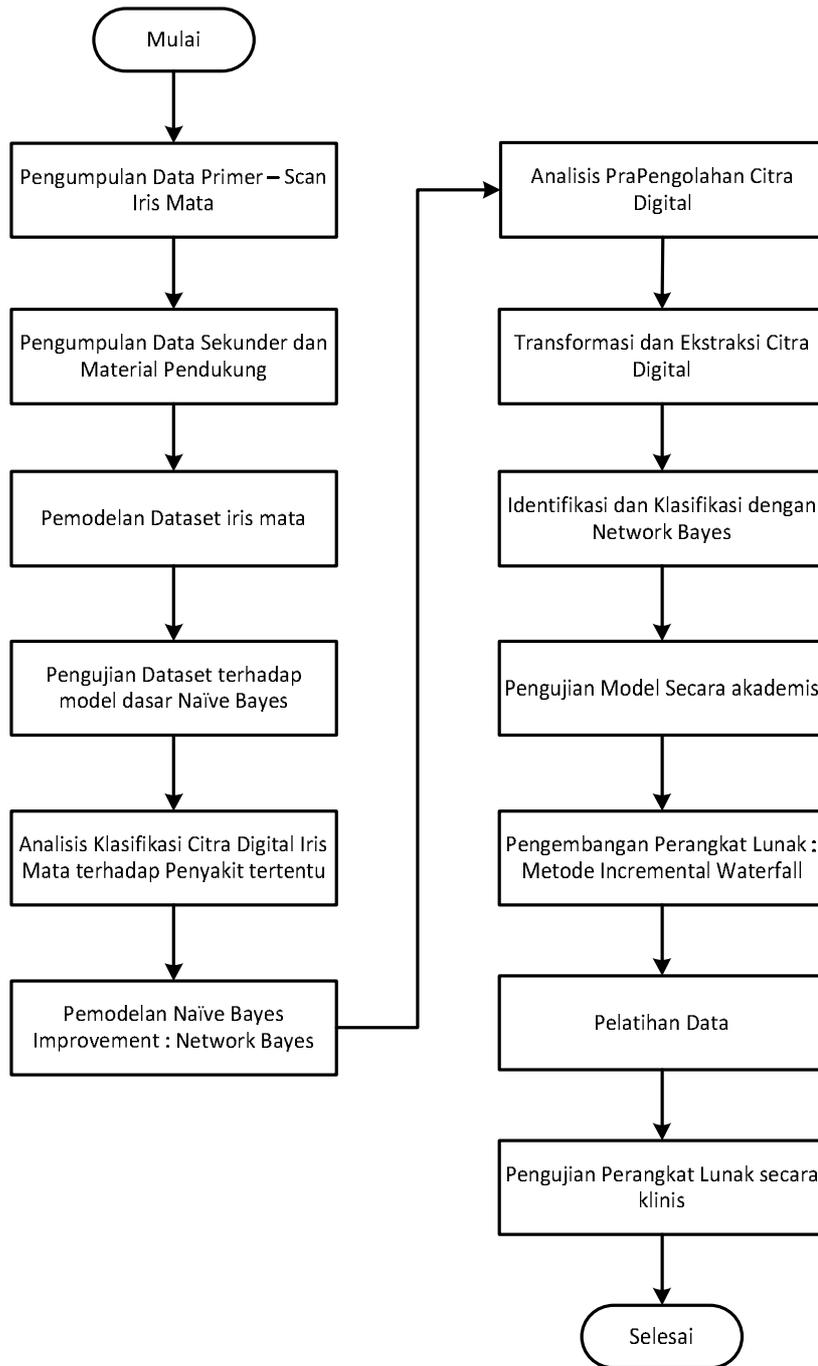
### **3.2. Manfaat Penelitian**

Penelitian ini merupakan langkah awal dari beberapa penelitian yang akan dilakukan, berdasarkan roadmap penelitian yang telah ditentukan. Adapun produk akhirnya nanti dapat digunakan oleh para dokter/tenaga medis untuk membantu menganalisa penyakit usus besar pasien sehingga *treatment* yang akan diberikan menjadi benar, tepat dan cepat. Selain itu dampak dari penelitian ini adalah mendukung program pemerintah pusat terutama kementerian kesehatan dalam meningkatkan kemampuan dan pelayan dokter terhadap pasien. serta dapat mengurangi jumlah pasien yang akan berobat keluar negeri.

## BAB IV. METODE PENELITIAN

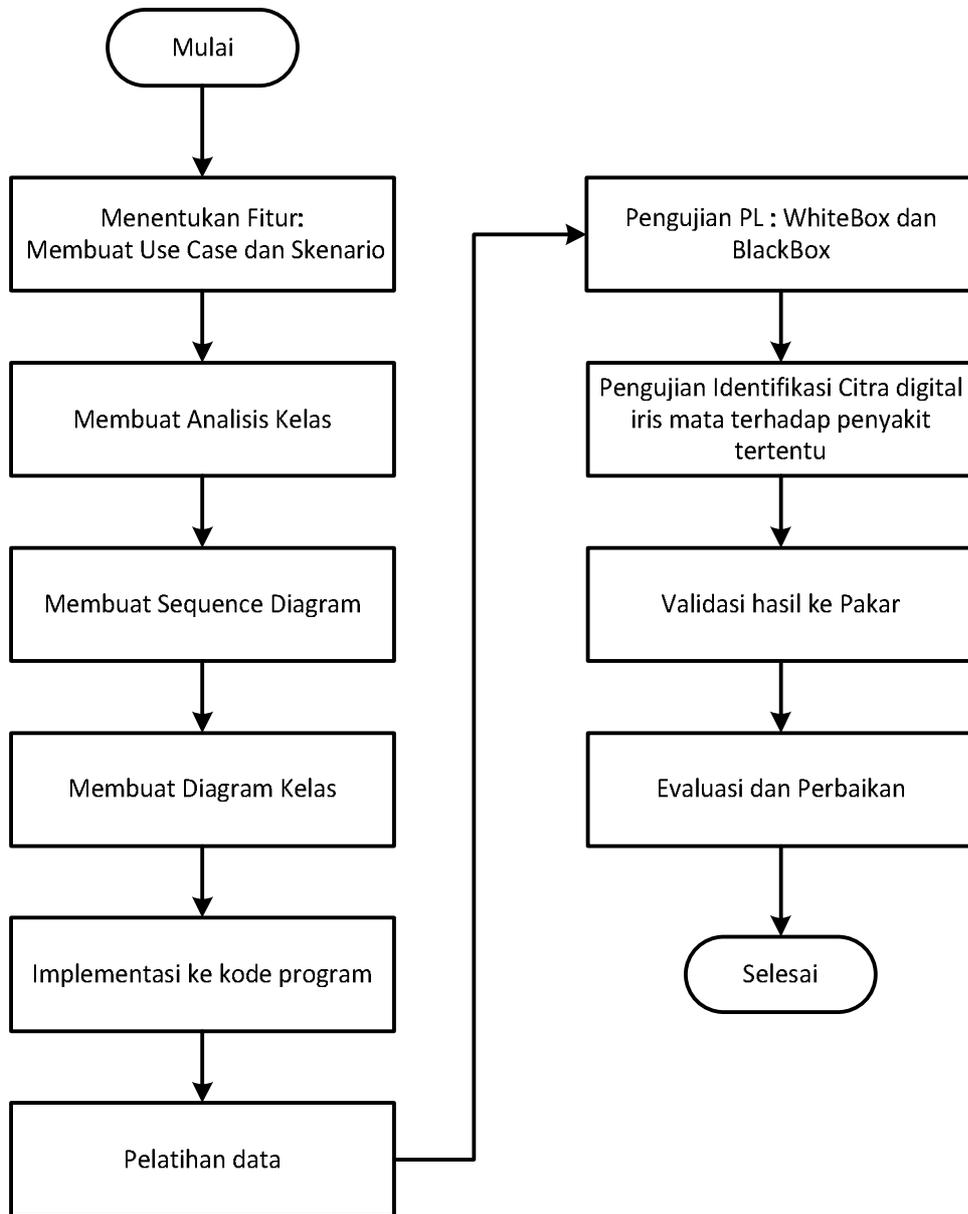
### 4.1 Alur Penelitian

Bagan alir penelitian ini menggambarkan proses pelaksanaan selama penelitian dilakukan. Pada tahun pertama, bagan alir dapat diperlihatkan pada gambar 3.



**Gambar 3.** Detail Road map tahun ke-1

Pada tahun kedua bagan alir penelitian lebih difokuskan untuk melakukan perbaikan serta mengimplementasikan pengembangan model yang diperoleh pada tahun pertama. Secara garis besar bagan alir dapat diperlihatkan pada gambar 4.



**Gambar 4.** Detail roadmap untuk penelitian tahun ke-2

## 4.2. Metode Penelitian

Proses pembuatan database dan image processing telah dilakukan pada tahap pertama (tahun ke-1),

### 4.2.1. Analisis Probabilitas Bayesian Network

Metode Bayes yang paling sederhana adalah teknik Naïve Bayes yang menggunakan asumsi model fitur yang saling independen merupakan *classifier* sederhana. Pengembangan dari metode Naïve Bayes adalah teknik Tree Augmented Naïve Bayes(TAN). Kedua metode tersebut menggunakan asumsi bahwa semua variabel akibat dianggap saling bebas bersyarat (*conditionally independent*) karena variabel sebab dan merupakan teknik penyederhanaan dari kondisi yang sebenarnya yaitu semua variabel bebas (*random variable*) dianggap saling mempengaruhi. Hal ini merupakan dasar dari teknik Bayesian Network.

Permasalahan yang biasanya terjadi untuk mengidentifikasi kondisi usus besar melalui iris mata adalah sebagai berikut:

- a. Penentuan posisi atau letak usus besar dalam Peta Iridologi Jensen yang salah atau tidak sesuai;
- b. Kurang mengertinya pasien untuk menganalisis hasil citra iris mata dengan kondisi usus besarnya;
- c. Tingkat akurasi dalam penentuan kondisi usus besar melalui iris mata;
- d. Diameter pupil mata pasien yang berbeda-beda satu sama lain;
- e. Sulit mendeteksi iris mata pasien yang menderita kolesterol tinggi dan gangguan komplikasi karena terlalu banyak warna putih di iris mata;

Oleh karena itu, dibutuhkan suatu perangkat lunak yang mampu mengolah citra iris mata untuk mengetahui kondisi usus besar menggunakan ilmu iridologi dengan menggunakan metode *Bayesian Network*, yang memberikan hubungan probabilistik dari penentuan kondisi usus besar melalui iris mata.

Perangkat lunak ini akan melakukan pra-pengolahan dan ekstraksi fitur citra iris mata dilakukan, selanjutnya adalah mengolah nilai *pixel* berkisar [0-255]. Nilai *pixel* dengan frekuensi terbesar disimpan di database, kemudian dilakukan perhitungan data uji dengan membandingkan *probability value* (nilai

kemungkinan) dengan data training database. Hal ini menunjukkan kemungkinan perbandingan kondisi normal atau tidaknya usus besar.

Terdapat beberapa langkah untuk mengembangkan teknik Bayesian Network dalam sistem cerdas untuk mengidentifikasi gangguan usus besar. Langkah-langkah tersebut diantaranya:

1. Membangun struktur Bayesian Network gangguan usus besar dan citra iris mata.
2. Menentukan parameter, atribut dan fitur melalui pengolahan pra citra, pengolahan citra dan identifikasi.
3. Membuat *conditional probability table*
4. Membuat *joint probability distribution*
5. Menghitung *posterior probability*
6. Inferensi probabilistik

Metode pengembangan teknik Bayesian Network yang digunakan adalah metode *Incremental Waterfall*.

#### 4.2.2. Pengujian akademis dan klinis

Pengujian akademis akan dilakukan dengan cara pengujian model yang telah dibangun berdasarkan hasil perhitungan, sedangkan pengujian klinis akan dilakukan dengan cara uji laboratorium terhadap subjek setelah di ambil sample, hasil uji laboratorium akan di bandingkan dengan hasil keputusan dari sistem perangkat lunak yang telah dibangun. Pengujian ini akan dilakukan terhadap 100 subjek dengan latarbelakang penyakit usus besar yang tidak diketahui. Pengujian klinis ini akan dilakukan di rumah sakit umum milik pemerintah dan bekerja sama dengan pihak terkait.

## BAB V. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap kedua ini, data base dari iris mata yang diperoleh dari tahun pertama digunakan sebagai data training untuk menambah pengetahuan dari model Naïve Bayes, selanjutnya dilakukan pengujian secara akademis dan klinis. Kemudian dikembangkan model Bayesian Network dan diimplementasikan pada perangkat lunak.

### 5.1. Penggunaan Teorema Bayes untuk Melakukan Identifikasi

Misalkan  $X$  merupakan himpunan atribut data dan  $Y$  merupakan variabel kelas. Jika variabel kelas memiliki hubungan dengan atribut, maka dapat dinyatakan  $X$  dan  $Y$  sebagai variabel acak dan memperoleh hubungan peluang menggunakan  $P(Y|X)$ . Peluang bersyarat ini juga dikenal dengan *posterior* peluang untuk  $Y$ , dan sebaliknya peluang *prior*  $P(Y)$ .

Menaksir nilai peluang *posterior* secara akurat untuk setiap kombinasi label kelas yang mungkin dan nilai atribut adalah masalah sulit. Teorema *Bayes* bermanfaat karena menyediakan hubungan peluang *posterior* dari peluang *prior*  $P(Y)$ , peluang kelas bersyarat  $P(X|Y)$  dan  $P(X)$ :

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y)P(Y)}{P(X)} \quad (1)$$

Ketika membandingkan peluang *posterior* untuk nilai  $Y$  berbeda, istilah *dominator*,  $P(X)$ , selalu tetap, sehingga dapat diabaikan. Peluang *prior*  $P(Y)$  dapat dengan mudah diestimasi dari *training set* dengan menghitung pecahan *training record* yang dimiliki tiap kelas.

## 5.2. Naive Bayes

*Naive bayes* mengestimasi peluang kelas bersyarat dengan mengasumsikan bahwa atribut adalah independen secara bersyarat yang diberikan dengan label kelas  $y$ . Asumsi independen bersyarat dapat dinyatakan dalam bentuk berikut :

$$P(X|Y = y) = \prod_{i=1}^d P(X_i|Y = y) \quad (2)$$

dengan tiap himpunan atribut  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_d\}$  terdiri dari  $d$  atribut.

### Independensi Bersyarat

Misalkan  $X$ ,  $Y$ , dan  $Z$  melambangkan tiga variabel acak. Variabel di dalam  $X$  dikatakan independen secara bersyarat  $Y$ , yang diberikan  $Z$ , jika sesuai kondisi berikut.

$$P(X|Y, Z) = P(X|Z) \quad (3)$$

Independensi bersyarat antara  $X$  dan  $Y$  juga dapat ditulis dalam bentuk serupa dengan Persamaan 2 :

$$\begin{aligned} P(X, Y|Z) &= \frac{P(X, Y, Z)}{P(Z)} \\ &= \frac{P(X, Y, Z)}{P(Y, Z)} \frac{P(Y, Z)}{P(Z)} \\ &= P(X|Y, Z)P(Y|Z) \\ &= P(X|Z)P(Y|Z) \end{aligned} \quad (4)$$

Persamaan 3 digunakan untuk memperoleh baris terakhir Persamaan.

## Cara Kerja *Naive Bayes*

Asumsi independen bersyarat, termasuk menghitung peluang bersyarat untuk setiap kombinasi  $X$ , hanya memerlukan mengestimasi peluang bersyarat untuk tiap  $X_i$  yang diberikan  $Y$ . pendekatan selanjutnya lebih praktis karena tidak mensyaratkan *training set* sangat besar untuk memperoleh estimasi peluang yang baik.

Untuk mengklasifikasi test *record*, *Naive Bayes* menghitung peluang posterior untuk tiap kelas  $Y$  :

$$P(Y|X) = \frac{P(Y) \prod_{i=1}^d P(X_i|Y)}{P(X)} \quad (5)$$

$P(X)$  adalah tetap untuk seluruh  $Y$ , cukup untuk memilih kelas yang memaksimalkan istilah numerator,  $P(Y) \prod_{i=1}^d P(X_i|Y)$ .

## Studi Kasus: Iris Mata untuk Identifikasi dengan *Naive Bayes*

Dalam penyelesaian penelitian ini, *Naive Bayes* adalah tipe dari Bayesian Method yang digunakan untuk menghitung probabilitas dari pixel citra terhadap colon. *Naive Bayes* melakukan klasifikasi dengan menghitung nilai probabilitas kategori dan semua data yang ada. Berikut perhitungan probabilitas dari masing-masing kategori :

$$P(\text{colon}) = \frac{|\text{citra}|}{|\text{data}|} \quad (6)$$

Keterangan :

$P(\text{colon})$  = probabilitas setiap citra pada sekumpulan citra;

$|\text{citra}|$  = frekuensi citra training pada tiap kategori;

$|\text{data}|$  = jumlah citra training yang ada;

$$P(\text{pixel}_i | \text{colon}_j) = \frac{n_k + 1}{n + |\text{nilai}|} \quad (7)$$

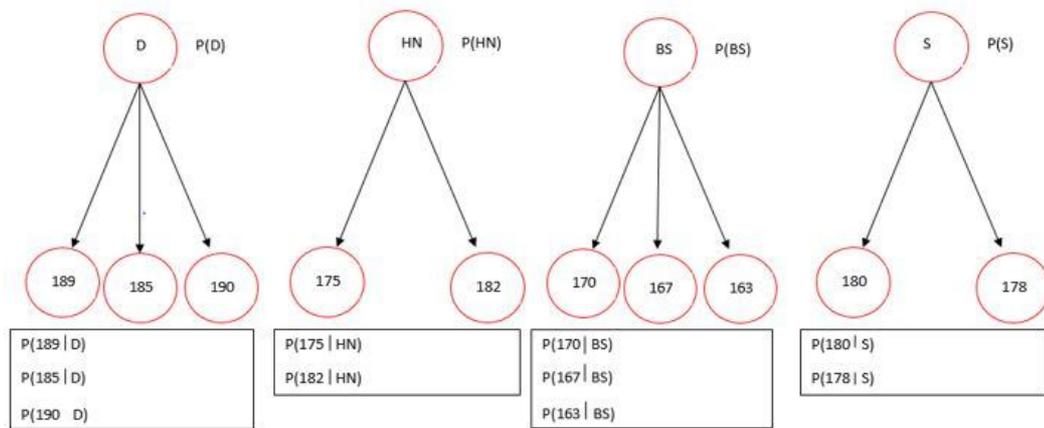
Keterangan :

$P(pixel_i | colon_j)$  = probabilitas kategori colon  $j$  terhadap  $pixel$   $i$

$n_k$  = nilai kemunculan  $pixel$   $i$  pada tiap kategori colon  $j$

$n$  = jumlah seluruh  $pixel$  pada kategori colon  $j$

$|nilai|$  = banyak  $pixel$  yang digunakan di data training.



Gambar 5. Graf untuk Identifikasi Colon disease menggunakan Citra Iris Mata dengan Naive Bayes

Gambar 5 memperlihatkan *directed acyclic graph* (dag) Naive Bayes untuk memodelkan pasien *colon disease* atau masalah gangguan usus besar. Tiap variabel dalam diagram diasumsikan bernilai kontinu. *Node* orangtua untuk *colon Diverticulata*(D), Hampir Normal (HN), *Balloned Sigmoid*(BS) dan *Spasm*(S). *Node* anak untuk *colon disease* bersesuaian dengan nilai *pixel* 189, 185, 190, 175, 182, 170, 167, 163, 180, dan 178. Hubungan antara node anak dengan orangtua menunjukkan pengaruh atau dinyatakan dalam peluang bersyarat, misalnya node *Diverticulata* dipengaruhi oleh citra dengan nilai *pixel* 189, 185 dan 190 sedangkan nilai *pixel* lainnya diabaikan karena nilai peluangnya sangat kecil(kurang dari 0,0005). Perhitungan nilai peluang selengkapnya disajikan dalam tabel 4 dan 5

Persamaan 6 dan 7 digunakan dalam proses training untuk menentukan nilai probabilitas dari citra training. Untuk proses identifikasi dengan citra uji, maka proses selanjutnya untuk metode Naïve Bayes dengan mengalikan nilai probabilitas semua kategori dengan probabilitas tiap pixel yang diambil dari masing-masing citra. Dari hasil perkalian tiap kategori, ditentukan nilai probabilitas terbesar. Nilai probabilitas terbesar adalah kategori citra uji.

Perangkat lunak yang dibangun ini membutuhkan pengetahuan awal untuk mengidentifikasi suatu himpunan data atau citra berdasarkan kategori kelas. Dari hasil pengumpulan data klinis, didapatkan himpunan citra uji. Citra uji telah mendapatkan pengetahuan awal mengenai kondisi *colon* dari pakar di salah satu rumah sakit di Palembang. Terdapat 94 citra uji yang telah diidentifikasi berdasarkan empat jenis kondisi *colon*, yaitu Hampir Normal sebanyak 29 citra, *Balloned Sigmoid* sebanyak 24 citra, *Diverticulata* sebanyak 21 citra dan *Spasm* sebanyak 20 citra.

Semua citra uji yang telah didapatkan intensitas *pixel* nya dan diolah dengan metode Naive Bayes. Hasil pengujian disajikan pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Identifikasi Kondisi Colon dengan Naive Bayes

No	Citra Colon Uji	Hasil Identifikasi Citra	Nilai Kebenaran
1	Hampir Normal 1	Hampir Normal	Benar
2	Hampir Normal 2	Hampir Normal	Benar
3	Hampir Normal 3	Hampir Normal	Benar
4	Hampir Normal 4	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
5	Hampir Normal 5	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
6	Hampir Normal 6	Hampir Normal	Benar
7	Hampir Normal 7	Hampir Normal	Benar
8	Hampir Normal 8	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
9	Hampir Normal 9	Hampir Normal	Benar
10	Hampir Normal 10	Hampir Normal	Benar
11	Hampir Normal 11	Hampir Normal	Benar
12	Hampir Normal 12	Hampir Normal	Benar
13	Hampir Normal 13	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
14	Hampir Normal 14	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
15	Hampir Normal 15	Hampir Normal	Benar
16	Hampir Normal 16	Hampir Normal	Benar

17	Hampir Normal 17	Hampir Normal	Benar
18	Hampir Normal 18	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
19	Hampir Normal 19	Hampir Normal	Benar
20	Hampir Normal 20	Hampir Normal	Benar
21	Hampir Normal 21	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
22	Hampir Normal 22	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
23	Hampir Normal 23	Hampir Normal	Benar
24	Hampir Normal 24	Hampir Normal	Benar
25	Hampir Normal 25	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
26	Hampir Normal 26	Hampir Normal	Benar
27	Hampir Normal 27	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
28	Hampir Normal 28	Hampir Normal	Benar
29	Hampir Normal 29	Hampir Normal	Benar
30	Diverticulata 1	Diverticulata	Benar
31	Diverticulata 2	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
32	Diverticulata 3	Diverticulata	Benar
33	Diverticulata 4	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
34	Diverticulata 5	Diverticulata	Benar
35	Diverticulata 6	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
36	Diverticulata 7	Diverticulata	Benar
37	Diverticulata 8	Diverticulata	Benar
38	Diverticulata 9	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
39	Diverticulata 10	Diverticulata	Benar
40	Diverticulata 11	Diverticulata	Benar
41	Diverticulata 12	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
42	Diverticulata 13	Diverticulata	Benar
43	Diverticulata 14	Diverticulata	Benar
44	Diverticulata 15	Diverticulata	Benar
45	Diverticulata 16	Diverticulata	Benar
46	Diverticulata 17	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
47	Diverticulata 18	Diverticulata	Benar
48	Diverticulata 19	Diverticulata	Benar
49	Diverticulata 20	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
50	Diverticulata 21	Diverticulata	Benar
51	Balloned Sigmoid 1	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
52	Balloned Sigmoid 2	Balloned Sigmoid	Benar
53	Balloned Sigmoid 3	Balloned Sigmoid	Benar
54	Balloned Sigmoid 4	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
55	Balloned Sigmoid 5	Balloned Sigmoid	Benar
56	Balloned Sigmoid 6	Balloned Sigmoid	Benar
57	Balloned Sigmoid 7	Balloned Sigmoid	Benar

58	Balloned Sigmoid 8	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
59	Balloned Sigmoid 9	Balloned Sigmoid	Benar
60	Balloned Sigmoid 10	Balloned Sigmoid	Benar
61	Balloned Sigmoid 11	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
62	Balloned Sigmoid 12	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
63	Balloned Sigmoid 13	Balloned Sigmoid	Benar
64	Balloned Sigmoid 14	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
65	Balloned Sigmoid 15	Balloned Sigmoid	Benar
66	Balloned Sigmoid 16	Balloned Sigmoid	Benar
67	Balloned Sigmoid 17	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
68	Balloned Sigmoid 18	Balloned Sigmoid	Benar
69	Balloned Sigmoid 19	Balloned Sigmoid	Benar
70	Balloned Sigmoid 20	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
71	Balloned Sigmoid 21	Balloned Sigmoid	Benar
72	Balloned Sigmoid 22	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
73	Balloned Sigmoid 23	Balloned Sigmoid	Benar
74	Balloned Sigmoid 24	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
75	Spasm 1	Spasm	Benar
76	Spasm 2	Spasm	Benar
77	Spasm 3	Spasm	Benar
78	Spasm 4	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
79	Spasm 5	Spasm	Benar
80	Spasm 6	Spasm	Benar
81	Spasm 7	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
82	Spasm 8	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
83	Spasm 9	Spasm	Benar
84	Spasm 10	Spasm	Benar
85	Spasm 11	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
86	Spasm 12	Spasm	Benar
87	Spasm 13	Spasm	Benar
88	Spasm 14	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
89	Spasm 15	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
90	Spasm 16	Spasm	Benar
91	Spasm 17	Spasm	Benar
92	Spasm 18	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
93	Spasm 19	Spasm	Benar
94	Spasm 20	Spasm	Benar

Berdasarkan Tabel 2, terdapat 94 citra uji iris mata dengan 60 citra yang di indentifikasi dengan benar dan 34 citra salah identifikasi.

Tabel 2. Hasil Identifikasi Citra Uji per Katagori dengan Naïve Bayes

No	Katagori	Jumlah Hasil Identifikasi		
		Citra Uji	Benar	Salah
1	Hampir Normal	29	19	10
2	Diverticulata	21	14	7
3	Balloned Sigmoid	24	14	10
4	Spasm	20	13	7
		94	60	34

Dengan menggunakan hasil pada tabel 2, bisa dihasilkan tingkat akurasi dan *kesalahan* dalam aplikasi Pemanfaatan Naïve Bayes Untuk Mengidentifikasi Kondisi Usus Besar (*Colon*) Berbasis Iridologi disajikan pada tabel 3.

$$Kesalahan(\%) = \frac{Jumlah\ data\ yang\ salah}{Jumlah\ Total\ data} \times 100\% \quad (8)$$

Dengan menggunakan persamaan 8, taksiran dengan Naïve Bayes memiliki kesalahan sebesar 36.17% dengan 60 data yang benar dan 34 data yang salah dari jumlah total sebesar 94 citra uji. Kesalahan (*error*) pada proses identifikasi bisa dipengaruhi oleh pencahayaan iris mata saat diambil, bentuk mata yang berbeda-beda, pendeteksian zona ANW yang kurang tepat atau dari satu citra iris mempunyai dua atau lebih dari ketegori *colon* sehingga nilai *pixel* training sebagai acuan juga berpengaruh. Oleh karena itu, bisa disimpulkan bahwa proses identifikasi citra uji iris mata untuk mengetahui kondisi usus besar (*colon*) menghasilkan keakuratan sebesar 63.83%.

Tabel 3. Tingkat Akurasi dan Kesalahan Hasil Pengujian

No	Hasil Pengujian	Jumlah Data	Tingkat Akurasi	Tingkat Kesalahan
1	Data Training	40	62,50%	37,50%
2	Data Uji	94	63,83%	36,17%

### 5.3. *Bayesian Network* (BN)

Asumsi independen bersyarat digunakan pada *Naive Bayes* mungkin terlalu rapuh, khususnya untuk masalah klasifikasi dengan atribut yang dihubungkan dengan sesuatu. Bagian ini mengembangkan pendekatan lebih fleksibel untuk memodelkan peluang kelas bersyarat  $P(X|Y)$ . Sebagai ganti mensyaratkan seluruh atribut untuk independen secara bersyarat dengan kelas yang diberikan, pendekatan ini menspesifikasi pasangan atribut yang independen secara bersyarat.

#### Representasi Model

BN menyediakan representasi grafis dari hubungan peluang bersama dengan set variabel acak. Ada dua unsur kunci *Bayesian network* :

1. *Directed acyclic graph* (dag) mengencode hubungan dependen antar set variabel.
2. Tabel peluang mengasosiasikan tiap node ke node orangtua selanjutnya.

Properti penting *Bayesian network* dinyatakan sebagai berikut:

Properti 1 (independensi bersyarat). *Node* pada *Bayesian network* independen secara bersyarat dengan *non descendant*-nya, jika orangtuanya diketahui.

Disamping kondisi independen bersyarat yang dikenakan dengan topologi *network*, tiap *node* juga diasosiasikan dengan tabel peluang.

1. Jika *node*  $X$  tidak memiliki orangtua, maka tabel hanya berisi peluang *prior*  $P(X)$ .
2. jika *node*  $X$  hanya memiliki satu orangtua,  $Y$ , maka tabel berisi peluang bersyarat  $P(X|Y)$ .

3. jika *node*  $X$  memiliki banyak orangtua  $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_k\}$ , maka tabel berisi peluang bersyarat  $P(X|Y_1, Y_2, \dots, Y_k)$ .

### Pembuatan Model

Pembuatan model di dalam *Bayesian Network* melibatkan tiga langkah berikut.

1. Membuat struktur *network*.
2. Mengestimasi nilai peluang di dalam tabel yang dihubungkan dengan tiap *node*.
3. Topologi *network* dapat diperoleh dengan mengencode *knowledge* (pengetahuan) subyektif dari *expert* domain.

Algoritma berikut menghadirkan prosedur sistematis untuk menginduksi topologi *Bayesian network*.

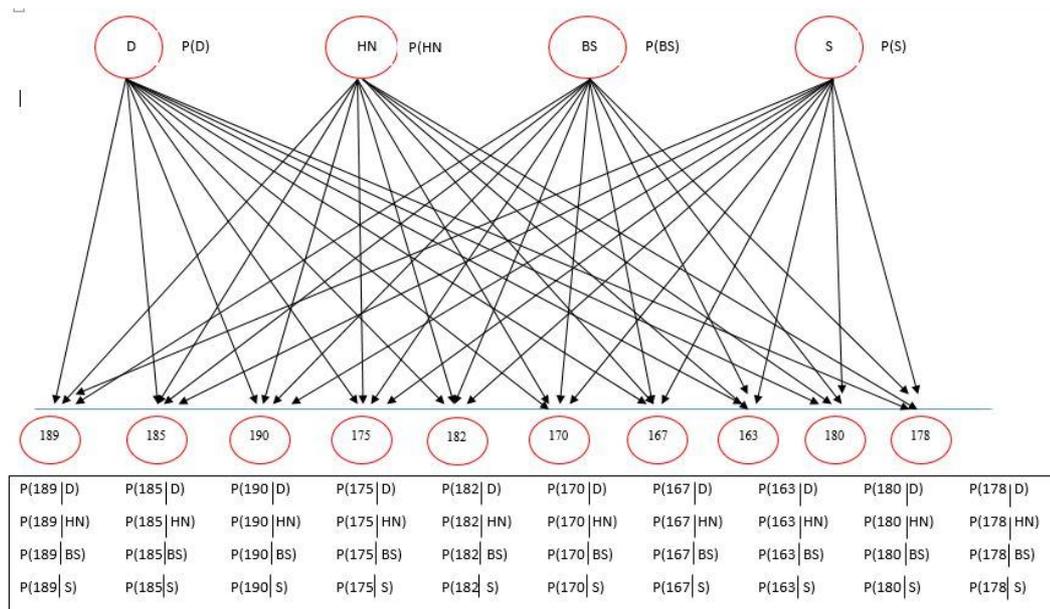
Algoritma untuk menggenerate topologi *Bayesian network*.

- 
- 1: *Let*  $T$  melambangkan total order variabel.
  - 2: *For*  $j = 1$  sampai  $d$  *do*
  - 3: *Let*  $X_{T(j)}$  melambangkan variabel order tertinggi ke-  $j$  di dalam  $T$ .
  - 4: *Let*  $\Pi(X_{T(j)}) = \{X_{T(1)}, X_{T(2)}, \dots, X_{T(j-1)}\}$  melambangkan set variabel terdahulu  $X_{T(j)}$ .
  - 5: Pindahkan variabel dari  $\Pi(X_{T(j)})$  yang tidak mempengaruhi  $X_j$  (menggunakan pengetahuan *prior*)
  - 6: Buat panah antara  $X_{T(j)}$  dan variabel yang tersisa di dalam  $\Pi(X_{T(j)})$ .
  - 7: *End for*.
- 

Algoritma tersebut menjamin topologi tidak berisi siklus apapun. Buktinya cukup jelas. Jika terdapat siklus, maka paling kurang satu panah menghubungkan urutan *node* tertinggi ke urutan *node* terendah. Karena algoritma mencegah setiap panah menghubungkan urutan *node* terendah ke urutan *node* tertinggi, tidak ada siklus di dalam topologi.

Ketika topologi yang tepat telah ditemukan, tabel peluang diasosiasikan dengan tiap *node* ditentukan. Mengestimasi peluang tersebut dapat dilakukan secara langsung dan sama dengan pendekatan yang digunakan oleh *Naive Bayes*.

### Studi Kasus: Iris Mata untuk Identifikasi dengan Bayesian Network



Gambar 6. Struktur *Directed acyclic graph* (dag) Bayesian Network untuk mengidentifikasi gangguan usus besar dengan citra iris mata pada pasien.

Gambar 6 memperlihatkan *directed acyclic graph* (dag) Bayesian Network untuk memodelkan pasien *colon disease* atau masalah gangguan usus besar. Tiap variabel dalam diagram diasumsikan bernilai kontinu. *Node* orangtua untuk *colon Diverticulata*(D), Hampir Normal (HN), Balloned Sigmoid(BS) dan Spasm(S). *Node* anak untuk *colon disease* bersesuaian dengan nilai *pixel* 189, 185, 190, 175, 182, 170, 167, 163, 180, dan 178. Hubungan antara node anak dengan orangtua menunjukkan pengaruh atau dinyatakan dalam peluang bersyarat, misalnya node Diverticulata dipengaruhi oleh citra dengan nilai *pixel* semua nilai *pixel* 189, 185, 190, 175, 182, 170, 167, 163, 180, dan 178 begitu pula untuk node yang lainnya. Perhitungan nilai peluang selengkapnya disajikan dalam tabel 4 dan 5 dengan menggunakan persamaan 6 dan 7.

Nilai peluang untuk setiap kategori *colon* bisa dilihat di Tabel 4.

Tabel 4. Peluang Tiap Kategori P(C)

No	Kategori Colon	P (Colon)
1	Diverticulata (D)	0.223404
2	Hampir Normal (HN)	0.308511
3	Balloned Sigmoid (BS)	0.255319
4	Spasm (S)	0.212766

Tabel 4 didapatkan dari perhitungan menggunakan persamaan 6 untuk mencari P(Colon). Misalkan :

$$\begin{aligned}
 P(D) &= \frac{\text{Frekuensi citra diverticulata}}{\text{jumlah seluruh citra}} \\
 &= 21/94 = \mathbf{0.223404}
 \end{aligned}$$

Selain itu, dari 94 data training tersebut menghasilkan *probability* terhadap nilai dari kategori P (Colon | Nilai) seperti terlihat pada Tabel 5. Terdapat 10 *pixel* dari semua kategori *colon* yang digunakan sebagai *pixel* acuan sesuai dengan peta iridology untuk melakukan perhitungan *Bayesian Network* pada proses identifikasi, yaitu nilai *pixel* 189, 185, 190, 175, 182, 170, 167, 163, 180, dan 178. Berdasarkan persamaan 7, maka misalkan dihitung untuk *peluang pixel* 189:

$$\begin{aligned}
 P(189|D) &= \frac{\text{Frequency pixel 189}+1}{\text{Jumlah pixel pada Diverticulata}+\text{Banyak pixel training}} \\
 &= (642+1) / (1705 + 42) = \mathbf{0.368059}
 \end{aligned}$$

Setelah mendapatkan pengetahuan mengenai *pixel* acuan dan frequency masing-masing dari perangkat lunak, maka perhitungan *Bayesian Network* bisa dilakukan. Tabel 5. Menyajikan hasil perhitungan untuk mengetahui nilai peluang bersyarat P(Nilai|Colon) setiap *pixel*.

Tabel 5 Nilai Peluang P(Nilai Pixel | Colon)

Colon	189	185	190	175	182	170	167	163	180	178
<b>D</b>	0.368059	0.324524	0.278675	0.000523	0.000523	0.000523	0.000523	0.000523	0.000523	0.000523
<b>HN</b>	0.000527	0.000527	0.000527	0.426936	0.295529	0.000527	0.000527	0.000527	0.000527	0.000527
<b>BS</b>	0.000190	0.000190	0.000190	0.000190	0.000190	0.29352	0.363689	0.341449	0.000190	0.000190
<b>S</b>	0.000458	0.000458	0.000458	0.000458	0.000458	0.000467	0.000458	0.000458	0.418224	0.306542

Untuk proses identifikasi dengan citra uji, maka proses selanjutnya untuk metode Bayesian Network dengan mengalikan nilai probabilitas semua kategori dengan probabilitas tiap pixel yang diambil dari masing-masing citra. Dari hasil perkalian tiap kategori, ditentukan nilai probabilitas terbesar. Nilai probabilitas terbesar adalah kategori citra uji.

Dari hasil pengumpulan data klinis sebelumnya, dilakukan pengujian dengan menggunakan Bayesian Network diperoleh hasil seperti yang disajikan pada tabel 6 berikut.

Tabel 6. Hasil Pengujian Identifikasi Kondisi Colon dengan Bayesian Network

No	Citra Colon Uji	Hasil Identifikasi Citra	Nilai Kebenaran
1	Hampir Normal 1	Hampir Normal	Benar
2	Hampir Normal 2	Hampir Normal	Benar
3	Hampir Normal 3	Hampir Normal	Benar
4	Hampir Normal 4	Hampir Normal	Benar
5	Hampir Normal 5	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
6	Hampir Normal 6	Hampir Normal	Benar
7	Hampir Normal 7	Hampir Normal	Benar
8	Hampir Normal 8	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
9	Hampir Normal 9	Hampir Normal	Benar
10	Hampir Normal 10	Hampir Normal	Benar
11	Hampir Normal 11	Hampir Normal	Benar
12	Hampir Normal 12	Hampir Normal	Benar
13	Hampir Normal 13	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>

14	Hampir Normal 14	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
15	Hampir Normal 15	Hampir Normal	Benar
16	Hampir Normal 16	Hampir Normal	Benar
17	Hampir Normal 17	Hampir Normal	Benar
18	Hampir Normal 18	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
19	Hampir Normal 19	Hampir Normal	Benar
20	Hampir Normal 20	Hampir Normal	Benar
21	Hampir Normal 21	Hampir Normal	Benar
22	Hampir Normal 22	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
23	Hampir Normal 23	Hampir Normal	Benar
24	Hampir Normal 24	Hampir Normal	Benar
25	Hampir Normal 25	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
26	Hampir Normal 26	Hampir Normal	Benar
27	Hampir Normal 27	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
28	Hampir Normal 28	Hampir Normal	Benar
29	Hampir Normal 29	Hampir Normal	Benar
30	Diverticulata 1	Diverticulata	Benar
31	Diverticulata 2	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
32	Diverticulata 3	Diverticulata	Benar
33	Diverticulata 4	Diverticulata	Benar
34	Diverticulata 5	Diverticulata	Benar
35	Diverticulata 6	Diverticulata	Benar
36	Diverticulata 7	Diverticulata	Benar
37	Diverticulata 8	Diverticulata	Benar
38	Diverticulata 9	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
39	Diverticulata 10	Diverticulata	Benar
40	Diverticulata 11	Diverticulata	Benar
41	Diverticulata 12	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
42	Diverticulata 13	Diverticulata	Benar
43	Diverticulata 14	Diverticulata	Benar
44	Diverticulata 15	Diverticulata	Benar
45	Diverticulata 16	Diverticulata	Benar
46	Diverticulata 17	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
47	Diverticulata 18	Diverticulata	Benar
48	Diverticulata 19	Diverticulata	Benar
49	Diverticulata 20	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
50	Diverticulata 21	Diverticulata	Benar
51	Balloned Sigmoid 1	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
52	Balloned Sigmoid 2	Balloned Sigmoid	Benar
53	Balloned Sigmoid 3	Balloned Sigmoid	Benar
54	Balloned Sigmoid 4	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>

55	Balloned Sigmoid 5	Balloned Sigmoid	Benar
56	Balloned Sigmoid 6	Balloned Sigmoid	Benar
57	Balloned Sigmoid 7	Balloned Sigmoid	Benar
58	Balloned Sigmoid 8	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
59	Balloned Sigmoid 9	Balloned Sigmoid	Benar
60	Balloned Sigmoid 10	Balloned Sigmoid	Benar
61	Balloned Sigmoid 11	Balloned Sigmoid	Benar
62	Balloned Sigmoid 12	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
63	Balloned Sigmoid 13	Balloned Sigmoid	Benar
64	Balloned Sigmoid 14	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
65	Balloned Sigmoid 15	Balloned Sigmoid	Benar
66	Balloned Sigmoid 16	Balloned Sigmoid	Benar
67	Balloned Sigmoid 17	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
68	Balloned Sigmoid 18	Balloned Sigmoid	Benar
69	Balloned Sigmoid 19	Balloned Sigmoid	Benar
70	Balloned Sigmoid 20	<i>Spasm</i>	<i>Salah</i>
71	Balloned Sigmoid 21	Balloned Sigmoid	Benar
72	Balloned Sigmoid 22	<i>Hampir Normal</i>	<i>Salah</i>
73	Balloned Sigmoid 23	Balloned Sigmoid	Benar
74	Balloned Sigmoid 24	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
75	Spasm 1	Spasm	Benar
76	Spasm 2	Spasm	Benar
77	Spasm 3	Spasm	Benar
78	Spasm 4	Spasm	Benar
79	Spasm 5	Spasm	Benar
80	Spasm 6	Spasm	Benar
81	Spasm 7	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
82	Spasm 8	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
83	Spasm 9	Spasm	Benar
84	Spasm 10	Spasm	Benar
85	Spasm 11	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
86	Spasm 12	Spasm	Benar
87	Spasm 13	Spasm	Benar
88	Spasm 14	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
89	Spasm 15	<i>Diverticulata</i>	<i>Salah</i>
90	Spasm 16	Spasm	Benar
91	Spasm 17	Spasm	Benar
92	Spasm 18	<i>Balloned Sigmoid</i>	<i>Salah</i>
93	Spasm 19	Spasm	Benar
94	Spasm 20	Spasm	Benar

Berdasarkan Tabel 6, terdapat 94 citra uji iris mata dengan 66 citra yang diidentifikasi dengan benar dan 28 citra salah identifikasi.

Tabel 7. Hasil Identifikasi Citra Uji per Katagori dengan Bayesian Network

No	Kondisi	Jumlah Hasil Identifikasi		
		Citra Uji	Benar	Salah
1	Hampir Normal	29	21	8
2	Diverticulata	21	16	5
3	Balloned Sigmoid	24	15	9
4	Spasm	20	14	6
		94	66	28

Dengan menggunakan hasil pada tabel 7, bisa dihasilkan tingkat akurasi dan *kesalahan* dalam metode Bayesian Network untuk mengidentifikasi kondisi Usus Besar (*Colon*) berbasis Iridologi disajikan pada tabel 8. Taksiran dengan Bayesian Network memiliki kesalahan sebesar 29,79% dengan 66 citra yang benar dan 28 citra yang salah dari jumlah total sebesar 94 citra uji. Ada penurunan tingkat kesalahan (*error*) pada proses identifikasi antara penggunaan metode Bayesian Network bila dibandingkan dengan metode Naïve Bayes. Oleh karena itu, bisa disimpulkan bahwa proses identifikasi citra uji iris mata untuk mengetahui kondisi usus besar (*colon*) menghasilkan keakuratan sebesar 70,21% dan lebih akurat bila dibandingkan dengan Naïve Bayes.

Tabel 8. Tingkat Akurasi dan Kesalahan Metode Naïve Bayes dan Bayesian Network

No	Hasil Pengujian	Jumlah Data	Tingkat Akurasi	Tingkat Kesalahan
1	Metode Naïve Bayes	94	63,83%	36,17%
2	Metode Bayesian Network	94	70,21%	29,79%

## **BAB VI. TARGET LUARAN PENELITIAN**

### **6.1 Publikasi**

Target luaran penelitian ini adalah penyajia makalah pada seminar nasional dan artikel ilmiah yang dipublikasikan pada jurnal Internasional. Makalah yang berjudul “TEKNIK BAYESIAN NETWORK PADA PENGOLAHAN CITRA UNTUK IDENTIFIKASI” disajikan pada Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (SNaPP) 2014, yang diselenggarakan oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Universitas Islam Bandung (LPPM Unisba) pada tanggal 29 Oktober 2014(bukti terlampir).

Artikel ilmiah dengan judul” Research trend of iridology method for detecting the human health” telah di submit pada Balkan Journal of Electrical and Computer Engineering, sampai pada laporan akhir ini di susun masih dalam proses review(draf paper terlampir).

### **6.2 Bahan Ajar**

Selanjutnya, tersedia bahan ajar untuk mata kuliah kapita selekta yang diajarkan ke mahasiswa yang sedang tugas akhir pada semester Ganjil tahun akademik 2014/2015. Ada sebanyak 4(empat) pertemuan yang membahas trend topic pada pengolahan citra dan aplikasinya(bahan ajar terlampir).

## BAB VII. KESIMPULAN DAN SARAN

### 7.1 Kesimpulan

Adapun kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah :

1. Berdasarkan hasil penelitian di atas disimpulkan bahwa proses identifikasi citra iris mata untuk mengetahui kondisi usus besar (*colon*) dengan menggunakan teknik Bayesian Network menghasilkan keakuratan sebesar 70,21% dan lebih akurat bila dibandingkan dengan Naïve Bayes sebesar 63,83%.
2. Pada *directed acyclic graph* (dag) Bayesian Network yang dibangun memperlihatkan bahwa *Node* orangtua untuk *colon Diverticulata*(D), Hampir Normal (HN), *Balloned Sigmoid*(BS) dan *Spasm*(S). *Node* anak untuk *colon disease* bersesuaian dengan nilai *pixel* 189, 185, 190, 175, 182, 170, 167, 163, 180, dan 178.
3. Luaran dari penelitian ini ada 3(tiga) yaitu *prototype* model Bayesian Network untuk identifikasi gangguan colon dengan iris mata dan artikel yang akan dipublikasikan pada jurnal internasional serta makalah yang akan disajikan pada seminar nasional

### 7.2 Saran

Pada tahap berikutnya, model DAG yang ada dapat dikembangkan dengan menambah node variabel pengaruh yang bersifat diagnosis klinis seperti pola makan, menu diet, suhu tubuh dan lain-lain serta variabel citra lain non iridologi seperti hasil foto rotgen.

Keterbatasan kualitas peralatan mengakibatkan proses pengambilan citra iris mata menjadi tidak optimal, diperlukan peralatan yang lebih baik lagi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Basuki, Achmad. 2006. *Pengenalan Angka Melalui Tulisan Tangan*. PENS-ITS, Surabaya
- Budiha, Alan. 2007. *Deteksi Kondisi Usus Besar melalui Iris Mata*. Universitas Komputer Indonesia, Bandung
- Corwin, Elizabeth J. 2009. *Buku Saku Patofisiologi*. Buku Kedokteran EGC, Jakarta
- Duin, R., & Pekalska, E. 2007. The science of pattern recognition. Achievements and perspectives. *Challenges for Computational Intelligence*, 221-259.
- Erwin, Muhammad Fachrurrozi, Rossi Passarella dan Annisa Darmawahyuni. 2013. *Identifikasi Gangguan Usus Besar Berdasarkan Citra Iris Mata Menggunakan Metode Naïve Bayes*. Seminar Nasional Matematika, Sain dan Teknologi Tahun 2013, Jakarta
- Friedman N, Linial M, Nachman I, Pe'er D .2000. *Using bayesian network to analyze expression data*. *Comput Biol* 7:601–620
- Gamez, J.A, J.L. Mateo, J.M. Puerto. 2011. *Learning Bayesian Networks by Hill Climbing: Efficient Methods Based on Progressive Restriction of The Neighborhood*, *Data Mining Knowledge Disc*, 22:106:148
- Gámez JA, Puerta JM. 2005. *Constrained score+(local)search methods for learning bayesian networks*. In: 8th European conference on symbolic and quantitative approaches to reasoning with uncertainty (ECSQARU-05). LNCS, vol. 3571, pp 161–173
- Gat-Viks, I, A. Tanay, D. Raijman and R. Shamir. 2006. *A Probabilistic Methodology for Integrating Knowledge and Experiments on Biological Network*, Vol. 13. No. 2, Pp 115-181
- Hanson, K. M. 1987. Bayesian and related methods in image reconstruction from incomplete data. *Image Recovery: Theory and Application*, 79-125
- Helman, P, R. Veroff, S.R. Atlas and C. Willman. 2004. *A Bayesian Network Classification Methodology for Gene Expression Data*, *Journal of Computational Biology*, Vol 11 No. 4, Pp 581-615
- Jensen, B.. 1980, *Iridology Simplificated*, Bernard Jensen Enterprises CA 92025, California

- Jiang, Liangxiao et al. 2005. *Learning Tree Augmented Naive Bayes for Ranking*. University of Geosciences Wuhan, China and University of New Brunswick, Canada.
- Masek, L. 2003. Recognition of human iris patterns for biometric identification. *M. Thesis, The University of Western Australia, 3*.
- Pramono, M. 2006. Aplikasi Metode Backpropagation untuk Pengenalan Perubahan Abnormal Organ Pankreas melalui Iris Mata, SNATI 2006. Yogyakarta
- Rityatama, Pradnya Indaka et al. 2011. *Segmentasi Polar Pada Iris Untuk Citra Mata Dengan Noise*. Makalah Seminar Tugas Akhir. ITS, Surabaya.
- Rochmad, M. 2009. *Identifikasi Kerusakan Pankreas Melalui Iridology Menggunakan Metode Bayes Untuk Pengenalan Diabetes Mellitus*. Makalah Seminar Nasional Informatika 2009 (semnasIF 2009). Yogyakarta
- Rossi Passarella, Erwin, M. Fachrurrozi dan Sutarno. 2013. *Development of Iridology System Database for Colon Disorders Identification using Image Processing*. Indian Journal of Bioinformatics and Biotechnology (IJBB), Vol 2(6):100-103
- WenChen X, Anantha G, Lin X.2008.*Improving Bayesian network structure learning with mutual information-based node ordering in the k2 algorithm*. IEEE Trans Knowl Data Eng 20(5):628–640
- Witten IH, Frank E.2005.*Data mining: practical machine learning tools and techniques*, 2nd edn. MorganKaufmann, San Francisco
- Wong ML, Leung KS.2004.*An efficient data mining method for learning Bayesiannetworks using anevolutionary algorithm-based hybrid approach*. IEEE Trans Evol Comput 8(4):378–404