

Pekka Päivärinne

# **BAYES-VERKON KÄYTTÄMINEN AJO- NEUVON VIKAANTUMISEN TUTKIMI- SESSA**

Kandidaatintyö  
Tekniikan ja luonnontieteiden tiedekunta  
Tarkastaja: Jouko Laitinen  
Joulukuu 2021

# TIIVISTELMÄ

Pekka Päivärinne: Bayes-verkon käyttäminen ajoneuvon vikaantumisen tutkimisessa.

Kandidaatintyö, 36 sivua

Tampereen yliopisto

Teknisten tieteiden tutkinto-ohjelma, Konetekniikka

Joulukuu 2021

---

Tämän työn tarkoituksena on tutkia bayes-verkkoa. Työn tavoitteena on vastata seuraaviin tutkimuskysymyksiin: (1) Millaisiin sovelluksiin bayes-verkkoa voidaan käyttää luotettavuustekniikassa? (2) Mitä hyötyjä bayes-verkosta on vianmäärityksessä verrattuna flow-kaavioon? (3) Mitä haasteita bayes-verkon soveltamisesta on? (4) Toimiiko bayes-verkko ajoneuvojen vianmäärityksessä? Työn alussa tutustutaan bayes-verkkoon ja käydään läpi käsitteitä, jotka liittyvät bayes-verkkoon ja sen toimintaan. Näiden jälkeen tutkitaan, toimiiko bayes-verkko ajoneuvojen vianmäärityksessä.

Bayes-verkko on tilastollinen graafinen todennäköisyysmalli, jota käytetään muun muassa koneoppimisessa, puheentunnistuksessa, signaalin prosessoinnissa, vikaantumisanalysissä ja säätölojen ennustamisessa. Luotettavuustekniikassa bayes-verkkoa pystytään soveltamaan tilanteessa, jossa jonkin järjestelmän vikaantumisaika on tiedossa. Bayes-verkolla voidaan tällöin selvittää, mitkä komponentit aiheuttavat milläkin todennäköisyydellä kyseisen vian. Suurimman todennäköisyyden komponentit voidaan täten huoltaa tai vaihtaa vika-ajan lähestyessä ja vika mahdollisesti välttää kokonaan.

Bayes-verkon soveltaminen on haastavaa, jos dataa ei ole ollenkaan tai sitä on liian vähän. Tällaisessa tilanteessa bayes-verkko ei anna luotettavia tuloksia, eikä sen käyttö ole järkevää. Mikäli dataa ei ole saatavissa tosielämän sovelluksista, mutta käytössä on luotettava simulointimalli, dataa voidaan kerätä tätä kautta bayes-verkkoon sovellettavaksi.

Ajoneuvojen vianmäärityksessä käytetään usein flow-kaaviota, joka kertoo täsmälleen mitä vianmäärityksessä tehdään. Tämä perustuu siihen, että jokaisessa flow-kaavion kohdassa käyttäjä tekee päätöksen siitä, toimiiko jokin komponentti vai ei. Tämä ei ole kuitenkaan tehokas tapa, sillä tällä tavalla pystytään määrittämään ja korjaamaan vain yksi vika kerrallaan. Tapa ei myöskään salli käyttäjän tehdä päätelmiä kokemuksensa tai tietojensa pohjalta, ja vaihtoehdot ovat flow-kaaviossa rajatut.

Aluksi työssä tutkitaan tilannetta, jossa vikana on se, että ääni ei kuulu. Tilanteesta muodostetaan bayes-verkko ja selvennetään, mitä kukin solmu verkossa tarkoittaa ja mitkä ovat niiden todennäköisyydet. Tämän jälkeen aloitetaan vianmääritysprosessi priorisoimalla solmut ja seuraavaksi korjataan ja tarkastetaan solmukohdista korkeimman prioriteetin solmusta. Jokaisen solmun tarkastamisen jälkeen malli päivitetään ja todennäköisyydet lasketaan uudestaan. Tätä jatketaan niin pitkään, että vika on korjattu.

Tämän jälkeen työssä sovelletaan bayes-verkkoa tilanteeseen, jossa vikoja on useampi. Tilanteessa käytetään objektisuuntautunutta bayes-verkko mallia, joka koostuu yhdestä päämallista, jolla on useampi alamalli. Jokaisella alamallilla on yksi oma vikatapaus, kuten se, ettei esi-merkin kaiuttimesta kuulu ääntä. Alamallit voivat jakaa solmuja, vaikka kaikilla onkin oma vikansa. Tällä tavalla laskenta ei monimutkaistu yhden vian tapaukseen verrattuna. Lisäksi tällä tavalla pystytään tekemään vianmääritystä usealle vialle samanaikaisesti.

Bayes-verkko toimii ajoneuvojen vianmäärityksessä, koska ajoneuvojen vikaantumisista on hyvin paljon dataa. Lisäksi, usein ajoneuvon ollessa korjattavana, siinä on useampi vika yhtä aikaa. Tästä syystä bayes-verkon avulla voidaan toteuttaa vianmääritys ja vikojen korjaus tehokkaasti. Bayes-verkolla siis saadaan korjattua ongelmat, jotka liittyvät flow kaavion käyttöön.

Avainsanat: Ajoneuvon vianmääritys, Bayes-verkko, BBN

Tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck –ohjelmalla.

# SISÄLLYSLUETTELO

1. JOHDANTO .....	1
2. TUTKIMUSKYSYMYKSET .....	2
3. TODENNÄKÖISYYSLASKENNAN TYÖKALUT BAYES-VERKON RAKENTAMISESSA .....	3
3.1 Ehdollinen riippuvuus .....	3
3.2 Ehdollinen riippumattomuus .....	7
3.3 Suunnattu syklitön verkko .....	11
4. BAYES-VERKKO YLEISESTI .....	12
5. CASE: KULKUNEUVOJEN VIKA-ANALYYSI BAYES VERKON AVULLA.....	14
5.1 Vuokaavion muodostus bayes-verkon pohjaksi.....	16
5.2 Tarvittavan datan alkuperä.....	17
5.3 Vikaoireen SYS-NoSound -mallin muodostus .....	17
5.4 Juurisyiden prioritodennäköisyyden määräytyminen .....	20
5.5 Vianmääritysprosessin suorittaminen.....	21
5.6 Usean vianoireen vianmääritysprosessit .....	24
5.7 Objektisuuntautuneen bayes-verkon rakenteen esittely .....	25
5.8 Neljän oireen objektisuuntautuneen Bayesin vianmääritysmallin muodostus .....	26
5.9 Juurisyiden prioritodennäköisyyksien määrittäminen objektisuuntautuneessa mallissa.....	27
5.10 Vianmääritysmenettelyn periaate .....	28
6. YHTEENVETO .....	29
LÄHTEET .....	31

# KUVALUETTELO

<b>Kuva 1.</b>	<i>Ehdollinen riippuvuus .....</i>	<b>3</b>
<b>Kuva 2.</b>	<i>Ehdollinen riippumattomuus.....</i>	<b>7</b>
<b>Kuva 3.</b>	<i>Esimerkki suunnatusta syklisestä verkosta.....</i>	<b>11</b>
<b>Kuva 4.</b>	<i>Esimerkki bayes-verkosta .....</i>	<b>13</b>
<b>Kuva 5.</b>	<i>Esimerkki flow-kaaviosta, jota voitaisiin käyttää ajoneuvojen vianmäärityksessä.....</i>	<b>14</b>
<b>Kuva 6.</b>	<i>Vuokaavio, jonka pohjalta muodostetaan bayes-verkko.....</i>	<b>16</b>
<b>Kuva 7.</b>	<i>Bayes-verkko vianoireelle <math>O_1</math> SYS-NoSound.....</i>	<b>19</b>
<b>Kuva 8.</b>	<i>Solmujen prioriteetit selvennettynä.....</i>	<b>21</b>
<b>Kuva 9.</b>	<i>Objektisuuntautuneen Bayes-verkon päämalli, jossa neljä alamallia. ....</i>	<b>26</b>
<b>Kuva 10</b>	<i>Juurisyiden tapahtumajoukko neljälle oireelle ja kolmelle yhteiselle juurisyille.....</i>	<b>28</b>

# 1. JOHDANTO

Bayes-mallit alkoivat kehittyä 1980-luvun lopulla, mutta jo 1700-luvulla englantilainen matemaatikko Thomas Bayes esitti kuolemansa jälkeen julkaistussa artikkelissa tavan, jolla pystytään arvioimaan todennäköisyyksiä. Tietotekniikan kehittyminen on sittemmin mahdollistanut verkkomallien käytön todellisissa todennäköisyysanalyysissä. [1]

Bayes-verkko on todennäköisyyslaskennan työkalu, joka on hyvin laajasti käytössä erilaisissa sovelluksissa, kuten lähes jokaisessa tilastollisessa vianmääritysanalyysissä. Sitä voidaan esimerkiksi hyödyntää terveydenhuollossa tautien toteamisessa oireiden perusteella. [1]

Vianmääritysprosesseissa, joihin tässä työssä syvennytään tarkemmin, bayes-verkko on hyvin kätevä työkalu, sillä se soveltuu hyvin eri prosessien mallintamiseen. Bayes-verkon rakentaminen vaatii tarpeeksi tilastoja eri tapahtumista sekä ehdollisten riippuvuuksien tunnistamista ja toteamista. Kun verkko on valmis, sillä voidaan ratkaista suurestakin kokonaisuudesta vikoja ja useita vikoja samanaikaisesti. Tämä tekee bayes-verkosta tehokkaan tavan tehdä vianmääritystä.

Työssä sovelletaan bayes-verkkoa ajoneuvojen vianmääritykseen. Ajoneuvoja on nykyään käytössä hyvin paljon ihmisten arjessa. Käyttökohteita ovat mm. työliikenne, rahtiliikenne, ja lisäksi autot toimivat ylipäänsä ihmisten työ- tai harrastusvälineenä. Henkilöautoissa on kymmeniätuhansia osia, ja vikoja ilmenee usein. Trafimukaan katsastuksessa esiin tulleista vioista kolme yleisintä ovat etuakseliston viat, sekä rekisterikilven- ja lähivalon viat. [2] Esimerkiksi katsastuksista, korjaamoilta ja ajoneuvojen valmistajilta saadun vikaantumisdatan perusteella bayes-verkon avulla voidaan muodostaa malleja, jotka auttaisivat ajoneuvojen vianmäärityksessä.

Tässä työssä keskitytään ajoneuvojen tietoviihdejärjestelmän vianmääritykseen. Myöhemmin esitettävällä periaatteella bayes-verkkoa pystyisi laajentamaan koko ajoneuvon kaikkiin järjestelmiin ja kokonaisuutena koko autoon.

Työn tarkoituksena on perehtyä bayes-verkkoon ja siihen, kuinka sitä voidaan soveltaa vikaantumisen tutkimisessa. Tavoitteena on myös syventyä siihen, kuinka bayes-verkko toimii ajoneuvojen vianmäärityksessä.

Aluksi työssä käydään läpi bayes-verkkoon liittyviä työkaluja ja käsitteitä, minkä jälkeen esitellään bayes-verkko ja kerrotaan tarkemmin, kuinka nämä käsitteet ja työkalut liittyvät bayes-verkkoon ja sen rakentamiseen. Tämän jälkeen syvennytään ajoneuvojen vianmääritysprosessiin bayes-verkon avulla.

## 2. TUTKIMUSKYSYMYKSET

Tässä luvussa käydään läpi, millaisiin kysymyksiin työssä on tarkoitus vastata. Työn perustavana osana on bayes-verkko ja sen käyttö, joten työn tavoitteena on selvittää, millaisiin sovelluksiin sitä voidaan luotettavuustekniikassa käyttää. Työssä perehdytään seuraaviin tutkimuskysymyksiin:

- Millaisiin sovelluksiin bayes-verkkoa voidaan käyttää luotettavuustekniikassa?
- Mitä haasteita bayes-verkon soveltamisessa on?
- Mitä hyötyjä bayes-verkosta on vianmäärityksessä verrattuna flow-kaavioon?
- Toimiiko bayes-verkko case-tapauksen kulkuneuvojen vika-analyysin tilanteessa?

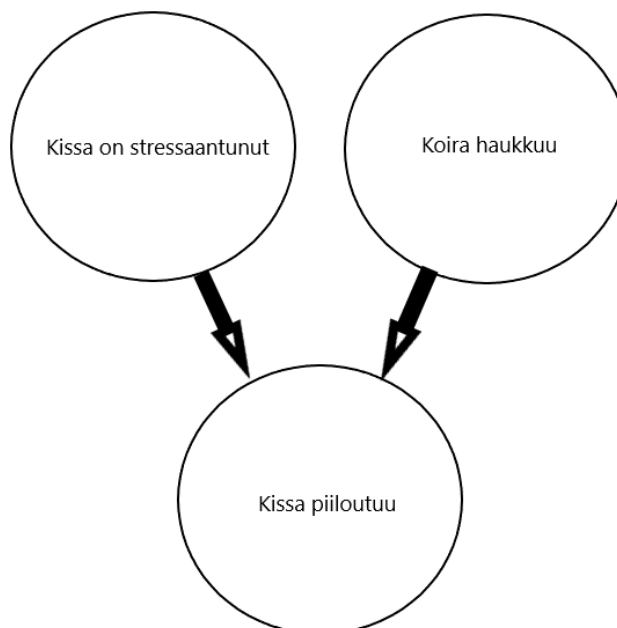
Työn tavoitetta ja tutkimuskysymyksiä selvitetään kirjallisuustutkimuksena. Lähteiden valinnassa on kiinnitetty huomiota ajankohtaisuuteen.

### 3. TODENNÄKÖISYYSLASKENNAN TYÖKALUT BAYES-VERKON RAKENTAMISESSA

Tässä luvussa käydään läpi, mikä on bayes-verkko, sekä sen sovelluksia. Tätä ennen kuitenkin selvennetään läpi käsitteitä, jotka kuuluvat oleellisesti aiheeseen ja bayes-verkon ymmärtämiseen. Käsitteitä ovat ehdollinen riippuvuus, ehdollinen riippumattomuus sekä suunnaton syklinen verkko.

#### 3.1 Ehdollinen riippuvuus

Ehdollista riippuvuutta selventää kuva 1. Kuvan kaksi eri tapahtumaa aiheuttavat molemmat saman tapahtuman tapahtumisen. Tapahtumat ovat ehdollisesti riippuvaisia, mikäli ne eivät suoranaisesti vaikuta toistensa tapahtumiseen. Esimerkiksi alla olevassa kuvassa koiran haukkuminen sekä kissan mieliala aiheuttavat kissan piiloutumisen. Koiran haukkuminen ja kissan stressaantuminen ovat siis ehdollisesti riippuvaisia toisistaan. Mikäli koira haukkuu, niin kissa piiloutuu, jolloin kissan stressaantumisen todennäköisyys pienenee. Mikäli kissa ei piiloudu, kissan stressaantuminen sekä koiran haukkuminen eivät vähennä toistensa todennäköisyyttä. [3]



Kuva 1: Ehdollinen riippuvuus. (Otettu mallia lähteestä [3])

Kissan stressaantuminen ja koiran haukkuminen ovat ehdollisesti riippuvaisia, jos

$$P(\text{Kissa on stressaantunut} \mid \text{Koira haukkuu}) \neq P(\text{Kissa on stressaantunut}) \quad (1)$$

$$P(\text{Koira haukkuu} \mid \text{Kissa on stressaantunut}) \neq P(\text{Koira haukkuu}). \quad (2)$$

Muodostetaan todennäköisyydet eri tapahtumille (taulukko 1) ja todistetaan kissan stressaantumisen ja koiran haukkumisen olevan ehdollisesti riippumattomia. Seuraavan sivun taulukossa 2 on havainnollistettu tapahtumia helpottamaan laskemista. Taulukkoon on merkitty jokainen mahdollinen tapahtuma, ja sen avulla voidaan laskea eri todennäköisyyksiä.

Taulukko 1: Eri tapahtumien todennäköisyydet. (Otettu mallia lähteestä [3].)

	Kissan on stressaantunut	Kissan ei ole stressaantunut	
Koira haukkuu	$5/48$	$15/48$	$20/48$
Koira ei hauku	$7/48$	$21/48$	$28/48$
	$12/48$	$36/48$	$48/48$

	Kissan on stressaantunut	Kissan ei ole stressaantunut	
Kissa piiloutuu	$8/48$	$12/48$	$20/48$
Kissa ei piiloudu	$4/48$	$24/48$	$28/48$
	$12/48$	$36/48$	$48/48$

	Kissa piiloutuu	Kissa ei piiloudu	
Koira haukkuu	$13/48$	$7/48$	$20/48$
Koira ei hauku	$7/48$	$21/48$	$28/48$
	$20/48$	$28/48$	$48/48$



Taulukko 2: Kaikki erilaiset tapahtumat lueteltu helpottamaan laskemista. (Otettu mallia lähteestä [3].)

Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa on stressaantunut Koira ei hauku
Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa on stressaantunut Koira ei hauku
Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa on stressaantunut Koira ei hauku
Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa piiloutuu Kissa on stressaantunut Koira ei hauku
Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa piiloutuu Kissa on stressaantunut Koira ei hauku
Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa piiloutuu Kissa on stressaantunut Koira ei hauku
Kissa piiloutuu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa piiloutuu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa piiloutuu Kissa ei ole stressaantunut Koira ei hauku	Kissa piiloutuu Kissa on stressaantunut Koira ei hauku
Kissa piiloutuu Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa piiloutuu	Kissa piiloutuu Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa piiloutuu	Kissa piiloutuu Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa piiloutuu	Kissa piiloutuu Kissa on stressaantunut Koira haukkuu Kissa piiloutuu
Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa piiloutuu	Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa piiloutuu	Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa piiloutuu	Kissa on stressaantunut Koira haukkuu Kissa piiloutuu
Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa ei piiloudu	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa ei piiloudu	Kissa ei piiloudu Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu Kissa ei piiloudu	Kissa piiloutuu Kissa on stressaantunut Koira haukkuu
Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu	Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu	Kissa ei ole stressaantunut Koira haukkuu	Kissa ei piiloudu Kissa on stressaantunut Koira haukkuu

Kissa piiloutuu siis 20 kertaa 48 kerrasta. Oletetaan kissan piiloutuvan, jolloin

$$P(\text{Koira haukkuu}) = \frac{13}{20} \quad (3)$$

$$P(\text{Kissa on stressaantunut}) = \frac{8}{20}. \quad (4)$$

Ehdolliset todennäköisyydet:

$$P(\text{Koira haukkuu} \mid \text{Kissa on stressaantunut}) = \frac{4}{8} \quad (5)$$

$$P(\text{Kissa on stressaantunut} \mid \text{Koira haukkuu}) = \frac{4}{13}. \quad (6)$$

Nyt

$$P(\text{Kissa on stressaantunut} \mid \text{Koira haukkuu}) \neq P(\text{Kissa on stressaantunut}) \quad (7)$$

$$P(\text{Koira haukkuu} \mid \text{Kissa on stressaantunut}) \neq P(\text{Koira haukkuu}), \quad (8)$$

joten

$$\text{Koira haukkuu} \nabla \text{Kissan on stressaantunut} \mid \text{Kissa piiloutuu}. \quad (9)$$

Eli kissan stressaantuminen ja koiran haukkuminen ovat toisistaan ehdollisesti riippuvaisia tapahtumia. [3]

### 3.2 Ehdollinen riippumattomuus

Ehdollista riippumattomuutta kuvaa kuva 2. Kuvassa sade aiheuttaa koiran haukkumisen, mikä vastaavasti aiheuttaa kissan piiloutumisen. Tässä tapauksessa sade ja kissan piiloutuminen ovat ehdollisesti riippumattomia. Jos tiedetään satavan, voidaan päätellä koiran haukkuvan ja siten kissan piiloutuvan. Jos tiedetään kissan olevan piilossa, koiran haukkumisen todennäköisyys kasvaa ja tämä taas vastaavasti nostaa sateen todennäköisyyttä. Mikäli tiedetään koiran haukkuvan niin tässä tapauksessa sade ei vaikuta kissan piiloutumiseen. Tästä syystä sade ja kissan piiloutuminen ovat ehdollisesti riippumattomia. Eli toisin sanoen sillä ehdolla, että koira haukkuu, sade ja kissan piiloutuminen ovat toisistaan riippumattomia. [3]



Kuva 2: Ehdollinen riippumattomuus. (Otettu mallia lähteestä [3].)

Kissan piiloutuminen ja sataminen ovat ehdollisesti riippumattomia, jos

$$P(\text{Kissa piiloutuu} \mid \text{Sataa}) = P(\text{Cat hides}) \quad (10)$$

$$P(\text{Sataa} \mid \text{Kissa piiloutuu}) = P(\text{Sataa}). \quad (11)$$

Muodostetaan todennäköisyydet eri tapahtumille (taulukko 3) ja todistetaan kissan stressaantumisen ja koiran haukkumisen olevan ehdollisesti riippumattomia. Seuraavan sivun taulukossa 4 on havainnollistettu tapahtumia helpottamaan laskemista. Siinä on jokainen mahdollinen tapahtuma merkitty ja kyseisestä taulukosta on mahdollista laskea eri todennäköisyyksiä.

Taulukko 3: (Otettu mallia lähteestä [3].)

	Kissa piiloutuu	Kissa ei piiloudu	
Koira haukkuu	18/48	9/48	27/48
Koira ei hauku	7/48	14/48	21/48
	25/48	23/48	48/48
	Sataa	Ei sada	
Koira haukkuu	9/48	18/48	27/48
Koira ei hauku	3/48	18/48	21/48
	12/48	36/48	48/48
	Kissa piiloutuu	Kissa ei piiloudu	
Sataa	7/48	5/48	12/48
Ei sada	18/48	18/48	36/48
	25/48	23/48	48/48

Taulukko 4: Kaikki erilaiset tapahtumat lueteltu helpottamaan laskemista. (Otettu mallia lähteestä [3].)

Kissa piiloutuu Koira ei hauku Sataa	Kissa piiloutuu Koira ei hauku Ei sada	Kissa piiloutuu Koira ei hauku Ei sada	Kissa piiloutuu Koira ei hauku Ei sada
Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Sataa	Kissa piiloutuu Koira ei hauku Ei sada	Kissa piiloutuu Koira ei hauku Ei sada	Kissa piiloutuu Koira ei hauku Ei sada
Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Sataa	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada
Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Sataa	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada
Kissa piiloutuu Koira haukkuu Sataa	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada
Kissa piiloutuu Koira haukkuu Sataa	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira ei hauku Ei sada
Kissa piiloutuu Koira haukkuu Sataa	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada
Kissa piiloutuu Koira haukkuu Sataa	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada
Kissa piiloutuu Koira haukkuu Sataa	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada	Kissa piiloutuu Koira haukkuu Ei sada
Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Sataa	Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Ei sada
Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Sataa	Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Ei sada	Kissa ei piiloudu Koira haukkuu Ei sada

Seuraavissa laskuissa oletetaan koiran haukkuvan. Koira haukkuu 27 kertaa 48 ker-  
rasta.

$$P(\text{Sataa}) = \frac{9}{27} = \frac{1}{3} \quad (12)$$

$$P(\text{Ei sada}) = \frac{18}{27} = \frac{2}{3} \quad (13)$$

$$P(\text{Kissa piiloutuu}) = \frac{18}{27} = \frac{2}{3} \quad (14)$$

$$P(\text{Kissa ei piiloudu}) = \frac{9}{27} = \frac{1}{3} \quad (15)$$

Ehdolliset todennäköisyydet:

$$P(\text{Kissa piiloutuu} \mid \text{Sataa}) = \frac{6}{9} = \frac{2}{3} \quad (16)$$

$$P(\text{Sataa} \mid \text{Kissa piiloutuu}) = \frac{6}{18} = \frac{1}{3} \quad (17)$$

Nyt

$$P(\text{Kissa piiloutuu} \mid \text{Sataa}) = P(\text{Kissa piiloutuu}) \quad (18)$$

$$P(\text{Sataa} \mid \text{Kissa piiloutuu}) = P(\text{Sataa}), \quad (19)$$

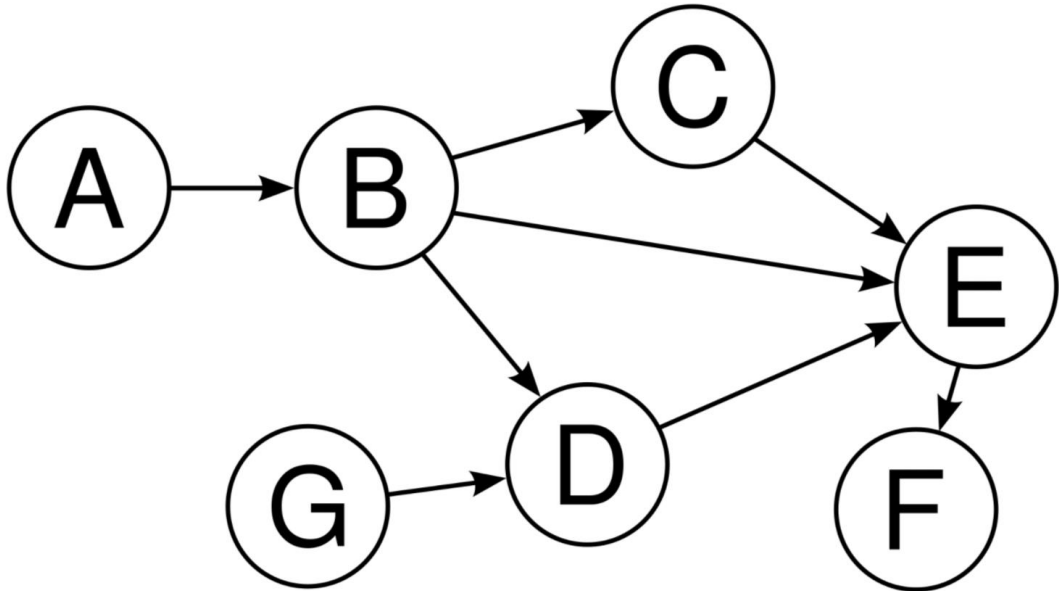
joten

$$\text{Sataa} \perp\!\!\!\perp \text{Kissa piiloutuu} \mid \text{Koira haukkuu} \quad (20)$$

eli kissan piiloutuminen ja sataminen ovat toisistaan ehdollisesti riippumattomia tapahtu-  
mia. [3]

### 3.3 Suunnattu syklitön verkko

Suunnattuja syklittömiä verkkoja käytetään muun muassa todennäköisyyslaskennan työkaluina. Näistä yksi esimerkki on bayes-verkko. Suunnattu syklitön verkko koostuu solmukohtista ja niitä yhdistävistä kaarista. Kaaret etenevät yhdestä solmusta toiseen muodostaen verkon. Suunnatussa syklittömässä verkossa kaaret ovat suunnattuja eli niitä pitkin voi mennä vain yhteen suuntaan. Toinen tällaisen verkon ominaisuus on syklittömyys, eli lähdettäessä mistä solmusta tahansa kaaria pitkin solmukohtasta toiseen, ei koskaan voida päästä takaisin pisteeseen mistä lähdettiin. Tämä käy ilmi kuvasta 3. [4, s. 30]



Kuva 3: Esimerkki suunnatusta syklittömästä verkosta. [5]

## 4. BAYES-VERKKO YLEISESTI

Bayes-verkko on tilastollinen graafinen todennäköisyysmalli. Tällaisia malleja käytetään tiedon esittämiseen tuntemattomasta määrittelyjoukosta. Bayes-verkko on tullut hyvin suosituksi todennäköisyysmalliksi viime vuosikymmenenä. Sitä on käytetty useissa sovelluksissa, kuten esimerkiksi koneoppimisessa, puheentunnistuksessa, signaalin prosessoinnissa, vikaantumisanalyysissa ja säätilojen ennustamisissa. Tässä luvussa käydään läpi bayes-verkon yksityiskohtaista rakennetta. [6, s.1]

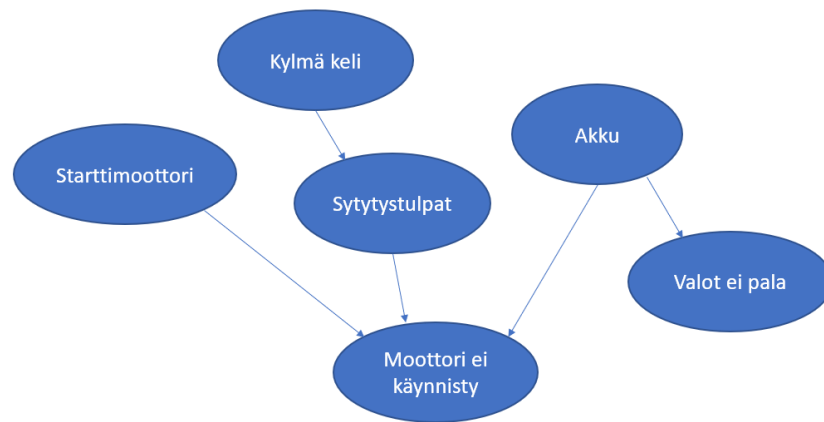
Luotettavuustekniikkaan bayes-verkkoa voidaan soveltaa esimerkiksi tapauksessa, jossa tiedetään jonkin järjestelmän vikaantumisaika. Tällöin bayes-verkolla voidaan selvittää, mitkä komponentit aiheuttavat milläkin todennäköisyydellä kyseisen vian. Suurimman todennäköisyyden komponentit voidaan taten huoltaa tai vaihtaa vika-ajan lähestyessä ja vika mahdollisesti välttää kokonaan.

Bayes-verkot ovat suunnattuja syklittömiä verkkoja, joiden solmukohdat esittävät jotakin satunnaista muuttujaa, hypoteeseja, uskomuksia ja piileviä muuttujia. Näitä solmukohtia yhdistävät kaaret, jotka kuvaavat muuttujien ehdollisia riippuvuuksia toisiinsa nähden. Vastaavasti solmut, jotka eivät yhdisty kaarin, esittävät muuttujia, joilla ei ole ehdollista riippuvuutta toisiinsa nähden. Nämä ehdolliset riippuvuudet arvioidaan yleensä käyttäen tunnettuja tilastollisia ja laskennallisia menetelmiä. [4, s. 1]

Koska bayes-verkko on tilastollinen malli, se tarvitsee paljon dataa, jotta siitä saataisiin tuloksena mahdollisimman tarkkoja todennäköisyyksiä. Mikäli dataa ei ole tai sitä on hyvin vähän, bayes-verkko ei anna luotettavia tuloksia eikä sitä ole järkevää käyttää. Mikäli dataa ei ole saatavissa tosielämän sovelluksista, mutta käytössä on luotettava simulointimalli, bayes-verkon soveltamiseen tarvittava data voidaan kerätä tätä kautta.



Alla olevassa kuvassa 4 on esimerkki bayes-verkosta. Esimerkin tapauksessa moottorin käynnistyminen riippuu starttimoottorin kunnosta, sytytystulpista ja akusta. Starttimoottoria tarvitaan moottorin käynnistymiseen eli starttimoottori joko toimii tai ei toimi. Kylmä keli vaikuttaa sytytystulppien toimintaan, ja mikäli sytytystulppiin ei saada kipinää, moottori ei käynnisty. Akun toiminta vaikuttaa moottorin käynnistymiseen ja esimerkiksi valojen toimintaan. Eli tällaisessa tapauksessa esimerkiksi akun toiminnasta voidaan tehdä päätelmiä valojen toiminnan pohjalta. Tällaisesta verkosta pystytään esimerkiksi laskemaan, millä todennäköisyydellä moottori ei käynnisty, kun tiedetään jonkun verkon solmukohdan tila.

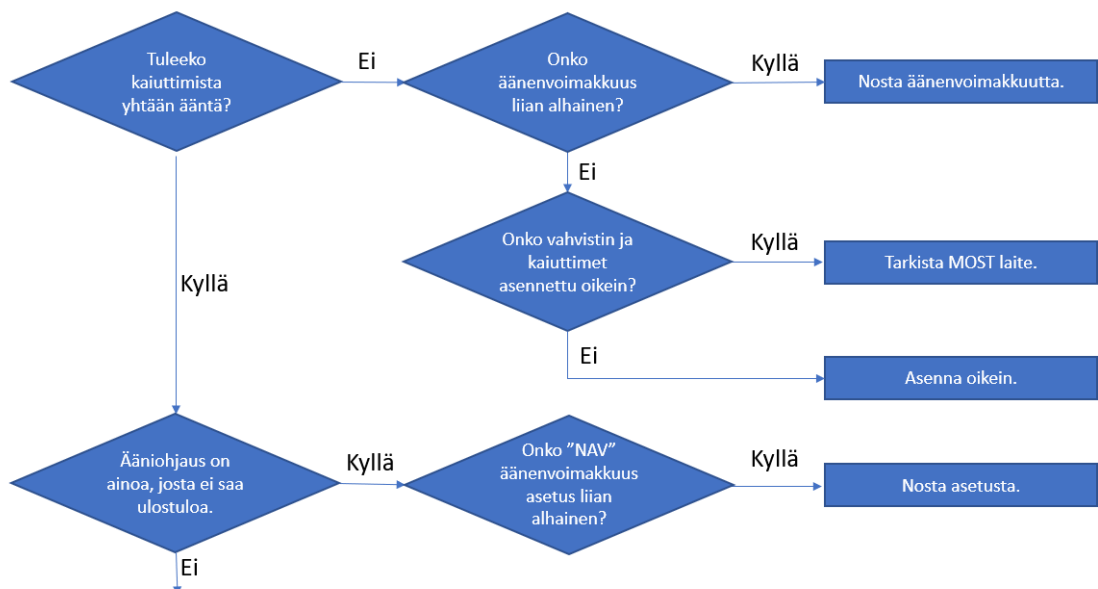


Kuva 4: Esimerkki bayes-verkosta. (Otettu mallia lähteestä [7, s. 303])

## 5. CASE: KULKUNEUVOJEN VIKA-ANALYYSI BAYES VERKON AVULLA

Kulkuneuvojen järjestelmien lisääntyneen monimutkaisuuden myötä kulkuneuvojen vika-analysistä on tulossa jatkuvasti tärkeämpää ajoneuvojen turvallisuuden ja luotettavuuden kannalta. Ajoneuvojen järjestelmien vikoja on kuitenkin vaikea diagnosoida. Tämä johtuu siitä, että useat ajoneuvon komponentit sekä osasysteemit kommunikoivat toistensa kanssa monimutkaisesti. Toiseksi, mahdolliset juurisyyt ja saatavilla olevat havainnot oikeiden syiden löytämisestä johtavat siihen, että vikaoireiden ja havaintojen tulkinnat ovat hankalia. Vianetsinnässä tarkoitus on tulkita alkuperäistä vianoiretta ja kohdentaa vialle todelliset syyt tehokkaasti ja tarkasti erilaisia testejä suorittamalla. [7, s.301]

Tavallisia vianmäärityksen flow-kaavioita (toiselta nimeltään vikapuita) käytetään testisarjojen muodostukseen. Sarjojen tarkoitus on ohjata vianmääritysteknikkoa. Kuvassa 5 on esimerkki vianmäärityksen flow-kaaviosta, jossa etsitään vikaa nykyaikaisesta ajoneuvon tietoviihdejärjestelmästä. Vianmääritys alkaa vianoireella, joka on ”SYS-NoSound” (ääni ei kuulu). Kaavio siis ohjaa käyttäjää etsimään vikaa kertomalla käyttäjälle täsmälleen, mitä täytyy tehdä. [7, s.301]



Kuva 5: Esimerkki flow-kaaviosta, jota voitaisiin käyttää ajoneuvojen vianmäärityksessä. (Otettu mallia lähteestä [7, s.302].)

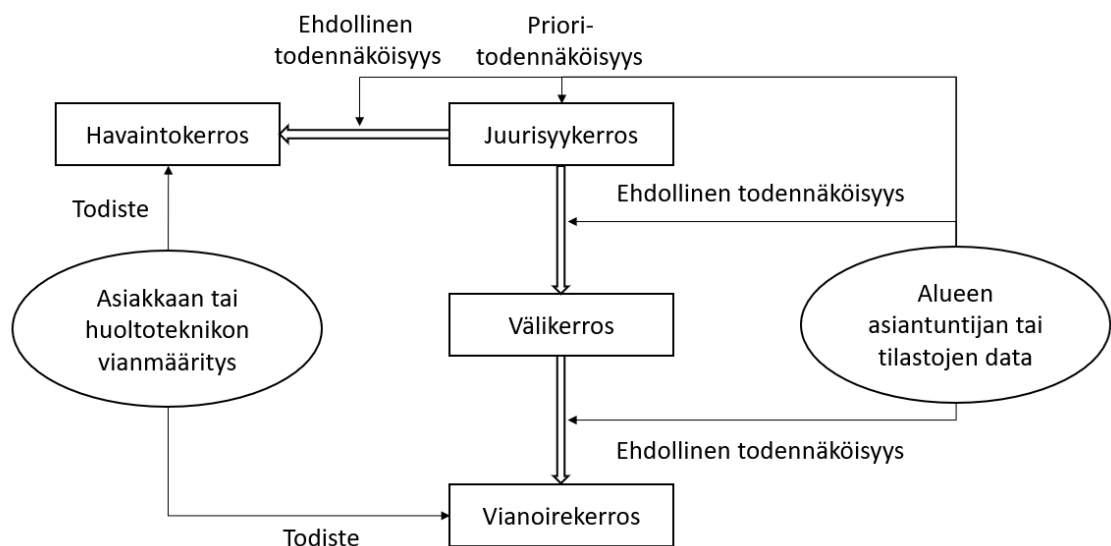
Flow-kaavion käyttöön kuitenkin liittyy useita haittoja. Ensimmäinen haitta on se, että kyseinen tapa on ”jos ja kun” pohdintaa ja vianmääritys perustuu yksinkertaisesti kyllä- ja ei-vaihtoehtoihin. Käytännön tilanteessa arviointi viasta voi olla epävarmaa. Jokainen vianmääritysaskel sisältää usean epävarman vaihtoehdon, joista käyttäjä tekee lopullisen johtopäätöksen. Tästä johtuen vianmäärityksen ohjeistus olisi ideaalista toteuttaa todennäköisyyksien pohjalta. Toinen haitta on se, että käyttäjällä on rajatut vaihtoehdot ja hän on pakotettu suorittamaan suositellut toimenpiteet. Käyttäjä on siten altis väärille diagnooseille, jos jokin testi on ongelmallinen tai hypätty yli. Kolmas haitta liittyy tavan rakenteeseen. Flow-kaavion rakenne on jäykkä, eikä se salli käyttäjälle vapautta tehdä omia päätöksiä aikaisemman vianmäärityskokemuksen ja tiedon suhteen. Neljäs haitta on se, että jokainen vianmääritysdiagrammi liittyy vikatilanteeseen, jossa on vain yksi oire. Usean oireen vikatilanteessa, tapa diagnosoi jokaisen vian erikseen. Tämä toimintamekanismi ei salli kaikkien vikojen yhdistämistä yhdeksi kokonaisuudeksi aiheuttaen useita tarpeettomia tai tehottomia testejä ja tarkistuksia. [7, s.301–302]

Bayes-verkko on käyttökelpoinen tosielämän tietoon perustuvaksi vianmäärityssystemiksi. Bayes-verkko mahdollistaa epävarmojen tilanteiden mallintamisen ja päättelyn, ja se sopii ideaalisesti todellisten ongelmien vianmääritykseen, jossa epävarmaa ja epätäydellistä dataa on olemassa. Tästä syystä bayes-verkko soveltuu monimutkaisten ajoneuvojen vianmääritykseen. Sisällyttämällä bayes-verkon ominaisuudet edellä esiteltyyn tapaan voidaan korjata tavanomaisen vianmääritysflow-kuvaajan epäkohdat. Hyödyt ja uudistukset tässä tavassa ovat seuraat: Ensimmäiseksi, tämä tapa on todennäköisyyksiin perustuva ja juurisyiden todennäköisyydet määrittävät vianmäärityspäätöksen. Toiseksi, bayes-verkon ominaisuuksiin kuuluu dynaaminen prosessi, jossa mallin todennäköisyyksiä päivitetään jatkuvasti ja otetaan vastaan uusia todisteita. Kolmanneksi, tällä tavalla vianmääritystä voidaan tehdä usealle oireelle samanaikaisesti. [7, s.302]

Työssä on valittu tutkimuksen kohteeksi ajoneuvon tietoviihdejärjestelmä. Useita vianmääritysmalleja on vakituisesti käytetty yhden tai useamman vian tapausten vianmääritykseen. Erityistä huomiota on annettu mallille, jossa päätetään juurisyiden prioritodennäköisyydet ja vianmääritysmenettely. Jotta laskentaa saadaan yksinkertaistettua, objektisuuntautunut malli on valittu estämään mallin kasvaminen liian suureksi. [7, s.302]

## 5.1 Vuokaavion muodostus bayes-verkon pohjaksi

Aluksi tilanteesta muodostetaan vuokaavio, jossa on kahta erilaista solmukohtaa. Kaaviossa soikiot tarkoittavat havaintoja ja suorakulmiot toimintaa. Tämän jälkeen rakennetaan bayes-verkko, joka koostuu neljästä kerroksesta. Kerrokset ovat vianoire-, väli-, juurisyys- ja havaintokerros. Nämä eri kerrokset ovat yhteydessä toisiinsa alla olevan kuvan 6 mukaisesti. Vianoirekerros tarkoittaa kerrosta, jossa käyttäjä huomaa vian ja raportoi siitä eteenpäin. Esimerkiksi jos näyttö ei toimi tai ääni ei kuulu, niin huoltoteknikko kirjaa vikakoodin vianmäärityskoodilla (DTC). Juurisyyskerros pitää sisällään kaikki mahdolliset vikoja aiheuttavat juurisyys, kuten vialliset komponentit, irronneet johtimet ja ohjelmiston ongelmat. Välikerroksessa solmut ovat juurisyyskerrosten ja vianoirekerroksien välissä. Normaalisti kerros koostuu joukosta tai kategoriasta juurisyitä laitteiston tai ohjelmiston puolella. Käytännössä välikerroksen avulla jokaisen solmun emosolmun lukumäärä saadaan rajoitettua neljään. Tällä tavalla pystytään muodostamaan huomattavasti selkeämpi bayes-verkko. Havaintokerroksen solmut voivat olla mitä tahansa tiedon lähteitä, jotka auttavat kohdentamaan juurisyitä, kuten esimerkiksi käyttäjän selvitys asiasta tai huoltoteknikon testien tulokset. Havaintokerroksen solmut ovat kiinnittyneet tiettyyn juurisyysolmuun ja jokaisella juurisyysolmulla voi olla yksi tai useampi havaintosolmu. Välikerroksen solmuilla voi myös olla havaintosolmuja. Casen tapauksessa havaintokerros on hyvin tärkeä informaation lähde selvitetessä juurisyiden joukkoa tai kategoriaa [7, s.304–305].



Kuva 6: Vuokaavio, jonka pohjalta muodostetaan bayes-verkko. (Otettu mallia lähteestä [7, s.304].)

## 5.2 Tarvittavan datan alkuperä

Datalähteet saatiin selvitettyä luomalla vianmäärittämissä erillisenä jo olemassa olevasta vuokaaviosta. Datalähteet koostuvat asiakirjoista, kuten osajärjestelmäkohtaisesta vianmäärittämisselityksestä eli vikatilavaikutusanalyysistä (FMEA), vianmäärittämissinsinöörien kokemuksesta ja kenttätiedosta, kuten takuutietokannasta. Näiden asiakirjojen analyysin avulla muodostettiin vianmäärittämissin yksinkertainen rakenne.

Juurisyykerrokseen vaadittu prioritodennäköisyys saatiin aiemman vikahistorian tilastanalyysin avulla. Muiden kerrosten vaatimat ehdolliset- ja prioritodennäköisyydet saatiin alueiden asiantuntijoilta.

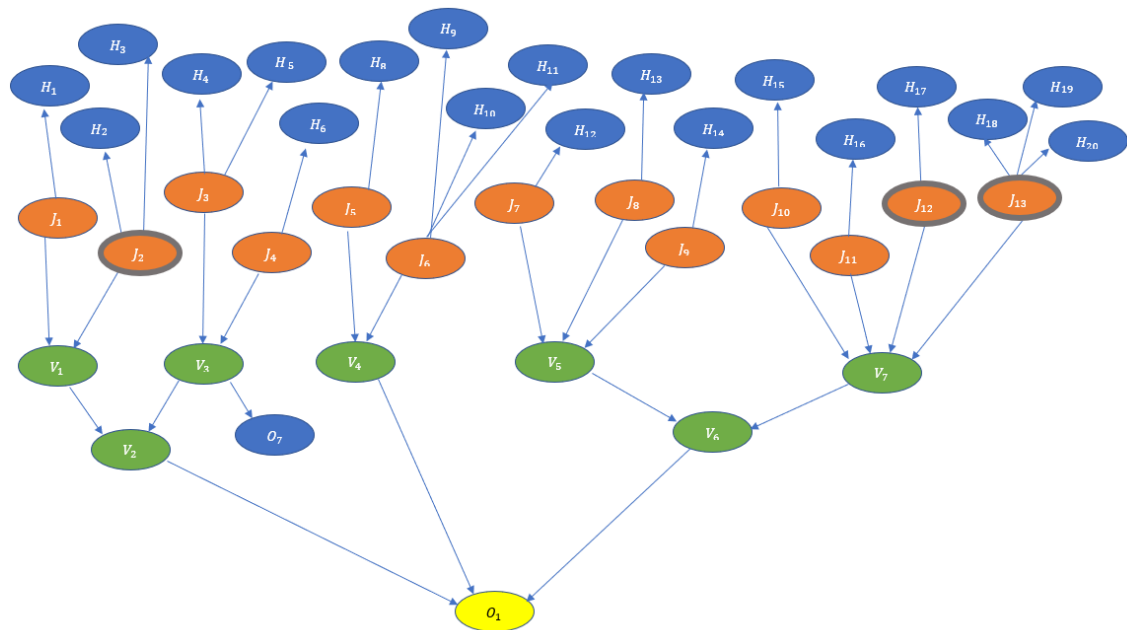
## 5.3 Vikaoireen SYS-NoSound -mallin muodostus

Bayes-verkko oireelle SYS-NoSound on esitetty alla olevassa kuvassa 7. Malli koostuu 20 havaintokerroksen solmusta, jotka ovat merkittyinä sinisellä värillä, 13 juurisyykerroksen solmusta, jotka ovat merkittyinä oranssilla, seitsemän välikerroksen solmusta, jotka ovat merkittyinä vihreällä värillä sekä yksi vianoirekerroksen solmusta, joka on merkittyinä keltaisella. Kuten mallista nähdään, juurisyyksolmuista lähtee kaaria, mutta yksikään kaari ei päädy niihin. Tämä johtuu siitä, että juurisyyksien prioritodennäköisyys saadaan aiemman vikadatan tilastollisesta analyysistä, kun taas havaintosolmujen prioritodennäköisyys on usein tuntematon ja hyvin vaikeasti arvioitava. Taulukossa 5 on listattu kaikkien solmujen tapaukset, merkit, kategoria ja diskreetit tilat sekä juurisyyksolmujen prioritodennäköisyydet ja havaintosolmujen ehdolliset todennäköisyydet. Koska välikerros- ja vianioresolmujen ehdollisia todennäköisyyksiä ei ole aina määritetty, näitä todennäköisyyksiä ei ole listattu taulukkoon. Kuvassa 7 on muodostettuna bayes-verkko tapauksista, jotka ovat lueteltuna taulukossa 5. Taulukossa 5 on myös lueteltuna kuvan 7 todennäköisyydet, jotta kuvan 7 bayes-verkko pysyisi mahdollisimman siistinä ja helposti luettavana [7, s.305].

Taulukko 5: Jokaisen solmun tapaus, merkki ja todennäköisyydet. (Otettu mallia lähteestä [7, s.306–307].)

	Solmun tapaus	Merkki	Tila	Todennäköisyys
Havaintokerros	Vääränlainen vahvistin asennettu?	$H_1$	T F	$P(H_1^1/J_1^1) = 1$ $P(H_1^2/J_1^1) = 0$ $P(H_1^1/J_1^2) = 0$ $P(H_1^2/J_1^2) = 1$
	Onko ongelmia luettaessa ohjelmiston versiota?	$H_2$	T F	$P(H_2^1/J_2^1) = 1$ $P(H_2^2/J_2^1) = 0$ $P(H_2^1/J_2^2) = 0$ $P(H_2^2/J_2^2) = 1$
	Ratkeako ongelma kytkettäessä oikeanlainen ja toimiva vahvistin?	$H_3$	T F	$P(H_3^1/J_3^1) = 1$ $P(H_3^2/J_3^1) = 0$ $P(H_3^1/J_3^2) = 0$ $P(H_3^2/J_3^2) = 1$
	Onko akun jännite alhainen (<10.5V)?	$H_4$	T F	$P(H_4^1/J_4^1) = 0.95$ $P(H_4^2/J_4^1) = 0.05$ $P(H_4^1/J_4^2) = 0$ $P(H_4^2/J_4^2) = 1$
	Onko asiakas ilmoittanut muiden järjestelmien vikavaloista tai vikavalojen irti kytkemisestä, jotka voisivat viitata alhaiseen jännitteeseen akussa?	$H_5$	T F	$P(H_5^1/J_5^1) = 0.7$ $P(H_5^2/J_5^1) = 0.3$ $P(H_5^1/J_5^2) = 0.05$ $P(H_5^2/J_5^2) = 0.95$
	Oliko ajoneuvo altistuneena korkeille lämpötiloille, kun ongelma ilmeni (>85 °C)?	$H_6$	T F	$P(H_6^1/J_6^1) = 0.7$ $P(H_6^2/J_6^1) = 0.3$ $P(H_6^1/J_6^2) = 0$ $P(H_6^2/J_6^2) = 1$
	Onko DTC U200386 vikakoodi kirjattu?	$H_7$	T F	$P(H_7^1/V_3^1) = 1$ $P(H_7^2/V_3^1) = 0$ $P(H_7^1/V_3^2) = 0$ $P(H_7^2/V_3^2) = 1$
	Onko ajoneuvossa viallisia sulaketta?	$H_8$	T F	$P(H_8^1/J_8^1) = 1$ $P(H_8^2/J_8^1) = 0$ $P(H_8^1/J_8^2) = 0$ $P(H_8^2/J_8^2) = 1$
	Onko vahvistimen liitännät huonosti kiinni tai väärin asennettu?	$H_9$	T F	$P(H_9^1/J_9^1) = 0.9$ $P(H_9^2/J_9^1) = 0.1$ $P(H_9^1/J_9^2) = 0$ $P(H_9^2/J_9^2) = 1$
	Onko ongelmia vahvistimen virtansaannin kanssa ja onko maadoitus kunnossa?	$H_{10}$	T F	$P(H_{10}^1/J_{10}^1) = 0.8$ $P(H_{10}^2/J_{10}^1) = 0.2$ $P(H_{10}^1/J_{10}^2) = 0$ $P(H_{10}^2/J_{10}^2) = 1$
	Onko ongelmia tietoviihdejärjestelmän maadoituksessa?	$H_{11}$	T F	$P(H_{11}^1/J_{11}^1) = 0.8$ $P(H_{11}^2/J_{11}^1) = 0.2$ $P(H_{11}^1/J_{11}^2) = 0$ $P(H_{11}^2/J_{11}^2) = 1$
	Onko DTC U200388 vikakoodi kirjattu?	$H_{12}$	T F	$P(H_{12}^1/J_{12}^1) = 1$ $P(H_{12}^2/J_{12}^1) = 0$ $P(H_{12}^1/J_{12}^2) = 0$ $P(H_{12}^2/J_{12}^2) = 1$
	Onko DTC U200331 vikakoodi kirjattu?	$H_{13}$	T F	$P(H_{13}^1/J_{13}^1) = 1$ $P(H_{13}^2/J_{13}^1) = 0$ $P(H_{13}^1/J_{13}^2) = 0$ $P(H_{13}^2/J_{13}^2) = 1$
	Onko DTC U200381 vikakoodi kirjattu?	$H_{14}$	T F	$P(H_{14}^1/J_{14}^1) = 1$ $P(H_{14}^2/J_{14}^1) = 0$ $P(H_{14}^1/J_{14}^2) = 0$ $P(H_{14}^2/J_{14}^2) = 1$
	Onko väärä EQ tiedosto asennettu?	$H_{15}$	T F	$P(H_{15}^1/J_{15}^1) = 1$ $P(H_{15}^2/J_{15}^1) = 0$ $P(H_{15}^1/J_{15}^2) = 0$ $P(H_{15}^2/J_{15}^2) = 1$
	Onko ongelma korjattu akun uudelleen kytkemisellä?	$H_{16}$	T F	$P(H_{16}^1/J_{16}^1) = 1$ $P(H_{16}^2/J_{16}^1) = 0$ $P(H_{16}^1/J_{16}^2) = 0$ $P(H_{16}^2/J_{16}^2) = 1$
	Onko vahvistimessa ladattuna väärä ohjelma? (ei viimeisin versio)	$H_{17}$	T F	$P(H_{17}^1/J_{17}^1) = 0.8$ $P(H_{17}^2/J_{17}^1) = 0.2$ $P(H_{17}^1/J_{17}^2) = 0$ $P(H_{17}^2/J_{17}^2) = 1$
	Onko äänenhallintayksikössä ladattuna väärä ohjelma? (Ei viimeisin versio)	$H_{18}$	T F	$P(H_{18}^1/J_{18}^1) = 0.8$ $P(H_{18}^2/J_{18}^1) = 0.2$ $P(H_{18}^1/J_{18}^2) = 0.2$ $P(H_{18}^2/J_{18}^2) = 0.8$
	Onko DTC U300048 vikakoodi kirjattu?	$H_{19}$	T F	$P(H_{19}^1/J_{19}^1) = 0.9$ $P(H_{19}^2/J_{19}^1) = 0.1$ $P(H_{19}^1/J_{19}^2) = 0$ $P(H_{19}^2/J_{19}^2) = 1$
	Kuuluuko ääni käytettäessä CD:tä tai radiota?	$H_{20}$	T F	$P(H_{20}^1/J_{20}^1) = 1$ $P(H_{20}^2/J_{20}^1) = 0$ $P(H_{20}^1/J_{20}^2) = 0$ $P(H_{20}^2/J_{20}^2) = 1$
Juurisyykerros	Vääränlainen vahvistin asennettu	$J_1$	T F	$P(J_1^1) = 0.054$ $P(J_1^2) = 0.946$
	Vahvistimen laitteisto viallinen	$J_2$	T F	$P(J_2^1) = 0.109$ $P(J_2^2) = 0.891$
	Vahvistin sammunut alhaisen jännitteen seurauksena	$J_3$	T F	$P(J_3^1) = 0.027$ $P(J_3^2) = 0.973$
	Vahvistin sammunut korkean lämpötilan seurauksena	$J_4$	T F	$P(J_4^1) = 0.027$ $P(J_4^2) = 0.973$

	Solmun tapaus	Merkki	Tila	Todennäköisyys
	Sulake palanut	$J_5$	T	F $P(J_5^1) = 0.109$ $P(J_5^2) = 0.891$
	Vahvistimen virta- tai maadoituskaapeli ei ole kunnolla kiinnitetty	$J_6$	T	F $P(J_6^1) = 0.109$ $P(J_6^2) = 0.891$
	MOST Bus error	$J_7$	T	F $P(J_7^1) = 0.109$ $P(J_7^2) = 0.891$
	Äänenhallintamoduuli ei vastaanota MOST signaalia	$J_8$	T	F $P(J_8^1) = 0.054$ $P(J_8^2) = 0.946$
	Äänenhallintamoduuli ei vastaa MOST komentoihin	$J_9$	T	F $P(J_9^1) = 0.054$ $P(J_9^2) = 0.946$
	Väärä EQ tiedosto asennettu	$J_{10}$	T	F $P(J_{10}^1) = 0.109$ $P(J_{10}^2) = 0.891$
	Palautettavissa olevan ohjelman vika	$J_{11}$	T	F $P(J_{11}^1) = 0.011$ $P(J_{11}^2) = 0.989$
	Vahvistimen ohjelmiston vika	$J_{12}$	T	F $P(J_{12}^1) = 0.011$ $P(J_{12}^2) = 0.989$
	Äänenhallintamoduulin ohjelmistovika	$J_{13}$	T	F $P(J_{13}^1) = 0.027$ $P(J_{13}^2) = 0.973$
Välikerros	Vahvistin ei toimi	$V_1$	T	F
	Vahvistinvika	$V_2$	T	F
	Vahvistimen sammuminen	$V_3$	T	F
	Virtalähteessä vika	$V_4$	T	F
	MOST tiedonvälityksessä virhe	$V_5$	T	F
	Ohjelmisto tai MOST virhe	$V_6$	T	F
	Ohjelmistovika	$V_7$	T	F
Vianoirekerros	SYS-NoSound (täydellinen äänen menetys, näytöt kuitenkin toimivat)	$O_1$	T	F



Kuva 7: Bayes-verkko vianoireelle  $O_1$  SYS-NoSound. Kuvan tapaukset ja todennäköisyydet löytyvät taulukosta 5. (Otettu mallia lähteestä [7, s.305].)

## 5.4 Juurisyiden prioritodennäköisyyden määräytyminen

Seuraavaksi käydään läpi, kuinka juurisyiden prioritodennäköisyydet saadaan aiemman vikadatan pohjalta. Kuvan 7 mukaan jälkimmäinen ehdollinen riippuvuus  $P(J_1/O_1)$  saadaan kaavasta

$$P(J_1/O_1) = \frac{P(O_1/J_1) \times P(J_1)}{P(O_1)}. \quad (21)$$

Siten, juurisyyn  $J_1$ :n prioritodennäköisyys  $P(J_1)$  saadaan kaavasta

$$P(J_1) = \frac{P(J_1/O_1) \times P(O_1)}{P(O_1/J_1)} \quad (22)$$

Oletetaan, että  $J_1$  tapahtuminen aiheuttaa  $O_1$  tapahtumisen. Tämän mukaan ehdollinen todennäköisyys  $P(O_1/J_1) = 1$ . Tämä pitää paikkaansa kaikissa tapauksissa, koska kaikki juurisyöt on määritelty tällä tavalla. Näin ollen

$$P(J_1) = P(J_1/O_1) \times P(O_1). \quad (23)$$

Tarkastellaan  $P(O_1)$ :tä skaalauskerroimeina, jolloin kaavan 23 mukaan juurisyyn  $J_1$ :n prioritodennäköisyys voidaan asettaa samaksi kuin  $P(J_1/O_1)$ , kun oletetaan  $O_1$ :n tapahtuvan. Käytännössä tilastollinen vikadata on käytössä kaikille vikaoireille, joten ehdollinen riippuvuus on tiedossa jokaiselle annetulle juurisyille. Esimerkiksi aiemman datan mukaan juurisyyn  $J_1$  "vääränlainen vahvistin asennettu" aiheutti 10 kappaletta 100:sta "SYS NoSound" -vioista, mikä tarkoittaa sitä, että ehdollinen todennäköisyys  $P(J_1/O_1) = 0.1$ . Tämän mukaisesti tiedetään myös ehdolliset todennäköisyydet muillekin juurisyille  $P(J_1/O_1), P(J_2/O_1) \dots P(J_{13}/O_1)$ . Kun  $P(O_1)$ :tä tarkastellaan skaalauskerroimeina, nämä ehdolliset todennäköisyydet voidaan asettaa juurisyiden  $J_1, J_2 \dots J_{13}$  prioritodennäköisyyksiksi. Juurisyiden prioritodennäköisyydet osoittavat, että vika tapahtuu ottamatta huomioon todisteita tapahtumista. Välikerroksen solmut eivät vaikuta juurisyiden prioritodennäköisyyteen, koska näiden välinen syyperäinen yhteys on määrätty [7, s.307].

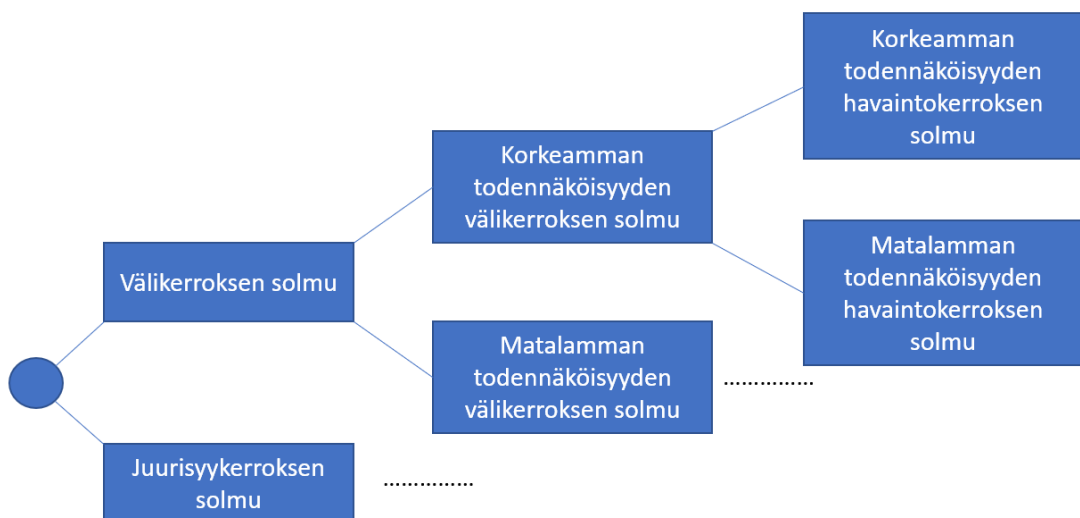


## 5.5 Vianmääritysprosessin suorittaminen

Vianmääritysprosessi bayes-verkkoa käyttäen on iteraatioprosessi, jossa havaintokerroksen solmut laitetaan järjestykseen. Testi suoritetaan sijoitusjärjestyksen perusteella. Aluksi kaikkien solmujen todennäköisyydet päivitetään syöttämällä todennäköisyydet bayes-verkkoon. Tämän jälkeen määritetään todennäköisimmät virheet, korjataan nämä ja tarkastetaan, esiintyykö oire enää. Mikäli oire esiintyy edelleen virheen korjauksen jälkeen, toistetaan tämä toimenpide niin monta kertaa, kunnes ongelma on korjattu. Jokaisella iterointikerralla ensimmäinen vaihe on testien järjestäminen, jotta saadaan tehokkaasti paikannettua oikea vian juurisyy. Vaiheessa siis asetetaan havaintosolmut järjestykseen [7, s.307]. Järjestämissäännöt ovat:

- Välikerroksen solmuilla on korkeampi prioriteetti kuin juurisyyksolmuilla. Toisin sanoen havaintokerroksen solmuihin yhdistyvät välikerroksen solmut ovat aina tärkeämpiä kuin juurisyyksolmut, jotka yhdistyvät havaintosolmuihin. Tämä siksi, että välikerroksen solmut määräävät reitin oireista juurisyyhin [7, s.307].
- Välikerroksen ja juurisyyden solmujen todennäköisyydet määrittävät niihin liittyneiden havaintokerrosten solmujen prioriteetit sellaisessa tapauksessa, jossa havaintokerrosten solmut ovat liittyneet eri juurisyykerrosten solmuihin tai välikerrosten solmuihin [7, s.307].
- Samaan välikerroksen solmuun tai juurisyyksolmuun liittyneet havaintokerroksen solmujen omat todennäköisyydet määräävät näiden prioriteetit [7, s.308].

Alla olevassa kuvassa 8 on selvennetty tätä järjestämistä.



Kuva 8: Solmujen prioriteetit selvennettynä (Otettu mallia lähteestä [7, s.308]).

Kuvan 7 (bayes-verkko) mallin muodostamisen jälkeen lasketaan oiresolmulle todennäköisyys  $P(O_1 = \text{true}) = 57.1\%$ , joka viittaa siihen todennäköisyyteen, että oire tapahtuu ilman todisteiden tarkastelua. Vianmääritys alkaa oireen ilmenemisellä, eli asettamalla todennäköisyys  $P(O_1 = \text{true}) = 1$ . Tämä on ensimmäinen todiste, josta lähdetään liikkeelle. Tähän yhteydessä oleva välikerroksen solmu, juurisyykerroksen solmut ja näihin kiinnittyneet havaintokerroksen solmujen todennäköisyydet päivitetään kuten taulukosta 6 näkyy. Selvennetään taulukon 6 havaintokerroksen solmujen järjestystä: Havaintokerroksen solmu  $H_7$  on huipulla, koska se on liittynyt välikerroksen solmuun  $V_3$ . Seuraavat testit  $H_7$ :n jälkeen ovat  $H_2$ ,  $H_3$ ,  $H_8$ ,  $H_{12}$  ja  $H_{15}$ , koska niiden juurisyykerroksen solmuilla on suurin todennäköisyys kaikkiin juurisyykerroksiin verrattuna sekä suurempi todennäköisyys kuin millään muulla havaintokerroksen solmuilla, jotka ovat kiinnittyneet näihin juurisyyksolmuihin. Muiden solmujen järjestys on myös ylhäällä samassa taulukossa [7, s.308].

Taulukko 6: Välikerroksen, juurisykerroksen ja havaintokerroksen solmujen todennäköisyydet päivitetty ja järjestetty priorisointisääntöjen mukaisesti. (Otettu mallia lähteestä [7, s.308].)

Juurisykerroksen tai välikerroksen solmu	Todennäköisyys toteutumiselle [%]	Liittyneet havaintokerroksen solmut	Merkki	Todennäköisyys [%]	Järjestys
Vahvistimen sammuminen	9.32	Onko DTC U200386 vikakoodi kirjattu?	$H_7$	18.29	1
Vahvistimen laitteisto viallinen	19.07	Onko ongelmia luettaessa ohjelmiston versiota? Ratkaako ongelma kytkettäessä oikeanlainen ja toimiva vahvistin?	$H_2$ $H_3$	19.69 19.69	2 2
Sulake palanut	19.07	Onko ajoneuvossa viallisia sulaketta?	$H_8$	19.69	2
MOST Bus error	19.07	Onko DTC U200388 vikakoodi kirjattu?	$H_{12}$	19.69	2
Väärä EQ tiedosto asennettu	19.07	Onko väärä EQ tiedosto asennettu?	$H_{15}$	19.69	2
Vahvistimen virta- tai maadoituskaapeli ei ole kunnolla kiinnitetty	19.07	Onko vahvistimen liitännät huonosti kiinni tai väärin asennettu? Onko ongelmia vahvistimen virransaannin kanssa ja maadoitus kunnossa? Onko ongelmia tietoviihdejärjestelmän maadoituksessa?	$H_9$ $H_{10}$ $H_{11}$	17.97 16.06 16.06	3 4 4
Vääränlainen vahvistin asennettu	9.45	Vääränlainen vahvistin asennettu?	$H_1$	10.26	5
Äänenhallintamoduuli ei vastaanota MOST signaalia	9.45	Onko DTC U200331 vikakoodi kirjattu?	$H_{13}$	10.26	5
Äänenhallintamoduuli ei vastaa MOST komentoihin	9.45	Onko DTC U200381 vikakoodi kirjattu?	$H_{14}$	10.26	5
Äänenhallintamoduulin ohjelmistovika	4.72	Onko äänenhallintayksikössä ladattuna väärä ohjelma? (ei viimeisin versio) Onko DTC U300048 vikakoodi kirjattu?	$H_{18}$ $H_{19}$	22.83 5.2	6 10
Vahvistimen sammunut alhaisen alhaisen lämpötilan seurauksena	4.72	Onko DTC U300048 vikakoodi kirjattu? Kuluuko ääni käytettäessä CD:tä tai radiota?	$H_{20}$	5.63	8
Vahvistimen sammunut alhaisen alhaisen lämpötilan seurauksena	4.72	Onko akun jännite alhainen (<10.5V)? Onko asiakas ilmoittanut muiden järjestelmien vikavaloista tai vikavalojen irti kytkemisestä, jotka voisivat viitata alhaiseen jännitteeseen akussa?	$H_4$ $H_5$	5.44 8.07	9 7
Vahvistimen sammuminen korkean lämpötilan	4.72	Oliko ajoneuvo altistuneena korkeille lämpötiloille, kun ongelma ilmeni (>85°C)?	$H_6$	4.26	11
Palautettavissa olevan ohjelman vika	1.92	Onko ongelma korjattu akun uudelleen kytkemisellä?	$H_{16}$	2.89	12
Vahvistimen ohjelmiston vika	1.92	Onko vahvistimessa ladattuna väärä ohjelmisto? (ei viimeisin versio)	$H_{17}$	2.52	13

Vianmääritysprosessin jokaisen askeleen ohjaamisessa esitellään kaikki mahdolliset juurisyyt todennäköisyyksineen. Lisäksi listataan kaikki valinnaiset testaukset järjestettynä noudattaen yllä määriteltyjä sääntöjä. Käyttäjällä on mahdollisuus suorittaa yksi tai useampi testi ehdotettujen testien listalta tai oman vianmäärityskokemuksensa pohjalta testin vaikeustaso huomioon ottaen. Kun käyttäjän on suorittanut testit, uudet todisteet eli testitulokset syötetään malliin. Malli laskee tämän jälkeen todennäköisyydet kaikille solmuille ja muodostaa uuden suositellun testilistan ja päivittää todennäköisyydet mahdollisista juurisyyistä. Tämä prosessi jatkuu, kunnes yhden juurikerroksen solmun todennäköisyys on niin korkea, että se vakuuttaa käyttäjän korjaamaan vian. Jos korjaustoimenpide ei korjaa ongelmaa, käyttäjän täytyy suorittaa lisää testauksia ja korjata seuraavat suositellut korkeimpien todennäköisyyksien viat, kunnes vianoire on korjattu [7, s.308–309].

## 5.6 Usean vianoireen vianmääritysprosessit

Merkittävä hyöty Bayes-verkkoon pohjautuvassa vianmääritysprosessissa on sen kyky diagnosoida useaa eri vikaoiretta optimaalisesti ja samanaikaisesti, mikä johtaa järkevämpään ja tehokkaampaan vianmääritykseen. Tämän saavuttamiseksi täytyy muodostaa Bayesin vianmääritysmalli usealla vianoireella. Tämä voidaan muodostaa kahdella tavalla. Ensimmäiseksi, voidaan käyttää metodia, jota käytettiin yhden oireen vianmääritysmallin muodostamisessa. Tällöin annetaan mallille useampia oiresyykerroksen solmuja. Tällä menetelmällä on kuitenkin taipumus tehdä mallista aivan liian suuri, koska jokaisella oireella voi olla useita omia juurisyykerroksen solmuja. Bayes-verkot ovat laskennallisesti haastavia, sillä laskenta kasvaa eksponentiaalisesti systeemin kompleksisuuden kasvaessa, eli verkon koon kasvaessa. Tästä syystä ei ole järkevää mallintaa useaa oiretta yhden Bayes-verkon avulla. Näin ollen oikeanlainen menetelmä täytyy muodostaa, jotta saavutetaan optimoitu verkon rakenne ja mahdollisimman tehokas laskenta. Käyttämällä kausaaliteetin riippumattomuuden kohtuullista approksimaatiota, voidaan tehostaa laskentaa. Kausaaliteetin riippumattomuus on menetelmä diskreetin jakauman määrittelemiseksi, joka voi vähentää merkittävästi prioritodennäköisyyksien määrää, jotka ovat välttämättömiä jakauman määrittämiseksi [7, s.309].

Toisessa tavassa puretaan Bayes-verkko optimaalisesti pienemmiksi verkoiksi. Tässä case-tapauksessa käytettiin objektisuuntautunutta menetelmää, jotta saataisiin rakennettua suuri kokoinen monen oireen Bayesin vianmääritysmalli.

## 5.7 Objektisuuntautuneen bayes-verkon rakenteen esittely

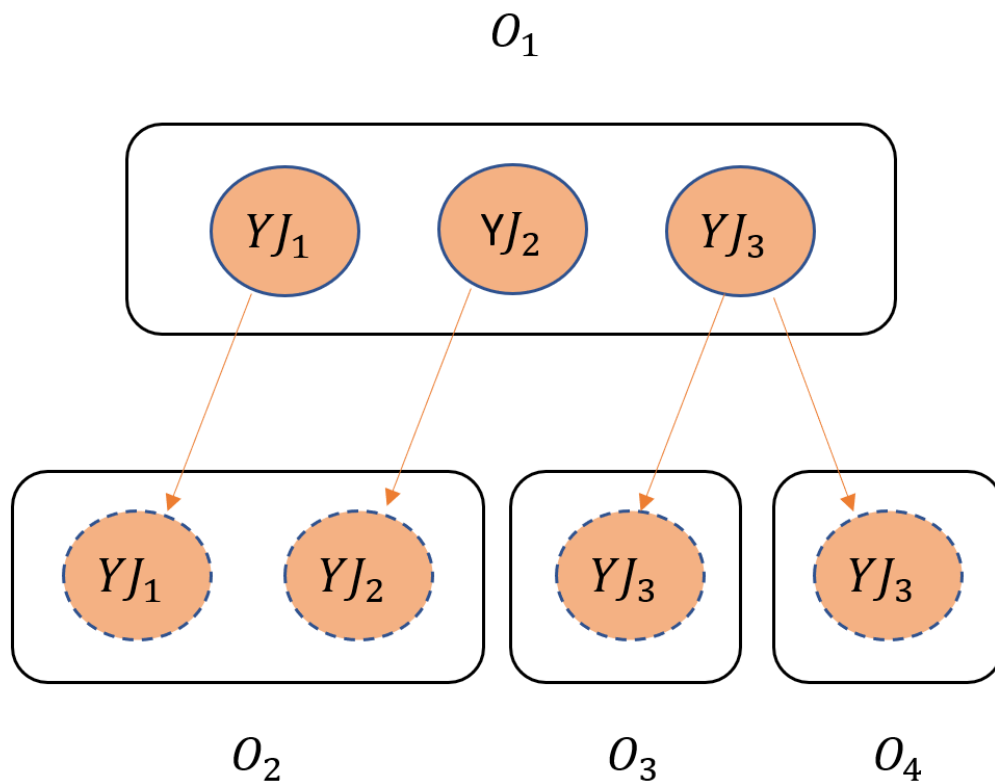
Objektisuuntautuneen bayes-verkon rakenne koostuu useista alamalleista sekä päämallista. Alamallit on rakennettu yksittäisille oireille ja ne sisältävät tietyn oireen vianmäärittämiseen vaadittavan yksityiskohtaisen tietämyksen. Päämalli liittyy alamallit toisiinsa alamallien yhteisten juurisyiden avulla ja antaa yleiskuvan useiden alamallien välisistä yhteyksistä [7, s.309].

Objektisuuntautuneen Bayes-verkon rakenteen hyötyjä ovat mahdollisuus mallintaa kompleksisia systeemejä ja samanaikainen vianmäärittäminen monelle eri oireelle. Lisäksi on mahdollista ylläpitää helposti suuria määriä alamalleja, sekä järjestää alamallit luokkiin. Todennäköisyyslaskenta voidaan myös kohdistaa vain niille alamalleille, joiden oireet ovat ilmenneet [7, s.309].

Tässä tutkimuksessa vianmäärittäminen rajoitetaan tietoviihdejärjestelmään. Mallin voi myös laajentaa koko ajoneuvosysteemiin objektisuuntautuneen menetelmän vuoksi [7, s.309].

## 5.8 Neljän oireen objektisuuntautuneen Bayesin vianmääritysmallin muodostus

Muodostetaan aluksi Bayes-verkon vianmääritysmalli neljällä oireella. Kuvassa 9 on päämalli, jossa on neljä alamallia ja kolme yleistä juurisyytä. Jokainen laatikko päämallissa edustaa alamallia, joista jokainen on määritetty yhdelle tietylle vikaantumisoireelle. Nämä oireet ovat "SYS-NoSound", "SYS-Interference", "IHU-CDFailure" and "IHU-DisplayFailure"]. Jokaisessa laatikossa taustalla olevat solmut on piilotettu ja vain rajapinnan solmuja voidaan tarkastella. Nämä rajapinnan solmut koostuvat syötesolmuista, jotka on merkattu katkoviivoilla sekä ulostulosolmuista, jotka on merkattu kiinteällä reunalla. Rajapinnan solmut liittävätkin yhteen ne alamallit, joilla on yhteisiä juurisyytä. Ulostulosolmut ovat yleisiä juurisyy solmuja, kun taas syötesolmut eivät ole todellisia solmuja, vaan ne ovat alamalleissa paikkamerkintöinä. Tästä kuvaajasta voidaan nähdä, että alamalleilla  $O_1$  ja  $O_2$  on kaksi yhteistä juurisyytä  $YJ_1$  "Vahvistimen ohjelmiston vika (virhe tai korruptoituminen)" ja  $YJ_2$  "Vahvistimen laitteiston vika". Alamallit  $O_1$ ,  $O_3$  ja  $O_4$  jakavat yhden yhteisen juurisyyyn  $YJ_3$  "Äänenhallintamoduulin ohjelmiston vika (virhe tai korruptoituminen)". Alamalli  $O_1$  "SYS-NoSound" on esitetty kuvassa 6, jossa kolme ulostulosolmua on piirretty paksulla harmaalla reunalla [7, s.309].



Kuva

9: Objektisuuntautuneen Bayes-verkon päämalli, jossa neljä alamallia. (Otettu mallia lähteestä [7, s.309].)

## 5.9 Juurisyiden prioritodennäköisyyksien määrittäminen objekti-suuntautuneessa mallissa

Jokaiselle yksioireiselle alamallille voidaan soveltaa samaa menetelmää, jota käytettiin yhden oireen vianmäärittämissä, määrittämällä juurisyiden prioritodennäköisyydet. Tällainen menettely toimii, koska oireen todennäköisyyttä voidaan pitää skaalautuvan tekijänä. Mikäli kahdella tai useammalla alamallilla on yhteisiä toisiinsa liittyneitä juurisyitä, alkuperäisiä juurisyiden prioritodennäköisyyksiä ei voida pitää uudessa mallissa, sillä juurisyijoukkoa on laajennettu. Tästä johtuen on otettava huomioon kaikkien yhteen liittyneiden alamallien juurisyiden kokonaisuus tapahtumajoukkona. Kuvassa 10 esitetään kuvan 9 mallin tapahtumajoukko. Samassa kuvassa 10  $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$  ja  $O_4$  on esitetty kullekin neljälle oireelle juurisyijoukko.  $O_1$ :llä ja  $O_2$ :lla on yhtymäkohta  $O_1O_2$ .  $O_1$ :llä,  $O_3$ :lla ja  $O_4$ :llä on yhtymäkohta  $O_1O_3O_4$ .  $J$  on ainut juurisyys, joka kuuluu vain  $O_2$ :een. Kuvassa 9 määrittellessä mallissa yhtymäkohta  $O_1O_2$  koostuu yhteisistä juurisyistä  $Y_{J_1}$  ja  $Y_{J_2}$ , sekä yhtymäkohta  $O_1O_3O_4$  koostuu pelkästään yhteisestä juurisyistä  $Y_{J_3}$  [7, s.310]. Siten, kuvan 9 kokonainen juurisyijoukko  $Y$  voidaan laskea

$$\begin{aligned} Y &= O_1 + O_2 + O_3 + O_4 - O_1O_2 - O_1O_3O_4 \\ &= O_1 + O_2 + O_3 + O_4 - Y_{J_1} - Y_{J_2} - Y_{J_3}. \end{aligned} \quad (24)$$

Juurisyys  $J$  on  $O_2$ :n alijoukko, täten

$$P(J) = P(J|O_2) = P(J/O_2) \times P(O_2). \quad (25)$$

Joukko  $O_2$  on  $Y$ :n alijoukko, täten

$$P(O_2) = P(O_2|Y) = P(O_2/Y) \times P(Y). \quad (26)$$

Sijoittamalla kaava 26 kaavaan 25 saadaan

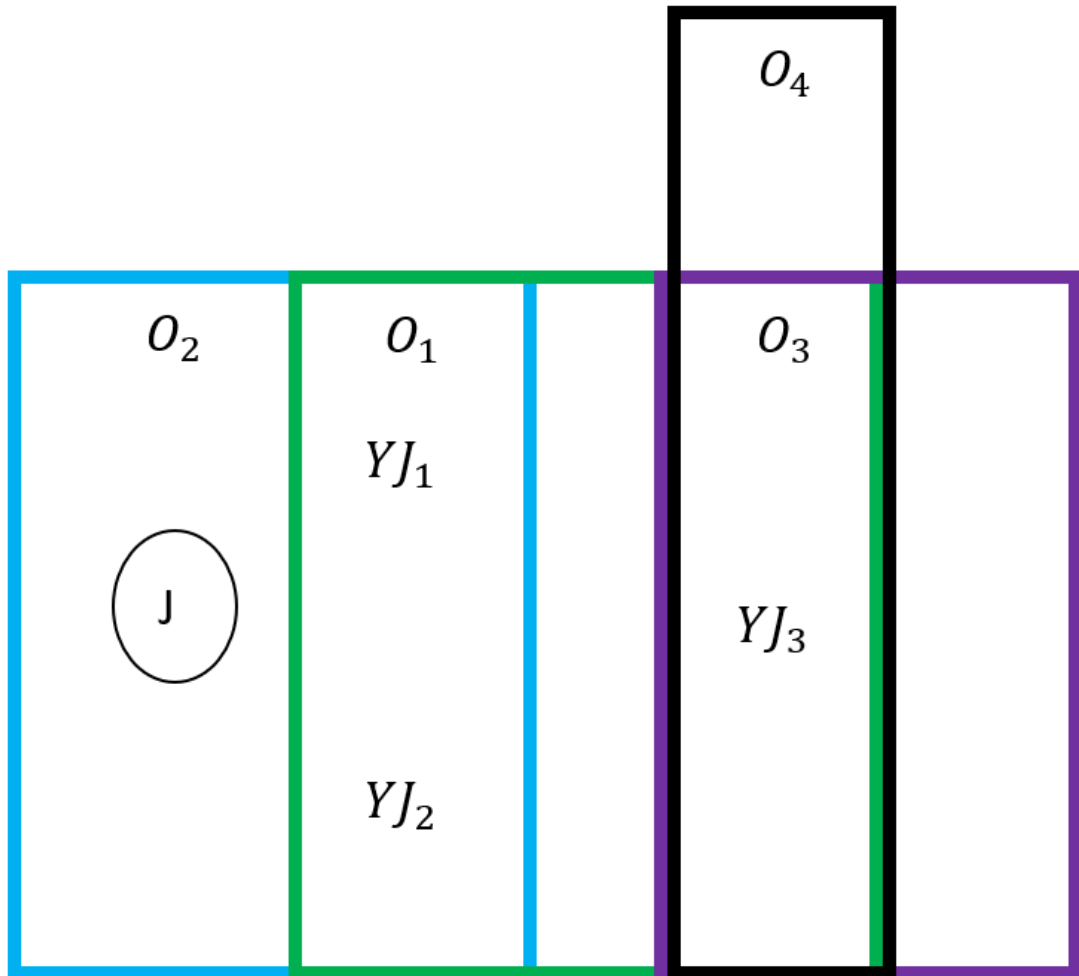
$$P(J) = P(J/O_2) \times P(O_2/Y) \times P(Y). \quad (27)$$

Ottaen huomioon  $P(Y)$ :n skaalautuvuuden saadaan

$$P(J) = P(J/O_2) \times P(O_2/Y). \quad (28)$$

Kaava 28 osoittaa, kuinka juurisyiden prioritodennäköisyys voidaan määrittää mallille, jossa on useampi alamalli liittyneenä toisiinsa. Käytännössä voidaan laskea kokonainen juurisyijoukko  $Y$  käyttäen kaavaa 24, jokaisen alamallin juurisyijoukon ehdolliset todennäköisyydet kuten  $P(O_2/Y)$ , sekä jokaisen juurisyyn kuten  $P(J/O_2)$  ehdolliset todennäköisyydet aiemman vikadatan tilastollisen analyysin pohjalta, ja juurisyiden prioritodennäköisyys voidaan laskea kaavasta 28. Kun käytetään tätä menetelmää yksittäisten alamallien juurisyiden prioritodennäköisyyksien määrittämisessä, näistä

kyseisistä prioritodennäköisyyksistä tulee vertailukelpoisia [7, s.310].



Kuva 10: Juurisyiden tapahtumajoukko neljälle oireelle ja kolmelle yhteiselle juurisyille. (Otettu mallia lähteestä [7, s.310].)

## 5.10 Vianmääritysmenettelyn periaate

Useiden oireiden tapauksissa vianmääritysmenettely on periaatteeltaan sama kuin yhden oireen tapauksessa. Vianmääritys aloitetaan päämallista. Jos vain yksi oire toteutuu, todennäköisyyslaskenta rajoittuu kyseenomaiseen alamalliin [7, s.310].

Tässä tapauksessa ehdotetut testit ovat kyseisen alamallin havaintosolmuissa. Jos kaksi tai useampi oire ilmenee samanaikaisesti, todennäköisyyden eteneminen leviää useisiin vastaaviin alamalleihin. Tässä tapauksessa mahdolliset juurisyöt voivat olla yksittäisiä yhteisiä juurisyitä tai kaksi tai useampi juurisyö, jotka kuuluvat eri alamalleihin. [7, s.310]



## 6. YHTEENVETO

Tässä työssä käsiteltiin bayes-verkkoa ja sen käyttöä vikaantumisien tutkimisessa. Bayes-verkkoa sovellettiin ajoneuvon äänentoiston vikaantumisen tutkimisessa ja käytiin myös läpi, kuinka vika-analyysia pystytään laajentamaan, esimerkiksi koko ajoneuvon kaikkien järjestelmien laajuiseksi prosessiksi objektisuuntautumisen avulla.

Työn alussa esiteltiin bayes-verkkoa ja siihen liittyviä käsitteitä. Bayes-verkolla tarkoitetaan tilastollista graafista todennäköisyysmallia, jota käytetään tiedon esittämiseen tuntemattomasta määrittelyjoukosta. Tämän jälkeen siirryttiin tarkastelemaan casen tapausta. Aluksi muodostettiin vuokaavio, jonka pohjalta muodostettiin bayes-verkko ja esiteltiin verkon solmujen tapaukset ja todennäköisyydet. Työssä käytiin läpi, kuinka viianmäärittäminen etenee ja kuinka solmukohtia priorisoidaan viianmäärittämisprosessissa. Tätä sovellettiin ja saatiin laskettua solmuille uudet arvot, joiden avulla pystyttiin seuraavalla kierroksella laskemaan taas uudet todennäköisyydet. Menetelmässä korjataan aina suurimman prioriteetin omaavan solmun tapausta, mitä jatketaan, kunnes vika on korjattu. Tämä on menetelmä, jota käytetään yhden viian tapauksessa, kun taas kahden tai useamman viian tapauksessa käytetään puolestaan objektisuuntautunutta menetelmää. Objektisuuntautunut menetelmä koostuu päämallista ja useasta alamallista, joista yksi voi olla esimerkiksi aiemmin käytetty malli, jossa tutkittiin miksi ääni ei kuulu ajoneuvon tietoviihdejärjestelmästä. Objektisuuntautuneen menetelmän alamalleille periaate on sama kuin yhden viian mallilla ja koska nämä alamallit ovat kukin erillinen, niiden todennäköisyyksien laskeminen ei ole yhtään sen monimutkaisempaa kuin yhden viian todennäköisyyden laskeminen. Tästä syystä tämä periaate on hyvä laskettaessa todennäköisyyksiä usean viian mallille objektisuuntautuneen mallin skaalautuvuuden vuoksi.

Ensimmäisessä tutkimuskysymyksessä pohdittiin, millaisissa luotettavuustekniikan sovelluksissa bayes-verkkoa voidaan käyttää. Bayes-verkon avulla voidaan selvittää vikaantumissyitä ja todennäköisyyksiä, joilla eri komponentit aiheuttavat vikaantumista järjestelmässä. Tämän vuoksi bayes-verkko soveltuu luotettavuustekniikassa esimerkiksi vikojen ennaltaehkäisyyn, sillä korkeimman todennäköisyyden komponenttien ollessa tiedossa, voidaan niitä tarkkailla, huoltaa ja vaihtaa vika-ajan lähestyessä. Näin vika voidaan mahdollisesti jopa välttää kokonaan.

Seuraava tutkimuskysymys liittyi bayes-verkon soveltamisen haasteisiin. Bayes-verkko vaatii toimiakseen paljon dataa ja toimii sitä paremmin mitä enemmän dataa on saatavilla. Tästä syystä bayes-verkkoa ei voida käyttää, mikäli dataa on vähän tai sitä ei ole yhtään. Tällöin bayes-verkosta ei saada luotettavia todennäköisyyksiä eikä verkon käyttäminen täten ole järkevää. Mikäli dataa ei ole saatavilla tosielämän sovelluksista ja bayes-verkkoa silti haluaa käyttää, niin luotettavasta simulointimallista voidaan saada data kerättyä bayes-verkkoa varten. Tämä on kätevä tapa silloin, jos vikaantuminen voisi aiheuttaa merkittäviä materiaali- tai henkilövahinkoja ja dataa ei ole saatu mitään muuta kautta.

Kolmantena tutkimuskysymyksenä oli bayes-verkon hyödyt vianmäärityksessä verrattuna flow-kaavioon. Bayes-verkon lisäksi myös flow-kaaviota voidaan siis käyttää vianmäärityksen apuvälineenä. Flow-kaavion käytössä on kuitenkin ongelmia. Menetelmä on ”jos ja kun” -pohdintaa ja vianmääritys perustuu kyllä- ja ei-vaihtoehtoihin. Todellisuudessa jokainen vianmääritysaskel sisältää useamman epävarman vaihtoehdon, joista käyttäjä tekee lopullisen päätöksensä. Toiseksi, kaaviota käytettäessä käyttäjällä on rajatut vaihtoehdot ja hän on pakotettu suorittamaan suositellut toimenpiteet. Tästä syystä käyttäjä on altis väärille diagnooseille, jos jonkin testin kanssa on ongelmia tai sen yli on hypätty. Kolmanneksi, metodilla on hyvin jäykkä rakenne, eikä tästä syystä salli käyttäjälle vapautta tehdä omia päätöksiä entisen vianmäärityskokemuksen ja tiedon suhteen. Neljänneksi, jokainen vianmääritysdiagrammi liittyy vikatilanteeseen, jossa on vain yksi oire. Usein oireita on useampi kerrallaan, mutta tämä metodi diagnosoi vian erikseen jokaiselle vialle, eikä salli vikojen yhdistämistä yhdeksi kokonaisuudeksi. Tämä aiheuttaa useita tarpeettomia testejä ja tarkistuksia ja tästä syystä ei ole järin tehokas. Bayes-verkolla pystytään korjaamaan nämä flow-kaavion ongelmat. Bayes-verkko perustuu todennäköisyyksiin ja vianmäärityspäätöksen tekevät juurisyiden todennäköisyydet. Lisäksi bayes-verkko mahdollistaa epävarmojen tilanteiden mallintamisen ja päättelyn. Tästä syystä se sopii hyvin todellisten ongelmien vianmääritykseen, joissa on usein epävarmaa ja epätäydellistä dataa. Bayes-verkon ominaisuuksiin kuuluu myös dynaaminen prosessi, jossa mallin todennäköisyyksiä päivitetään jatkuvasti. Metodi soveltuu lisäksi monioireiresuuntaiseen vianmääritysstrategiaan, jolla pystytään samanaikaisesti tekemään vianmääritystä usealle oireelle.

Lopuksi pohdittiin sitä, toimiiko bayes-verkko case-tapauksen kulkuneuvojen vika-analyysin tilanteessa. Voidaan todeta, että bayes-verkko toimii casen tapauksessa hyvin. Ajoneuvoista on saatavilla paljon vikadataa ja objektisuuntautuneessa mallissa skaalautuvuus mahdollistaa sen, että vikojen määrällä ei ole merkitystä laskujen kuormittavuuden kannalta. Tästä syystä useaa vianoiretta pystytään tutkimaan samanaikaisesti.

# LÄHTEET

- [1] Ryyänen, O. 2009. Bayesilainen ennustaminen potilastyössä [verkkoaineisto]. [Viitattu 17.4.2021]. Saatavissa: <https://www.duodecimlehti.fi/duo97879#duo-comments-start>
  
- [2] 2018 (päivitetty 2021). Katsastustilasto [Verkkoaineisto]. [Viitattu 27.4.2021] Saatavissa: <https://www.traficom.fi/fi/tilastot/katsastustilasto>
  
- [3] When Dependence Between Events Is Conditional [verkkoaineisto]. [Viitattu 7.1.2021]. Saatavissa: <https://www.probabilisticworld.com/conditional-dependence-independence/>
  
- [4] Barber D. 2012. Bayesian Reasoning and Machine Learning. Cambridge University Press. Saatavissa: <http://www.cs.ucl.ac.uk/staff/d.barber/brml/>
  
- [5] Guide: What is Directed Acyclic Graph? [verkkoaineisto]. [Viitattu 9.1.2021]. Saatavissa: <https://medium.com/kriptapp/guide-what-is-directed-acyclic-graph-364c04662609>
  
- [6] Ben Gal, I. 2007. Bayesian networks. [verkkoaineisto]. [viitattu 6.1.2021]. Saatavissa: <http://www.eng.tau.ac.il/~bengal/BN.pdf>
  
- [7] Huang, Y. et al. 2008. Probability based vehicle fault diagnosis: Bayesian network method. Journal of intelligent manufacturing. [Verkkolehti] 2008-06, Vol.19 (3), p.301-311. [Viitattu 31.8.2021]. ISSN 0956-5515 (painettu). ISSN 1572-8145 (sähköinen).  
Saatavissa: <https://link-springer-com.libproxy.tuni.fi/article/10.1007/s10845-008-0083-7>