

Eksplorasi Bayesian Belief Networks Menggunakan Netica

Zhifang Ni, Lawrence D. Phillips, dan George B. Hanna

Abstrak

Bayesian belief networks (BBNs) adalah alat grafis untuk penalaran dengan ketidakpastian (lihat Bab 7). Mereka dapat digunakan untuk menggabungkan pengetahuan ahli/ expert knowledge dengan hard data dan membuat bukti tidak pasti. Perhitungan inferensi Bayesian sangat kompleks. Dalam bab ini, kami memberikan panduan langkah-demi-langkah bagaimana membangun dan menggunakan jaringan Bayesian dengan menggunakan perangkat lunak Netica.

Tujuan

Bab ini bertujuan untuk menunjukkan:

- Bagaimana membangun bayesian belief networks (BBNs)
- Bagaimana discretize continuous data/ data kontinu mempunyai ciri-ciri tersendiri
- Bagaimana mempelajari parameter dari file Microsoft Excel
- Bagaimana melakukan pembaharuan kepercayaan/ belief updating
- Bagaimana melakukan analisis sensitivitas

Kami menggunakan Netica 4.08 untuk MS Windows (95/98 / NT4 / 2000 / XP / Vista, copyright 1992-2008 oleh Norsys Software Corp). Sebuah versi percobaan gratis dapat ditemukan di: <http://www.norsys.com/download.html>.

12.2 Latar Belakang

Nasogastric Tubes (NGT) ... Definisi NGT : Selang Nasogastrik atau NG tube adalah suatu selang yang dimasukkan melalui hidung sampai ke lambung. Sering digunakan untuk memberikan nutrisi dan obat-obatan kepada seseorang yang tidak mampu untuk mengkonsumsi makanan, cairan, dan obat-obatan secara oral.

Pemberian nasogastrik digunakan secara luas di National Health Service (NHS) United Kingdom. Lokasi tabung makanan yang benar ada di perut. Sebenarnya, secara membabi buta Tabung dapat dimasukkan bisa berakhir di esofagus, paru-paru atau usus, diantara tempat-tempat lain. Standar saat ini untuk memeriksa lokasi tabung/ tube location adalah rontgen dada namun uji pH aspirasi tabung paling sering terjadi bekas. Namun demikian, uji pH tidak memiliki presisi dan ketepatan - menggunakan tes tersebut dapat menyebabkannya *feeding errors*/ kesalahan pemberian makan, termasuk makan non-perut dan makanan yang hilang/ *non-stomach feeding and missing feeding* saat tabung secara benar ditempatkan didalam perut. PH aspirat juga tergantung pada apakah pasien menerima atau tidak pemberian makanan/ *feeding* atau *medication*/ obat penghambat asam yang bisa meningkatkan pH lambung.

Dengan adanya ketidakpastian yang saling terkait ini, apa yang bisa kita lakukan untuk meningkatkan keakuratan aspirasi pH? Berikut ini, kami menunjukkan bagaimana bayesian belief networks (BBN) dapat digunakan untuk memberikan wawasan ke dalam makanan yang aman menggunakan tabung nasogastrik 1.

12.3 Memulai

Pembangunan BBN membutuhkan :

- (1) daftar variabel tidak pasti/ uncertain variables,
- (2) nilai yang mungkin (menyatakan) dari discrete variables/ variabel diskrit dan / atau rentang nilai yang mungkin dari continuous variables/ variabel kontinu,
- (3) hubungan ketergantungan/ dependent relationship antara variabel-variabel ini dan
- (4) probabilitas kondisional/ conditional probabilities yang mengukur ketergantungan.

Untuk masalah saat ini, kita memiliki empat variabel yang tidak pasti yaitu

- Lokasi tabung (atau node 'tube site' dalam model BBN, lihat tabel 12.1 dibawah),
- Nilai dari uji pH ('pH'),
- Status pemberian makan dan pengobatan ('feeding' and 'medication') dari pasien.

Diantaranya, 'pH' adalah continuous variables/ variabel kontinu yang mengambil nilai antara 0 dan 14 (Rentangnya bisa berbeda (lebih kecil) tergantung dari jenis kertas / strip pH yang digunakan).

Namun kami sangat tertarik pada dua nilai threshold/ ambang batas, yaitu ya atau tidaknya pH melebihi 4 dan/ atau 6.

Hal ini menyebabkan tiga rentang:

- dibawah 4 (antara 0 dan 4),
- antara 4 dan 6, dan
- diatas 6 (antara 6 dan 14).

Tabel 12.1 merangkum informasi ini.

Kami juga berasumsi bahwa keasaman aspirasi tabung tergantung pada lokasi tabung yang sebenarnya (yaitu, apakah tabung itu ada diperut atau usus/ stomach or intestine), begitu pula pada status obat dan memberi makan/ medication and feeding pasien. Dengan pemahaman ini, kita memodelkan 'pH' sebagai anak/ child (atau keturunan/ descendant) dari 'tube site', 'medication' dan 'feeding'.

Kita juga berasumsi, untuk kesederhanaan, ketiga parent node/ simpul induknya tidak tergantung/ independen satu sama lain. Diskusi ini menyiratkan suatu 2-level BBN seperti yang terlihat pada Gambar. 12.1, dengan tiga node induk diatas dan node anak dibagian bawah.

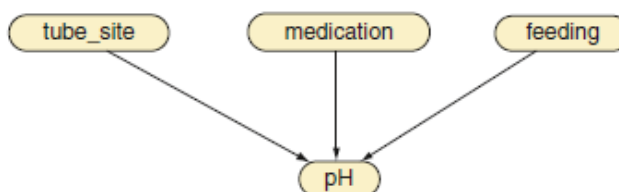
Tabel 12.1 Ringkasan dari Bayesian belief network 'pH'

Uncertain variable	Type	State (Range)
pH	Continuous	below 4/between 4 and 6/above 6
tube site	Discrete	Stomach/intestine
feeding	Discrete	Fed/unfed
medication	Discrete	Present/absent

Meskipun BBNs seperti pada Gambar. 12.1 menyampaikan secara eksplisit struktur dari permasalahan, itu akan lebih berguna jika kita bisa mengukur hubungan (kekuatan ketergantungan/ *strength of the dependences*) antara variabel.

Artinya, berapakah tingkat pH ketika ketiga node induknya terdapat state/ keadaan atau nilai yang berbeda. Begitu informasi ini tersedia, kita bisa melakukan penalaran mundur/ *backward reasoning* dan menyimpulkan dari pH distribusi probabilitas lokasi tabung/ *tube sites*.

Asumsikan kita bisa mendapatkan informasi semacam itu dari database yang terpelihara dengan baik didalam Excel bernama 'pHdata.xls'. Setiap baris sesuai dengan catatan pH dari pH meter (pH meter adalah gold standard/ standar untuk menguji nilai pH), lokasi tabung dari chest x-ray/ sinar-x dada, serta memberi makan dan obat/ feeding and medication statues (Gbr. 12.2).



Gambar 12.1 Screenshot dari BBN 'pH' dengan struktur yang lengkap

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1		tube_site	pH	medication	feeding						
2		stomach	1.87	present	fed						
3		stomach	1.63	present	fed						
4		stomach	1.7	present	fed						
5		stomach	2.71	absent	unfed						
6		stomach	4.29	present	unfed						
7		stomach	5.11	absent	unfed						
8		stomach	1.25	present	unfed						
9		stomach	1.35	absent	unfed						
10		stomach	1.86	present	unfed						
11		stomach	4.54	absent	unfed						
12		stomach	2.1	absent	unfed						
13		intestine	6.13	absent	fed						
14		intestine	7.23	absent	fed						
15		intestine	6.47	absent	fed						
16		intestine	7.08	present	unfed						
17		intestine	5.03	present	unfed						
18		intestine	7.35	present	unfed						
19		intestine	8.02	present	unfed						
20		intestine	7.62	absent	unfed						
21		intestine	7.79	absent	unfed						
22		intestine	7.56	present	unfed						

Gambar 12.2 20 kasus pertama dari data file pHdata.xls

Untuk kesederhanaan, kami hanya mempertimbangkan dua tube sites/ lokasi tabung yang mungkin, yaitu perut dan usus/ stomach dan intestine.

Database ini memungkinkan kita menghitung frekuensi (bila pH menjadi nilai ambang batas, yaitu 4 atau 6, kita asumsikan hal itu jatuh kedalam kisaran inklusif yang lebih rendah, yaitu : pH = 4 dihitung sebagai suatu kejadian didalam 0-4 dan pH = 6 sebagai satu didalam 4-6) dari pH dibawah kombinasi yang berbeda dari nilai obat, pemberian makan dan lokasi tabung/ medication, feeding dan tube site.

Sebuah snapshot ditunjukkan pada Tabel 12.2:

Tabel 12.2 Tabel frekuensi dari pH yang dihitung dari 'pHdata.xls'

Tube site	Medication	Feeding	pH between 0 and 4	pH between 4 and 6	pH between 6 and 14
Stomach	Present	Fed	44%	42%	14%
Stomach	Present	Unfed	49%	25%	26%
Stomach	Absent	Fed	53%	40%	7%
Stomach	Absent	Unfed	73%	14%	13%
Intestine	Present	Fed	8%	12%	80%
Intestine	Present	Unfed	2%	5%	94%
Intestine	Absent	Fed	12%	7%	81%
Intestine	Absent	Unfed	3%	9%	88%

Informasi ini juga memungkinkan kita untuk memeriksa conditional independence/ independensi bersyarat yang diasumsikan diantara lokasi tabung, obat-obatan dan makanan. Statistik korelasi ditunjukkan pada Tabel 12.3. Berdasarkan standar konvensional, korelasi tersebut tidak signifikan.

Tabel 12.3 Memeriksa dependensi diantara tube site, medication and feeding


Correlation between	Medication and feeding	Feeding and tube sites	Medication and tube sites
Spearman's rho	0.011	0.120	0.050
p value	0.671	0.095	0.064

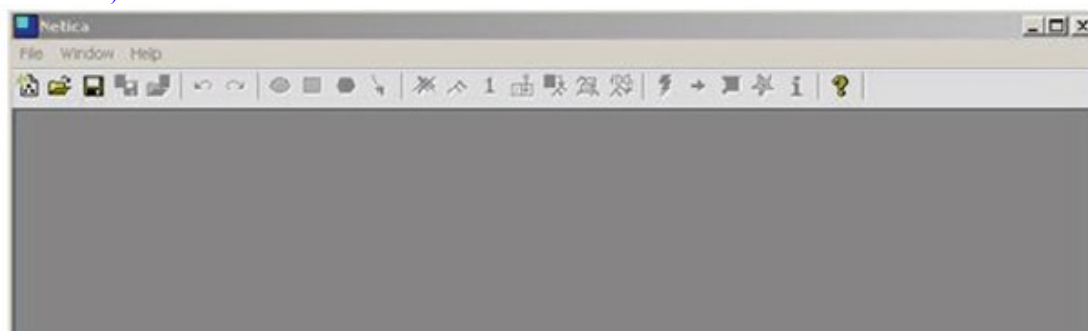
Berikut ini, kami menunjukkan bagaimana membangun Bayesian network menggunakan perangkat lunak Netica berbasis data yang terkandung dalam 'pHdata.xls' (Tabel 12.2).

12.4 Membangun BBN Menggunakan Netica

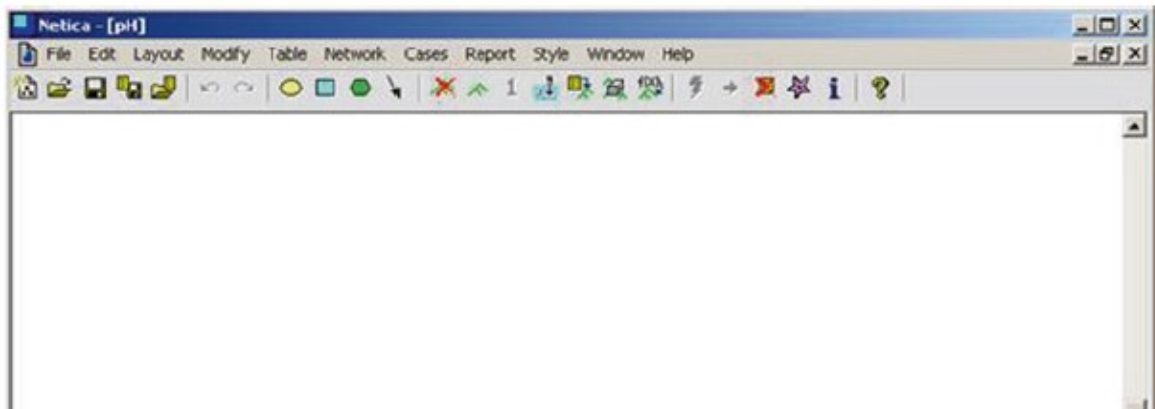
Sebuah versi trial Netica untuk Windows dapat didownload dari <http://www.norsys.com/download.html>.

Instal dengan mengikuti petunjuk. Setelah instalasi berhasil, meluncurkan Netica² dengan klik dua kali desktop short-cut


icon . Sebuah jendela dialog muncul untuk meminta aktivasi kode. Klik (Kecuali ditentukan lain, sebuah 'klik' mengacu pada-klik kiri) pada tombol *Limited mode* disebelah kanan. Sebuah layar kosong disajikan kepada pengguna (Gambar 12.3.):




Gambar 12.3 Launching Netica






Gambar 12.4 Suatu BBN bernama 'pH' siap untuk ditentukan/ disesifikasikan

Membangun sebuah model baru dengan mengklik sekali pada tombol alat  atau memilih *File \ New Network* dari menu bar. New network muncul dilayar, yang secara otomatis bernama 'Untitled-1'. Pilih *File \ Save* untuk mengubah nama sebagai 'pH.neta' (Gbr. 12.4)

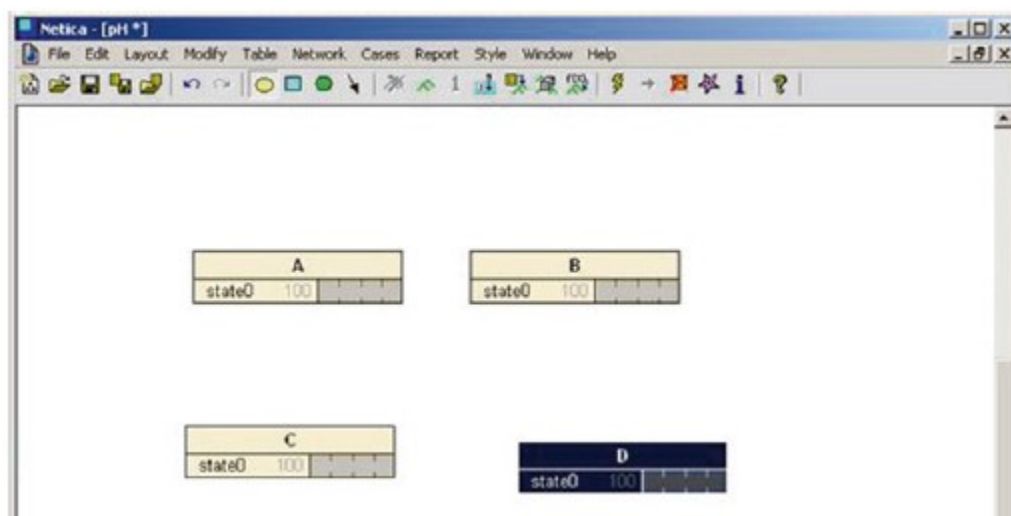
Klik  untuk memperluas jendela utama (misalnya, ruang kerja) ke ukuran penuhnya.

12.4.1 Menentukan Variabel Tidak Pasti/ Uncertain Variables

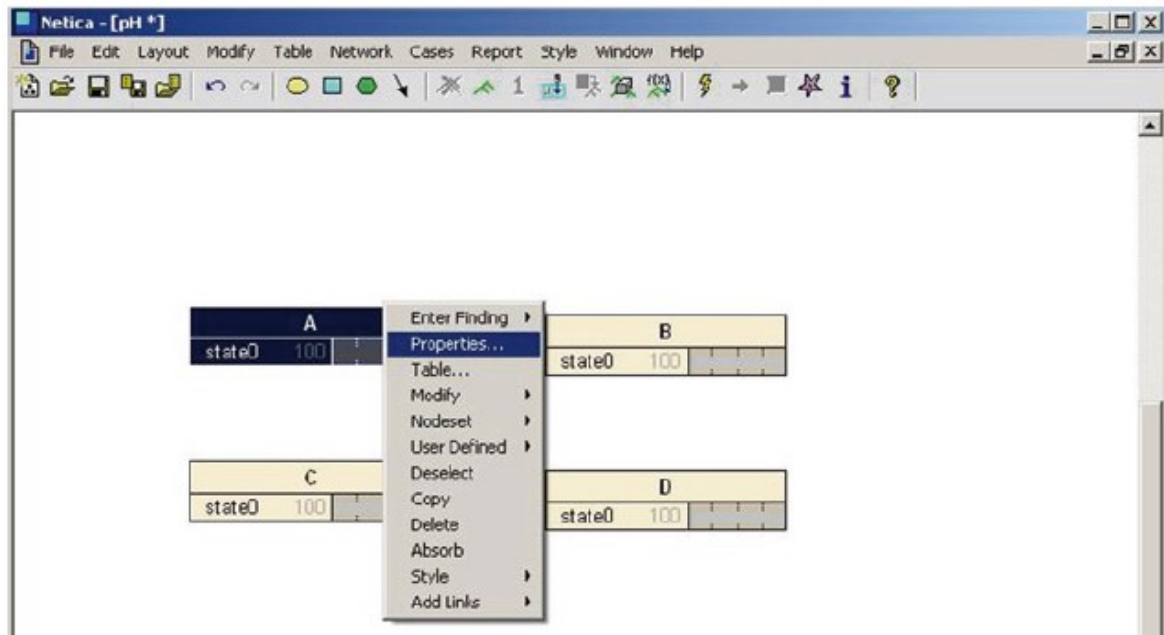
Klik sekali pada  di tool bar lalu klik sekali di manapun pada jendela utama untuk membuat sebuah *uncertain node/ node* tidak pasti. Ulangi operasi yang sama sebanyak empat kali.

Sebagai alternatif, klik dua kali  untuk fungsi multi-select dan klik empat kali di empat tempat yang berbeda pada jendela utama; kemudian klik sekali  untuk membatalkan pilihan fungsi. Empat node muncul di jendela utama, masing-masing mewakili satu kejadian yang tidak pasti. Netica otomatis menamai mereka, 'A', 'B', 'C' dan 'D' (Gbr. 12.5).

Klik dua kali 'A' untuk menentukan node (termasuk nama dan states nya). Atau, klik sekali pada node, kemudian klik kanan dan pilih *Properties ...* dari menu drop-down. Ini mengaktifkan yang disebut 'node dialog box' (Gbr. 12.6).



Gambar 12.5 Empat uncertain variables (atau node) yang ditambahkan kedalam BBN pH



Gambar 12.6 Menentukan node properties

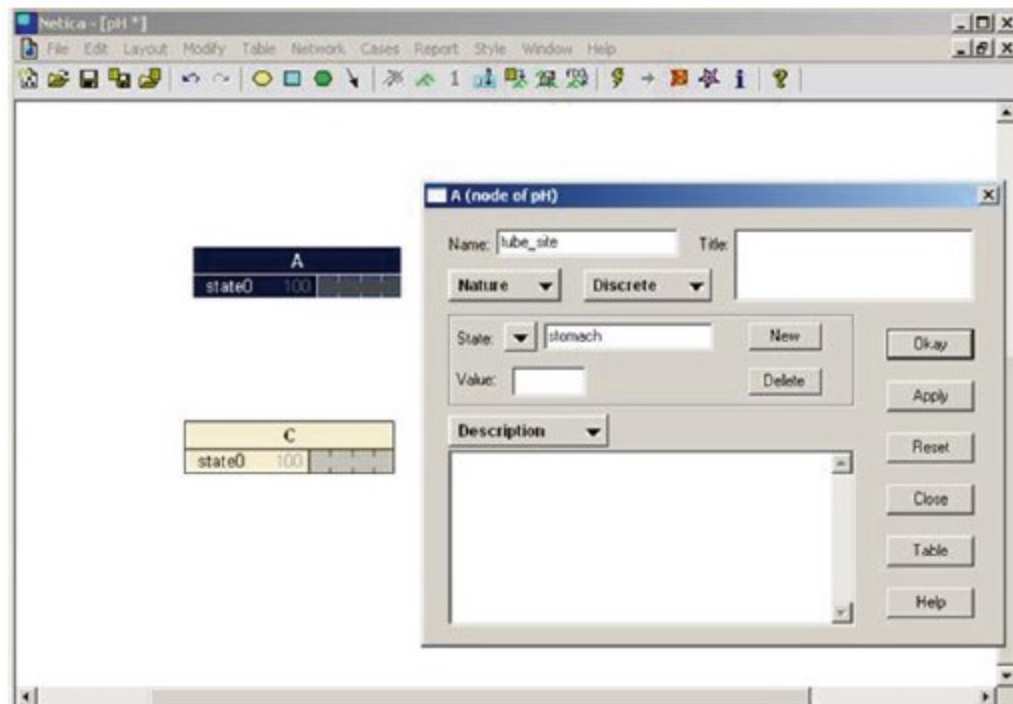
12.4.2 Menentukan Variabel Diskrit/ Discrete Variables

Ubah nama 'A' sebagai 'tube_site' dengan menggunakan field *Name*. Netica menggunakan field ini untuk mengidentifikasi node. Nama-nama itu case-sensitive. Berdasarkan cara itu dibuat, 'A' adalah node *Nature* (yaitu, suatu peristiwa yang tidak pasti) dan memiliki keadaan *Discrete*. Untuk menentukan keadaannya, masukan 'perut/stomach' didalam field *State*; klik *New* untuk menyimpan dan melanjutkan; masukan keadaan selanjutnya 'usus/intestine'.



Semua keadaan dapat dilihat setiap saat dengan mengklik diinginkan (Gbr. 12.7).
Klik *Okay* untuk keluar.

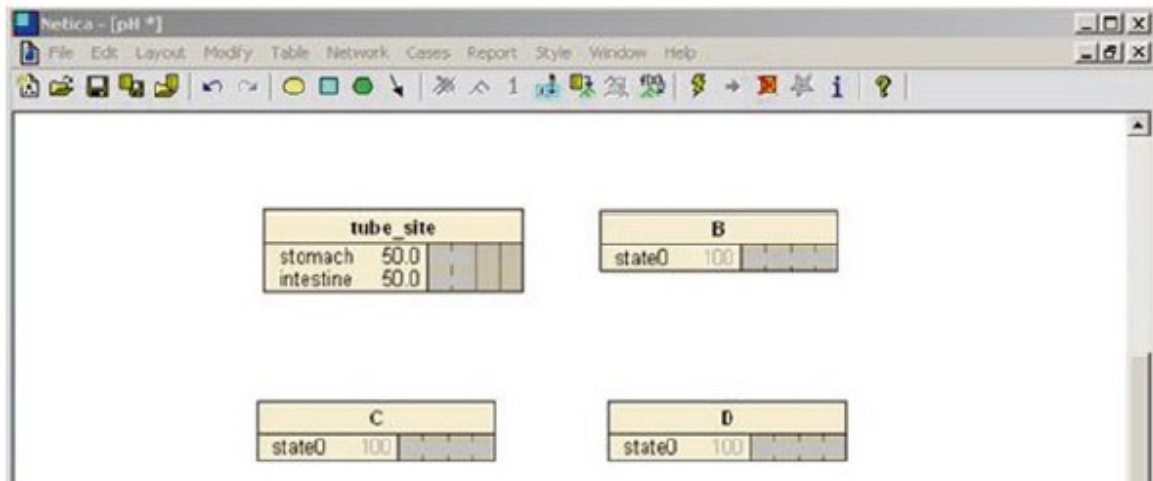
disebelah *State*. Pilih dan *Delete* state yang tidak



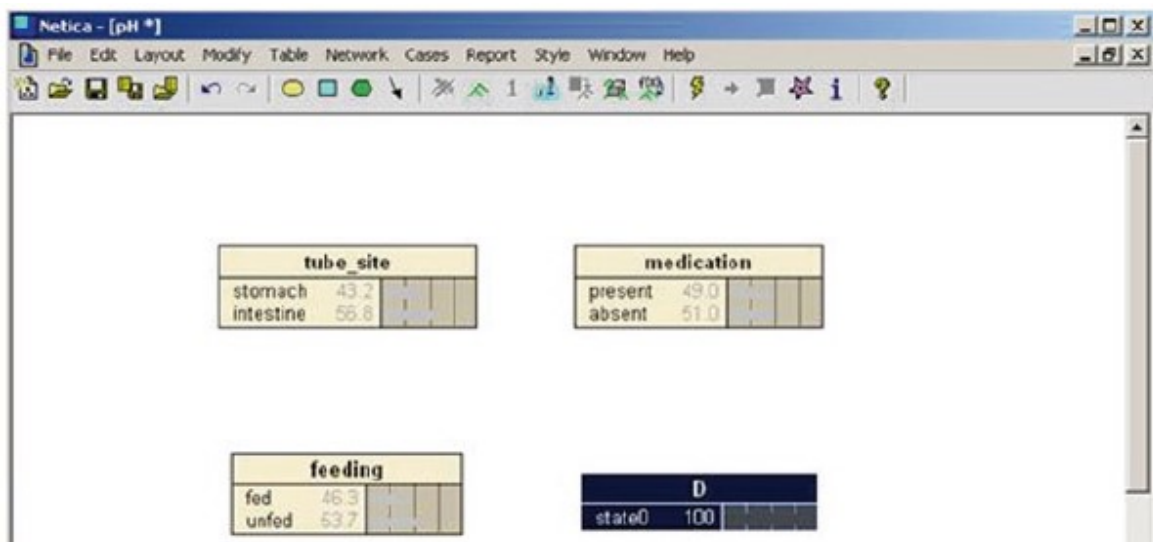
Gambar 12.7 Menentukan node states

Node 'tube_site' muncul di jendela utama dengan 'perut' dan 'usus'/'stomach' and 'intestine' sebagai state yang mungkin (Gbr. 12.8).

Ulangi proses yang sama untuk 'B' dan ubah menjadi 'obat/ medication' yang merupakan 'hadir' atau 'tidak hadir'/'present' atau 'absent'. Ulangi lagi proses yang sama untuk 'C' dan ubah menjadi 'feeding' yang ada baik untuk 'fed' atau 'unfed' (Gambar 12.9):



Gambar 12.8 Node pH yang ditentukan



Gambar 12.9 BBN pH dengan semua variabel diskrit yang ditentukan

12.4.3 Menentukan Variabel Berkelanjutan/ Continuous Variables

Berbeda dengan yang lain, pH bersifat kontinu dan bukan diskrit dalam arti dapat mengambilnya nilai apapun dalam kisaran tertentu. Untuk menentukan variabel tersebut, diskretkan dulu dengan mendefinisikan *thresholds*/ ambang batas dan *value ranges*/ rentang nilai. Seperti yang dibahas, tiga range dari kepentingan antara 0 dan 4, antara 4 dan 6 atau antara 6 dan 14.

Discretization dapat dilakukan secara manual atau learned secara langsung dari data. Kami membahas masukan secara manual dalam bagian ini dan *model learning* (termasuk state dan parameter) didalam [Sect. 12.5](#)


Klik dua kali 'D' untuk mengaktifkan kotak dialog node. Ubah nama menjadi 'pH'. Klik pada *Discrete* untuk mengubahnya ke *Continuous* (Gambar. 12.10).


Gunakan *Delete* untuk menghapus default state (State 0) (Gambar. 12.11).

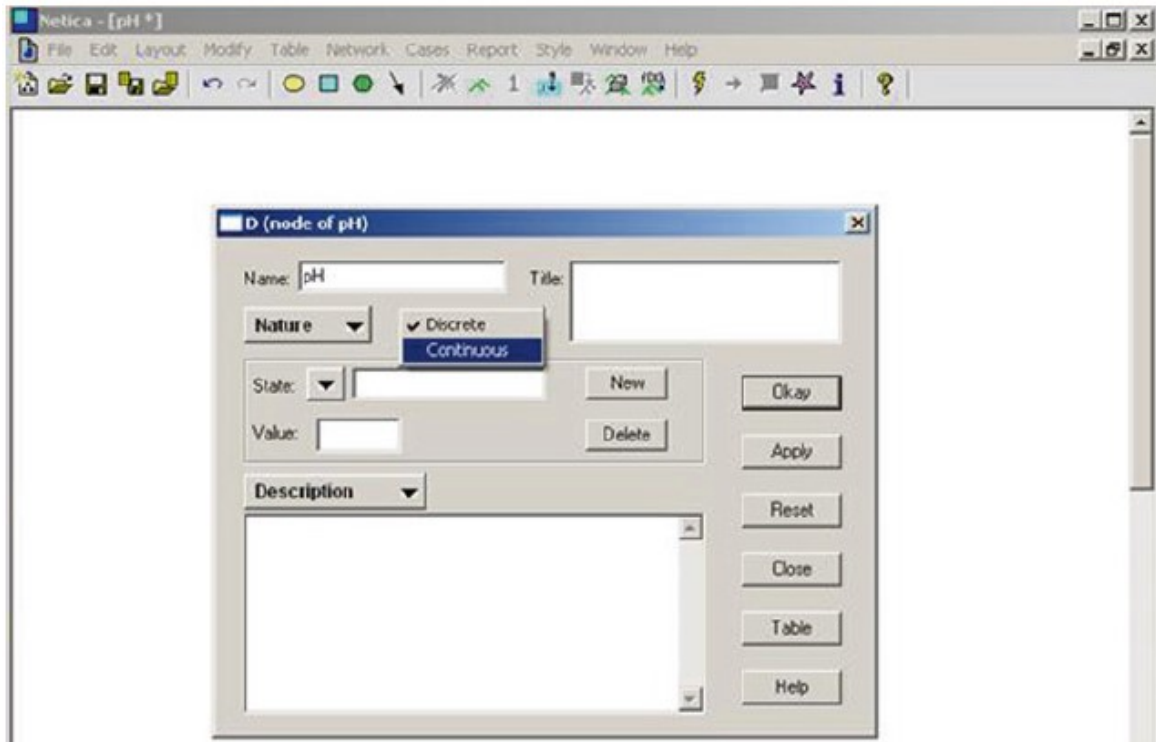
Masukan '0' - '4' didalam field *Range*. Klik *New* untuk menyimpan kisaran/ range ini, dan menentukan dua range lainnya (Gambar. 12.12).

Setelah semua rentang/ range telah ditetapkan, klik *Okay* untuk kembali ke window (Gambar. 12.13).

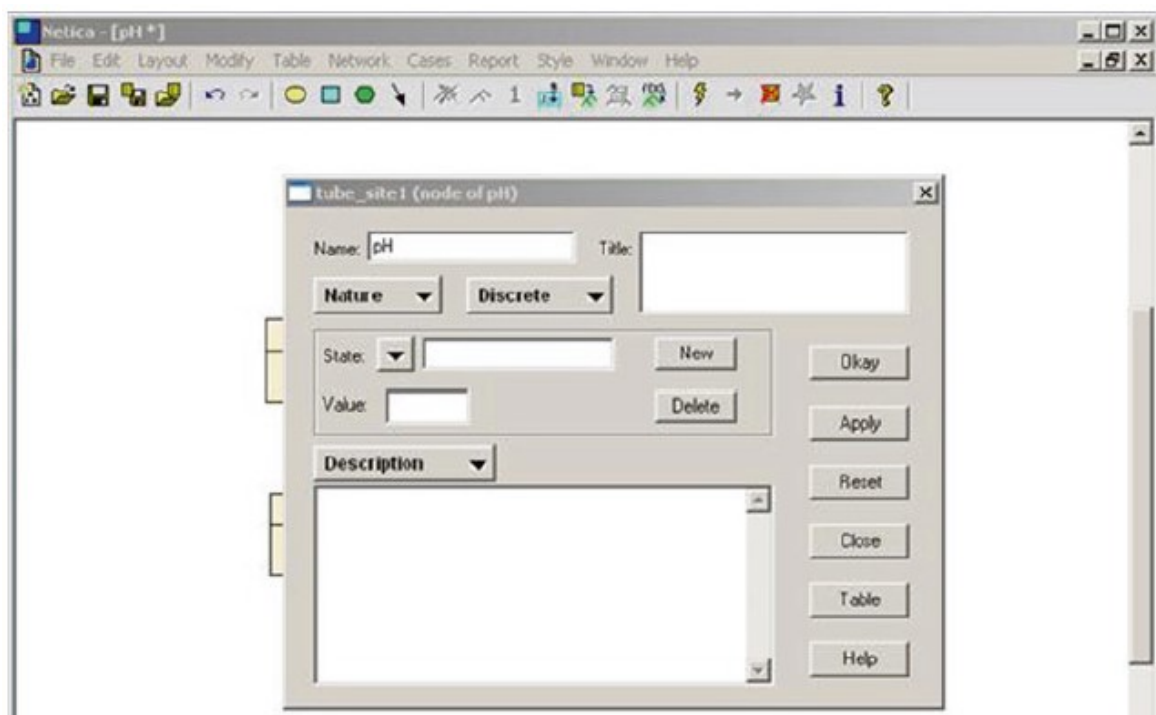
12.4.4 Menentukan Ketergantungan/ Dependensi

Klik dua kali . Dengan kursor berubah untuk mengambil bentuk yang sama, klik sekali pada node 'tube_site' dan kemudian sekali pada node 'pH'. Ini menghubungkan kedua node itu bersama dengan node yang pertama ('tube_site') sebagai induk dan yang kedua ('pH') sebagai anak. Ulangi proses yang sama untuk 'medication' dan 'pH' dan kemudian untuk 'feeding' dan 'pH'.

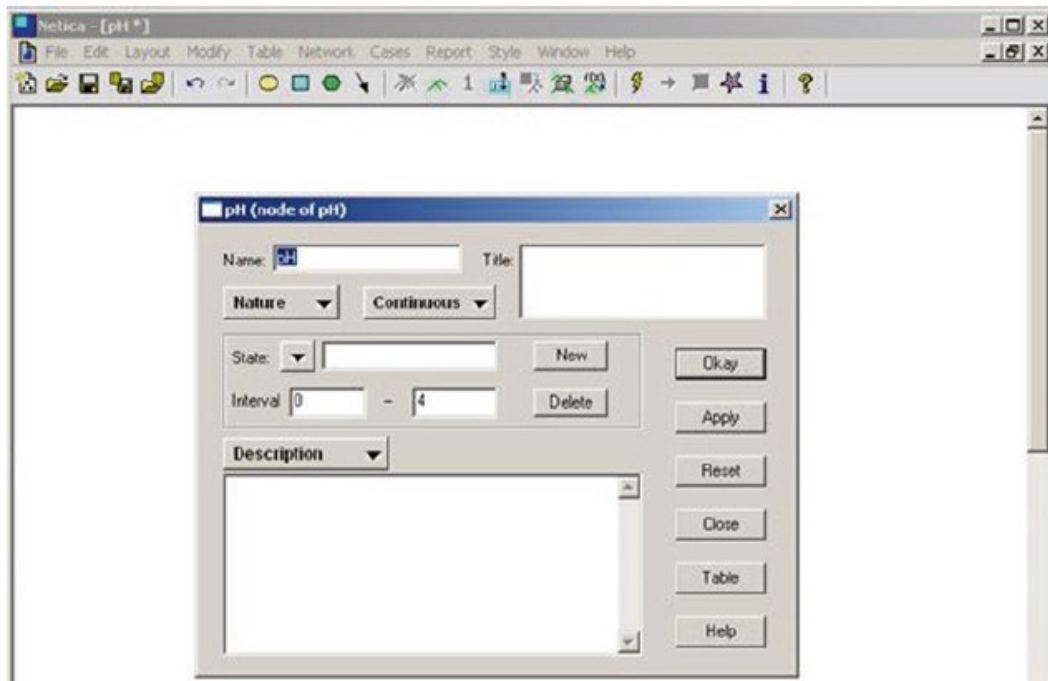
Klik sekali pada tombol  untuk membatalkan pilihan fungsi dan mengatur node sehingga mereka menampilkan struktur dua tingkat (Gambar. 12.14).



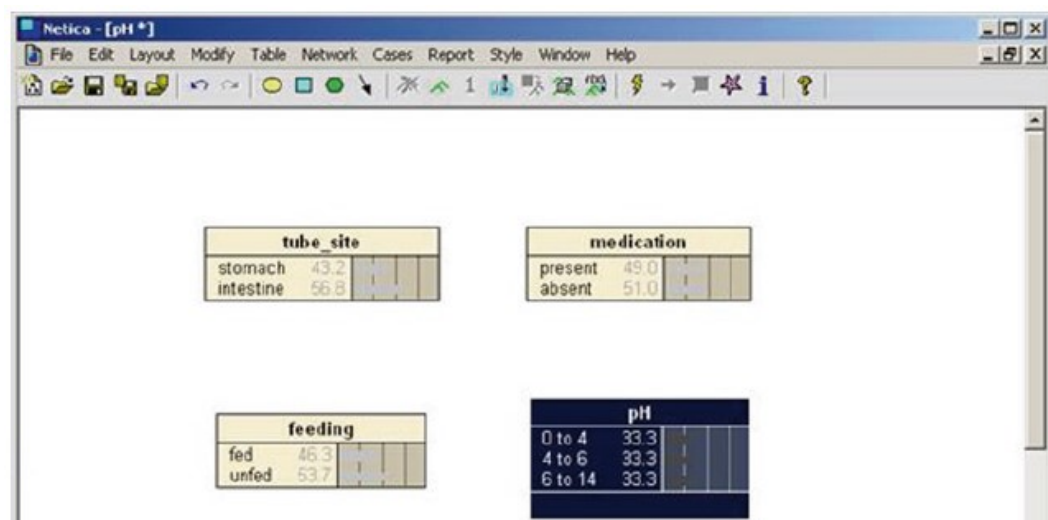
Gambar 12.10 Menentukan variabel continuous pH



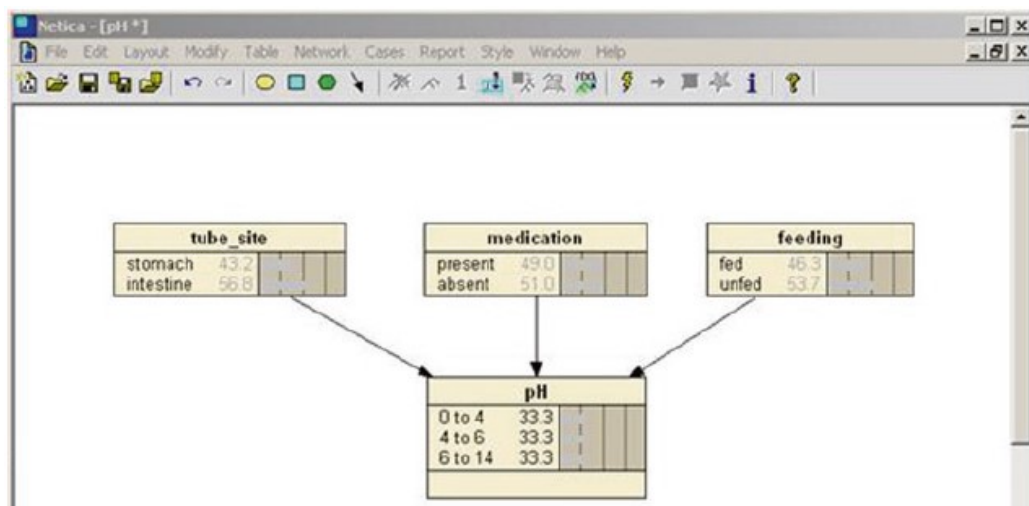
Gambar 12.11 Memperbarui/ updating keadaan (range) dari 'pH'



Gambar 12.12 Diskretisasi suatu variabel continuous



Gambar 12.13 BBN pH dengan semua variabel yang ditentukan




Gambar 12.14 BBN 'pH' dengan semua variabel yang ditentukan dan dikaitkan/ terkait

12.4.5 Menentukan Parameter

Klik dua kali 'pH' untuk mengaktifkan kotak dialog node. Klik *Table*. Jendela baru muncul untuk memasukkan probabilitas kondisional (Gambar 12.15).

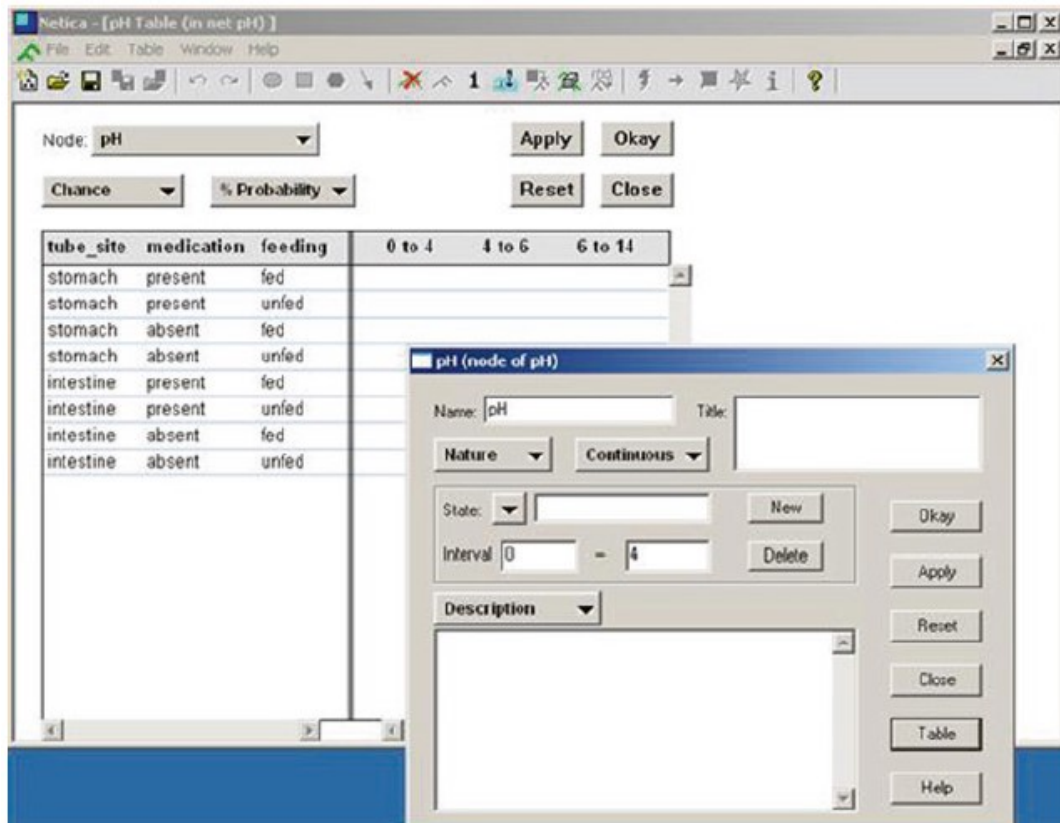
Mode default dari probabilitas adalah *%Probability*. Ini berarti setiap nomor diambil sebagai persentase dan jumlah setiap baris harus secara *persis/ exactly* 100. Tentukan probabilitas menurut frekuensi Tabel 12.2 (Gambar. 12.16).

Klik *Apply* untuk menyimpan input. Netica secara otomatis memeriksa apakah persentase probabilitasnya dalam setiap peran/ role menambahkan hingga 100. Jika tidak, kotak dialog error muncul menuntut masalah yang harus dipecahkan. Klik *Okay* untuk kembali ke jendela utama.

Klik  didalam tool bar untuk mengkompilasi model. Atau, pilih *Network\ Compile* dari menu. Setelah dikompilasi, warna belief bars berubah dari abu-abu menjadi hitam (Gambar. 12.17).

Netica dapat merepresentasikan kejadian yang tidak pasti dengan cara yang berbeda. Yang ditunjukkan sejauh ini adalah representasi 'Belief Bars' default. Untuk mencoba gaya lain, pilih dari menu *Style*. Untuk Misalnya, Gambar 12.18 menunjukkan BBN menggunakan kedua 'Belief Bars' dan suatu 'Labelled Box' (pH).

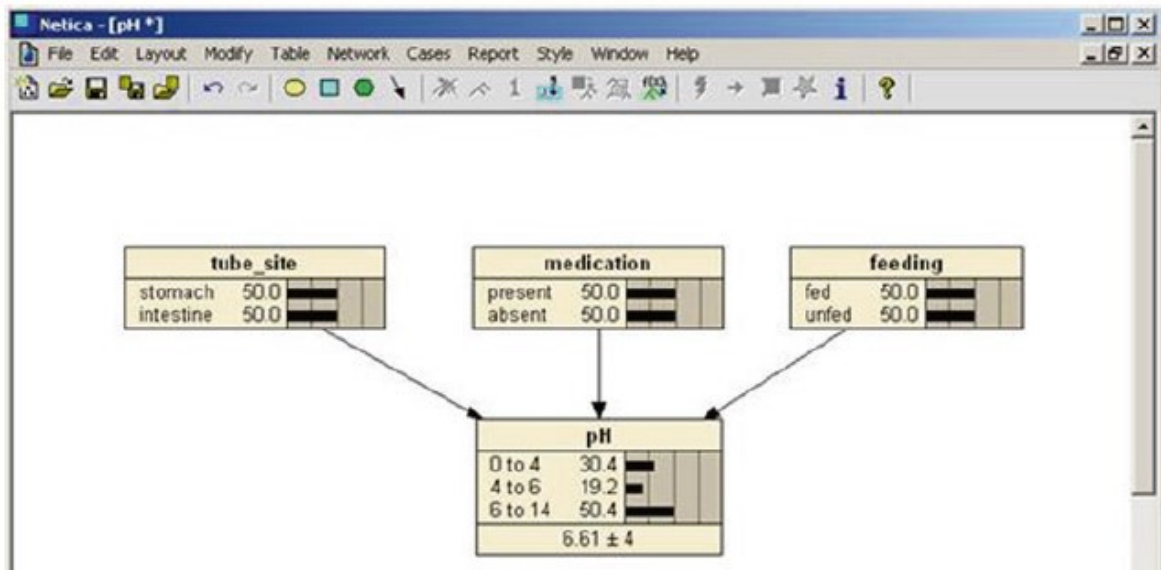
Model ini sekarang siap untuk membuat kesimpulan/ inferensi, yang akan kita bahas secara lebih rinci dalam Sect. 12.6



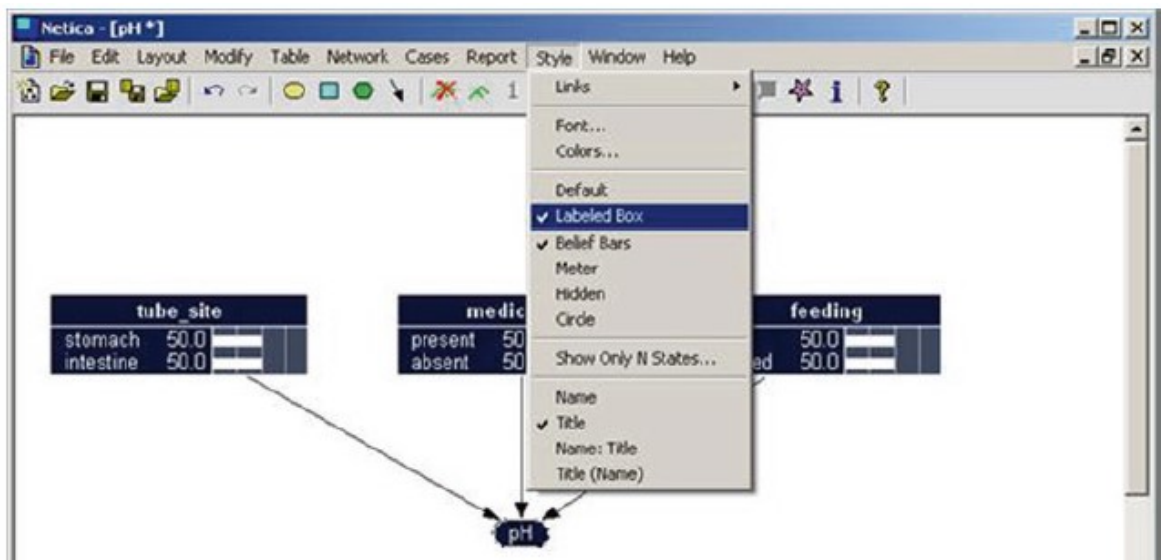
Gambar 12.15 Memasuki probabilitas kondisional dari pH

tube_site	medication	feeding	0 to 4	4 to 6	6 to 14
stomach	present	fed	44.000	42.000	14.000
stomach	present	unfed	49.000	25.000	26.000
stomach	absent	fed	53.000	40.000	7.000
stomach	absent	unfed	73.000	14.000	13.000
intestine	present	fed	8.000	12.000	80.000
intestine	present	unfed	1.500	4.500	94.000
intestine	absent	fed	12.000	7.000	81.000
intestine	absent	unfed	3.000	9.000	88.000

Gambar 12.16 Conditional probability table (CPT) menangkap dependensi pH pada tube_site, medication dan feeding



Gambar 12.17 BBN pH dikompilasi dan siap untuk membuat prediksi



Gambar 12.18 Mengubah tampilan node

12.5 Model Learning

Netica memungkinkan pengguna untuk memperoleh/ drive atau *learn*, model secara langsung dari data. Berikut ini, kita menunjukkan learning dari variabel kontinu dan probabilitas kondisional dari Excel. Untuk melakukan tugas berikut, buat file Excel bernama 'pHdata.xls' yang serupa untuk Gambar. 12.2.

Pastikan nama dan/ atau keadaan variabel tidak pasti tersimpan dalam *Name* dan *States* field didalam Netica yang persis sama dengan yang disimpan dalam database.

12.5.1 Learning States

Kembali ke network yang ditunjukkan pada Gambar. 12.19.

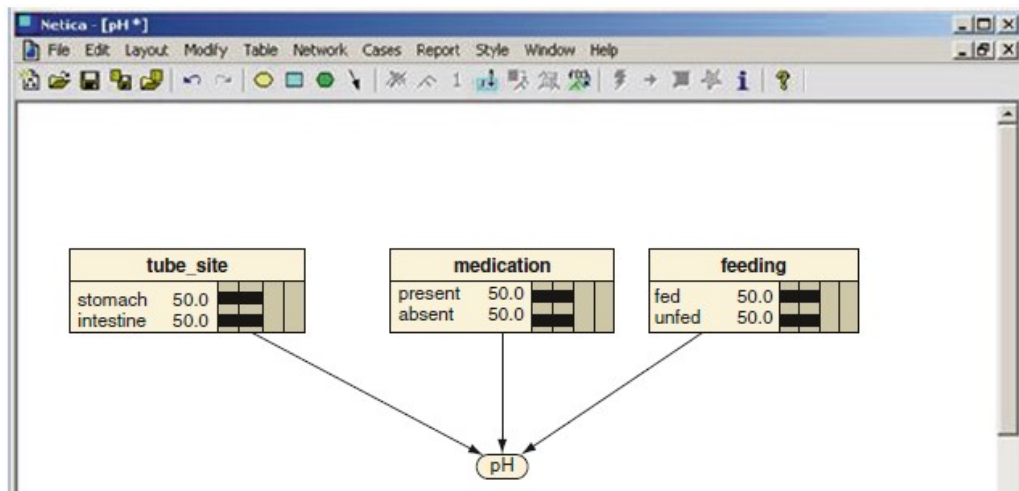
Klik dua kali 'pH' untuk mengaktifkan jendela dialog node. Pastikan satu-satunya state yang tersisa untuk pH adalah range nya, yakni antara 0 dan 14. Hapus setiap state lainnya (Gambar. 12.20).

Klik *Okay* untuk keluar dari window.

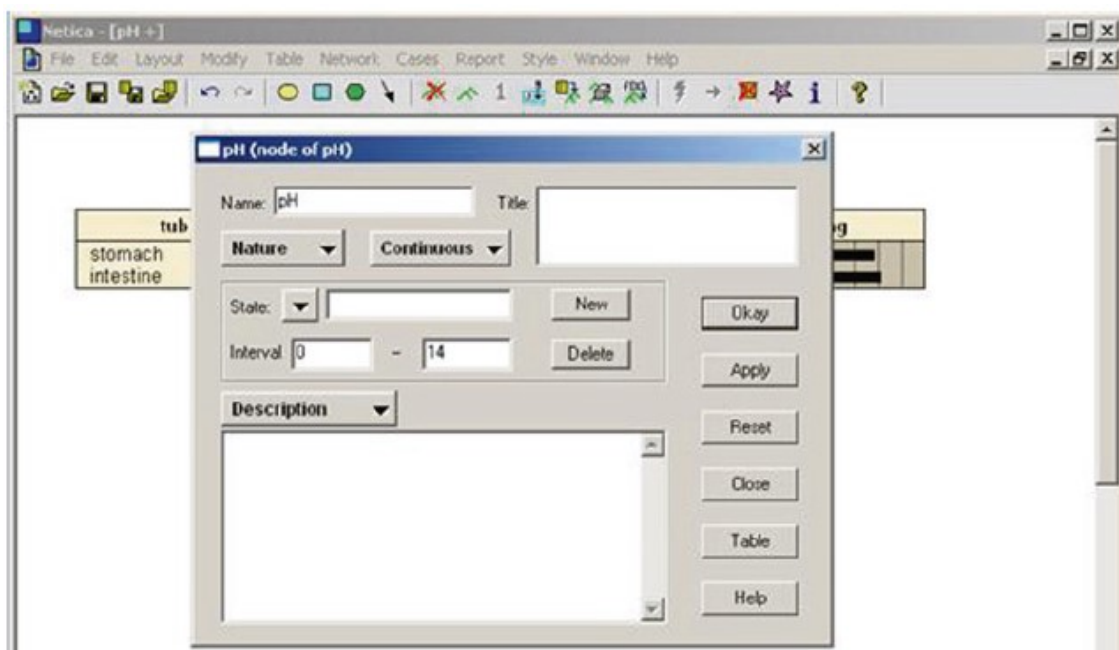
Klik sekali pada 'pH' untuk memilih node. Pilih *Modify\ Discretize Nodes* dari menu bar (Gambar. 12.21).

Browse komputer untuk mencari file data 'pHdata.xls' (Gambar. 12.22).

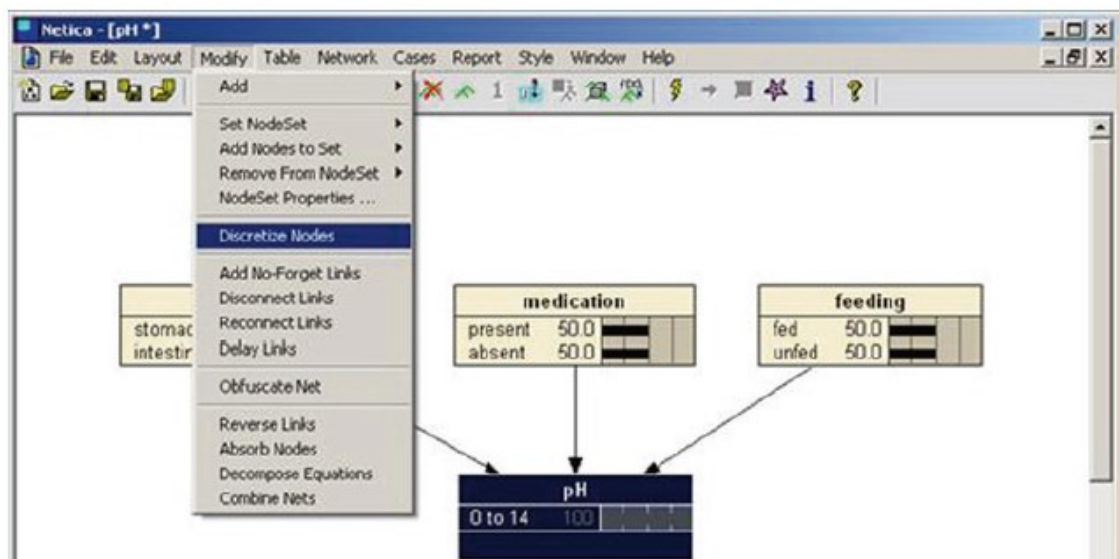
Klik *Open*.



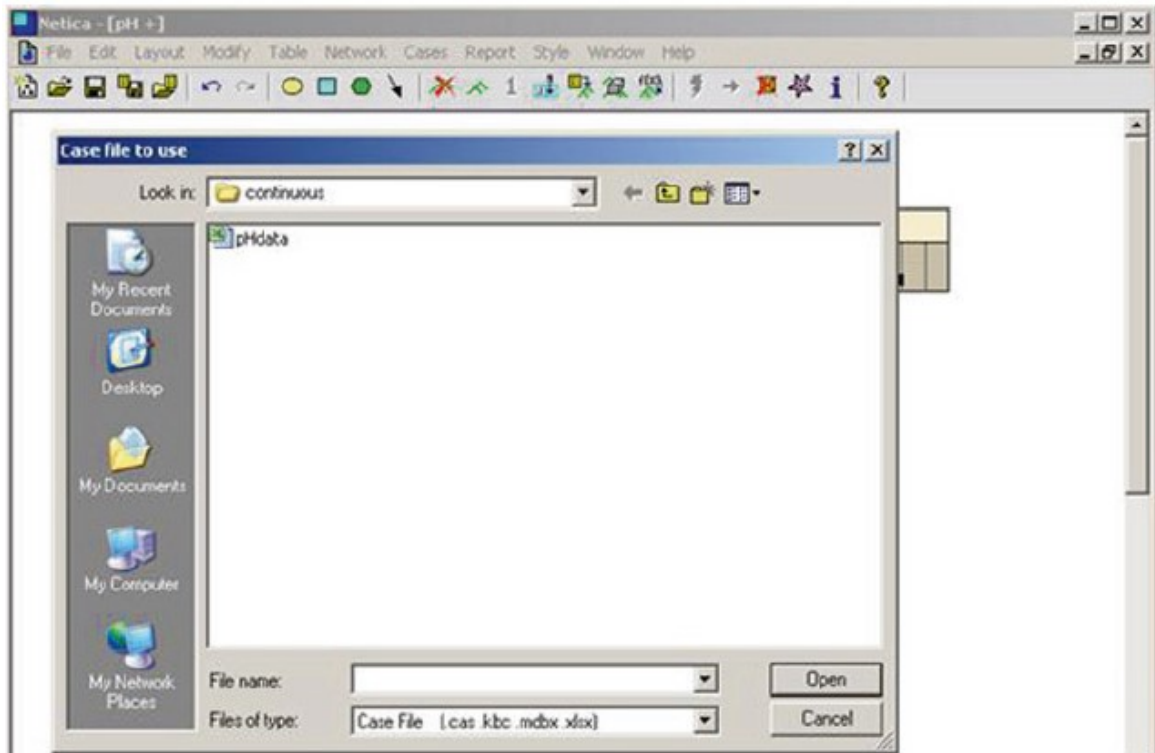
Gambar 12.19 Node pH ditampilkan sebagai 'labelled box' sedangkan sisanya sebagai 'belief bars'



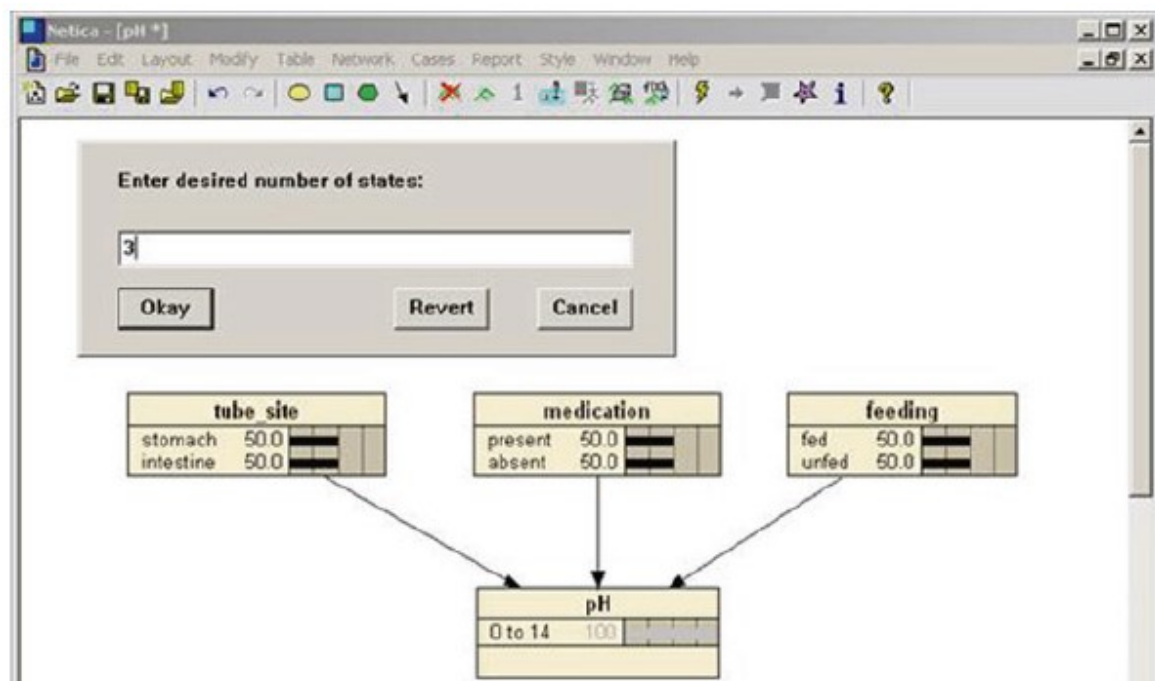
Gambar 12.20 Updating/ memperbarui state dari pH



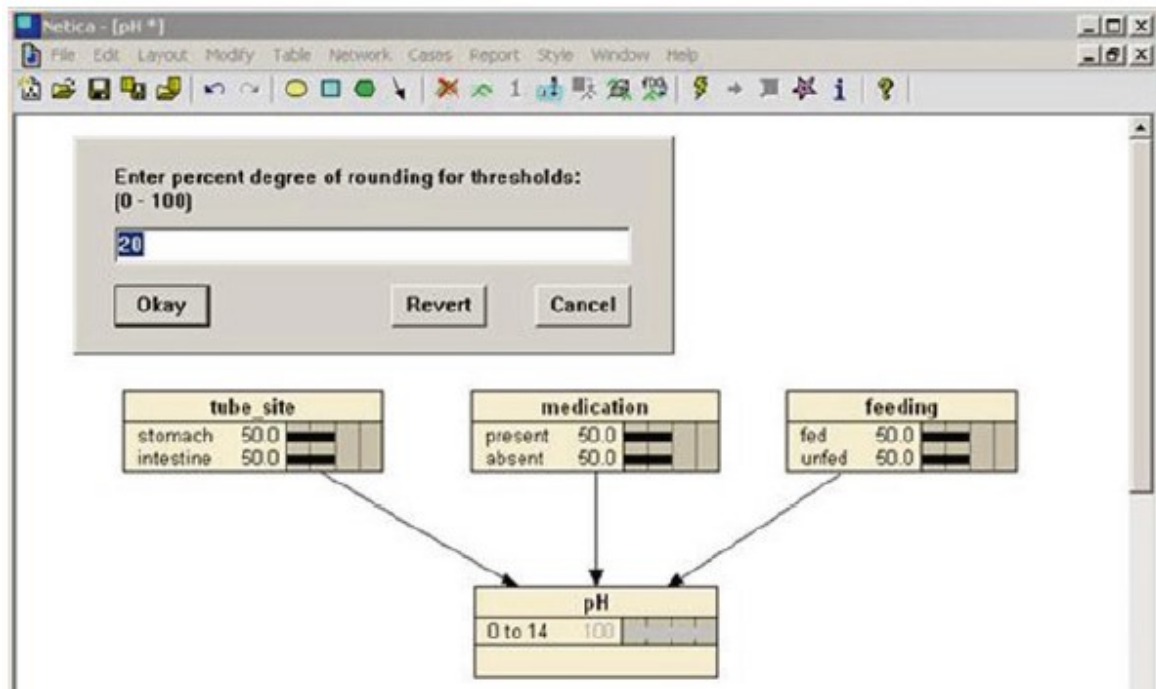
Gambar 12.21 Diskretisasi variabel dengan menggunakan file data



Gambar 12.22 Membuka database untuk mempelajari/ learning keadaan/ state (ranges)



Gambar 12.23 Menentukan jumlah dari range (state)




Gambar 12.24 Memasukan tingkatan dari pembulatan ambang batas/ rounding thresholds

Sebuah kotak dialog muncul. Tentukan tingkat diskritisasi dengan mengubah nomornya dari state (ranges) dari '5' ke '3'. Klik *Okay* (Gambar. 12.23).

Kotak dialog kedua muncul. Gunakan 20% sebagai "persentase tingkat pembulatan ambang batas". Klik *Okay* (Gambar. 12.24).

Dengan learning yang berhasil, Netica secara otomatis memilih dua thresholds untuk menentukan tiga range. Untuk data kami, kedua thresholds tersebut adalah 4 dan 7.2 sehingga pH kira - kira memiliki kemungkinan yang sama ($33,3\% \pm 20\%$) diobservasi turun ke 0-4, 4-7.2 dan 7.2-14.

Catatan bahwa batas atas/ upper-bound pH telah dirubah menjadi 9.3 bukan original 14, untuk mencerminkan batas atas yang benar pH disimpan dalam 'pHdata.xls' (Gambar. 12.25).

Untuk mengubah thresholds, klik dua kali 'pH' untuk mengaktifkan kotak dialog node. Klik tombol  disamping *States*. Pilih rentang yang ingin kita ubah dari menu drop-down. Ubah batas atas kembali menjadi 14. Klik *Okay* untuk kembali ke jendela utama (Gambar. 12.26).

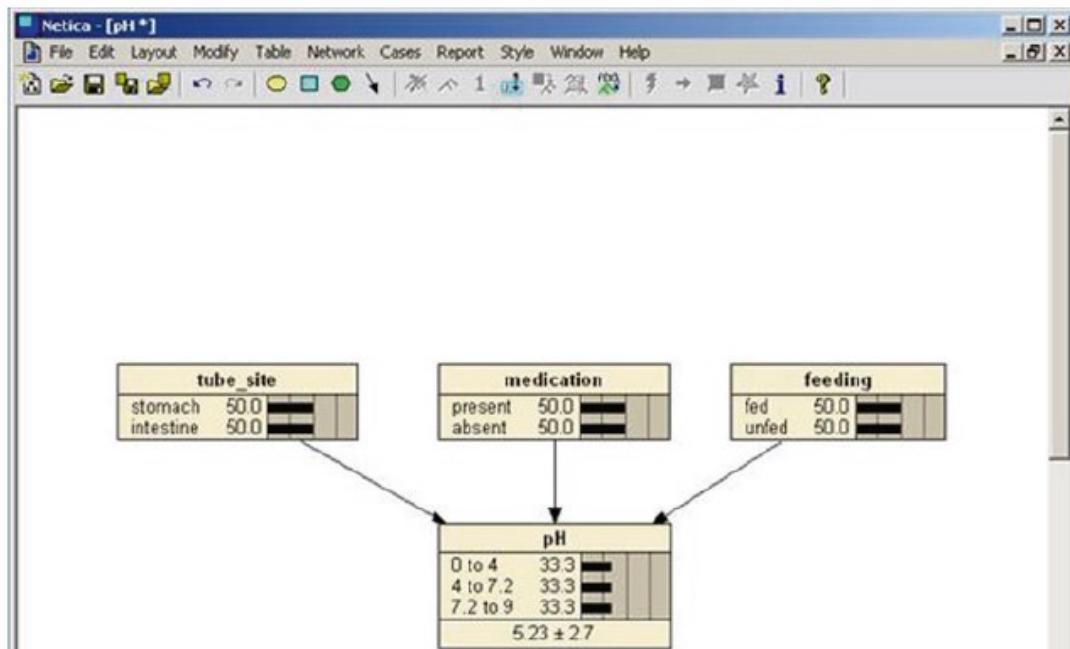
12.5.2 Learning Parameters

Pergi ke *Cases\Incorp Case File* (Gambar. 12.27).

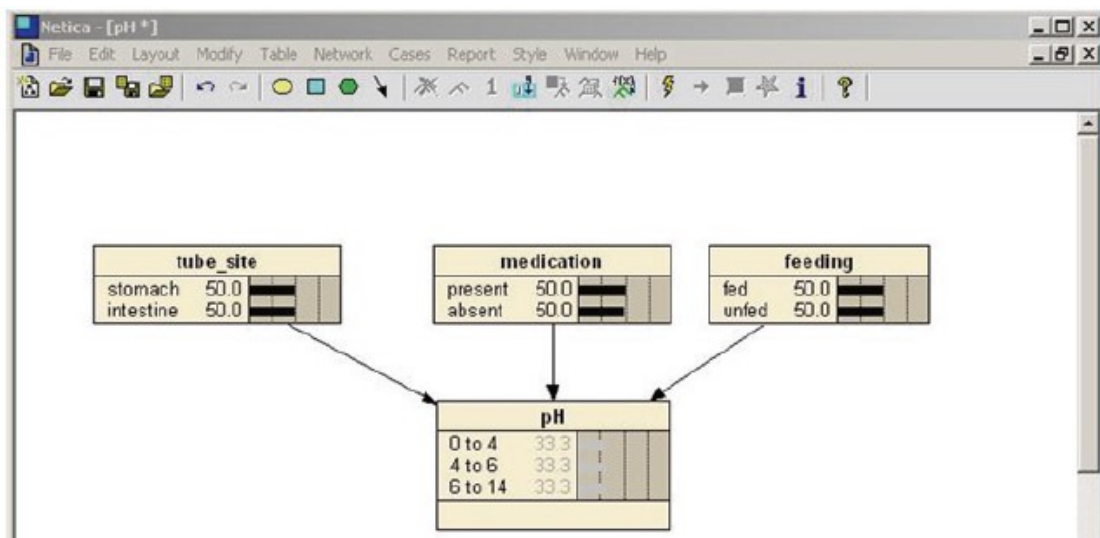
Buka 'pHdata.xls' (seperti pada Gambar. 12.22). Sebuah jendela dialog muncul menanyakan tingkatan/ derajat dari learning.

Nilai defaultnya adalah 1, artinya semua informasi dalam database ini akan menjadi learning sekali (Gambar. 12.28). Klik *Okay*.

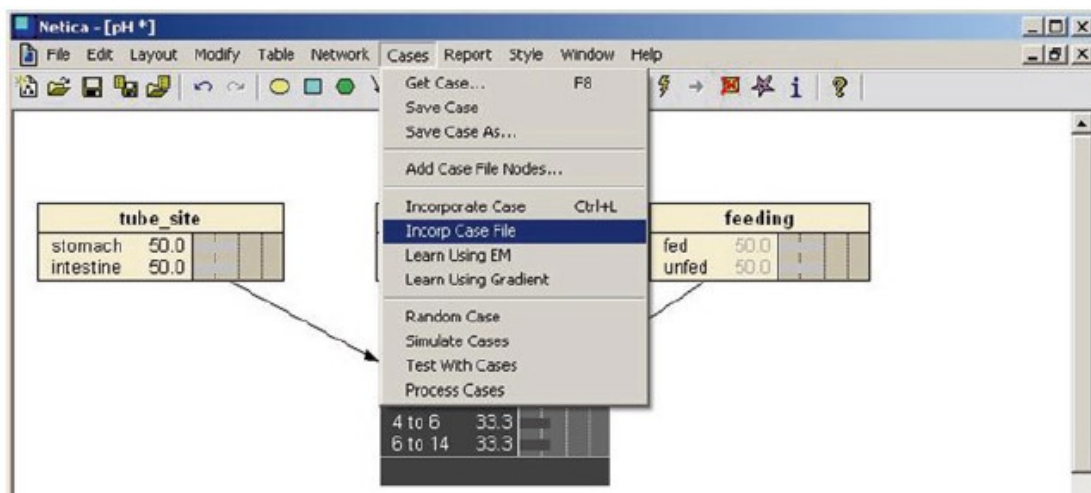
Netica mencari melalui file untuk mencari informasi yang sesuai dengan node yang ada dan state dan update dari tabel probabilitas kondisional yang sesuai.



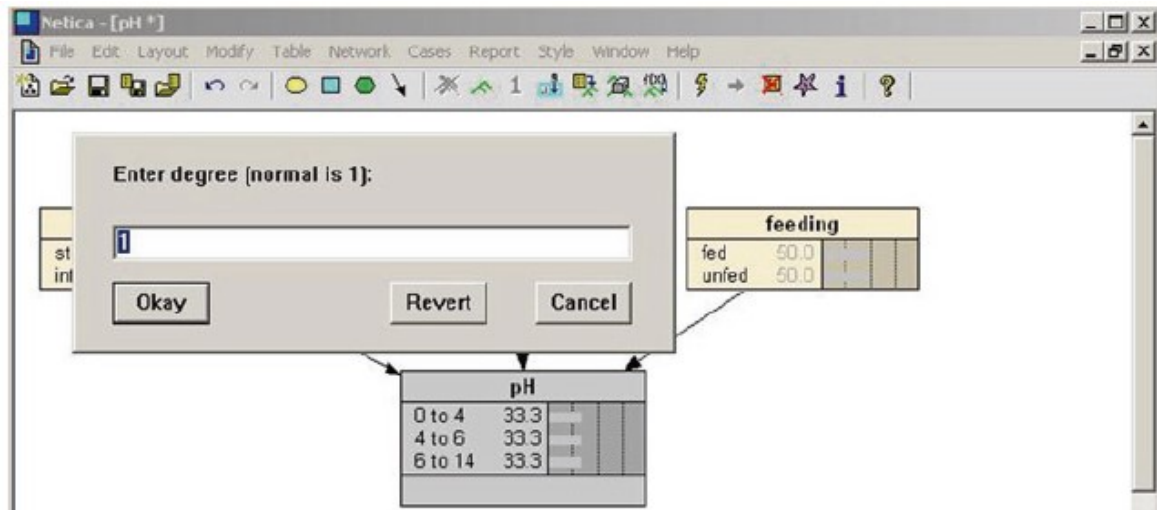
Gambar 12.25 BBN pH dengan node pH learned dari data



Gambar 12.26 Mengubah cutoffs dari pH kembali ke 4 dan 6




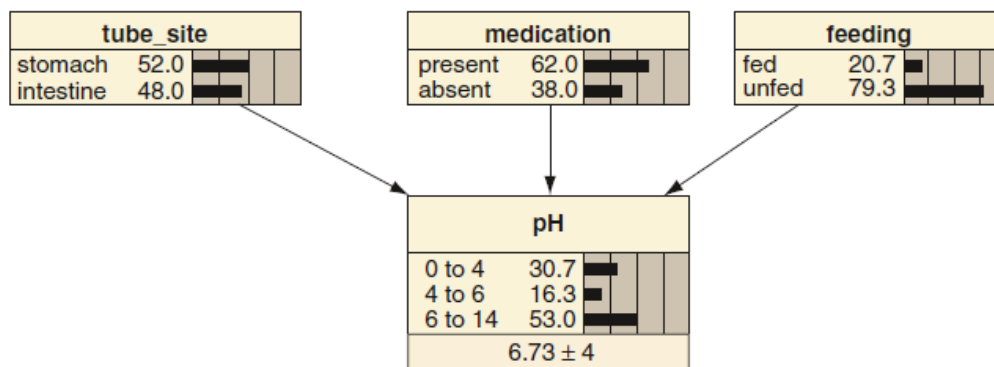
Gambar 12.27 Learning conditional probabilities dalam Netica



Gambar 12.28 Memasukkan derajat dari learning conditional probabilities

Learning yang berhasil dapat menyebabkan pemutakhiran/ updating semua parameter, termasuk sebelum/ prior dan conditional probabilities. Probabilitas prior/ sebelumnya mengacu pada distribusi root node (yaitu, node tanpa predecessors/ pendahulunya, termasuk 'tube_site', 'feeding' dan 'medicine' dalam contoh ini).

Klik tombol  untuk mengkompilasi learned network (Gambar 12.29). Perhatikan bahwa learned conditional probabilities berbeda dari frekuensi. Ini dikarenakan algoritma learning yang digunakan oleh Netica. Pengguna dapat mengurangi ketidaksesuaian dengan meningkatkan tingkat/ derajat dari learning, katakanlah ke 500 (setiap baris/ kasus dipelajari/ learned 500 kali sebagai 500 kasus identik).



Gambar 12.29 Screenshot dari BBN 'pH' learned dari 'pHdata.xls'

12.6 Menggunakan Bayesian Belief Networks

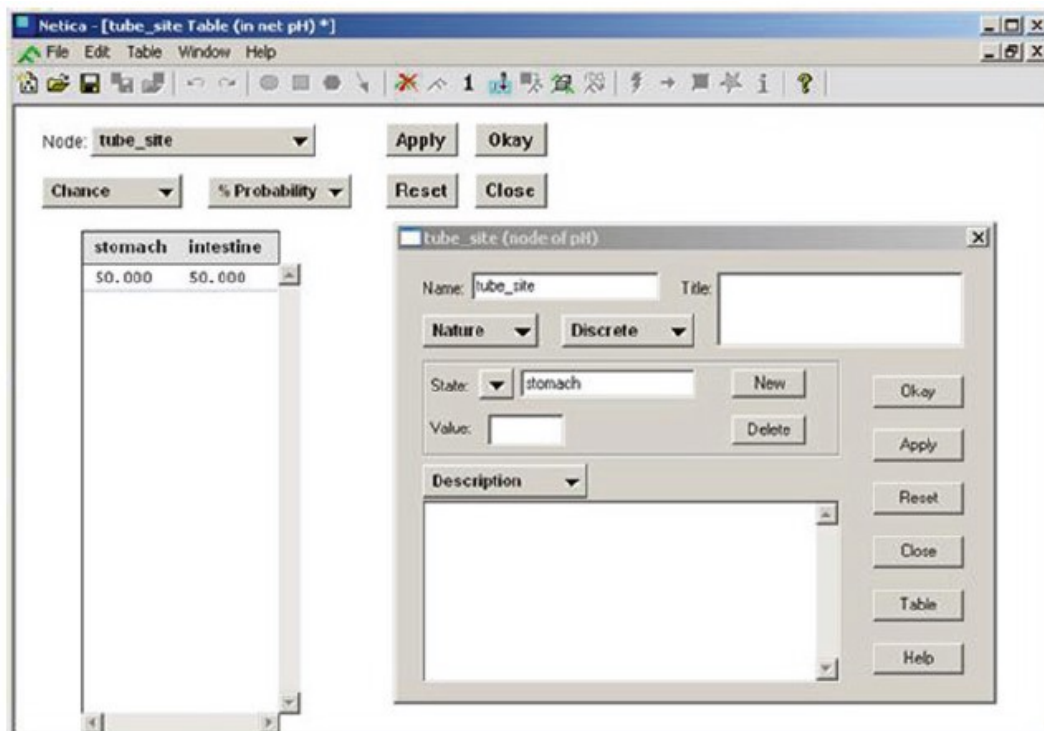
Salah satu keuntungan dari Bayesian network adalah bahwa parameter model dapat disesuaikan untuk menangkap karakteristik dari kasus individual, dalam bentuk distribusi prior dan temuan sebelumnya.

Sebagai ilustrasi, bayangkan untuk Pasien A, kita mengamati pembacaan pH 5,5 namun tidak memiliki wawasan riwayat feeding dan medication nya. Manakah dari dua hipotesis tube sites yang lebih banyak likely/ kemungkinannya, perut atau usus/ stomach or intestine?

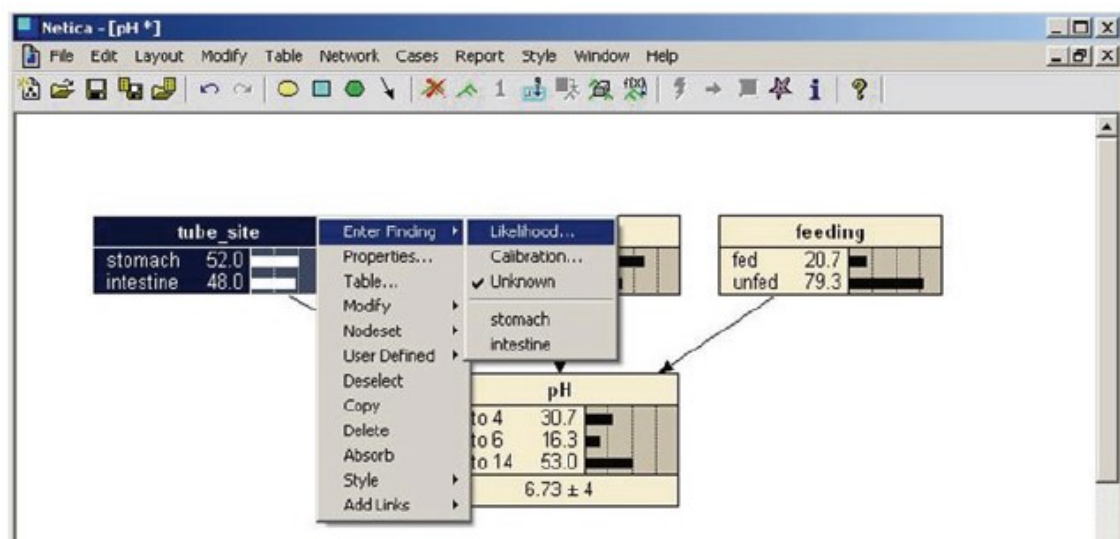
Dalam kasus ini, distribusi flat/ datar (even) digunakan untuk menangkap kurangnya pengetahuan. Klik dua kali 'tube_site' dan klik *Table*. Masukkan 50 dan 50 dalam tabel, menunjukkan keyakinan/ belief bahwa tube mungkin sama/ equally likely didalam dua tube site (Gambar. 12.30).

Klik *Okay*. Ulangi ini untuk 'medication' dan 'feeding'.

Sebagai alternatif, klik 'tube_site'. Klik kanan dan pilih *Enter Finding\Likelihood* (Masukkan Finding\ Kemungkinan) dari menu drop-down (Gambar. 12.31).



Gambar 12.30 Updating prior probabilities/ probabilitas sebelum dengan entri data langsung



Gambar 12.31 Updating prior probabilities/ probabilitas sebelum dengan memasukkan temuan/ findings

Sebuah jendela dialog muncul meminta pengguna untuk menentukan probabilitas dari keadaan pertama (Gambar. 12.32).

Ketik '0,5' sebagai probabilitas dari 'tube_site = stomach'. Klik *Okay*.

Ketik '0,5' sebagai probabilitas dari 'tube_site = intestine'. Klik *Okay*.

Ulangi ini untuk 'medication' dan 'feeding'.

Untuk menginformasikan Netica bahwa pembacaan pH untuk Pasien A adalah 5.5, yang berada didalam kisaran/ range '4 sampai 6', kita cukup klik sekali pada state ini dari 'pH' (Gambar. 12.33).

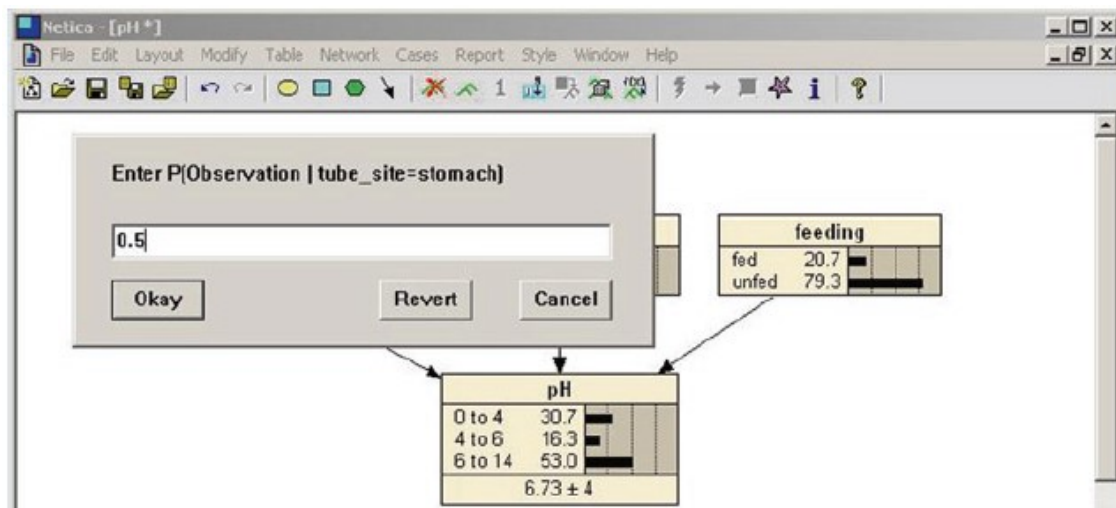
Atau, klik kanan pada node 'pH' dan pilih *Enter Finding* 4 to 6 didalam drop-down menu. Kami mengamati bahwa sebagai hasilnya, probabilitas dari stomach intubation meningkat dari asli 50-78,8%.

Untuk menghapus temuan/ finding, kita klik pada keadaan/ state yang sesuai untuk membatalkan pilihan, atau memasukkan temuan yang lain. Untuk menghapus semua *entered findings*, klik kanan dan pilih *Remove Findings* dari menu drop-down. Perhatikan bahwa dalam kasus probabilitas prior/ sebelumnya, hanya memasukkan finding/ temuan bisa dihapus dengan cara ini tapi tidak untuk finding yang secara langsung diketikkan ke tabel probabilitas (Gambar. 12.34).

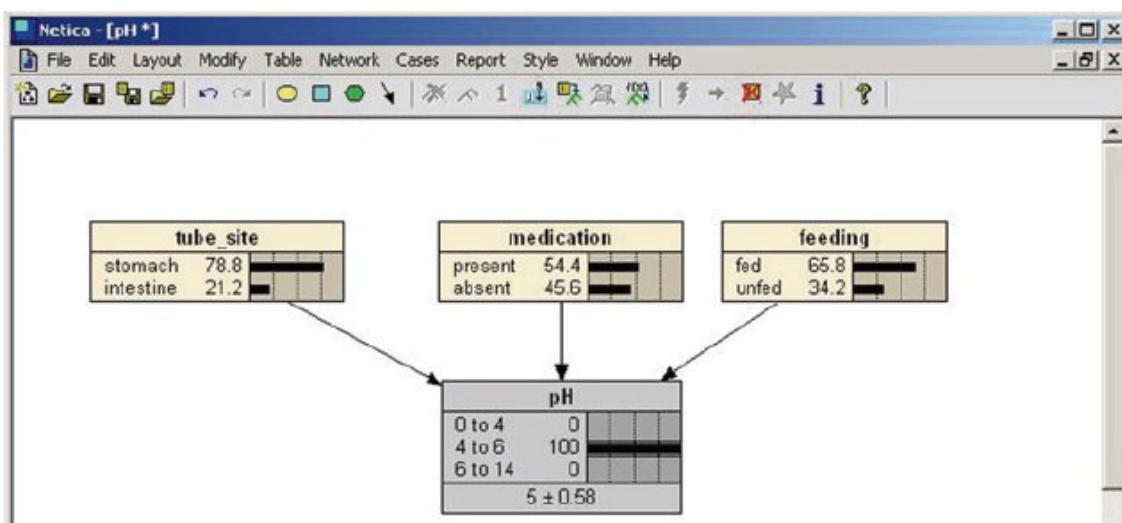
Bagaimana jika semua yang kita tahu adalah bahwa pH *tidak dapat* mengambil nilai-nilai tertentu/ certain value? Netica menyebut temuan semacam itu *negative findings*. Untuk memasukkan temuan negatif, pertama hapus semua temuan dari

pH yang ada tahan tombol *Shift* sambil mengklik satu per satu di semua state (s) yang kita ingin mengecualikan (misalnya, '4 - 6') (Gambar 12.35).

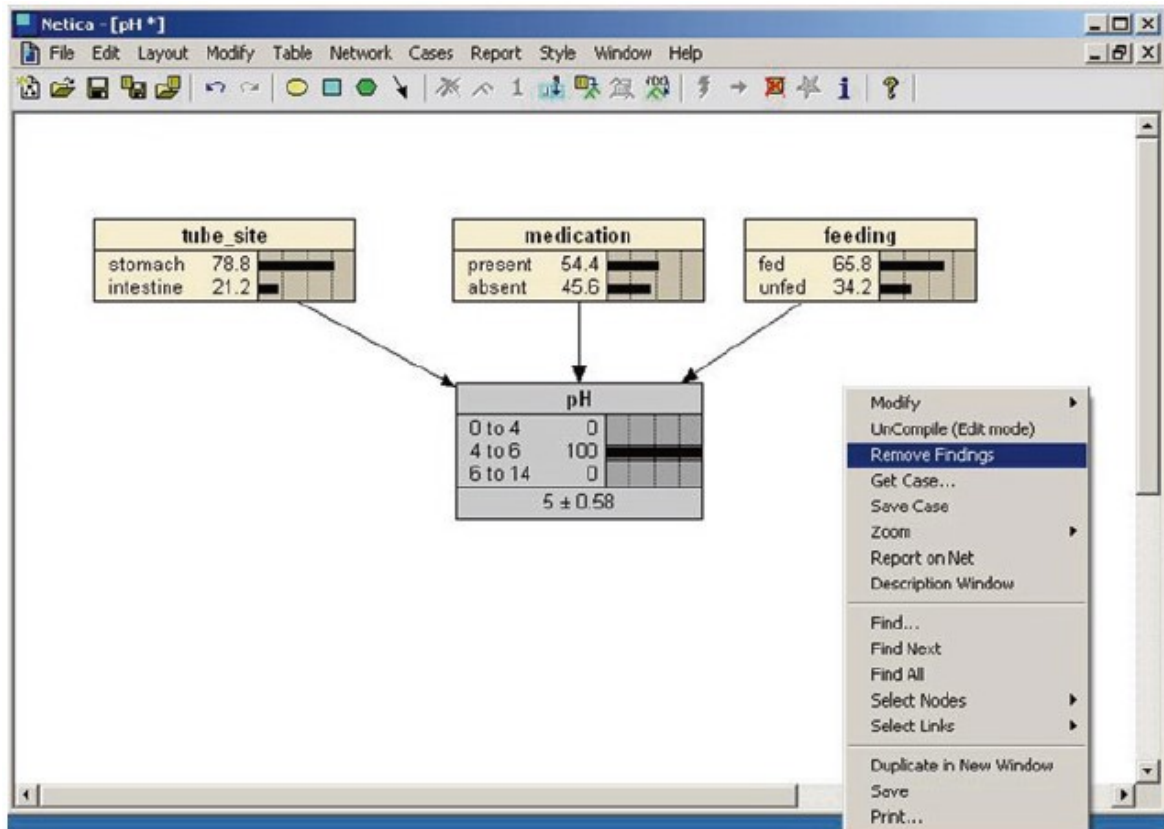
Kita dapat melihat bahwa mengetahui suatu pH menjadi rendah (kurang dari 4) atau tinggi (lebih dari 6) tidak sangat informatif karena probabilitas dari stomach intubation hanya sedikit berubah menjadi 43,2% dari awal 50%.



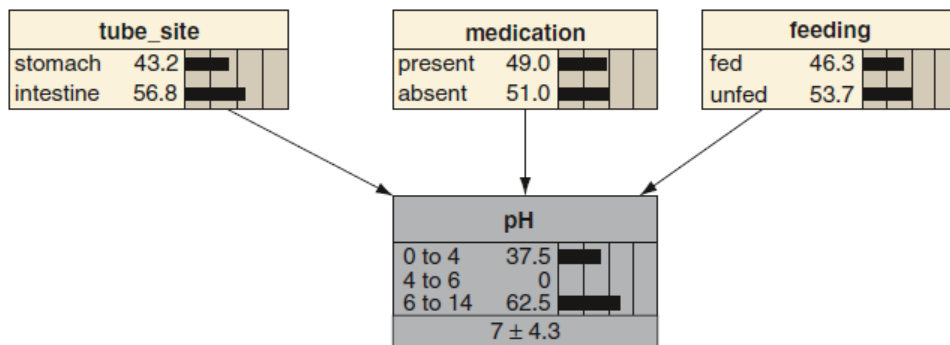
Gambar 12.32 Memasukkan temuan/ findings untuk masing-masing state



Gambar 12.33 BBN 'pH' ketika suatu pH diantara 4 dan 6 telah diobservasi



Gambar 12.34 Menghapus semua temuan yang masuk/ entered findings



Gambar 12.35 Memprediksi tube_site dengan temuan negatif/ negative finding

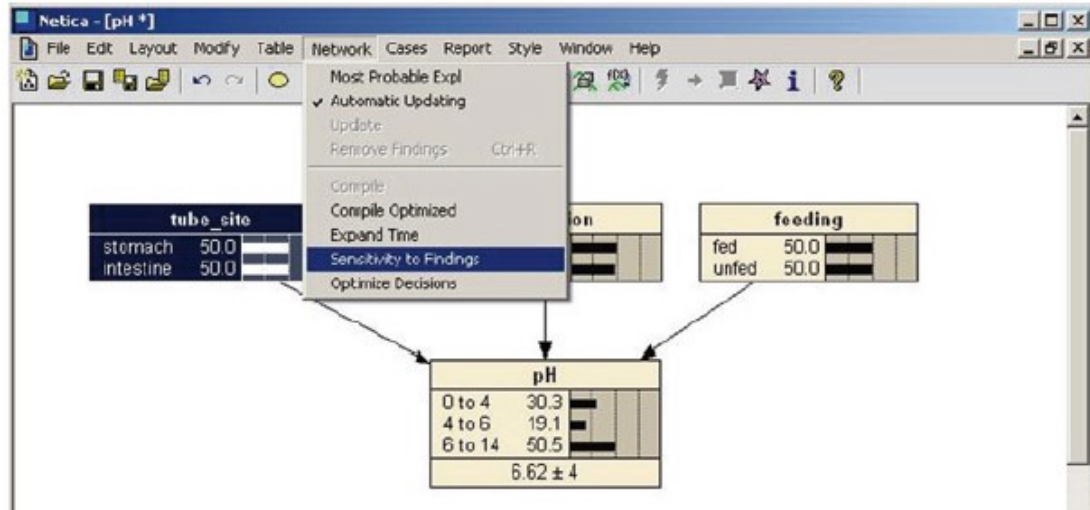
12.7 Analisis Sensitivitas

Analisis sensitivitas sangat penting untuk menguji dampak ketidakpastian. Misalkan kita ingin memeriksa seberapa sensitif 'tube_site' adalah untuk pH, feeding dan medication states.

Klik sekali untuk memilih node 'tube_site', yang menjadi node target untuk analisis sensitivitas .

Pilih *Network\Sensitivity to Findings* dari menu bar (Gambar. 12.36).

Sebuah laporan yang dihasilkan dan ditampilkan didalam *Message* window (Gambar. 12.37).



Gambar 12.36 Pengujian sensitivitas dari tube site untuk pH

Netica - [Messages]

File Edit Search Modify Format Window Help

Sensitivity of 'tube_site' to findings at 'tube_site':

Probability ranges:	Min	Current	Max	RMS Change
stomach	0	0.5	1	0.5
intestine	0	0.5	1	0.5

Entropy reduction = 1 (100 %)

Belief Variance = 0.25 (100 %)

Sensitivity of 'tube_site' to findings at 'pH':

Probability ranges:	Min	Current	Max	RMS Change
stomach	0.1531	0.5	0.6969	0.3527
intestine	0.1031	0.5	0.8469	0.3527

Entropy reduction = 0.3999 (40 %)

Belief Variance = 0.1244 (49.8 %)

Sensitivity of 'tube_site' due to a finding at another node:

Node	Mutual Info	Variance of Beliefs
tube_site	1.00000	0.250000
pH	0.39994	0.1244146
feeding	0.00000	0.000000
medication	0.00000	0.000000

Gambar 12.37 Output dari analisis sensitivitas

Untuk setiap node dalam model (termasuk node target), Netica melaporkan rentang/ range dari probabilitasnya node target mengambil (ditentukan oleh nilai-nilai 'Min' dan 'Max') yang diberikan *memungkinkan/ all possible* nilai yang diambil oleh node ini.

Misalnya, Gambar 12.37 menunjukkan bahwa chance/ kesempatan tube didalam stomach berkisar antara 15,31% (Min = 0,1531) sampai 89,69% (Max = 0,8969), dibandingkan dengan 50% saat ini (Current = 0,5), sebagai respons terhadap semua kemungkinan nilai dari pH.

Suatu single number yang merangkum sensitivitas terhadap findings/ temuan disimpan di bawah *Mutual Information* pada akhir laporan analisis. Semakin besar jumlahnya, semakin sensitif variabel target ('tube_site') adalah variabel yang diberikan. Tidak mengherankan, informasi mutual/ bersama adalah satu untuk 'tube_site' yang merupakan target node. Diantara sisanya, tube sites paling sensitif untuk pH (informasi mutual = 0,39994) tapi tidak untuk medication atau feeding (mutual informasi = 0).

Referensi

1. Hanna GB, Phillips LD, Priest OH, Ni Z. Developing guidelines for the safe verification of feeding tube position - a decision analysis approach. A report for the National Health Service (NHS) Patient Safety Research Portfolio; 2010.
2. Norsys_Software_Corp. Norsys Tutorial. Norsys Software Corporation 1995-2010:2010.