

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADAS AO APOIO  
À DECISÃO MÉDICA NA ESPECIALIDADE DE ANESTESIOLOGIA

TESE SUBMETIDA À UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS (D.Sc.)

RENATO GARCIA OJEDA

FLORIANÓPOLIS, JULHO 1992

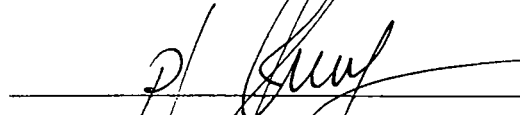
TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADAS AO APOIO  
À DECISÃO MÉDICA NA ESPECIALIDADE DE ANESTESIOLOGIA  
RENATO GARCIA OJEDA

ESTA TESE FOI JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE  
DOUTOR EM CIÊNCIAS (D.Sc.)  
ESPECIALIDADE ENGENHARIA ELÉTRICA, ÁREA SISTEMAS DE INFORMAÇÃO  
E APROVADA NA SUA FORMA FINAL PELO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO



Prof. Walter Celso de Lima, Dr.Sc., LD.

ORIENTADOR



Prof. João Pedro Assumpção Bastos, Dr.D'Etat.

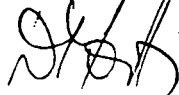
COORDENADOR DO CURSO

BANCA EXAMINADORA



Prof. Walter Celso de Lima, Dr.Sc., LD.

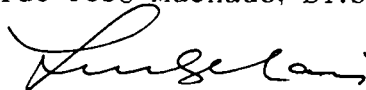
PRESIDENTE



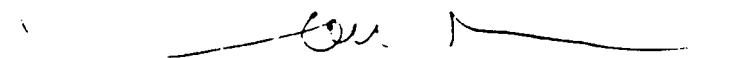
Prof. Danilo Freire Duarte, MD., Dr.Sc.,LD.



Prof. Ricardo José Machado, Dr.Sc.



Prof. Luiz Fernando Jacinto Maia, Dr.Sc.



Prof. Jose Abel Royo dos Santos, Dr.Sc., LD

## BIOGRAFIA

Renato Garcia Ojeda, natural de Punta Arenas - Chile, obteve o título de Engenheiro Eletricista na Universidade de Santiago de Chile em 1981, o Grau de Mestre em Engenharia na Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil, em 1986. Durante o período de 1982 até 1984 foi professor adjunto de eletrônica na Universidade de Magallanes no Chile. Desde 1986 desenvolve pesquisas no Grupo de Pesquisas em Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Santa Catarina.

## OFERECIMENTOS

A minha esposa Lilian e a meus filhos  
Flávio Mauricio e Marcelo Renato.

A meus pais.

A meus irmãos.

## AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Walter Celso de Lima, pela sua valiosa orientação, amizade e apoio no desenvolvimento deste trabalho.

Ao Prof. Dr. MD. Danilo Freire Duarte, pela sua paciência, amizade e ao grande apoio técnico oferecido. O sistema aqui apresentado representa parte, do seu amplo conhecimento na especialidade de anestesiologia.

Aos integrantes do Grupo de Pesquisas em Engenharia Biomédica, pelo seu apoio e amizade. Especialmente ao acadêmico Flavio Piva pela sua importante participação na implementação do sistema aqui apresentado.

## SUMÁRIO

RESUMO.....	ix
ABSTRACT.....	x
CAPÍTULO I.- INTRODUÇÃO.....	1
1.1.- Introdução.....	1
1.2.- Justificativas.....	6
1.3.- Antecedentes.....	9
1.4.- Objetivos específicos.....	11
1.5.- Estrutura proposta.....	13
CAPÍTULO II.- NECESSIDADES DA ESPECIALIDADE DE ANESTESIOLOGIA.....	19
2.1.- Procedimento de planejamento.....	21
2.2.- Procedimento de avaliação.....	23
CAPÍTULO III.- REDES NEURAIS E SISTEMA ESPECIALISTA PARA ANESTESIOLOGIA.....	25
3.1.- Sinergismo entre redes neurais e sistemas especialistas.....	25
3.2.- Redes neurais na representação do conhecimento médico.....	28
3.3.- Propriedades gerais.....	34

CAPÍTULO IV.- ESTRUTURA DO SISTEMA.....	35
4.1.- Ambiente de desenvolvimento do sistema gerenciador....	35
4.2.- Modelos de redes neurais artificial.....	42
4.2.1.- Estruturas das redes neurais.....	50
4.2.2.- Rede neural para a classificação do estado físico do paciente.....	53
4.2.3.- Rede neural para a escolha de medicamentos para pré-medicação.....	56
4.2.4.- Rede neural para a escolha de técnica anestésica	60
4.2.4.1.- Redes neurais complementares para anestesia loco-regional.....	64
4.2.4.2.- Redes neurais complementares para anestesia geral.....	66
4.3.- Bases de dados.....	69
4.3.1.- Base de dados de condições prévias do paciente.	70
4.3.2.- Base de dados de interação de medicamentos.....	71
4.3.3.- Base de dados de síndromes.....	73
4.4.- Módulo de modelos clínicos.....	74
4.5.- Módulo de explanação.....	76
4.6.- Segurança dos dados.....	79
4.7.- Custos do desenvolvimento.....	79
 CAPÍTULO V.- RESULTADOS.....	 81
5.1.- Eficiência do sistema.....	81
5.1.1.- Módulo de redes neurais.....	82
5.1.2.- Módulo gerenciador.....	105
5.1.3.- Módulo de explanação.....	108
5.2.- Limitações do sistema.....	109

5.3.- Validação do sistema.....	110
CAPÍTULO VI.- CONCLUSÕES.....	114
6.1.- Conclusões.....	114
6.2.- Propostas de desenvolvimentos futuros.....	120

## ANEXOS

A.- Telas de execução do programa.....	121
B.- Relatório de saída.....	160
C.- Dados de entradas das redes.....	164
D.- Textos para explanação.....	178

BIBLIOGRAFIA E REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	188
------------------------------------------------	-----



## RESUMO

A tarefa principal de um anestesiolegista é providenciar as condições necessárias para facilitar os procedimentos cirúrgicos aos quais o paciente será submetido. Para isto, o especialista deve analisar uma grande quantidade de informações em um curto período de tempo. Com isso, deve definir quais serão as drogas e técnicas necessárias para a realização do ato cirúrgico, na forma mais segura possível. Toda essa etapa de geração e avaliação do procedimento anestésico, que forma parte do processo de decisão, é um domínio de interesse para aplicações de técnicas de inteligência artificial, na forma de um sistema especialista, tanto no apoio à proposta como na avaliação dos procedimentos anestésicos. Como toda especialidade médica, a especialidade de anesthesiologia possui várias formas de conhecimentos dentro do seu domínio. Esses conhecimentos devem ser representados na melhor forma possível, para obter uma base de conhecimentos consistente no contexto. Propõe-se uma estrutura de sistema especialista integrado, onde cada conhecimento é representado pela técnica que melhor se adapte as características do domínio de aplicação. Essa estrutura integrada, com processamento semântico-numérico, reúne redes neurais, regras de produção, modelos clínicos e bases de dados, atuando sinergicamente para dar apoio à decisão médica na proposta e na avaliação de procedimentos anestésicos. Este sistema é especialmente orientado para residentes do primeiro ano da especialidade de anesthesiologia e como complemento de informação para médicos anesthesiologistas. Ele possibilita ao usuário apresentar os dados indispensáveis à formulação do procedimento anestésico e receber em troca uma sugestão para o manuseio do caso apresentado ou ainda para o usuário constatar se o procedimento anestésico por ele previamente formulado coincide com a sugestão que lhe são oferecidas pelo programa.

## ABSTRACT

The main task of the anesthesiologist is to provide relief from pain for patients during an operation and optimal operative conditions for surgeons, both in the safest possible way. Anesthetists must combine a knowledge of the patient's disease, the drugs he has been taking, the demands of the operation, and the condition of the patient in order to arrive at a proper choice of agents and techniques. The structure of the systems that integrates the various forms of knowledge representation is a trend toward a support for medical decision making that uses artificial intelligence techniques. This structure, besides the traditional heuristics rules, integrates models and other structures allowing a better knowledge representation of the application domain. An application with the above characteristics, specifically applied to anesthesiology, is presented. This integrated system has the goal of supporting of the decision making process, so as to obtain the proposal or evaluation of anesthetic plan. The production rules module is linked to data base modules and to partial inference modules that have neural networks. In the neural networks, the perceptron multi layer structure with supervision learning algorithm is used. The data bases allow the reduction of the knowledge base and they are linked to the inference and manager module. Data bases as the conditions of the patient, syndromes and their anesthetic implications, drug interactions related to pharmacologic antagonism or synergism in the plan of the anesthesiologist, are utilized. This information is used both for inference and explanation process. The paradigm of production rules is used for the management of input data, partial inference , and the generation of complete reports of proposal or evaluation procedure.

## CAPÍTULO I

### 1.1.- INTRODUÇÃO

Os sistemas de apoio à decisão médica são representados computacionalmente por vários paradigmas, sendo os mais utilizados :

- Algoritmos clínicos;
- Base de dados clínicos com funções analíticas;
- Modelos matemáticos de processos físicos;
- Reconhecimento de padrões;
- Estatística Bayesiana;
- Análise de decisões ;
- Raciocínio simbólico;
- Sistemas conexionistas.

O incremento da utilização de métodos computacionais no apoio aos procedimentos de decisão médica é principalmente devido ao crescimento acelerado do conhecimento da área. Esse conhecimento tende a abranger várias especialidades ficando assim na dependência de vários profissionais especialistas para resolverem as tarefas complexas. Essa maior utilização de meios computacionais na medicina, está também associada à diminuição dos custos e à compactação e simplificação da utilização dos sistemas computacionais.

Nesses procedimentos deve ser processada grande quantidade de informação. Essas informações devem ser representadas na melhor forma

computacional possível, a fim de obter um sistema funcional eficiente. Cada paradigma de representação de conhecimentos na área de inteligência artificial é mais apropriado para representar determinadas informações. Grande parte desse conhecimento deve ser adaptado para se ajustar ao modelo correspondente, e assim permitir estruturar uma base de conhecimentos para um sistema especialista. Isso limita logicamente a eficiência do sistema às características do modelo de representação do conhecimento.

A forma mais utilizada continua sendo a representação semântico-simbólica onde o conhecimento é estruturado utilizando técnicas do tipo de regras de produção, "*frames*", ou outro tipo de representação relacional. Isso faz com que grande parte do conhecimento tenha de se adaptar à técnica, obtendo-se assim sistemas pouco flexíveis. Analisando-se a função cerebral humana associada com a inteligência ou processos inteligentes que tenham relação com os procedimentos de decisão de características lógicas, pode-se concluir que uma representação de tipo simbólica perde grande parte da propriedade de generalização. Mediante essa propriedade, pode-se então reconhecer um objeto pelas características principais as quais podem ser difusas ou nebulosas. De outro lado os paradigmas conexionistas ainda que facilitem o processo de representação de tarefas mais intuitivas, perdem no entanto o sentido de análise do processo.

Propõe-se usar uma alternativa de estrutura integrada de representação, desenvolvendo um sistema especialista que permita a utilização modular de vários paradigmas de representação. Com isso tenta-se facilitar o processo de aquisição-escolha ("*elicitation*"), e representação do conhecimento médico, utilizando para isto as vantagens de cada paradigma.

Assim, paradigmas como algoritmos clínicos podem ser utilizados

para inferir informações sobre fatores de risco (por exemplo cardíaco) e as bases de dados que podem ser utilizadas para armazenamento de informações gerais (como interação de drogas, contraindicações médicas, condições prévias do paciente, etc). Os sistemas semântico-simbólicos que apresentam grandes vantagens para gerir o processo de inferência e realizar a interface com o usuário, podem ser utilizados para gerenciar todo o processo de decisão. Paradigmas conexionistas, através das redes neurais, são de grande potencial em processos de reconhecimento de padrões ou na classificação de condições fisiopatológicas em diagnósticos ou terapias. A explanação desse sistema ainda que limitada, está associada a uma estrutura que mais se adapta as necessidades da especialidade. Este tipo de explanação não é muito específica porém, apresenta informações didáticas cuja estrutura facilita a utilização do sistema por residentes da especialidade de anestesiologia. Ainda que existam tendências na melhoria da explanação nos sistemas conexionistas [GALLANT88], os métodos gerais são mais aceitos pelos usuários da especialidade de anestesiologia, permitindo um melhor controle na quantidade de informação da explanação.

Analogamente com o cérebro humano, pode-se associar determinadas tarefas do processo de decisão mais analíticas e lógicas com o uso e controle do hemisfério esquerdo (para pessoas destros) como mais adaptáveis ao paradigma simbólico. Processos mais intuitivos e mais característicos do paradigma conexionista podem ser associados ao hemisfério direito. Paradigmas como base de dados podem ser associadas, por exemplo, com a memória pela sua possibilidade de armazenar grande quantidade de informações. Integrando todos esses paradigmas com modelos matemáticos atuando em conjunto, pode-se obter um sistema funcional para determinados processos de decisão, que gere um sinergismo estrutural para a configuração de um sistema especialista de apoio à decisão médica com representação profunda do domínio. Essa estrutura é utilizada para criar um sistema especialista para a especialidade de

anestesiologia que permita a proposta e/ou avaliação de procedimentos anestésicos. Este sistema é especialmente orientado para residentes do primeiro ano da especialidade de anestesiologia e como complemento de informação para médicos da especialidade de anestesiologia. É organizado para oferecer a possibilidade de apresentar os dados indispensáveis à formulação do procedimento anestésico e receber uma sugestão adequada para o manuseio do caso apresentado ou ainda para possibilitar ao usuário constatar se o procedimento anestésico por ele previamente formulado coincide com a sugestão que lhe são oferecidas pelo programa.

Para satisfazer esse objetivo o sistema utiliza uma estrutura de sistema especialista híbrida que permite a proposta e/ou avaliação de procedimentos anestésicos para cirurgias abdominais e cirurgias de membros. O sistema apresenta também uma alternativa de consulta de referências bibliográficas a partir do menu principal. Essa alternativa resume os principais aspectos fisiopatológicos das entidades mórbidas que condicionaram as cirurgias abdominais e de membros, os problemas peculiares aos vários tipos dessas cirurgias e os fundamentos de farmacologia clínica que justificaram a escolha de técnicas e drogas, informação também utilizada pelo módulo de explanação do sistema.

O sistema foi concebido basicamente para consulta de médicos residentes na especialidade de anestesiologia, o que não exclui a sua utilização por especialistas em anestesiologia que desejem aprofundar as suas reflexões clínicas, tomando como ponto de partida uma das condutas sugeridas pelo programa.

O autor, o orientador e os consultores não tem a pretensão que este sistema se constitua no único caminho aceitável. Pretendem apenas apontar um

dos caminhos entre outros que também podem ser corretos. Pelo exposto o autor não assume a responsabilidade por erros que venham a ser cometidos em consequência da utilização inadequada deste sistema. Deve ser ressaltado que o médico é a única pessoa legalmente responsável pelas decisões que toma, mesmo que esta decisão esteja baseada na informação contida neste sistema.

## 1.2.- JUSTIFICATIVAS

A implementação de um sistema computacional inteligente ou sistema especialista na área de anestesiologia, visa apoiar a decisão médica definindo os procedimentos anestésicos. Este sistema apresenta alternativamente um módulo de avaliação que permite uma análise preliminar dos procedimentos anestésicos propostos.

O especialista em anestesiologia deve, antes de cada cirurgia e considerando os dados do paciente, definir os melhores procedimentos anestésicos com a finalidade de obter a anestesia mais apropriada e de menor risco. Estes dados do paciente são :

- condições fisiopatológicas;
- exame clínico e exames de laboratório;
- medicação administrada ao paciente;
- tipo de cirurgia, etc.

Uma grande quantidade de informações deve ser processada para efetuar essa decisão, o que pode ser realizado mediante uma aplicação de um sistema especialista com objetivos práticos e didáticos. Este sistema especialista, através de processamento semântico e numérico, faz inferência sobre o domínio e é um apoio ao médico na decisão sobre procedimentos anestésicos. Esse sistema propõe e avalia alternativas de solução, escolhendo ou analisando os procedimentos anestésicos aceitáveis para o paciente.

A estrutura proposta possui uma representação de conhecimentos integrada, visando utilizar as melhores características de cada técnica para simplificar o processo de aquisição e escolha do conhecimento . Como se sabe,



essa etapa de estruturação de um sistema especialista é a que apresenta maiores dificuldades, principalmente na profissão médica onde as condutas, embora baseadas em critérios científicos, podem ser diferentes.

No início do desenvolvimento dos sistemas especialistas, a maior parte dos sistemas era estruturado com base em regras de produção, evoluindo, para técnicas de "frames", metaregras, e outras formas de representação simbólica [SHORTLIFFE84]. Ainda assim, o grande problema é a adaptação dos conhecimentos a essas técnicas. Alguns tipos de conhecimentos são difíceis ou impossíveis de serem bem representados por esses métodos. Neste trabalho, propõe-se uma representação integrada do conhecimento para a estruturação de um sistema com conhecimento interativo (IKBS - *Interactive Knowledge Based Systems*) , para representação do conhecimento médico.

Na área médica identificam-se diferentes tipos de conhecimentos, que poderiam ser classificados , objetivando a sua aplicação em sistemas especialistas, como :

- a.- Conhecimento dinâmico relacional;
- b.- Conhecimento dinâmico causal;
- c.- Conhecimento estático;
- d.- Conhecimento determinístico;

a.- Conhecimento dinâmico relacional: é o tipo de conhecimento que é fácil representar por meio de regras de produção, apresentando um número finito de alternativas para definir um fato o que pode ser representado semanticamente.

b.- Conhecimento dinâmico causal : é o tipo de conhecimento onde o efeito

é conhecido, relacionado a um número indefinido de causas, porém podendo ser definido por exemplos, e onde é necessário generalizar baseado em dados limitados. Propõe-se para esse tipo de conhecimento a representação pelo paradigma de redes neurais artificiais, com processamento numérico.

c.- Conhecimento estático : mistura de conhecimento causal e relacional, no qual se tem uma boa definição e pode ser facilmente representado numa base de dados relacionais, de onde pode ser facilmente pesquisado no momento da inferência, por processamento semântico-numérico.

d.- Conhecimento determinístico : tipo de conhecimento que pode ser obtido a partir de modelos matemáticos, algoritmos e/ou equações para definir alguns parâmetros que permitam inferências posteriores. É basicamente um processamento numérico.

Isso permite propor uma estrutura integrada de representação para obter um sistema especialista na especialidade médica de anestesiologia que auxilie na tarefa da proposta de procedimentos anestésicos. Este sistema permite alternativamente avaliar os procedimentos anestésicos propostos fazendo a comparação com as informações que o sistema dispõe sobre as condições fisiológicas do paciente sob análise.

### 1.3.- ANTECEDENTES

As aplicações de técnicas de inteligência artificial na especialidade de anestesiologia não são muito frequentes e as que mais se aproximam aos objetivos propostos deste trabalho são :

ATTENDING [MILLER87] é um sistema de consulta médica que utiliza técnicas de representação de conhecimentos da avaliação do ato anestésico. Utiliza a técnica de representação por ADNs ou redes de representação crescente, que são baseadas em ATNs, ou redes de transição crescentes. Esse paradigma é muito empregado em aplicações e pesquisas de linguagem natural. Este sistema é hierárquico e representa um procedimento anestésico completo de anestesia num grafo onde cada ligação ou arco representa um procedimento anestésico. A análise é efetuada mediante a avaliação da trajetória dentro do grafo que a proposta gera. A resposta é obtida pela interpretação do significado de cada arco da trajetória. Cada arco de união entre dois estados representa um parâmetro do procedimento com avaliação e risco. Este sistema só faz uma avaliação do plano com um número limitado de parâmetros.

RESAC [LINKENS89] é outro sistema especialista em desenvolvimento para assessoria do estado anestésico. Ele permite auxiliar o anestesiológista analisando a "profundidade" da anestesia, e recomenda a dosagem dos anestésicos voláteis. Este sistema desenvolvido na linguagem C é compatível com microcomputadores Atari . A informação que o sistema utiliza está baseada em dados numéricos e não numéricos, tais como sinais de batimentos cardíacos obtidos através de interface serial padrão RS-232, e não numéricos como sintomas e sinais clínicos.

Langtom em 1992 [LANGTON92] apresenta uma aplicação de sistema especialista em anesthesiologia, porém restrito à determinação de interação de drogas anestésicas com drogas cardiovasculares que estejam sendo administradas em pacientes com doenças cardiovasculares. Esses sistemas são os encontrados na literatura pesquisada, com a filosofia de estrutura completamente diferente. Não existe ainda um sistema com as características propostas nessa área. Outros paradigmas para aplicações diferentes podem ser encontrados em [YOSHIDA91], [MACHADO91] ou [GORBAN91], todos com propostas de utilização de redes neurais em sistemas especialistas para a criação de sistemas híbridos.

#### 1.4.- OBJETIVOS ESPECÍFICOS

O objetivo principal do trabalho é a implementação de um sistema especialista híbrido e integrado para apoio das decisões na especialidade de anestesiologia, utilizando técnicas de inteligência artificial, num sistema computacional IBM-PC compatível.

O sistema integra métodos de representação de conhecimentos, base de dados, processamento numérico, semântico e representação de conhecimentos por modelos conexionistas. Por isso é denominado sistema especialista integrado.

O sistema especialista permite:

- 1.- Propor os procedimentos anestésicos, incluindo :
  - 1.1.- Classificação do estado físico do paciente;
  - 1.2.- Drogas para pré-medicação;
  - 1.3.- Técnicas de anestesia;
- 2.- Avaliação geral dos procedimentos anestésicos propostos;
- 3.- Ensino - aprendizado;
  - 3.1.- Apresentação de casos para análise.

#### PROCESSOS PARA A ESTRUTURAÇÃO DO SISTEMA

- 1.- Aquisição dos conhecimentos de especialistas da área de anestesiologia;
- 2 - Criação e utilização de bancos de dados relacionais para:
  - 2.1 - Condições fisiopatológicas ( condições prévias do paciente);
  - 2.2 - Síndromes;
  - 2.3 - Interação de drogas;
- 3.- Estruturas conexionistas:
  - 3.1.- Redes neurais multicamadas para :

3.1.1.- Classificação de estado físico do paciente;

3.1.2.- Escolha de drogas para a pré-medicação;

3.1.3.- Escolha da técnica anestésica.

3.2.- Utilização do algoritmo de retropropagação para treinamento das redes neurais;

4.- Estruturação do módulo de explanação:

4.1.- Escolha de textos;

4.2.- Indexação e modos de apresentação.

Para o processamento dos dados a entrada é feita de duas maneiras:

- Base de dados;

ou - Entrada direta.

Através da base de dados, a informação sobre o paciente pode ser extraída de uma base relacional contendo todas as características do paciente e do procedimento cirurgico. Na entrada direta, o usuário deve definir as características do paciente e do procedimento cirurgico, preenchendo uma série de dados em janelas apresentadas pelo sistema.

### 1.5.- ESTRUTURA PROPOSTA

Na implementação do sistema utilizaram-se formas de representação alternativas dos conhecimentos, lançando mão de um modelo estrutural [LENDARIS80] que permite o emprego de técnicas de sistemas conexionistas ou redes neurais (também conhecidas como redes neuronais). São também integradas bases de dados e processamento semântico-numérico na inferência. Com isso obtem-se uma estrutura integrada onde cada tipo de conhecimento médico utiliza o paradigma mais apropriado de representação. Na figura 1.1 apresenta-se uma estrutura esquemática do sistema proposto, composto por um módulo central baseado em regras de produção, encarregado de gerenciar a inferência, controlando a interface com o usuário e realizando inferências parciais para a geração do relatório final. Módulos com estruturas de redes neurais artificiais, baseadas no modelo perceptron multicamadas e treinadas com o algoritmo de retropropagação são encarregados de obter inferências parciais sobre estado físico do paciente, drogas para pré-medicação e técnicas anestésicas possíveis de ser utilizadas no paciente sob análise para proposta ou avaliação dos procedimentos anestésicos. Módulos procedimentais são também interligados para pesquisar nas bases de dados as possíveis interações de drogas e/ou contraindicações. Toda essa informação é transferida para o módulo gerenciador. A ativação de modelos clínicos em módulos procedimentais permitem estabelecer, por exemplo, o risco cardíaco em cirurgias não cardíacas. O módulo gerenciador manipula essa informação gerando os relatórios correspondentes e ativando finalmente o módulo de explanação. Este último módulo é encarregado de tentar explicar, através de explanação de tipo causal, o resultado obtido pelo sistema.

REPRESENTAÇÃO ESQUEMÁTICA DA ESTRUTURA DO SISTEMA ESPECIALISTA  
PARA PROPOSTA E AVALIAÇÃO DE PROCEDIMENTOS ANESTÉSICOS

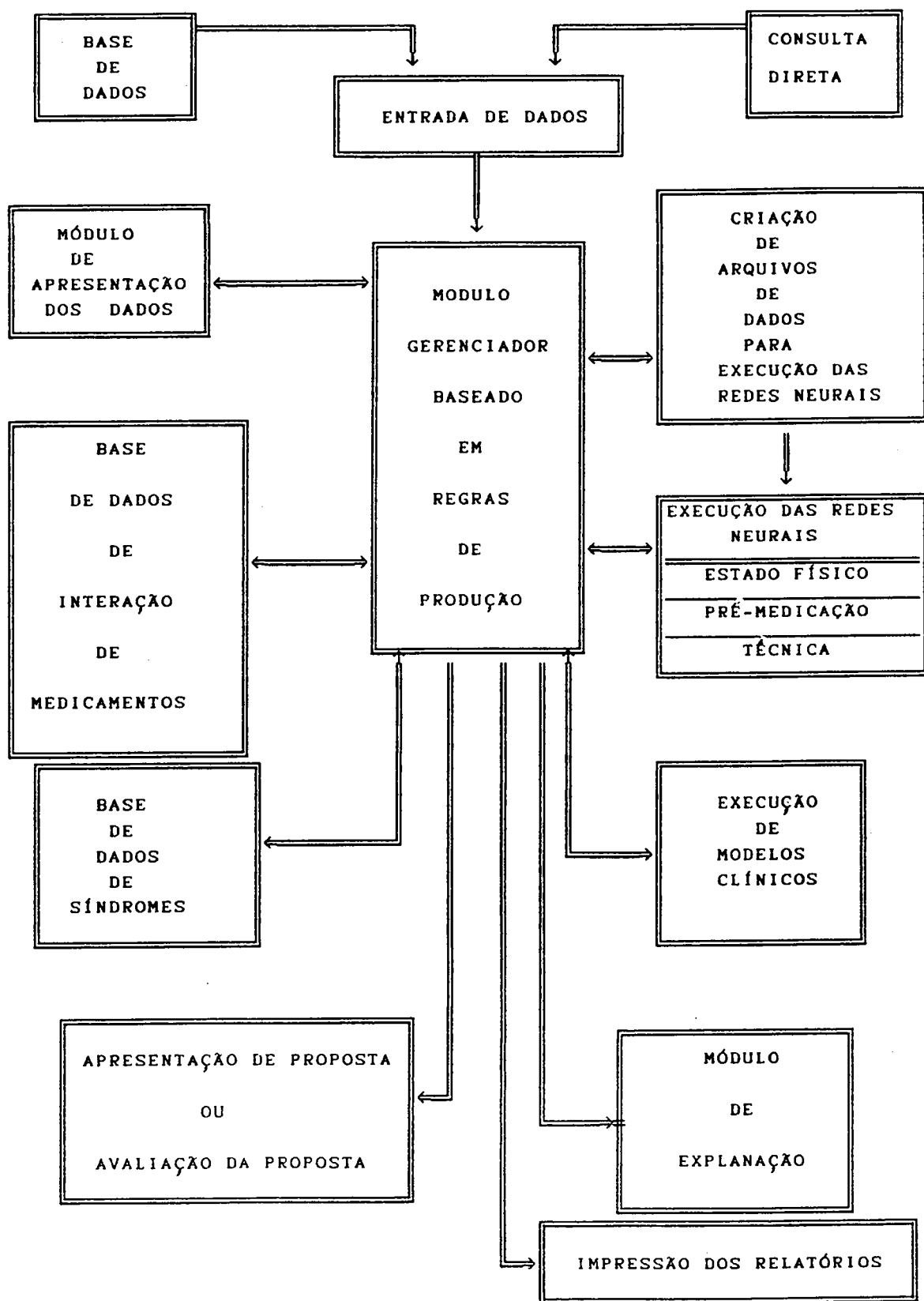


Figura 1.1.- Estrutura esquemática do sistema proposto.



Basicamente o sistema apresenta dois modos de operação :

- a.- Modo proposta ou procedimento de proposta;
- b.- Modo avaliação ou procedimento de avaliação.

Em ambos os modos as entradas de dados podem ser feitas diretamente pelo usuário preenchendo uma série de itens com os dados do paciente com a informação necessária para cada cirurgia. Como alternativa, a entrada pode ser feita via base de dados onde são armazenadas as condições fisiopatológicas de pacientes diversos e pode-se escolher um paciente com características específicas para analisar as sugestões.

a.- Modo proposta :

No modo proposta os dados de entrada são os necessários para obter a proposta dos procedimentos anestésicos que inclui basicamente :

- condições prévias do paciente;
- exame clínico e exames de laboratório;
- região e tipo de cirurgia;
- drogas pré-operatórias ;
- história do paciente.

Com esses parâmetros o sistema efetua as seguintes tarefas :

- PROPOSTA :
- 1- Entrada dos dados do paciente;
  - 2- Avaliação dos exames de laboratório;
  - 3- Sugestão de exames complementares;
  - 4- Determinação do risco de morte por causa cardíaca e/ou a possibilidade de infarto do miocárdio no peri-operatório;
  - 5- Geração dos arquivos para ativação das redes neurais para:
    - classificação do estado físico do paciente;
    - escolha de drogas para medicação pré-anestésica;
  - 6- Escolha da técnica anestésica;
    - Para anestesia regional :
      - Escolha de drogas anestésicas;
      - Escolha dos procedimentos adicionais;
      - Nível de bloqueio;
      - Drogas para sedação;
      - Monitorização trans-operatória.
    - Para anestesia geral :
      - Procedimento de indução;
      - Drogas para indução / manutenção;
      - Bloqueadores neuromusculares;
      - Manutenção das vias aéreas;
      - Monitorização trans-operatória.
  - 7- Verificação de interação de drogas pré-operatórias e drogas para medicação pré-anestésica, e/ou indução e manutenção da anestesia;
  - 8- Verificação de contraindicação de drogas e/ou técnicas dependendo das condições prévias do paciente;
  - 9- Geração de relatórios e explicações causais da proposta.

b.- Modo Avaliação :

Para o procedimento de avaliação, além das entradas como no caso de proposta, o usuário deve entrar com a escolha da medicação pré-anestésica e técnica anestésica proposta para o paciente. Com isso o sistema gera uma outra proposta e compara as escolhas do usuário verificando-se se existe concordância ou não entre ambos os procedimentos. Existindo concordância é aceita a proposta sendo que poderá ser apresentada informação adicional. Não existindo concordância e/ou existindo interações e/ou contraindicações na proposta do usuário, essas limitações são apresentadas e é sugerida a proposta do sistema.

- AVALIAÇÃO:
- 1- Entrada dos dados do paciente;
  - 2- Entrada dos procedimentos propostos;
  - 3- Avaliação dos exames de laboratório;
  - 4- Sugestão de exames complementares;
  - 5- Determinação do risco de morte por causa cardíaca e/ou a possibilidade de infarto do miocárdio no peri-operatório;
  - 6- Geração dos arquivos para ativação das redes neurais para:
    - Classificação do estado físico do paciente;
    - Escolha de drogas para a pré-medicação;
  - 7- Escolha da técnica anestésica;
    - Para anestesia regional :
      - Escolha das drogas anestésicas;
      - Escolha dos procedimentos adicionais;
      - Nível de bloqueio;
      - Drogas para sedação;
      - Monitorização trans-operatória.

- Para anestesia geral :
  - Modalidade de indução;
  - Drogas para indução / manutenção;
  - Bloqueadores neuromusculares;
  - Manutenção das vias aéreas;
  - Monitorização trans-operatória.

8- Comparação dos procedimentos anestésicos propostos pelo usuário e os procedimentos gerados pelo sistema.

9-Verificação da interação de drogas pré-operatórias com drogas para medicação pré-anestésica, e/ou indução e manutenção da anestesia.

10-Verificação de contraindicação de drogas e/ou técnicas dependendo das condições prévias do paciente.

11-Geração de relatórios e explicações causais dos procedimentos anestésicos.

## CAPÍTULO II

### NECESSIDADES DA ESPECIALIDADE DE ANESTESIOLOGIA

Para propor e/ou avaliar os procedimentos anestésicos apropriados a cada paciente é necessário fazer uma boa avaliação das condições fisiopatológicas do mesmo através de exames clínicos e laboratoriais. De todos esses parâmetros fisiopatológicos deve-se escolher os mais preponderantes e que maior influência tenham na decisão final desejada. Parâmetros como história do paciente e dados de laboratório que permitam determinar o estado físico do paciente, o tipo e local de cirurgia são de primordial importância para o processo de decisão do anestesiolegista.

A existência de interações de drogas e/ou contraindicações de drogas e/ou técnicas anestésicas, dependendo das condições do paciente e das drogas previamente administradas, são limitações importantes para a definição dos procedimentos anestésicos. Essas interações podem acontecer quando duas ou mais drogas são administradas simultânea ou sucessivamente e seu efeito se potencialize, diminua ou até mesmo se modifique. Isso dá origem a sinergismos ou antagonismos de tipos diversos.

Segundo a padronização de termos aprovada pela Confederação Latinoamericana de Sociedades de Anestesiologia -CLASA- [DUARTE87] define-se sinergismo como o tipo de interação que leva a um efeito igual ou maior que a soma dos efeitos dos medicamentos administrados ao paciente, podendo ser subdividido em sinergismo por adição ou sinergismo por potencialização. O sinergismo por adição acontece quando o efeito resultante dos dois medicamentos equivale à soma dos efeitos isolados. No sinergismo por potencialização o efeito resultante é maior que a soma dos efeitos isolados.

Por outro lado, antagonismo é o tipo de interação medicamentosa que leva à diminuição do efeito de um dos medicamentos administrados, podendo existir antagonismo fisiológico, farmacológico ou químico. No antagonismo fisiológico os medicamentos atuam em sistemas independentes produzindo efeitos opostos que se contrabalançam. O exemplo clássico é o antagonismo entre barbitúricos e analépticos [TEMKINS58]. No antagonismo farmacológico, a interação dos medicamentos no mesmo sítio biológico resulta numa redução do efeito de um deles. Cita-se como exemplo o antagonismo entre alfabloqueadores adrenérgicos e amina adrenérgica vasopressora [CRAIG82]. Finalmente na interação por antagonismo químico, os medicamentos associados reagem quimicamente entre si, resultando na inativação farmacológica de um deles. Um exemplo é o caso da heparina e da protamina [GROGONO80].

Nesses processos, a definição de drogas e técnicas de anestesia a serem utilizadas são limitadas pelas condições do paciente e pelo tipo de cirurgia. As escolhas deverão permitir a aplicação do princípio de individualização [HALSEY87] pelo qual "cada paciente deve receber a anestesia que mais se adapte às necessidades individuais. Anestésicos, medicamentos adjuntos da anestesia, técnicas e métodos devem ser escolhidos com o objetivo de manter, tanto quanto possível, o equilíbrio homeostático daquele indivíduo". A partir desse princípio torna-se aceitável a utilização de um sistema especialista de apoio à decisão médica de maneira que, manipulando os conhecimentos da especialidade, possa propor as condições desejadas permitindo uma maior individualização dos procedimentos, como também proporcionar uma alternativa de avaliação de propostas para determinados casos problemáticos.

## 2.1.- PROCEDIMENTO DE PLANEJAMENTO

O procedimento na proposta dos procedimentos anestésicos que um especialista da área de anestesiologia executa pode ser esquematizado como na figura 2.1, com a finalidade de obter as alternativas de pré-medicação e de técnica anestésica apropriadas a cada indivíduo e circunstância.

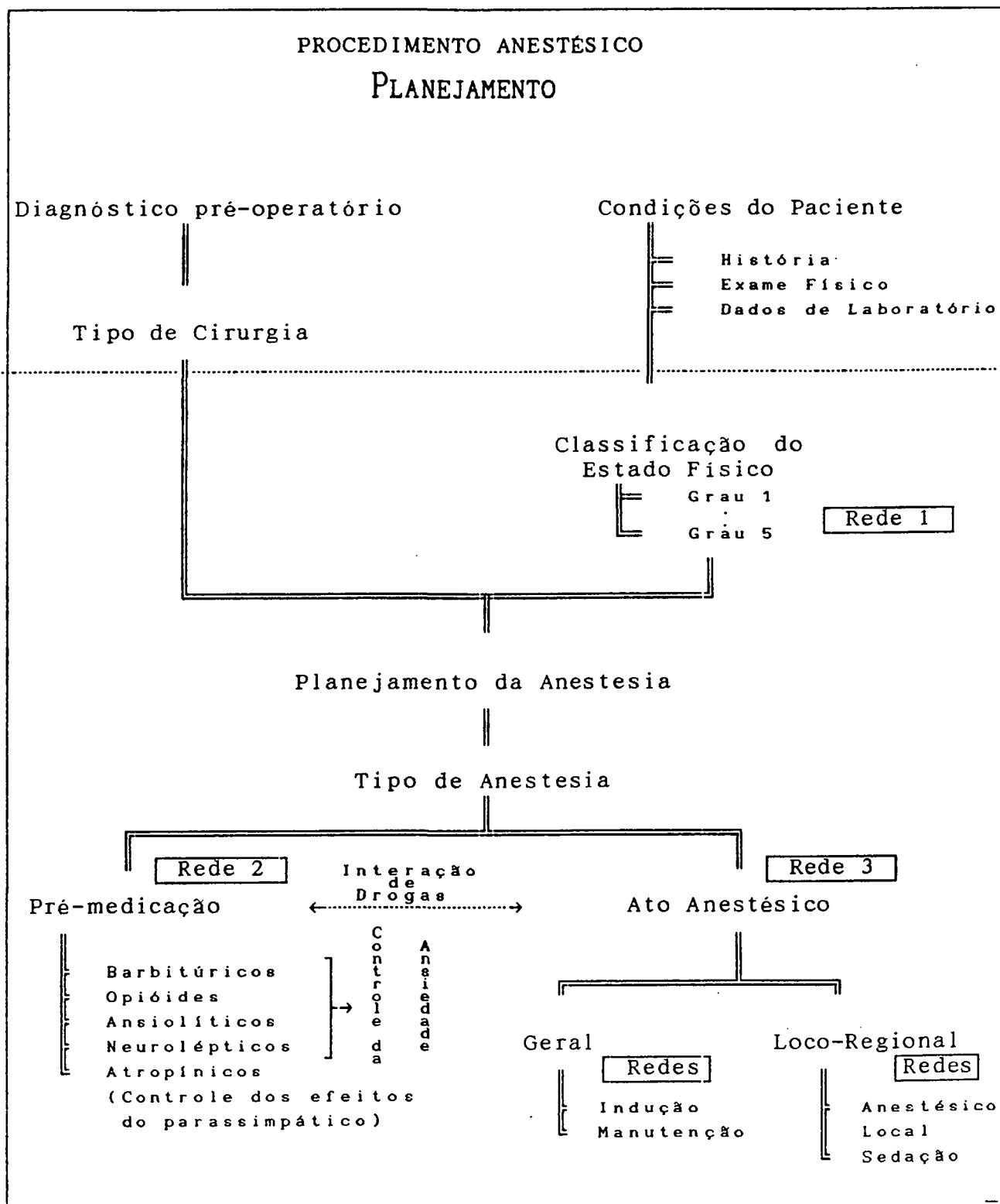


Figura 2.1 Proposta de procedimento anestésico



### 3.2.- PROCEDIMENTO DE AVALIAÇÃO

Analogamente, o procedimento na avaliação dos procedimentos anestésicos são efetuado por um especialista analisando várias limitações, o que pode ser esquematizado na figura 2.2.

Em ambos os esquemas as linhas pontilhadas separam os conhecimentos e as informações iniciais dos processos de decisão. Indica-se também a associação de cada rede neural utilizada no sistema, com o processo de classificação que é efetuado durante a decisão médica.

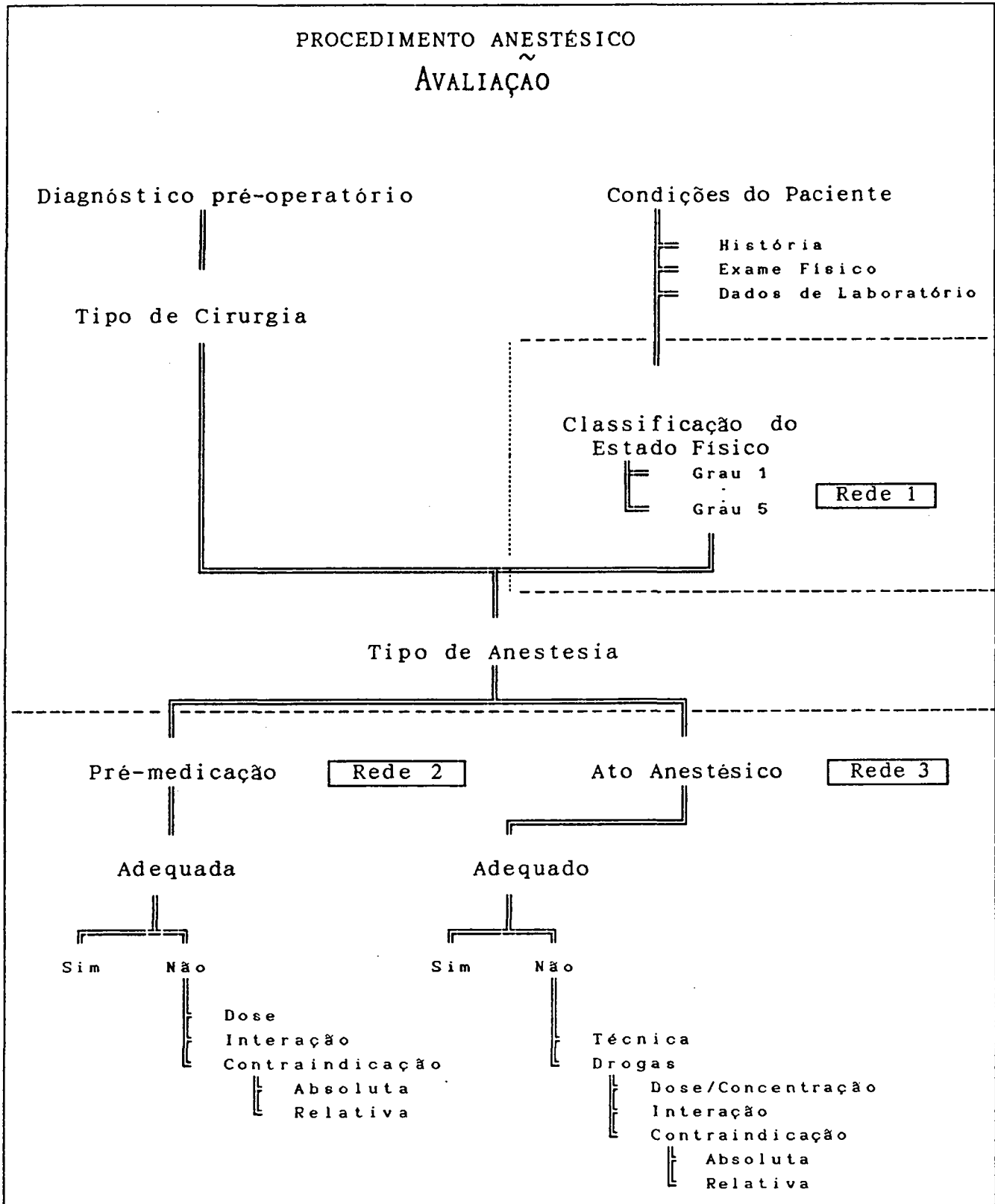


Figura 2.2.- Avaliação de procedimentos anestésicos

## CAPÍTULO III

### REDES NEURAIIS E SISTEMAS ESPECIALISTAS PARA ANESTESIOLOGIA

#### 3.1.- SINERGISMO ENTRE REDES NEURAIIS E SISTEMAS ESPECIALISTAS

Os sistemas computacionais de quinta geração que estão estruturados em torno de sistemas baseados em conhecimentos e estruturas de processamento paralelo, começam a evoluir para os sistemas de sexta geração, marcando o final da década de 80.

Estes sistemas de sexta geração [SOUCEK88] estão sendo orientados para obter sistemas computacionais que simulem as atividades do cérebro humano, não só em sua função, mas também em sua estrutura, utilizando técnicas ópticas, bio-chips e computação neural. Como na atualidade não é possível uma emulação do cérebro, tende-se a simular algumas funções associadas à inteligência, efetuadas pelo sistema biológico. Os sistemas de sexta geração não podem ser desenvolvidos centralizados numa determinada área científica, mas na interação de várias delas. Nessa integração interagem tecnologicamente especialidades como psicologia, fisiologia, lingüística, lógica, engenharia, etc. Isso visa a criação de estruturas integradas de técnicas e paradigmas .

A partir dessas premissas, as técnicas e estruturas dos sistemas especialistas deverão modificar-se para absorver essas tendências. Estima-se que a tendência lógica dos sistemas especialistas, primariamente baseados em métodos de solução de problemas e estruturas baseadas em lógica matemática, seja para os sistemas integrados de processamento semântico-númerico. Com essa integração, criam-se sistemas híbridos que permitam uma melhor simulação

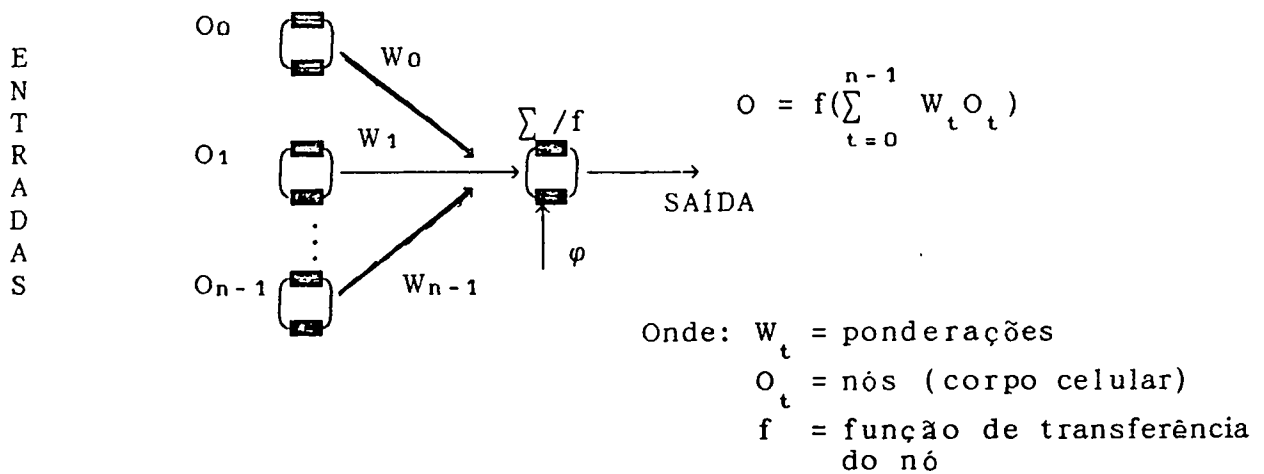
das funções do cérebro. O cérebro humano pode ser dividido em dois hemisférios: esquerdo e direito. As evidências permitem associar, para a maioria das pessoas, o hemisfério esquerdo com tarefas sequenciais e mais de natureza lógica; enquanto que o hemisfério direito está associado com tarefas de solução por processos de natureza paralela e intuitiva. Essas tarefas sequenciais como operações matemáticas, compreensão da linguagem, e basicamente as estruturas de sistemas especialistas baseados em regras, são procedimentos que podem ser decompostos em subtarefas independentes. Podem ser resolvidas com a obtenção de dados parciais e podem ser facilmente modeladas nos sistemas computacionais tradicionais. Até a década de oitenta, todas as aplicações de técnicas de inteligência artificial eram feitas em máquinas sequenciais baseadas nesses procedimentos sequenciais, especialmente em sistemas especialistas. Isso limitou o desempenho desses sistemas. Em meados da década de 80 aparecem as aplicações visando soluções em estruturas paralelas, o que nas aplicações de técnicas de inteligência artificial tenta aprimorar os modelos que simulam as atividades do cérebro associadas às atividades "inteligentes", permitindo a associação integrada dos dois hemisférios do cérebro humano.

As tarefas paralelas apresentam a limitação de necessitar todos os dados disponíveis antes de iniciar o processamento. Portanto esses procedimentos representam uma síntese global, não permitindo decomposição do problema. Dentre os paradigmas paralelos, os sistemas conexionistas apresentam atualmente uma solução intermediária por permitir a solução de problemas simulando estruturas paralelas em máquinas sequenciais. Nesse paradigma as redes neurais [LIPPMAN86] são as mais utilizadas. Esses sistemas simulam os processos de armazenamento e comunicação paralela entre os neurônios biológicos, permitindo representar os processos de aprendizado e de memória distribuída. Obtem-se assim o processo de sinergismo existente entre

o hemisfério esquerdo e o direito do cérebro para realizar tarefas denominadas inteligentes, permitindo uma aproximação do objetivo de simulação das funções inteligentes do cérebro. Acredita-se que essa solução integrada de sistemas sequenciais como sistemas especialistas baseados em regras de produção com sistemas de natureza paralela como redes neurais, geram um sinergismo semântico-numérico que facilita a aplicação de técnicas de inteligência artificial, especialmente na área médica. Essa área apresenta grande parte dos conhecimentos e procedimentos de tipo dinâmico causal nos processos de decisão . A tendência dos sistemas integrados ou híbridos representa uma alternativa interessante para as novas estruturas de sistemas especialistas na área médica.

### 3.2.- REDES NEURAIS NA REPRESENTAÇÃO DO CONHECIMENTO MÉDICO

As redes neurais artificiais são paradigmas importantes para as máquinas cognitivas. Sua principal característica é a representação distribuída da informação ou conhecimento, na forma de conexões entre um grande número de elementos simples, os neurônios artificiais. Esses elementos realizam a mesma função operacional entre entrada-saída: uma soma ponderada das suas entradas e uma transformação não linear como função de transferência na saída. A estrutura básica de um neurônio artificial é apresentada na figura 3.1. Esse neurônio artificial é associado a outros elementos iguais para formar uma estrutura de rede. Essa rede é formada por uma ou mais camadas interligadas dependendo do modelo topológico e por um algoritmo de aprendizado. Com esses parâmetros definidos a rede é treinada para mapear uma certa relação entrada-saída baseada num conjunto de exemplos. O grande interesse na utilização desta técnica está baseado no poder de generalização da estrutura. Isso facilita a modelagem de funções não algorítmicas de conhecimento empírico. Dentro desse paradigma a representação de conhecimentos é uma aplicação interessante que, mesmo com certas limitações, pode ser uma ferramenta para a representação de conhecimento intuitivo ou de tipo dinâmico causal.



Para  $f$  = função sigmóidea =  $f = \frac{1}{1 + \exp(-O + \varphi)}$

Onde  $\varphi$  é o limiar de ativação de cada neurônio.

Figura. 3.1 - Um tipo de modelo de neurônio artificial

As causas do aumento do interesse nas aplicações das redes neurais artificiais (RNAs) estão ligadas ao avanço tecnológico e ao aparecimento de computadores digitais de maior velocidade e capacidade. Nesses, os modelos de redes neurais podem ser mais facilmente simulados. O grande interesse em estruturas de processamento paralelo, como opção para a sexta geração de computadores, favorece também a aplicação dos paradigmas de redes neurais, já que o processamento dessa estrutura apresenta características paralelas com representação de informação distribuída. Por outro lado, o desenvolvimento de novos algoritmos de aprendizado para diferentes tipos de estruturas topológicas, com resultados até certo ponto inesperados, estimulou no final da década do 80 o aumento considerável de pesquisas e aplicações de redes neurais artificiais.

Essas arquiteturas conexionistas não pretendem emular o funcionamento de um cérebro humano, mas sim obter informações de como o cérebro efetua o processamento da informação. É importante salientar também, que os modelos de topologias de RNAs são teóricos e na maioria dos casos não realizáveis fisicamente, uma das razões que alguns pesquisadores utilizam para a não aceitação deste paradigma. Uma das premissas do conexionismo para aplicações em inteligência artificial é o fato de que se pode analisar um problema, do ponto de vista de como o cérebro realiza os procedimentos de resolução, ativando uma série de neurônios biológicos que interagem numa rede biológica, e não através de manipulação simbólica por regras de produção ou outro meio simbólico de representação.

Uma das maiores limitações dos sistemas especialistas baseados só em processamento simbólico é a representação de conhecimento de senso comum. Esse é um tipo de conhecimento mais intuitivo do contexto de aplicação que favorece a generalização dos processos de inferência. Isso, na atualidade, limita a eficiência desse paradigma de sistemas especialistas. Acredita-se que o senso comum provem da nossa capacidade do armazenamento de grande quantidade de informação. Mais importante entretanto é a habilidade do cérebro humano para extrair rápida e eficientemente o conhecimento relevante no instante certo [KNIGHT90].

O funcionamento de cérebro humano para efetuar esse processo de recuperação de informação é basicamente um acesso à memória direcionado pelo conteúdo. Nesse processo, quando se pensa em algum objeto ou conhecimento desejado, pensa-se em suas características básicas, geralmente incompletas. Essa informação é associada com um padrão característico de algum objeto ou conhecimento armazenado na memória. Todo esse processo de extração de conhecimento direcionado por conteúdo é basicamente um processo de



classificação de padrões, o qual, na atualidade, pode ser simulado por estrutura de redes neurais artificiais. Essa estrutura de rede neural, é treinada para armazenar o conhecimento de um domínio específico, distribuído nas suas topologias e ponderações. Esse processo de treinamento cria uma superfície das soluções plausíveis no domínio. Essa superfície é subdividida em áreas características associadas a cada família de padrões de treinamento.

Depois do treinamento, na execução as RNAs efetuam um processamento numérico, classificando o padrão apresentado dentro de uma dessas áreas de decisão geradas no processo de treinamento. Isso permite inferir (extrair informações) com dados incompletos, além de permitir um processo de generalização. Esse processo de generalização é obtido pelo fato de não ser necessário treinar a rede com todas as opções possíveis de solução no domínio, senão só com as mais características. Assim, a estrutura de RNA pode interpolar ou extrapolar os seus resultados, apresentados em níveis difusos a informação desejada, representada pelo nível de ativação do neurônio artificial da camada de saída que caracteriza o objeto ou o conhecimento a extrair.

O processo de classificação que realiza uma rede neural artificial pode ser considerada uma tarefa "*inteligente*", baseada na experiência. Assim, uma tarefa inteligente pode ser definida como um reconhecimento de padrões baseados em alto grau de treinamento. Uma tarefa especialista, entretanto, pode ser associada a uma série de tarefas inteligentes possíveis de serem realizadas num domínio limitado de aplicação. Com isso, as aplicações de RNAs em sistemas especialistas permitem preencher algumas limitações do processamento simbólico, porém com algumas limitações. Utilizando redes neurais artificiais, pode ser realizado o processo de aquisição dos conhecimentos a partir de um conjunto de exemplos. Isso permite

treinar uma rede, para que o conhecimento fique representado pelas ponderações da rede. Isso facilita o grande problema de aquisição do conhecimento de um ou de vários especialistas. Para um especialista é muito difícil definir a sua metodologia de resolução dos problemas do domínio. Mais difícil, é ainda para ele estruturar regras com todos ou a maioria dos parâmetros dos quais depende a conclusão. Para o especialista da área médica, em geral é mais fácil dar exemplos característicos de determinados casos. Este tipo de informação é mais apropriada para uma máquina de inferência indutiva, o que implica em aprendizado baseado em exemplos que podem ser geradas por uma RNA.

Esse paradigma conexionista apresenta algumas desvantagens e limitações. Por exemplo, a eficiência da rede será tão boa quanto o conjunto de exemplos para treinamento for característico do domínio. No caso de rede perceptron multicamada ela dependerá do processo de minimização da soma do erro quadrático sobre os padrões aprendidos. Como esse processo é uma forma de regressão não linear, se o espaço de solução do problema não for bem representado pelos padrões de treinamento, a interpolação ou extrapolação do resultado com outros padrões não gerará um resultado plausível. Esse tipo de representação de conhecimento, que a RNA efetua através dos valores numéricos das ponderações e não de forma simbólica, é uma forma distribuída e de alto grau de opacidade representando basicamente uma função caixa preta que mapeia um relacionamento entrada-saída. Com isso dificulta-se enormemente o processo de explanação necessário num sistema especialista, limitando a criação de sistemas especialistas baseados só em redes neurais artificiais. Por outro lado, as RNAs podem ser utilizadas eficientemente em processo de inferências parciais, com boa eficiência e rapidez no processo. Uma das limitações maiores desse paradigma é em aplicações onde existem fenômenos dependentes do tempo. Este parâmetro é difícil de incluir no tipo tradicional de RNAs, porém

existem variantes para estruturas de RNAs de tipo recorrentes [SERRA89].

Com relação ao processo de explanação, geralmente é realizado através da interpretação da regra ativada em sistemas de processamento simbólico. No caso das RNAs a explanação só pode ser feita relacionando os parâmetros do padrão apresentado à rede como causa do padrão característico da saída ou associando uma estruturas semântica [GALLANT88]. Isso é basicamente uma explanação causal muito limitada. Apesar destas limitações a área médica é um domínio interessante para aplicações de RNAs, onde grande parte das condutas, embora baseadas em critérios científicos, podem ser influenciados pela formação ou escola do especialista, e são baseadas em conhecimentos obtidos depois de longos períodos de observações de causas/efeitos. Além disso, a maior parte dos problemas reais possuem conhecimentos integrados, o que facilita, como é proposta, a utilização de representação de conhecimentos integrando diferentes técnicas dependendo do tipo de conhecimento ou tarefa desejada. A integração das RNAs com módulos de regras de produção é uma alternativa que pode melhorar a tarefa de explanação, diminuindo a opacidade do sistema geral. Uma integração parcial gera o que se conhece como sistemas híbridos [MACHADO91] onde são integrados sistemas conexionistas e sistemas simbólicos, ou redes especialistas [CAUDILL91] e ainda adicionando, como é proposto, outras técnicas de representação geram-se os sistemas especialistas integrados.

### 3.3.- PROPRIEDADES GERAIS.

Há uma tendência atual para utilizar os modelos conexionistas para aplicações em inteligência artificial, porém não são os únicos nesse paradigma de sistemas dinâmicos. Existem também modelos de redes booleanas, sistemas de classificação, modelos de reação-difusão, [SERRA90]. As características principais desses sistemas dinâmicos são robustez, generalização e tolerância a falhas, vantagens de grande utilidade em aplicações em sistemas cognitivos. Todos esses sistemas tem uma inspiração em modelos biológicos, como o caso das redes booleanas baseadas em redes genéticas, e especialmente os modelos conexionistas como as redes neurais artificiais baseadas no sistema nervoso humano. Além das propriedades aproveitáveis em IA, existem desvantagens, como a perda da linha de raciocínio do processo inferencial, o que limita o poder de explicar "porquê" da conclusão, ainda que existam alternativas de estruturas mistas redes neurais-redes semânticas como soluções parciais ao problema de explanação dos modelos conexionistas [GALLANT88]. Por outra parte, este processo de explanação é relativamente fácil de obter em sistemas simbólicos. É válido supor, portanto, que pode existir uma complementação de ambas as técnicas, obtendo um sinergismo benéfico para aplicações em sistema de apoio à decisão médica. Como no processo de estruturação de um sistema simbólico, o qual precisa de um processo de aquisição e escolha do conhecimento relevante do domínio, os sistemas conexionistas precisam de um processo para a definição da estrutura e topologia das redes neurais. Isso consiste em determinar número de elementos, número de camadas, tipos de funções de transferência, parâmetros de aprendizado, conjunto de padrões de aprendizado, algoritmo de aprendizado, etc. Todos esses elementos permitem obter através de uma representação distribuídas nas ponderações das ligações da rede, o conhecimento necessário para inferir as saídas plausíveis do sistema.

## CAPITULO IV

### ESTRUTURA DO SISTEMA

O sistema foi desenvolvido nas linguagens Pascal e dBase utilizando um sistema computacional IBM-PC compatível. Para execução recomenda-se uma configuração mínima de AT286 com 2 Mbytes de disco rígido disponível e sistema operacional DOS versão 3.3 ou superior. Como o sistema está composto por uma série de módulos integrados é necessário analisar separadamente cada um deles:

- módulo gerenciador;
- módulo de redes neurais;
- módulo de bases de dados;
- módulo de modelo clínico;
- módulo de explanação.

#### 4.1.- AMBIENTE DE DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA GERENCIADOR (SHELL)

O módulo gerenciador é baseado em regras de produção. Para a estruturação desse módulo deve-se analisar o ambiente no qual é desenvolvido. Na definição do tipo de "shell" e do tipo de máquina de inferência, consideraram-se as propriedades de cada tipo de busca, cujas características mais se adaptassem ao problema.

Na estratégia de busca progressiva ou para frente ("*forward chaining*"), o controle da inferência é feito pelo antecedente da regra de produção (cláusula IF). A mudança é feita no conseqüente da regra (cláusula THEN). Essa estratégia é mais apropriada a problemas de projetos. Nessas

aplicações as soluções possíveis não podem ser enumeradas no início e devem ser construídas pela aplicação. Essa estratégia também é conhecida como busca orientada pelos dados ("*data-driven*").

A estratégia de busca regressiva ou para trás ("*backward chaining*"), ou também conhecida como busca orientada por objetivos ("*goal-driven*"), é aplicável a processos de diagnósticos onde geralmente é possível conhecer todos os dados necessários na inferência no início do processo. Nessa estratégia, para sistemas estruturados em regras de produção, o que controla a inferência é o conseqüente da regra (cláusula THEN) e o que muda é o antecedente (cláusula IF).

O processo de proposta e avaliação de procedimentos anestésicos, ainda que se configure como planejamento, apresenta mais características de diagnóstico. Em geral na proposta ou avaliação de procedimentos anestésicos todos os dados estão disponíveis no início do processo de inferência. Por isso, para a estrutura do tipo de máquina de inferência do módulo baseado em regras de produção foi escolhida a estratégia de busca regressiva ("*backward chaining*"). O protótipo foi desenvolvido num "*shell*", em linguagem Pascal, numa versão adaptada ("*customizada*") do Insight II+ , modificada para cumprir as necessidades do sistema , incrementando rotinas que permitem uma interface rápida com programas externos, especialmente com os programas simuladores de redes neurais artificiais. O módulo gerenciador é dividido em quatro tipos básicos de regras:

- regras de comparação;
- regras de execução;
- regras de controle de inferência;
- regras de controle de relatórios;
- filtros.

## REGRAS DE COMPARAÇÃO

As regras de comparação são utilizadas para efetuar inferências parciais como análise dos exames clínicos, comparação dos procedimentos anestésicos, etc. Por exemplo, a verificação do tipo de explanação para o grau do estado físico apresentado pelo paciente é feita pelas regras de produção da figura 4.1.

```
RULE EXPLANACAO ESTADO F1
IF EF = "O paciente apresenta um estado fisico grau 1"
THEN EST1_EXPLANADO
AND DISPLAY EXPLAN_EST_1
ELSE EST1_EXPLANADO

RULE EXPLANACAO ESTADO F2
IF EF = "O paciente apresenta um estado fisico grau 2"
THEN EST2_EXPLANADO
AND DISPLAY EXPLAN_EST_2
ELSE EST2_EXPLANADO

RULE EXPLANACAO ESTADO F3
IF EF = "O paciente apresenta um estado fisico grau 3"
THEN EST3_EXPLANADO
AND DISPLAY EXPLAN_EST_3
ELSE EST3_EXPLANADO

RULE EXPLANACAO ESTADO F4
IF EF = "O paciente apresenta um estado fisico grau 4"
THEN EST4_EXPLANADO
AND DISPLAY EXPLAN_EST_4
ELSE EST4_EXPLANADO

RULE EXPLANACAO ESTADO F5
IF EF = "O paciente apresenta um estado fisico grau 5"
THEN EST5_EXPLANADO
AND DISPLAY EXPLAN_EST_5
ELSE EST5_EXPLANADO
```

FIGURA 4.1 - Regras de comparação

## REGRAS DE EXECUÇÃO

As regras de execução de programas externos realizam a interface entre os módulos externos, realizando a transferência de dados através de arquivos textos de formato ASCII. Por exemplo, para o planejamento por consulta direta, a execução das redes neurais é realizada por uma estrutura de regra de produção como a da figura 4.2.

```
RULE EXECUTA REDE
ACTIVATE REDE.EXE
DISK SAIDA1.TXT
RETURN EF
RETURN PRE1
RETURN PRE2
RETURN FLAG_TEC
RETURN RET_DROGA1
RETURN RET_DROGA2
RETURN RET_DROGA3
RETURN RET_DROGA4
RETURN RET_DROGA5
RETURN RET_DROGA6
RETURN RET_DROGA7
THEN EXECUTADA_REDE
```

FIGURA 4.2.- Regra de execução para controle das redes neurais

## REGRAS DE CONTROLE

A figura 4.3 apresenta tipos de estruturas de regras de controle de inferência que são utilizadas na etapa consulta para o gerenciamento da entrada de dados.



```
RULE COMANDO VIA READ
IF CRIADO_INFORMA
AND EXECUTADO_READ
AND RETORNADOS_DADOS
AND APRESENTADOS_DADOS
AND APRESENTADO_TEMPO
AND APRESENTADA_TELA_HABITOS
AND APRESENTADOS_SINTOMAS
AND APRESENTADAS_DROGAS
AND APRESENTADOS_LOCAIS
AND APRESENTADAS_ESPECIALIDADES
AND FEITO_RISCO
THEN FASE1_VIA_READ
```

FIGURA 4.3.- Regras de controle para entrada de dados

#### REGRAS DE IMPRESSÃO

A impressão dos relatórios finais é controlada por estruturas de regras de produção como as da figura 4.4. No total o módulo gerenciador baseado em regras de produção é formado por 450 regras e várias telas de apresentação é de explanações parciais.

```

RULE IMPRES
ASK IMPRESSAO
IF IMPRESSAO IS SIM
THEN IMPRESVER

RULE IMPRES2
IF IMPRESSAO IS NAO
THEN IMPRESVER
AND IMPRESFAZ

RULE IMPRES SINTOMAS1
IF NUM >= 1
THEN IMPSINTOMASP1
AND PRINT SINTOMASD1
ELSE IMPSINTOMASP1

RULE CONTROLE_IMPRESSAO_SINTOMAS
IF IMPSINTOMASP1
AND IMPSINTOMASP2
THEN IMPSINTOMAS

RULE CONTROLE_IMPRESSAO_LOCAL
IF NUM >= 1
THEN IMPLOCAL
AND PRINT LOCALD
ELSE IMPLOCAL

RULE IMPRES DROGAANT
IF DROGAANT >= 1
THEN IMPDROGAANT
AND PRINT DDROGAANT
ELSE IMPDROGAANT

RULE IMPRES REDES
IF IMPRESSAO IS SIM
AND INICIO_P1 IS PROPOSTA
THEN IMPREDES
AND PRINT DESTADO_FISICO_TELA
AND PRINT DDROGA_TELA
AND PRINT DTECNICA_TELA
ELSE IMPREDES

RULE IMPRES REDES2
IF IMPRESSAO IS SIM
AND INICIO_P1 IS AVALIACAO
THEN IMPREDES
AND PRINT DESTADO_FISICO_TELA
AND PRINT DDROGA_TELA_AVAL
AND PRINT DTECNICA_TELA_AVAL
ELSE IMPREDES

RULE TELA IMPRESAO INICIAL
IF IMPRESSAO IS SIM
THEN IMPTELAINICIAL
AND PRINT TELA TEXTO 1
AND PRINT DADOS 1
AND PRINT EXAMES 1

RULE VERIFICA SE TEM HABITOS
IF IMPRESSAO IS SIM
AND HABT <> ""
THEN IMPTELAHABITOS
AND PRINT TELA HABITOS 1
ELSE IMPTELAHABITOS

```

FIGURA 4.4.- Regras de controle de relatórios

## REGRAS DE FILTRO

As regras de filtro, genericamente referencia regras de produção que "filtram" as saídas das redes neurais. Estas regras permitem introduzir o processamento lógico sobre o intuitivo das redes neurais. Através destas regras são representados os conhecimentos do especialista sobre limitações na

utilização dos procedimentos e/ou drogas anestésicas em determinadas condições do paciente. Estes filtros verificam se as redes neurais fornecem saídas que possam ser pouco recomendáveis. Depois da execução das redes neurais, as quais armazenam um tipo de conhecimento mais intuitivo baseado em exemplos, as saídas são testadas por um conjunto de regras de produção para realizar um processamento lógico. Com isto verifica-se a existência ou não de alguma limitação importante que não tenha sido considerado no paciente. Neste caso, por exemplo, para pacientes que apresentam uma condição de abdome agudo obstrutivo, deve ser verificado que não seja proposta a utilização de óxido nítrico no caso da escolha de uma técnica de anestesia geral inalatória. Se a rede com seu processamento intuitivo fornece a proposta de óxido nítrico, o módulo de processamento lógico filtra esta proposta, eliminando esta opção. Casos como estes criam um módulo de 132 regras que para cada rede neural executada realiza uma verificação eliminando, modificando e/ou adicionando opções à proposta. Por exemplo, para paciente com epilepsia, se a proposta de anestesia com técnica geral inalatória com enflurano, o módulo lógico modifica para isoflurano a escolha de inalante como sendo a mais apropriado ao paciente.

#### 4.2.- MODELO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL

Para a escolha da rede neural, considerou-se as necessidades da aplicação, entre elas :

- Modelo com aprendizado supervisionado, baseado em exemplos;
- Modelo heteroassociativo, onde os dados desejados na saída são de tipo diferente dos da entrada.

A primeira condição elimina a alternativa de redes tipo Kohonen [KOHONEN84], que apresentam características de aprendizado não supervisionado. Já a exigência de redes tipo heteroassociativas, elimina as redes do tipo Hopfield [HOPFIELD86], que também não possuem possibilidade de aprendizado por exemplos. A alternativa que mais se adapta às exigências do problema é o tipo de rede conhecida como perceptron multicamada [RUMELHART86].

A rede perceptron multicamada tem aprendizado supervisionado baseado no algoritmo de retropropagação, denominada também como redes "*backpropagation*". Possuem uma topologia baseada em camadas de neurônios sem interconexões internas e interligadas com todos ou alguns dos neurônios das camadas adjacentes através de ponderações (pesos) sem realimentação. Cada neurônio executa uma soma ponderada sobre a qual atua uma função de transferência não linear, geralmente do tipo sigmóide ou tangente hiperbólica.

A topologia desse paradigma consiste de uma camada de entrada ("*buffer*"), uma camada de saída e camadas intermediárias ("*hidden*"), chamadas escondidas ou obscuras, cuja interligação é caracterizada por

ponderações que depois de treinadas armazenam a informação. Em toda rede o processo é dividido em duas etapas :

- Estruturação e treinamento,
- Execução.

Na estruturação da rede neural realizam-se os seguintes passos:

- 1.- Escolha do domínio de aplicação, especialmente contextos não algorítmicos;
- 2.- Eleição das saídas desejadas;
- 3.- Definição dos parâmetros que influenciam as saídas;
- 4.- Escolha da topologia;
- 5.- Obtenção de conjunto de exemplos de treinamento;
- 6.- Escolha da função de ativação do neurônio;
- 7.- Treinamento.

A escolha da aplicação apropriada às redes neurais é sempre subjetiva. Considerações importantes para a verificação da aplicabilidade das RNAs são encontradas em [ROBERTS88] , como também as feitas por [KLIMASAUSKAS88]. Permitem ter uma visão geral sobre as perspectivas de aplicação das redes neurais. Domínios não algorítmicos favorecem a aplicação das RNAs dado o poder de síntese sobre o domínio de aprendizado. Assim é possível gerar respostas plausíveis em domínios onde sejam conhecidas somente informações causais. Além da escolha da estrutura e topologia da rede, é interessante analisar o processo de aprendizado que apresenta uma série de características gerais importantes.

No processo de treinamento usando o algoritmo de retropropagação do erro, as ponderações iniciais são aleatórias e de valor pequeno. Essa condição inicial é importante para a evolução do processo de treinamento, uma vez que se trata de um sistema dinâmico multivariável que possui um comportamento caótico. Esse ponto de partida influenciará a trajetória do processo de minimização do erro, podendo em alguns casos tornar o sistema instável. A escolha de valores pequenos menores que 1 e aleatórios visa aumentar a possibilidade de uma trajetória estável do processo de aprendizado. Essas ponderações são ciclicamente ajustadas cada vez que é apresentado um exemplo de entrada-saída.

O processo de minimizar o erro é lento e recursivo, podendo ser obtidos mínimos locais. Além disso, é necessário um grande número de iterações para se obter um ajuste aceitável das ponderações. Às vezes é necessário a mudança dos parâmetros de aprendizado e a introdução de ruído nos padrões de treinamento. A tarefa básica do algoritmo de retropropagação é treinar uma rede em malha aberta com três tipos de unidades básicas: de entrada, intermediárias ou de saída. Cada unidade possui entrada e saída de valores contínuos dentro de um intervalo. Para poder analisar o algoritmo e seus parâmetros, é conveniente definir sua estrutura.

Para um padrão conhecido  $p$  característico de uma saída  $t_p$ , se no treinamento a rede produzir uma saída atual  $O_p$ , as ponderações deverão ser modificadas de forma a minimizar a função do erro :

$$E = \sum_p \sum_k (t_{pk} - O_{pk})^2 \quad (4.1)$$

Em cada ciclo de aprendizado do padrão  $p$  considera-se a restrição :

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - o_k)^2 \quad (4.2)$$

onde  $k$  é a faixa de elementos na camada de saída.

Aplicando a regra de aprendizado para minimizar a função  $E$ , através do teorema da gradiente descendente [RUMELHART86], a modificação da ponderação é :

$$\Delta W_{ij} = - \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \sum_k (t_k - o_k) \frac{\partial o_k}{\partial W_{ij}} \quad (4.3)$$

com  $\Delta W_{ij}$  sendo o ajuste da ponderação que liga o neurônio  $i$  ao neurônio  $j$ .

Indutivamente a retropropagação do erro é introduzida proporcionalmente no incremento das ponderações :

$$\Delta W_{ij} \propto \delta_j o_i \quad (4.4)$$

onde para camadas intermediárias :

$$\delta_j = o_j (1 - o_j) \sum_k \delta_k W_{jk} \quad (4.5)$$

e para a camada de saída :

$$\delta_i = (t_i - o_i) o_i (1 - o_i) \quad (4.6)$$

que é um ajuste proporcional ao erro.

$$\Delta W_{ij} = \eta \delta_j O_i \quad (4.7)$$

onde a contante de proporcionalidade  $\eta$  é denominada coeficiente de aprendizado ou passo de treinamento.

Têm sido propostas várias modificações desse algoritmo visando melhorar sua convergência [RUMELHART86],[QUI92]. Uma das mais utilizadas é a versão "*momentum*", que adiciona um efeito de ação integral (ajuste acumulativo) ao efeito proporcional, obtendo-se assim uma ação proporcional-integral que atua como acelerador do processo de convergência. Assim o ajuste das ponderações :

$$\Delta W_{ij}(n+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha [ W_{ij}(n) - W_{ij}(n-1) ] \quad (4.8)$$

onde  $\alpha$  é denominado coeficiente de atenuação ou "*momentum*" com valor, geralmente, menor que 1.

Essa modificação permite reduzir o tempo de aprendizado, porém não elimina o principal problema desse algoritmo que é a instabilidade da convergência. Ainda que na maioria das aplicações obtem-se convergência a um estado estável, este pode ser as vezes um mínimo local, que atua como atrator.

Uma das técnicas utilizadas para escapar destes atratores e tentar obter o mínimo global, é conhecida como "*Simulated Annealing*" [CAUDILL91]. A proposta dessa busca estocástica para evitar os mínimos locais, é uma analogia com o processo de esfriamento gradual dos materiais que é estudado na mecânica estatística e denominado "*Annealing*". Nestes



processos sabe-se que, um esfriamento rápido produz estados de energia mínima local nos materiais, provocando cristalização e imperfeições estruturais. A idéia é produzir um esfriamento cuidadoso ou analogamente uma redução cuidadosa na função do erro. Essa simulação introduz um parâmetro simulado de temperatura  $T$  que controlará a modificação das ponderações proporcionais ao erro. Basicamente, no processo de treinamento, em cada estado da rede é feita uma modificação fixa das ponderações verificando o efeito sobre a função do erro. Se a função do erro reduz, a modificação é mantida, em caso contrário ela é eliminada, Esse incremento pode ser adicionado, ou não, na atualização feito pelo algoritmo de retropropagação. Com essas modificações o algoritmo de aprendizado pode apresentar uma operação mais eficiente para algumas aplicações.

Na fase de treinamento podem acontecer outras dificuldades Como o ciclo de aprendizado é iterativo com a finalidade de obter uma função de erro zero ou próximo de zero deve-se ter cuidado, dependendo da estrutura da rede, para que ela não aprenda 'o padrão' e com isso limite as suas propriedades de generalização. Isto pode acontecer quando a rede gera um mapeamento específico só para cada padrão, e se traduz na associação de uma unidade na ou nas camadas intermediárias para representar este padrão. Esse problema é denominado sobreaprendizado, onde a rede aumenta a sua eficiência sobre o conjunto de exemplos de treinamento, porém reduz a sua eficiência sobre o conjunto de exemplos de testes, conforme é apresentado graficamente na figura 4.5.

Algumas das causas mais frequentes desse problema é a utilização de um número muito grande de elementos na camada intermediária, que pode permitir associar cada padrão de entrada a um elemento da camada intermediária. Para tentar evitar esse problema existem algumas alternativas

como :

- Redução do número de elementos da camada intermediária, para evitar a associação de cada padrão a uma unidade. Isso obriga a uma compactação da representação interna das correlações;
- Adicionar ruído aleatório aos padrões de treinamento, evitando que esse seja associado a algum elemento intermediário da rede;
- Evitar o sobreaprendizado, definindo limites de convergência diferentes de zero, de maneira a, alcançado um mínimo aceitável ainda que o erro não seja zero, deter o processo.

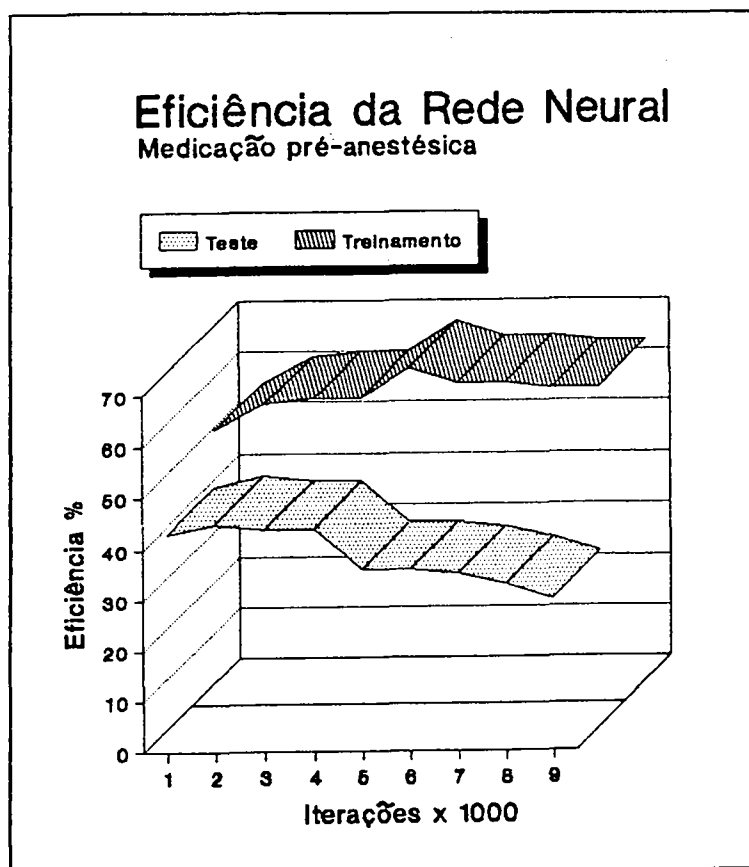


FIGURA 4.5.- Sobreaprendizado em rede de escolha de  
drogas para medicação pré-anestésica

Neste gráfico pode-se observar o fenômeno de sobreaprendizado onde, a partir de 3000 iterações sobre um conjunto de 120 exemplos, a eficiência da rede sobre o conjunto de treinamento aumenta, porém sobre o conjunto de teste essa eficiência começa a diminuir. Isso caracteriza o fenômeno de especialização da rede, no qual ela se torna especialista só dentro do conjunto de exemplos de treinamento, diminuindo a sua propriedade de generalização.

#### 4.2.1.- ESTRUTURAS DAS REDES NEURAIAS

Nas aplicações de inteligência artificial na área médica, grande parte da dificuldade no desenvolvimento está na representação do conhecimento médico. Diferentes técnicas de aquisição e escolha do conhecimento são utilizadas para selecionar o conhecimento que formará a base do sistema especialista. Existe uma alternativa de utilizar estruturas de redes neurais artificiais (RNA) para armazenar parte do conhecimento especialista baseado nas características de armazenamento distribuído e na generalização das RNA.

Com a existência de um número considerável de bases de dados médicos, é possível treinar uma RNA com um conjunto de exemplos reais extraídos de bases de dados e criar uma topologia que funcione como classificador. Esse classificador pode categorizar condições fisiopatológicas em diagnósticos ou terapias. Para a especialidade de anestesiologia, dependendo das condições fisiopatológicas, tipos de medicamentos prévios e a região da cirurgia, infere-se o tipo de procedimento anestésico mais apropriado para um paciente em determinado ato cirúrgico. São utilizadas RNAs tipo perceptron multicamada, com treinamento através do algoritmo de retropropagação, estruturadas especificamente para processos de classificação do estado físico do paciente, escolha das drogas para a pré-medicação e escolha da técnica anestésica. Essas redes formam parte da base de conhecimentos do sistema especialista para apoio à definição de procedimentos anestésicos.

#### CONJUNTO DE PADRÕES DE TREINAMENTO

Todas as redes neurais utilizadas foram treinados a partir de conjuntos de exemplos obtidos de uma base de dados. Esta base de dados é

formada por registros cujas fichas foram preenchidas por residentes e médicos da equipe de médicos anesthesiologistas de dois hospitais de Florianópolis e refletem técnicas e drogas que foram preferidas para a realização de cirurgias abdominais e cirurgias de membros. A amostra escolhida foi filtrada por um especialista assessor para minimizar o problema de possíveis inconsistências devido as diferentes escolas de pensamento existentes dentro da especialidade. A amostra utilizada totalizou um número de 1500 casos. Este filtro age como um selecionador de casos, aumentando a eficiência do treinamento e fazendo com que este treinamento possa ser feito com um número reduzido de casos-exemplos.

A partir de uma análise de distribuição de casos, foram escolhidos os casos-exemplos para o conjunto de treinamento de cada rede, dependendo do tipo de saída desejada. Assim para a rede de classificação do estado físico do paciente com cinco saídas, representando os cinco graus possíveis e só um estado ativo desejado, foram escolhidos 5 conjuntos de 80 exemplos para treinamento e 5 conjuntos de 70 exemplos para testes. Todos estes conjuntos foram ordenados sequencialmente em relação à saída desejada, sendo que o número de cada tipo de padrão no conjunto é proporcional à incidência de cada tipo de padrão na distribuição da amostra. Assim, pacientes do tipo 1, 2 e 3 tem maior número de exemplos nos conjuntos. Em geral, este procedimento é repetido para cada rede onde se modificam o número de exemplos. No caso particular da rede de escolha de técnica é modificada a sequência de apresentação dos casos-exemplos e feita uma apresentação em sequência aleatória dos exemplos na rede, visando melhorar a convergência no aprendizado. No capítulo V, apresenta-se as estruturas dos conjuntos de treinamentos e testes utilizadas para cada rede neural.

## MÉTODO DE TREINAMENTO

O método de treinamento utilizado para todas as estruturas, além de utilizar varios conjuntos de padrões ou exemplos, sempre teve início num ponto aleatório do domínio das ponderações. O primeiro passo foi a verificação do formato da região de convergência de cada rede, fazendo uma sessão de treinamento para verificar os pontos de mínimos da região. Para isto, utilizou-se um passo ou coeficiente de treinamento  $\eta$  grande, em alguns casos maior que um, para um número de iterações fixo, por exemplo 1000. Para cada um destes estados terminais da rede foi feito uma avaliação da eficiência sobre os conjuntos de treinamento e teste. A repetição deste procedimento permite verificar através de uma análise as regiões de mínimos sobre as quais serão feitas novas sessões de treinamento, com passos menores, que sejam variáveis e decrescentes. Este procedimento verificou-se eficiente para obter bons índices nos testes de eficiências das redes.

## CRITÉRIO DE ATIVAÇÃO DOS NEURÔNIOS

Quando as redes neurais são ativadas, os neurônios da camada de saída são ordenados decrescentemente segundo o seu nível de ativação. O maior valor é considerado como primeira opção. Qualquer neurônio na faixa de 30% abaixo do valor máximo e maior que 0,3 é considerado ativo e dependendo da rede neural podem ser considerados como a segunda, terceira, quarta, etc opções. Existindo coincidência de valores no nível máximo, é considerada primeira opção o neurônio com menor índice de identificação na rede neural. Ou seja, se os neurônios 123 e 127 tem níveis de ativação iguais, a primeira opção é o neurônio 123.

#### 4.2.2 REDE NEURAL PARA CLASSIFICAÇÃO DO ESTADO FÍSICO DO PACIENTE

Inicialmente o sistema realiza a classificação do estado físico que reflete as condições clínicas orgânicas do paciente. Para isso utiliza-se a classificação proposta pela American Society of Anesthesiologists, que define o estado físico do paciente em cinco graus ou categorias:

GRAU 1 : Paciente com nenhuma patologia além da causa da cirurgia, e sem distúrbios sistêmicos. Por exemplo, hérnia inguinal num paciente sem problemas de saúde.

GRAU 2 : Paciente com distúrbios sistêmicos leves ou moderados, causados ou não pela condição a ser tratada pela cirurgia. Por exemplo: anemia discreta.

GRAU 3 : Paciente com distúrbios sistêmicos graves causados pela própria condição cirúrgica ou por doença sistêmica . Por exemplo: alteração hidroeletrolítica.

GRAU 4 : Paciente com distúrbios sistêmicos extremamente graves originados ou não pela cirurgia, com risco de morte a curto prazo. Por exemplo: insuficiência renal terminal programada para transplante.

GRAU 5 : Paciente moribundo com poucas probabilidades de sobrevivência além de 24 horas. Por exemplo: trombose mesentérica externa.

O estado físico do paciente revela a capacidade do indivíduo para enfrentar exigências funcionais. Esse parâmetro não é sinônimo de risco.

A rede neural, com topologia de rede perceptron multicamada, está estruturada com 5 neurônios de saída representando cada um dos graus de estado físico. As entradas foram definidas em 297 parâmetros listados no anexo C. Ainda que esta rede seja contínua, o valor dos parâmetros de entrada limitou-se a valores binários por opção, não perdendo a generalidade do processo. Com isso, a etapa mais crítica na estruturação da rede foi a escolha do número de camadas intermediárias e o número de elementos dessas camadas. Determinou-se empiricamente uma camada intermediária com um limite de 8 elementos contituíntes. Uma análise do desempenho de várias estruturas é apresentada na tabela 4.1. A figura 4.6 apresenta a estrutura final com os parâmetros de influência.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	297	10	----	5	0,7	0,9	0,01	8200	60/35
REDE 2	297	15	----	5	0,6	0,3	0,01	3200	50/40
REDE 3	297	8	----	5	0,5	0,7	---	4300	91/70
REDE 4	297	9	8	5	0,6	0,7	0,01	8200	70/50
REDE 5	297	10	10	5	0,5	0,6	---	9400	60/50

CAMADAS: número de elementos de cada camada.

Camada1: entrada.....Camada4: saída

$\eta$ ,  $\alpha$ , T : parâmetros utilizados no algoritmo de aprendizado. Várias combinações foram utilizadas; apresentam-se as com melhor desempenho.

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 80 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

60/30 interpreta-se como:

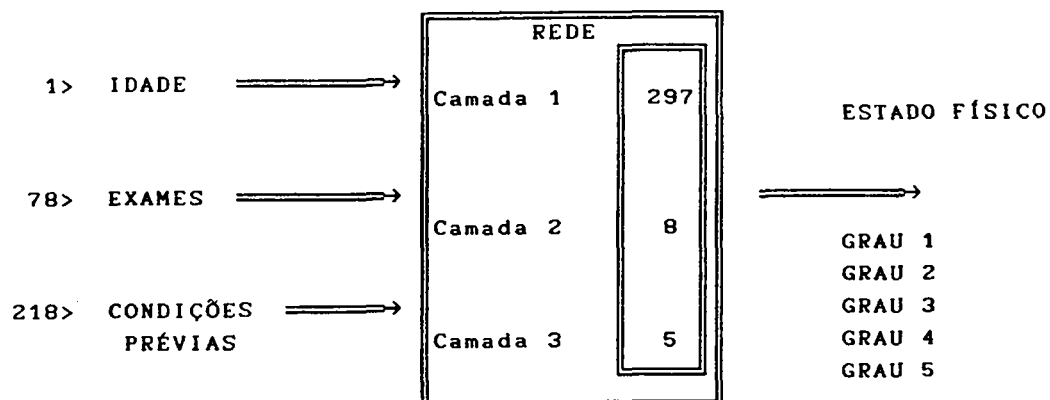
60% de padrões reconhecidos sobre os 80 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 70 padrões de teste.

TABELA 4.1 - Desempenho da estrutura da rede neural para classificação do estado físico do paciente



## REDE NEURAL PARA CLASSIFICAÇÃO DO ESTADO FÍSICO DO PACIENTE



EXAMES	CONDIÇÕES DO PACIENTE	EXEMPLOS
Hematócrito	Cardiovasculares	⇒ Hipertensão arterial
Hemoglobina	Respiratórias	⇒ Asma / Bronquite
Glicose	Hematológicas	⇒ Anemia / Leucemia
Uréia	Neuromusculares	⇒ Parkinsonismo / Epilepsia
Creatinina		
Potássio		
Sódio		

FIGURA 4.6 - Estrutura da rede de classificação do estado físico do paciente

#### 4.2.3.- REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DE DROGAS PARA MEDICAÇÃO PRÉ-ANESTÉSICA

Um dos procedimentos num planejamento do ato anestésico é determinar a necessidade ou não da medicação pré-anestésica do paciente. Medicação pré-anestésica (conforme definição da Confederação Latinoamericana de Sociedades de Anestesiologia -CLASA- [DUARTE79]), consiste na "administração de droga ou drogas no período pré-operatório destinado a reduzir a ansiedade, facilitar a anestesia e minimizar as suas complicações e/ou efeitos colaterais". Para realizar esse processo foram escolhidas 7 grupos de drogas mais utilizadas na medicação pré-anestésica, o que define o número de elementos necessários da camada de saída da rede neural, adicionando mais um elemento representativo no caso em que não seja necessária nenhuma droga, completando o total de 8 saídas. Para a definição do número de elementos da camada de entrada e da escolha dos parâmetros de influência foram testadas várias opções. Inicialmente a camada de entrada foi definida na faixa de 180 a 480 elementos. Porém, para facilitar a criação dos arquivos de dados das redes, ela foi finalmente sobredimensionada na entrada, igualando-se à rede de escolha de técnicas, com 510 elementos...Com essa mudança empiricamente não se detectou diferença no desempenho. Os resultados obtidos entre várias estruturas são comparativamente apresentados na tabela 4.2 .

A camada intermediária é a que mais problemas apresenta na sua estruturação. A escolha mínima de elementos dessa camada sempre é maior que a da camada de saída, para não realizar compressão dos dados e permitir uma faixa aceitável de correlações. O número máximo de elementos é limitado para evitar reduzir a propriedade de generalização da rede, e também minimizar o tempo de aprendizado. Após vários testes realizados na faixa de 45 a 8 elementos, optou-se por 13 elementos. A estrutura final é apresentada na

figura 4.7. As alternativas de drogas para este processo são apresentadas na figura 4.8.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	180	15	----	8	0,5	0,7	0,01	18200	50/35
REDE 2	180	10	----	8	0,2	0,9	0,01	14000	40/35
REDE 3	510	13	----	8	0,2	0,9	---	40000	88/79
REDE 4	510	10	8	8	0,3	0,7	0,01	18200	40/30
REDE 5	510	10	10	8	0,1	0,6	---	29200	70/50

CAMADAS: número de elementos de cada camada.

Camada1: entrada.....Camada4: saída

$\eta$ ,  $\alpha$ , T : parâmetros utilizados no algoritmo de aprendizado. Várias combinações foram utilizadas; apresentam-se as com melhor desempenho.

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 80 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 80 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 70 padrões de teste.

TABELA 4.2 - Comparação de estruturas da rede neural  
para a escolha da medicação pré anestésica

REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DE DROGAS PARA MEDICAÇÃO PRÉ-ANESTÉSICA

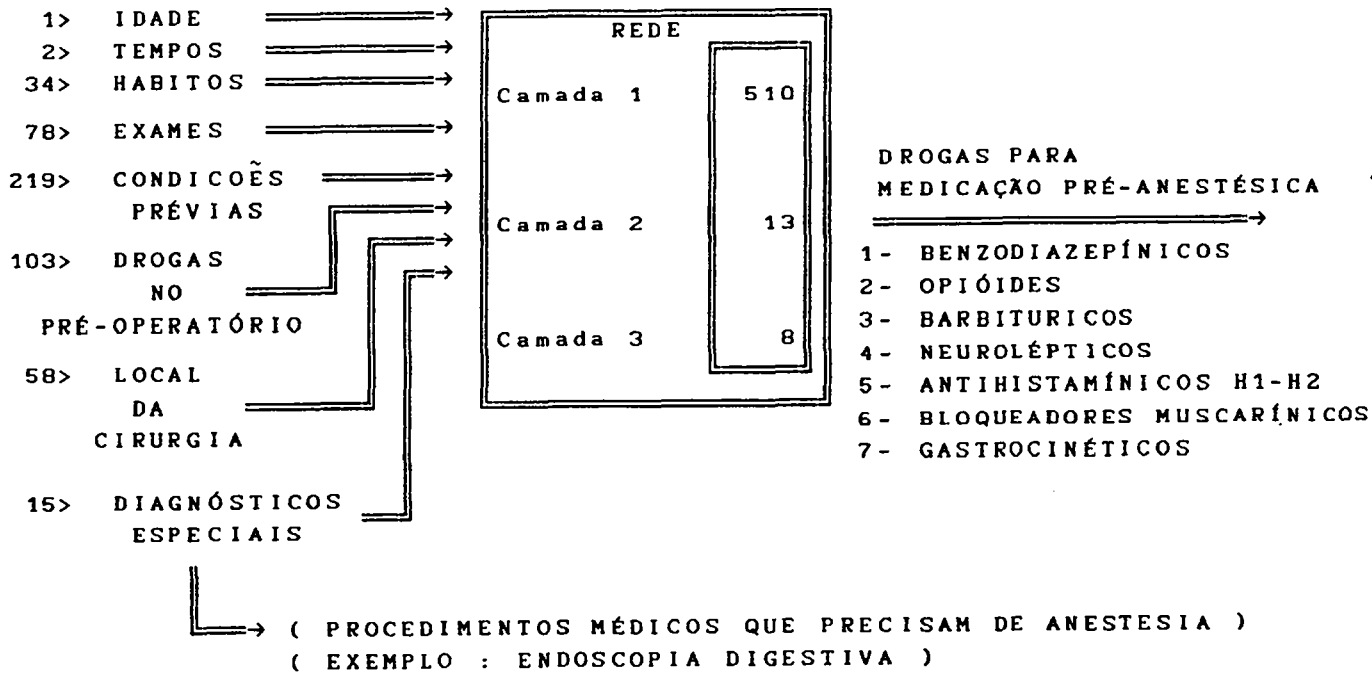


FIGURA 4.7.- Estrutura da rede para a escolha de drogas para medicação pré-anestésica

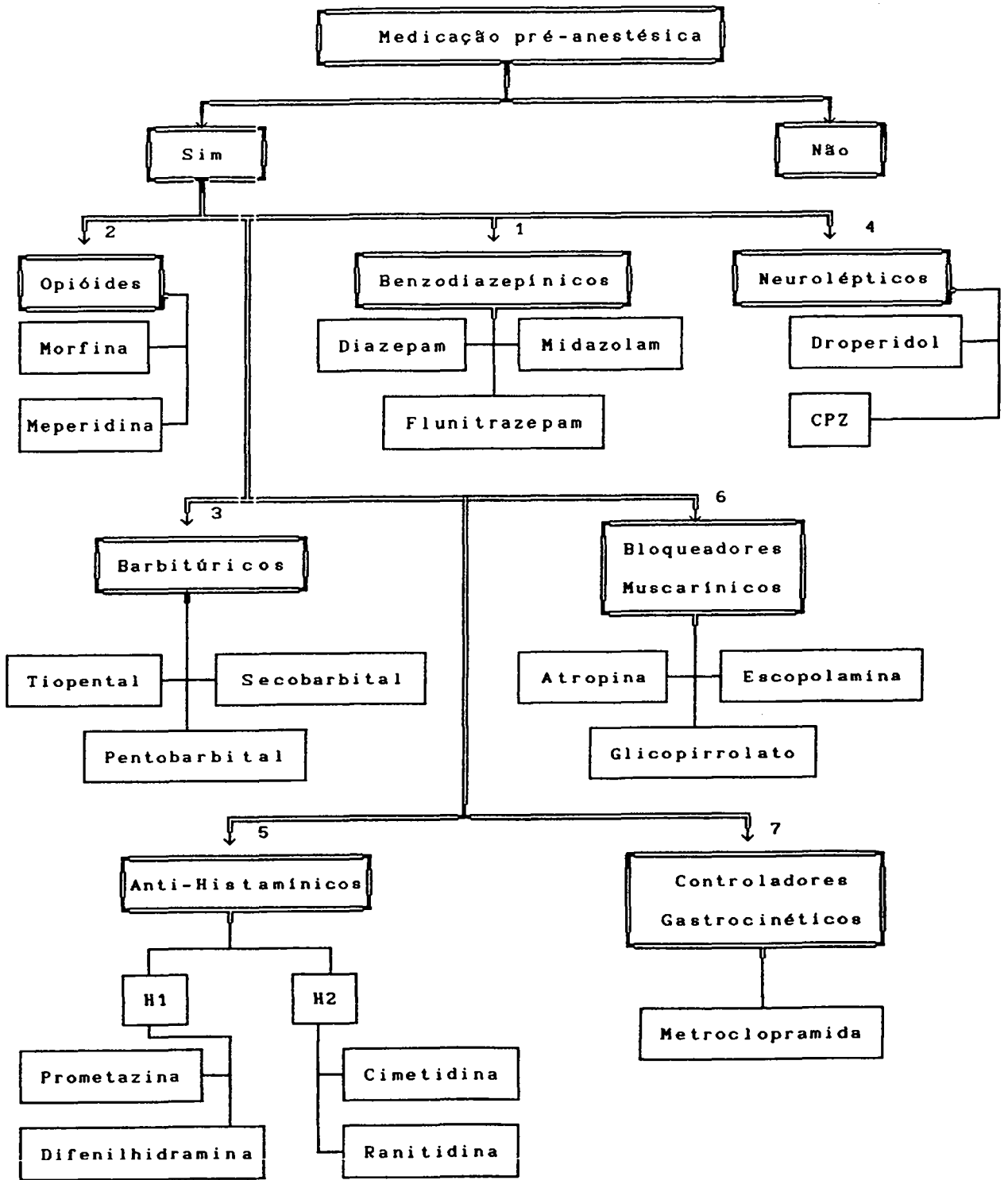


FIGURA 4.8 - Drogas para medicação pré-anestésica

#### 4.2.3.- REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DA TÉCNICA DE ANESTESIA

Os fatores principais que facilitam ao anestesiológico a escolha adequada do tipo de técnica de anestesia, bem como na indicação das drogas ideais a serem utilizadas são : avaliação do estado físico do paciente através da visita pré-anestésica, a fisiopatologia das doenças, e o conhecimento da farmacocinética e da farmacodinâmica das drogas, bem como as possíveis interações entre elas.

A presença de doenças associadas à patologia cirúrgica, podem limitar ou contraindicar algumas alternativas, como no caso de hipertensão arterial, doenças cardiopulmonares, problemas hepáticos, etc. A estrutura da rede neural para a escolha da técnica de anestesia tem 18 saídas possíveis representando as técnicas mais utilizadas. Essas opções de escolha, como também as drogas e/ou inalantes a serem utilizados são apresentados esquematicamente na figura 4.9 . A estrutura final proposta é apresentada na figura 4.10. Os resultados obtidos entre varias estruturas são comparativamente apresentadas na tabela 4.3.

Para completar a técnica anestésica é necessário definir uma série de parâmetros complementares. Dependendo se a técnica anestésica é regional ou geral deve definir-se parâmetros como : drogas para sedação, níveis de bloqueio, bloqueadores neuromusculares, etc. Estes parâmetros são definidos por dois módulos de redes neurais complementares um para o caso de anestesia regional e o outro para anestesia geral. As estruturas destas redes complementares e a suas correspondentes saídas desejadas são apresentadas na figura 4.11 até a figura 4.17.

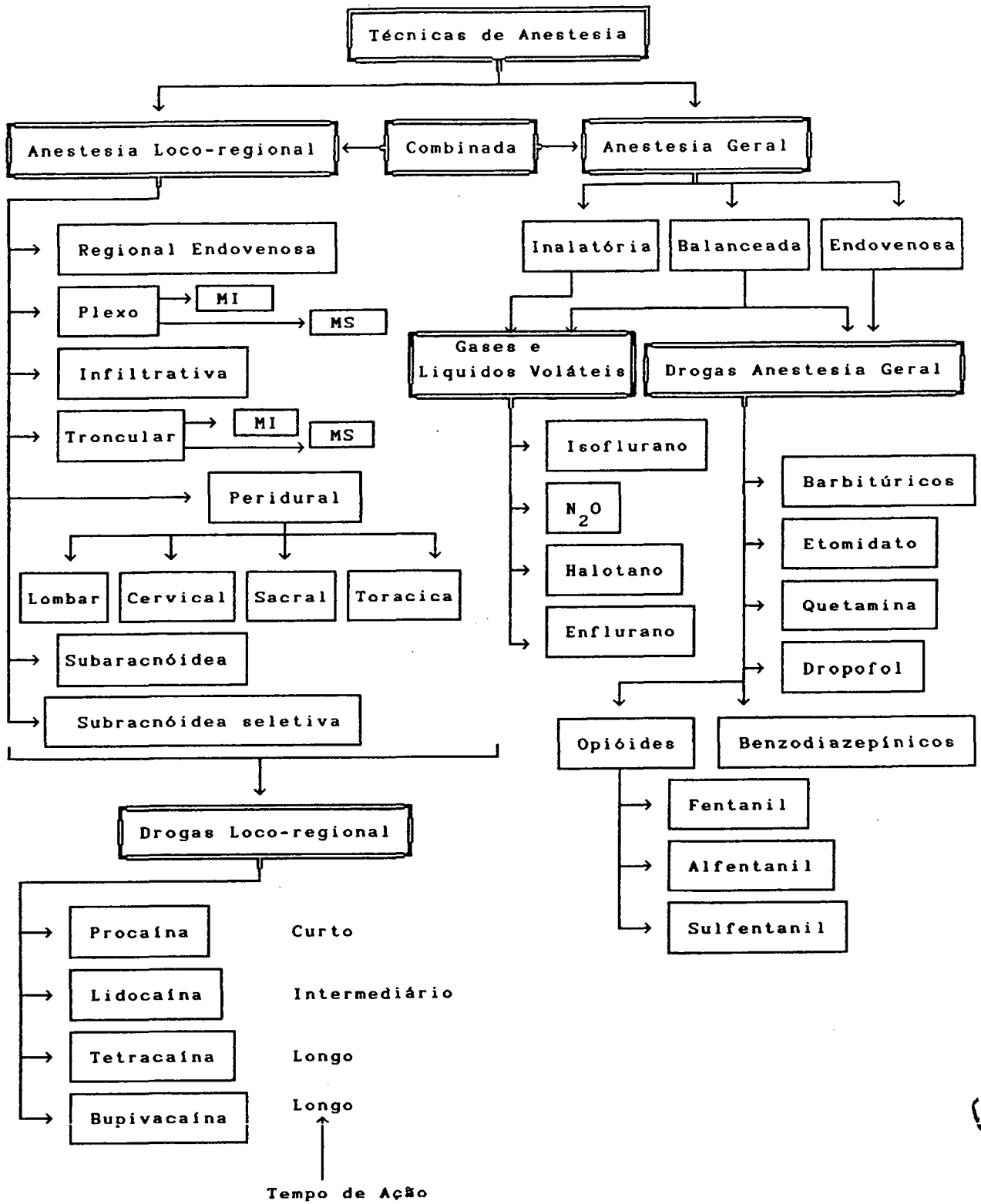


FIGURA 4.9 - Tipos de técnicas de anestesia

### REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DA TÉCNICAS ANESTÉSICAS

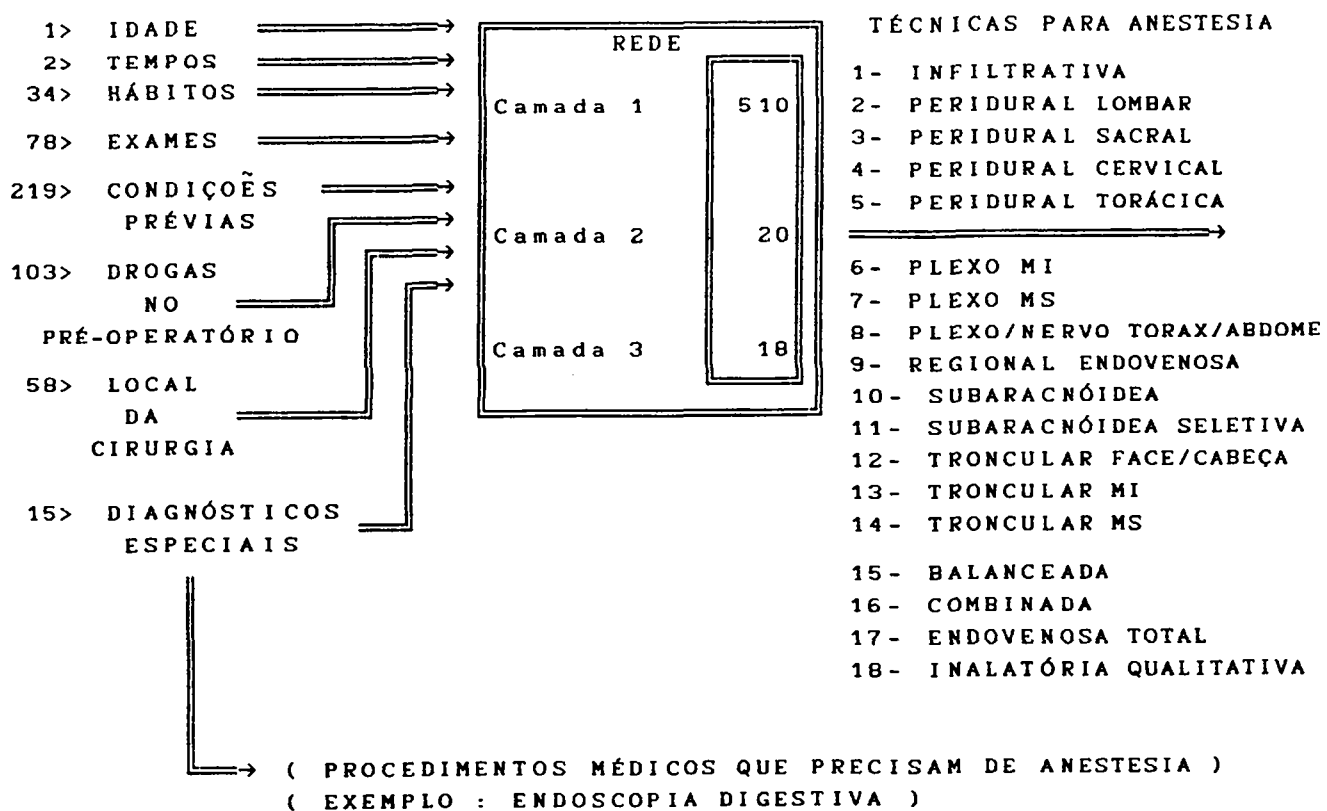


FIGURA 4.10.- Estrutura da rede de escolha da técnicas de anestesia



	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	510	45	----	18	0,5	0,9	0,01	20000	80/30
REDE 2	510	24	----	18	1,2	0,6	0,01	13000	70/40
REDE 3	510	20	----	18	0,3	0,7	---	9000	76/69
REDE 4	510	40	18	18	0,3	0,7	0,01	14000	70/30
REDE 5	510	20	19	18	0,9	0,5	---	16000	50/30

CAMADAS: número de elementos de cada camada.

Camada1: entrada.....Camada4: saída

$\eta$ ,  $\alpha$ , T : parâmetros utilizados no algoritmo de aprendizado. Várias combinações foram utilizadas; apresentam-se as com melhor desempenho.

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 80 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 80 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 70 padrões de teste.

TABELA 4.3 - Comparação de estruturas de rede neural para a escolha da técnica anestésica

4.2.3.1- REDES NEURAIS COMPLEMENTARES PARA ANESTESIA LOCO-REGIONAL  
 REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DO NÍVEL DO BLOQUEIO REGIONAL

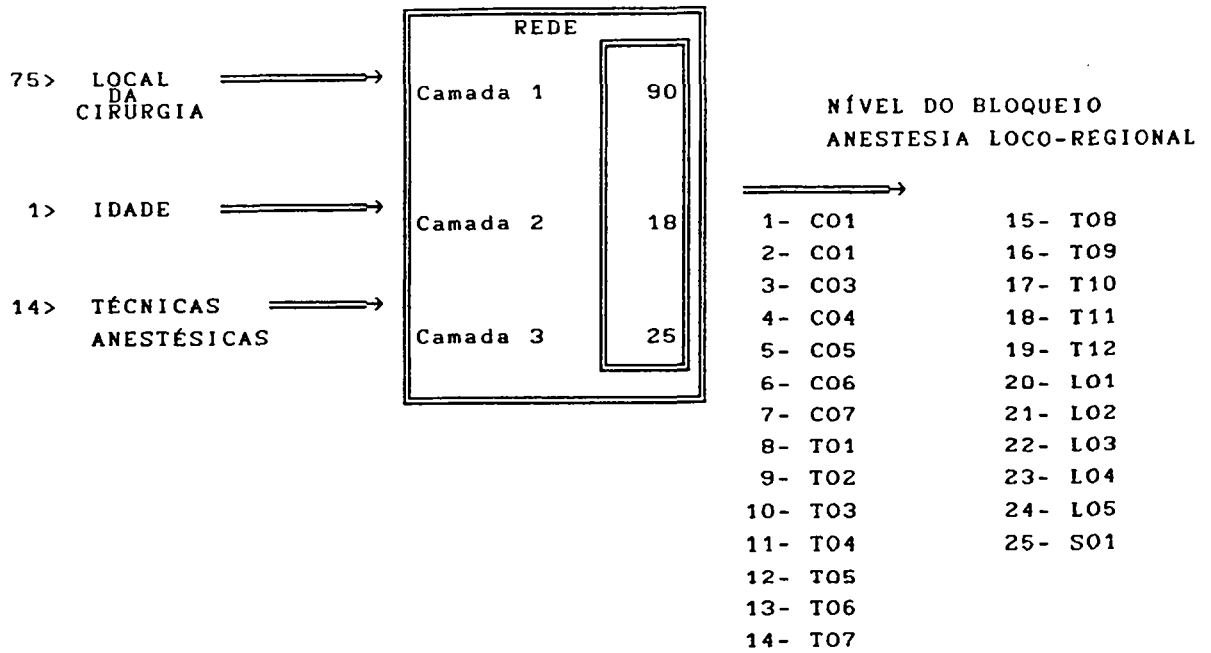


FIGURA 4.11 - Rede de escolha do nível do bloqueio regional

REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DE DROGAS PARA SEDAÇÃO

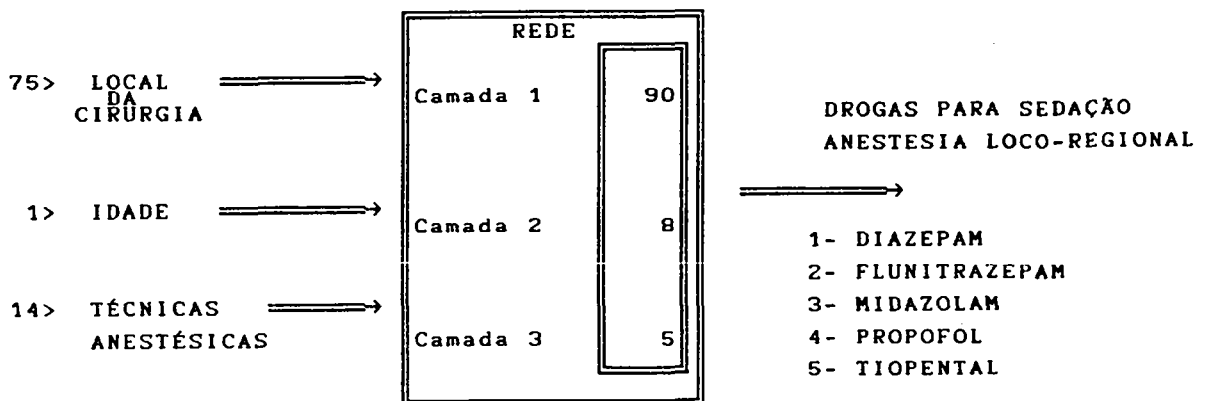


FIGURA 4.12 - Rede para a escolha de drogas de sedação

REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DOS PROCEDIMENTOS ADICIONAIS (ADJUVANTES)  
NA ANESTESIA REGIONAL

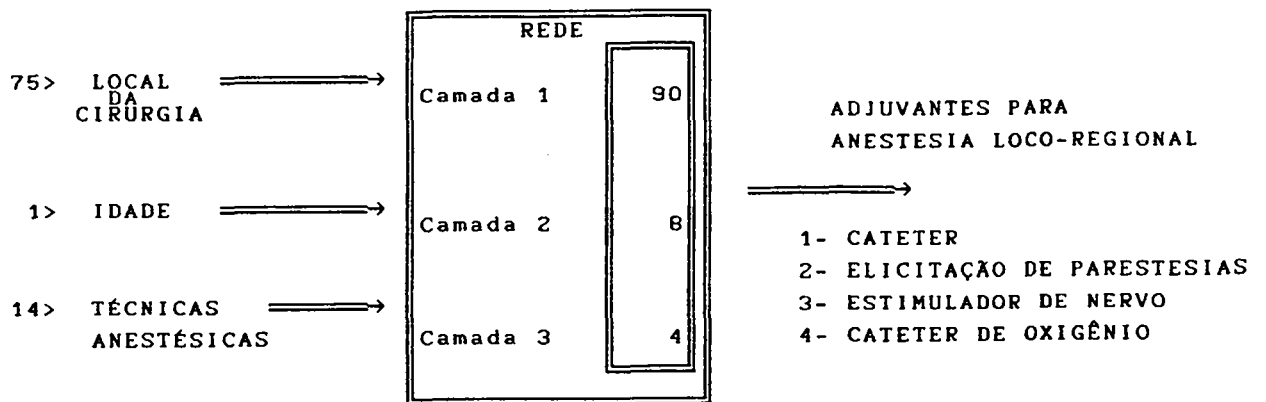
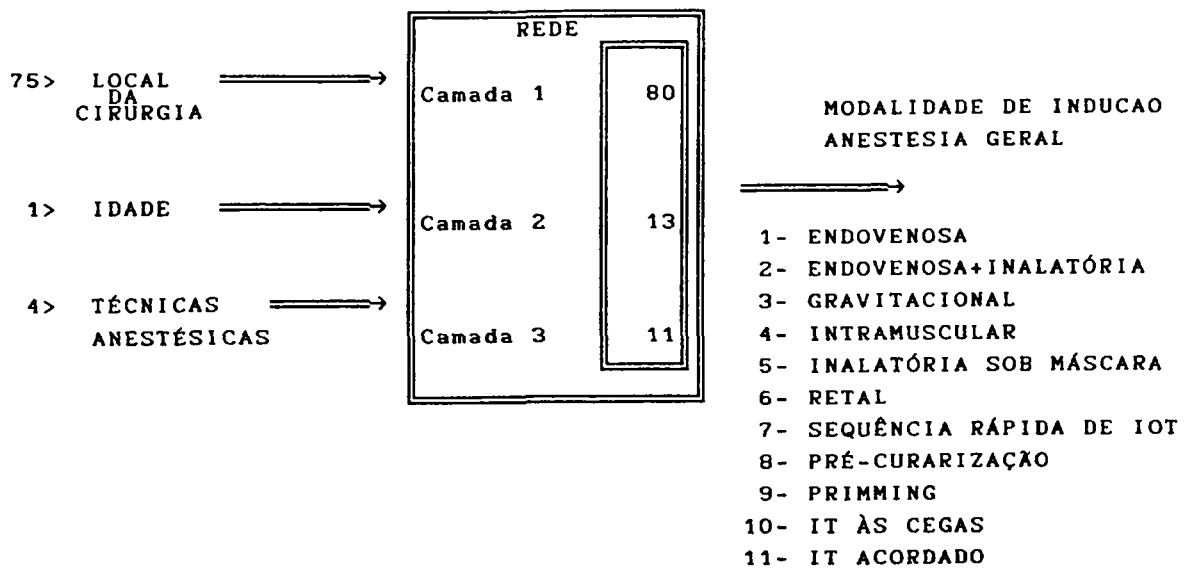


FIGURA 4.13 - Rede neural para a escolha de adjuvantes

## 4.2.3.2.- REDES NEURAIS COMPLEMENTARES PARA TÉCNICAS DE ANESTESIA GERAL

REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DA MODALIDADE DE INDUÇÃO  
EM ANESTESIA GERAL



(IOT : Intubação orotraqueal)

(IT : Intubação)

FIGURA 4.14 - Rede neural para a escolha de modalidade de indução

REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DAS DROGAS DE INDUÇÃO/MANUTENÇÃO  
EM ANESTESIA GERAL

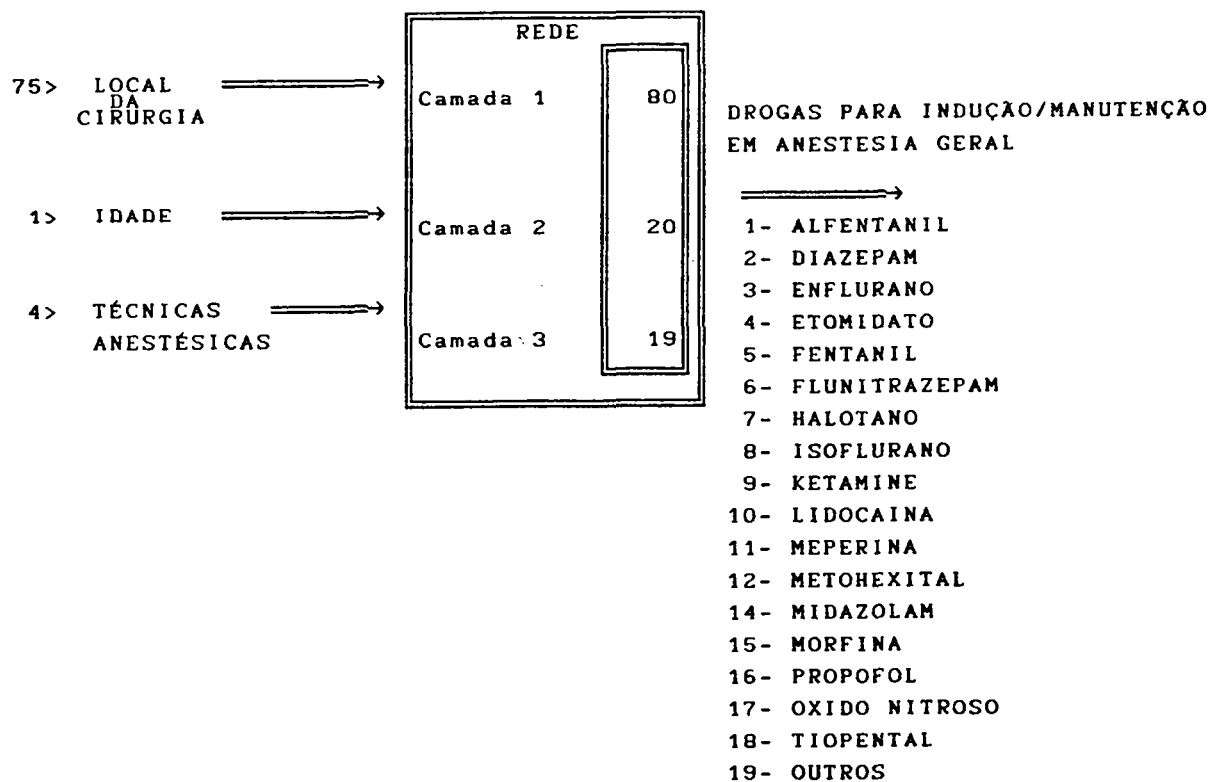


FIGURA 4.15 - Rede Neural para a escolha da drogas para indução/manutenção

REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DO BLOQUEADOR NEUROMUSCULAR  
EM ANESTESIA GERAL

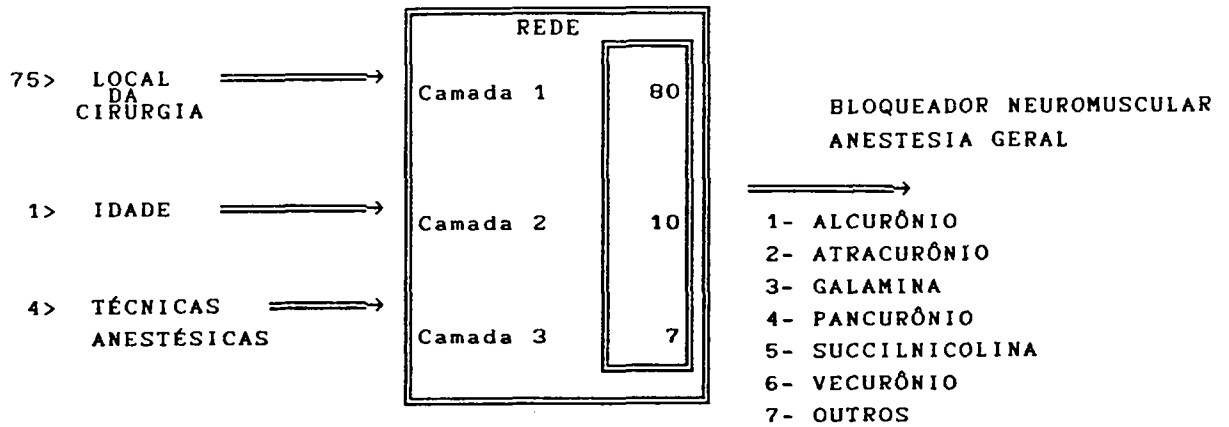


Fig 4.16.- Rede neural para a escolha do bloqueador neuromuscular

REDE NEURAL PARA A ESCOLHA DA MODALIDADE DE MANUTENÇÃO DAS VIAS AÉREAS  
EM ANESTESIA GERAL

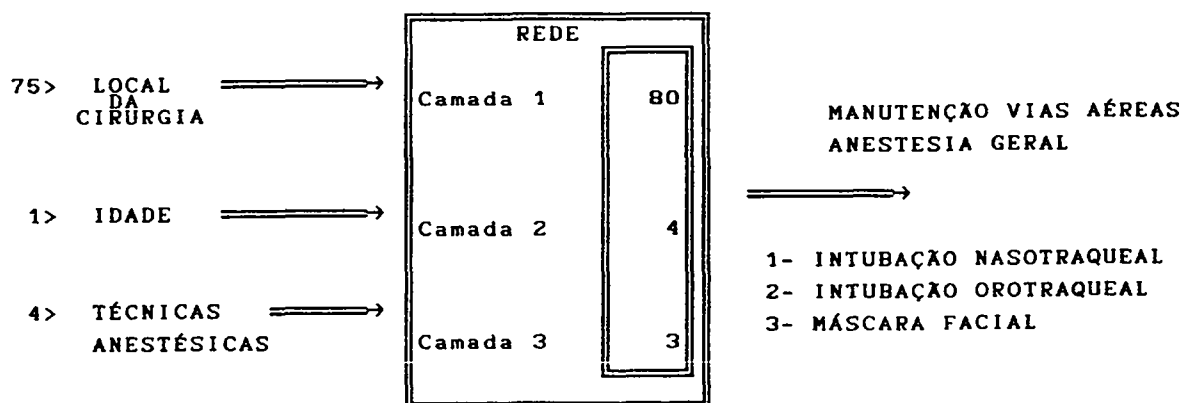


FIGURA 4.17 - Rede neural para a escolha da manutenção das vias aéreas

#### 4.3.- BASES DE DADOS EM ANESTESIOLOGIA

A anestesiologia é, entre mais de 60 especialidades médicas, uma das que deve registrar o maior número de dados, num espaço de tempo que ocupe apenas uma pequena percentagem do tempo total da internação do paciente. Por isso, para melhorar o registro e processamento dos dados é útil a implementação de bases de dados que incluam :

- Dados das condições prévias do paciente;
- Interação de medicamentos com drogas e/ou agentes anestésicos;
- Limitações e/ou contraindicações de drogas e técnicas de anestesia com respeito às condições fisiopatológicas.

Até os anos 70 o arquivo era o elemento mais importante da hierarquia de dados. A partir dessa data, o arquivo foi progressivamente substituído pelas bases de dados. Uma base de dados é uma coleção de arquivos logicamente interrelacionados e estruturados. A idéia fundamental da base de dados é que os mesmos dados podem ser utilizados por diferentes programas e/ou usuários, evitando assim a sua duplicação e redundância. Das estruturas de dados a mais utilizada na atualidades é o modelo relacional. Esse modelo supõe que os dados sejam armazenados na forma de filas e colunas (as filas são os registros e as colunas os campos associados a cada dado). Fisicamente, ele é o mesmo que o arquivo simples, porém existem regras específicas para a sua organização. O objetivo do modelo relacional, apresentado em 1970 por Codd , visa facilitar o acesso aos dados.

#### 4.3.1.- BASE DE DADOS DE CONDIÇÕES PRÉVIAS DO PACIENTE

A base de dados relacional cumpre duas finalidades importantes dentro da estrutura do sistema :

- base de exemplos para treinamento das redes neurais;
- base de exemplos e/ou armazenamento do número de pacientes para análise do sistema.

Para a estruturação da base utilizou-se, como referência, uma base de dados de anestesiologia já existente [DUARTE90], em constante atualização, com aproximadamente 7000 procedimentos anestésicos cadastrados. A partir dessa estrutura foram definidos os parâmetros de interesse que mais influenciam as etapas de decisão médica da especialidade, chegando-se à escolha e limitação de 510 parâmetros os quais incluem:

- 256 condições fisiopatológicas;
- 103 drogas ou medicamentos de pré-operatórios;
- 78 exames de laboratório;
- 58 regiões de cirurgias;
- 15 procedimentos diagnósticos especiais com necessidade de anestesia.

No Anexo C é apresentada uma lista dos parâmetros que formam essa base.



#### 4.3.2.- BASE DE DADOS DE INTERAÇÃO DE DROGAS

A base de dados relacional é utilizada como parte do controle de inferência para analisar se existe alguma interação das drogas e medicamentos pré-operatórios administrados ao paciente com as drogas utilizadas nos processos de pré-medicação, indução e manutenção do ato anestésico. A informação armazenada na base forma parte da base de conhecimento estático do sistema. Essa base de tipo relacional apresenta a estrutura da figura 4.16. Na figura 4.17 é apresentado um exemplo dessa base de dados.

REGISTRO	NÚMERO
CAMPO1	DROGA ANESTÉSICA
CAMPO2	DROGA INTERAGENTE 1
CAMPO3	TEXT01
CAMPO4	DROGA INTERAGENTE 2
CAMPO5	TEXT02
CAMPO6	DROGA INTERAGENTE 3
CAMPO7	TEXT03
CAMPO8	DROGA INTERAGENTE 4
CAMPO9	TEXT04
CAMPO10	DROGA INTERAGENTE 5
CAMPO11	TEXT05
CAMPO12	DROGA INTERAGENTE 6
CAMPO13	TEXT06

Figura 4.16.- Estrutura da base de dados de interação de drogas

DROGA ANESTÉSICA

SUCCINILCOLINA

DROGA INTERAGENTE 1

DIGITÁLICOS

TEXT01

Interação entre Succinilcolina e Digitálicos

Mecanismo de interação : Potencialização do efeito cardíaco do glicosídeo tanto no que se refere à condução, quanto ao aumento da excitabilidade ventricular.

Implicações : Aparecimento de disritmias cardíacas.

Figura 4.17.- Exemplo de texto para interação de medicamentos

#### 4.3.3.- BASE DE DADOS DE SÍNDROMES

Existem vários síndromes cujas implicações anestésicas são ponderáveis. Selecionado um conjunto de síndromes, foi implementada uma base de dados que permitisse ao usuário ter acesso às informações das características patológicas e clínicas e as suas implicações anestésicas. Essas informações permitem complementar a explanação do sistema, sempre que o paciente apresente uma síndrome característica dentre as 23 atualmente escolhidas como de maiores implicações anestésicas. A base de dados relacional está associada a um arquivo aleatório encarregado de fornecer os textos explanatórios correspondentes. A estrutura básica é apresentada na figura 4.18., com um exemplo.

REGISTRO	NÚMERO
CAMPO1	NOME DA SÍNDROME
CAMPO2	PATOLOGIA
CAMPO3	IMPLICAÇÕES ANESTÉSICAS

<p>SÍNDROME DE HUNTER</p> <p>PATOLOGIA</p> <p>É uma enfermidade hereditária caracterizada por nanismo, macroglossia "pectus excavatum", cifoscoliose, hepato-esplenomegalia, valvulopatias e coronariopatias.</p> <p>IMPLICAÇÕES ANESTÉSICAS</p> <p>Obstrução fácil de vias aéreas superiores exigindo os cuidados pertinentes na indução, possíveis hiperesplenismos e/ou insuficiência cardíaca. Tendência para infecção pulmonar.</p>
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Figura 4.18.- Estrutura e exemplo da base de dados de síndromes

#### 4.4.- MÓDULO DE MODELOS CLÍNICOS

Os modelos matemáticos podem ser incorporados de várias formas às bases de conhecimentos :

- Modelos externos com intercâmbio de parâmetros, como modelos empíricos e/ou estatísticos de algum processo fisiológico;
- Modelos semi-integrados com parte pertencente à base de conhecimentos, como modelos adaptáveis às condições específicas de cada paciente;
- Modelos totalmente integrados, os quais podem simular a fisiologia do domínio, numa maneira adequada, como modelos do sistema cardiovascular. Um modelo causal provê uma das relações úteis para raciocínio de diagnóstico, prognóstico e conhecimento básico sobre o processo.

Inicialmente o protótipo do sistema só ativa um modelo clínico para fazer a predição de infarte miocárdico peri-operatório e/ou morte por causa cardíaca [KAMLESH90] em cirurgias não cardíacas, baseado nas condições fisiopatológicas do paciente. Parâmetros como cirurgia de emergência, idade maior de 70 anos, operação abdominal ou torácica, hipocalemia etc são ponderados para obter um índice de probabilidade de morte por causa cardíaca.

Matematicamente esse modelo pode ser descrito por [KAMLESH90]:

$$x = a_1 Y_1 + a_2 Y_2 + a_3 Y_3 + a_4 Y_4 + a_5 Y_5 + a_6 Y_6 + a_7 Y_7 + a_8 Y_8 - 4.88 \quad (4.4.1)$$

Com função de probabilidade :

$$P(x) = \frac{\exp(x)}{1 + \exp(x)} \quad (4.4.2)$$

Os parâmetros de influência são :

$Y_1$  = Cirurgia de emergência;

$Y_2$  = Insuficiência coronária;

$Y_3$  = Sinais de isquemia;

$Y_4$  = Infarte miocárdico prévio;

$Y_5$  = Idade maior de 70 anos;

$Y_6$  = Cirurgia abdominal ou torácica;

$Y_7$  = Cirurgia aórtica ou vascular periférica;

$Y_8$  = Hipocalemia.

onde a determinação estatística dos coeficientes  $a_i$  define : [KAMLESH90]

$$\begin{array}{ll} a_1 = 1,28 & a_5 = 0,77 \\ a_2 = 1,04 & a_6 = 0,68 \\ a_3 = 1,17 & a_7 = 0,72 \\ a_4 = 0,86 & a_8 = 1,5 \end{array}$$

Trabalhos futuros pretendem introduzir modelos farmacocinéticos e farmacodinâmicos para a proposta da avaliação de dosagens de medicamentos utilizados no ato anestésico.

#### 4.5.- MÓDULO DE EXPLANAÇÃO

O módulo de explanação é o encarregado de realizar uma explanação causal do processo de inferência. É realizado em função das condições fisiopatológicas do paciente utilizadas como entradas do sistema. A explanação obtida pode ser em relação a :

- A - Aspectos fármaco-clínicos;
- B - Peculiaridades do tipo de cirurgia;
- C - Problemas especiais;
- D - Bibliografia

O usuário pode escolher o tipo de item para explanação numa série de sub-menus. Por exemplo, se escolher o item A para aspectos fármaco-clínicos, as alternativas serão as apresentadas na figura 4.19 :

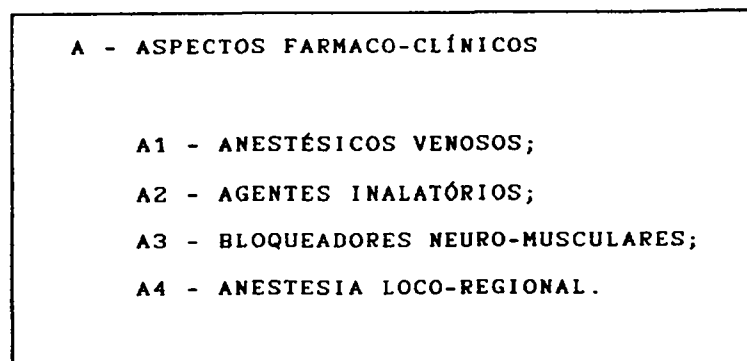


Fig. 4.19.- Sub-menu do módulo de explanação

No sub-menu, se a escolha do usuário for o item A4 as opções de escolha serão as do sub-menu da figura 4.20.

A4 - ANESTESIA LOCO-REGIONAL	
I	DEFINIÇÃO
II	CARACTERÍSTICAS FÍSICO-QUÍMICAS E FARMACOCINÉTICAS
III	CLASSIFICAÇÃO E CARACTERÍSTICAS FARMACODINÂMICAS
IV	CONSIDERAÇÕES FARMACOCINÉTICAS
V	CONSIDERAÇÕES CLÍNICAS

FIGURA 4.20 - Sub-menu de explanação para técnicas de anestesia loco-regional

Escolhendo, por exemplo, os itens I e V deste sub-menu os textos de explanação são os das figuras 4.20 e 4.21 respectivamente :

<p>I DEFINIÇÃO</p> <p>Definição - Perda da sensibilidade dolorosa e eventualmente de outros tipos de sensibilidade numa área circunscrita devido ao bloqueio da excitação em terminações nervosas ou do bloqueio do processo de condução ao longo do 1 neurônio .</p>
-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

FIGURA 4.21 - Um texto de explanação para o item I de técnicas de anestésias loco-regionais

#### V CONSIDERAÇÕES CLÍNICAS

1 - O emprego de opióides na medicação pré-anestésica pode ser recomendado desde que o procedimento exija múltiplas injeções e o aparecimento de parestesias não seja essencial.

2 - O emprego de benzodiazepínicos na medicação pré-anestésica é justificável quando se busca ansiólise. Não é recomendável como profilático de toxicidade sistêmica.

3 - A sedação durante a anestesia loco-regional pode ser necessária em função do estado emocional do paciente e também quando o procedimento cirúrgico é prolongado ou quando a execução da cirurgia implica ações que são conscientizadas pelo paciente de forma desagradável.

4 - A sedação pode ser obtida com barbitúricos ou benzodiazepínicos administrados "in bolus" ou sob a forma de infusão. Desde que o paciente seja sedado é prudente administrar O<sub>2</sub> (cateter nasal) e monitorizar a saturação de O<sub>2</sub> com oxímetro de pulso.

FIGURA 4.22 - Um texto de explanação para item V  
de técnicas de anestésias loco-regionais

Os menus disponíveis para explanações e mais alguns exemplos de textos utilizados para explanações são apresentados no Anexo D.



#### 4.6.- SEGURANÇA DOS DADOS

A proposta feita pelo sistema não tem a pretensão de ser o único caminho aceitável. Pretende apenas apontar um dos caminhos, entre outros, que pode ser correto. A segurança dos resultados dependerá principalmente da interpretação e utilização dos dados fornecidos pelo sistema.

Deve-se ressaltar que o médico é o único responsável legalmente pelas decisões que toma, mesmo que estas decisões estejam baseadas nas informações do sistema. Assim, como a orientação principal deste sistema é para residentes da especialidade de anestesiologia e como complemento para médicos especialistas de anestesiologia, a utilização deste programa necessita um conhecimento mínimo dos conceitos da especialidade que permitam uma boa interpretação e utilização da proposta do sistema.

#### 4.7.- CUSTOS DO DESENVOLVIMENTO

A avaliação dos custos de desenvolvimento de um sistema especialista é difícil de se quantificar. Como o desenvolvimento de um sistema especialista depende da assessoria de um ou vários especialistas da área e vários outros profissionais, a principal incidência no custo do desenvolvimento é o número de horas homem (HH) utilizadas destes profissionais. A quantificação deste custo não é fácil, principalmente pela variedade de especialidades participantes. Em geral, estima-se como aceitável uma média de US\$ 200,00 a HH. Considerando um total de 120 semanas com média de 20 horas, o custo estimado em HH é US\$ 480.000,00. Os custos de equipamentos e custos fixos são insignificantes comparados com as HH. Um sistema computacional de pequeno porte para o desenvolvimento do sistema é

uma configuração IBM-PC compatível da família AT286 com monitor RGB e 40 Mbytes de disco winchester. O custo desta configuração é de aproximadamente US\$ 3.000,00. Os custos fixos são estimados em US\$ 5.000,00. Com isto chega-se a custo total estimado de US\$ 488.000,00.

## CAPÍTULO V

### RESULTADOS

#### 5.1.- EFICIÊNCIA DO SISTEMA

Para analisar a eficiência do sistema foram feitos dois diferentes tipos de avaliações :

- Testes objetivos : neste tipo de testes os resultados foram comparados diretamente com os existentes na base de dados, dentro da amostra utilizada para teste, diferente da usada para treinamento.
  
- Testes subjetivos : onde a avaliação dos resultados foi feita por um grupo de médicos residentes na especialidade de anestesiologia e um grupo de médicos anestesiológicos.

Para avaliar os resultados é necessário fazer uma análise de cada um dos módulos envolvidos:

- módulo de redes neurais;
- módulo gerenciador;
- módulo de explanação;

### 5.1.1.- MÓDULO DE REDES NEURAIS

Na avaliação do módulo de redes neurais foi feito o teste de eficiência de cada uma das redes, utilizando o tipo de teste objetivo. É importante salientar que este tipo de avaliação é muito restrita já que ele só compara o número de acertos totais com respeito da base de dados. Como em geral toda decisão médica não é única, este tipo de avaliação não reflete totalmente o potencial do módulo de redes neurais. Ou seja, poderiam existir inferências das redes neurais que sejam diferentes das alternativas escolhidas e existentes na base de dados porém, poderiam ser válidas. Ainda considerando esta limitação o tipo de teste é um índice indicador de eficiência aceitável.

Para efetuar este teste foram escolhidos 5 conjuntos diferentes de padrões de treinamento e 5 conjuntos diferentes de padrões de testes para cada rede neural, com número variável de elementos,. A estrutura da rede neural foi testada com diferentes configurações de camadas. Cada tipo de rede é representada por duas tabelas e um gráfico representativo da melhor eficiência obtida com uma estrutura específica.

As redes testadas são :

- a.- Rede de classificação do estado físico;
- b.- Rede para a escolha da medicação pré-anestésica;
- c.- Rede para a escolha do tipo de técnica, com as sub-redes.

No caso de escolha de anestesia loco-regional:

- c1.-Rede para a escolha do nível de bloqueio regional;
- c2.-Rede para a escolha da droga para sedação;
- c3.-Rede para a escolha de adjuvantes na anestesia

regional.

No caso de escolha de anestesia geral:

c4.-Rede para a escolha do procedimento de indução;

c5.-Rede para a escolha das drogas de indução/manutenção;

c6.-Rede para a escolha do bloqueador neuromuscular;

c7.-Rede para a escolha da manutenção das vias aéreas;

Os parâmetros de treinamento, a escolha de cada estrutura e a eficiência de cada rede nos conjuntos de padrões são apresentados em tabelas e gráficos, respectivamente.

#### **Avaliação da rede neural para a classificação do estado físico do paciente**

Na tabela 5.1 são apresentadas algumas estruturas testadas, e a estrutura de rede neural escolhida por melhor desempenho . O gráfico da figura 5.1 representa a avaliação da estrutura escolhida dentro de um ciclo de treinamento.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	297	10	----	5	0,7	0,9	0,01	8200	60/35
REDE 2	297	15	----	5	0,6	0,3	0,01	3200	50/40
REDE 3	297	8	----	5	0,5	0,7	---	4300	97/75
REDE 4	297	9	8	5	0,6	0,7	0,01	8200	70/50
REDE 5	297	10	10	5	0,5	0,6	---	9400	60/50

ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL						
REDE 3	ENTRADA		297 ELEMENTOS		CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS	
CAMADA1	INTERMEDIÁRIA		8 ELEMENTOS		CORRELAÇÕES	
CAMADA2	SAÍDA		5 ELEMENTOS		GRAU DE ESTADO FÍSICO	
CAMADA3	E1	E2	E3	E4	E5	
$\eta$	3	2	0,5	0,7	0,7	
$\alpha$	0,1	0,3	0,7	0,3	0,3	
T	0,1	0,001	---	0,001	0,001	
CICLOS	3700	4200	4300	5200	8100	
R %	20/5	80/65	97/75	70/40	80/50	

CAMADAS: número de elementos de cada camada.

Camada1: entrada.....Camada4: saída

$\eta$ ,  $\alpha$ , T : parâmetros utilizados no algoritmo de aprendizado. Várias combinações foram utilizadas; apresentam-se as com melhor desempenho.

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 80 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 80 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 70 padrões de teste.

Tabela 5.1.- Teste de eficiência da rede neural de  
classificação do estado físico do paciente

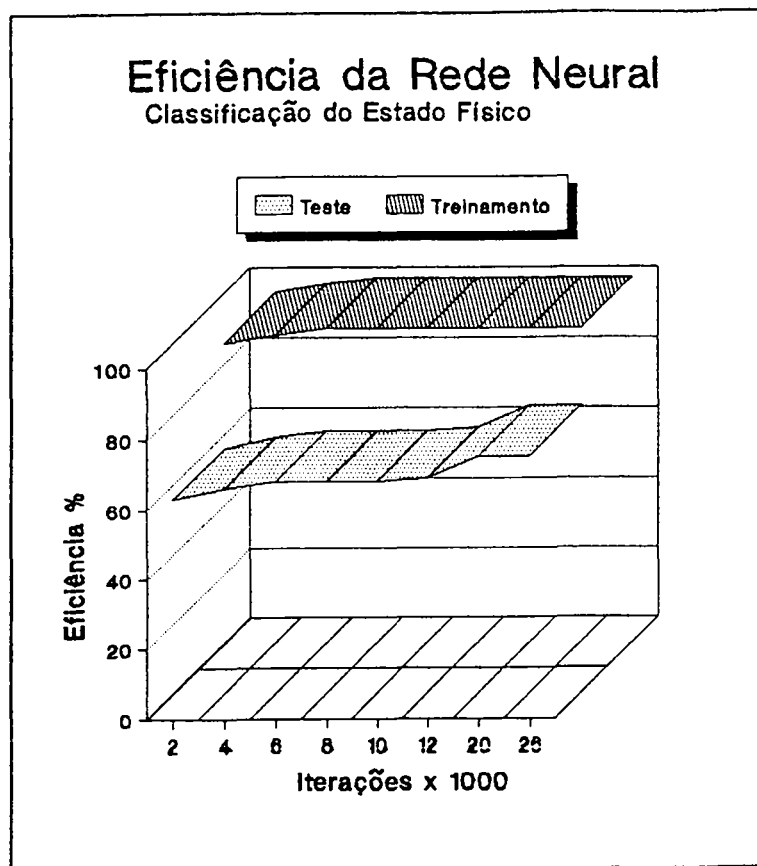


Figura 5.1.- Gráfico de eficiência da estrutura escolhida da rede neural para a classificação do grau de estado físico do paciente

Avaliação da rede neural para a escolha de drogas para medicação pré-anestésica

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 150 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 150 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 300 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	180	15	----	8	0,5	0,7	0,01	18200	50/35
REDE 2	180	10	----	8	0,2	0,9	0,01	14000	40/35
REDE 3	510	13	----	8	0,2	0,9	---	40000	88/79
REDE 4	510	10	8	8	0,3	0,7	0,01	18200	40/30
REDE 5	510	10	10	8	0,1	0,6	---	29200	70/50

REDE 3	ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL				
CAMADA1	ENTRADA		510 ELEMENTOS		CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		13 ELEMENTOS		CORRELAÇÕES
CAMADA3	SAÍDA		8 ELEMENTOS		MEDICAÇÃO PRÉ-ANESTÉSICA
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	2	0,2	0,1	0,4	0,7
$\alpha$	0,7	0,9	0,8	0,6	0,3
T	0,1		0,01	0,001	0,001
CICLOS	13700	40000	14200	25200	38100
R %	20/5	88/79	50/15	70/40	80/50

Tabela 5.2.- Teste de eficiência da rede neural na escolha de drogas para medicação pré-anestésica



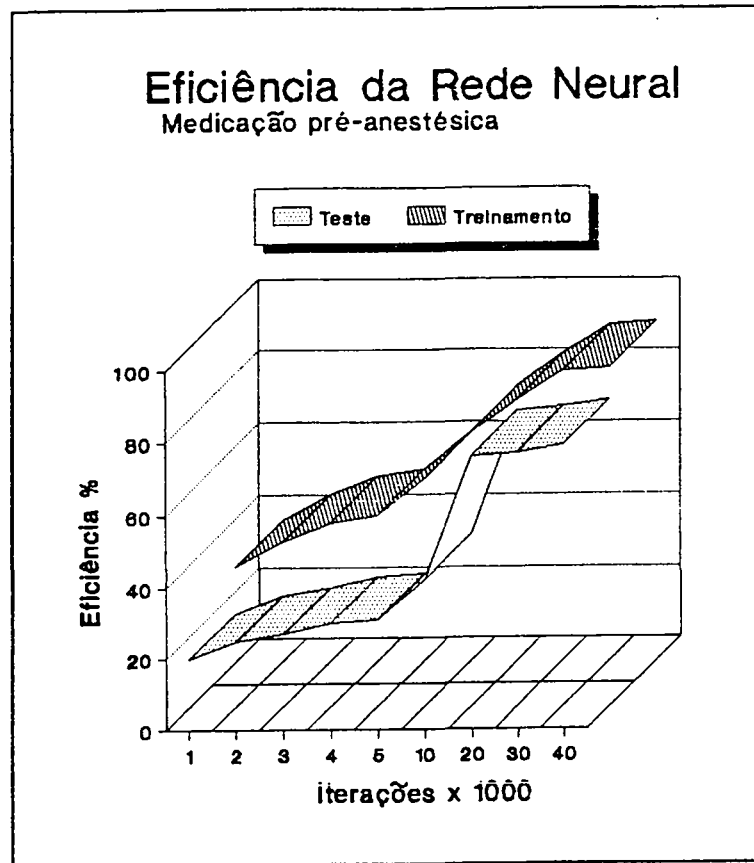


Figura 5.2.- Gráfico de eficiência da estrutura escolhida da rede neural para a escolha de drogas para medicação pré-anestésica

### Avaliação da rede neural para a escolha da técnica anestésica

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 300 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

Ex : 60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 300 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 300 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	510	45	----	18	0,5	0,9	0,01	20000	80/30
REDE 2	510	24	----	18	1,2	0,6	0,01	13000	70/40
REDE 3	510	20	----	18	0,3	0,7	---	9000	76/69
REDE 4	510	40	18	18	0,3	0,7	0,01	14000	70/30
REDE 5	510	20	19	18	0,9	0,6	---	16000	50/30

ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL					
REDE 3					
CAMADA1	ENTRADA		510 ELEMENTOS		CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		20 ELEMENTOS		CORRELAÇÕES
CAMADA3	SAÍDA		18 ELEMENTOS		TÉCNICA ANESTÉSICA
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	0,9	0,3	1	0,7	0,7
$\alpha$	0,7	0,7	0,2	0,3	0,3
T	0,1		0,5	0,001	0,001
CICLOS	3700	9000	4200	5200	8000
R %	20/5	76/69	50/15	70/40	80/50

Tabela 5.3.- Teste da eficiência da rede neural para a escolha da técnica anestésica

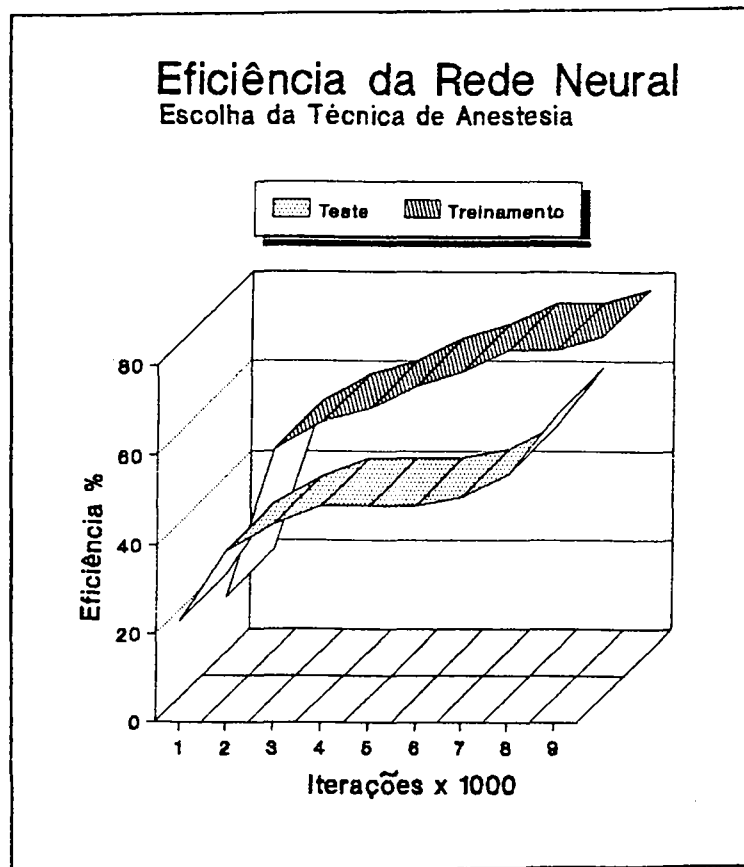


Figura 5.3- Gráfico de eficiência da estrutura escolhida da rede neural para a escolha da técnica anestésica

### Avaliação da rede neural para a escolha do nível de bloqueio regional

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 90 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

Ex : 60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 90 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 200 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	90	20	----	25	0,7	0,9	0,01	48000	60/35
REDE 2	90	25	----	25	0,6	0,3	0,01	30000	50/40
REDE 3	90	18	----	25	0,1	0,3	---	90000	89/69
REDE 4	90	25	25	25	0,6	0,7	0,01	78000	70/50
REDE 5	90	23	24	25	0,5	0,6	---	90000	60/50

REDE 3	ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL				
CAMADA1	ENTRADA		90 ELEMENTOS	CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS	
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		18 ELEMENTOS	CORRELAÇÕES	
CAMADA3	SAÍDA		25 ELEMENTOS	NÍVEL DE BLOQUEIO REGIONAL	
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	1,0	0,1	1,0	0,7	0,7
$\alpha$	0,7	0,3	0,2	0,3	0,9
T	0,1		0,5	0,001	0,001
CICLOS	30000	90000	44000	35000	48000
R %	30/15	89/69	40/15	60/40	70/50

Tabela 5.4.- Teste da eficiência da rede neural para a escolha de nível de bloqueio regional

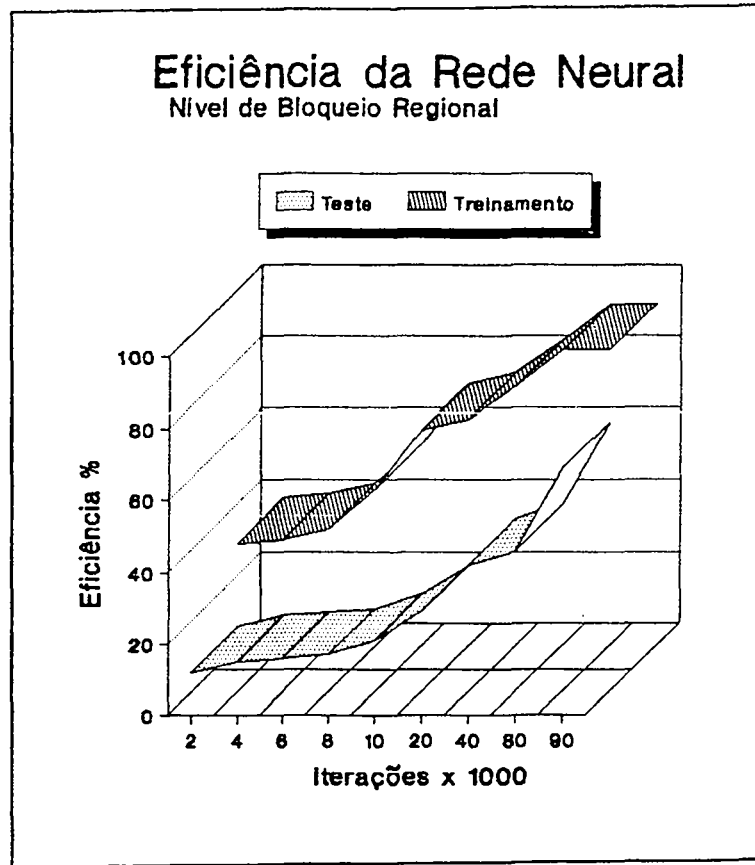


Figura 5.4.- Gráfico de eficiência da estrutura selecionada da rede neural para a escolha do nível de bloqueio regional

### Avaliação da rede neural para a escolha de drogas para sedação

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 150 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

Ex : 60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 150 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 80 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	90	11	----	5	0,7	0,9	0,01	11000	70/45
REDE 2	90	10	----	5	0,6	0,3	0,01	12000	60/40
REDE 3	90	8	----	5	0,5	0,7	---	10000	87/79
REDE 4	90	10	9	5	0,6	0,7	0,01	18000	60/40
REDE 5	90	12	10	5	0,5	0,6	---	20000	50/30

ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL					
REDE 3	ENTRADA		90 ELEMENTOS		CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		8 ELEMENTOS		CORRELAÇÕES
CAMADA3	SAÍDA		5 ELEMENTOS		DROGAS PARA SEDAÇÃO
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	0,9	0,2	0,1	0,5	0,7
$\alpha$	0,7	0,6	0,2	0,7	0,3
T	0,1	0,001			0,001
CICLOS	23000	44000	15000	10000	18000
R %	20/12	70/35	50/10	87/79	60/40

Tabela 5.5.- Teste da eficiência da rede neural para a escolha de drogas para sedação

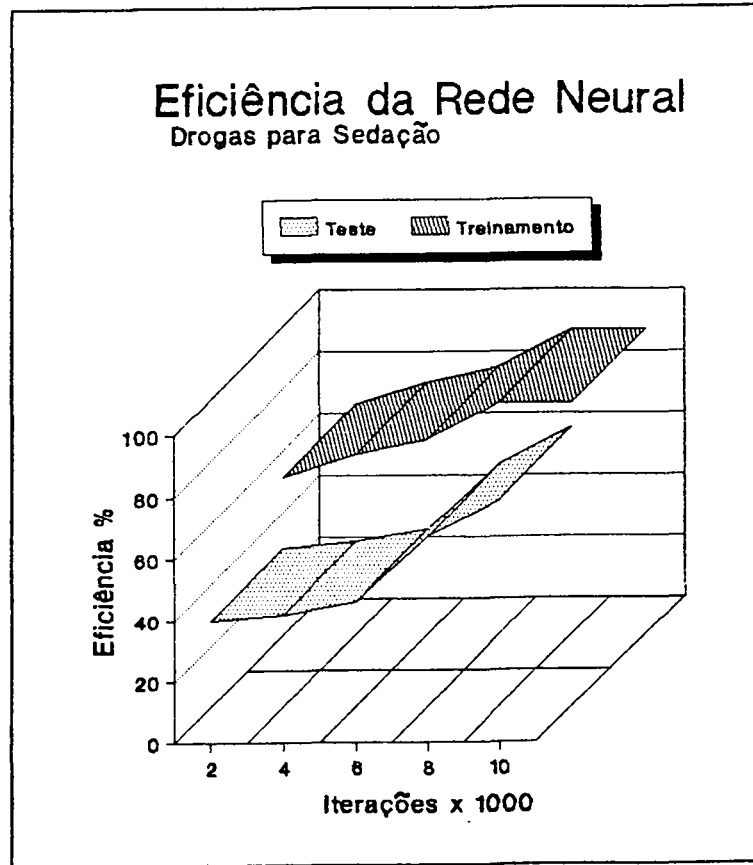


Figura 5.5.- Gráfico de eficiência da estrutura selecionada da rede neural para a escolha de drogas para sedação

### Avaliação da rede neural para a escolha de adjuvantes de anestesia regional

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 150 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

Ex : 60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 150 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 100 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	90	10	----	4	0,7	0,9	0,01	18000	60/55
REDE 2	90	12	----	4	0,6	0,3	0,01	13000	50/45
REDE 3	90	8	----	4	0,3	0,7	---	10000	98/98
REDE 4	90	9	6	4	0,6	0,7	0,01	10000	68/58
REDE 5	90	10	5	4	0,5	0,6	---	29000	60/50

ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL					
REDE 3					
CAMADA1	ENTRADA		90 ELEMENTOS		CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		8 ELEMENTOS		CORRELAÇÕES
CAMADA3	SAÍDA		4 ELEMENTOS		ADJUVANTES ANESTESIA REGIONAL
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	0,3	0,3	1,0	0,7	0,6
$\alpha$	0,7	0,7	0,2	0,3	0,9
T	0,1		0,5	0,001	0,001
CICLOS	20000	10000	16000	25000	20000
R %	92/72	98/98	50/40	70/60	80/70

Tabela 5.6.- Teste de eficiência da rede neural para a escolha de adjuvantes em anestesia regional



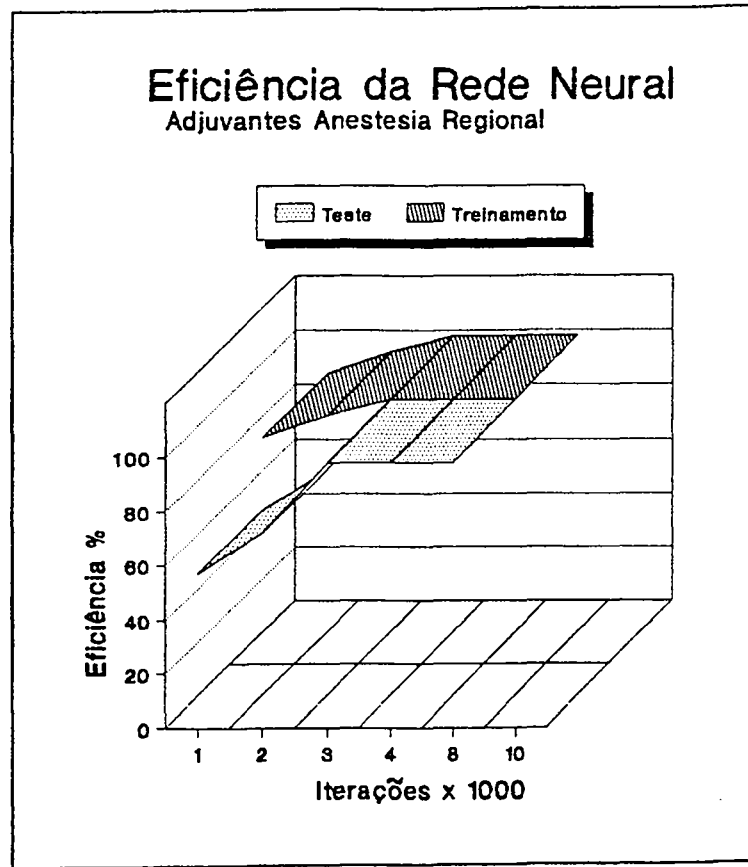


Figura 5.6.- Gráfico de eficiência da estrutura selecionada da rede neural para a escolha de adjuvantes em anestesia regional

Avaliação da rede neural para a escolha da modalidade de indução na anestesia geral

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 150 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

Ex : 60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 150 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 100 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	80	10	----	11	0,7	0,9	0,01	18000	70/45
REDE 2	80	15	----	11	0,9	0,3	0,01	23000	56/40
REDE 3	80	13	----	11	0,2	0,7	---	10000	83/81
REDE 4	80	12	8	11	0,3	0,7	0,01	28000	75/55
REDE 5	87	12	11	11	0,3	0,7	---	49000	70/60

ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL					
REDE 3					
CAMADA1	ENTRADA		80 ELEMENTOS	CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS	
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		13 ELEMENTOS	CORRELAÇÕES	
CAMADA3	SAÍDA		11 ELEMENTOS	MODALIDADE DA INDUÇÃO	
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	2,0	0,2	0,7	0,7	0,3
$\alpha$	1,5	0,7	0,7	0,3	0,8
T	0,1		0,001	0,001	0,001
CICLOS	20000	10000	30000	40000	50000
R %	30/15	83/81	60/25	70/50	80/60

Tabela 5.7.- Teste de eficiência da rede neural para a escolha da modalidade de indução

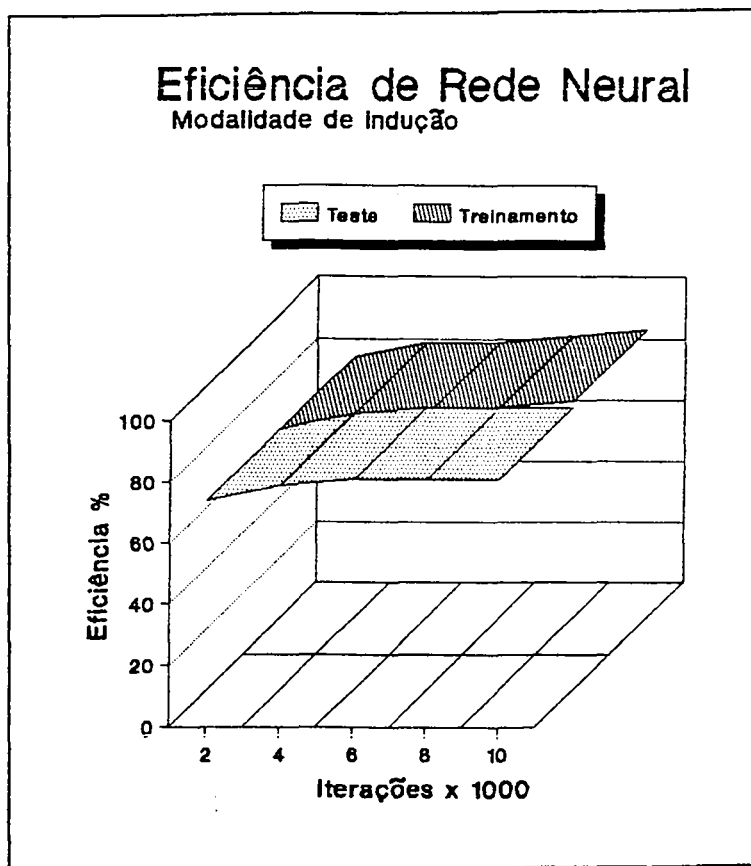


Figura 5.7.- Gráfico de eficiência da estrutura selecionada da rede neural para a escolha da modalidade de indução

### Avaliação de rede neural para a escolha de drogas para indução/manutenção

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 150 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

Ex : 60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 150 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 300 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	80	20	----	19	0,7	0,9	0,01	60000	50/25
REDE 2	80	23	----	19	0,7	0,3	0,01	40000	80/30
REDE 3	80	20	----	19	0,1	0,4	---	76000	95/85
REDE 4	80	22	20	19	0,6	0,9	0,01	74000	75/56
REDE 5	80	20	20	19	0,5	0,8	---	39000	61/40

ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL					
REDE 3					
CAMADA1	ENTRADA		80 ELEMENTOS		CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		20 ELEMENTOS		CORRELAÇÕES
CAMADA3	SAÍDA		19 ELEMENTOS		DROGAS INDUÇÃO/MANUTENÇÃO
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	3,0	0,2	1	0,1	0,7
$\alpha$	0,3	0,3	2	0,4	0,3
T	0,1	0,001	0,01		0,001
CICLOS	40000	80000	60000	76000	90000
R %	30/15	80/60	50/25	95/85	80/50

Tabela 5.8.- Teste de eficiência da rede neural para a escolha de drogas para indução/manutenção.

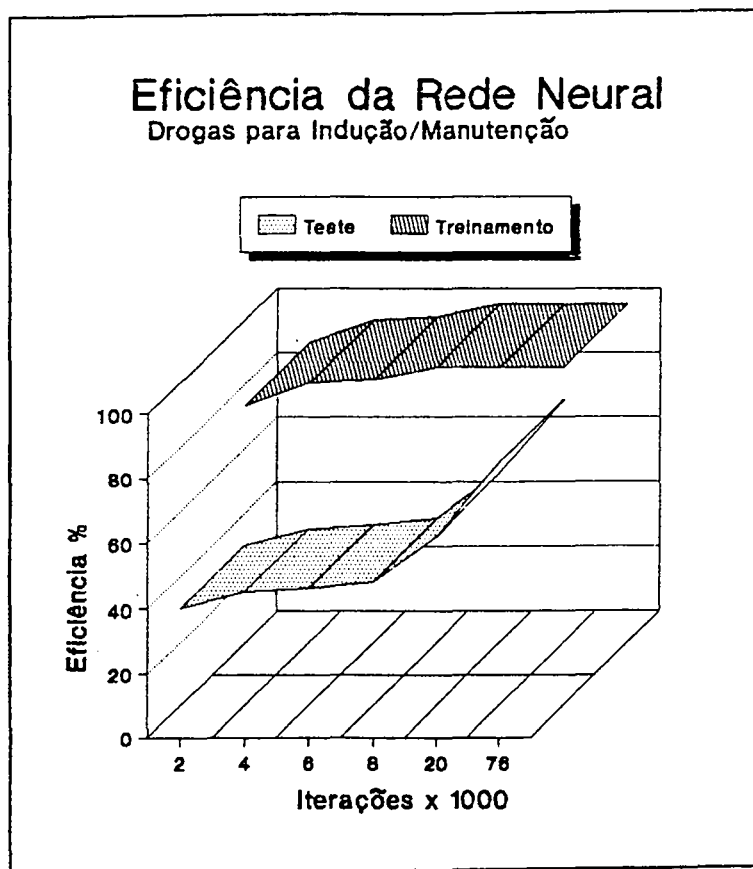


Figura 5.8.- Gráfico de eficiência da estrutura selecionada da rede neural para a escolha de drogas para indução/manutenção da anestesia geral

### Avaliação da rede neural para a escolha de bloqueadores neuromusculares

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 150 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

Ex : 60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 150 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 100 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	80	20	----	7	0,7	0,9	0,01	30000	70/60
REDE 2	80	15	----	7	0,4	0,6	0,01	30000	70/30
REDE 3	80	10	----	7	0,3	0,7	---	45000	96/80
REDE 4	80	9	8	7	0,7	0,7	0,01	20000	40/20
REDE 5	80	10	9	7	0,1	0,2	---	40000	50/30

ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL					
REDE 3					
CAMADA1	ENTRADA		80 ELEMENTOS		CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		10 ELEMENTOS		CORRELAÇÕES
CAMADA3	SAÍDA		7 ELEMENTOS		BLOQUEADORES NEUROMUSCULARES
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	1,0	0,3	0,1	0,7	0,6
$\alpha$	3,0	0,7	0,2	0,9	0,9
T	0,1		0,05	0,001	0,001
CICLOS	40000	45000	50000	60000	70000
R %	30/10	96/80	50/35	70/60	85/55

Tabela 5.9.- Teste de eficiência da rede neural para a escolha de bloqueadores neuromusculares

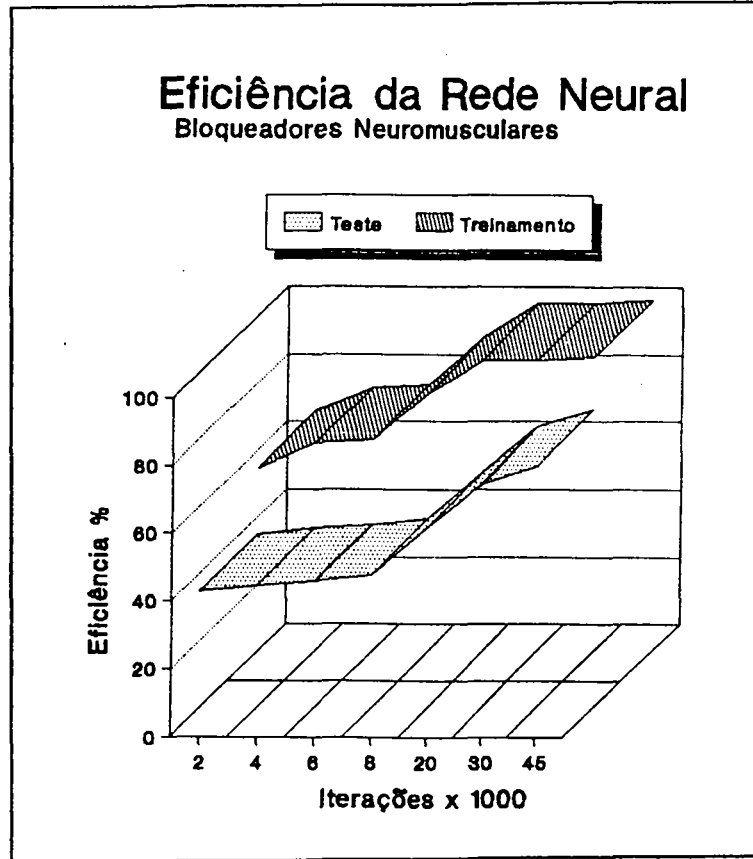


Figura 5.9.- Gráfico de eficiência da estrutura selecionada da rede neural para a escolha de bloqueadores neuromusculares

Avaliação da rede neural para a escolha do procedimento de manutenção das vias aéreas

CICLOS : número de iterações do treinamento sobre o conjunto de 80 exemplos.

R % : indica a eficiência da rede no reconhecimento de padrões.

Ex : 60/30 interpreta-se como:

60% de padrões reconhecidos sobre os 80 de treinamento.

30% de padrões reconhecidos sobre os 80 padrões de teste.

	CAMADA1	CAMADA2	CAMADA3	CAMADA4	$\eta$	$\alpha$	T	CICLOS	R %
REDE 1	80	10	----	3	0,7	0,9	0,01	15000	70/40
REDE 2	80	15	----	3	0,6	0,3	0,01	14000	50/40
REDE 3	80	4	----	3	0,3	0,7	0,001	10000	100/88
REDE 4	80	9	8	3	0,6	0,7	0,01	20000	70/50
REDE 5	80	10	10	3	0,5	0,6	---	30000	70/60

ESTRUTURA ESCOLHIDA PARA ESSA REDE NEURAL					
REDE 3					
CAMADA1	ENTRADA		80 ELEMENTOS		CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS
CAMADA2	INTERMEDIÁRIA		4 ELEMENTOS		CORRELAÇÕES
CAMADA3	SAÍDA		3 ELEMENTOS		MANUTENÇÃO VIAS AÉREAS
	E1	E2	E3	E4	E5
$\eta$	0,4	0,3	0,9	0,7	0,7
$\alpha$	0,7	0,7	0,9	0,3	0,2
T	0,01	0,001	0,05	0,001	0,001
CICLOS	10000	10000	14000	25000	40000
R %	90/75	100/88	70/65	70/50	80/50

Tabela 5.10.- Teste de eficiência da rede neural para a escolha do procedimento na manutenção das vias aéreas



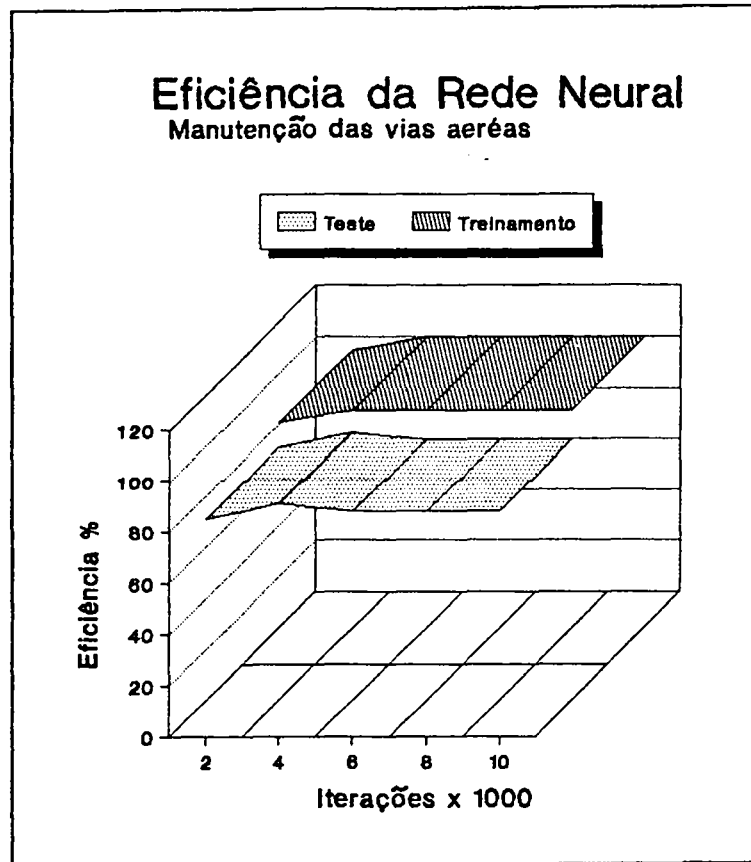


Figura 5.10.- Gráfico de eficiência da estrutura selecionada da rede neural para a escolha do procedimento de manutenção das vias aéreas

Para minimizar o problema da subjetividade na avaliação, os testes foram feitos com cinco conjuntos de padrões de testes diferentes para cada rede neural. Os resultados obtidos não apresentaram influência significativa na eficiência da rede sobre os conjuntos de testes. A máxima variabilidade obtida foi para a rede de escolha de técnica de anestesia que representou variações de mais ou menos 5% na eficiência máxima obtida. Isto é representado no gráfico da figura 5.11.

## Comparação de Eficiência

Rede Neural: Escolha Técnica de Anestesia

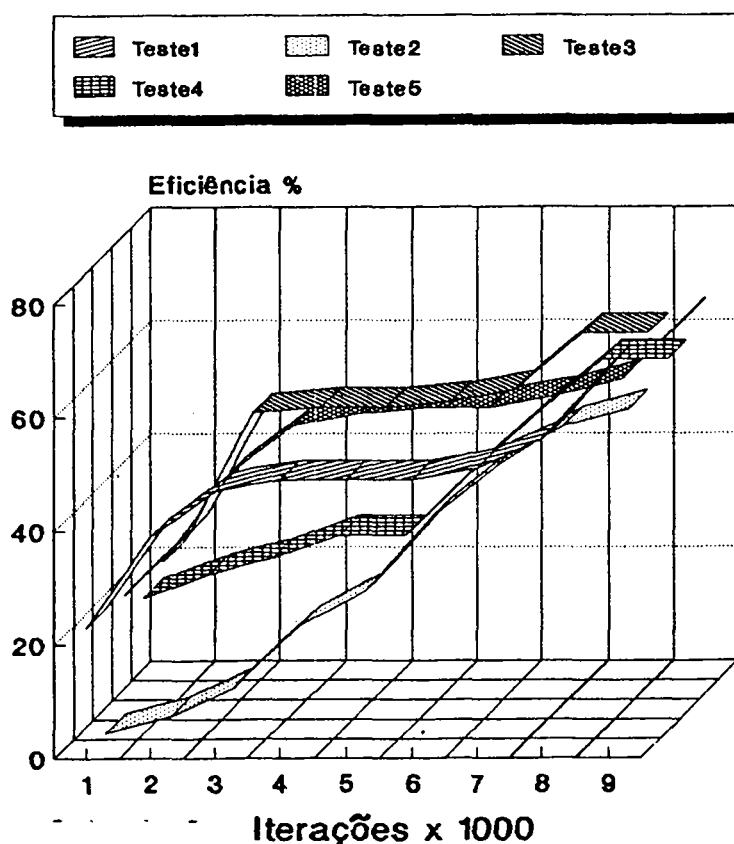


Figura 5.11.- Gráfico da variabilidade de eficiência da estrutura selecionada da rede neural para a escolha da técnica anestésica.

### 5.1.2.- MÓDULO GERENCIADOR

O módulo gerenciador é o encarregado de receber, interpretar e apresentar a informação dos demais módulos envolvidos na inferência. Para o teste de eficiência do funcionamento deste módulo foi selecionado um conjunto de teste de 124 pacientes dos quais, 64 para entrada direta e 60 para entrada via base de dados. Estes 124 pacientes não pertencem ao grupo de treinamento e/ou teste das redes neurais e foi selecionado tentando abranger no máximo, as possibilidades mais comuns e pela escolha de cada usuário . A distribuição desta amostra foi dependente do local da cirurgia sendo apresentada graficamente na figura 5.12.

Os resultados obtidos se apresentam separadamente para os contextos parciais de inferência do estado físico do paciente, medicação pré-anestésica, e técnica anestésica, na tabela 5.11. Esta tabela representa a comparação dos resultados obtidos por entrada direta comparados com o resultado esperado pelo usuário (médico residente ou especialista em anestesiologia) na segunda coluna. A terceira coluna representa a comparação dos resultados obtidos com os procedimentos armazenados para os pacientes da base de dados. Neste caso o tipo de erro é definido por avaliação do especialista. Assim, por exemplo, no caso da classificação do estado físico para 64 pacientes por entrada direta foram obtidos 46 acertos totais, 16 com erros aceitáveis e 2 tipos de classificação errada, o que dá uma percentagem de 97% de acertos. Os tipos de erro são classificados em :

Para a classificação do estado físico do paciente;

E1 : Erro na classificação do estado físico no qual o sistema faz a classificação um grau maior que o esperado;

E2 : Erro na classificação do estado físico no qual o sistema faz a classificação um grau menor que o esperado;

E3 : Erro na classificação do estado físico no qual o sistema faz a classificação muito diferente do grau esperado.

Para a escolha de drogas para a medicação pré-anestésica;

M1 : Erro na escolha de droga para pré-medicação. Escolha de droga que não é necessária, porém não é contraindicação absoluta;

M2 : Erro na escolha de droga para pré-medicação. Não é proposta droga que poderia ajudar na pré-medicação;

M3 : Erro na escolha de droga para pré-medicação. Proposta de droga que é contraindicada..

Para a escolha da técnica e procedimentos anestésicos;

T1 : Erro na escolha da técnica anestésica. Escolha de um dos procedimentos errados , porém não é contraindicação absoluta;

T2 : Erro na escolha da técnica anestésica. Em casos onde seja definido dois locais de cirurgias, o sistema pode considerar somente um como mais importante;

T3 : Erro na escolha da técnica anestésica. Proposta de droga ou procedimento contraindicado.

Número de pacientes	Entrada Direta		Via Base de Dados	
Contexto	64		60	
Estado Físico	46	72%	51	85%
E1	11	18%	5	8%
E2	5	7%	3	5%
E3	2	3%	1	2%
Medicação Pré-anestésica	38	60%	55	91%
M1	24	40%	4	7%
M2	2	3%	1	2%
M3	0	0%	0	0%
Técnica anestésica	47	73%	42	70%
T1	13	20%	15	25%
T2	3	5%	2	3%
T3	1	2%	1	2%

Tabela 5.11 Teste de eficiência do módulo gerenciador.

## Teste de Eficiência

Distribuição Segundo Local da Cirurgia

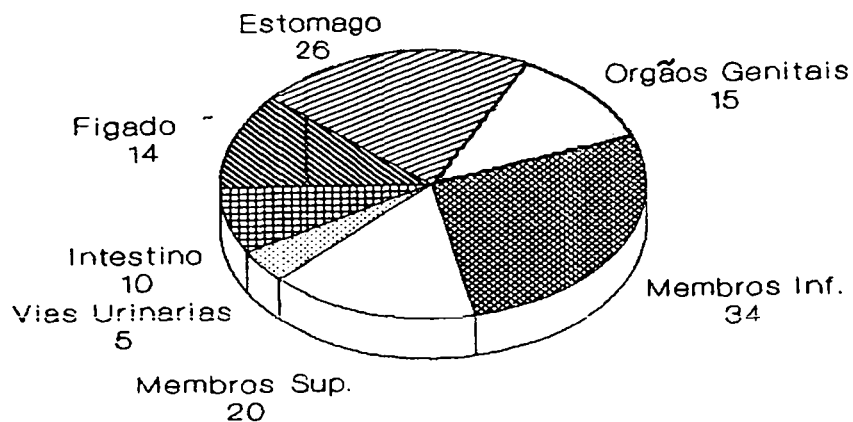


Figura 5.12.- Distribuição da amostra para teste de eficiência

### 5.1.3.- MÓDULO DE EXPLANAÇÃO

O módulo de explanação é o encarregado de apresentar informação referente à proposta. Este procedimento é realizado por um programa estruturado em menus que permite ao usuário escolher o tipo e o nível de profundidade da informação necessária para dar uma resposta de explanação de tipo causal sobre o procedimento anestésico proposto. A escolha desta estrutura foi feita principalmente pela grande variabilidade dos contextos o que dificulta uma explanação mais específica. Os itens disponíveis para a explanação são listados no anexo D. A avaliação deste módulo foi feita através de testes subjetivos, especialmente por médicos residentes da especialidade de anesthesiologia, já que o sistema é uma ferramenta essencialmente didática. Como resultado esse módulo foi bem aceito pelos médicos residentes, principalmente pela ampla variedade de informações apresentada. Como foi dito, esse módulo possui uma estrutura de menus, onde o próprio usuário escolhe a informação da qual deseje mais detalhes. Esta informação é disponível para cada item do procedimento anestésico representando o apoio didático do sistema.

## 5.2.- LIMITAÇÕES DO SISTEMA

No estágio atual o protótipo existem algumas limitações funcionais:

- É conveniente definir somente um local de cirurgia por vez. Por exemplo, para pacientes com cirurgias no baço e membros inferiores, o sistema pode apresentar uma solução válida principalmente para membros inferiores.
  
- Dados definidos nos exames complementares, por exemplo ECG e Radiografia torácica, que identifiquem alguma patologia no paciente, devem ser entradas também nos itens correspondentes para condições prévias.
  
- Pacientes em condições extremas, por exemplo chocados e politraumatizados, podem apresentar soluções pouco satisfatórias.

### 5.3.- VALIDAÇÃO DO SISTEMA

Na validação de um sistema especialista, geralmente apresenta-se uma série de dificuldades metodológicas [FIESCHI84], sendo que a simples concordância da resposta do sistema e a opinião do especialista não são suficientes para avaliar o nível de "espertice" do sistema. Porém, sistemas infalíveis não são realizáveis. Os sistemas especialistas de apoio ao diagnóstico ou à decisão médica é necessário avaliar vários outros aspectos importantes, por exemplo, além da eficiência na operação, devem apresentar características que não modifiquem a rotina médica habitual para não dificultar a sua aceitabilidade. Alguns aspectos importantes a serem avaliados são :

- Base de conhecimentos;
- Métodos de representação dos conhecimentos;
- Facilidade de atualização;
- Qualidade da explanação;
- Interface com o usuário;
- Tempo de duração da consulta;
- Tempo de resposta.

Toda essa avaliação do sistema deve ser feita visando a qualificação dos usuários, e dependendo do nível básico do conhecimento dos mesmos.

Analisando a estrutura proposta, a base de conhecimento na área de anestesiologia, e em qualquer outra área médica, é fortemente influenciada



pela escola seguida pelo especialista, representando um domínio limitado. Como a área de anestesiologia representa uma multi-especialidade dentro da área médica, abrangendo um domínio amplo, é de difícil limitação para estruturar um sistema especialista. A proposta e a avaliação dos procedimentos anestésicos implicam a análise de cada especialidade na qual esteja sendo feito o procedimento cirúrgico, o que levou a limitar a atuação do protótipo desenvolvido, inicialmente, às áreas específicas de cirurgias abdominais e de membros. Isso devido a que mais de 80% dos procedimentos cirúrgicos estão relacionados com essas regiões. Logo, a base de conhecimento tenta representar o contexto apropriado ao domínio escolhido, utilizando várias técnicas de representação dos conhecimentos.

Os métodos de representação do conhecimento utilizando técnicas integradas obrigaram à decomposição do problema em domínios parciais que permitiram um melhor aproveitamento, por exemplo, dos sistemas conexionistas, representados pelas redes neurais. Nesses domínios parciais foram implementadas redes neurais, modelos clínicos, bases de dados e um sistema de regras de produção, atuando sinergisticamente. Essa decomposição facilita tanto a implementação como também a atualização da base de conhecimentos, sendo necessário só modificar o contexto parcial desejado.

Um dos problemas importantes apresentados na implementação de um sistema especialista integrado é, sem dúvida, o controle da linha de raciocínio. Esse problema dificulta o processo de explanação, sendo que, num sistema de regras de produção, é facilmente realizado pela interpretação das regras executadas. Nos sistemas integrados os contextos parciais devem ser controlados para conseguir uma explanação aceitável. Nessa aplicação optou-se por uma explanação de tipo causal, o que em alguns casos a torna muito geral, não só pela sensibilidade do processo a mudanças na condição fisiopatológica

do paciente, mas também pela vasta informação técnica que deve ser apresentada. Grandes dificuldades se apresentaram na escolha dos textos apropriados para cada explanação, chegando-se finalmente à escolha do sistema de menus por itens de interesse para o usuário escolher, ele mesmo, o nível de explanação desejado. Esse tipo de explanação, ainda que primária, apresenta um desempenho aceitável. Porém, é amplo o campo de pesquisa nessa área para otimizar a explanação e os níveis necessários a serem implementados num sistema especialista integrado.

Com respeito à interface com o usuário, os sistemas especialistas baseiam-se em duas estruturas : entrevista por perguntas-respostas, ou entradas por preenchimento de fichas. Como a área de aplicação apresenta um grande número de parâmetros de interesse, o que implicaria uma entrevista muito extensa, optou-se pela estrutura de menus, onde o usuário marca as escolhas apropriadas ao paciente sob análise. Com isso o sistema se torna mais rápido permitindo uma entrada de dados do paciente em média em 2 a 4 minutos. Por exemplo, os exames laboratoriais são ingressados numericamente e a avaliação e a formatação para utilização são feitas pelo sistema. O tempo de processamento também é curto, dado que a maior parte das inferências é feita por estruturas de redes neurais. Isso permite que em 1 a 2 minutos possa ser obtida uma resposta. Já a duração do processo de explanação dependerá diretamente da quantidade de informação que o usuário solicitar. Porém uma média de 10 minutos é o tempo estimado para uma boa resolução do problema proposto, o qual é basicamente o tempo usado em alguns sistemas especialistas só na fase de entrevista.

Todas essas características, ainda que com limitações, permitem concluir que a utilização de sistemas especialistas integrados é uma alternativa viável de ser aplicadas em sistema de apoio na decisão médica,

facilitando em grande parte a sua implementação; e que as redes neurais são uma ferramenta útil na representação do conhecimento médico de tipo dinâmico-causal.

## CAPITULO VI

## CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

## 6.1.- CONCLUSÕES

- A identificação do tipo de conhecimento e a sua melhor representação computacional são um ponto crucial para uma boa implementação da base de conhecimento de um sistema especialista. O importante é não adaptar o conhecimento a uma determinada técnica de representação, mas procurar a técnica que melhor se adapte ao tipo de conhecimento.

- Pode-se facilitar a utilização de redes neurais como parte da base de conhecimento de um sistema especialista integrado, através da decomposição do domínio principal em domínios parciais, de forma que, várias redes neurais resolvam contextos parciais e não que uma única rede neural seja aplicada ao contexto geral. Isso é devido ao fato de que redes neurais muito grandes dificultam tanto o processo de treinamento como, o mais importante, o processo de explanação das inferências.

- Ainda que as RNAs sejam consideradas caixas pretas, onde o conhecimento está armazenado nas interconexões de seus elementos, as limitações de explanação podem ser superadas por uma boa indexação causal.

- Grande parte do conhecimento médico é derivado de observações de causas e efeitos, analisadas durante longos periodos de tempo que se constituem em casos típicos (exemplos) cujo estudo em geral é um conhecimento baseado em exemplos, que se adapta facilmente as estruturas de RNAs com aprendizado supervisionado.

- O nível de eficiência das RNAs depende fortemente da qualidade dos exemplos utilizados no treinamento. Essa qualidade permitirá às redes neurais efetuarem uma boa representação do espaço de soluções da aplicação. Com isto pode-se obter boas interpolações dentro do contexto, permitindo soluções plausíveis no processo de generalização.

- Em geral, os exemplos de treinamento são obtidos de bases de dados. Essas bases devem ser estruturadas com a informação pertinente, e com dados confiáveis, sendo que às vezes isso não é tão fácil de conseguir. Grandes dificuldades se apresentam, porque muitas vezes as fichas não são preenchidas cuidadosamente ante a prioridade que é o atendimento ao paciente. Isso gera dados incompletos e inválidos para a escolha como exemplos. Uma solução para isso é criar fichas de fácil e rápido preenchimento pelos especialistas, porém contendo toda a informação indispensável para a representação do domínio, e num formato apropriado ao armazenamento no computador.

- Com respeito às bases de dados, outro problema importante que existe para a escolha dos exemplos para treinamento das redes neurais, é o fato de existirem informações armazenadas provenientes de vários especialistas da área. Isso produz problemas, basicamente pela existência de diferentes escolas de pensamento com tendências a utilizarem várias opções diferentes de solução para um mesmo problema, que podem ser contraditórias gerando um problema de ambigüidade. Isso pode gerar, em alguns casos, problemas de convergência nas redes neurais, pela inconsistência dos exemplos. A solução foi escolher uma escola pensamento mais representativa e basear nesta escola a representação do domínio da aplicação.

- Há até um determinado tempo existia uma radicalização para a

não utilização de estruturas procedurais como parte da representação do conhecimento. Entendia-se que toda representação deveria ser simbólica e de fácil interpretação para o usuário. Com isso, o desenvolvimento de sistemas especialistas era feito baseado principalmente na semântica da linguagem Lisp, ou no processo de unificação do Prolog. Na atualidade, flexibilizam-se essas posições, abrindo margem ao sinergismo entre processos simbólicos e procedurais. Acredita-se que esse é o melhor caminho para a obtenção de resultados funcionais na utilização de técnicas de inteligência artificial.

- A análise de eficiência dos vários algoritmos de aprendizado para redes multi-camadas podem ser de grande ajuda para definir melhor os parâmetros de aprendizado e com isso acelerar o processo de treinamento. Uma opção interessante a ser analisada são os algoritmos com estruturas que variam, dependendo do ponto na região de soluções em que estiverem sendo aplicadas. Outra idéia interessante é a utilização de mais de um algoritmo em paralelo, utilizando um ou outro para a atualização das ponderações da rede neural, dependendo do efeito sobre a função de erro a minimizar.

- Para melhorar o tipo de explanação, deixa-se proposta a opção de controlar o contexto no qual a rede está atuando, de tal forma que através da definição de contextos locais se permita uma explanação mais específica. Isso poderia ser obtido fazendo uma decomposição do problema que permita ligar um contexto local a cada plano parcial, melhorando com isso a propriedade dos sistemas integrados na área médica de explicar o porquê do resultado.

- Com respeito à interface com o usuário, há duas possibilidades: entrevista por perguntas-respostas, ou entradas por preenchimento de fichas. Como a área de aplicação apresenta um grande número de parâmetros de

interesse, o que implicaria uma entrevista muito extensa, optou-se pela estrutura de menus, onde o usuário marca as escolhas apropriadas. Com isso o sistema se torna mais rápido permitindo uma entrada de dados em 2 a 4 minutos em média. Por exemplo, os exames laboratoriais são inseridos numericamente e a avaliação e a formatação para utilização são feitas pelo sistema.

- O tempo de processamento do sistema é curto, dado que a maior parte das inferências é feita por estruturas de redes neurais. Isso permite uma resposta em 1 a 2 minutos. Já a duração do processo de explanação dependerá diretamente da quantidade de informações que o usuário solicitar. Estima-se uma media de 10 minutos para isso.

- No estágio atual do protótipo existem algumas limitações funcionais. Sempre é conveniente definir somente um local de cirurgia por vez. Por exemplo, para pacientes com cirurgias no baço e membros inferiores, o sistema pode apresentar uma solução válida principalmente para membros inferiores. É importante definir os resultados de exames complementares também como entradas nos itens correspondentes as condições prévias, como por exemplo ECG e radiografia torácica, que podem identificar alguma patologia no paciente. No caso específico de pacientes em condições extremas, por exemplo chocados e politraumatizados, o sistema pode apresentar soluções pouco satisfatórias.

- A avaliação subjetiva do sistema foi feita por 6 alunos residentes na especialidade de anestesiologia e 6 médicos especialistas em anestesiologia. Depois de testes com 124 pacientes, os usuários verificaram mais de 90% de eficiência do sistema. Só foram encontradas 2 contraindicações absolutas de pacientes classificados com alguma característica de limitação

- A portabilidade do sistema fica limitada a centros nos quais se utilizam da escola de pensamento representada. Qualquer mudança implica no re-treinamento das redes neurais.

- Todas essas características, ainda que com limitações, permitem concluir que a utilização de sistemas especialistas integrados é uma alternativa viável a ser aplicadas em sistemas de apoio na decisão médica, facilitando em grande parte a sua implementação. As redes neurais são uma ferramenta útil na representação do conhecimento médico de tipo dinâmico-causal ou conhecimento intuitivo.



## 6.2.- PROPOSTAS DE DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

São várias as perspectivas futuras da estrutura proposta de sistema especialista integrado. Dentre elas podem ser citadas :

- Trabalhos de interesse na representação de conhecimentos médicos com redes neurais, incluem o estudo da representatividade das camadas intermediárias, em redes multi-camadas e a sua correlação com diagnósticos intermediários parciais.

- Adição de novos modelos clínicos e/ou matemáticos como modelos farmacocinéticos e farmacodinâmicos de alguns medicamentos utilizados nos procedimentos anestésicos com a finalidade de definir dosagens.

- Complementação dos bancos de dados de interação de drogas e síndromes.

- Melhora da interface com o usuário utilizando, por exemplo, a potencialidade do ambiente Windows da Microsoft, para microcomputadores pessoais tipo IBM-PC ou compatíveis.

- Estudo de modificações no algoritmo de treinamento de retropropagação do erro, visando otimizar os módulos de redes neurais

- Criação de módulos especializados com redes neurais para casos específicos como por exemplo procedimentos anestésicos para pacientes críticos.

- Ampliar o número de regiões operadas como por exemplo para procedimentos cirúrgicos cardiovasculares, oftalmológicos, torácicos,etc. criando módulos especializados de regras e redes neurais integrados ao módulo gerenciador.

- Aplicação da estrutura utilizada neste trabalho em outras áreas de aplicação médica;

- Criação de um ambiente de desenvolvimento ("shell") para o desenvolvimento de sistemas especialistas integrados e/ou híbridos.

## ANEXO A

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

----- PROVANES -----

SISTEMA ESPECIALISTA PARA PROPOSTA E AVALIACAO  
DE  
PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

O SISTEMA PODE EXECUTAR OS SEGUINTE PROCESSOS :

AVALIACAO: O usuario entra os dados de premedicacao e tecnica anestésica  
Apos inferencia o sistema apresentara o sua avaliacao.PROPOSTA: Pelos os dados do paciente o sistema faz uma proposta da  
medicacao pre-anestésica e da tecnica anestésica.

Escolha um procedimento a executar :

=&gt; PROPOSTA

AVALIACAO

SINDROMES E PROBLEMAS ESPECIAIS

2 UNKN 3 STRT

6

8 MENU 9 HELP 10 SAI

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

BASE DE DADOS : Os dados de um paciente serao retirados de uma base de dados, serao apresentados e sera feita um plano.

ENTRADA DIRETA : Os dados do paciente deverao ser definidos pelo usuario.

⇒ BASE DE DADOS

ENTRADA DIRETA

2 UNKN 3 STRT

6

8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

De o numero de registro do paciente ?

■ 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0 ESC DEL

2 UNKN 3 STRT

6

8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## PROPOSTA VIA BASE DE DADOS

DATA	8 10 1992	HORARIO	9:41
Registro numero			473
Hospital		CELSO RAMOS	
Data do registro		00/00/00	
Iniciais		---	
Sexo		MASCULINO	
Cor		BRANCA	
Idade		74 ANOS	
Altura		174 CENTIMETROS	
Peso		45.0 QUILOS	
Atendimento		ELETIVO	
Permanencia		INTERNADO	
Jejum (periodo)		MAIS DE 6h	

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## EXAMES

PAS..... -> normal  
PAD..... -> normal  
PULSO..... -> normal  
PVC..... -> SEM EXAME

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR



## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## EXAMES

HEMATOCRITOS .....	-> baixo
HEMOGLOBINA.....	-> baixa
GLICOSE.....	-> normal
UREIA.....	-> normal
CREATININA.....	-> normal
K.....	-> normal
FOSFORO.....	-> SEM EXAME
CALCIO.....	-> SEM EXAME
CPK.....	-> SEM EXAME
TRANSAMINASES.....	-> SEM EXAME

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## EXAMES

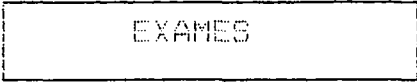
NA .....	-> baixo
TAP .....	-> normal
KPTT .....	-> SEM EXAME
PLAQUETA .....	-> SEM EXAME
BILIRRUBINA .....	-> SEM EXAME
FOSFATASE--ALCALUIL .....	-> SEM EXAME
LEUCOCITOS.....	-> normal
MAGNESIO.....	-> SEM EXAME
OSMOLALIDADE PLASMATICA...	-> SEM EXAME
TS.....	-> SEM EXAME

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS



EXAMES

X : HIPERINSUFL. PULMONAR  
CG : NORMAL/RITMO SINUSAL

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## EXAMES COMPLEMENTARES (SUGESTAO)

PT e PTT

PLAQUETAS

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## CONDICÖES PREVIAS

.....  
ABDOME AGUDO OBSTRUTIVO  
DESNUTRICAO  
ANEMIA SECUNDARIA  
DISTROFIA MUSCULAR  
ASMA  
ENFISEMA PULMONAR  
PROTESE DENTARIA/EDENTULO  
ESTADO EMOCIONAL: ANSIOSO

.....  
PRES. ENTER APOS LER

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## DROGAS UTILIZADAS NO PRE-OPERATORIO

.....  
ANALGESICO-OUTRO  
ANTAGONISTA H2  
METOCLOPRAMIDA

.....  
PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

LOCAL DA CIRURGIA  
.....

CAVIDADE ABDOMINAL

ESTOMAGO

INTESTINO DELGADO

PRESENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## PERIODOS DE ANESTESIA E OPERACAO

Duracao da Anestesia : 240 min.

Duracao da operacao : 230 min.

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR



## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

ESPECIALIDADES  
.....

ESPECIALIDADE :GERAL

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## PROPOSTA DE ESTADO FISICO DO PACIENTE

O paciente apresenta um estado fisico grau 3

DESEJA VER A EXPLANACAO?

⇒ SIM

NAO

2 UNKN 3 STRT

6

8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## ESTADO FISICO GRAU 3

Um paciente e classificado com estado fisico de grau 3 se apresenta disturbios sistemicos graves causados pela propria condicao cirurgica ou por doenca sistemica.

Ex: Alteracao hidroeletrolitica.

(Ref : CREMONESSI, 1997)

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## PROPOSTA DE MEDICACAO PRE-ANESTESICA

medicacao pre-anestesica proposta: BENZODIAZEPINICOS

medicacao pre-anestesica poderia ser combinada com :GASTROKINETICOS

DESEJA VER A EXPLANAÇÃO?

==> SIM

NAO

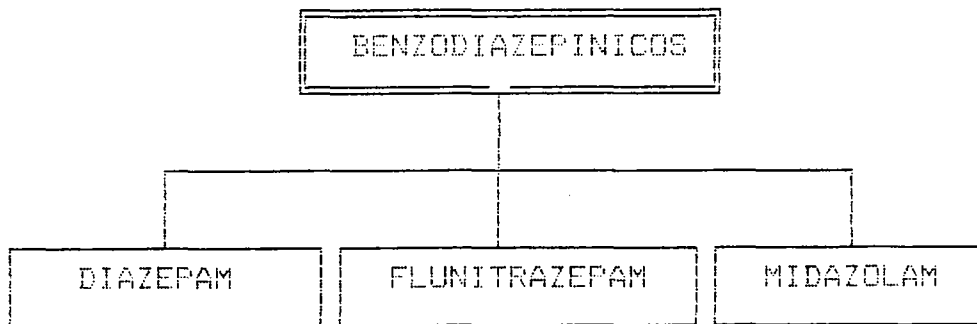
2 UNKN 3 STRT

6

8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

As drogas BENZODIAZEPINICOS possiveis sao:



F1 para proxima pagina

1 PAG 2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## BENZODIAZEPINICOS

Os benzodiazepinicos apresentam em comum as seguintes propriedades farmacologicas: Ansiolitica, hipnotica, relaxante muscular (acao central), anticonvulsivante e amnesica. Gracias a uma ou mais dessa propriedades o seu emprego e muito difundido em anesteseologia.

Na medicacao pre-anestesia e aproveitada, basicamente, a propriedade ansiolitica e, secundariamente, a propriedade hipnotica. Deve ter acrescentado que em dois terapeuticos os benzodiazepinicos em geral nao alteram a estabilidade cardiovascular nao contribuem para o aumento da incidencia de vomitos pos-operatorios e nao provocam, sinao muito raramente, reacoes de tipo alergico. Tem ainda a vantagem de promoverem amnesia em grau variado, segundo a droga escolhida. Infelizmente nao apresentam efeito analgesico.

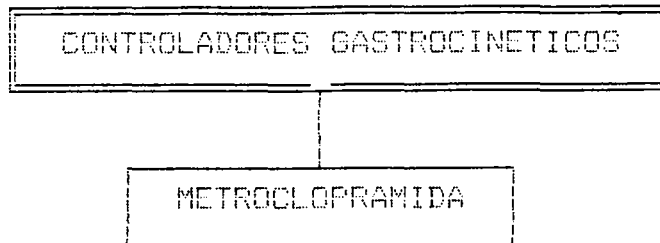
Pres. ENTER para continuar.

1 PAG 2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

As drogas CONTROLADORES GASTROCINETICOS podem ser:



F1 para proxima pagina

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## PROPOSTA DE TECNICA ANESTESICA GERAL

tecnica anestésica proposta poderia ser INALATORIA QUALITATIVA  
segunda escolha poderia ser COMBINADA  
\* proposta a modalidade de indução : SEQUENCIA RAPIDA DE IOT  
\* proposta a manutenção das vias aéreas por : INTUBACAO OROTRAQUEAL  
roga para manutenção : ENFLURANO  
roga para indução : TIOPENTAL  
roga para indução/manutenção : FENTANIL

bloqueador neuromuscular para intubação : ATRACURIO  
\* proposto bloqueador neuromuscular para manter relaxamento : ATRACURIO

DESEJA VER A EXPLANACAO?

⇒ SIM

NAO

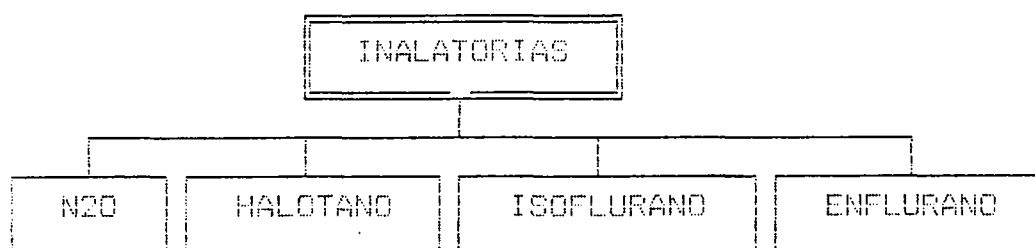
2 UNKN 3 STRT

6

8 MENU 9 HELP 10 SAIR



## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS



F1 para proxima pagina

PAG 2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## ANESTESIA GERAL INALATORIA

## DEFINICAO :

E' aquela induzida ou nao por agentes venosos e cuja manutencao depende, primariamente, do uso de Halogenados potentes, com ou sem o emprego de BNM.

## Baseado em:

- Collins V.J., "Principles of Anesthesiology". Lea and Febiger, Philadelphias, 1966, pag 518.
- Dripps R.S., Eckenhoff J.E. e Vandans L.D., "Anestesiologia", 5 Edicao. Interamericana, RJ. 1980, pag 163.

Pres. ENTER para continuar.

1 PAG 2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

## PROPOSTA PARA MONITORIZACAO TRANS-ANESTESICA

USC. CARD.-ESTETOSC. PRECORDIAL

A - ESFINGOMANOMETRO

ELETROCARDIOGRAMA

DIURESE HORARIA

CAPNOGRAFIA

OXIMETRIA DE PULSO

UNCAO NEUROMUSCULAR - ENP

PRES. ENTER APOS LER.

2 CONT 3 STRT

6 . 7 PRNT 8 MENU 9 HELP 10 SAIR

## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

Deseja imprimir os dados ?

..... AGUARDE O FINAL DA IMPRESSAO .....

==> SIM

NAO

2 UNKN 3 STRT

6

8 MENU 9 HELP 10 SAIR

NAO FOI ENCONTRADA NENHUMA INTERACAO  
MEDICAMENTOSA

PRES. <ENTER> PARA CONTINUAR

## M E N U   P R I N C I P A L

- A - ASPECTOS FARMACO-CLINICOS
- B - PECULIARIDADES DO TIPO DA CIRURGIA
- C - PROBLEMAS ESPECIAIS
- D - REFERENCIA BIBLIOGRAFICA (Bibliografia)

<ENTER> ESCOLHE   <ESC> RETORNA

EXECUTANDO PROGRAMA :   EXPLA.EXE

Message   14

C2 - DOENCAS E DISTURBIOS FUNCIONAIS

- C2.1 - CARDIOPATIAS
- C2.2 - CHOQUE
- C2.3 - HIPERTENSAO ARTERIAL
- C2.4 - INSUFICIENCIA RENAL
- C2.5 - OBESIDADE
- C2.6 - PNEUMOPATIAS
- C2.7 - DIABETES MELLITUS
- C2.8 - MIASTENIA GRAVIS
- C2.9 - FEOCROMOCITOMA
- C2.10- PACIENTE NEOPLASICO
- C2.11- HEPATOPATIAS
- C2.12- OBSTRUCAO INTESTINAL

<ENTER> ESCOLHE <ESC> RETORNA

## C2.12- OBSTRUCAO INTESTINAL

- I - CONCEITOS
- II - ALTERACOES CIRCULATORIAS/RESPIRATORIAS
- III- ACUMULO DE LIQUIDOS
- IV - ACUMULO DE BASES
- V - DISTURBIOS HIDRO-ELETROLITICOS E ACIDO-BASE
- VI - CUIDADOS PRE-OPERATORIOS
- VII- TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS

<ENTER> ESCOLHE <ESC> RETORNA



## C2.12- OBSTRUCAO INTESTINAL

### OBSTRUCAO INTESTINAL

#### - Conceitos

Obstrucao intestinal corresponde a uma parada do transito que resulta numa ausencia da eliminacao de fezes ou de gases. Pode ser:

I - Mecanica: Quando existe uma barreira fisica a propagacao do conteudo intestinal (aderencias,tumores,etc)

II - Funcional: Quando ha uma ausencia de movimentos peristalticos impedindo a propulsao do conteudo. Nesse caso o quadro e tambem denominado " ileo paralitico "

<ESC> RETORNA

## C2.12- OBSTRUCAO INTESTINAL

### Tecnicas e drogas anesteticas

I - Anestesia regional (bloqueio peridural e subaracnoideo):

I-1 - A eliminacao do tono simpatico causa aumento da atividade motora da alca sadia . O desequilibrio autonómico acarreta o risco de perfuracao cuja incidencia e' desconhecida.

I-2 - O paciente pode apresentar hipovolemia que somado ao bloqueio simpatico aumenta o risco de alteracoes hemodinamicas comprometedoras

II - Anestesia geral

II-1 - Inducao

<ESC> RETORNA

C2.12- OBSTRUCAO INTESTINAL

II-1-1 - O paciente deve ser considerado de estomago cheio sendo aconselhavel

II-1-1-1 - Intubar acordado

II-1-1-2 - Sequencia rapida de intubacao que apresenta como principal limitacao a possivel presenca de hipovolemia.

II-2 - Manutencao

II-2-1 - Evitar o uso de oxido nitroso (difusao para cavidades)

II-2-2 - Preferir o isoflurano (e' pouco metabolizado e permite uma alteracao rapida do plano de anestesia)

II-2-3 - Escolha um bloqueador neuromuscular de  
<ESC> RETORNA

C2.12- OBSTRUÇÃO INTESTINAL

ação intermediária, de preferência o atracurio (a reversão espontânea é mais rápida e oferece maior possibilidade de evitar a reversão farmacológica)

<ESC> RETORNA

C2.6 - PNEUMOPATIAS

- C2.6.1 - DOENCAS QUE AFETAM O APARELHO RESPIRATORIO
- C2.6.2 - PREPARO PRE-OPERATORIOS NAS DOENCAS OBSTRUTIVAS
- C2.6.3 - MEDICACAO PRE-ANESTESICA
- C2.6.4 - TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS
- C2.6.5 - FIBROSE CISTICA

<ENTER> ESCOLHE <ESC> RETORNA

## C2.6 - PNEUMOPATIAS

### DOENÇAS QUE AFETAM O APARELHO RESPIRATORIO

As principais doenças que afetam o aparelho respiratório podem ser separadas em dois grupos:

I - Obstrutivas : O denominador comum é um broncoespasmo que pode ser reversível ou não. Como consequência são também manifestações comuns: Dispneia, tosse, sibilos e/ou roncos.

I-1 : Asma - Responsividade aumentada da árvore traqueobronquial a vários estímulos. É difícil identificar sua etiologia e o quadro pode ser classificado em asma alérgica (atópica) e não alérgica. No 1º caso há história familiar e o paciente apresenta reação cutânea positiva a antígenos ambientais e taxa elevada de Ig E.

<ESC> RETORNA

## C2.6 - PNEUMOPATIAS

I-2 : Bronquite Cronica - Historia de tosse produtiva com expectoracao mucopurulenta cianose , tendencia a hipertardia. Grande tendencia a infeccao respiratoria.

I-3 : Enfisema - Caracterizado pordestruicao das paredes alveolares, pode estar ou nao associado a bronquite cronica. Clinicamente os pacientes apresentam uma longa historia de dispneia com pouca tosse e secrecao nao muito abundante. Rx de torax caracteristico.

Essas duas ultimas entidades sao reunidas sob a denominacao comum de "doenca pulmonar obstrutiva cronica" (DPOC).

II - Restritivas : Inclui patologias como fibrose pulmonar, deformidade da parede toraxica, etc. Tem como  
<ESC> RETORNA

## C2.6 - PNEUMOPATIAS

principal característica uma redução da capacidade vital enquanto o volume expiratório forçado no 1 segundo é praticamente normal. O inverso ocorre nas doenças obstrutivas.

<ESC> RETORNA



## PROPOSTA E AVALIACAO DE PROCEDIMENTOS ANESTESICOS

A PROPOSTA VIA BASE DE DADOS  
FOI CONCLUIDA.

ASPECTOS LEGAIS:

TODA A INFORMACAO OBTIDA DO PROGRAMA SO SERVE DE APOIO NA  
DECISAO MEDICA, FICANDO TODA DECISAO FINAL PARA O MEDICO USUARIO  
EXCLUINDO AO PROGRAMA E A EQUIPE RESPONSAVEL DE QUALQUER ERRO.

FICA PROIBIDA A COPIA PARCIAL OU TOTAL DESTE PROGRAMA.  
O INFRATOR FICA SUJEITO AS PENALIDADES DA LEI.

DESEJA UMA NOVA INFERENCIA?

→ NAO

SIM

2 UNKN 3 STRT

6

8 MENU 9 HELP 10 SAI

ANEXO B

## PROPOSTA VIA BASE DE DADOS

DATA	1 11 1992	HORARIO	14:23
Registro numero			473
Hospital		CELSO RAMOS	
Data do registro		00/00/00	
Iniciais		-	
Sexo		MASCULINO	
Cor		BRANCA	
Idade		74 ANOS	
Altura		174 CENTIMETROS	
Peso		45.0 QUILOS	
Atendimento		ELETIVO	
Permanencia		INTERNADO	
Jejum (periodo)		MAIS DE 6h	

## PERIODOS DE ANESTESIA E OPERACAO

O tempo estimado da anestesia : 240 min.  
O tempo estimado da operacao : 230 min.

## EXAMES

PAS..... -> normal  
PAD..... -> normal  
PULSO..... -> normal  
PVC..... -> SEM EXAME

HEMATOCRITOS ..... -> baixo  
HEMOGLOBINA..... -> baixa  
GLICOSE..... -> normal  
UREIA..... -> normal  
CREATININA..... -> normal  
K..... -> normal  
FOSFORO..... -> SEM EXAME  
CALCIO..... -> SEM EXAME  
CPK..... -> SEM EXAME  
TRANSAMINASES..... -> SEM EXAME  
NA ..... -> baixo  
TAP ..... -> normal  
KPTT ..... -> SEM EXAME  
PLAQUETA ..... -> SEM EXAME  
BILIRRUBINA ..... -> SEM EXAME  
FOSFATASE-ALCALUIL ..... -> SEM EXAME  
LEUCOCITOS..... -> normal  
MAGNESIO..... -> SEM EXAME  
OSMOLALIDADE PLASMATICA... -> SEM EXAME  
TS..... -> SEM EXAME

## OUTROS EXAMES

RX : HIPERINSUFL. PULMONAR  
ECG : NORMAL/RITMO SINUSAL

## EXAMES COMPLEMENTARES (SUGESTAO)

PT e PTT  
PLAQUETAS

## CONDICOES PREVIAS

-----  
ABDOME AGUDO OBSTRUTIVO  
DESNUTRICAO  
ANEMIA SECUNDARIA  
DISTROFIA MUSCULAR  
ASMA  
ENFISEMA PULMONAR  
PROTESE DENTARIA/EDENTULO  
ESTADO EMOCIONAL: ANSIOSO

## ESPECIALIDADES

-----  
ESPECIALIDADE :GERAL

## DROGAS UTILIZADAS NO PRE OPERATORIO

-----  
ANALGESICO-OUTRO  
ANTAGONISTA H2  
METOCLOPRAMIDA

## LOCAL DA CIRURGIA

-----  
CAVIDADE ABDOMINAL  
ESTOMAGO  
INTESTINO DELGADO

PROPOSTA DE ESTADO FISICO DO PACIENTE

O paciente apresenta um estado fisico grau 3

PROPOSTA DE MEDICACAO PRE-ANESTESICA

Medicacao pre-anestesica proposta: BENZODIAZEPINICOS

A medicacao pre-anestesica poderia ser combinada com :GASTROCINETICOS

PROPOSTA DE TECNICA ANESTESICA GERAL

A tecnica anestesia proposta poderia ser INALATORIA QUALITATIVA

A segunda escolha poderia ser COMBINADA

E' proposta a modalidade de inducao : PRIMING

E' proposta a manutencao das vias aereas por : INTUBACAO OROTRAQUEAL

Droga para manutencao : ENFLURANO

Droga para inducao : TIOPENTAL

Droga para inducao/manutencao : FENTANIL

Bloqueador neuromuscular para intubacao com priming : ATRACURIO

E' proposto bloqueador neuromuscular para manter relaxamento : ATRACURIO

PROPOSTA PARA MONITORIZACAO TRANS-ANESTESICA

AUSC. CARD.-ESTETOSC. PRECORDIAL

PA - ESFINGMOMANOMETRO

ELETROCARDIOGRAMA

DIURESE HORARIA

CAPNOGRAFIA

OXIMETRIA DE PULSO

FUNCAO NEUROMUSCULAR - ENF

## ANEXO C

## PARÂMETRO DE ENTRADA/SAÍDA DO SISTEMA ESPECIALISTA

## DADOS GERAIS

- [1] = HOSPITAL
- [2] = SEXO
- [3] = COR
- [4] = IDADE-ANOS
- [5] = IDADE-MESES
- [6] = IDADE-DIAS
- [7] = ALTURA
- [8] = PESO
- [9] = ELETIVO
- [10] = EMERGENCIA
- [11] = URGENCIA
- [12] = AMBULATORIAL
- [13] = INTERNADO
- [14] = UCCP
- [15] = UTI/UTC
- [16] = ALCOOL
- [17] = ALUCINOGENOS
- [18] = ANFETAMINA
- [19] = COCAINA
- [20] = FUMO
- [21] = MACONHA
- [22] = OPIOIDES
- [23] = SEDATIVOS
- [24] = OUTROS
- [25] = MENOS DE 2h
- [26] = 2-6h
- [27] = MAIS DE 6h
- [28] = ESTOMAGO CHEIO

## CONDIÇÕES FISIOPATOLÓGICAS

- [29] = ASCITE
- [30] = ABDOME AGUDO INFLAMATORIO
- [31] = ABDOME AGUDO OBSTRUTIVO
- [32] = ABDOME AGUDO PERFURATIVO
- [33] = ABDOME AGUDO TRAUMATICO
- [34] = HEMORRAGIA DIGESTIVA
- [35] = HEMORRAGIA INTRAABDOMINAL
- [36] = INCOMPETENCIA CARDIOESOFAGICA
- [37] = MÁSSAS ABDOMINO/PELVICAS VOLUMOSAS
- [38] = OBSTRUÇÃO PILORICA
- [39] = ULCERA PEPTICA / GASTRITE
- [40] = ANEURISMA DE AORTA
- [41] = ARTERIOPATIA PERIFERICA
- [42] = CARDIOPATIA CONGENITA ACIANOTICA
- [43] = CARDIOPATIA CONGENITA CIANOTICA
- [44] = CARDIOPATIA ISQUEMICA

- [45] = CHOQUE ANAFILATICO
- [46] = CHOQUE CARDIOGENICO
- [47] = CHOQUE HIPOVOLEMICO
- [48] = CHOQUE SEPTICO
- [49] = DISRRITMIA SUPRAVENTRICULAR
- [50] = DISRRITMIA VENTRICULAR
- [51] = ENDOCARDITE
- [52] = HIPERTENSAO ARTERIAL SISTEMICA
- [53] = HIPERTENSAO ARTERIAL PULMONAR
- [54] = IAM PREVIO MENOS DE 3 MESES
- [55] = IAM PREVIO 3-6 MESES
- [56] = IAM PREVIO MAIS DE 6 MESES
- [57] = IAM TEMPO INDETERMINADO
- [58] = ICC
- [59] = LESOES VASCULARES TRAUMATICAS
- [60] = MARCAPASSO
- [61] = MIOCARDIOPATIA/MIOCARDITE
- [62] = PERICARDITE CONSTRITIVA
- [63] = PERICARDITES-OUTRAS
- [64] = PR CURTO
- [65] = PROTESE VALVAR
- [66] = TAMPONAMENTO CARDIACO
- [67] = TRAUMA CARDIACO
- [68] = TROMBOEMBOLISMO PERIFERICO
- [69] = TROMBOEMBOLISMO ABDOMINAL
- [70] = TROMBOEMBOLISMO PULMONAR
- [71] = VALVULOPATIA AORTICA
- [72] = VALVULOPATIA MITRAL
- [73] = W-P-W
- [74] = ACROMEGALIA
- [75] = ALDOSTERONISMO
- [76] = BOCIOATOXICO
- [77] = DESNUTRICAO
- [78] = DIABETE INSIPIDO
- [79] = DIABETE MELITO TIPO I
- [80] = DIABETE MELITO TIPO II
- [81] = FEOCROMOCITOMA
- [82] = HIPERINSULINISMO
- [83] = HIPERPARATIREOIDISMO
- [84] = HIPERTIREOIDISMO
- [85] = HIPOPITUITARISMO
- [86] = HIPOPATIREOIDISMO
- [87] = HIPOTIREOIDISMO
- [88] = INSUFICIENCIA SUPRARRENAL
- [89] = OBESIDADE
- [90] = SINDROME DE CUSHING
- [91] = SECRECAO INAPROPRIADA DE ADH
- [92] = ABERRACOES CROMOSSOMICAS
- [93] = ERROS INATOS DO METABOLISMO
- [94] = OUTRAS
- [95] = AIDS
- [96] = ANEMIA APLASTICA
- [97] = ANEMIA FALCIFORME
- [98] = ANEMIA FERROPRIVA

- [99] = ANEMIA HEMOLITICA
- [100] = ANEMIA MEGALOBLASTICA
- [101] = ANEMIA SECUNDARIA
- [102] = CIVD
- [103] = HEMOFILIAS
- [104] = HIPOPOTROMBINEMIA
- [105] = LEUCEMIA
- [106] = MIELOMA
- [107] = POLICITEMIA
- [108] = PURPURA
- [109] = SIND. COAGULO INTRACAVITARIO
- [110] = CIRROSE
- [111] = HIPERTENSAO PORTAL
- [112] = ICTERICIA HEMOLITICA
- [113] = ICTERICIA HEPATOCELULAR
- [114] = ICTERICIA OBSTRUTIVA
- [115] = INFECCAO HEPATOBILIAR
- [116] = INSUFICIENCIA HEPATICA
- [117] = TRAUMA HEPATICO
- [118] = AVC HEMORRAGICO
- [119] = AVC ISQUEMICO
- [120] = COMA
- [121] = DISTROFIA MUSCULAR
- [122] = EPLEPSIA
- [123] = ESCLEROSE MULTIPLA
- [124] = GUILLAIN-BARRE
- [125] = HEMIPLEGIA/PAREZIA
- [126] = HIPERTENSAO INTRACRANIANA
- [127] = LESAO EXPANSIVA INTRACRANIANA
- [128] = LESAO EXPANSIVA INTRARAQUIDEA
- [129] = MENINGISMO/MENINGITE
- [130] = MIASTENIA GRAVIS
- [131] = MIOTONIAS
- [132] = MONOPLEGIAS/PAREZIA
- [133] = NEUROPATIA PERIFERICA
- [134] = OCULOPLÉGIA/PAREZIA
- [135] = PARAPLEGIA/PAREZIA
- [136] = PARKINSONISMO
- [137] = PE DIABETICO
- [138] = POLIOMIELITE ATIVA
- [139] = POLIOMIELITE-SEQUELA
- [140] = SINDROME MIASTENICO
- [141] = TCE
- [142] = TRM - FASE AGUDA
- [143] = TRM - SUB-AGUDO/CRONICO
- [144] = TETRAPLEGIA / PAREZIA
- [145] = DOENCA CEREBRO-VASCULAR
- [146] = ARTRITE REUMATOIDE
- [147] = DEFORMIDADE DA CV
- [148] = DISCOPATIA CERVICAL
- [149] = DISCOPATIA LOMBAR
- [150] = DISOSTOSE CRANIANA/FACIAL
- [151] = ESCLERODERMIA
- [152] = ESPONDILITE ANQUILOSANTE



- [153] = FEBRE REUMATICA ATIVA
- [154] = FEBRE REUMATICA INATIVA
- [155] = FRAT/LUX BACIA
- [156] = FRAT/LUX COLUNA
- [157] = FRAT/LUX COSTELAS
- [158] = FRAT/LUX FACE
- [159] = FRAT/LUX MENBROS
- [160] = LIMITACAO DE ABERTURA DE BOCA
- [161] = LES
- [162] = NEUROFIBROMATOSE
- [163] = OSTEITES
- [164] = OSTEOPATIA DEGENERATIVA
- [165] = RETRACAO CICATRICIAL FACE/PESCOÇO
- [166] = RETRACAO CICATRICIAL TRONCO/AXILA
- [167] = ESCARAS DE DECUBITO
- [168] = ASMA
- [169] = BRONCOPASMO
- [170] = BRONQUITE CRONICA
- [171] = CISTO AEREO
- [172] = DERRAME PLEURAL
- [173] = ENFISEMA PULMONAR
- [174] = FIBROSE PULMONAR
- [175] = FISTULA BRONCO-PLEURAL
- [176] = INFECCAO DAS VIAS AEREAS INFERIORES
- [177] = INFECCAO DAS VIAS AEREAS SUPERIORES
- [178] = INFECCAO PARENQUIMATOSA
- [179] = INFECCAO PLEURAL
- [180] = PNEUMOPATIA RESTRITIVA
- [181] = PNEUMOTORAX
- [182] = SARA/SARI
- [183] = TRAUMA TORACICO
- [184] = TUMOR PULMAO/MEDIASTINO
- [185] = ANOMALIA CONGENITA
- [186] = DIALISE PERITONIAL
- [187] = HEMODIALISE
- [188] = INFECCAO DAS VIAS URINARIAS
- [189] = IRA
- [190] = IRC
- [191] = SINDROME NEFRITICO
- [192] = SINDROME NEFROTICO
- [193] = TRAUMA DAS VIAS URINARIAS
- [194] = UROPATIA OBSTRUTIVA
- [195] = ALERGIA A DROGAS
- [196] = ATOPIAS
- [197] = COMPLICACAO DE ANESTESIA ANTERIOR
- [198] = DISTURBIOS DO SENSORIO E CONDUTA
- [199] = FALENCIA DE MULTIPLOS SISTEMAS
- [200] = GESTACAO DE 1<sup>o</sup> TRIMESTRE
- [201] = GESTACAO DE 2<sup>o</sup> E 3<sup>o</sup> TRIMESTRE
- [202] = GLAUCOMA
- [203] = GRANDE QUEIMADO
- [204] = HEMORRAGIA AGUDA
- [205] = NEOPLASIA
- [206] = PEQUENO E MEDIO QUEIMADO

[207] = PERFURACAO OCULAR  
 [208] = POLITRAUMATIAMO  
 [209] = PROTESE DENTARIA/EDENTULO  
 [210] = SEPTICEMIA  
 [211] = OUTRAS PATOLOGIAS  
 [212] = ESTADO EMOCIONAL: AGITADO  
 [213] = ESTADO EMOCIONAL: ANSIOSO  
 [214] = ESTADO EMOCIONAL: APATICO  
 [215] = ESTADO EMOCIONAL: CALMO  
 [216] = A TERMO  
 [217] = PRE-TERMO  
 [218] = ANOMALIA ANORETAL  
 [219] = ATRESIA DE ESOFAGO  
 [220] = ENFISEMA LOBAR  
 [221] = ESTENOSE PILORICA  
 [222] = FISTULA TRAQUEO-ESOFAGICA  
 [223] = GASTROSQUISIS  
 [224] = HERNIA DIAFRAGMATICA  
 [225] = MENINGO(MIELO)CELE  
 [226] = OBSTRUCAO INTESTINAL  
 [227] = ONFALOCELE  
 [228] = ASA I  
 [229] = ASA II  
 [230] = ASA III  
 [231] = ASA IV  
 [232] = ASA V

#### DROGAS DE USO DOMICILIAR

[233] = ADRENALINA  
 [234] = ALFA-AGONISTAS-OUTROS  
 [235] = ALFA-BLOQUEADORES  
 [236] = ALFENTANIL  
 [237] = AMINOFILINA  
 [238] = AMINOGLICOSIDEOS  
 [239] = AMIODARONA  
 [240] = AMRINONA  
 [241] = ANALEPTICO RESPIRAT.  
 [242] = ANALGESICO-OUTRO  
 [243] = ANTAG. BENZODIAZEPINICO  
 [244] = ANTAGONISTA H1 - OUTROS  
 [245] = ANTAGONISTA H2  
 [246] = ANTIACIDO TOPICO  
 [247] = ANTIARRITMICO-OUTROS  
 [248] = ANTIBIOTICO-OUTROS  
 [249] = ANTICOLINESTERASICO  
 [250] = ANTICONVULSIVANTE-OUTRO  
 [251] = ANTIDEPRESSIVO TRICICLICO  
 [252] = ANTIHIPERTENSIVO CENTRAL  
 [253] = ANTI-PARKINSONIANO  
 [254] = ANTIPSICOTICO-FENOTIAZINA  
 [255] = ANTIPSICOTICO-BUTIROFENONA  
 [256] = ASPIRINA  
 [257] = ATROPINA

[258]	=	BENZODIAZEPINICO-OUTRO
[259]	=	BETA-AGONISTA-OUTRO
[260]	=	BETABLOQUEADORE-OUTRO
[261]	=	BLOQUEADOR CANAL DE CALCIO
[262]	=	BUPRENORFINA
[263]	=	CARBONATO DE LITIO
[264]	=	CEFALOSPORINA
[265]	=	CITOSTALICOS/IMUNOSSUPRESSOR
[266]	=	CLORANFENICOL
[267]	=	CONTRASTE RADIOLOGICO
[268]	=	CORTICOSTEROIDE
[269]	=	CROMOLIN
[270]	=	CUMARINICOS
[271]	=	DANTROLENE
[272]	=	DIAZEPAN
[273]	=	DICLOFENAC
[274]	=	DIGITALICO
[275]	=	DIMENIDRINATO
[276]	=	DIPIRIDAMOL
[277]	=	DIPIRONA
[278]	=	DIPIRONA/ANTIESPASMODICO
[279]	=	DIURETICOS-OUTROS
[280]	=	DOBUTAMINA
[281]	=	DOMPERIDONA
[282]	=	DOPAMINA
[283]	=	DROPERIDOL
[284]	=	EFEDRINA
[285]	=	ERGOT - DERIVADOS
[286]	=	ESCOPOLAMINA
[287]	=	ETILEFRINA
[288]	=	FENOBARBITAL
[289]	=	FENTANIL
[290]	=	FLUNITRAZEPAN
[291]	=	FUROSEMIDA
[292]	=	GLUCAGON
[293]	=	HEPARINA
[294]	=	HIDRALAZINA
[295]	=	HIDRATO DE CLORAL
[296]	=	HIPOGLICEMINANTE ORAL
[297]	=	IMUNOGLOBULINA/ANATOXINA
[298]	=	INSULINA
[299]	=	INIBIDORES DE E.C.A.
[300]	=	IMAO
[301]	=	IPRATROPIUM
[302]	=	LAXANTE OSMOTICO/OUTROS
[303]	=	LIDOCAINA
[304]	=	MANITOL
[305]	=	MAPERIDINA
[306]	=	METOCLOPRAMIDA
[307]	=	METOPROLOL
[308]	=	MIDAZOLAN
[309]	=	MORFINA
[310]	=	NALORFINA
[311]	=	NALOXONE

- [312] = NEOSTIGMINE
- [313] = NITRITO/NITRATO
- [314] = NITROGLICERINA
- [315] = NITROPRUSSIATO DE SODIO
- [316] = OCITOCINA
- [317] = OPIOIDES-OUTROS
- [318] = PAPAVERINA
- [319] = PENICILINAS
- [320] = PROMETAZINA
- [321] = PROPRANOLOL
- [322] = PROTAMINA
- [323] = PROSTAGLANDINAS
- [324] = QUINIDINA
- [325] = RESERPINA
- [326] = SAIS DE FERRO
- [327] = SULFATO DE MAGNESIO
- [328] = TIOPENTAL
- [329] = TRIMETAHAN
- [330] = VASODILATADORES-OUTROS
- [331] = VITAMINAS DO COMPLEXO B
- [332] = VITAMINA C
- [333] = VITAMINA K
- [334] = XANTINAS-OUTRAS
- [335] = OUTRAS DROGAS

#### DROGAS PARA MEDICAÇÃO PRÉ-ANESTÉSICA

- [347] = ANTAGONISTA H1 - OUTROS
- [348] = ANTAGONISTA H2
- [360] = ATROPINA
- [375] = DIAZEPAN
- [389] = ESCOPOLAMINA
- [408] = MEPERIDINA
- [409] = METOCLOPRAMIDA
- [411] = MIDAZOLAN
- [412] = MORFINA
- [423] = PROMETAZINA
- [430] = SULFATO DE MAGNESIO

#### RESULTADOS DE MEDICAÇÃO PRÉ-ANESTÉSICA

- [645] = DEPRESSAO CARDIOVASCULAR
- [646] = DEPRESSAO RESPIRATORIA
- [647] = SEDACAO EXCESSIVA
- [648] = SEDACAO INSUFICIENTE
- [649] = NAUSEAS/VOMITOS
- [650] = SATISFATORIA
- [651] = NAO TOMOU

#### TÉCNICAS ANESTÉSICAS LOCO-REGIONAL

- [652] = INFILTRATIVA
- [653] = PERIDURAL LOMBAR
- [654] = PERIDURAL SACRAL
- [655] = PERIDURAL CERVICAL
- [656] = PERIDURAL TORACICA

- [657] = PLEXO MI
- [658] = PLEXO MS
- [659] = PLEXO/NERVO TORAX/ABDOME
- [660] = REGIONAL ENDOVENOSA
- [661] = SUBARACNOIDEA
- [662] = SUBARACNOIDEA SELETIVA
- [663] = TRONCULAR FACE/CABECA
- [664] = TRONCULAR MI
- [665] = TRONCULAR MS

#### ADJUVANTES PARA ANESTESIA LOCO-REGIONAL

- [666] = BLOQUEIO CONTINUO
- [667] = ELICITACAO DE PARESTESIAS
- [668] = ESTIMULADOR DE NERVO
- [857] = CATETER DE OXIGENIO
- [878] = CATETER DE OXIGENIO

#### NÍVEL DE BLOQUEIO REGIONAL

- [669] = C01
- [670] = C02
- [671] = C03
- [672] = C04
- [673] = C05
- [674] = C06
- [675] = C07
- [676] = T01
- [677] = T02
- [678] = T03
- [679] = T04
- [680] = T05
- [681] = T06
- [682] = T07
- [683] = T08
- [684] = T09
- [685] = T10
- [686] = T11
- [687] = T12
- [688] = L01
- [689] = L02
- [690] = L03
- [691] = L04
- [692] = L05
- [693] = S01

#### TÉCNICAS DE ANESTESIA GERAL

- [694] = BALANCEADA
- [695] = COMBINADA
- [696] = ENDOVENOSA TOTAL
- [697] = INALATORIA QUALITATIVA
- [698] = INALATORIA QUANTITATIVA

#### INDUÇÃO DE ANESTESIA GERAL

- [699] = ENDOVENOSA
- [700] = ENDOVENOSA + INALATORIA

[701] = GRAVITACIONAL  
 [702] = INTRAMUSCULAR  
 [703] = INALATORIA SOB-MASCARA  
 [704] = RETAL  
 [705] = SEQUENCIA RAPIDA DE IOT  
 [736] = PRE-CURARIZACAO  
 [737] = PRIMING  
 [920] = IT AS CEGAS  
 [921] = IT ACORDADO

#### ANESTÉSICOS LOCAIS

[706] = BUPIVACAINA  
 [707] = LIDOCAINA  
 [708] = TETRACAINA  
 [709] = COM ADRENALINA  
 [710] =

#### AGENTES UTILIZADOS NA INDUÇÃO E MANUTENÇÃO DE ANESTESIA GERAL

[711] = ALFENTANIL  
 [712] = DIAZEPAN  
 [713] = ENFLURANO  
 [714] = ETOMIDATO  
 [715] = FENTANIL  
 [716] = FLUNITRAZEPAN  
 [717] = HALOTANO  
 [718] = ISOFLURANO  
 [719] = KETAMINE  
 [720] = LIDOCAINA  
 [721] = MEPERIDINA  
 [722] = METOHEXITAL  
 [723] = MIDAZOLAN  
 [724] = MORFINA  
 [725] = PROPOFOL  
 [726] = PROTOXIDO DE AZOTO  
 [727] = TIOPENTAL  
 [728] =

#### BLOQUEADORES NEUROMUSCULARES

[729] = ALCURONIO  
 [730] = ATRACURIO  
 [731] = GALAMINA  
 [732] = PANCURONIO  
 [733] = SUCCINILCOLINA  
 [734] = VECURONIO  
 [735] =

#### MONITORIZAÇÃO TRÂNS-OPERATÓRIA

[761] = AUSCUTA CARDIACA-DOPPLER  
 [762] = AUSC. CARD.-ESTETOSC. PRECORDIAL  
 [763] = AUSC. CARD.-ESTETOSC. ESOFAGICO  
 [764] = CAPNOGRAFIA  
 [765] = DIURESE HORARIA  
 [766] = ELETROCARDIOGRAMA  
 [767] = FUNCAO CEREBRAL/EEG

- [768] = FUNCAO NEUROMUSCULAR - ENP
- [769] = OXIMETRIA DE GASES INSPIRADOS
- [770] = OXIMETRIA DE PULSO
- [771] = POTENCIAIS EVOCADOS
- [772] = PA - DIRETA
- [773] = PA - DOPPLER
- [774] = PA - ESFINGOMANOMETRO
- [775] = PA - OSCILOMETRICO
- [776] = PRESSAO ATRIAL ESQUERDA
- [777] = PRESSAO CAPILAR PULMONAR - SG
- [778] = PRESSAO INTRACRANIANA
- [779] = PRESSAO INTRATRAQUEAL
- [780] = PRESSAO VENOSA CENTRAL
- [781] = SANGRAMENTO OPERATORIO - MEDIDA
- [782] = TEMPERATURA CENTRAL
- [783] = TEMPERATURA PERIFERICA
- [784] = VOLUME CORRENTE/CV
- [785] = GLICEMIA PARA PAC. DIABETICO

#### MANUTENÇÃO DAS VIAS AÉREAS

- [866] = INTUBACAO NASOTRAQUEAL
- [867] = INTUBACAO OROTRAQUEAL
- [888] = INTUBACAO OROTRAQUEAL
- [889] = MASCARA FACIAL

#### DURAÇÃO DOS PROCEDIMENTOS

- [936] = ANESTESIA
- [937] = CIRURGIA

#### REGIÃO OPERADA

- [1000] = BACO
- [1001] = CAVIDADE CRANIANA/CRANIO
- [1002] = CAVIDADE ABDOMINAL
- [1003] = COLUNA VERTEBRAL
- [1004] = CORACAO/VASOS
- [1005] = COURO CABELUDO
- [1006] = DIAFRAGMA
- [1007] = ESOFAGO
- [1008] = ESTOMAGO
- [1009] = EXTRAPERITONIAL
- [1010] = FACE
- [1011] = FIGADO/VIAS BILIARES
- [1012] = INTESTINO DELGADO
- [1013] = INTESTINO GROSSO
- [1014] = LARINGE
- [1015] = LOMBOSACRAL
- [1016] = MEDIASTINO
- [1017] = MI
- [1018] = MS
- [1019] = NARIZ
- [1020] = OLHOS
- [1021] = ORGAO GENITAIS
- [1022] = OROFARINGE

[1023] = OUVIDO  
 [1024] = PANCREAS  
 [1025] = PAREDE ABDOMINAL  
 [1026] = PAREDE TORAXICA  
 [1027] = PERINEO  
 [1028] = PESCOCO  
 [1029] = PULMAO  
 [1030] = TRAQUEIA  
 [1031] = VIAS URINARIAS  
 [1032] = VASOS ABDOMINAIS  
 [1033] = VASOS INTRACRANIANOS  
 [1034] = VASOS MI  
 [1035] = VASOS MS  
 [1036] = VASOS CERVICAIS  
 [1037] = VASOS TORACICOS  
 [1038] = INTRA-RAQUIDEO  
 [1039] = NERVOS

#### DIAGNOSTICOS ESPECIAIS

[1041] = ARTROSCOPIA  
 [1042] = CARDIOVERSAO ELETRICA  
 [1043] = CATETERISMO CARDIACO  
 [1044] = EXAME OFTALMOLOGICO  
 [1045] = ENDOSCOPIA DIGESTIVA  
 [1046] = ENDOSCOPIA RESPIRATORIA  
 [1047] = ENDOSCOPIA URINARIA  
 [1048] = LITOTRIPSIA PERCUTANEA/EXTRACORPORE  
 [1049] = PERITONIOSCOPIA  
 [1050] = PLEUROSCOPIA  
 [1051] = MEDIASTINOSCOPIA  
 [1052] = RADIODIAGNOSTICO  
 [1053] = RTU DE PROSTATA  
 [1054] = TAC  
 [1055] = OUTROS

#### ESPECIALIDADE

[1056] = ESPECIALIDADE : CABECA/PESCOCO  
 [1057] = ESPECIALIDADE :CARDIACA  
 [1058] = ESPECIALIDADE :GASTRO-INTESTINAL  
 [1059] = ESPECIALIDADE :GERAL  
 [1060] = ESPECIALIDADE :GINECOLOGIA  
 [1061] = ESPECIALIDADE :NEUROCIRURGIA  
 [1062] = ESPECIALIDADE :OBSTETRICIA  
 [1063] = ESPECIALIDADE :OFTALMOLOGIA  
 [1064] = ESPECIALIDADE :ORTO/TRAUMATO  
 [1065] = ESPECIALIDADE :ORL  
 [1066] = ESPECIALIDADE :PEDIATRICA  
 [1067] = ESPECIALIDADE :PLASTICA  
 [1068] = ESPECIALIDADE :PROCTOLOGIA  
 [1069] = ESPECIALIDADE :TORACICA  
 [1070] = ESPECIALIDADE :UROLOGIA  
 [1071] = ESPECIALIDADE :VASCULAR  
 [1072] = ESPECIALIDADE :BMF



## EXAMES COMPLEMENTARES DE SANGUE

[1508]	=	ANEMIA
[1509]	=	POLICITEMIA
[1510]	=	LEUCOCITOSE
[1511]	=	LEUCOPENIA
[1512]	=	TROMBOCITOPENIA
[1513]	=	KTPP ELEVADO
[1514]	=	TAP ELEVADO
[1515]	=	TS ELEVADO
[1516]	=	HIPERGLICEMIA
[1517]	=	HIPOGLICEMIA
[1518]	=	HIPERNATREMIA
[1519]	=	HIPONATREMIA
[1520]	=	HIPERCALEMIA
[1521]	=	HIPOCALEMIA
[1522]	=	HIPERCALCEMIA
[1523]	=	HIPOCALCEMIA
[1524]	=	HIPERMAGNESEMIA
[1525]	=	HIPOMAGNESEMIA
[1526]	=	HIPERFOSFATEMIA
[1527]	=	HIPOFOSFATEMIA
[1528]	=	HIPERUREMIA
[1529]	=	HIPERCREATININEMIA
[1530]	=	HIPEROSMOLARIDADE PLASMATICA
[1531]	=	HIPOOSMOLARIDADE PLASMATICA
[1532]	=	CPK ELEVADA
[1533]	=	TRANSAMINASES ELEVADAS
[1534]	=	F ALCALINA ELEVADA
[1535]	=	HIPERBILIRRUBINEMIA
[1536]	=	
[1537]	=	BILIRRUBINAS
[1538]	=	CALCIO
[1539]	=	CPK/CK-MB
[1540]	=	CREATININA
[1541]	=	FOSFATASE ALCALINA
[1542]	=	FOSFORO
[1543]	=	GLICOSE
[1544]	=	HEMATOCRITO/HEMOGLOBINA
[1545]	=	KPTT/TCA
[1546]	=	LEUCOCITOS
[1547]	=	MAGNESIO
[1548]	=	OSMOLALIDADE PLASMATICA
[1549]	=	PLAQUETAS
[1550]	=	POTASSIO
[1551]	=	SODIO
[1552]	=	TAP
[1553]	=	TRANSAMINASES
[1554]	=	TS
[1555]	=	UREIA
[1556]	=	

## EXAMES COMPLEMENTARES : GASOMETRIA

[1598]	=	GASOMETRIA NORMAL
[1599]	=	HIPOXEMIA ARTERIAL

[1600] = HIPERXEMIA ARTERIAL  
 [1601] = HIPERCAPNIA  
 [1602] = HIPOCAPNIA  
 [1603] = RELACAO (a/A) O2 REDUZIDA  
 [1604] = D(A-a)O2 AUMENTADA  
 [1605] = Qs/Qt AUMENTADO  
 [1606] = pvO2 DIMINUIDA  
 [1607] = pvO2 AUMENTADA  
 [1608] = D(a-v)O2 AUMENTADA  
 [1609] = D(a-v)O2 DIMINUIDA  
 [1610] = ACIDOSE METABOLICA  
 [1611] = ALCALOSE METABOLICA  
 [1612] = ACIDOSE RESPIRATORIA  
 [1613] = ALCALOSE RESPIRATORIA  
 [1614] = ACIDEMIA  
 [1615] = ALCALEMIA  
 [1616] = GASOMETRIA NORMAL

EXAMES COMPLEMENTARES : URINA

[1557] = URINA NORMAL  
 [1558] = HIPOSTENURIA  
 [1559] = HIPERSTENURIA  
 [1560] = HEMATURIA  
 [1561] = LEUCOCITURIA  
 [1562] = CILINDRURIA  
 [1563] = BACTERIURIA  
 [1564] = GLICOSURIA  
 [1565] = PROTEINURIA

EXAMES COMPLEMENTARES : RADIOGRAFIAS

[1566] = RADIOGRAFIA NORMAL  
 [1567] = RX : DEFORMIDADE TORACICA  
 [1568] = RX : FRATURA COLUNA/COSTELAS  
 [1569] = RX : SINAIS DE DPOC  
 [1570] = RX : CONDENS. PARENQUIMATOSAS  
 [1571] = RX : ATELECTASIA LAMINAR  
 [1572] = RX : SARA/EDEMA PULMONAR  
 [1573] = RX : PNEUMOTORAX  
 [1574] = RX : HIDROTORAX  
 [1575] = RX : HIPERINSUFL. PULMONAR  
 [1576] = RX : FIBROSE PULMONAR  
 [1577] = RX : CAVITACOES/CISTOS  
 [1578] = RX : LINHAS B DE KERLEY  
 [1579] = RX : MASSA PULMAO/MEDIASTINO  
 [1580] = RX : ALT. AORTA TORACICA  
 [1581] = RX : AUMENTO AREA CARDIACA  
 [1582] =

EXAMES COMPLEMENTARES : ELECTROCARDIOGRAMA

[1583] = ECG : NORMAL/RITMO SINUSAL  
 [1584] = ECG : TAQUICARDIA SINUSAL  
 [1585] = ECG : BRADICARDIA SINUSAL  
 [1586] = ECG : DISRRITMIA SV

[1587] = ECG : DISRRITMIA VENTRICULAR  
[1588] = ECG : BLOQUEIO A-V  
[1589] = ECG : BLOQUEIO DE RAMO  
[1590] = ECG : SOBRECARGA DE CAMARAS  
[1591] = ECG : ISQUEMIA SUBENDOCARDICA  
[1592] = ECG : ISQUEMIA SUBEPICARDICA  
[1593] = ECG : ISQUEMIA TRANSMURAL  
[1594] = ECG : ZONAS INATIVAS  
[1595] = ECG : ALTERACOES DE REPOLARIZACAO  
[1596] = ECG : SINAIS DIST. ELETROLITICO  
[1616] = ECG NORMAL

## ANEXO D

## LISTA DE ITENS PARA EXPLANAÇÃO

(Listagens do computador)

## M E N U   P R I N C I P A L

- A - ASPECTOS FARMACO-CLINICOS
- A1 - ANESTESICOS VENOSOS
- A2 - AGENTES INALATORIOS
- A2.2- HALOGENADOS
- A3 - BLOQUEADORES NEUROMUSCULARES
- A4 - ANESTESIA LOCO-REGIONAL
- A4.5- DISTRUBUIÇÃO DOS DERMATOMOS
- B - PECULIARIDADES DO TIPO DA CIRURGIA
- B1 - CIRURGIA ABDOMINAL
- B1.1 - ASPECTOS ANATOMICOS
- B1.2 - ABDOME SUPERIOR
- B1.2.8 - PECULIARIDADES PARA CIRURGIA DA AORTA ABDOMINAL
- B1.3 - ABDOME INFERIOR
- B2 - CIRURGIA DE MEMBROS
- B3 - PROCEDIMENTOS CIRURGICOS LAPAROSCOPICOS
- I - CIRURGIA ARTERIAL DE MEMBROS INFERIORES
- II - ARTROPLASTIA DE QUADRIL
- C - PROBLEMAS ESPECIAIS
- C1 - SINDROMES
- C2 - DOENCAS E DISTURBIOS FUNCIONAIS
- C2.1 - CARDIOPATIAS
- C2.1.3 - PROBLEMAS ESPECIFICOS EM CARDIOPATAS
- C2.2 - CHOQUE
- C2.3 - HIPERTENSAO ARTERIAL
- C2.4 - INSUFICIENCIA RENAL
- C2.5 - OBESIDADE
- C2.6 - PNEUMOPATIAS
- C2.7 - DIABETES MELLITUS
- C2.8 - MIASTENIA GRAVIS
- C2.9 - FEOCROMOCITOMA
- C2.10- PACIENTE NEOPLASICO
- C2.11- HEPATOPATIAS
- C2.12- OBSTRUÇÃO INTESTINAL
- C3 - INTERACOES MEDICAMENTOSAS
- C3.3 - PRINCIPAIS INTERACOES FARMACOCINETICAS
- C3.4 - PRINCIPAIS INTERACOES FARMACODINAMICA
- C3.5 - INTERACOES NAO ESCLARECIDAS
- D - REFERENCIA BIBLIOGRAFICA (Bibiografia)
- A4.1- DEFINIÇÃO
- A4.2- CARACTERISTICAS FISICO-QUIMICAS E FARMACOCINETICAS
- A4.3- CLASSIFICAÇÃO E CARACTERISTICAS FARMACODINAMICAS
- A4.5- DISTRUBUIÇÃO DOS DERMATOMOS
- A4.6- CONSIDERACOES FARMACOCINETICAS
- A4.7- CONSIDERACOES CLINICAS

C3.1 - CONCEITOS E TIPOS DE INTERACOES

C3.2 - CLASSIFICAÇÃO

ANESTESICO LOCAL X VASOCONTRITOR

ANESTESICOS INALATORIOS POTENTES(HALOGENADOS) X OPIOIDES

BARBITURICOS(TIOPENTAL,METOHEX.) X CONTRASTES RADIOLOGICOS

SUCCILNILCOLINA X ANESTESICOS LOCAIS

LIDOCAINA X ISOPROTERENOL

PROPANOLOL X CIMETIDINA

CATECOLAMINAS X COCAINA

CATECOLAMINA X QUETAMINA

SUCCINILCOLINA X CITOSTATICOS

SUCCINILCOLINA X ANTICOLINESTERASICOS

SIMPATOMIMETICOS DE AÇÃO INDIRETA X INIBIDORES DA MAO

SIMPATOMIMETICOS DE AÇÃO DIRETA X ANTIDEPRESSIVOS TRICIC.

SINDROME DE ALPERT

SINDROME DE CROUZON

SINDROME DE GOLDENHER

SINDROME DE TREACHER-COLLIM

SINDROME DE PIERRE-ROBIN

SINDROME ORO-FACIAL-DIGITAL

SINDROME: STEVENS-JOHNSON

SINDROME DE DOWM

SINDROME DE HUNTER

SINDROME DE MARFAN

SINDROME DE MOSHKOWITZ

SINDROME DE PRUME BELLY

SINDROME DE KLIPPEL-FEIL

SINDROME DE RILEY-DAY

SINDROME DE SHY-DRAGER

SINDROME CARCINOIDE

FENILCETONURIA

PORFIRIA

PROGERIA

B1.1 - ASPECTOS ANATOMICOS

B1.2.1 - CONCEITOS

B1.2.2 - PROBLEMAS ANESTESICOS COMUNS

B1.2.3 - PECULIARIDADES PARA CIRURGIA GASTRO-DUODENAL

B1.2.4 - PECULIARIDADES PARA CIRURGIA SOBRE O FIGADO

B1.2.5 - PECULIARIDADES PARA CIRURGIA SOBRE VIAS BILIARES

B1.2.6 - PECULIARIDADES PARA CIRURGIA SOBRE O BACO

B1.2.7 - PECULIARIDADES PARA CIRURGIA SOBRE OS RINS

C2.2.1 - PRIMEIRAS MEDIDAS

C2.2.2 - MONITORIZAÇÃO

C2.2.3 - ANESTESIA LOCO-REGIONAL

C2.2.4 - ANESTESIA GERAL

C2.3.1 - CONCEITOS BASICOS

C2.3.2 - IMPACTO DA TERAPEUTICA ANTI-HIPERTENSIVA

C2.3.3 - TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS

C2.4.1 - PROBLEMAS COMUNS AOS PACIENTES UREMICOS

C2.4.3 - PREPARO PRE-OPERATORIOS

C2.4.4 - TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS

- I - PROBLEMAS PRE-OPERATORIOS
- II - IATROGENIA
- III- TOXICIDADE SISTEMICA CAUSADA POR QUIMIOTERAPICOS
- IV - CONSIDERACOES SOBRE A ANESTESIA
  - I - PATOLOGIAS COMUNS ASSOCIADAS AS ARTERIOPATIA
  - II - OCLUSAO ARTERIAL AGUDA - ANESTESIA LOCO-REGIONAL
  - III - OCLUSAO ARTERIAL AGUDA - ANESTESIA GERAL
  - IV - OCLUSAO ARTERIAL AGUDA - CUIDADOS ESPECIAIS
  - V - CIRURGIA ELETIVA - PECULIARIDADES PRE-OPERATORIAS
  - VI - CIRURGIA ELETIVA - ANESTESIA
  - VII - ANESTESIA REGIONAL - VANTAGENS E DESVANTAGENS
  - VIII- ANESTESIA GERAL E COMBINADA - VANTAGENS E DESVANT.
  - I - PROBLEMAS PRE-OPERATORIOS
  - II - PREPARO PRE-OPERATORIOS
  - III - TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS
  - IV - MONITORIZACAO
  - V - CONSIDERACOES SOBRE BLOQUEIOS CENTRAIS
  - VI - PROBLEMAS TRANS-OPERATORIOS
  - I - PECULIARIDADES
  - II - TECNICA E DROGAS ANESTESICAS
  - III- PROBLEMAS TRANS-OPERATORIOS
  - IV - MONITORIZACAO
- I - CONCEITOS
- II - ALTERACOES CIRCULATORIAS/RESPIRATORIAS
- III- ACUMULO DE LIQUIDOS
- IV - ACUMULO DE GASES
- V - DISTURBIOS HIDRO-ELETROLITICOS E ACIDO-BASE
- VI - CUIDADOS PRE-OPERATORIOS
- VII- TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS
  - C2.5.1 - CONCEITO E CLASSIFICACAO
  - C2.5.2 - CONSIDERACOES PRE-ANESTESICAS
  - C2.5.3 - MEDICACAO PRE-ANESTESICA
  - C2.5.4 - ANESTESIA LOCO-REGIONAL
  - C2.5.5 - ANESTESIA GERAL
- I - GENERALIDADES
- II - CONSEQUENCIAS DO PNEUMOPEROTONIO/POSICIONAMENTO
- III- TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS - LAPAROSCOPIAS
  - A2.1- OXIDO NITROSO
  - A2.2- PRINCIPAIS EFEITOS
    - A2.2.1- PROPRIEDADES FISICO-QUIMICA BIOTRANSF.
    - I - CONCEITO
    - II - RESSECCAO ABDOMINO-PERINEAL DO RETO
    - III - CIRURGIAS GINECOLOGICAS POR VIA ABDOMINAL
    - IV - CISTECTOMIAS
- I - CLASSIFICACAO / PERFIS DE DISFUNCAO
- II - ANESTESIA EM DOENCAS PARENQUIMATOSAS AGUDAS
- III- DOENCAS PARENQUIMATOSAS CRONICAS : CLASSIFICACAO
- IV - DOENCAS PARENQUIMATOSAS CRONICAS : PROBLEMAS
- V - DOENCAS PARENQUIMATOSAS CRONICAS : TECNICA
  - C2.3.1 - CONCEITOS BASICOS

- C2.3.2 - IMPACTO DA TERAPEUTICA ANTI-HIPERTENSIVA
- C2.3.3 - TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS
- A3.1- CONCEITOS BASICOS
- A3.2- DADOS FARMACOCINETICOS
- A3.3- DADOS FARMACODINAMICOS
- A3.4- PRINCIPAIS EFEITOS
- A3.5- SUCCINILCOLINA (INCONVENIENTES)
- C2.6.1 - DOENCAS QUE AFETAM O APARELHO RESPIRATORIO
- C2.6.2 - PREPARO PRE-OPERATORIOS NAS DOENCAS OBSTRUTIVAS
- C2.6.3 - MEDICAÇÃO PRE-ANESTESICA
- C2.6.4 - TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS
- C2.6.5 - FIBROSE CISTICA

- 2.9.1- PATOLOGIA E CLINICA
- 2.9.2- PREPARAÇÃO PRE-OPERATORIA
- 2.9.3- DROGAS E TECNICAS ANESTESICAS
- 2.9.4- PROBLEMAS PERI-OPERATORIOSS
  - C2.7.1 - CONCEITOS E CLASSIFICAÇÃO
  - C2.7.2 - PROBLEMAS PRE-ANESTESICOS
  - C2.7.3 - CUIDADOS GERAIS PERI-OPERATORIOSS
  - C2.7.4 - CONTROLE PERI-OPERATORIOS DE GLICEMIA
  - C2.7.5 - TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS
  - C2.8.1 - PATOLOGIAS CLINICAS
  - C2.8.2 - PRE-MEDICAÇÃO
  - C2.8.3 - TECNICAS E DROGAS ANESTESICAS

Ejemplo de textos do módulo de explanação do sistema especialista integrado. Estes textos são apresentados dependendo da escolha do usuário.

Ex : Se desejada uma explanação com relação ao aspecto farmaco-clinico num procedimento cirurgico com anestesia loco-regional :

## M E N U P R I N C I P A L

- A - ASPECTOS FARMACO-CLÍNICO
- B - PECULIARIDADES DO TIPO DE CIRÚRGIA
- C - PROBLEMAS ESPECIAIS
- D - BIBLIOGRAFIA

- A - ASPECTOS FARMACO-CLÍNICO
- A1 - ANESTÉSICOS VENOSOS
- A2 - AGENTES INALATÓRIOS
- A3 - BLOQUEADORES NEUROMUSCULARES
- A4 - ANESTESIA LOCO-REGIONAL

## A4 - ANESTESIA LOCO-REGIONAL

- A4.1- DEFINIÇÃO
- A4.2- CARACTERÍSTICAS FÍSICO-QUÍMICAS E FARMACOCINÉTICAS
- A4.3- CLASSIFICAÇÃO E CARACTERÍSTICAS FARMACODINÂMICAS
- A4.4- EXTENSÃO DAS ANESTESIAS OBTIDAS POR BL. CENTRAIS
- A4.5- DISTRIBUIÇÃO DOS DERMATOMAS
- A4.6- CONSIDERAÇÕES FARMACOCINÉTICAS
- A4.7- CONSIDERAÇÕES CLÍNICAS

## A4.1- DEFINIÇÃO

## I DEFINIÇÃO

Definição - Perda da sensibilidade dolorosa e ,eventualmente de outros tipos de sensibilidade, numa área circuscrita devido ao bloqueio da excitação em terminações nervosas ou do bloqueio do processo de condução ao longo do 1 neurônio .

Outras alternativas no mesmo item são apresentadas a continuação.



A4.2- CARACTERÍSTICAS FÍSICO-QUÍMICAS E FARMACOCINÉTICAS  
II CARACTERÍSTICAS FÍSICO-QUÍMICAS E FARMACOCINÉTICAS

AGENTE	ESTRUTURA	LIPOSSULUBILIDADE	LIGAÇÃO PROTEICA
Procaina	Amino-ester	Baixa	5,8 %
Tetracaina	Amino-ester	Elevada	75,6 %
Lidocaina	Amino-amida	Moderada	64,3 %
Bupivacaina	Amino-amida	Elevada	95,6 %

AGENTE	LOCA E METABOLISMO	TIPO DE REAÇÃO
Procaina	Plasma	Hidrolise
Tetracaina	Plasma	Hidrolise
Lidocaina	Fígado	Oxidação+Hidrolise
Bupivacaina	Fígado	Oxidação+

A4.3- CLASSIFICAÇÃO E CARACTERÍSTICAS FARMACODINÂMICAS  
III CLASSIFICAÇÃO E CARACTERÍSTICAS FARMACODINÂMICAS

1 - SOLUÇÃO (%)      2 - DOSE MÁXIMA (mg/kg)      3 - LIMÍAR TÓXICO  
4 - INSTALAÇÃO (min)      5 - DURAÇÃO (min)

	1	2	3	4	5
<b>INFILTRATIVA</b>					
Procaine	1	8-12	19 mg/kg	10-20	30-90
Lidocaina	0,5-1	4-7*	5-6 mg/kg#	5-10	60-120
Bupivacaina	0,25-0,5	2-3	1,6 mg/kg#	20-30	180-360
<b>TRONCULAR</b>					
Lidocaina	1-2	=	=	=	=
Bupivacaina	0,25-0,5	=	=	=	=
<b>PLEXO</b>					
Lidocaina	2	=	=	=	190
Bupivacaina	0,25-0,5	=	=	=	ate 600
<b>PERIDURAL</b>					
Lidocaina	1,5-2	=	=	=	=
Bupivacaina	0,5-0,75	=	=	=	=
Tetracaina	0,4-0,5	1,5	2,5 mg/kg	20-30	180-360
<b>Bl. SUBARACNOIDEO</b>					
Lidocaina	5	=	=	4-5	=
Bupivacaina	0,5	=	=	2-3	120
<b>REF. ENDOVENOSA</b>					
lidocaina +	0,5	3	=	1-2	=

CONVENÇÕES:

- \* - > 6 mg somente acrescida de vasoconstritor
- # - Concentração plasmática
- + - Volume usual para extremidade superior 20 a 40 ml
- = - Mesmos valores dados para anestesia infiltrativa

#### A4.6- CONSIDERAÇÕES FARMACOCINÉTICAS

##### IV CONSIDERAÇÕES FARMACOCINÉTICAS

I - A absorção do anestésico local (AL) depende da droga, da dose, da concentração, da vascularização da região e da adição de vasoconstritor.

II - A velocidade de absorção do AL em função da técnica obedece a seguinte ordem, independente do AL utilizado. Infiltração < plexo braquial < epidural < caudal < intercostal < intratraquial.

III - O acréscimo de adrenalina ou de outro vasoconstritor aplicável em anestesia loco-regional retarda a absorção. Conseqüentemente alonga a duração da anestesia e, dentro de certos limites, previne a toxicidade sistêmica do AL.

IV - Em áreas cujo aporte de sangue depende de uma artéria terminal como dedos dos pés e das mãos e penis, o emprego de vasoconstritor é contra-indicado.

#### A4.7- CONSIDERAÇÕES CLÍNICAS

##### V CONSIDERAÇÕES CLÍNICAS

1 - O emprego de opioides na medicação pré-anestésica pode ser recomendada desde que o procedimento exija múltiplas injeções e o aparecimento de pariestesias não seja essencial.

2 - O emprego de benzodiazepínicos na medicação pré-anestésica é justificável quando se busca ansiólise. Não é recomendável como profilático de toxicidade sistêmica.

3 - A sedação durante a anestesia loco-regional pode ser necessária em função do estado emocional do paciente e também quando o procedimento cirúrgico é prolongado ou quando a execução da cirurgia implica ações que são conscientizadas pelo paciente de forma desagradável.

4 - A sedação pode ser obtida com barbitúricos ou benzodiazepínicos administrados "in bolus" ou sob a forma de infusão. Desde que o paciente seja sedado é prudente administrar O<sub>2</sub> (cateter nasal) e monitorizar a saturação de O<sub>2</sub> com oxímetro de pulso.

Para o caso de explanação sobre a utilização de bloqueadores neuromusculares :

M E N U P R I N C I P A L

- A - ASPECTOS FARMACO-CLÍNICO
- B - PECULIARIDADES DO TIPO DE CIRURGIA
- C - PROBLEMAS ESPECIAIS
- D - BIBLIOGRAFIA

A - ASPECTOS FARMACO-CLÍNICO

- A1 - ANESTÉSICOS VENOSOS
- A2 - AGENTES INALATÓRIOS
- A3 - BLOQUEADORES NEUROMUSCULARES
- A4 - ANESTESIA LOCO-REGIONAL

- A3 - BLOQUEADORES NEUROMUSCULARES\$
- A3.1- CONCEITOS BASICOS
- A3.2- DADOS FARMACOCINETICOS
- A3.3- DADOS FARMACODINAMICOS
- A3.4- PRINCIPAIS EFEITOS
- A3.5- SUCCINILCOLINA (INCONVENIENTES)

A3.1- CONCEITOS BASICOS

São substâncias que promovem relaxamento muscular interferindo com a transmissão neuromuscular ao nível da placa motora.

Atuam predominantemente, por mecanismo competitivo como a acetilcolina nos receptores pos-sinápticos e classificam-se em :

BNM despolarizante - representados pela Succinilcolina que difere dos demais pela sua atuação cujo mecanismo não corresponde a uma competição farmacológica.

BNM adespolarizante que atuam por competição farmacológica com os receptores colinérgicos.

A3.2- DADOS FARMACOCINETICOS  
Dados Farmacocineticos

1 - Pancuronio    2 - Vecuronio    3 - Atracurio    4 - Doxacurio  
5 - Pipecuronio

	Vd (l/kg)	T1/2 B (min)	CP (ml/kg/min)	Biotransformação	Acumulo
1	0,29-0,47	76-372	1-3	Hidroxilização	+
2	0,260	62	4,6	Hidroxilização	+/-
3	0,16	20	5,5	Eliminação hofmam	-
				Hidrolise enzimatica	
4	0,22	99	2,7	" in natura " (RIM)	-
5	0,29	106	2,5	" in natura " (RIM)	-

+ : Aumento

+/- : Aumento discreto

- : Diminuição

A3.3- DADOS FARMACODINAMICOS  
Dados farmacodinamicos

	DE 95 (mg/kg)	Dose IT (mg/kg)*	Inicio Ação (min)	Retorno (95%-min)	IR
Pancuronio	0,07	0,1-0,2	3-5	90	
Vecuronio	0,05	0,1-0,2	2-3	60	16
Atracurio	0,25	0,4-0,6	2-3	60	16
Doxacurio	0,02	0,04-0,06	4-6	90	24
Pipecuronio	0,05	0,1-0,15	4-6	90	36

\* - A dose de intubação (IT) corresponde de 2 a3 DE 95 e a dose de manutenção corresponde de 1/4 a 1/3 da dose inicial (dpe IT)

### A3.4- PRINCIPAIS EFEITOS

Principais efeitos

	Bloqueio		Liberação Histamina	Circulatorios		
	Gauflimar	Vagal		FC	PA	DC
Pancuronio *	#	+	#	+	+/-	+/-
Vecuronio	#	#	#	#	#	#
Atracurio **	#	#	+	#	#	#
Doxacuronio	#	#	#	#	#	#
Pipecuronio	#	#	#	#	#	#

+ : Aumenta

+/- : Aumento discreto

# : Não altera

\* : Bloqueia a recaptação de CA

\*\* : Dose < 0,4 mg/kg (doses maiores podem causar hipotensão e taqui/bradicardia)

### A3.5- SUCCINILCOLINA (INCONVENIENTES)

#### Succinilcolina Inconvenientes

Embora a succinilcolina seja o BNM cujo início de ação é o mais rápido e cuja duração de efeito é a menor dos BNM em uso, apresentando por essas características as condições ideais para promover relaxamento visando uma intubação traqueal rápida, tem o inconveniente de promover:

- Fasciculações musculares
- Dores musculares PO
- Elevação do K Plasmático
- Aumento da pressão IG
- Aumento da PIO
- Liberação da histamina
- Bloqueio prolongado \*

\* - Quando se desenvolver a Fase II ou ha alteração das colinesterases

## BIBLIOGRAFÍAS E REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [0001] - ABU-MUSTAFA, Y.S. & J.ST.JACQUES , Information Capacity of the Hopfield Model, IEEE Trans. Infor. Theor., vol IT 31, num 4, pp 461-464, Jul 1986.
- [0002] - ADLASSNIG,K.P., Fuzzy Set Theory in Medical Diagnosis, IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., vol SMC 16 num 2, pp 260-265, Mar/Apr. 1986.
- [0003] - AGRAWAL, P. & V.K. JANAKARAM, Evaluating the Performance of Computer Configurations, Computer vol 19, num 7, pp23-37, Jul 1986.
- [0004] - AIELLO, L. & C. CECCHI & D. SARTINI, Representation and Use of Meta-Knowledge, Proc. IEEE, vol. 74, num. 10, pp 1304-1321, Oct. 1986.
- [0005] - AL-ZOBAIDIE, A. & J.B. GRIMSON, Expert Systems and Database Systems: How Can They Serve Each Other, Expert Syst., vol 4, num. 1, pp 30-37, Feb. 1987.
- [0006] - ALEKSANDER, I. & H. MORTON, Artificial Intelligence: An Engineering Perspective, IEE Proceedings-D, vol. 34, num 4, pp 218-223, Jul 1987.
- [0007] - ALONSO, A. & C.HERNANDEZ & V.MORET, Diagnóstico y Pronóstico del Test de Pose mediante Técnicas de Inteligencia Artificial, Proceeding III Symp Inter de Biomédica, Madrid España pp 531-536, Oct 1987.
- [0008] - AMARI SHUN-ICHI, Matematical Foundations of Neuro Computing , Proc. IEEE, Vol 28, num 9, pp 1443-1462, sept. 1990.
- [0009] - ANDERSON, J.A., Cognitive and Psychological Computation with Neural Models, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC-13, num 5, pp 799-815, Sep-Oct 1983.

- [0010] - ANDERSON, J.A. & E.J. WISNIEWSKI & S.R. VISCUSO, Software for Neural Networks, Sigarch, pp 26-36, 1988.
- [0011] - ANDERSON, J.R., Retrieval of Information from Long-term Memory, Science, vol. 220, pp 25-30, 1983.
- [0012] - ANDERSON, J.R. & E. SKWARECKI, The Automated Tutoring of Introductory Computer Programming, Comm. ACM, vol 29, num 9, pp 842-849, Sept 1986.
- [0013] - ANDERSON, J. R. & BOYLE, C. F. & REISER, B. J. Intelligent Tutoring Systems, Science, num. 228, pp. 456-462, 1985.
- [0014] - ANDRE, P. & J.L. BACHY & J. COL, Computer Control of mean Arterial Pressure with Sodium Nitroprusside (snp) An Adaptive model base System, Acta Anesthesiologica, Belgica vol.38 num. 1, pp 75-76, 1987.
- [0015] - ANDREWS, H.C., Introduction to Mathematical Techniques in Pattern Recognition, Wiley-Interscience, USA, 1972.
- [0016] - ARONS, A.B., Computer-Based Instructional Dialogs in Science Courses, Science, vol 224, pp 1051-1056, Jun 1984.
- [0017] - ATTARDI, G. & M. SIMI, Description-Oriented Logic for Building Knowledge Based, Proc. IEEE, vol. 74, num. 10, pp 1335-1344, Oct. 1986.
- [0018] - AUSEMS, M.E. & C.C. HUG & D.R. STANSKI, Comparison of a Computer-Assisted Infusion Versus Intermittent Bolus Administration of Alfentanil as a Supplement to Nitrous Oxide or Lower Abdominal Surgery, Anesthesiology, vol 68, num 6, pp 851-861, Jun 1988.
- [0019] - AVRAM, M.J. & C.A. SHANKS, Statistical Method in Anesthesia Articles: An Evaluation of two American Journals during two

Six-Month Periods, *Anesth*, vol 64, pp 607-611, 1985.

- [0020] - AZEVEDO, F.M. & J.M. BARRETO & W.C. LIMA, A Neural Network Approach for Fuzzy Knowledge Bases; *Anales IX Congreso de Ingenieria Eléctrica*, U. de Tarapaca, Arica, Chile, 14-19 de Octubre, 1991, pp 9.1.1-9.1.6.
- [0021] - BADER, J. & HANNFORD D., *Intellipose: Towards Knowledge-Based Tools for the Design of Commercial Data Processing Systems*, *Inf. I Software Technol.*, vol 29, mun 8, pp 431-439, Oct 1987.
- [0022] - BAHILL, A.T. & W.R. FERRELL, Teaching an Introductory Course in Expert Systems, *IEEE Expert*, pp 59-63, Winter 1986.
- [0023] - BAIRIOT, M. & M. REYNAERT & J. ROESELER & J.L. BACHY, Design of an Automatic System for Assessing Metabolic Function in Mechanically Ventilated Patients, *Acta Anaesthesiologica, Belgica*, vol 38, num 1, pp 45-50, 1987.
- [0024] - BAMMEL, H. & F. GREMY & J. ZVOROVA, *Medical Expert Systems: Diagnostic Strategies and Expert Systems*, 1985.
- [0025] - BAPTISTELLA, L. F. B. & OLLERO, A. Fuzzy Methodologies for Interactive Multicriteria Optimization, *IEEE Transactions on SMC*, vol. 10, num. 7, July, pp. 355-365, 1980.
- [0026] - BARR, A., BEARD, M. & ATKINSON, R. C. The Computer as a Tutorial Laboratory: The Stanford BIP Project, *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 8, pp. 567-596, 1976.
- [0027] - BARR, A. & FEIGENBAUM, E. A. *The Handbook of Artificial Intelligence*, vol. 2, William Kaufman Inc., 1982.
- [0028] - BARRETO, J.M. & J. LEFEVRE & M.N. FRAITURE & W. CELSO DE LIMA, Qualitative Simulation in Physiology with Bond Graphs, 1st Symp. Modelling and Control in Biomed. Syst., IFAC, Venice, Italy, Apr.



1988.

- [0029] - BARRETO, J.M. & W. CELSO DE LIMA & M.N. FRAITURE, Simulacion Cualitativa del Ventrículo Izquierdo Usando Inteligencia Artificial, VII Congr. Chileno de Ing. Elect., Santiago de Chile, pp 48-51, Nov. 1987.
- [0030] - BARRETO, J.M. & W. CELSO DE LIMA & M.N. FRAITURE, Minimal and Compatible Biological Models using Bond-Graphs, IEEE Eng. in Med. and Biology Society-EMBS, 9th Ann. Conf., Boston, USA, Nov 1987.
- [0031] - BARRETO, J.M. & W. CELSO DE LIMA & J. LEFEVRE, An Artificial Intelligence Approach to Qualitative Modeling of the Right Ventricle, Cof. Intern. Informatica 88, La Habana, Cuba, Feb. 1988.
- [0032] - BARTO, A. & P. ANANDAN, Pattern-Recognizing Stochastic Learning Automata, IEEE Trans. Syst. Man Cybern, vol. 15, pp 360-375, 1985.
- [0033] - BASHEIN, G. & R. BARNA, A Comprehensive Computer System for Anesthetic Record Retrieval, The international Anesthesia Research Society, vol 64, pp 425-431, 1985.
- [0034] - BEN-BASSAT, M., Expert Systems for Medical Diagnosis, in Approximate Reasoning in Expert Systems, Elsevier Science Publishers, pp 671-687, 1985.
- [0035] - BENNETT, M.E., Real-Time Continuous AI Systems, IEE Proceedings-D, vol. 34, Part D, num 4, pp 272-277, Jul 1987.
- [0036] - BERWICK, R. C. The Acquisition of Syntactic Knowledge, MIT Press, 1985.
- [0037] - BHARATHI, D.B., Sequential Learning in Pattern Recognition using Fuzzy Approximation Scheme, IEEE T-SMC, vol. 16, num. 10, pp 668-679, Set/Out. 1986.

- [0038] - BHATTACHARYA, P. & N.P. MUKHERJEE, Fuzzy Relations and Fuzzy Groups, Inform. Sci., vol. 36, num. 1, pp 211-218, Mar. 1985.
- [0039] - BIC, L. & J.P. GILBERT, Learning From AI: New Trends In Database Technology, Computer, vol. 19, num. 4, 44-54, Mar. 1986.
- [0040] - BIERMANN, A. W. The Inference of Regular LISP Programs from Examples , IEEE Transactions on SMC, Vol 8, num. 8, August, 1978, pp. 585-600.
- [0041] - BLAHA, M.R. & W.J. PREMERLANI & J.E. RUMBAUGH, Relational data base design using an object-oriented methodology, Comm. ACM, vol. 31, num. 4, pp 414-427, Apr 1988.
- [0042] - BLEICH, Computer Based Consultation, Amer J. Medicine, vol 53, pp 285-291, 1972.
- [0043] - BOBROW, D., Qualitative Reasoning about Physical Systems: An Introduction, Artificial Intell., vol. 24, num. 1, pp 1-5, Dec. 1984.
- [0044] - BOBROW, D.G. & M.J. STEFIK, Perspectives on Artificial Intelligence Programming, Science, vol. 231, pp 951-957, Feb. 1986.
- [0045] - BORGIDE, A., Frature of Language for the development of Information Systems at the Conceptual Level, Software IEEE, vol. 2, num. 1, Jan. 1985.
- [0046] - BOUCHON, B. & J.L. LAURIERE, Symbolic Normalized acquisition and presentation of Knowledge, Inform. Sci., Vol. 37, num. 1, pp 85-94, 1985.
- [0047] - BOUNDS D. , Expert Systems and Connectionst Networks em Conectionism Perspective , Elsevier Sc. Pb. , North-Holand , pp 277-281, 1989.
- [0048] - BRACHMAN, R.J. & R.E. FIKES, KRIPTON: A Functional Approach to

Knowledge Representation, Computer, pp 67-73, Oct 1983.

- [0049] - BRAHMANANDAM, M.B. & B.N. CHATTERJI, A Pattern Recognition Approach to Model Characterization of distributed Systems, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. SMC-17, num. 3, pp 488-494, May/Jun 1987.
- [0050] - BRAZ, J.R.C. & VIANNA P.T.G., Farmacocinética dos Bloqueadores Neuromusculares, Rev Bras Anest, vol 38, num1, pp 15-24, Feb. 1988.
- [0051] - BRAZDIL, P.B., Aprendizagem em sistemas informaticos, Revista de Informática, vol 6, num 3, pp 24-31, May 1987.
- [0052] - BROBOW, D.G. & S. MITTAL, Expert Systems: Perils and Promise, Comm ACM, vol. 29, num. 9, pp 880-894, Sept 1986.
- [0053] - BROWN, D.C. & B. CHANDRASEKARAN, Knowledge and Control for a Mechanical Design Expert Systems, Computer, vol. 19, num. 7, pp 92-100, Jul 1986.
- [0054] - BROWN, J. S., BURTON, R. R. & BELL, A. G. SOPHIE: A Step Towards a Reactive Learning Environment , International Journal of Man-Machine Studies, vol. 7, pp. 675-696, 1975.
- [0055] - BROWN, J. S., BURTON, R. R. & ZDYBEL, F. A Model-Driven Question-Answering System for Mixed-Initiative Computer-Assisted Construction , IEEE Transactions on SMC, vol. 3, num. 3, pp. 248-257, may. 1973.
- [0056] - BROWN, J. S. & BURTON, R. R. Diagnostic Models for Procedural Bugs in Basic Mathematical Skills , Cognitive Science, vol. 2, pp. 155-192, 1976.
- [0057] - BUISSON, J.C. & H. FARRENY & H. PRADE, The Development of a Medical Expert System and Treatment of Imprecision in the Framework of Possibility Theory, Inform. Sci., vol. 37, num. 2, pp 211-226, Mar

1985.

- [0058] - BURTON, R. R. & BROWN, J. S. An Investigation of Computer Coaching for Informal Learning Activities , International Journal of Man-Machine Studies, vol. 11, pp. 5-24, 1979.
- [0059] - CARBONNEL, J. R. AI in CAI: An Artificial Intelligence Approach to Computer-Assisted Instruction , IEEE Transactions on SMC, vol. 11, pp. 190-202, Dec. 1970.
- [0060] - CAMPBELL, D. & G.N.C. KENNY, Computer-Assisted Self-Assessment in Anaesthesia: A Preliminary Study, Anaesthesia, vol. 35, pp 998-1002, 1980.
- [0061] - CARDOSO, E. & S.N. TALUKDAR, A Distributed Expert System for Fault Diagnosis, Proc. IEEE Power Ind. Comput. Applic. Conference - Canada, May 1987.
- [0062] - CARDOSO, E. & T. YONEYAMA, Projeto Funcional de um Controlador Inteligente, IV Simp Bras de Intelig Artific - Uberlandia - MG - Brasil, 1987.
- [0063] - CARDOSO, E., Integração de Técnicas de Inteligência Artificial e Pesquisa Operacional, Rev. Pesquisa Oper.,vol 1, num 1, 1987.
- [0064] - CARDOZO, E., Inteligência Artificial em Automação e Controle, Minicursos VII Cong. Automática, pp 43-50, Aug. 1988.
- [0065] - CASTENEIRAS, A.V., Arquitectura multinivel para Sistemas Expertos em Medicina, Proceedings III Symp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid, Espana, pp 359-364, Oct 1987.
- [0066] - CASTENEIRAS, A.V. & G.F. FERNANDEZ, Lenguajes de Representacion de Hechos y Conocimiento par Aplicaciones Medicas de Sistemas Expertos, Proceedings III Symp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid,

- Espana, pp 365-370, Oct 1987.
- [0067] - CAUDILL, M., Neural Networks Primer, Part II, AI Expert, Feb 1988.
- [0068] - CAUDILL, M., Neural Networks Primer, Part IV, AI Expert, Aug.1988.
- [0069] - CAUDILL M. , Expert Networks , Byte , pp 108-116, Oct. 1991.
- [0070] - CHANDRASEKARAN, B. & A. GOEL, From Number to Symbolic to Knowledge Structures: A.I. Perspective onn the Classification Task, IEEE Trans. Man, Cybern., vol SMC-18, num. 3, pp 415-424, May-Jun 1988.
- [0071] - CHANDY, K. M. & MISRA, J. Distributed Computation on Graphs: Shortest Path Algorithms , Communications of the ACM, vol. 25, num. 11, pp. 833-837, Nov. 1982.
- [0072] - CHAPNICK, P., The Neural Networks Craze, AI Expert, pp 5-6, 1988.
- [0073] - CHENG, Y-Y. M. & MCINNIS, B. An Algorithm for Multiple Attribute, Multiple Alternative Decision Problems Based on Fuzzy Sets with Application to Medical Diagnosis , IEEE Transactions on SMC, vol. 10, num. 10, pp. 645-650, Oct. 1980.
- [0074] - CHRISTENSEN, J.H. & F. & REASEN, Individual Variation in Response to thiopental, Acta Anaesth. Scand., vol. 22, pp 303-313, 1978.
- [0075] - CHRISTENSEN, J.H. & F. & REASEN & J.A. JANSEN, Thiopentone Sensitivity in Young and Elderly Women, Br. J. Anaesth., vol. 55, pp33-40, 1983.
- [0076] - CIDRAS, J. & R. MARIN & M. CIDRAS, Inteligencia Artificial e Optimizacion: Aplicación al Tratamiento de enfermedades metabólicas, Proceedings III Symp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid, Espana, pp 525-530, Oct 1987.
- [0077] - CLANCEY, W.J., Knowledge Based Tutoting - The GUIDON Program, Mit. Press, USA, 1987.
- [0078] - CLANCEY, W. J. Tutoring Rules for Guiding a Case Method

- Dialogue, International Journal of Man-Machine Studies, vol. 11, pp. 25-49, 1979.
- [0079] - COCKETT, J.R.B., File Handling for Detail and Extent and for Subtasks in the implementation of Decision Processes, Inform. Sci., vol. 37, num 2, pp 157-168, Mar 1985.
- [0080] - COHEN, M.A. & S. GROSSBERG, Absolute Stability of Global Pattern Formation and Parallel Memory Storage by Competitive Neural Networks, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. SMC-13, num. 5, pp 815-825, Sep-Oct. 1983.
- [0081] - COHEN, M.E. & D.L. HUDSON, Medical Decision making utilizing Techniques from Pattern Recognition, in Approximate Reasoning in Expert Systems, Elsevier Science Publishers, pp 435-446, 1985.
- [0082] - COLMERAUER, A., Prolog em 10 figures, Comm. ACM, pp 1296-1310, Dec 1985.
- [0083] - COMPIANI , M. & R. SERRA & P. SIMONINI Dynamical Systems in Artificial Intelligence the Case of Classifier Systems ,em Conectionism Perspective , Elsevier Sc. Pb. , North-Holand , pp 331-339, 1989.
- [0084] - CONRAD, M., On Design Principles for a Molecular Computer, Comm. of The ACM., vol. 28, pp 464-480, 1985.
- [0085] - COOKE, N.M. & J.E. MCDONALD, Formal Methodology for Acquiring and Representing Expert Knowledge, Proc. IEEE, vol. 74, num. 10, pp 1422-1430, Out 1986.
- [0086] - COSTA, E., Ensino assistido por Computador e Inteligência Artificial, Revista de Informatica, vol 6 num 3, pp 37-43, May 1987.
- [0087] - COTE, Ch.J. & A.J. PETKAU, Thiopental Requirements May Be Increased

in Children Reanesthetized at Least One Year After recovery from Extensive Thermal Injury, *Anesth. Analg.*, vol. 64, pp 1156-1160, 1985.

- [0088] - COWAN, D., *Artificial Intelligence at Edinburgh University.*, *Comput. Aided Des.*, vol. 17, num. 9, pp 465-468, Nov 1986.
- [0089] - CRAGUN, B.J. & H.J. STEUDEL, *Decision - Table Based Processor for Checking Completeness and Consistency in Rule - Based Expert systems*, *Int. J Man Mach Stud*, vol. 26, num 5, pp 633-648, May 1987.
- [0090] - CREMONESSI, E., COORD., *Temas de Anestesiología*, 1987.
- [0091] - CUENA, J. & G. FERNANDEZ, *Inteligencia Artificial: Sistemas Expertos*, Alianza Editorial - España, 1986.
- [0092] - CUENCA, A. & A. CALVO & G. MINO & J. CALVO, *Sistema Experto para el Diagnóstico Endoscópico de las Lesiones del Tracto Digestivo*, *Proceedings III Symp. Inter. de Ing. Biomédica*, Madrid, España, pp 512-524, Oct 1987.
- [0093] - DAVALO , E. & P. Naim , *Des Reseaux de Neurones* , Eyrolles , Paris, 1989.
- [0094] - DAVIS, R., *Interactive Transfer of Expertise: Acquisition of New Inference Rules*, *Artif. Intell.*, vol 12, pp 121-157, 1979.
- [0095] - DAVIS, R., *Diagnostic Reasoning based on Structure and Behavior*, *Artif. intell.*, vol 24, num 1, pp 347-410, Dec 1984.
- [0096] - DAVIS, R., *Knowledge-based Systems*, *Science*, vol 231, pp 957-963, Feb. 1986.
- [0097] - DAVIS, R. *Meta-Rules: Reasoning about Control* , *Artificial Intelligence*, 15, 1980, pp. 179-222.
- [0098] - DEMONCHAUX, E. *Aide au dépannage: un Système Expert sur Minitel*

- Exploitable par l Utilisateur Final , RGE, num. 4, pp. 41-43, Avril 1987.
- [0099] - DETTMER, R., The Language of AI and Beyond, Eletronic I Power, Vol 34, num 2, pp 61-64, Feb. 1988.
- [0100] - DHAR, V. & H.E. POPLER, Rule-Based versus Structure-Based models for explaining and generating Expert Behavior, Comm. Acn, vol 30, num 6, pp 542-555, Jun 1987.
- [0101] - DOYLE, J., Expert Systems and the myth of Symbolic Reasoning,IEEE Trans. Soft. Eng., vol SE-11, num 11, pp 1386-1390, Oct 1985.
- [0102] - DRIPPS, R.D. & J.E. ECKENHOFF, Introduction to Anesthesia - The Principles of Safe Practice, pp 557, 1977.
- [0103] - DUARTE, D.F., Implicações Anestésicas no Paciente que auto-adm. gras com Dependencia, Rev. Bras. Anest., vol 29, num 4, pp 351-366, Jul. Agos. 1979.
- [0104] - DUARTE, D.F., Controle da Ansiedade Pre-Operatoria, Rev. Bras, Anest., vol 26, num 6, pp 815-926, Nov/Dez. 1976.
- [0105] - DUARTE, D.F., Pre-Medicacion, Apostila.
- [0106] - DUARTE, D.F. & L.H.M. PACHECO, Farmacocinética dos Anestésicos Venosos, Rev Bra Anest, vol 37, num 6, pp 421-429, Nov-Dec 1987.
- [0107] - DUARTE, D.F. & C.I. ZANCHIN & W. CELSO DE LIMA & J. FALQUETO, Bases de dados em Anestesiologia, II Cong. Bras. de Informatica em Saude, pp 9, Oct 1988.
- [0108] - DUBOIS, D. & H. PRADE, A Review of Fuzzy Set Aggregation Connectives, Inform. Sci., vol. 36, num. 1, pp 85-122, Mar 1985.
- [0109] - DUNDEE, J.W., The Influence of Body Weight, Sex and Age on the Dosage fo Thiopentone, Brit. Anaesth., vol. 26, pp 164-173, 1954.
- [0110] - DUNDEE, J.W. HASSARD, The Induction dose of Thiopentone, Anesthesia,



vol. 37, pp 1176-1184, 1982.

- [0111] - DUTTA, A., Reasoning with Imprecise Knowledge in Expert System, Inform. Sci., vol. 37, num 1, pp 3-24, Mar. 1985.
- [0112] - DUVAL NETO, G.F., Efeitos Cardiovasculares dos Relaxantes Neuromusculares, Rev Bras Anest, vol 38, num 1, pp 25-41, Feb 1988.
- [0113] - DWYER, T. A. Heuristic Strategies for Using Computers to Enrich Education , International Journal of Man-Machine Studies, vol. 6, pp. 137-154, 1974.
- [0114] - EBERHANT R.C. & R.W. DOBBINS, Early Neural Network - Development History the age of Camelot , IEE Engineering in Medicine and Biology, vol 9, num 3, pp 15-18, sept. 1990.
- [0115] - EDWARDS, R. & F.R. ELLIS, Clinical Significance of Thiopentone using to Hemoglobin and Plasma Protein, Brit. J. Anaesth., vol. 45, pp 891-893, 1973.
- [0116] - EFSTATHIOU, J. & RAJKOVIČ, V. Multiattribute Decision-making Using a Fuzzy Heuristic Approach , IEEE Transactions on SMC, vol.9, num. 6, pp. 326-333, Jun. 1979
- [0117] - ERLANDSEN, J. & J. HOLM, Intelligent help systems, Inf. I Software Technol., vol 29, num 3, pp115-121, Apr 1987.
- [0118] - ESOGBUE, A. O. Dynamic Programming, Fuzzy Sets, and the Modeling of R&D Management Control Systems , IEEE Transactions on SMC, vol. 13, num. 1, pp. 18-30, Jun./Feb. 1983.
- [0119] - FAHLMAN, S.E. & G.E. HINTON, Connectionist Architectures for Artificial Intelligence, Computer, pp 100-109, Jan 1987.
- [0120] - FARHAT, N.H. Optoelectronic Neural Networks and Learning Machine , IEEE Circuits and Devices Magazine, Vol 5, num 5, Sept. 1989, pp

32-41.

- [0121] - FAUGHT, W.S., Applications fo AI in Engineering, Computer, pp 17-27, Jul 1986.
- [0122] - FELDMAN, J.A. & M.A. et. al. FANTY, Computing with Structured Connectionist Network Comm. ACM, vol 31, num 2, pp 170-187, Feb. 1988.
- [0123] - FERREIRA, A.C. & T.H.C. PEQUENO & A.M.S. CHIVANTE, Extração de Explanações em um Sistema Especialista a partir de Modelos Conceituais, II Cong. Bras. de Informática em Saude, pp 33, Oct 1988.
- [0124] - FERSKO-WEISS, H., Expert Systems Decision-Making Power, Pers Comput, vol. 9, num. 11, pp 97-105, Nov. 1985.
- [0125] - FEURZEIG, W., MUNTER, P., SWETS, J. & BREEN, M. Computer-Aided Teaching in Medical Diagnosis , Journal of Medical Education, vol. 39, pp. 746-755, 1964.
- [0126] - FLETCHER, J. D. Intelligent Instructional Systems in Training , in S. A. Andrade (Ed.), Applications in Artificial Intelligence, 1984.
- [0127] - FICHER, D.M., Statistic in Anesthesia, Anesthesia, vol 1, pp 185-221, 1986.
- [0128] - FIKES, R. & T. KEHLER, The Role of Frame-Based Representation in Reasoning, Comm. ACM, vol 28, num 9, pp 904-920, Sept 1985.
- [0129] - FILGUEIRAS, M., Comunicação com Sistemas Inteligentes, Revista de Informatica, vol 6, num 3, pp 18-22, May 1987.
- [0130] - FININ, T.W., Interactive Classification: A Technique for Acquiring and Maintaining Knowledge Based, Proc. IEEE, vol. 74, num. 10, pp 1414-1421, Out. 1986.

- [0131] - FININ, T.W., Natural Language Interactions with Artificial Experts, Proc. IEEE, vol. 74, num. 7, pp 912-938, Jul. 1986.
- [0132] - FINK, P.K. & J.C. LUSTH, Expert System and Diagnostic Expertise in the Mechanical and Electrical Domains. Tran Sys Man Cybern., vol. SMC-17, num 3, pp 340-349, May/Jun 1987.
- [0133] - FISHER, E. M. Building AI Behind Closed Doors , Datamation, pp. 46-50, Aug. 1986.
- [0134] - FORREST, W.H. & C.R. BROWN, Subjective Responses to six Common operative Medicaltions, Anesth, vol 47, num 3, pp 241-247, Sep 1977.
- [0135] - FORSYTH, R. Expert Systems - Principles and Case Studies, 1984.
- [0136] - FREELING, A. N. S. Fuzzy Sets and Decision Analysis , IEEE Transactions on SMC, vol. 10, num. 7, pp. 341-354, Jul. 1980.
- [0137] - FREYTH, R., Expert Systems - Principles and Case Studies, 1984.
- [0138] - FREY, P., Bit-Mapped Calssifier, Byte, vol. 11, num. 12, pp 161-172, Nov. 1986.
- [0139] - FUKUSHIMA, K. & S. MIYAKE & T. ITO, Neucognitron: A Neural Network Model for a Mechanism of Visual Pattern Recognition, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Vol SMC-13, num 5, pp 826-834, Sep.\Oct. 1983.
- [0140] - FUKUSHIMA, K, A Neural Network for Visual Pattern Recognition, Computer, pp 65-75, Mar. 1988.
- [0141] - FUKUSHIMA, K, Neocognition : A New Algorithmfor Pattern Recognition Tolerant of Deformation and Shift in Position, vol. 15, num. 6, pp 455-469, 1982.
- [0142] - GAINES, B.R. & M.L.G. SHAW, Systemic Foundations for Reasoning in Expert Systems, in approximate Reasoning in Expert Systems,Elsevier Science Publishers, pp 271-281, 1985.

- [0143] - GAINES, B.R. & M.L.G. SHAW, From Fuzzy Logic to Expert Systems, Inform. Sci. 36, num. 1, pp 5-16, 1985.
- [0144] - GALLANT, S., Connectionist Expert Systems, Comm. ACM, vol 31, num, pp 152-169, Feb 1988.
- [0145] - GARETH, G.D., Recent perspectives on the Organization of Central Synapses, Anesth Analg, vol. 62, pp 1100-1012, 1983.
- [0146] - GARNER, B.J., Expert Systems: from database to knowledge base, Inf. I Software Technol., vol 29, num9, 60-65, Mar 1987.
- [0147] - GARTH, S. & D. PIKE, An Integrated System for Neural Network Simulations, Sigarch, pp 37-44, 1988.
- [0148] - GARY, J., Neural-Network Heuristics, Byte, pp 183-192, Out. 1987.
- [0149] - GENESERETH, M.R. & M.L. GINSBERG, Logic Programming, Comm. ACM, vol 28, num 9, pp 933-941, Sept. 1985.
- [0150] - GEORGEFF, M.P. & A.L. LANSKY, Procedural Knowledge, Proc. IEEE, vol. 74, num. 10, pp 1383-1398, Out 1986.
- [0151] - GEVARTER, W. B. Expert Systems: Limited but Powerful , IEEE Spectrum, pp. 39-45, Aug. 1983.
- [0152] - GIORDANA, A. & L. SAITTA, An Expert System Oriented to Complex Pattern Recognition Problems, Inform. Sci., vol. 36, num 1, pp 157-178, Mar 1985.
- [0153] - GIORNO, F. Introdução à Inteligencia Artificial, pp. 37-50.
- [0154] - GOLDSTEIN, I. P. The Genetic Graph: A Representation for the Evolution of Procedural Knowledge , International Journal of Man-Machine Studies, vol. 11, 1979, pp. 51-77.
- [0155] - GOMEZ, F. & B. CHANDRASEKARAN, Knowledge Organization and Distribution for Medical Diagnosis, IEEE Trans. Syst. Man, Cybern., vol SMC-11, num 1, pp 34-42, Jan 1987.

- [0156] - GORBAN, A.N. & E.V. SMIRNOVA & O.A. GRUSHEVSKAYA, Neural Network-Based Medical Expert System, Med. & Biol. Eng. & Comp., Vol 29 , pp 819,1991.
- [0157] - GRANDAL, J.M.R. & J.A.D. GUTIERREZ & I.A. PUERTAS, Una Revision Bibliográfica: Estudio Comparativo entre Técnicas Estadísticas Heurísticas Aplicadas al Diagnóstico Médico Automático, Proceedings II Symp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid, España, pp 371-374, Oct 1987.
- [0158] - GRANGER R. & J. A. Ingerson & J. W. Whitson & G. Lynch , Clustering Computation of Brain Network Simulations ,em Conectionism Perspective , Elsevier Sc. Pb. , North-Holand , pp 199-211, 1989.
- [0159] - GREGORY, D., Delimiting Expert Systems, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. SMC-16, num. 6, pp 834-843, Nov/Dec. 1986.
- [0160] - GROGORO, A.W., Drug Interactions in Anaesthesia, Br. J. Anaesth., vol. 46, pp 613, 1980.
- [0161] - GUENTHNER, F. & H. LEHMANN, Theory of Representation for knowledge, IBM J. Res. Dev., vol 30, mun 1, pp 39-56, Jan 1986.
- [0162] - GUEZ, A. & V. PROTOPOPSECU, On the Stability, Storage Capacity, and Desingn of Nonlinear Continuous Neural Networks, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Vol SMC-18, num 8, pp 80-86, Jan-Feb 1988.
- [0163] - GUPTA, M.M., Edit., Approximate Reasoning in Expert Systems, Elsevier Science Publising I Cia, Usa, 1985.
- [0164] - HALEY, P. & WILLIAMS, C. Expert System Development Requires Knowledge Engineering , Computer Design, pp. 83-88, Feb. 1986.
- [0165] - HALEY, PAUL V., A Search Strategy for Commonsense Logic Programming, Byte, pp 173-175, Out. 1987.
- [0166] - HALSEY, M.J., Drugs Interactions in Anesthesia, BR J Anesth., vol 59,

- pp 112-123, 1987.
- [0167] - HAMMER, M., The Semantic Data Model: A Modelling Mechanism for Database Applications, Proc. ACM SIGMOD, 1978.
- [0168] - HAMMERSTROM, D. & D. MAIER & Sh. THAKKAR, The Cognitive Architecture Project, Sigarch, vol 14, num 1, pp 9-21, 1986.
- [0169] - HARMON, P. & D. KING, Expert Systems-Artificial Intelligence in Business, John Wiley / Sons, INC, 1985.
- [0170] - HARTNELL, T., Sistemas Expertos-Introduccion al Diseño y Aplicaciones, Ediciones Anaya Multimedia, España, pp 254, 1986.
- [0171] - HAYES-ROTH, F. & D. WATERMAN & D. LENAT, Bulding Expert Systems, Addison Wesley Publising I Cia, USA, 1983.
- [0172] - HAYES-ROTH, FREDERICK., Rule-Based Systems, Comm, ACM, vol 28, num 9, pp 921-932, Sept. 1985.
- [0173] - HECHT-NIELSEN, R, Theory of the Backpropagation Neural Networks, INNS Anual Meeting, Sep. 1988,
- [0174] - HENSHAW, J.S. & J.W. DUNDEE. A Method of Studying the Dosage of Thiopentone, Br. J. Anaesth., Vol. 52, pp 957P, 1980.
- [0175] - HERNANDEZ, C. & V. MORET & A. ALONSO, Un Sistema Supervisor de Terapias Ventilatorias, Proceeding III Symp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid, Espana, pp 513-517, Oct 1987.
- [0176] - HERRERA, L & D. MUNOZ & W. CARROZI & J. HERNANDEZ, Evaluacion de Aplicaciones para Sistemas Experto, Anales III Congr. Latinoamer. de Automatica - Chile, Vol 2, pp 492-496, Nov 1988.
- [0177] - HINTON, G.E. & J.A. ANDERSON, Parallel Models of Associative Memory, Lawrence Erlbaum Associates Publisher, New Jersey, USA, 1989.
- [0178] - HOLZMANN, C. & R. CRUZ COKE & M. AVARIA, Sistema Especialista de Apoyo para el Diagnóstico y Selección de Exámenes en Emfermedades

- Geneticas, Rev Bras Eng, vol44, num22, pp 123-135, Dec 1987.
- [0179] - HOLZMANN, C.A. & C.A. PEREZ & E. ROSSELOT, A Fuzzy Model for Medical Diagnosis, Medical Progress through Technology, vol 13, pp 171-178, 1988.
- [0180] - HOLZMANN, C.A. & C.A. PEREZ & E. ROSSELOT, A Fuzzy Model for Medical Diagnosis, Apostila.
- [0181] - HOLLAN, J. D., HUTCHINS, E. L. & WEITZMAN, L. STEAMER: An Interactive Inspectable Simulation-Based Training Systems , AI Magazine, vol. 5, num. 2, pp. 15-27, 1984.
- [0182] - HOMER, T.D. & D.R. STANSKI, The Effect of increasing Age on Thiopental Disposition and Anesthetic Requirement, Anesthesiology, vol 62, num 6, pp 714-724, Jun 1985.
- [0183] - HOPFIELD, J.J., Neural Network and Physical Systems with emergent collective computational abilities, Proc. Nat. Acad. Sci., vol. 79, pp 2554-2558, 1982.
- [0184] - HOPFIELD, J. & D. TANK, Neural Computation of Decisions in Optimization Problems, Biolog. Cybern., vol. 52, pp 141-152, 1985.
- [0185] - HOPFIELD, J.J. & D.W. TANK, Computing with Neural Circuits: A model, Science, vol 233, pp 625-633, Aug 1986.
- [0186] - ISHIKAWA, H. & Y. IZUMIDA & T. YOSHINO, Kid: Designing a Knowledge-Based Natural Language Interface, IEEE Expert, vol 2, num 2, pp 57-71, Jan 1987.
- [0187] - ITKIS, U. , Control Systems of variable structure, Halsted Press Book, Israel, 1976.
- [0188] - JACKSON, P., Review of Knowledge-Representation Tools and Techniques, Iee Proceedings-D, vol. 34, Part D, num 4, pp 224-230, Jul 1987.

- [0189] - JACKY, J.P. & I.J. KALET, An Object-Oriented Programming Discipline for Standard Pascal, Comm. ACM, vol 30, num 9, pp 772-776, Oct 1987.
- [0190] - JACOBS, J.R., Analytical Solution to the Three-Compartment pharmacokinetic Model, IEEE Trans Biomed Eng, vol 3, num 9, pp 763-765, set. 1988.
- [0191] - JAKOB, F. Aide à la Conduite Centralisée de Grands Processus: des Expériences Positives, RGE, num. 4, pp.31-34, Avril 1987.
- [0192] - JARA, M. P. & DAMIANI, F. Simulação Paralela de Redes Neurais numa rede de Transputers. Anales IX Congreso de Ingenieria Eléctrica, U. de Tarapaca, Arica, Chile, pp 9.3.1-9.3.6, Oct. 1991.
- [0193] - JOHNSON, W. L. & SOLOWAY, E. PROUST: An Automatic Debugger for Pascal Programs, Byte, Apr. 1985.
- [0194] - JONES, A.E.P. & D.A. PELTAON, An Index of Syndromes and Their Anesthetic Implications, Canad. Anaesth. Soc. J., Vol 23, num 2, Mar. 1976.
- [0195] - JONES, A.H. & C.B. MCKEOWN, Real-Time Expert Tuners for PI Controllers, IEE Proceedings-D, Vol 34, Part D, num 4, pp 260-263, Jul. 1987.
- [0196] - JONES, K.S., Proposals for RID in Intelligent Knowledge Based Systems (IKBS), J. Inf. Sci. (Amsterdam), vol. 8, num. 4, pp 139-147, May 1984.
- [0197] - JORDANOV, J. & M. MARINOV & T. DAVIDKOVA, Personal Expert System for Medical Purposes, Proceedings III Symp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid, Espana, pp 375-379, Oct 1987.
- [0198] - JOSIN, G., Integrating Neural Networks, Ai Expert, pp 50-58, August 1988.



- [0199] - KASSIRER, J.P. & B.J. KUIPERS & G.A. GORRY, Toward a theory of clinical expertise, Am. J. Med, vol 73, pp 251-259, 1982.
- [0200] - KACPERZYK, J. & ZIOLKOWSKI, Database Queries with Fuzzy Linguistic Quantifiers , IEEE Transactions on SMC, vol. 16, num. 3, pp. 474-479, May/June, 1986, .
- [0201] - KEARSLEY, G. P. Artificial Intelligence & Instruction - Applications and Methods, Addison-Wesley Publishing Co., 1987.
- [0202] - KELLER , R. Expert System Technology-Development and Application Yourdom Press , NJ. USA , 1987.
- [0203] - KENNETH, R.L. & G.M. SAIDEL, Estimation of to Normal and Obstructed lungs during Tidal Breathing, IEEE Trans on Biomed Eng, vol BME 33, num 6, pp 878-887, Sep 1986.
- [0204] - KINNEY, E.L., Medical Expert Systems who needs them?, Chest, vol 91, 3-4,1987.
- [0205] - KLAUSS-PETER, A., Medical Diagnosis Using Fuzzy-setTheory, IEEE T-SMC, pp 260-265, Mar/Ab. 1986.
- [0206] - KLIMASAUSKAS, C.C., Teaching Your Computer to learn: Application in Neural Computing, Neural Ware Incorporated USA July 1988.
- [0207] - KNAUS, R., Programming with Schemes, AI Expert, pp 17-24, August 1988.
- [0208] - KNIGHT, K. Connectionist ideas and Algorithms . Communications of the ACM, Vol. 33, num 11, Nov 1990.
- [0209] - KOFFMAN, E. B. & BLOUNT, S. E. Artificial Intelligence and Automatic Programming in CAI , Artificial Intelligence, vol. 6, 1975, pp. 215-234.
- [0210] - KOFFMAN, E. B. & PERRY, J. M. A Model for Generative CAI and Concept Selection , International Journal of Man-Machine Studies,

- vol. 8, pp. 397-410, 1976.
- [0211] - KOLEDNOR, J. & R. KOLENDOR, Using Experience in Clinical Problem Solving: Introduction and Framework, IEEE Trans. Syst. Man,Cybern., vol SMC-17, num 3, pp 420-431, May-Jun 1987.
- [0212] - KOHONEN, T. ,The "Neural" Phonetic Typewriter, Computer, pp 11-22, Mar. 1988.
- [0213] - KOHONEN T. Self-Organization and Associative Memory, Springer-Verlag, Berlin, 1984.
- [0214] - KOWALSKI, R. Algorithm = Logic + Control , Communication of the ACM, vol. 22, num. 7, pp. 425-435, Jul. 1979.
- [0215] - KULIKOWSKI, C. A. Artificial Intelligence in Medical Consultation Systems: A Review , IEEE Eng. in Medicine and Biology Magazine, pp. 34-39, Jun. 1988.
- [0216] - KUIPERS, B., Qualitative Simulation as Causal explanation, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. SMC-17,num 3, pp 432-444, May/Jun 1987.
- [0217] - LANGLOTZ, C. P. & SHORTLIFFE, E. H. Logical and Decision-Theoretic Methods for Planning under Uncertainty , IEEE AI Magazine, pp. 39-47, 1989.
- [0218] - LANGTON, K.B. et. al. Interaction between Cardiovascular and Anesthetic drugs : Application to an Expert Systems . Anesthesia and Analgesia, J. of the International Anesthesia Research Society. Vol 74, num 25, pp 172, Feb. 1992.
- [0219] - LANTZ, B. S., BREGA, W. S. AND FARLEY, A. M. An Intelligent CAI System for Teaching Equation Solving , Journal of Computer-Based Instruction, vol. 10, pp. 35-42, 1983.
- [0220] - LAURENT, J-P. La Structure de Contrôle dans les Systèmes Experts,

- Technique et Science Informatiques, vol. 3, num. 3, pp. 161-177, 1984.
- [0221] - LEBLANC, P.P., Drug Distribution in the Body, Gen. Pharmac., vol 19, num 3, pp 357-360, 1988.
- [0222] - LeCUN, Y. & B. BOSER, & J.S. DENKER, Backpropagation Applied to Handwritter Zip Code Recognition, Neural Computation, vol. 1, pp 541-551, 1989.
- [0223] - LEFEVRE, J. & J. BARRETO & W. CELSO DE LIMA, An Artificial Intelligence Method to Generate Reasoning about Cardiovascular Models Behavior, IEEE Computers in Cardiology, pp 13-16, Set 1987.
- [0224] - LEFEVRE, J. & D. ROUCOU & K. LAMBERT & B. MAES & J.M. BARRETO & W. CELSO DE LIMA, Simulation and Computer Aided Instruction in Cardiovascular Phisiology, IEEE Comput. in Cardiology, Leuven, Belgium, Sept. 1987.
- [0225] - LENDARIS, G.G., Strutural Modeling - A Tutorial Guide, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC-10, num12, pp 807-840, Dec 1980.
- [0226] - LEON, S., Mathematical Reasoning, BYTE, Mc-Graw Hill, pp 177-180, Out 1987.
- [0227] - LEVAN, D.O., Frame Representation of Physical Systems for Expert System Use, Inform. Sci., vol 37, num 2, pp 169-178, Mar 1985.
- [0228] - LEVEN, F.J., Engenharia de Soft, Engenharia do Conhecimento e Educação médica, Infor. em Saude, vol II, num 7, pp 5-8, Jul 1988.
- [0229] - LEVINE, D., Neural Population Modeling and Psychology: A Review, Mathemat. Bioscien., vol 66, pp 1-86, 1983.
- [0230] - LEVINE, R.I. & D.D. DRANG, Inteligência Artificial e Sistemas Especialistas-Aplicações e exemplos, Mc Graw Hill, Brasil, pp 264, 1986.

- [0230] - LIMA, P. & C. TEIXEIRA, EEGEXPERT - An Expert System Integrated in EEG Automatic Diagnosis, Proceedings III Sysmp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid, España, pp 507-512, Oct 1987.
- [0232] - LIMA, W. C. & BARRETO, J. M. Inteligência Artificial , Ciencia Hoje, vol. 7., num. 38, pp. 51-56, Dez. 1987.
- [0233] - LIMA, W. CELSO DE & J.M. BARRETO, M.N. FRAITURE & J. LEFEVRE, Uma abordagem de Inteligência Artificial para Simulação Qualitativa em processos Difusos,VII Congr. Brasileiro de Automática, pp 1062-1065, 1988.
- [0234] - LIMA, W. CELSO DE & J. MUNIZ & F. MENDES, Teoria do Diagnostico Quantitativo por Computador em Medicina, III Congresso Latin. de Automat. Chile, pp 7-9, Oct 1988.
- [0235] - LIMA , W. CELSO DE & R.G. OJEDA & D. F. DUARTE Um Ejemplo de Uso de Rede Neurales Para Anestesiologia , Conf. Sobre o Estado Atual de la Ing. Biomedica em Latinoamerica , Mexico, Mayo, 1991.
- [0236] - LIMA, W. CELSO DE & R. G. OJEDA & D. F. DUARTE , Using Neural Network in and Anesthetic Procedure Intelligent System World Compress on Medical Physics and Biomedical Engineering , Kyoto , Japan , pp 816, Jul. 1991.
- [0237] - LINGAT J.Y. & B. NOBECOURT, Rubis: An extended relational systems managing events. Part I: Specification, Inf. I Software Technol., vol 29, num 9, pp 503-510, nov 1987.
- [0238] - LINGAT J.Y. & B. NOBECOURT, Rubis: An extended relational systems Managing events. Part II: Implementation, Inf. I Software Technol., vol 29, num 19, pp 523-530, Dec 1987.
- [0239] - LINKENS D.A.& S.GREENHOW, An expert system advisor for the anaesthetic state. IEE Colloq. Man-Mach. Interf. for IKBS,Nov,1991

- [0240] - LIPPMAN, R.P. An Introduction to Computing with Neural Nets , IEE ASSP Magazine, Vol 3, num 4, pp 4-22, Apr. 1987.
- [0241] - LIPPMANN, R.P., An Introduction to Computing with Neural Nets, Sigarch, vol 16, num 1, pp 7-25, 1988.
- [0242] - LOONEY, A., Logical Control via Boolean Rule Matrix Transformation, IEEE Trans., vol SMC-17, num 6, pp 1077-1081, Nov/Dec 1987.
- [0243] - LOONEY, C.G., Fuzzy Petri Nets for Rule-Based Decision Making, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC-18, num 8, pp 178-183, Jan/Feb 1988.
- [0244] - LUECKE, R.H. & M.P. RYAN & W.D. WOSILAIT, A Mathematical Model and Computer Program for Adriamycin Distribution and Elimination, Comp. Meth. Prog. Biomed., vol 20, pp 23-31, 1985.
- [0245] - LUECKE, R.H. & W.D. WOSILAIT, Drug Elimination Interaction: Analysis Using a Mathematical Model., J. Pharmacokin Biopharmac., vol 7, pp 629-641, 1979.
- [0246] - LUI, K & J. GERTLER, A Supervisory (Expert) Adaptive Control Scheme, VI IFAC, pp 375-379, 1987.
- [0247] - MACHADO, R.J. & DENIS, F.A.R. O Modelo Conexionista Evolutivo. Relatório Técnico-CCR-128, Centro Científico IBM-Brasil, 1991.
- [0248] - MACHADO, R.J. & V.H. DUARTE & A.F. ROCHA. NEXT - The Neural Expert Tool. Rio Scientific Center, Technical Report CCR-120, 1991.
- [0249] - MAEDA, H. & S. MURAKAMI, A Fuzzy Decision-Making Method and Its implication to a Company Choice Problem, Inform. Sci., vol 45, num 2, pp 331-346, 1988.
- [0250] - MAEDA, M. & S. MURAKAMI, A Design for a Fuzzy Logic Controller, Inform. Sci., vol 45, num 2, pp 315-330, 1988.
- [0251] - MANDANI, E.H. & D. PANG & J. BIGHAM, Reasoning with Uncertain

- Information, IEE Proceedings-D, vol. 34, Part D, num 4, pp 231-237, Jul 1987.
- [0252] - MARTINEZ, D.R. & M.G. SOBOL, Systems analysis techniques for the Implement of expert systems, Inf. I Software Technol., vol 30, num 2, pp 81-88, Mar 1988.
- [0253] - MARTINS, J. & E.M. MORGADO, Ferramentas de Programação em Inteligência Artificial, Revista de Informática, vol6, num3, pp 10-16, May 1987.
- [0254] - MATSUMURA, Y., RHINOS: A Consultation Systems for Diagnosis of Headhache I Facial Pain, Comput. Methods Prog. Biomed., vol 23, num 1, pp 65-71, Aug 1986.
- [0255] - MCELICE, R.J. & POSNER E.C., The Capacity if the Hopfield associative Memory, IEEE Trans. Infor. Theor., vol II 33, num 4, pp 461-482, Jul 1987.
- [0256].- Mc COLLUNCH W.C., PITTS W., A Logical Calculus of the ideas Immanent in Nervous Activity , Bulletin of Mathematical Biophysics, num 5, pp 115-133, 1943.
- [0257] - MCSHANE, D.J. & J.F. FRIES, The Chronic Disease Data Bank-The ARAMIS Experience, Proc. IEEE, vol 76, num 6, pp 672-679, Jun 1988.
- [0258] - MEDDIS, R., Simulation of Mechanical to Neural Transduction in the Auditory Receptor, J. Acoust. Soc., pp 703-711, Mar. 1986.
- [0259] - MELINE, L.J. & D.R. WESTENSKOW & N.L. PACE & M.N. BODILY, Computer-Controlled Regulation of Sodium Nitroprusside Infusion, International Anesthesia Research Society, vol 64, pp 38-42, 1985.
- [0260] - MICHAEL A.J. & J.D. REVES & A.V. GOVIER, Computer-assisted Continuous Infusions of Fentanyl during Cardiac Anesthesia:Comparison with a Manual Method, Anesthesiolog ,vol 6,

- num 6 ,pp 41-49, 1985.
- [0261] - MICHIE, D., Expert Systems, The Computer Journal, vol 23, num 4, pp 369-376, 1985.
- [0262] - MILLER, P.R., ATTENDING: Critiquing a Physician-s ManagementPlan, IEEE Trans Pattern Machine Intell, vol PAMI-5 , pp 449-461, Sept 1983.
- [0263] - MILNE, R., Artificial Intelligence for Online Diagnosis, IEE Proceedings-D, vol 34, Part D, num 4,pp 238-244, Jul 1987.
- [0264] - MILNE, R., Strategies for Diagnosis, IEEE Trans. Syst. Man, Cybern., vol SMC-17, num 3, pp 333-339, May-Jun 1987.
- [0265] - MIRA, J. at el, Sistemas Expertos y Consejeros de Terapia em Medicina: Ejemplos em Cardiologia, Oncologia Pediatrica y Medicina Perinatal, Proceedings III Symp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid, Espana, pp 355-358, Oct 1987.
- [0266] - MINSKY, M. & S. PAPER, Perceptrons and Introduction to Computer Geometric, MIT Press, Cambridge, Mass., USA, 1969.
- [0267] - MIYAMOTO, S., Similarity Measures Based en Fuzzy set Model and Application to Hierarchical Clustering, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC-16, num 2, pp 479-482, May/Jun 1986.
- [0268] - MIZUMOTO, M., Fuzzy Controls Under Various Fuzzy Reasoning methods, Inform. Sci., vol 45, num 2, pp 129-152, 1988.
- [0269] - MONNIER, B., MOREL, J. & BENOET, R. Système Expert d'Aide au Diagnostic des Défauts d'un Groupe Turbo-Alternateur: Comment Représenter les Connaissances? , RGE, num. 4, pp. 44-48, Avril 1987.
- [0270] - MOORE, D.C. & G.E. THOMPSON, Factors Determining Dosages of Amide-type local Anesthetic Drugs, Anesth, vol 47, num 3, pp

263-268, Sep 1977.

- [0271] - MURAI, T. & M. MIYAKOSHI & M. SHIMBO, A Modeling of Search Oriented Thesaurus Use Based on Multivalued Logical Inference, Inform. Sci., vol 45, num 2, pp 185-212, 1988.
- [0272] - MYERS, W., Introduction to Expert Systems, IEEE Expert, pp 100-109, 1986.
- [0273] - NAKAMURA, K. & IWAI, S. Topological Fuzzy Sets as a Quantitative Description of Analogical Inference and Its Application to Question- Answering Systems for Information Retrieval , IEEE Transactions on SMC, vol. 12, num. 2, pp. 193-203, Mar./Apr. 1982
- [0274] - NAU, D.S., Expert Computer Systems, Computer, 1983.
- [0275] - NEWELL, A. AND SIMON, H. A. Human Problem Solving, Prentice-Hall, 1972.
- [0276] - NEWQUIST III, H.P., Struggling to Maintain, AI Expert, pp 69-71, Aug. 1988.
- [0277] - NIEVOLA, J.C. & W. CELSO DE LIMA & C.I. ZANCHIN & W. DANTAS, An System of Medical Diagnosis of icteric Patients, World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, San Antonio, Texas, USA, Aug 1988.
- [0278] - NIEVOLA, J.C. & W. CELSO DE LIMA & C.I. ZANCHIN & W. DANTAS, ICTER - Um Programa de Inteligência Artificial para Diagnóstico de Ictericia, Revista Ciência Hoje.
- [0279] - NIEVOLA, J. C., LIMA, W. C. AND DANTAS, W. Icter: An Expert System for Medical Diagnosis in Gastroenterology , Third IASTED International Conference - Expert Systems - Theory and Applications, Los Angeles, U. S. A., December 12-14, 1988.
- [0280] - NIEVOLA, J. C. AND OJEDA, R. G. Lógica Difusa , Tecnologia &



Humanismo, num. 4., pp. 8-16, Agosto 1988.

- [0281] - NIEVOLA, J. C., LIMA, W. C. & DANTAS, W. An Expert System for Gastroenterology , 11th IFAC World Congress, Tallin, URSS, August 13-17, 1990.
- [0282] - NIEVOLA, J. C., LIMA, W. C. & OJEDA, R. G. Uso da Lógica Trivalente de Kleene em Sistemas Especialistas para Medicina , Anais do XI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomedica, São Paulo, Set. 1989.
- [0283] - NILSSON, N. Problem Solving Methods in Artificial Intelligence, McGraw-Hill, 1971.
- [0284] - NORMAN, J., Education in Anesthetic Safety, Br j Anesth., vol 59, pp 922-927, 1987.
- [0285] - OLIVEIRA, E., Inteligência Artificial e Conhecimento, Revista de Informática, vol 6, num 3, pp 4-9, May 1987.
- [0286] - OJEDA, R. G., LIMA, W. C. & NIEVOLA, J. C. Uso de Lógica Temporal em Sistemas Especialistas de Apoio à Decisão Médica , Anais do XI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomedica, São Paulo, 3-6 de setembro, 1989.
- [0287] - OJEDA, R.G. & W.CELSO DE LIMA & D.F.DUARTE. Sistema experto para la Especialidad de Anestesiologia usando Redes Neuronales . VIII Congreso de Ingeniaria Electrica, Concepción,Chile,pp 511-514,1989
- [0288] - OJEDA, R.G. & W.CELSO DE LIMA & D.F.DUARTE. Expert System with Neural Networks , Fifth IASTED International Conference-Expert Systems and Neural Networks. Honolulu, Hawaii, Aug. 1989.
- [0289] - OJEDA, R.G. & W.CELSO DE LIMA & D.F. DUARTE. Sistema Especialista para Apoio à Decisão Médica na Especialidade de Anestesiologia. Encontro Temático de Pesquisas. Universidade Federal de Santa

Catarina, Florianópolis, Outubro 1989.

- [0290] - OJEDA, R.G. & W.CELSO DE LIMA & D.F. DUARTE. Expert System for Evaluation and Proposal of Anesthetic Procedures with Neural Networks . International Conference on Systems Engineering. University of Nevada, Las Vegas, USA. julho 18-20, 1990.
- [0291] - OLSON, M. H. & LUCAS JR., H. C. The Impact of Office Automation on the Organization: Some Implications for Research and Practice , Communications of the ACM, vol. 25, num. 11, pp. 838-847, Nov. 1982.
- [0292] - OLSON, J.R. & H.H. RUETER, Extracting Expertise from Expert: Methods for Knowledge Acquisition, Expert Syst., vol 4, num 3, pp 152-168, aug 1987.
- [0293] - OUCHI, A. & M. KURIHARA & I. KAJI, A theorem and a Procedure for the complete Implication Matrix of System Interconnection Matrices, IEEE Trans. Syst. Man. Cybern, vol SMC 14, num 3, May/June 1984.
- [0294] - O'SHEA, T. A Self-Improving Quadratic Tutor , International Journal of Man-Machine Studies, vol. 11, 1979, pp. 97-124.
- [0295] - PACHECO, L. & W. CELSO DE LIMA & D.F. DUARTE & C.I. ZANCHIN, Equipamentopara..Monitorização..do..relaxamento anestésico, Ciência Hoje, vol 6, num 36, Out. 1987.
- [0296] - PACHECO, L.H.M. & D.F. DUARTE & C.I. ZANCHIN & W. CELSO DE LIMA, Sistema Eletrônico para Medição de Bloqueio Neuromuscular, XXXIV Congr. Bras. de Anest., RJ, vol 37, Supl 7, Nov 1987.
- [0297] - PAERSON, R.M.G. & R.H. JAGO, An Evaluation of Pre-Operative Anesthetic Assesment Questionnaire, Anesthesia, vol 36, pp 1132-1136, 1981.
- [0298] - PAGANO, D.J. & A.H. BRUCIAPAGLIA & H.E. GARNOUSSET & A.T. NETO &

- S.S. CAETANO, Sistema Especialista para Ajuste de Controladores PID, Anales III Congr. Latinoamer. de Automática - Chile, vol 1, pp 80-85, Nov 1988.
- [0299] - PAIUK, J., & LISSIN, J. Proyecto de Utilización de Sistemas Expertos para Uso Industrial , Anais do 2. Congresso Latino-Americano de Controle Automatico, Buenos Aires, 1986, pp. 684-689.
- [0300] - PAPP, Z. & G. PECELI & B. BAGO & B. PATATI, Intelligent Medical Instrument, IEEE Eng. in Biology Magazine, pp 18-23 June 1988.
- [0301] - PAPPIS, C. P. & MAMDANI, E. H. A Fuzzy Logic Controller for a Traffic Junction , IEEE Transactions on SMC, vol. 7, num. 10, pp. 707-717, Oct. 1987.
- [0302] - PARK, O. & TENNYSON, R. D. Computer-Based Instructional Systems for Adaptative Education: A Review , Contemporary Education Review, vol. 2, pp. 121-135, 1983.
- [0303] - PARTRIDGE, D., Artificial Intelligence and Software Engineering: a survey of possibilities, Inf. I Software Technol., vol 30, num 3, pp 146-152, Apr 1988.
- [0304] - PASSOS, E. L. Sistemas Especialistas , Micro Sistemas, pp. 58-61, Dez. 1985.
- [0305] - PATRICK, E.A. & F. STELMOCK, Review of Pattern Recognition in Diagnosis and Consulting relative to a New System Model, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern, vol SMC-4, pp 1-16, 1974.
- [0306] - PAUKER, S. & G.A. GORRY, Toward the simulation of Clinical Cognition, The J.Med., vol 60, pp 981-996, Jun 1976.
- [0307] - PAUL, R.J. & G.I. DOUKIDIS, Artificial Intelligence aids in Discrete Event Digital Simulation Modelling, IEE Proceedings-D, vol 34,

- Part D, num 4, pp 278-286, Jul 1987.
- [0308] - PAZZANI, M.J., Failure Driven Learning of Fault Diagnosis Heuristics, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC-17, num 3, pp 380-394, May/Jun 1987.
- [0309] - PEDERNEIRAS, S.G., Interação de Drogas com Relaxantes Neuromusculares, Rev Bras Anest, vol 38, num 1, pp 63-73, Fev 1988.
- [0310] - PENG, Y. & J. REGGIA, Probabilistic Causal Model For Diagnostic problem Solving-I: Symbolic Causal Inference with numerical Probabilistic inference , IEEE Trans. Syst. Man Cybern, vol SMC-17, num 2, pp 146-162, Mar-Apr 1987.
- [0311] - PENG, Y. & J.A. REGGIA, A Probabilistic Causal Model for Diagnosis Problem Solving-Part II: Diagnostic Strategy, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC-17, num 3, pp 395-406, May/Jun 1987.
- [0312] - PEREZ , J. C. L. , De Nouvelles Voies Vers L'Intelligence Artificielle Pluri-Disciplinarité Auto-Organisation Réseaux Neuronaux, Masson , Paris , 1989.
- [0313] - PEREIRA. L.F.A. & E. CARDOZO, Um Controlador Digital Incorporando Técnicas de Inteligência Artificial, 40 Reunião SBPC-SP, 1988.
- [0314] - PIPITONE, F., The Eletronics Troubleshooting Systems, Computer, vol 19, num 7, pp 68-76, Jul 1986.
- [0315] - PLUSQUELLEC, Y. & G. HOUIN, An Open Two-Compartment Model for a Double Site of Drug Absorption, IEEE Trans on Biomed Eng, vol BME 34, num 1, pp 73-73, Jan 1987.
- [0316] - QUI, G. & M.R. VARLEY & T.J. TERRELL, Accelerated Training of Backpropagation Networks by Using Adaptative Momentum Step, Electronics Letters, vol 28, num 4, pp 377-379, Feb 1992.

- [0317] - RAMAMOORTHY, C.V. & SHEKHAR S. & V. GARG, Software Development Support for AI Programs, Computer, pp 30-40, Jan 1987.
- [0318] - RASMUSSEN, J., Hierarchical Knowledge Representation in decision-Making and System Management, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC-15, num 2, pp 234-234, Mar/Apr 1985.
- [0319] - RAUCH, H.W. Artificial Intelligence in Business, Science and Industry - Vol I,- Fundamentals. Prentice Hall, New Jersey, USA, 1986.
- [0320] - REGE, A. & A. AGOGINO, Topological Framework for Representing and Solving Probabilistic Inference Problems in Expert Systems, IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., vol 18, num 3, pp 402-414, May/Jun 1988.
- [0321] - REGGIA, J.A. & D.S. NAU & Y. PENG & P.Y. WANG, A Formal Model of Diagnostic Inference, II Algorithmic Solution and Application, Inform. Sci., vol. 37, num 2, pp 257-286, Mar 1985.
- [0322] - REGGIA, J.A. & D.S. NAU & P.Y. WANG, A Formal Model of Diagnostic Inference, I. Problem Formulation and Decomposition, Inform. Sci., vol 37, num 2, pp 227-256, Mar 1985.
- [0323] - REGGIA, J.A. & G.G. SUTTON, Self-Processing Network and Their Biomedical Implications, Proc. IEEE, vol 76, num 6, pp 680-692, Jun 1988.
- [0324] - RENNELS, G. D., SHORTLIFFE, E. H., STOCKDALE, F. E. & MILLER, P. L. A Computational Model of Reasoning from the Clinical Literature , IEEE AI Magazine, pp. 49-56, 1989.
- [0325] - REYNOLDS, R.G., Metric-based reasoning about pseudocode design in partial metrics systems., Inf. I Software Technol., vol 29, num 9, pp 497-502, Nov 1987.

- [0326] - RICKEL, J. W. Intelligent Computer-Aided Instruction: A Survey Organized Around System Components , IEEE Transactions on SMC, vol. 19, num. 1, pp. 40-57, Jan./Feb. 1989.
- [0327] - RISCH, T., REBOH, R., HART, P. & DUDA, R. A Functional Approach to Integrating Database and Expert Systems , Communications of the ACM, vol. 31, num. 12, pp. 1424-1437, Dec. 1988.
- [0328] - ROBERTS, F. C. & PARK, O. Intelligent Computer-Assisted Instruction: An Explanation and Overview , Educational Technology, vol. 23, pp. 7-12, 1983.
- [0329] - ROBERTS, M., Twelve Neural Network Cliches, AI Expert, pp 40-46, August 1988.
- [0330] - ROCHA, A.F. & M.T. ROCHA, Specialized Speech: A First Prose for Language Expert Systems, Inform. Sci., vol 37, num 2, pp 193-210, Mar 1985.
- [0331] - ROIZEN, M.F., Anesthetic of Concurrent Diseases, Anesthesia, vol 1, pp 255-257, 1986.
- [0332] - ROMEO, P. & J. AZUA & J.M. GRASA, Realizacion de un Sistema Esperto en Citologia de Mama, Proceedings III Symp. Inter. de Ing. Biomedica, Madrid, Espana, pp 517-520, Oct 1987.
- [0333] - ROSENBERG, S.T., HP-RL: An Expert Systems Language, Hewlett- Packard Journal, pp 57-65, Aug 1988.
- [0334] - ROSENBLATT, F., The Perceptron, A Probabilistic the Brain, Psychological Review, num 62, pp 386, 1958.
- [0335] - ROZEMBOJM, J., PALLADINO, E. & MACHADO, R. J. Sistema Especialista de Apoio ao Clinico , 1988.
- [0336] - RUSTON, M. H. & ROUSE, W. B. A Fuzzy Rule-Based Model of Human Problem Solving , IEEE Transactions on SMC, vol. 14, num. 1, pp.

112-119, Jan./Feb. 1984.

- [0337] - SANDEWALL. E., Nonmonotonic Inference Rules For Multiple Inheritance With Exceptions, Proc. IEEE, vol 74, num 10, pp 1345-1353, Oct 1986.
- [0338] - SANKAR, P.R., Automatic Feature Evaluation in Pattern Recognition using Fuzzy Theory, IEEE T-SMC, pp 754-760, Set/Out 1986.
- [0339] - SANZ, F. & R. LOPEZ DE MANTARAS & A. VERDAGUER & C. SIERRA, PNEUMON-IA: Desarrollo de un Sistema Experto usando Logica Difusa, Proc. III Symp. Internacional de Ing Biomédica, Madrid, España , pp 501-506, Oct 1987.
- [0340] - SAKAWA, M. & YANO, H. An Interactive Fuzzy Satisficing Method Using Augmented Minimax Problems and Its Application to Environmental Systems , IEEE Transactions on SMC, vol. 15, num. 6, pp. 720-729, Nov./Dec. 1985.
- [0341] - SELTZER, J.L. & J.I. GERSON, Comparison of the Cardiovascular Effects of bolus V., Incremental Administration of Thiopentone, Br. J. Anaesth., vol 52, pp 527-530, 1980.
- [0342] - SERRA , R. , Dynamical Systems and Expert Systems , em Conectionism Perspective , Elsevier Sc. Pb. , North-Holand , pp 265-275, 1989.
- [0343] - SCHINDLER, M., Artificial Intelligence Begins to Pay-off with Expert Systems for Eng., Electronic Design, pp 106-152, Aug 9, 1984.
- [0344] - SCHWARTZ, D., One Cornerstone in the Mathematical Foundations for a System of Fuzzy-Logic Programming, IEEE, pp 618-620, 1985.
- [0345] - SCHWARTZ, T.J., 12 Product Wrap-up: Neural Networks, AI Expert, pp 73-85, August 1988.
- [0346] - SCHWARTZ, T.J. & R. SCHELM, Waves, AI Expert, pp 86-87, August 1988.

- [0347] - SCHWARTZ, W.B. & R.S. PATIL & P. SZOLOVITS, Artificial intelligence in Medicine. Where do we stand?, New England Med., num 316, pp 688-688, 1981.
- [0348] - SCHWILDEN, H., A Geral Method for Calculating the Dosage Linear Pharmacokinetics, Eur J Clin Pharmacol, num 20, pp 379-386, 1981.
- [0349] - SCHWILDEN, H. et al, Pharmacokinetics as Applied to total i.v. Anesthesia. Theoretica Considerations, Anaesthesia, vol 38, pp 51-52, 1983.
- [0350] - SHAFER, S.L. & L.C. SIEGEL, Testing Computer-controlled Infusion Pumps by Simulation, Anesthesiology, vol 68, num 2, pp 261-266, 1988.
- [0351] - SHAMSOLMAALI, S. & E.R. CARSON & P.O. I CRAMP, D.G. COLLINSON, A Knowledge-Based Systems Coupled to a Mathematical Model for Interp. dat., IEEE Eng. In Med. And Biology Magazine, pp 40-46, June 1988.
- [0352] - SHORTIFFE, H.E. & G.B. BUCHANAN, Rule-Based Expert Systems, 4, 1985.
- [0353] - SHORTLIFFE, E. H. Computer-Based Medical Consultations: :MYCIN, Elsevier, 1976.
- [0354] - SHORTLIFFE, E. H. & BUCHANAN, G. B. Rule-Based Expert Systems, 1984.
- [0355] - SIMON, H. The Sciences of Artificial (2nd. ed.), MIT Press, 1969.
- [0356] - SLEEMAN, D. H. & HARTLEY, J. R. Instructional Models in a Computer Based Learning Systems , International Journal of Man-Machine Studies, vol. 1, 1969, pp. 177-188.
- [0357] - SLEEMAN, D. & BROWN, J. S. Intelligent Tutoring Systems, Academic Press, 1982.



- [0358] - SORBO, S. & R.J. HUDSON & J.C. LOOMIS, The Pharmacokinetics of Thiopental in Pediatric Surgical Patients, *Anesthesiology*, vol 61, num 6, pp 66-670, Dec 1984.
- [0359] - SOUCEK, B. & M. SOUCEK. Neural and Massively Parallel Computers - The Sixth Generation, John Wiley & Sons, USA, 1988.
- [0360] - STANFILL, C. & D. WALTZ, Toward Memory-Based Reasoning, *Comm. ACM*, vol 29, num 12, pp 1213-1228, Dec 1986.
- [0361] - STANLEY MURAVCHICK, M.D., Effect of Age and Premedication on Thiopental Sleep Dose, *Anesthesiology*, vol 61, num 3, pp 333-336, Sep 1984,
- [0362] - STEIN , R.M. , Real Artificial Life , *Byte* , jan. , 1991 , pp 289-298.
- [0363] - STERLING, L., Mathematical Reasoning, *Byte*, pp 177-180, Oct 1987.
- [0364] - STERLING, L. & SHAPIRO, E. The Art of Prolog, MIT Press, 1986.
- [0365] - STEVENS, A., COLLINS, A. & GOLDIN, S. E. Misconceptions in Student's Understanding , *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 11,pp. 145-156, 1979.
- [0366] - SUYDAM JR., W. E. AI Becomes the Soul of the New Machines , *Computer Design*, 15, pp. 55-70, Feb. 1986.
- [0367] - SZTIPANOVITS, J. & G. KARSAI, Knowledge-Based Techniques in Instrumentation, *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, pp 13-23, June 1988.
- [0368] - TABAK, D., Petri Net Representation of Decision Models, *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol SMC-15, num 11, pp 812-817, Nov./Dez. 1985.
- [0369] - TABAK, D. & A.H. LEVIS, Petri Net Representation of Decision Models, *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol SMC-15, num 6, Nov./Dec. 1985.

- [0370] - TAKENOUCI, H. & Y. IWASHITA, Integrated Knowledge Representation for Expert Systems, Expert Syst., vol 4, num 1, pp 38-43, Feb 1987.
- [0371] - TALUKDAR, S.N. & E. CARDOSO, Artificial Intelligence Tegnologies for Power System Operation, EPRI Report EL-4323, Jan 1986.
- [0372] - TALUKDAR, S. & E. CARDOSO, Building large-scale Software Organizations, in Coupling Simbolic and Numeric Comp. in Exp Sys, pp 129-143, 1988.
- [0373] - TALUKDAR, S.N. & E. CARDOSO & T. PERRY, The Operations Assistant: An Intelligent, Explandable Program for Power System Trouble Analysis, IEEE Trans in power Systems, vol PWRS-1, pp 182-187, AUG 1986.
- [0374] - TANAKA, H., A Parallel Inference Machine, Computer, vol 19, num 7, pp 48-54, Jul 1986.
- [0375] - TANK, D. W. & HOPFIELD, J. J. Collective Computation in Neuronlike Circuits , Scientific American, pp 104-114, Dec. 1987.
- [0376] - TARDELLI, M.A., Antagonismo do Bloqueio Neuromuscular, Rev Bras Anest, vol 38, num 1, pp 43-57, Feb 1988.
- [0377] - TAZAKI, E. & AMAGASA, M. Heuristic Structure Synthesis in a Class of Systems Using a Fuzzy Automaton , IEEE Transactions on SMC, vol. 9, num. 2, pp. 73-79, Feb. 1979.
- [0378] - TENNYSON, R. D. & PARK, O. Computer-Based Adaptative Instructional Systems: A Review of Empirically Based Models , Machine-Mediated Learning, vol. 1, pp. 129-153, 1984.
- [0379] - TERANO, T. & S. MASUI & K. TANAKA & Y. MURAYAMA , Manual Control for an Intrinsically Unstable System and Its Modeling by Fuzzy Logic, Inform. Sci., vol 45, num 2, pp 249-274, 1988.

- [0380] - THOMPSON, R., The Neurobiology of Learning and Memory, Science, vol 233, pp 941-947, Aug 1986.
- [0381] - THOMPSON, T.F., Qualitative Modeling Shell for Process Diagnosis, IEEE Soft, vol 3, num 2, pp 6-15, Mar 1986.
- [0382] - TOGAI, M. & H. WATANABE, Expert System on a Chip: An Engine for Real-Time Approximate Reasoning, IEEE Expert, pp 55-62, 1986.
- [0383] - TOGAI, M. & H. WATANABE, A VLSI Implementation of Fuzzy Inference Engine: Toward An Expert System on a Chip, IEEE, pp 192-197, 1985.
- [0384] - TOMPKINS, B.M. & W. TOMPKINS, A Computer-Assisted Preanesthesia Interview: Value of a Computer-Generated Summary of Patients Historical Information in the Preanesthesia Visit, Anesthesia and Analgesia, vol 59, num 1, pp 3-10, 1980.
- [0385] - TONG, R. M. & BONISSONE, P. P. A Linguistic Approach to Decision making with Fuzzy Sets , IEEE Transactions on SMC, vol. 10, num. 11, pp. 716-723, Nov. 1990.
- [0386] - TORANZOS, F.A., Introduccion a la Teoria de Grafos, Serie Matematica OEA, Monografia 15, 1982.
- [0387] - TORIOKA, T. & N. IKEDA, Pattern Separating Functioning of Two-Layered Random Nerve Nets with Feedforward Inhibitory Connections, IEEE Trans. Syst. Cybern., vol 18, num3, May/Jun 1988.
- [0388] - TORRAS, C., Neural Network Model with Rhythm-Assimilation Capacity, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC 16, num 5, pp 680-693, Set/Oct 1986.
- [0389] - TRELEASE, R.B., connectionism, Cybernetios, and the Cerebellum, AI Expert, pp 30-35, August 1988.
- [0390] - TURCANT, A. & A. DELHUMEAU, Thiopental Pharmacokinetics under Conditions of LongTerm Infusion, Anesthesiology, vol 63, num 1, pp

50-54, Jul 1985.

- [0391] - VALENTE, J., A Era da Inteligência Artificial já começou, Revista de Informática, vol 6, num 3, pp 53-56, May 1987.
- [0392] - VAN AKEN, P. & L. BOSSAERT & C. GILOT & L. TIELEMANS, A New Patient Registration Method for Intensive Care Department Management, Acta Anaesthesiologica, vol 38, num 1 pp 23-27, 1987.
- [0393] - VAN HAMME, M.J. & M.M. GHONEIM, Pharmacokinetics of Etomidate, a New Intra venous Anesthetic, Anesthesiology, vol 49, num 4, pp 274-277, Oct. 1988.
- [0394] - VAN TERHEYDEN, A.G.R. & D.A. CHALCRAT, Combining Inductive and Deductive Reasoning, Comput. Aided Eng., vol 4, num 1, pp 2428, Feb 1987.
- [0395] - VENKATESAN, M., Development and Storage of Interpretive Structural Models, IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., vol SMC-14, num 3, May/Jun 1984.
- [0396] - VERDUIN H. W., Neural Network Software Assists Expert System, Control Engineering , Vol 38 , num 9, pp 37-40, Jul. 1991.
- [0397] - VERITY, J. W. The LISP Race Heats Up , Datamation, pp. 55-58, Aug. 1986.
- [0398] - VIALATTE, M. SNARK 2 - Introduction de Metaconnaissance, de Gestion d'Hypotheses, de Logiques d'Ordre Zero et Deux dans Snark , Rapport INSTITUT DE PROGRAMMATION, Juin, 1984.
- [0399] - WALDROP, M., The Necessity of Knowledge, Science, pp 1279-1282, Mar 1984.
- [0400] - WALTER, A., Knowledge Systems Principles and Practice, IBM J. Res. Dev., vol 30, num 1, pp 2-13, Jan 1986.
- [0401] - WATSON, S. R., WEISS, J. J. AND DONNELL, M. L. Fuzzy Decision

- Analysis , IEEE Transactions on SMC, vol. 9, num. 1, pp. 1-9,  
Jan. 1979.
- [0402] - WARFIELD, J.N., Binary Matrices in System Modeling, IEEE Trans.  
Syst. Man. Cybern., vol SMC 3, num 5, pp 441-449, Sept 1973.
- [0403] - WEBBER, B.L., Logic and Nautaral Language, IEEE Computer, pp 43-45,  
Out 1983.
- [0404] - WEISCHEDEL, R.M., Knowledge Representation and Natual Language  
Processing, Proc. IEEE, vol 74, num 7, pp 905-920, Jul 1986.
- [0405] - WEISS, S. & C. KULIKOWSKI, A Pratical Guide to Designing Expert  
Systems, 1984.
- [0406] - WEISS, S.M., A Model-Based Method for Computer Aided Medical  
Decision-Making, Artificial Intelligence, vol 11, num 2, pp  
145-172, 1978.
- [0407] - WEXLER, J. D. Information Networks in Generative Computer-Assisted  
Instruction , IEEE Transactions on SMC, vol. 11, num. 4, pp.  
181-190, Dec. 1970.
- [0408] - WHITE,C.C.,User Prefence Guide Approach to Conflict Resolution  
Rule-Based Expert Systems, IEEE Trans Syst Man Cybern, vol SMC-16,  
num 2, pp 276-278, 1986.
- [0409] - WIEDERHOLD, G., Modeling databases, Inform. Sci, vol 29, num 2,  
1983.
- [0410] - WIERZCHON, S.T., Mathematical rools for Knowledge Representation, in  
Approximate Reasoning in Expert Systems, Elsevier Science  
Publishers, pp 61-69, 1985.
- [0411] - WILKS, Y. Default Reasoning and Self-Knowledge, Proc. IEEE, vol 74,  
num 10, pp 1399-1404, Out 1986.
- [0412] - WILLIAMS, M.H. & K.A. NICHOLSON, An Approach to Handling Incomplete

- Information in Database, The Computer Journal, vol 31, num 2, pp 133-140, Apr 1988.
- [0413] - WILLIAMS, P.J. & J. HOSKINS, Back-Propagation, Byte, pp 155-162, Oct 1987.
- [0414] - WOODS, W.A., Transition Network Grammars for Natural Language analysis, Commun. ACM, vol 13, num 10, pp 591-606, Oct. 1970.
- [0415] - WOODS, W.A., Important Issues in Knowledge Representation, Proc. IEEE, vol 74, num 10, pp 1322-1334, Oct 1986.
- [0416] - WOOLF, B. & MCDONALD, D. Building a Computer Tutor: Design Issues , Computer, pp. 61-73, Sep. 1984.
- [0417] - WOSILAIT, W.D. & R.H. LUECKE, Multifactorial Modeling, Drug Interactions Liver Damage and Aging, Gen. Pharmac., vol 19, num 2, pp 143-151, 1988.
- [0418] - WOSILAIT, W.D. & M.P. RYAN & R.H. LUECKE, Modeling Multifactorial effects of disease and Drug Therapy, Math. Modeling, vol 7, pp 1125-1135, 1986.
- [0419] - YAGER, R. R. Fuzzy Subsets with Uncertain Membership Grades , IEEE Transactions on SMC, vol. 14, num. 2, pp. 271-275, Mar./Apr. 1984.
- [0420] - YANG, J-Y. D., HUHS, M. N. & STEPHENS, L. M. An Architecture for Control and Communications in Distributed Artificial Intelligence Systems , IEEE Transactions on SMC, vol. 15, num. 3, pp. 316-326, May/Jun. 1985.
- [0421] - YAMAKAWA, T., High-Speed Fuzzy Controller Hardware System: The Mega-FIPS Machine, Inform. Sci., vol 45, num 2, pp 113-128, 1988.
- [0422] - YAMAKAWA, T. & H. KABUO, A Programmable Fuzzifier Integrated Circuit-Synthesis, Design, and Fabrication, Inform. Sci., vol 45, num 2, pp 75-112, 1988.

- [0423] - YOSHIDA , K. & N. SHIMADE , How to represent Neural Network From Micropoint of Knowledge Acquisition , World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering , Kyoto , Japan , pp 811, Jul. 1991..
- [0424] - ZADEH, L.A., Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol SMC-3, num 1, pp 28-44, Jan 1973.
- [0425] - ZADEH, L.A., Syllogistics Reasoning in Fuzzy Logics and its Applications, IEEE T-SMC, pp 754-763, Nov./Dez. 1985.
- [0426] - ZADEH, L.A., Commonsense Knowledge Representation Based on Fuzzy Logic, Computer, pp 61-65, Oct. 1983.
- [0427] - ZISSOS, A & L. STRUNIN, Computer in Anaesthesia, Can Anaesth Soc J, vol 32, num 4, pp 374-384, 1985.