

Sistem Prediksi Risiko Stunting Menggunakan Bayesian Network Berbasis GIS

by Rusina Widha .

Submission date: 04-Nov-2023 09:32AM (UTC+0600)

Submission ID: 2216972205

File name: Artikel_Rusina_1.docx (461.88K)

Word count: 4306

Character count: 26463



Sistem Prediksi Risiko Stunting Menggunakan *Bayesian Network* Berbasis GIS

Rusina Widha Febriana¹, Endang Setyati²

¹Fakultas Sains Dan Teknologi, Sistem Informasi, Universitas Anwar Medika, Sidoarjo, Indonesia

²Fakultas Sains Dan Teknologi, Magister Teknologi Informasi, Institut Sains Dan Teknologi Terpadu Surabaya, Surabaya, Indonesia

Email: ¹widha.enmvil@gmail.com, ²endang@stts.edu

Email Penulis Korespondensi: widha.enmvil@gmail.com

Submitted: 00/00/0000; Accepted: 00/00/0000; Published: 00/00/0000

Abstrak—Masalah anak kerdil atau stunting adalah salah satu permasalahan gizi yang dihadapi di dunia. Stunting adalah masalah gizi kronis yang disebabkan oleh asupan makanan yang tidak sesuai dengan kebutuhan gizi. Negara Indonesia memiliki komitmen tinggi dalam upaya pencegahan stunting agar anak-anak Indonesia dapat tumbuh dan berkembang secara optimal serta mampu berinovasi dan berkompetisi di tingkat global. Upaya itu ditunjukkan melalui Strategi Nasional Percepatan Pencegahan Stunting atau yang dikenal dengan istilah Stranas Stunting yang dilaksanakan tahun 2018 – 2024. Sistem prediksi dikembangkan untuk dapat mengidentifikasi faktor-faktor pendukung stunting sehingga dapat memberikan informasi yang akurat. Sistem juga menampilkan data dalam bentuk peta, untuk mempermudah melakukan analisis secara keruangan. Data spasial ditampilkan menggunakan SIG (Sistem Informasi Geografis) atau dikenal pula dengan GIS (Geographic Information System). Hasil dari penelitian adalah 75% anak tumbuh dengan normal sedangkan 25% lainnya diprediksi menderita stunting. Faktor dominan yang mempengaruhi stunting adalah 57% anak dengan antropometri pendek, 51% anak yang tidak mendapatkan ASI eksklusif, 66% pengetahuan ibu tentang gizi tidak baik, 69% pola asuh oleh ibu sendiri, 80% ibu hamil dengan pola makan <3x, 99% ibu hamil tidak terinfeksi penyakit, dan 54% ibu hamil dengan antropometri <Li.LA.

Kata Kunci: Bayesian Network; Gizi; GIS; Prediksi Risiko; Stunting

Abstract—Stunting is one of the nutritional issues faced in the world. Stunting is a chronic nutritional problem caused by food intake that does not suit nutritional needs. Indonesia has a high commitment to stunting prevention efforts so that Indonesian children can grow and develop optimally and innovate and compete at the global level. The effort was demonstrated through the National Strategy of accelerating Stunting Prevention, known as Stranas Stunting, implemented in 2018 – 2024. The system was developed to be able to identify stunting supporting factors so that it can provide accurate information. And the system also displays data in the form of maps, to make it easier to perform analysis in a room. Spatial data is displayed using GIS (Geographic Information System). The study's result was that 75% of children grew up normally, while the other 25% predicted to suffer from stunting. The dominant factor affecting stunting is 57% of children with short anthropometry, 51% of children who do not get exclusive breast milk, 66% of mothers' knowledge of nutrition is not good, 69% of foster care patterns by mothers themselves, 80% of pregnant women with a diet less than three times, 99% of pregnant women not infected with the disease, and 54% of pregnant women with anthropometry less than mid-upper arm circumference (MUAC).

Keywords: Bayesian Network; GIS; Nutrition; Risk Prediction; Stunting

1. PENDAHULUAN

Salah satu masalah tentang gizi kritis yang disebabkan oleh kandungan dalam makanan yang tidak sesuai dengan kebutuhan gizi dalam tubuh adalah stunting. Stunting yang diderita anak-anak merupakan akibat dari kekurangan asupan gizi selama seribu hari pertama kehidupan (1000 HPK). Dimaksud dengan 1000 HPK yaitu terhitung semenjak janin di dalam kandungan ibu pada bulan pertama hingga bayi lahir dengan usia kurang lebih dua tahun. Pada 1000 HPK harus dijaga dengan baik termasuk nutrisi ataupun faktor-faktor luar yang berpengaruh terhadap stunting. Pola hidup sehat, salah satunya adalah memperhatikan kualitas gizi dalam makanan perlu dijaga dan diperhatikan. Banyak faktor luar yang ikut berpengaruh, masalah non kesehatan yang menurut beberapa penelitian menjadi penyebab stunting, yaitu masalah ekonomi, sosial, ibu hamil, dan degradasi lingkungan.

Untuk memberikan suatu perubahan yang baik dan terarah pada tujuan, maka peneliti akan membangun pemodelan sistem pencegahan stunting pada anak. Prediksi dan pengaruh antar faktor pendukung stunting ditentukan menggunakan metode Bayesian Network. Pemodelan dikembangkan untuk dapat mengidentifikasi faktor-faktor pendukung stunting sehingga dapat memberikan informasi yang seksama. Sistem pemodelan juga dapat menyajikan data dalam bentuk peta atau yang disebut dengan data spasial, yang berfungsi untuk mempermudah melakukan analisis secara keruangan. Data spasial atau data dalam bentuk peta akan ditampilkan menggunakan SIG (Sistem Informasi Geografis) atau dikenal pula dengan GIS (Geographical Information System).

Bayesian Network merupakan pengelompokan (atau pengklasifikasian) probabilitas yang handal karena sederhana, memiliki efisiensi tinggi dan akurasi yang baik dalam klasifikasi. Bayesian Network secara langsung dan berlantasan mampu memproses parameter dan banyak digunakan dalam metode penelitian [1]. Bayesian Network telah terbukti menjadi alat yang kuat untuk menemukan hubungan antar variabel [2].



Geographic Information System merupakan suatu istilah dalam bidang pemetaan yang memiliki ruang lingkup mengenai bagaimana suatu sistem dapat menghubungkan obyek geografis dengan informasinya. Geographic Information System sebagai gabungan perangkat keras dan perangkat lunak komputer yang memungkinkan untuk menangkap, menyimpan, memanipulasi, menganalisa, mengatur, dan menampilkan seluruh jenis data geografis [3].

Alexsandro C.O. Silvia, Leila M.G. Fonseca, Thales S. Korting, Maria Isabel S. Escada (2020) dengan judul *A Spatio-Temporal Bayesian Network Approach For Deforestation Prediction In An Amazon Rainforest Expansion Frontier* membahas tentang prediksi perluasan wilayah deforestasi di perbatasan hutan hujan Amazon. Metode yang digunakan adalah Bayesian Network, metode ini bertujuan untuk menganalisis secara jelas data spasial berbagai risiko deforestasi. Manfaat dari penelitian adalah digunakan untuk mengeksplorasi kemampuan pendekatan metode Bayesian Network Spasial-Temporal dalam memprediksi area yang rentan terhadap deforestasi, dan untuk memverifikasi pentingnya variabel terpilih sebagai indikator risiko deforestasi.

Seyed Morsal Ghavami, Zahra Borzooei, Jamshid Maleki (2020) dengan judul *An Effective Approach For Assessing Risk Of Failure In Urban Sewerpipelines Using A Combination Of GIS And AHP-DEA* mengusulkan pendekatan baru untuk menilai risiko kegagalan pipa saluran air limbah. Risiko didefinisikan sebagai PoF (*Probability of Failure*) dan CoF (*Consequence of Failure*). PoF menunjukkan ketidakpastian dalam terjadinya suatu kegagalan. Salah satu metode populer untuk menghitung PoF adalah menggunakan Bayesian Network (BN). Fitur menonjol dari BN adalah mampu berurusan dengan variabel multi statement, memperbarui probabilitas, melakukan pertimbangan dua arah, dan menangani kelangkaan data. CoF menunjukkan dampak kegagalan pipa saluran air limbah terhadap lingkungan, keselamatan, kesehatan, property, produksi, dan sebagainya. Metode yang digunakan untuk menghitung CoF adalah menggunakan *Analytic Hierarchy Process* (AHP) yang terintegrasi *Data Envelopment Analysis* (DEA). Analisis risiko digunakan untuk menganalisa sistem dan merupakan alat yang efisien untuk mengidentifikasi faktor-faktor pendukung dan mengembangkan strategi untuk mencegah kegagalan. Dalam mengidentifikasi risiko kegagalan pipa saluran pembuangan melibatkan dua komponen dasar, yaitu PoF dan CoF. Konsep dasar dalam penelitian ini bertujuan untuk menilai risiko kegagalan dalam pipa saluran pembuangan dengan menggunakan kombinasi GIS dan Bayesian Network.

Eugenio Molina-Navarro, Pedro Segurado, Paulo Branco, Carina Almeida, Hans E. Andersen (2020) dengan judul *Predicting The Ecological Status Of Rivers And Streams Under Different Climatic And Socioeconomic Scenarios Using Bayesian Belief Networks* memprediksi status ekologis sungai dan alirannya berdasarkan perbedaan iklim dan sosial ekonomi menggunakan Bayesian Belief Network. Peneliti mengembangkan struktur Bayesian Network atau Belief Network (BN) untuk memodelkan kualitas ekologis sungai. Wilayah yang menjadi area studi adalah sungai cekungan Odense Fjord (Denmark) dan sungai cekungan Sorraia (Portugal). BN menyediakan antarmuka yang interaktif dan sederhana untuk menilai dampak perubahan iklim dan perubahan sosial ekonomi terhadap status ekologi sungai. BN dapat juga diadaptasi sebagai sistem pengambilan keputusan pengelolaan air.

Dalam beberapa tahun terakhir para peneliti telah bekerja mengembangkan pendekatan pemodelan yang sederhana namun efektif untuk mengintegrasikan informasi dari berbagai sumber, salah satunya penggunaan pemodelan BN. BN bergantung pada Teorema Bayes tentang teori probabilitas, merupakan *Directed Acyclic Graph* (DAG) yang mewakili hubungan (busur) antar variabel (simpul) serta menggunakan struktur dalam bentuk tabel probabilitas bersyarat (CPT). BN dapat menangani masalah yang terkait dengan ketidakpastian dan kompleksitas yang tinggi. Keuntungan lain dari BN adalah mencakup representasi grafis yang sederhana, kemampuan menangani dataset yang tidak lengkap, dan fakta bahwa BN mudah dibuat, diperbarui, dimodifikasi, dan diperluas (Barton et al., 2008; Kragt, 2009; McDonald et al., 2016).

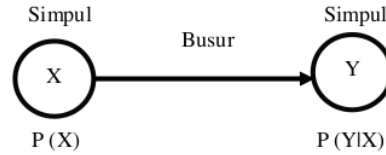
2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Bayesian Network

Bayesian Network merupakan alat yang populer untuk memodelkan permasalahan – permasalahan statistik[4]. Bayesian Network merupakan model grafik dari sebaran peluang [5]. Bayesian Network atau biasa disebut sebagai Belief Network atau Probabilistic Network merupakan grafik struktural untuk mewakili relasi probabilitas antara sebagian besar variabel dengan melakukan inferensi probabilistik terhadap variabel - variabel tersebut [6].

Bayesian Network merupakan metode klasifikasi yang menggunakan asumsi bahwa efek dari variabel atribut dapat bersifat independent bersyarat secara bersamaan (*joint conditionally independent*) dengan variabel atribut lainnya. Bayesian Network menggunakan distribusi probabilitas bersyarat gabungan (*joint conditionally probability*) dan grafik model hubungan sebab akibat dalam proses pelatihannya.

Bayesian Network terdiri dari dua komponen grafik, antara lain DAG (*Directed Acyclic Graph*) dan tabel probabilitas bersyarat atau disebut CPT (*Conditional Probability Table*) untuk setiap variabel atribut [7]. DAG pada metode Bayesian Network merupakan sebuah graf yang terdiri dari simpul dan busur. Simpul akan menunjukkan variabel, misalnya X beserta nilai probabilitasnya $P(X)$ dan busur akan menunjukkan hubungan antar simpul. Jika ada hubungan dari simpul X ke simpul Y, ini akan mengindikasikan bahwa variabel X ada pengaruhnya terhadap variabel Y, pengaruh ini dinyatakan dengan peluang bersyarat $P(Y|X)$, seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Contoh Struktur Bayesian Network

2.2 Directed Acyclic Graph (DAG)

Sebelum membangun sebuah sistem menggunakan metode Bayesian Network ada beberapa hal yang perlu diperhatikan dalam proses penyelesaian permasalahan yaitu :

1. Menganalisis permasalahan

Merupakan kegiatan melakukan analisis kasus atau proses memecahkan masalah yang akan diselesaikan menggunakan metode Bayesian network, contohnya adalah apakah data yang akan digunakan merupakan data berbentuk kontinyu atau diskrit.

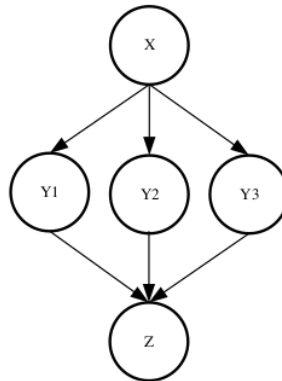
2. Mengumpulkan data

Merupakan kegiatan mengumpulkan data yang akan digunakan menggunakan metode Bayesian Network dalam kasus yang akan diteliti. Data yang akan diteliti adalah data yang telah disesuaikan dengan kebutuhan.

3. Membangun graf (DAG)

Merupakan kegiatan membuat bagan yang berisikan simpul (*node*), dimana simpul-simpul tersebut merepresentasikan terjadinya sebuah peristiwa yang dipengaruhi oleh peristiwa lain. Peristiwa-peristiwa tersebut saling terhubung menggunakan garis terarah atau busur. DAG dibangun sendiri oleh peneliti berdasarkan analisis permasalahan yang telah dilakukan. DAG hanya dapat digunakan dalam satu kasus yang sama dan apabila kasus yang diteliti berbeda maka DAG harus dibangun kembali sesuai dengan analisis masalah yang diambil.

Sebagai ilustrasi terdapat 5 variabel {X, Y1, Y2, Y3, Z} dimana X adalah variabel yang mempunyai pengaruh langsung kepada variabel Y1, Y2, Y3. Sementara Y1, Y2, Y3 adalah variabel yang berpengaruh kepada variabel Z. Hubungan antara kelima variabel tersebut dapat digambarkan ke dalam DAG seperti pada gambar 2. Setiap simpul merepresentasikan sebuah variabel dalam peristiwa dan setiap garis atau busur merepresentasikan hubungan ketergantungan antara variabel. Jika terdapat garis atau busur dari X ke Y1, Y2, Y3, maka X merupakan *parent* dari Y1, Y2, Y3 dan Y1, Y2, Y3 merupakan *child* dari X.



Gambar 2. Ilustrasi DAG

2.3 Conditional Probability Table (CPT)

Langkah berikutnya adalah berdasarkan masalah yang diambil dilakukan perhitungan probabilitas dari variabel yang dicari. Perhitungan dijabarkan menggunakan CPT (*Conditional Probability Table*). CPT merupakan deret variabel diskrit random yang diperagakan atau direpresentasikan ke dalam probabilitas marginal antara satu variabel ke variabel lain yang saling terhubung. Berdasarkan Teorema Bayes didapatkan persamaan untuk menghitung nilai CPT, adapun persamaan dari Bayesian Network disajikan dalam :

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



Keterangan :

$P(A|B)$ = posterior probability, peluang A terjadi setelah B terjadi

$P(B|A)$ = likelihood, peluang B terjadi setelah A terjadi

$P(A)$ = evidence, peluang kejadian A

$P(B)$ = prior, peluang kejadian B

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses dalam membangun sebuah jaringan Bayesian Network pada bahasa pemrograman python dapat dijelaskan dengan fungsi sebagai berikut, dengan menggunakan kepastakaan atau *library pomegranate*.

Algoritma Program : Library Pomegranate

```
01: From pomegranate import *
02: import numpy
03: x = numpy load ('data.csv')
04: model = BayesianNetwork.from_samples (x, algorithm = 'exact')
```

3.1 Prediksi Risiko

Fungsi prediksi merupakan sebuah fungsi bagaimana sebuah proses nantinya akan menemukan pola tertentu dari suatu data. Pola – pola tersebut dapat diketahui dari berbagai variabel – variabel yang ada pada data. Ketika sudah menemukan pola, maka pola yang didapat tersebut bisa digunakan untuk memprediksi variabel lain yang belum diketahui nilai ataupun jenisnya. Karena itulah fungsi satu ini dikatakan sebagai fungsi prediksi sama halnya dengan melakukan *predictive* analisis. Fungsi ini juga bisa digunakan untuk memprediksi sebuah variabel tertentu yang tidak ada dalam suatu data. Sehingga fungsi ini memudahkan dan menguntungkan bagi siapapun yang memerlukan prediksi yang akurat untuk membuat hal penting tersebut menjadi lebih baik.

Tujuan dari tugas prediksi adalah untuk memprediksi nilai dari atribut tertentu berdasarkan pada nilai dari atribut – atribut lain. Atribut yang diprediksi umumnya dikenal sebagai target atau variabel tidak bebas, sedangkan atribut – atribut yang digunakan untuk membuat prediksi dikenal sebagai *explanatory* atau variabel bebas. Dalam banyak kasus, pengguna ingin memprediksi nilai – nilai data yang tidak tersedia atau hilang. Dalam kasus ini biasanya nilai data yang akan diprediksi merupakan data numerik. Kasus ini seringkali dirujuk sebagai prediksi. Di samping itu prediksi lebih menekankan pada identifikasi trend dari distribusi berdasarkan pada data yang tersedia.

3.2 Pembentukan Parameter

Merupakan proses menentukan parameter untuk setiap variabel yang mempengaruhi kejadian risiko stunting yang telah disesuaikan dengan data. Variabel merupakan faktor yang berpengaruh dengan kejadian stunting yang telah disesuaikan dengan struktur Bayesian Network yang telah dibuat, sebanyak sebelas variabel akan didefinisikan dengan parameter masing – masing, ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Pembentukan Parameter

Variabel	Parameter
Stunting	<ul style="list-style-type: none"> • Stunting • Normal
Bayi	<ul style="list-style-type: none"> • Antropometri pendek • Antropometri sangat pendek
Ibu Hamil	<ul style="list-style-type: none"> • Antropometri <LiLA • Antropometri ≥LiLA
Berat Badan Lahir	<ul style="list-style-type: none"> • <2,5 kg atau rendah • ≥2,5 kg atau normal
Pengetahuan Ibu Tentang Gizi	<ul style="list-style-type: none"> • Baik • Tidak baik
Pola Asuh	<ul style="list-style-type: none"> • Ibu • Selain Ibu
Ekonomi	<ul style="list-style-type: none"> • <UMR • ≥UMR
Pola Makan	<ul style="list-style-type: none"> • <3x • ≥3x
Sosial	<ul style="list-style-type: none"> • <1km (dekat) • ±1km (sedang) • >1km (jauh)



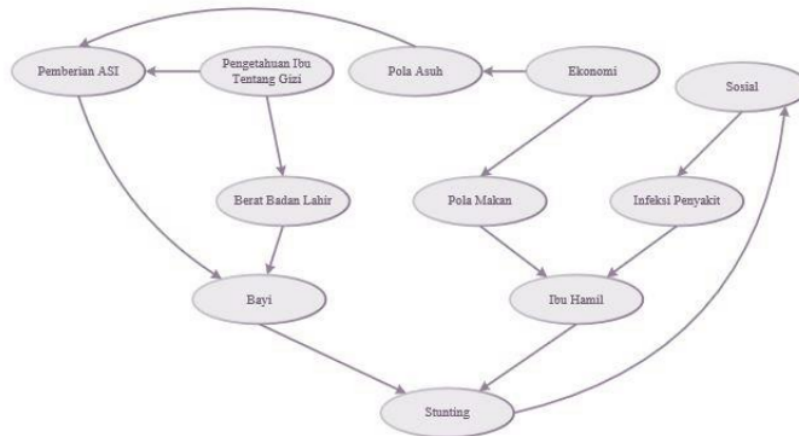
- Infeksi
- Ya
 - Tidak

3.3 Pembentukan Struktur Bayesian Network

Masa baduta (bayi usia dibawah dua tahun) merupakan masa yang sangat sensitif terhadap lingkungan tumbuh kembang sehingga dibutuhkan perhatian maksimal terutama pada kecukupan asupan gizinya [8]. Kesehatan dan perkembangan janin dipengaruhi oleh status gizi pada ibu hamil. Berat badan bayi saat lahir rendah disebabkan oleh gangguan pertumbuhan dalam kandungan [9]. Penelitian yang dilakukan di Kendal menunjukkan bahwa bayi yang memiliki panjang lahir yang pendek berisiko tinggi terhadap kejadian stunting [10]. Asupan ASI Eksklusif merupakan faktor lain yang berpengaruh terhadap kejadian stunting [11].

Secara tidak langsung kejadian stunting dipengaruhi oleh status sosial ekonomi keluarga, antara lain pendidikan orang tua, pengetahuan ibu tentang gizi, pendapatan keluarga dan jumlah anggota keluarga. Keluarga dengan ekonomi yang baik atau pendapatan tinggi akan lebih mudah memperoleh status gizi anak yang lebih baik dikarenakan kanal tentang pendidikan dan kesehatan lebih mudah didapat [12].

Penelitian ini menggunakan 11 buah atribut kasus stunting. Untuk memodelkan keterhubungan antara 11 atribut ini, dibangun sebuah model struktur Bayesian Network dari data. Dataset tahunan kasus stunting dimasukkan ke dalam model Bayesian Network. Langkah selanjutnya adalah pengembangan model grafis Bayesian Network (DAG) dengan mendefinisikan hubungan antar atribut. Struktur Bayesian Network yang dirancang untuk memodelkan risiko stunting ditunjukkan pada gambar 3.

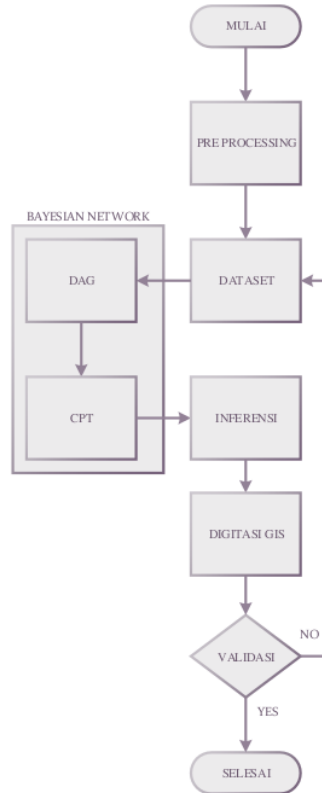


Gambar 3. Struktur Bayesian Network

Atribut pendukung untuk mendapatkan informasi analisa yaitu saling keterkaitan antar faktor-faktor sebagai berikut : Stunting dikarenakan bayi dipengaruhi oleh faktor (i) antropometri, (ii) BBL, (iii) pemberian ASI, (iv) pengetahuan ibu tentang gizi, (v) pola asuh, (vi) ekonomi atau pendapatan keluarga. Stunting dikarenakan ibu hamil dipengaruhi oleh faktor (i) antropometri, (ii) infeksi penyakit, (iii) pola makan, (iv) sosial, (v) ekonomi atau pendapatan keluarga. Stunting untuk menentukan lokasi sebagai visualisasi GIS, menggunakan faktor sosial, yaitu jarak rumah anak yang dinyatakan stunting dengan fasilitas kesehatan.

3.4 Flowchart Pemodelan

Flowchart pemodelan Bayesian Network ditunjukkan pada gambar 4, dengan keterangan : Pre processing, untuk memperbaiki ketidak konsistenan pada data yang diperoleh (*data cleaning*). Dataset didapatkan berdasarkan studi literatur dan studi lapangan, kemudian metode pencarian untuk membangun model dan mengevaluasi model berdasarkan nilai skor yang didapat dari metode pencarian heuristic. Metode heuristic memberikan skor terhadap masing-masing parameter untuk menentukan hubungan ketergantungan, kemudian divisualisasikan melalui DAG (*Directed Acyclic Graph*) dan melakukan perhitungan parameter untuk mendapatkan nilai CPT (*Conditional Probability Table*). Inferensi adalah pengujian akurasi terhadap model yang dibangun. Kemudian menyajikan dalam bentuk digitasi GIS. Jika hasilnya valid atau sesuai maka selesai. Jika tidak maka mengulang kembali.



Gambar 4. Flowchart Pemodelan Bayesian Network

3.5 Proses Pembuatan Tabel Probabilitas

Seperti yang telah ditampilkan pada gambar 3, antropometri bayi, dan antropometri ibu hamil didefinisikan sebagai faktor terjadinya stunting, dengan ketentuan sebagai berikut :

- Stunting dipengaruhi secara langsung oleh faktor antropometri bayi dan antropometri ibu hamil.
- Antropometri bayi dipengaruhi secara langsung oleh faktor pemberian ASI dan berat badan saat lahir.
- Berat badan lahir dikatakan rendah dikarenakan faktor pengetahuan ibu tentang gizi kurang, saat anak masih dalam kandungan, ibu kurang memperhatikan asupan gizi.
- ASI dipengaruhi secara langsung oleh faktor pengetahuan ibu tentang gizi. Terutama pengetahuan mengenai pemberian ASI eksklusif dan MPASI (Makanan Pendamping ASI) sesuai dengan usia si bayi.
- Pola asuh dipengaruhi secara langsung oleh faktor ekonomi
- Ibu hamil dipengaruhi oleh faktor infeksi penyakit yang diderita dan pola makan saat si ibu hamil.
- Infeksi penyakit dipengaruhi secara langsung oleh faktor sosial.
- Pola makan ibu hamil dapat dipengaruhi oleh faktor ekonomi.

Dengan memperhatikan hubungan antar faktor di atas, maka ditentukan lah beberapa rules dengan cara memecah nodes yang saling terkait, yaitu dengan menentukan nodes asal dan nodes tujuan, kemudian menghitung nilai probabilitasnya. Yang selanjutnya disajikan ke dalam program python.

3.5.1 Hubungan Antara Ekonomi Dengan Pola Asuh

Dalam tahap ini, membuat tabel perhitungan probabilitas antara ekonomi sebagai nodes awal dengan pola asuh sebagai nodes tujuan, ditunjukkan pada gambar 5.





Gambar 5. Nodes Ekonomi dan Nodes Pola Asuh

Nodes ekonomi memiliki parameter $<UMR$ dan $\geq UMR$. Nodes pola asuh memiliki parameter ibu dan selain ibu. Dengan ketentuan sebagai berikut :

- a. Ekonomi : $<UMR$ (ku) dan $\geq UMR$ (lu)
- b. Pola asuh : ibu (i) dan selain ibu (si)

$$\text{jumlah parameter nodes ke 1} \times \text{jumlah parameter nodes ke 2} = \text{jumlah baris data} \quad (2)$$

1. Maka 1 kecamatan memiliki 4 baris data
2. Surabaya memiliki 31 kecamatan
3. Dalam kurun waktu 4 tahun (2016 – 2019)

$$4 \text{ baris data} \times 31 \text{ kecamatan} \times 4 \text{ tahun} = 496 \text{ data} \quad (3)$$

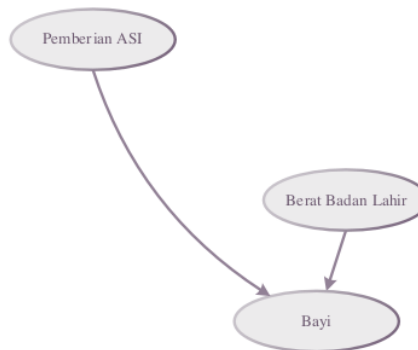
4. Kemudian merubah tabel ke dalam bentuk ekstensi CSV (*coma separated value*) agar dapat terbaca pada program python.

Tabel 2. Probabilitas Nodes Ekonomi dengan Pola Asuh

	Ekonomi	Pola Asuh	Probabilitas	
[lu	i	0,5019608]
[lu	i	0,4507246]
[lu	i	0,4912664]
[lu	si	0,1566265]
[lu	si	0,2222222]
[lu	si	0,0882353]
[ku	i	0,747006]
[ku	i	0,66171]
[ku	i	0,7052776]
[ku	si	0,5884615]
[ku	si	0,5679513]
[ku	si	0,527027]

3.5.2 Hubungan Antara Pemberian ASI, Berat Badan Lahir Dengan Bayi

Dalam tahap ini, membuat tabel perhitungan probabilitas antara pemberian ASI dan berat badan lahir sebagai nodes awal dengan bayi sebagai nodes tujuan, ditunjukkan pada gambar 6.



Gambar 6. Nodes Pemberian ASI, Berat Badan Lahir dan Nodes Bayi

Nodes pemberian ASI memiliki parameter ya eksklusif dan tidak eksklusif. Nodes berat badan lahir memiliki parameter $<2,5\text{kg}$ dan $\geq 2,5\text{kg}$. Nodes bayi memiliki parameter antropometri pendek dan antropometri sangat pendek. Dengan ketentuan sebagai berikut :

- a. Pemberian ASI : ya eksklusif (y) dan tidak eksklusif (t)
- b. Berat badan lahir : $<2,5\text{kg}$ (kd) dan $\geq 2,5\text{kg}$ (ld)
- c. Bayi : antropometri pendek (p) dan antropometri sangat pendek (sp)



$$\text{jumlah parameter nodes ke 1} \times \text{jumlah parameter nodes ke 2} \times \text{jumlah parameter nodes ke 3} = \text{jumlah baris data} \quad (4)$$

1. Maka 1 kecamatan memiliki 8 baris data
2. Surabaya memiliki 31 kecamatan
3. Dalam kurun waktu 4 tahun (2016 – 2019)

$$8 \text{ baris data} \times 31 \text{ kecamatan} \times 4 \text{ tahun} = 992 \text{ data} \quad (5)$$

4. Kemudian merubah tabel ke dalam bentuk ekstensi CSV (*coma separated value*) agar dapat terbaca pada program python.

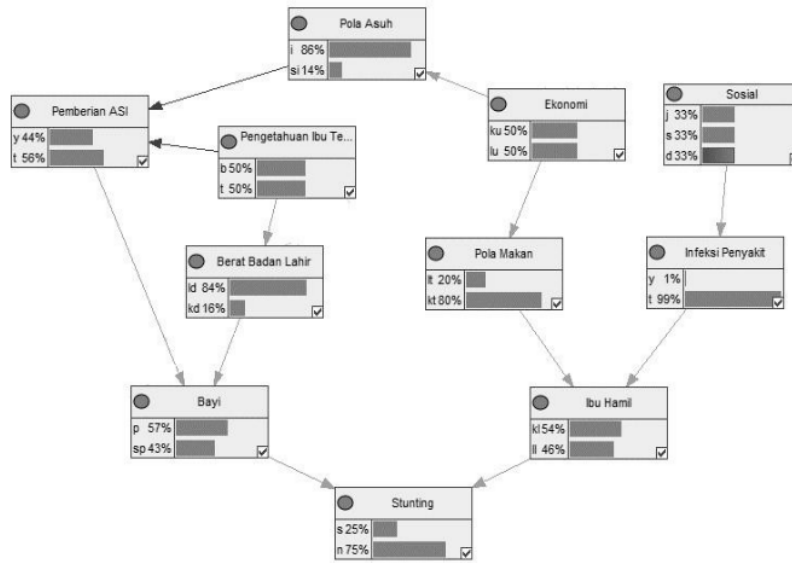
Tabel 3. Probabilitas Nodes Pemberian ASI, Berat Badan Lahir dengan Bayi

Pemberian ASI	Berat Badan Lahir	Bayi	Probabilitas
[y	ld	p	0,74]
[y	ld	p	0,70]
[y	ld	sp	0,30]
[y	ld	sp	0,1]
[y	kd	p	0,4]
[y	kd	p	1]
[y	kd	sp	0,2]
[y	kd	sp	0,2]
[t	ld	p	0,6]
[t	ld	p	0,4]
[t	ld	sp	0,1]
[t	ld	sp	0,3]
[t	kd	p	0,96]
[t	kd	p	0,42]
[t	kd	sp	0,26]
[t	kd	sp	0,13]

3.6 Hasil Prediksi

Berdasarkan prediksi parameter yang telah dibangun menggunakan metode Bayesian Network, sesuai CPT yang telah dikerjakan pada program, maka didapat nilai prediksi yang ditunjukkan gambar 7. Hasil pengujian sistem berdasarkan pada parameter atau atribut yang telah digunakan berdasarkan data stunting tahun 2016-2019 menunjukkan bahwa pemodelan yang dibangun memberikan hasil nilai tingkat risiko stunting sebagai berikut :

- a. Sebesar 86% anak stunting diasuh oleh ibu sendiri, dan 14% anak stunting diasuh oleh selain ibu.
- b. Sebesar 68% anak stunting mendapatkan ASI eksklusif dan sebesar 32% anak stunting tidak mendapatkan ASI eksklusif.
- c. Sebesar 84% anak stunting lahir dengan berat badan $\geq 2,5$ kg dan 16% anak stunting lahir dengan berat badan lahir $< 2,5$ kg.
- d. Sebesar 71% anak stunting memiliki antropometri pendek dan 29% anak stunting memiliki antropometri sangat pendek.
- e. Sebesar 80% ibu hamil yang menyebabkan anak stunting memiliki pola makan $< 3x$ dan 20% memiliki pola makan $\geq 3x$.
- f. Sebesar 99% ibu hamil tidak sakit tidak menyebabkan anak stunting dan ibu hamil sakit yang menyebabkan anak stunting sebesar 1%.
- g. Sebesar 54% ibu hamil yang memiliki antropometri $< LiLA$ menyebabkan anak stunting dan 46% ibu hamil yang memiliki antropometri $\geq LiLA$ tidak menyebabkan anak stunting.
- h. Prediksi anak tumbuh normal adalah 75% sedangkan 25% anak menderita stunting.

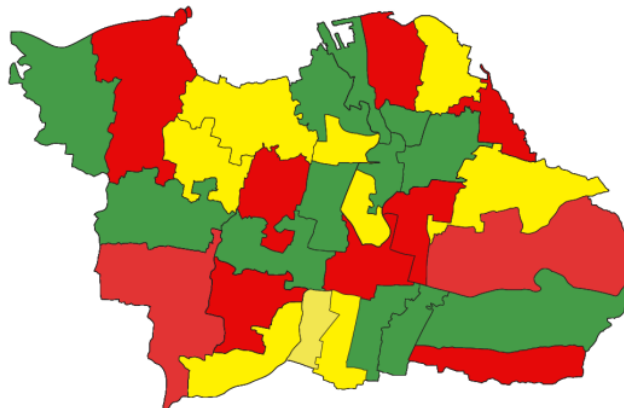


Gambar 7. Hasil Prediksi Parameter

3.7 Visualisasi GIS

Setelah dilakukan pemodelan stunting kemudian dilakukan pemodelan lokasi untuk prediksi risiko, berdasarkan parameter - parameter yang mempengaruhinya, penilaian dilakukan melalui GIS. Berdasarkan prediksi lokasi yang telah dibangun menggunakan metode Bayesian Network, sesuai data pada tahun 2016 - 2019, maka didapat klasifikasi daerah rawan stunting sebagai berikut.

Penilaian - penilaian tersebut akan dipresentasikan ke dalam bereferensi geografis. Pemodelan stunting dibangun berdasarkan parameter - parameter yang tersaji dalam bentuk GIS, yang terklarifikasi atas nilai prediksi antara stunting dengan jarak lokasi hunian ke fasilitas kesehatan masyarakat (seperti : bidan, puskesmas, atau rumah sakit) yang disajikan tiap kecamatan. Dengan ketentuan (i) area warna merah memiliki bobot kasus stunting tinggi, nilai prediksi antara 0.70 s/d 1.00 dinilai menggunakan parameter stunting dan jarak hunian ke fasilitas kesehatan <1km (ii) area warna kuning untuk bobot kasus stunting sedang, nilai prediksi antara 0.40 s/d 0.69 dinilai menggunakan parameter stunting dan jarak hunian ke fasilitas kesehatan ±1km (iii) area warna hijau untuk bobot kasus stunting rendah, nilai prediksi antara 0.10 s/d 0.39 dinilai menggunakan parameter stunting dan jarak hunian ke fasilitas kesehatan ≥1km.



Gambar 8. Visualisasi GIS (Studi Area Kota Surabaya)



Keterangan :

- Kasus stunting dengan jarak dekat (<1km) fasilitas kesehatan
- Kasus stunting dengan jarak sedang (\pm 1km) fasilitas kesehatan
- Kasus stunting dengan jarak jauh (\geq 1km) fasilitas kesehatan
- Banyak kasus stunting antara jarak \pm 1km dan \geq 1km dengan fasilitas kesehatan
- Banyak kasus stunting antara jarak <1km dan \geq 1km dengan fasilitas kesehatan

4. KESIMPULAN

Setelah dilakukan analisis terhadap hasil uji program, maka dapat diambil kesimpulan : Hasil pengujian berdasarkan parameter yang digunakan menunjukkan bahwa prediksi anak tumbuh normal adalah 75% sedangkan 25% anak menderita stunting. Hasil pengujian berdasarkan nilai parameter yang telah ditentukan berdasarkan data stunting di Dinas Kesehatan Kota Surabaya menunjukkan bahwa sistem yang dibangun memberikan hasil nilai tingkat risiko stunting sebesar 86% anak stunting diasuh oleh ibu sendiri, dan 14% anak stunting diasuh oleh selain ibu. Sebesar 44% anak stunting mendapatkan ASI eksklusif dan sebesar 56% anak stunting tidak mendapatkan ASI eksklusif. Sebesar 84% anak stunting lahir dengan berat badan \geq 2,5 kg dan 16% anak stunting lahir dengan berat badan lahir <2,5kg. Sebesar 57% anak stunting memiliki antropometri pendek dan 43% anak stunting memiliki antropometri sangat pendek. Sebesar 80% ibu hamil yang menyebabkan anak stunting memiliki pola makan <3x dan 20% memiliki pola makan \geq 3x. Sebesar 99% ibu hamil tidak sakit tidak menyebabkan anak stunting dan ibu hamil sakit yang menyebabkan anak stunting sebesar 1%. Sebesar 54% ibu hamil yang memiliki antropometri <LiLA menyebabkan anak stunting dan 46% ibu hamil yang memiliki antropometri \geq LiLA tidak menyebabkan anak stunting. Faktor stunting dominan pada bayi yang perlu diwaspadai adalah stunting paling banyak diderita oleh anak yang diasuh oleh ibu sendiri, tidak mendapatkan ASI eksklusif, berat badan lahir normal, namun saat tumbuh besar anak memiliki antropometri pendek. Sedangkan faktor stunting dominan pada ibu hamil yang perlu diwaspadai adalah stunting paling banyak dikarenakan pola makan ibu hamil <3x, serta saat kehamilan sang ibu memiliki antropometri <LiLA. Visualisasi GIS disajikan dalam bentuk *class* atau tingkatan daerah rawan stunting per kecamatan. Yang perlu diwaspadai dan menjadi sasaran Dinas Kesehatan adalah jumlah anak stunting yang tinggi di daerah yang dekat dengan fasilitas kesehatan. Seharusnya semakin dekat dengan fasilitas kesehatan, jumlah kasus stunting semakin sedikit atau menurun.

REFERENCES

- [1] S. C. Wang, R. Gao, and L. M. Wang, "Bayesian network classifiers based on Gaussian kernel density," *Expert Syst. Appl.*, 2016, doi: 10.1016/j.eswa.2015.12.031.
- [2] P. Fuster-Parra, P. Tauler, M. Bannasar-Veny, A. Ligeza, A. A. López-González, and A. Aguiló, "Bayesian network modeling: A case study of an epidemiologic system analysis of cardiovascular risk," *Comput. Methods Programs Biomed.*, 2016, doi: 10.1016/j.cmpb.2015.12.010.
- [3] Y. Rahayu, K. Muludi, and A. Hijriani, "Pemetaan Penyebaran dan Prediksi Jumlah Penduduk Menggunakan Model Geometrik di Wilayah Bandar Lampung Berbasis Web-GIS," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, 2016, doi: 10.20473/jisebi.2.2.95-101.
- [4] A. Mittal and A. Kassim, *Bayesian network technologies: Applications and graphical models*. 2007.
- [5] J. Pearl, "A Personal Journey into Bayesian Networks," *Tech. Rep.*, 2018.
- [6] R. E. Neapolitan, "Learning Bayesian Network Structure," in *Probabilistic Methods for Bioinformatics*, 2009.
- [7] J. Han, M. Kamber, J. Pei, J. Han, M. Kamber, and J. Pei, "9 – Classification: Advanced Methods," in *Data Mining*, 2012.
- [8] D. Kurniasih, H. Hilmanasyah, M. P. Astuti, and S. Imam, "Sehat dan bugar berkat gizi seimbang," *Jakarta: Kompas Gramedia*, 2010.
- [9] World Health Organization (WHO), "Global Nutrition Targets 2025," *Can. Pharm. J.*, 2014.
- [10] F. Meilyasari and M. Isnawati, "FAKTOR RISIKO KEJADIAN STUNTING PADA BALITA USIA 12 BULAN DI DESA PURWOKERTO KECAMATAN PATEBON, KABUPATEN KENDAL," *J. Nutr. Coll.*, 2014, doi: 10.14710/jnc.v3i2.5437.
- [11] T. Fikadu, S. Assegid, and L. Dube, "Factors associated with stunting among children of age 24 to 59 months in Meskan district, Gurage Zone, South Ethiopia: A case-control study," *BMC Public Health*, 2014, doi: 10.1186/1471-2458-14-800.
- [12] R. Bishwakarma, "Spatial inequality in child nutrition in Nepal: Implications of regional context and individual/household composition," *ProQuest Dissertations and Theses*. 2011.



Sistem Prediksi Risiko Stunting Menggunakan Bayesian Network Berbasis GIS

ORIGINALITY REPORT

0%

SIMILARITY INDEX

0%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

Exclude quotes On

Exclude bibliography On

Exclude matches < 86%

Sistem Prediksi Risiko Stunting Menggunakan Bayesian Network Berbasis GIS

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8

PAGE 9

PAGE 10

PAGE 11
