

**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**SISTEMA DE PRODUTIVIDADE NA COLHEITA DE CAFÉ
UTILIZANDO INCERTEZA EM BANCO DE DADOS**

DÁCIO MIRANDA FERREIRA

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras, na disciplina de Projeto Orientado, como parte das exigências do curso de Ciência da Computação, para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientadora

Profa.: Olinda Nogueira Paes Cardoso

LAVRAS
MINAS GERAIS - BRASIL
2001

**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**SISTEMA DE PRODUTIVIDADE NA COLHEITA DE CAFÉ
UTILIZANDO INCERTEZA EM BANCO DE DADOS**

DÁCIO MIRANDA FERREIRA

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras, na disciplina de Projeto Orientado, como parte das exigências do curso de Ciência da Computação, para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

APROVADA em 28 de junho de 2001.

Prof. Heitor Augusto Xavier Costa
DCC/UFLA

Prof. Rubens José Guimarães
DAG/UFLA

Profa. Olinda Nogueira Paes Cardoso
DCC/ UFLA (Orientadora)

LAVRAS
MINAS GERAIS – BRASIL

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a toda minha família e amigos pelo apoio dado em todos os momentos e principalmente aos meus pais Itamar e Maria Ângela e meus irmãos por terem acreditado sempre em mim.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por ter me dado forças, coragem e sabedoria para ultrapassar mais um obstáculo.

Agradeço a meus colegas de classe que me estenderam uma mão amiga nos momentos de necessidade.

Agradeço aos meus professores pela sua sabedoria, competência e dedicação.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO.....	9
CAPÍTULO 1 – INCERTEZA EM BANCO DE DADOS	11
1.1 - INTRODUÇÃO	11
1.2 - TRATAMENTO DE INCERTEZA EM SGBD'S	12
CAPÍTULO 2 - LÓGICA <i>FUZZY</i>	16
2.1 - INTRODUÇÃO	16
2.2 - O QUE É LÓGICA <i>FUZZY</i> (NEBULOSA)	17
2.3 - HISTÓRICO	19
2.4 - LÓGICA <i>FUZZY</i> X LÓGICA CLÁSSICA.....	21
2.5 - O CONTROLE <i>FUZZY</i>	22
2.6 - APLICAÇÕES	23
2.7 - SUBCONJUNTOS <i>FUZZY</i>	24
2.7.1 - Operações Lógicas.....	26
2.8 - SISTEMAS ESPECIALISTAS <i>FUZZY</i>	28
2.8.1 - O processo de dedução.....	28
2.8.2 - Fuzzyficação	29
2.8.3 - Inferência.....	30
2.8.4 - Composição	31
2.8.5 - Desfuzzyficação	32
CAPÍTULO 3 - A COLHEITA DE CAFÉ	34
3.1 - SISTEMAS DE COLHEITA.....	34
3.2 - ÉPOCA E DURAÇÃO DA COLHEITA.....	35

3.3 - TIPOS DE COLHEITA	36
3.4 - PREÇO DA MEDIDA DE CAFÉ PAGO AOS COLHEDORES	38
3.5 - CUIDADOS A SEREM TOMADOS DURANTE A COLHEITA	38
3.6 – PRODUTIVIDADE DA LAVOURA.....	39
3.7 – RENDIMENTO DA LAVOURA.....	40
CAPÍTULO 4 - A APLICAÇÃO	41
CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	49
BIBLIOGRAFIA.....	50
ANEXO A.....	51
ANEXO B	52

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Gráfico da função de pertinência de ALTO(X).....	25
Figura 2 - Modelo Entidade Relacionamento do Sistema de Colheita.....	42
Figura 3 - Gráfico da variável lingüística rendimento da colheita.....	46
Figura 4 – Gráfico da variável lingüística rendimento da lavoura.....	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Exemplo do grau de pertinência da altura de cada pessoa relativo a função de pertinência $ALTO(X)$	26
Tabela 2 - Valores <i>Fuzzy</i> resultantes das operações lógicas <i>AND</i> , <i>OR</i> e <i>NOT</i> entre os termos lingüísticos relativos a altura e a idade	27
Tabela 3 - Grau de pertinência da premissa de cada uma das regras da base de regras para dez valores diferentes entre as minhas variáveis X e Y..	30
Tabela 4 - Tipos de frutos e porcentagem de umidade de cada um deles.....	37

INTRODUÇÃO

No dia a dia, a todo momento e em tudo que se faça, a incerteza estará rodeando a tudo e a todos. O próprio raciocínio humano é repleto de incertezas, mas o homem possui a habilidade de tomar decisões racionais em um ambiente de incerteza e imprecisão.

Em um sistema de banco de dados, ao se modelar o mundo real, que é repleto de incertezas, as informações incertas passam para o sistema, sendo que só o homem é capaz de tomar decisões em relação a essas informações trazidas do mundo real.

A proposta deste trabalho é fazer com que o computador seja capaz de auxiliar na tomada de decisões que antes eram tomadas somente pelo homem. Para que isto seja possível é necessário tratar as informações incertas de forma que o computador possa manipular estas informações e ajudar o homem nas suas tomadas de decisões.

Uma técnica já bastante estudada e utilizada por vários autores e especialistas no tratamento da incerteza é a Lógica *Fuzzy* ou Lógica Nebulosa, que é uma técnica inteligente que fornece um mecanismo capaz de manipular informações imprecisas e permite inferir uma resposta aproximada para uma questão baseada em um conhecimento que é inexato, incompleto ou não confiável.

O objetivo do trabalho é definir a produtividade de colhedores (colhedores) de uma colheita de café através da utilização da Lógica *Fuzzy* como técnica de manipulação das informações imprecisas a respeito da colheita.

A monografia esta organizada da seguinte forma: o capítulo um apresenta os conhecimentos necessários sobre a área de incerteza em banco de dados, mostrando suas dificuldades e algumas das principais soluções; o capítulo dois descreve a Lógica *Fuzzy* e seu funcionamento para o tratamento da

incerteza; o capítulo três descreve o funcionamento da colheita de café com suas principais características; o capítulo quatro apresenta o funcionamento da aplicação desenvolvida; e posteriormente segue-se a conclusão e trabalhos futuros e as referências bibliográficas.

CAPÍTULO 1 – INCERTEZA EM BANCO DE DADOS

1.1 - Introdução

Quando a informação é modelada do mundo real para um sistema de computador, alguns pontos de dúvida inevitavelmente surgem. Esta dúvida pode surgir de possíveis erros no processo de coleta de dados, valores vagos, ao inserir ou atualizar dados e incerteza sobre o que um usuário espera de uma determinada consulta. Sendo assim, a incerteza é uma das principais questões do gerenciamento de uma base de dados.

Um sistema de banco de dados modela uma parte do mundo real a fim de incluir informação para ser manipulada dentro de um Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGBD). O sistema fica então responsável por manter essa informação confiável e por processar transformações de maneira correta e eficiente. Ao se construir este modelo deve-se ter em mente que o conhecimento que se tem do mundo real é rodeado de incerteza expressa de várias formas. O modelo então deve lidar com essa incerteza da melhor maneira possível e procurar reduzi-la.

Em um sistema de banco de dados a incerteza pode surgir de diferentes formas: os dados representados são ou não corretos, ou a forma de representá-los é ou não adequada; as operações realizadas pelo usuário são mesmo as indicadas para se chegar ao resultado desejado, ou elas levam ao resultado correto; o funcionamento do sistema leva realmente ao resultado esperado ou não.

Uma abordagem desenvolvida ao trabalhar com incerteza em um SGBD é a utilização de valores nulos para representar tudo aquilo que for desconhecido em termos de valores de uma tupla ou objeto, por exemplo. Especial cuidado, porém, deve ser tomado para distinguir entre o uso de valores nulos como representantes de incerteza ou como sinal da inaplicabilidade de um atributo (ou propriedade) a determinada tupla (ou objeto) no SGBD.[2]

Além de valores nulos existem outras técnicas que são utilizadas no tratamento de incerteza tais como: Lógica *Fuzzy* (nebulosa), probabilidade e possibilidade, fatores de certeza, ou noções como “*soundness*” e “*completeness*” definidos em [3].

O suporte a Lógica *Fuzzy* em SGBD's é outra das maneiras encontradas para lidar com incerteza, especialmente para os casos de dados vagos ou imprecisos. Seu uso já tem sido algo difundido em pesquisas em SGBD's relacionais e vem aos poucos também se incorporando a área de SGBD's Orientados a Objetos.

1.2 - Tratamento de Incerteza em SGBD's

Em um SGBD o tratamento de incerteza é feito da seguinte forma: qualquer elemento de um modelo de dados que não tenha seu valor estabelecido com total confiança terá um certo grau de incerteza, ou seja, a incerteza é aquela em que não se pode distinguir se um determinado fato no banco de dados é ou não verdadeiro. Por exemplo, pode-se não ter certeza se “João tem 45 anos”. A informação também pode ser imprecisa, como por exemplo “João tem entre 45 e 50 anos” ou “João não tem 45 anos”.

Em um sistema de banco de dados podem ser encontradas ainda informações inconsistentes, ou seja, a mesma informação representada mais de uma vez com valores diferentes, como por exemplo “João tem 45 anos”, e em outro ponto “João tem 50 anos”.

A informação do banco de dados pode ainda ser vaga. Este é um dos pontos mais convenientes para uma abordagem segundo a teoria dos conjuntos nebulosos ou segundo a teoria das probabilidades. Assim podem existir asserções como: "João tem aproximadamente 45 anos" ou "João tem pouco mais da idade do que seu irmão".

A inconsistência pode surgir quando existir redundância na representação de dados, sendo, portanto, um dos objetivos de um sistema de banco de dados reduzir a redundância, a fim de reduzir a inconsistência e, conseqüentemente, aumentar a integridade causando assim uma diminuição da incerteza.

Por fim, tem-se a incerteza causada por informações ambíguas descritas no modelo de dados. Pode-se questionar, por exemplo, se um atributo "juros devidos" armazena o percentual de juros mensais ou anuais de um contrato.

Pode-se notar que os diversos tipos de incerteza podem ser agrupados da seguinte forma [1]:

- No primeiro grupo, tem-se a incerteza propriamente dita, os dados imprecisos, desconhecidos e os expressos de forma vaga. Nesses casos, o problema está na captura dos dados do mundo real ou na disponibilidade desses dados;
- No segundo grupo tem-se a incerteza causada pela inconsistência, no caso de dados redundantes. Aqui, o sistema é o responsável por ter permitido a entrada de dados inconsistentes entre si;
- No terceiro grupo, fica a incerteza causada pelas ambigüidades do modelo.

A incerteza do terceiro grupo (ambigüidades) deve ser tratada através de uma boa definição do modelo de dados, ou seja, é uma questão de se usar corretamente as técnicas de modelagem de dados, normalização, por exemplo, a fim de ter um modelo enxuto, correto e não ambíguo.

A incerteza do segundo grupo (inconsistência) está no escopo de um problema maior: a integridade. É, desta forma, uma questão a ser tratada pelo subsistema de controle de integridade do SGBD. Especial atenção deve ser tomada no caso de sistemas distribuídos, onde a redundância normalmente não pode ser evitada.

Mas é no primeiro grupo (incerteza propriamente dita) que está a incerteza mais complexa a ser tratada. Esta é a que interessa quando se fala em tratamento de incerteza em banco de dados, pois é neste caso que se encontra o desafio duplo que se apresenta: como representar e como manipular essa incerteza, já que ela não pode ser completamente eliminada?

Em um banco de dados relacional, a incerteza pode ocorrer tanto no nível dos atributos, quanto das tuplas ou das relações. Da mesma maneira, em um Banco de Dados Orientado a Objetos (BDOO), a incerteza pode aparecer nas propriedades, nos objetos ou nas coleções de objetos, e assim por diante. A incerteza nos atributos ou propriedades é, de fato, incerteza no nível dos valores dos dados.

A incerteza pode estar presente em maior ou menor grau sempre que a informação correta não está presente em algum elemento do modelo. Os maiores graus de incerteza são aqueles em que não se está certo nem mesmo da existência de um determinado objeto no mundo real. Caso a existência do elemento seja garantida, pode-se ter, contudo, algumas informações acerca dele desconhecidas, indisponíveis ou incompletas. Nestes casos, pode-se reduzir a incerteza quando estas informações vêm de um certo intervalo ou conjunto de valores.

Quando se associa probabilidade aos valores alternativos para descrição de um elemento, tem-se uma redução ainda maior na incerteza, sendo esta informação probabilística. Assim, a soma das probabilidades deve ser 1.

O uso de fatores de certeza é outra abordagem para o tratamento de incerteza. Em sistemas de Recuperação de Informações e em Sistemas Especialistas, tem sido aplicada esta técnica de associar um grau de confiança à informação, para que ela tenha uma maior aproximação com o valor correto [1].

Em sistemas de recuperação de informação existem ainda alguns tipos de consultas que mantêm uma certa ligação com incerteza:

- Consultas com grande precisão, ou seja, que retornam um mínimo de informações irrelevantes;
- Consultas que retornam o máximo possível de informações relevantes;
- Consultas que incluem somente informações do mundo real (“*profundidade*”);
- Consultas que incluem todas informações verdadeiras que ocorrem no mundo real (“*completude*”).

Ainda que o principal foco das pesquisas sobre a incerteza esteja na descrição do mundo real, deve-se ficar atento também para a incerteza nas transformações e modificações da descrição, bem como no processamento das operações e transações por parte do sistema de banco de dados. No caso de consultas deve-se levar em conta o nível de conhecimento que o usuário tem do sistema, da descrição, da linguagem de manipulação e das ferramentas disponíveis. Em todos estes níveis a incerteza pode estar presente.

CAPÍTULO 2 - LÓGICA FUZZY

2.1 - Introdução

A reprodução de características inteligentes em máquinas construídas pelo homem é um dos objetivos mais perseguidos pela comunidade científica e tecnológica. Muitos paradigmas simbólicos de aprendizagem surgiram, e muitos se desenvolveram como métodos computacionais poderosos, incluindo aquisição indutiva de conceitos, sistemas classificadores e aprendizagem baseada em explicações [4].

Um conjunto de ferramentas analíticas, conhecidas coletivamente como Inteligência Computacional, tem sido utilizadas para solucionar problemas relacionados à Aprendizagem de Máquinas, permitindo assim a resolução de problemas que eram previamente difíceis ou impossíveis de serem tratados.

A característica de destaque da Inteligência Computacional é que seu objetivo primário é alcançar tratabilidade, robustez, baixo custo e alto MIQ (Machine Intelligence Quoefficient - Quoefficiente de Inteligência de Máquina) através de uma exploração da tolerância à imprecisão e incerteza. O que se busca nesse contexto é uma solução aproximada para um problema formulado imprecisamente.

Um exemplo é estacionar um carro. Estaciona-se um carro com relativa facilidade porque a posição final e a orientação do carro não são especificadas precisamente. Se o fossem, o problema seria praticamente insolúvel para os seres humanos. Em contraste, quando o problema de se estacionar é formulado imprecisamente, torna-se difícil resolvê-lo pelos métodos computacionais convencionais porque tais métodos não tratam do problema de explorar a tolerância por imprecisão.

O que esse exemplo simples quer ilustrar é o fato que, em geral, uma precisão alta acarreta um alto custo. O desafio, portanto, é explorar a tolerância à

imprecisão pela busca de novos métodos de computação que levem a uma solução aceitável a um baixo custo. Pela sua própria natureza, a Inteligência Computacional é muito mais próxima ao raciocínio humano do que os modos tradicionais de computação.

A Lógica Nebulosa (Lógica *Fuzzy*), possui qualidades em manusear informações qualitativas e imprecisas de uma maneira rigorosa. A grande simplicidade de implementação de sistemas de controle *Fuzzy* pode reduzir a complexidade a um ponto em que problemas anteriormente intratáveis passam agora a ser solúveis.

2.2 - O que é Lógica *Fuzzy* (Nebulosa)

Aristóteles, filósofo grego (384 - 322 a.C.), foi o fundador da ciência da lógica e estabeleceu um conjunto de regras rígidas para que conclusões pudessem ser aceitas logicamente válidas. O emprego da lógica de Aristóteles levava a uma linha de raciocínio lógico baseado em premissas e conclusões. Como um exemplo: se é observado que "todo ser vivo é mortal" (premissa 1), a seguir é constatado que "Sarah é um ser vivo" (premissa 2), como conclusão obtém-se que "Sarah é mortal". Desde então, a lógica Ocidental, assim chamada, tem sido binária, isto é, uma declaração é falsa ou verdadeira, não podendo ser ao mesmo tempo parcialmente verdadeira e parcialmente falsa. Esta suposição e a lei da não contradição, cobrem todas as possibilidades, formando a base do pensamento lógico Ocidental.

A Lógica *Fuzzy* (Lógica Nebulosa) viola estas suposições. Um "sim" ou um "não" como resposta a estas questões é, na maioria das vezes, incompleta. Na verdade, entre a certeza de ser e a certeza de não ser existem infinitos graus de incerteza. Esta imperfeição intrínseca à informação representada numa linguagem natural tem sido tratada matematicamente no passado com o uso da teoria das probabilidades. Contudo, a Lógica Nebulosa, com base na teoria dos

conjuntos nebulosos (*Fuzzy Set*), tem se mostrado mais adequada para tratar imperfeições da informação do que a teoria das probabilidades [7].

A Lógica *Fuzzy* encontra-se entre as técnicas mais recentes de Inteligência Artificial, também conhecida como Conjuntos Difusos. Este termo, a princípio, assemelhasse a algo confuso (nebuloso), porém, atualmente, é bastante direto.

A Lógica *Fuzzy* consiste em aproximar a decisão computacional da decisão humana, tornando as máquinas mais capacitadas a seu trabalho. Isto é feito de forma que a decisão de uma máquina não se resume apenas a um "sim" ou um "não", mas também tenha decisões abstratas, do tipo "um pouco mais", "talvez sim", e outras tantas variáveis que representem as decisões humanas.

O conceito básico sobre Lógica *Fuzzy* possui uma variável lingüística, isto é, uma variável cujos valores são palavras ao invés de números. A Lógica *Fuzzy* então pode ser vista como uma metodologia para cálculos com palavras ao invés de números. Apesar das palavras serem menos precisas que números, seu uso está fechado para intuição humana. Cálculos com palavras exploram a tolerância para imprecisão e mesmo assim abaixam o custo da solução.

O que faz a ferramenta *Fuzzy* ser tão poderosa é o fato de que a maioria do raciocínio humano e formação de conceito está ligado ao uso das regras *fuzzy*. Realizando uma estrutura de trabalho sistemática para cálculos com regras *fuzzy*, a ferramenta *Fuzzy* amplifica gradativamente a força do raciocínio humano.

Uma das principais potencialidades da Lógica *Fuzzy*, quando comparada com outros esquemas que tratam com dados imprecisos, como redes neurais, é que suas bases de conhecimento, as quais estão no formato de regras de produção, são fáceis de examinar e entender. Este formato de regra também torna fácil a manutenção e a atualização da base de conhecimento.

Isto faz da Lógica *Fuzzy* uma ferramenta efetiva para a concepção e projeto de sistemas inteligentes. A ferramenta *Fuzzy* é fácil de aprender e conveniente para ser usada.

2.3 - Histórico

O conceito de Conjunto *Fuzzy* foi introduzido, em 1965, por Lotfi A. Zadeh (Universidade da Califórnia, Berkeley) [5]. A ele é atribuído o reconhecimento como grande colaborador do Controle Moderno. Em meados da década de 60, Zadeh observou que os recursos tecnológicos disponíveis eram incapazes de automatizar as atividades relacionadas a problemas de natureza industrial, biológica ou química, que compreendessem situações ambíguas, não passíveis de processamento através da lógica computacional fundamentada na lógica booleana. Procurando solucionar esses problemas o Prof. Zadeh publicou em 1965 um artigo resumindo os conceitos dos Conjuntos *Fuzzy*, revolucionando o assunto com a criação de Sistemas *Fuzzy*.

Em 1974, o Prof. Mamdani, do Queen Mary College, Universidade de Londres, após inúmeras tentativas frustradas em controlar uma máquina a vapor com tipos distintos de controladores, somente conseguiu fazê-lo através da aplicação do raciocínio *Fuzzy*.

Esse sucesso serviu de alavanca para muitas outras aplicações, como em 1980, no controle *Fuzzy* de operação de um forno de cimento. Vieram em seguida, várias outras aplicações, destacando-se, por exemplo, os controladores *Fuzzy* de plantas nucleares, refinarias, processos biológicos e químicos, trocador de calor, máquina diesel, tratamento de água e sistema de operação automática de trens.

Estimulados pelo desenvolvimento e pelas enormes possibilidades práticas de aplicações que se apresentaram, os estudos sobre Sistemas *Fuzzy* e controle de processos avançam rapidamente, culminando com a criação em

1984, da Sociedade Internacional de Sistemas *Fuzzy*, constituída, principalmente, por pesquisadores dos países mais avançados tecnologicamente.

Os japoneses tiveram um grande interesse em Sistemas *Fuzzy* que foi logo demonstrado por Seiji Yasunobu e Soji Miyamoto da Hitachi, que em 1985 apresentou simulações que demonstraram a superioridade de Sistemas de Controle *Fuzzy* para a estrada de ferro de Sendai; suas idéias foram adotadas e Sistemas *Fuzzy* foram usadas para controle de aceleração, frenagem, e parada quando a linha foi inaugurada em 1987.

Seguindo semelhantes demonstrações, os japoneses se apaixonaram com sistemas *Fuzzy*, desenvolvendo tanto aplicações industriais como aplicações para consumo. Em 1988 eles criaram o Laboratório Internacional de Engenharia *Fuzzy* (LIFE), uma cooperativa que compreendia 48 companhias para pesquisa em Sistemas *Fuzzy*.

Em 1995, Maytag introduziu um máquina de lavar pratos "inteligente" baseado em um Controlador *Fuzzy* e um "*one-stop sensing module*" que combina: um termistor (para medida da temperatura); um sensor condutivo (para medir o nível de detergente através dos íons presentes na água); um sensor de turbacão que difunde a medida e transmite luz para medir a sujeira na lavagem; e um sensor magnético para ler a taxa de giro. O sistema determina uma otimização no ciclo de lavagem para qualquer carga obter os melhores resultados com o mínimo de energia, detergente e água.

Pesquisa e desenvolvimento estão em andamento em aplicações *Fuzzy* em projeto de software, incluindo Sistemas *Fuzzy* Especialistas e Integração de Lógica *Fuzzy* com redes neurais, os denominados algoritmos genéticos, com o objetivo de construção de um Sistema *Fuzzy* capaz de aprender.

O desenvolvimento de técnicas de Inteligência Artificial (IA) nos últimos anos, ocupa cada vez mais posição de destaque em pesquisas na área de controle de processos industriais e, aos poucos, começam a ser implantadas em

plantas industriais com enorme sucesso. Dentre as técnicas mais utilizadas, além do Controle *Fuzzy*, pode-se destacar as redes neurais aplicadas a sistemas de controle, que estão atualmente em tamanha evidência que os japoneses as consideram como duas das mais promissoras técnicas para o século XXI.

2.4 - Lógica *Fuzzy* x Lógica Clássica

A Lógica *Fuzzy* (Lógica Nebulosa) é a lógica que suporta os modos de raciocínio que são aproximados ao invés de exatos. Controle *Fuzzy* e modelagem de sistemas são técnicas para o tratamento de informações qualitativas de uma forma rigorosa. Derivada do conceito de conjuntos *Fuzzy*, a Lógica *Fuzzy* constitui a base para o desenvolvimento de métodos e algoritmos de modelagem e controle de processos, permitindo a redução da complexidade de projeto e implementação, tornando-se a solução para problemas de controle até então intratáveis por técnicas clássicas. Ela difere dos sistemas lógicos em suas características e seus detalhes. Nesta lógica, o raciocínio exato corresponde a um caso limite do raciocínio aproximado, sendo interpretado como um processo de composição de relações nebulosas.

Nos sistemas lógicos multi-valorados, o valor verdade de uma proposição pode ser ou um elemento de um conjunto finito em um intervalo, ou uma álgebra booleana. Na lógica nebulosa, os valores verdade são expressos linguisticamente ("verdade", "muito verdade", "não verdade", "falso", "muito falso"), onde cada termo lingüístico é interpretado como um subconjunto *Fuzzy* do intervalo unitário.

Outras características da Lógica *Fuzzy* podem ser sumarizadas como segue [5]: nos sistemas lógicos binários, os predicados são exatos (par, maior que), ao passo que na Lógica *Fuzzy* os predicados são nebulosos (alto, baixo). Nos sistemas lógicos clássicos, o modificador mais utilizado é a negação, enquanto que na Lógica *Fuzzy* uma variedade de modificadores de predicados

são possíveis ("muito", "mais ou menos"). Estes modificadores são essenciais na geração de termos lingüísticos, tais como: muito alto, mais ou menos perto, etc.

Na lógica clássica existem somente os quantificadores existenciais e universais. A Lógica *Fuzzy* admite, em adição, uma ampla variedade de quantificadores como: "pouco", "vários", "usualmente", "freqüentemente", "em torno de cinco", etc.

A probabilidade, no contexto da lógica clássica, é um valor numérico ou um intervalo. Na lógica nebulosa existe a opção adicional de se empregar probabilidades lingüísticas ("provável", "altamente provável", "improvável"), interpretados como números *Fuzzy* e manipuladas pela aritmética *Fuzzy*. Também em contraste com a lógica modal clássica, o conceito de possibilidade é interpretado utilizando-se subconjuntos *Fuzzy* no universo dos reais.

2.5 - O Controle *Fuzzy*

Em teorias de controle clássica e moderna, o primeiro passo para implementar o controle de um processo é derivar o modelo matemático que descreve o processo. O procedimento requer que se conheça detalhadamente o processo a ser controlado, o que nem sempre é factível se o processo é muito complicado. As teorias de controle existentes se aplicam a uma grande variedade de sistemas, onde o processo é bem definido. Várias técnicas, tais como: para controle linear multivariável, estimação de estado a partir de medidas ruidosas, controle ótimo, sistemas lineares estocásticos, além de certas classes de problemas não-lineares determinísticos, foram desenvolvidas e aplicadas com sucesso em um grande número de problemas bem postulados. Entretanto, todas estas técnicas não são capazes de resolver problemas reais cuja modelagem matemática é impraticável. Por exemplo, em diversas situações um volume considerável de informações essenciais só é conhecido *a priori* de forma qualitativa. Do mesmo modo, critérios de desempenho só estão disponíveis em termos lingüísticos. Este

panorama leva a imprecisões e falta de exatidão que inviabilizam a maioria das teorias utilizadas até agora. A modelagem e o controle *Fuzzy* consideram o modo como a falta de exatidão e a incerteza são descritas e, fazendo isso, tornam-se suficientemente poderosas para manipular de maneira conveniente o conhecimento. A sua utilização em sistemas de controle de processos em tempo real em computadores é das mais convenientes, dado que, geralmente não envolvem problema computacional sério [6]. Controle *Fuzzy* trata do relacionamento entre entradas e saídas, agregando vários parâmetros de processo e de controle.

A lógica nebulosa pode ser aceita como a melhor ferramenta para modelar o raciocínio humano, que é aproximado e parcial em sua essência. A teoria dos conjuntos nebulosos e a lógica nebulosa objetivam modelar os modos de representação e raciocínio imprecisos que têm um papel essencial na tomada de decisões racionais em ambientes de imprecisão e incerteza. A diversificação de tecnologias advinda da lógica nebulosa tem também permitido sua aplicação em diversas áreas de conhecimento. O processo pode ser controlado a partir de um conjunto de regras nebulosas do tipo "Se-Então", capaz de coordenar conhecimentos incompletos, incertos ou mesmo conflitantes.

2.6 - Aplicações

A primeira aplicação da Lógica Nebulosa bem sucedida foi no desenvolvimento de controladores industriais. Controladores que se baseiam na Lógica Nebulosa são chamados de Controladores Nebulosos. Não é preciso conhecer muita matemática ou a teoria de controle em profundidade para se desenvolver uma aplicação em controle. Controladores nebulosos tratam igualmente sistemas lineares e não lineares, além de não requererem a modelagem matemática do processo a ser controlado. Isto tem sido o grande atrativo dos Sistemas Nebulosos [7].

Sistemas baseados na Lógica Nebulosa têm mostrado grande utilidade em uma variedade de operações de controle industrial e em tarefas de reconhecimento de padrões que se estendem desde reconhecimento de texto manuscrito, até a avaliação de crédito financeiro. Existe também um interesse crescente em se utilizar Lógica *Fuzzy* em sistemas especialistas para torná-los mais flexíveis.

No Japão, a Lógica *Fuzzy* já se faz presente no dia a dia do setor industrial e muitos produtos comerciais já se encontram disponíveis.

2.7 - Subconjuntos *Fuzzy*

Existe uma forte relação entre a lógica Booleana e o conceito de um subconjunto. Similarmente, existe um forte relacionamento entre a Lógica *Fuzzy* e a teoria dos subconjuntos *Fuzzy*.

Na lógica booleana, um subconjunto U de um conjunto S pode ser definido como um conjunto de pares ordenados, cada um com o primeiro elemento que é o elemento do conjunto S , e um segundo elemento que é um elemento do conjunto $\{0,1\}$, com exatamente um par ordenado presente para cada elemento de S . Isto define um mapeamento entre elementos de S e elementos do conjunto $\{0,1\}$. O valor 0 (zero) é usado para representar elementos não membros, e o valor 1 é usado para representar elementos membros. A verdade ou falsidade da relação X está em U é determinada encontrando o par ordenado cujo primeiro elemento seja X . A relação é verdadeira se o segundo elemento do par ordenado for 1, e falso se for 0.

Similarmente, na Lógica *Fuzzy*, um subconjunto *Fuzzy* F de um conjunto S pode ser definido como um conjunto de pares ordenados, cada um com um primeiro elemento que é um elemento do conjunto S e um segundo elemento que é um valor entre o intervalo $[0,1]$, com exatamente um par ordenado presente para cada elemento de S . Isto define um mapeamento entre

elementos do conjunto S e valores no intervalo $[0,1]$. O valor 0 é usado para representar elementos completamente não membros, o valor 1 é usado para representar elementos completamente membros. Valores entre este intervalo são usados para representar graus intermediários dos membros. O conjunto S é referido como o universo de discussão para o subconjunto *Fuzzy* F . Frequentemente, o mapeamento é descrito como uma função, chamada função de pertinência de F .

O grau para que a relação X está em F seja verdadeira é determinada encontrando o par ordenado cujo primeiro elemento seja X . O grau de pertinência da relação é o segundo elemento do par ordenado.

Para simplificar, a seguir será apresentado um exemplo entre pessoas e suas alturas. Neste caso, o conjunto S (universo de discussão) é um conjunto de pessoas. Define-se um subconjunto *Fuzzy* $ALTO$, que irá responder a seguinte questão: “Para que grau a pessoa X é alta?”. Para cada pessoa no universo de discussão, deve-se destinar um grau de pertinência para o subconjunto *Fuzzy* $ALTO$. O modo mais fácil de se fazer isto é com uma função de pertinência baseada na altura da pessoa.

$$ALTO(X) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & \text{if altura}(x) < 1,60\text{m.}, \\ (5 * \text{altura}(x) - 8), & \text{if } 1,60\text{m.} \leq \text{altura}(x) \leq 1,80\text{m.} \\ 1, & \text{if altura}(x) > 1,80\text{m.} \end{array} \right\}$$

A Figura 1 representa o gráfico para o esquema proposto acima:

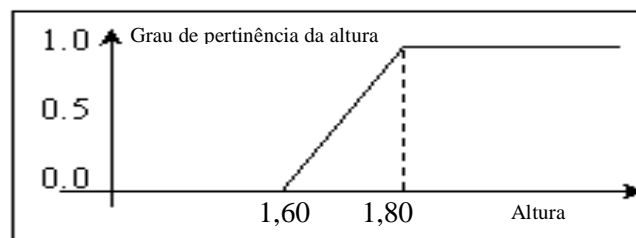


Figura1: gráfico da função de pertinência de $ALTO(X)$

Dada esta definição, eis então alguns exemplos na Tabela 1:

Tabela 1 – Exemplo do grau de pertinência da altura de cada pessoa relativo a função de pertinência de ALTO(X).

PESSOA	ALTURA(m)	GRAU DA ALTURA
CARLOS	1,52	0,00
JOANA	1,63	0,15
ANTÔNIO	1,68	0,40
MARIA	1,72	0,60
MARCOS	1,78	0,90
ANDRÉ	1,85	1,00

Dada esta definição pode-se dizer então que o grau de pertinência para a relação “MARIA é ALTA” é de 0,60.

Funções membro na maioria das vezes não são simples como da forma ALTO(X), elas podem ser bem mais complexas que isto. Também, discutisse funções membro como se elas fossem sempre baseadas em um simples critério, mas este não é sempre o caso, apesar de ser o caso mais comum.

Pode-se, por exemplo, ter uma função de pertinência para ALTO dependendo da altura da pessoa e da sua IDADE (tal pessoa é alta para esta idade). Isto é perfeitamente possível de acontecer e ocasionalmente utilizado na prática. Isto é referenciado como função de pertinência bi-direcional. É possível também ter mais critérios ou ter funções membro dependendo de elementos de dois universos de discussão completamente diferentes.

2.7.1 - Operações Lógicas

Sabe-se então o que uma relação como X é BAIXO significa na Lógica Fuzzy. A questão agora é como interpretar uma relação como X é BAIXO and Y é ALTO or (not Z é MÉDIO).

As definições padrões da Lógica Fuzzy são:

- verdade (not X) = 1,0 – verdade(X);
- verdade (XandY) = min(verdade(X), verdade(Y));

- verdade ($X \text{ or } Y$) = $\max(\text{verdade}(X), \text{verdade}(Y))$;

Estas definições são suficientes. Alguns pesquisadores de Lógica *Fuzzy* têm explorado o uso de outras interpretações de operações *AND* e *OR*, mas a definição para *NOT* é a mesma para todos [5]. Note que se você colocar somente os valores 0 e 1 dentro destas definições, você obtém a mesma tabela verdade que você esperaria da lógica booleana convencional.

Por exemplo, assuma a mesma definição de *ALTO* como anteriormente e assuma ainda um subconjunto *Fuzzy* *VELHO* definido pela função de pertinência:

$$\text{VELHO}(x) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & \text{if idade}(x) < 18, \\ (\text{idade}(x) - 18) / 42, & \text{if } 18 \leq \text{idade}(x) \leq 60, \\ \text{if idade}(x) > 60 \} \end{array} \right.$$

Para exemplificar,

a = x é *ALTO* and x é *VELHO*

b = x é *ALTO* or x é *VELHO*

c = not x é *ALTO*

A Tabela 2 apresenta os valores calculados com base nas funções de pertinência *ALTO*(x) e *VELHO*(x):

Tabela 2 - Valores *Fuzzy* resultantes das operações lógicas *AND*, *OR* e *NOT* entre os termos lingüísticos relativos a altura e a idade.

altura	idade	x é ALTO	x é VELHO	a	b	c
1,52	65	0,00	1,00	0,00	1,00	1,00
1,63	30	0,15	0,29	0,15	0,29	0,85
1,68	27	0,40	0,21	0,21	0,40	0,60
1,72	32	0,60	0,33	0,33	0,60	0,40
1,78	32	0,90	0,31	0,31	0,90	0,10
1,85	45	1,00	0,64	0,64	1,00	0,00

2.8 - Sistemas Especialistas *Fuzzy*

Colocando da maneira mais simples, sistemas especialistas *Fuzzy* fazem uso da Lógica *Fuzzy* ao invés da lógica booleana. Em outras palavras, um sistema especialista *Fuzzy* é um conjunto de funções membro e regras que são usadas para dar razão aos dados. Ao contrário dos sistemas especialistas convencionais, que são principalmente motores do raciocínio simbólico, sistemas especialistas *Fuzzy* estão direcionados ao processamento numérico [6].

As regras de um sistema especialista *Fuzzy* são geralmente da seguinte forma:

if X é BAIXO and Y é ALTO then Z é MÉDIO,

onde *X* e *Y* são variáveis de entrada (nomes para valores de dados conhecidos), *Z* é uma variável de saída (um nome para um valor do dado a ser calculado), *BAIXO* é uma função de pertinência (subconjunto *Fuzzy*) definida em *X*, *ALTO* é uma função de pertinência definida em *Y* e *MÉDIO* é uma função de pertinência definida em *Z*. A parte da regra entre o "if" e o "then" é a premissa ou antecedente da regra. Esta é uma expressão Lógica *Fuzzy* que descreve para que a regra seja aplicada. A parte da regra a seguir do "then" é a conclusão ou consequente da regra. Esta parte da regra destina-se a função de pertinência para cada uma ou mais de uma variável de entrada. A maioria das ferramentas para trabalhar com sistemas especialistas *Fuzzy* permite mais de uma conclusão por regra.

Um sistema especialista *Fuzzy* típico tem mais de uma regra. O grupo inteiro de regras é coletivamente chamado como "regras base" ou "base de conhecimento".

2.8.1 - O processo de dedução

Com a definição das regras e das funções membros nas mãos, precisa-se então saber como aplicar este conhecimento a valores específicos das variáveis de

entrada para calcular os valores das variáveis de saída. Este processo é definido como dedução. Em sistemas especialistas *Fuzzy* o processo de dedução é a combinação de quatro subprocessos: "fuzzyficação", inferência, composição e "desfuzzyficação". O subprocesso de "desfuzzyficação" é opcional.

No exemplo da discussão seguinte, assume-se que as variáveis X , Y e Z possuem valores dentro do intervalo $[0,10]$ e que possuem as seguintes funções membro e regras definidas.

$$BAIXO(t) = (10 - t)/10$$

$$ALTO(t) = t/10$$

- *Regra1: if X é BAIXO and Y é BAIXO then Z é ALTO;*
- *Regra2: if X é BAIXO and Y é ALTO then Z é BAIXO;*
- *Regra3: if X é ALTO and Y é BAIXO then Z é BAIXO;*
- *Regra4: if X é ALTO and Y é ALTO then Z é ALTO;*

Note que ao invés de destinar um simples valor para a variável de saída Z , cada regra destina um subconjunto *Fuzzy* inteiro (*BAIXO* ou *ALTO*).

Notas:

1) Neste exemplo $BAIXO(t) + ALTO(t) = 1.0$ para todo t . Esta condição não é obrigatória, mas é bastante comum acontecer.

2) O valor de t para que $BAIXO(t)$ seja máximo é o mesmo para que $ALTO(t)$ seja mínimo e vice-versa. Isto também não é obrigatório, mas é comum acontecer.

3) A mesma função de pertinência é usada para todas as variáveis. Isto não é obrigatório, e nem comum.

2.8.2 - "Fuzzyficação"

No subprocesso de "fuzzyficação", a função de pertinência definida nas variáveis de entrada são aplicadas para seus valores atuais, para determinar o grau de pertinência para cada premissa da regra. O grau de pertinência para a

premissa de uma regra é definida como *alpha* (α). Se a premissa da regra tem um grau de pertinência diferente de zero então a regra é dita ativada.

A seguir um exemplo na Tabela 3:

Tabela 3 - Grau de pertinência da premissa de cada uma das regras da base de regras para dez valores diferentes entre as minhas variáveis X e Y.

X	Y	BAIXO(x)	ALTO(x)	BAIXO(y)	ALTO(y)	α_1	α_2	α_3	α_4
0.0	0.0	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
0.0	3.2	1.00	0.00	0.68	0.32	0.68	0.32	0.00	0.00
0.0	6.1	1.00	0.00	0.39	0.61	0.39	0.61	0.00	0.00
0.0	10.0	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00
3.2	0.0	0.68	0.32	1.00	0.00	0.68	0.00	0.32	0.00
6.1	0.0	0.39	0.61	1.00	0.00	0.39	0.00	0.61	0.00
10.0	0.0	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
3.2	3.1	0.68	0.32	0.69	0.31	0.68	0.31	0.32	0.31
3.2	3.3	0.68	0.32	0.67	0.33	0.67	0.33	0.32	0.32
10.0	10.0	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00

2.8.3 - Inferência

No subprocesso de inferência o valor verdade da premissa de cada regra é calculado e aplicado a parte da conclusão de cada regra. Este resultado é um subconjunto *Fuzzy* a ser destinado para cada variável de saída de cada regra.

Serão apresentados somente dois métodos de inferência diferentes ou regras de inferência: MIN e PRODUCT. Na inferência MIN, a função de pertinência de saída é grampeada a uma altura correspondente ao grau de pertinência calculado da premissa da regra. Isto corresponde a interpretação tradicional da operação *AND* da Lógica *Fuzzy*. Na inferência PRODUCT, a função de pertinência de saída é escalonada calculando o grau de pertinência da premissa da regra [6].

Por exemplo, a regra1 para $x=0.0$ e $y=3.2$. Como mostrado na Tabela 3, o grau de pertinência da premissa trabalha com 0.68. Para esta regra, a inferência MIN vai destinar a Z o subconjunto *Fuzzy* definido pela função de pertinência:

$$\text{regra1}(Z) = \left\{ \begin{array}{ll} Z/10, & \text{if } Z \leq 6.8 \\ 0.68, & \text{if } Z > 6.8 \end{array} \right\}$$

Para as mesmas condições, a inferência PRODUCT vai destinar a Z o subconjunto *Fuzzy* definido pela função de pertinência:

$$\text{regra1}(Z) = 0.68 * \text{ALTO}(Z)$$

$$\text{regra1}(Z) = 0.068 * Z$$

2.8.4 - Composição

No subprocesso de composição, todos os subconjuntos *Fuzzy* destinados a cada variável de saída são combinados para formar um simples subconjunto *Fuzzy* para cada variável de saída.

A seguir tem-se duas regras de composição: composição MAX e composição SUM. Na composição MAX o subconjunto *Fuzzy* de saída combinada é construído pegando o ponto máximo sobre todos os subconjuntos *Fuzzy* destinados a variável de saída pela regra de inferência. Na composição SUM o subconjunto *Fuzzy* de saída combinada é construído pegando o ponto de soma sobre todos os subconjuntos *Fuzzy* destinados a variável de saída pela regra de dedução. Note que isto pode resultar em valores verdadeiros maiores que 1. Por esta razão a composição SUM é usada somente quando for seguida pelo método de "desfuzzyficação" [6].

Por exemplo, assumamos $X = 0.0$ e $Y = 3.2$. A inferência MIN poderia resultar os seguintes subconjuntos *Fuzzy* para Z:

$$\text{regra1}(Z) = \left\{ \begin{array}{ll} Z/10, & \text{if } Z \leq 6.8, \\ 0.68, & \text{if } Z > 6.8 \end{array} \right\}$$

$$\text{regra2}(Z) = \left\{ \begin{array}{ll} 0.32, & \text{if } Z < 6.8, \end{array} \right\}$$

$$1 - Z/10, \text{ if } Z \geq 6.8\}$$

$$\text{regra3}(Z) = 0.00$$

$$\text{regra4}(Z) = 0.00$$

A composição MAX poderia resultar no subconjunto *Fuzzy*:

$$\text{Fuzzy}(z) = \{0.32, \quad \text{if } z \leq 3.2, \\ z / 10, \quad \text{if } 3.2 < z < 6.8, \\ 0.68, \quad \text{if } z \geq 6.8\}$$

A inferência PRODUCT resulta os seguintes subconjuntos *Fuzzy* para z:

$$\text{regra1}(Z) = 0.068 * Z$$

$$\text{regra2}(Z) = 0.32 - 0.032 * Z$$

$$\text{regra3}(Z) = 0.00$$

$$\text{regra4}(Z) = 0.00$$

A composição SUM resultaria o seguinte subconjunto *Fuzzy*:

$$\text{Fuzzy}(Z) = 0.32 + 0.036 * Z$$

2.8.5 - "Desfuzzyficação"

Algumas vezes deve-se analisar somente os subconjuntos *Fuzzy* que são resultado do processo de composição, mas freqüentemente este valor *Fuzzy* precisa ser convertido para um simples número (um novo valor). Isto é o que o processo de "desfuzzyficação" faz.

Existem muitos métodos de desfuzzyficação. Dois dos métodos mais comuns são os métodos CENTROID e o MAXIMUM. No método CENTROID, o novo valor da variável de saída é calculado encontrando o valor da variável do centro de gravidade da função de pertinência para o valor *Fuzzy*. No método MAXIMUM, um dos valores da variável em que o subconjunto *Fuzzy* tem seu valor verdade máximo é escolhido como o novo valor para a variável de saída. Existem muitas variações do método MAXIMUM que diferem somente no que eles fazem quando há mais de um valor da variável no qual o valor verdade

máximo ocorre. Um destes, o método AVERAGE-OF-MAXIMA, retorna a média dos valores das variáveis em que ocorre o valor verdade máximo[6].

Por exemplo, usando a inferência MAX-MIN e a desfuzzyficação AVERAGE-OF-MAXIMA, resulta num novo valor 8.4 para Z. Usando a inferência PRODUCT-SUM e a desfuzzyficação CENTROID resulta num novo valor 6.7 para Z.

Algumas vezes os processos de inferência e desfuzzyficação são combinados, tirando vantagem dos relacionamentos matemáticos que simplificam o processo de calcular os valores finais da variável de saída.

CAPÍTULO 3 - A COLHEITA DE CAFÉ

A época de colheita do café é talvez a mais importante do ano, tanto para os cafeicultores que estarão colhendo os frutos do trabalho de todo o ano passado, quanto para os colhedores que nessa época conseguem uma maior remuneração pelo seu trabalho. Sabe-se que o custo da colheita (apenas para retirada do café da planta) pode chegar a 40%. Assim, nessa época do ano há uma concentração de despesas para o cafeicultor e, conseqüentemente, maior distribuição de renda para os trabalhadores rurais.

Devido a essa oportunidade de melhor remuneração em algumas regiões do Brasil, muitos problemas sociais são criados nessa época, pois há intensa migração de mão de obra de outras regiões e Estados para regiões cafeeiras. Famílias inteiras, incluindo crianças que acompanham seus pais, se deslocam de suas regiões para a colheita de café, com chances de multiplicar a renda familiar. Nesse período do ano, por incrível que pareça, chega a faltar mão de obra no campo, pois o período de colheita não deve ultrapassar 3 a 4 meses sob pena de prejudicar a lavoura e sua safra no ano seguinte.

A quantidade de café existente na planta, a quantidade de café caído no chão e o tempo de duração da safra são os fatores a serem considerados para o início da colheita. É importante que todos os fatores de produção estejam adequados conforme a exigência da cultura, pois se trata de um produto onde o preço é pago baseado em parâmetros qualitativos. Por isso, não adiantará proceder uma colheita eficiente e com qualidade se os demais fatores não estiverem adequados.

3.1 - Sistemas de Colheita

A colheita do café se constitui de uma série de operações que podem ser realizadas de maneiras distintas dentro de uma seqüência flexível. Os

mecanismos utilizados para se realizar as operações e a ordem das mesmas definem o sistema de colheita, que podem ser classificados como se seguem [8]:

- Manual: é o sistema que pode ser considerado convencional por ser o mais utilizado. Neste sistema as diversas operações de colheita, com exceção do transporte, são realizadas a partir de serviço manual, demandando grande mão-de-obra;
- Semi-mecanizado: consiste na utilização intercalada de serviço manual e máquinas para a execução das operações de colheita. Este sistema varia muito, podendo ter apenas uma ou quase todas as operações realizadas mecanicamente. É o sistema que tende a crescer muito, podendo atender pequenos, médios e grandes produtores;
- Mecanizado: neste sistema considera-se que todas as operações de colheita são realizadas mecanicamente, sendo um sistema mais difundido e empregado em propriedades grandes e tecnificadas, com topografia que permita o trânsito das colhedoras. Apesar deste sistema ser chamado de mecanizado, não dispensa totalmente o uso de serviço manual, pois as máquinas não conseguem colher todos os frutos das plantas. Os frutos que permanecem após a derriça mecânica são, posteriormente, retirados por meio de uma operação manual denominada "repasso".

3.2 - Época e Duração da Colheita

A maior dificuldade encontra-se, na prática, na determinação do ponto de início da colheita uma vez que a mesma deve ser efetuada com uma porcentagem mínima de frutos verdes e sem que uma grande quantidade de frutos secos tenha caído.

O ponto de colheita é o ponto de maturação dos frutos recomendado para se iniciar a colheita. Recomenda-se, sempre que possível, o início da

colheita quando a lavoura apresentar um máximo de 5% de frutos verdes. Deve-se dispor de um trabalhador para cada mil a dois mil pés de café a serem colhidos, com o objetivo de completar a colheita em um período máximo de dois a três meses. Porém é sabido que em grandes áreas, para que se consiga realizar toda a colheita até a data adequada (setembro/outubro), que é a época em que ocorrem as primeiras floradas, inicia-se a colheita propriamente dita com 15% a 20% de frutos ainda verdes. Os prejuízos causados pela colheita tardia são o maior depauperamento das plantas (principalmente as mais novas) e o comprometimento da próxima safra, visto que ao colher os frutos também se colherá as flores. Além disso pode ocorrer um maior percentual de cafés beneficiados com defeitos ardido e preto resultantes de frutos que entram em processo de senescência na planta e a maioria deles cai entrando em contato com a umidade do solo e microorganismos o que acelera o processo fermentativo [8].

Deve-se iniciar a colheita pelos talhões cuja maturação esteja mais adiantada sendo que lavouras mais novas (com maior insolação) e as de variedades precoces amadurecem mais cedo.

3.3 - Tipos de Colheita

Enquanto se aguarda o ponto ideal para a colheita, os frutos da primeira florada vão caindo até que se inicie a colheita propriamente dita. A seguir serão apresentados os tipos de colheita:

- Derrça no pano: neste caso, inicia-se isolando o café já caído com o pano e derrçando-se o café da árvore sobre o mesmo para ser em seguida abanado e ensacado e entregue para ser levado ao terreiro de secagem. Posteriormente volta-se rastelando e varrendo o café caído no chão que será também abanado, ensacado e entregue separadamente para ser levado ao terreiro de secagem pois possivelmente será de qualidade inferior;

- Derrixa no chão: neste tipo de colheita inverte-se as operações de colheita para se evitar a mistura de café da árvore com o café do chão. Assim, primeiro se recolhe o café caído antes do início da colheita propriamente dita, rastelando e varrendo, depois abanando e ensacando separadamente para ser levado ao terreiro de secagem. Em seguida, derrixa-se o café da árvore no chão limpo e repete-se as operações de rastelar e varrer, para em seguida abanar, ensacar e levar ao terreiro de secagem;
- Colheita mecânica: essa pode ser feita no pano ou no chão, ou ainda ser recolhida pela própria máquina sem o contato com o chão por meio de esteiras recolhedoras. São vários os tipos e marcas existentes no mercado como tracionadas, automotrizes, agromáticas e manuais,
- Colheita a dedo (Colombiana): nas condições de 12 a 15 floradas anuais, faz-se de 8 a 9 colheitas por ano, obrigando os cafeicultores dessas regiões a colherem o café de forma seletiva. Assim, com um balaio amarrado a cintura, os colhedores vão colhendo somente o café no estágio de cereja, conseguindo por isso um café com maiores chances de uma melhor qualidade.

Dos tipos de colheita descritos acima, com exceção da colheita a dedo, obtém-se uma mistura de frutos de diferentes características com relação a maturação, cor, estado de seca na árvore, densidade e teor de umidade, identificados pela Tabela 4:

Tabela 4 – Tipos de frutos e porcentagem de umidade de cada um deles

Tipo de Frutos	Umidade (%)
Verdes	60 - 70% de umidade
Cerejas	45 - 55% de umidade
Passa	30 - 40% de umidade
Coquinho	< 25% de umidade

Para que se consiga fiscalizar melhor o trabalho dos colhedores (ou colhedores), muitos cafeicultores preferem o sistema de entrega (ou recebimento) de ruas. Esse sistema consiste em: numerar as linhas do cafezal para que cada colhedor ou grupo de colhedores seja identificado. Assim, após a colheita da linha de sua responsabilidade, o colhedor somente poderá iniciar outra quando entregar a rua para o fiscal de colheita, que na ocasião verificará possíveis danos às plantas, frutos remanescentes nas plantas, etc. Estando de acordo com o padrão exigido, o fiscal libera outra rua para ser iniciada.

3.4 - Preço da medida de café pago aos colhedores

O preço pago ao trabalhador por medida de 60 litros de café colhido varia com a região (onde a demanda de mão-de-obra é maior, normalmente o preço pago também é maior), com o preço do café, com a carga pendente da lavoura, com a distância da lavoura da residência dos colhedores, etc. Porém tem-se mantido uma relação de ganho médio dos colhedores de 1,5 a 2,0 salários mínimos mensais durante as colheitas por vários anos, pois existe uma relação de pressão salarial da safra com relação a empregos fixos com remuneração mensal de 1,0 salário mínimo vigente. Assim, tem sido comum fazer a remuneração dividindo-se a expectativa de salário mensal do colhedor (ou a disposição de pagamento do cafeicultor) por 24 que corresponde aos dias efetivamente trabalhados em um mês. Assim tem-se o valor do pagamento diário que vai ser dividido pelo rendimento da colheita (número médio de medidas colhidas por pessoa) para se chegar ao valor a ser pago por cada medida de 60 litros entregue pelo colhedor.

3.5 - Cuidados a Serem Tomados Durante a Colheita

Alguns cuidados devem ser tomados durante a colheita, como se segue:

- Precisão do recipiente de 60 litros usado para medir o volume colhido por colhedor: deve-se buscar a maior precisão quanto

possível a fim de se evitar prejuízos tanto para os colhedores quanto para o cafeicultor;

- Fiscalização para evitar desvio de café colhido: é obrigação dos fiscais de colheita zelar para que não ocorram desvios de café colhido, causando prejuízos para o cafeicultor;
- Exigência de abanação razoável do café entregue, principalmente o café do chão: também é obrigação dos fiscais de colheita zelar para que o café colhido e entregue para ser levado ao terreiro de secagem não contenham muitas impurezas, o que elevará o custo da colheita para o cafeicultor;
- Fiscalizar danos causados as plantas pelos colhedores bem como café remanescentes nas plantas após a colheita: nesse momento é muito importante proibir o uso de varas para a colheita, torcimento de ramos plagiotrópicos o que poderá comprometer safras futuras;
- Sempre que possível, cuidar para o bem estar dos colhedores durante a colheita: além de ser um ato humanitário, certamente trará benefícios aos cafeicultores como: maior rendimento de colheita, maior número de colhedores para trabalhar na fazenda e, conseqüentemente, menor custo de colheita.

3.6 – Produtividade da Lavoura

Uma das principais características que diz respeito a colheita de café é a produtividade da lavoura. É necessário saber se a lavoura está sendo conduzida de forma correta e, conseqüentemente, se a lavoura está sendo produtiva para o cafeicultor.

A produtividade da lavoura é medida em sacas por hectare, o número obtido será um fator preponderante para saber se a lavoura está sendo ou não produtiva.

Caso a produtividade da lavoura não esteja correspondendo às expectativas, o produtor deverá então identificar o problema para que ele possa ser solucionado e, conseqüentemente, o produtor passe a ter maior produtividade na lavoura e maiores lucros.

3.7 – Rendimento da Lavoura

Outra característica importante que está diretamente ligada a colheita é o rendimento da lavoura. Um bom rendimento é o indicativo de boa nutrição e de um bom manejo da lavoura.

O rendimento da lavoura é medido em litros por sacas de 60 Kg de café beneficiado. Um bom rendimento é de aproximadamente 360 litros/saca, sendo que 450 litros/saca é um rendimento médio e 600 litros/saca é um rendimento ruim.

Para facilitar o entendimento, 360 litros/saca significa que foi necessário colher 360 litros de café da roça para produzir uma saca de café beneficiado.

CAPÍTULO 4 - A APLICAÇÃO

Hoje em dia, ter uma chácara, um sítio ou mesmo uma pequena fazenda é o objetivo de várias pessoas, sendo que para uns é visto com investimento, para outros como opção de lazer, mas em qualquer uma destas circunstâncias uma propriedade rural deve ser tratada com muita cautela e na "ponta do lápis". Do contrário, esta pode fracassar.

No Brasil, a maioria das propriedades rurais da região do Sul de Minas são propriedades de pequeno porte destinadas a monocultura do café. Neste tipo de propriedade a colheita é realizada manualmente por funcionários contratados temporariamente até a concretização da colheita. Sendo assim, a época da colheita exige uma grande demanda de mão de obra.

Para um bom andamento da colheita é de extrema importância que seus funcionários estejam bem preparados para realizá-la da melhor maneira possível, mas nem sempre isto acontece. É muito comum observar a queda de produtividade de alguns funcionários que pode acontecer ou por má intenção ou por algum problema de saúde sendo que nestes dois casos ele estaria prejudicando o andamento da colheita devido a sua baixa produtividade.

O sistema desenvolvido além de gerenciar o andamento da colheita do café, será capaz de identificar o funcionário que está sendo improdutivo. Isso possibilitará ao patrão tomar as decisões necessárias com relação a este funcionário ou para chamar sua atenção, ou para despedi-lo ou mesmo no caso de um problema de saúde dar o auxílio necessário a este funcionário. A interface do sistema encontra-se no ANEXO A.

Mas como definir o que é um funcionário improdutivo? Talvez aos olhos de uma pessoa ele está sendo produtivo e aos olhos de outra pessoa ele não está sendo tão produtivo assim. Um funcionário que colhe duas medidas em uma

lavoura é dito improdutivo e o que colhe duas e meia, como ele deve ser classificado?

É aí que se apresenta a incerteza dentro do sistema. Para o desenvolvimento do sistema será utilizada a Lógica *Fuzzy*, pois como já foi apresentado esta é aparentemente uma boa técnica para o tratamento de incerteza.

A Figura 2 apresenta o Modelo Entidade Relacionamento (MER) e o Modelo de Dados da aplicação.

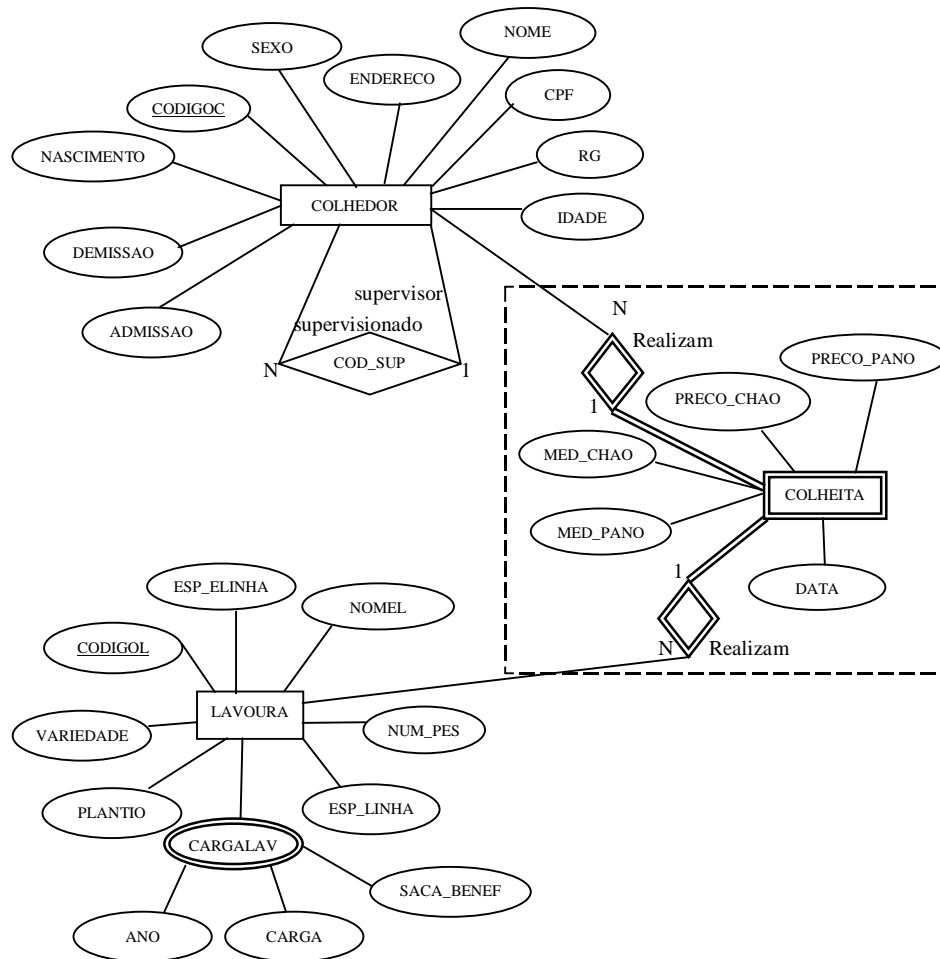


Figura 2 - Modelo Entidade Relacionamento do Sistema de Colheita

Dados necessários do colhedor, da lavoura e da colheita para que seja possível o desenvolvimento do sistema de colheita de café:

Dados referentes ao colhedor:

Colhedores:

NOMEC = nome do colhedor
SEXO = sexo do colhedor
ENDERECO = endereço do colhedor
CPF = CPF do colhedor
RG = RG do colhedor
IDADE = idade do colhedor
ADMISSAO = data de admissão do colhedor
DEMISSAO = data de demissão do colhedor
NASCIMENTO= data de nascimento do colhedor
CODIGOC = código do colhedor
COD_SUP = código do supervisor da turma de colhedores

Dados referentes a lavoura:

Lavoura:

NOMEL = nome da lavoura
CODIGOL = código da lavoura
ESP_LINHA = espaçamento na linha da lavoura
ESP_ELINHA = espaçamento entre linhas da lavoura
VARIEDADE = variedade da lavoura
NUM_PES = número de pés de café da lavoura
PLANTIO = ano de plantio da lavoura

Dados referentes a colheita:

Colheita

DATA = data da colheita

MED_CHAO = número de medidas do chão

MED_PANO = número de medidas do pano

PRECO_CHAO= preço pago por medida do chão

PRECO_PANO= preço pago por medida do pano

Dados referentes a carga de café da lavoura :

CargaLav

ANO = ano de produção da lavoura

CARGA = carga total de café da lavoura em medidas

SACA_BENEF= carga total de café da lavoura em sacas de 60 Kg.

Modelo de Dados Relacional:

Tabela dos colhedores:

COLHEDOR	<u>CODIGOC</u>	NOME	ENDEREÇO	NASCIMENTO	SEXO	CPF	RG	IDADE	ADMISSAO	DEMISSAO	COD_SUP
----------	----------------	------	----------	------------	------	-----	----	-------	----------	----------	---------

Tabela da lavoura:

LAVOURA	<u>CODIGOL</u>	NOMEL	NUM_PES	ESP_LINHA	ESP_ELINHA	VARIEDADE	PLANTIO
---------	----------------	-------	---------	-----------	------------	-----------	---------

Tabela da colheita:

COLHEITA	MED_CHAO	MED_PANO	DATA	PRECO_CHAO	PRECO_PANO	CODIGOC	CODIGOL
----------	----------	----------	------	------------	------------	---------	---------

Tabela da carga da lavoura:

CARGA_LAVOURA	CARGA	ANO	CODIGOL	SACA_BENEF
---------------	-------	-----	---------	------------

A implementação, além de possuir as características dos modelos acima, permite a definição de um atributo ou propriedade nebulosa, proporcionando ao usuário do sistema a possibilidade de ter um atributo com valor base numérico, mas com um valor nebuloso correspondente.

Para que se possa definir a produtividade do funcionário, foram criadas mais duas variáveis lingüísticas que são: Rendimento da Lavoura (REND_L) e Rendimento da Colheita (REND_C). Elas são as variáveis de entrada para o problema. REND_L define o número de litros de café colhidos por hectare de lavoura (litros/ha) e REND_C define o número de litros de café colhido por pessoa. Foram definidos três termos lingüísticos para cada variável de entrada, que definem em uma linguagem natural como está sendo tanto o rendimento da lavoura quanto o rendimento da colheita. São estes os termos lingüísticos de REND_C: BAIXO, MÉDIO e ALTO. Termos lingüísticos para REND_L: RUIM, BOM e ÓTIMO. Foi definido ainda uma variável lingüística chamada PRODUTIVIDADE, que será a variável de saída, e possui três termos lingüísticos que são eles: PRODUTIVO, IMPRODUTIVO e MUITO PRODUTIVO, que serve para definir em linguagem natural o quanto o funcionário está sendo produtivo.

Para que se possa definir a produtividade do funcionário, será levado em conta o rendimento da colheita e o rendimento da lavoura, assim que esses dados forem obtidos serão criadas regras para definir a produtividade de cada funcionário.

Definidas as variáveis de entrada com os seus respectivos termos lingüísticos é necessário definir as funções de pertinência para cada termo lingüístico. Estas funções foram obtidas através da equação da reta dos gráficos da Figura 3 e Figura 4.

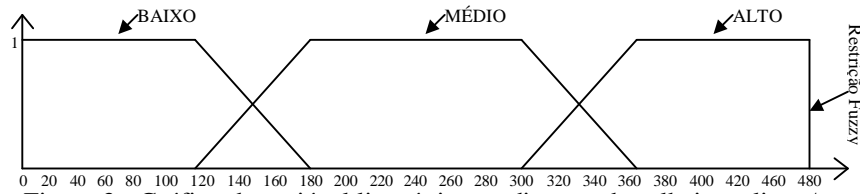


Figura 3 - Gráfico da variável lingüística rendimento da colheita litros/pessoa/dia

Função de pertinência para os termos lingüísticos BAIXO, MÉDIO e ALTO da variável lingüística REND_C.

$$\text{BAIXO}(X) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & \text{if } \text{REND_C}(X) \geq 180 \\ (180 - \text{REND_C}(X))/60 & \text{if } 120 < \text{REND_C}(X) < 180 \\ 1, & \text{if } \text{REND_C}(X) \leq 120 \end{array} \right\}$$

$$\text{MÉDIO}(X) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & \text{if } \text{REND_C}(X) \leq 120 \text{ and } \text{REND_C}(X) \geq 360 \\ (\text{REND_C}(X) - 120)/60 & \text{if } 120 < \text{REND_C}(X) < 180 \\ (360 - \text{REND_C}(X))/60 & \text{if } 300 < \text{REND_C}(X) < 360 \\ 1, & \text{if } 180 \leq \text{REND_C}(X) \leq 300 \end{array} \right\}$$

$$\text{ALTO}(X) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & \text{if } \text{REND_C}(X) \leq 300 \\ (\text{REND_C}(X) - 300)/60 & \text{if } 300 < \text{REND_C}(X) < 360 \\ 1, & \text{if } \text{REND_C}(X) \geq 360 \end{array} \right\}$$

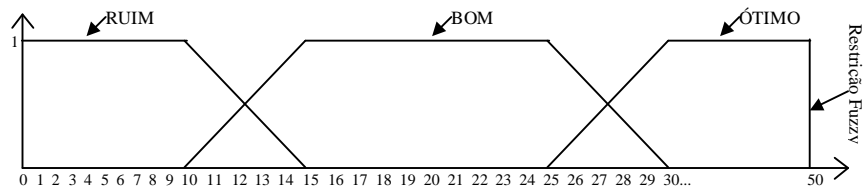


Figura 4 - Gráfico da variável lingüística rendimento da lavoura 1000litros/hectar

Função de pertinência para os termos lingüísticos RUIM, BOM e ÓTIMO da variável lingüística REND_L.

$$\text{RUIM}(X) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & \text{if } \text{REND_L}(X) \geq 15 \\ (15 - \text{REND_L}(X))/5 & \text{if } 10 < \text{REND_L}(X) < 15 \end{array} \right\}$$

$$\begin{aligned}
&1, && \text{if } \text{REND_L}(X) \leq 10\} \\
\text{BOM}(X) = \{ &0, && \text{if } \text{REND_L}(X) \leq 10 \text{ and } \text{REND_L}(X) \geq 30 \\
&(\text{REND_L}(X)-10)/5 && \text{if } 10 < \text{REND_L}(X) < 15 \\
&(30-\text{REND_L}(X))/5 && \text{if } 25 < \text{REND_L}(X) < 30 \\
&1, && \text{if } 15 \leq \text{REND_L}(X) \leq 25\} \\
\text{OTIMO}(X) = \{ &0, && \text{if } \text{REND_L}(X) \leq 25 \\
&(\text{REND_L}(X)-25)/5 && \text{if } 25 < \text{REND_L}(X) < 30 \\
&1, && \text{if } \text{REND_L}(X) \geq 30\}
\end{aligned}$$

Os valores referentes aos gráficos foram obtidos através de um levantamento feito juntamente com um especialista da área de colheita de café para definir um valor limite de atuação, ou seja, uma restrição *Fuzzy* para as variáveis lingüísticas e os intervalos referentes aos termos lingüísticos. É importante notar que valores que estão dentro da área de dois termos lingüísticos são valores onde está presente a incerteza em relação a informação.

Definidas as funções de pertinência para cada termo lingüístico, falta definir a base de regras, que vai calcular o quão produtivo o funcionário está sendo.

Abaixo segue a base de regras utilizadas na aplicação:

Regra1: *if* REND_L é RUIM *and* REND_C é BAIXO *then* PRODUTIVIDADE é IMPRODUTIVO.

Regra2: *if* REND_L é RUIM *and* REND_C é MEDIO *then* PRODUTIVIDADE é PRODUTIVO.

Regra3: *if* REND_L é RUIM *and* REND_C é ALTO *then* PRODUTIVIDADE é MUITO PRODUTIVO.

Regra4: *if* REND_L é BOM *and* REND_C é BAIXO *then* PRODUTIVIDADE é IMPRODUTIVO.

Regra5: *if* REND_L é BOM *and* REND_C é MEDIO *then* PRODUTIVIDADE é PRODUTIVO.

Regra6: *if* REND_L é BOM *and* REND_C é ALTO *then*
PRODUTIVIDADE é MUITO PRODUTIVO.

Regra7: *if* RENDL_L é OTIMO *and* REND_C é BAIXO *then*
PRODUTIVIDADE é IMPRODUTIVO.

Regra8: *if* REND_L é OTIMO *and* REND_C é MEDIO *then*
PRODUTIVIDADE é PRODUTIVO.

Regra9: *if* REND_L é OTIMO *and* REND_C é ALTO *then*
PRODUTIVIDADE é MUITO PRODUTIVO.

O resultado da produtividade do colhedor com base nas nove regras
descritas acima encontra-se no ANEXO B.

CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

O tratamento de valores imprecisos em banco de dados tem-se mostrado um bom método para lidar com a incerteza, mas quando um sistema lida com incerteza torna-se necessário que o usuário esteja atento e ciente para a existência da incerteza, saiba que existem operações que lidarão com esta incerteza e, mais ainda, consiga interpretar o que significa a incerteza nos dados, nas operações e nos resultados das operações. Esta necessidade vai de encontro com a expectativa de que o usuário normalmente possui de que o sistema fará suas consultas e retornará resultados sempre de maneira clara e não ambígua. Esta cultura precisa ser modificada para que sistemas que lidem com incerteza passem a ser parte integrante do dia a dia das empresas, seja ela pertencente a qualquer ramo.

Pretende-se melhorar o funcionamento do sistema de colheita determinando características mais específicas em relação a colheita e determinando mais termos lingüísticos para reduzir cada vez mais a incerteza presente no sistema. Também pretende-se estender o sistema para a colheita mecânica, para que seja possível determinar a produtividade da máquina que estiver realizando a colheita.

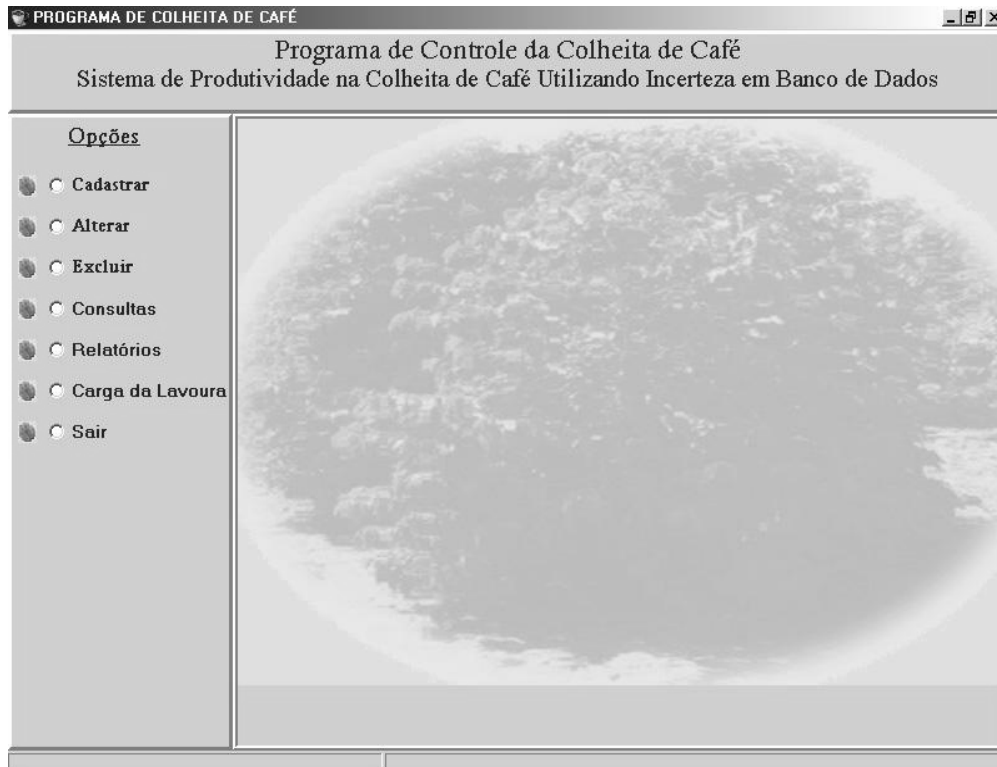
Posteriormente pretende-se estender este trabalho a várias outras culturas como milho, feijão, soja, etc.

Além disso, pretende-se também tratar a incerteza em banco de dados através de outros métodos de tratamento de incerteza e fazer uma comparação entre estes métodos e a Lógica *Fuzzy*.

BIBLIOGRAFIA

- [1] BOULLOSA, J.R.F., CRUZ, F.C.A., XEXEO, G., "Incerteza em Banco de Dados: Tipo de Dados Nebulosos". In: Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Banco de Dados, pp.205-219, Florianópolis-SC, 1999.
- [2] DATE, C.J., "Null Values in Database Management", In: Proc. 2nd British National Conference on DataBases (BNCOD-2), Briston, Inglaterra, Julho, 1982.
- [3] MOTRO, A., "Management of Uncertainty in Database Systems". In: Kim, W. (ed), Modern Database Systems: The Object Model, Interoperability and Beyond, chapter 22, New York, Addison-Wesley, 1995.
- [4] ZADEH, L. A., "Lotfi Zadeh on the Fuzzy Logic Toolbox". In: The MathWorks, California, January, 1996.
- [5] HORSTKOTTE, E., "Fuzzy Logic Overview". In: Togai InfraLogic, New York, April, 1996. [url: <http://www.austinlinks.com/Fuzzy/overview.htm>].
- [6] HORSTKOTTE, E., "Fuzzy Expert Systems". In: Togai InfraLogic, New York, April, 1996. [url: <http://www.austinlinks.com/Fuzzy/expert-systems.htm>].
- [7] L.A. Zadeh, "Fuzzy sets," Info. & Ctl., Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [8] CHALFOUN, S. M., CARVALHO, V. D., "Colheita e preparo do café". Lavras UFLA/FAEPE, 49p, 1997.

ANEXO A



ANEXO B

Sistema de Controle da Colheita de Café
Consulta da Produtividade dos Panhadores Utilizando a Lógica Fuzzy

Deixe este campo em vazio para consultar a produtividade de todos os panhadores

Panhador: Data Inicial: 01 | 05 | 2001

Lavoura: LAVOURA ADENSADA Data Final: 21 | 05 | 2001

▼ Consulta da produtividade dos panhadores

Rendimento da Lavoura							Rendimento da Colheita						
Código	Área(ha)	Medidas	Rendimento	Ruim	Bom	Ótimo	Nome	Medidas	Rendimento	Baixo	Médio	Alto	
1	5,00	865	10380,00 l/ha	0,92	0,08	0,00	MIGUEL DA SILVA RODRI 54	162,00 l/dia	0,30	0,70	0,00		
							RAMIRO DONIZETI DOS S 93	279,00 l/dia	0,00	1,00	0,00		
							ANTONIO OLIVEIRA 147	441,00 l/dia	0,00	0,00	1,00		
							ALEXANDRE COSTA SILV 111	333,00 l/dia	0,00	0,45	0,55		
							MAURO TADEU DE CARV 98	294,00 l/dia	0,00	1,00	0,00		
							MARCEL RODRIGUES DO 116	348,00 l/dia	0,00	0,20	0,80		
							ELIZANGELA DAS DORES 40	120,00 l/dia	1,00	0,00	0,00		
							MARCOS ELIZEO DA GRA 107	321,00 l/dia	0,00	0,65	0,35		
							MARCIA ANGELICA CARD 57	171,00 l/dia	0,15	0,85	0,00		
							DONIZETI ANGELICO 42	126,00 l/dia	0,90	0,10	0,00		

Nome	Regra1	Regra2	Regra3	Regra4	Regra5	Regra6	Regra7	Regra8	Regra9
MIGUEL DA SILVA RODRIGUES	0,30	0,70	0,00	0,08	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00
RAMIRO DONIZETI DOS SANTOS	0,00	0,92	0,00	0,00	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00
ANTONIO OLIVEIRA	0,00	0,00	0,92	0,00	0,00	0,08	0,00	0,00	0,00
ALEXANDRE COSTA SILVA	0,00	0,45	0,55	0,00	0,08	0,08	0,00	0,00	0,00
MAURO TADEU DE CARVALHO	0,00	0,92	0,00	0,00	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00
MARCEL RODRIGUES DOS SANTO	0,00	0,20	0,80	0,00	0,08	0,08	0,00	0,00	0,00

Consulta da produtividade dos panhadores