

UNIVERSIDADE ANHANGUERA - UNIDERP
PROGRAMA DE MESTRADO PROFISSIONAL EM PRODUÇÃO E
GESTÃO AGROINDUSTRIAL

FRANCISCO SEBASTIÃO RAMOS

FERRAMENTA PRÁTICA NA CLASSIFICAÇÃO DE ANIMAIS
PARA O ABATE ATRAVÉS DA LÓGICA *FUZZY*

Campo Grande - MS
2011

FRANCISCO SEBASTIÃO RAMOS

**FERRAMENTA PRÁTICA NA CLASSIFICAÇÃO DE ANIMAIS
PARA O ABATE ATRAVÉS DA LÓGICA *FUZZY***

Dissertação apresentada ao programa de Pós-Graduação em nível de Mestrado Profissional em Produção e Gestão Agroindustrial da Universidade Anhanguera-Uniderp, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Produção e Gestão Agroindustrial.

Comitê de orientação:

Prof. Dr. Celso Correia de Souza

Prof. Dr. Edison Rubens Arrabal Arias

**Campo Grande - MS
2011**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Anhanguera – Uniderp

R143f Ramos, Francisco Sebastião.
Ferramenta prática na classificação de animais para o abate através da lógica *Fuzzy*. / Francisco Sebastião Ramos. -- Campo Grande, 2011. 60f.

Dissertação (mestrado) – Universidade Anhanguera - Uniderp, 2011.

“Orientação: Prof. Dr. Celso Correia de Souza.”

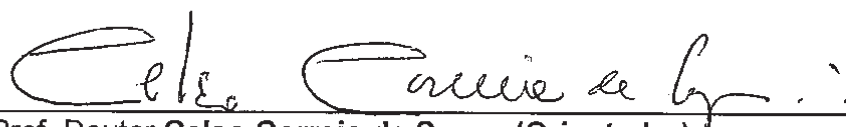
1. Classificação de cordeiros 2. Abate de cordeiros 3. Lógica *Fuzzy*
4. Tomada de decisão. I. Título.

CDD 21.ed. 636.31

FOLHA DE APROVAÇÃO

Candidato: **Francisco Sebastião Ramos**

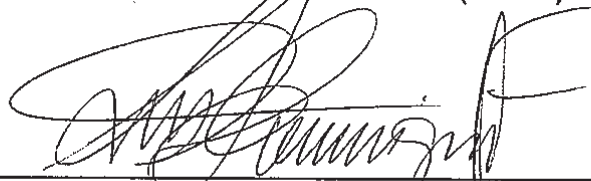
Dissertação defendida e aprovada em 19 de dezembro de 2011 pela Banca Examinadora:



Prof. Doutor **Celso Correia de Souza** (Orientador)



Prof. Doutor **Antônio Padua Machado** (UFMS)



Prof. Doutor **Luiz Henrique Fernandes** (Universidade Anhanguera - Uniderp)

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO GERAL.....	1
2. REVISÃO GERAL DE LITERATURA.....	4
2.1 LÓGICA CLÁSSICA.....	5
2.2. LÓGICA FUZZY.....	12
2.2.1. Função de Pertinência.....	18
2.2.2. Variáveis Lingüísticas.....	19
2.2.3. Fuzzificação.....	20
2.2.4. Inferência.....	20
2.2.5. Defuzzificação.....	21
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	22
3. ARTIGO.....	26
RESUMO.....	27
ABSTRACT.....	28
3.1. INTRODUÇÃO.....	29
3.2 MATERIAL E MÉTODOS.....	30
3.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	38
3.3.1. Método Algébrico.....	38
3.3.2 Método Computacional.....	45
3.4 CONCLUSÕES.....	51
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	52

1. INTRODUÇÃO GERAL

A pesquisa que aqui descrevemos visa ao desenvolvimento de um método quantitativo que otimiza a classificação de ovinos para o abate. Através da chamada Lógica *Fuzzy* computando as medidas de peso, do comprimento corporal e do comprimento entre os trocanteres do animal, objetivando o controle do momento ideal de abate do ovino acabado.

O Brasil, por sua localização geográfica, com clima predominantemente tropical, contendo grande área territorial de solos aproveitáveis para a produção agrária, detém uma aptidão natural à produção de carnes, como constatou o IBGE (2009), em que o Estado de Mato Grosso do Sul possuía 1,234 bilhões de aves (*Gallus gallus domesticus*), 205,3 milhões de bovinos, 38 milhões de suínos e 16,8 milhões de ovinos.

Conforme Informa Economics FNP (2011), a ingestão de carnes no país em 2010 atingiu um patamar acima de 94,5 kg/hab/ano, se referindo apenas às carnes mais aceitas, onde ocorreu um consumo per capita ano de 44,7 kg para carne de frango, 35,0 kg de carne bovina e 14,8 kg de carne suína.

A produção de carnes no Brasil, além de suprir o consumo interno, ainda destinou à exportação “in natura”, em 2010, 3.460,8 mil toneladas de carne de frango, 463,5 mil toneladas de carne suína, 951,4 mil toneladas de carne bovina, segundo o Ministério de Desenvolvimento da Indústria e Comércio (MDIC, BRASIL, 2011); por outro lado o consumo de carnes menos tradicionais como a ovina tem progredido como se constata, de 0,5 kg/hab/ano há uma década, para 0,7 kg per capita atualmente, o que mostra um crescimento de 40% na ingestão desta proteína nos últimos dez anos (MAPA, 2011).

A estimativa da FAO em 2009 é que a produção de alimentos terá que crescer em 70% até o ano 2050 para não ocorrer déficit alimentar no planeta, quando a população mundial será acrescida de mais 2,3 bilhões de habitantes; sendo o Brasil apontado por consenso entre especialistas como o único país com nível tecnológico e possível área de expansão de terras, em condições de contribuir com pelo menos 50% desta demanda, o que assegura ao setor de produção de carnes uma perspectiva sólida de crescimento futuro.

O bioma cerrado, com área aproximada de 2,04 milhões de km² conforme Ministério do Meio Ambiente (MMA) (BRASIL, 2010), com suas características de solo e clima favoráveis à produção de gramíneas, é o grande responsável para a consolidação da atual produção pecuária do país; proporcionando ao Mato Grosso do Sul, com 61% de sua área em cerrado e 25% em pantanal, deter 22.354 milhões de bovinos e 497,1 mil ovinos, segundo o IBGE (2010), sustentados por 14,75 milhões de hectares de pastagens artificiais e 6,20 milhões de hectares de pastagens naturais.

A pecuária pela sua importância na economia do Estado, pela expressividade que tem para o país, necessita de atenção a pontos de estrangulamento que comprometem seu desenvolvimento e futuro como fator de produção. Sendo um dos mais controversos, a imprecisão do rendimento do peso do bovino pronto para o abate e o peso da carcaça no gancho da indústria frigorífica, onde ocorre tal variação que leva a falta de transparência, desconfiança do produtor, a infidelidade comercial do invernista com o frigorífico, insatisfações e perdas para ambas as partes.

As discrepâncias do rendimento do peso vivo no abate e carcaça quente no gancho são visíveis quando observamos Ledic (2000), com bois de peso vivo médio de 451 kg, resultando um rendimento de carcaça de 51,21% e Rodrigues (2003), com bois de peso vivo de abate médio de 432 kg, obtendo-se um rendimento de carcaça variável de 59,9% a 60,5%.

As oscilações destes rendimentos são influenciadas por vários fatores, mas, principalmente, pelo acabamento de engorda, induzindo o fazendeiro, que

normalmente abate seus bovinos acabados em lotes e em momentos distintos, a observar rendimentos diferentes nos embarques de uma mesma boiada, com conseqüente descontentamento e desconfiança do invernista quanto à lisura do processo na indústria frigorífica; levando-o a uma peregrinação por diversos frigoríficos nos lotes de abate subseqüentes e uma rotatividade perniciosa dos fornecedores da matéria prima à indústria. A ocorrência desta mesma situação é comum em relação a ovinos.

Esse quadro demonstra a necessidade de se desenvolver métodos e ferramentas que proporcione dimensionamentos precisos dos animais acabados vivos, que ajudariam a dissipar a dúvida e desconfiança tanto do pecuarista como da indústria frigorífica, quanto ao acabamento ótimo do animal destinado ao abate e regularidade do seu rendimento de peso vivo para carcaça.

2. REVISÃO GERAL DE LITERATURA

Os indícios da domesticação pelo homem de ovinos data de 10.000 anos atrás, com fortes evidências que ocorreu na Ásia Central. O criatório de ovinos na Planície da Mesopotâmia pelos hebreus antecede a história escrita. Há 179 citações a ovinos no Antigo Testamento, sendo 137 a carneiro e 167 a cordeiro, como também, a referência ao primeiro animal doméstico na bíblia é o ovino, Gênesis 4:2 (BIBLIA SAGRADA, 2011).

Há razões para acreditar que o ovino doméstico tem como ancestral o Mouflon (dividido nos grupos *Ovis orientalis* e *Ovis vignei*), originário das ilhas de Córsega, Sardenha e Chipre na Europa e nas regiões montanhosas da Ásia Central, Criméia, Balcãs e Anatólia da Ásia ou do Urial Asiático. Ambos são ovinos selvagens, que têm chifres e caudas curtas e o corpo coberto mais por pêlos do que por lã, indicando um longo processo de seleção até chegar ao ovino doméstico (OTTO DE SÁ, C.; SÁ, J. L., 2001.).

Os fatores históricos, fundamentalmente de ordem econômica, determinaram à expansão e melhoramento da ovinocultura mundial, constatado na Europa com a revolução industrial, o aumento da população urbana e o poder de compra, que ensejou no crescimento de consumo de carne e lã ovina, estimulando o desenvolvimento das raças ovinas inglesas, espanholas, francesas, italianas, etc. (ENCICLOPÉDIA BRITÂNICA, 1995)

A Ásia, por sua característica de grandes massas populacionais, detém atualmente 43% do rebanho mundial de ovinos, seguido da África com 24%, Oceania 12,5%, Europa 12% e América do Sul 6,5%; sendo que a população ovina mundial

está em entorno de 1,2 bilhões de cabeças, com um consumo per capita de 1,9 kg/hab/ano, representando 4,7% da ingestão de carnes, conforme (FAOESTAT, 2006).

A ovinocultura está presente na história da humanidade como atividade que proporciona a maior fonte de alternativas para a subsistência, pois fornece lã e pele para o vestuário, assim como carne e leite para alimentação (FERNANDES, 1998; EYERKAUFER et al., 2007).

No Brasil, segundo IBGE (2009), existem 16,8 milhões de cabeças de ovinos, com a região centro-oeste sendo detentora de 1,13 milhões de cabeças; observado que enquanto o rebanho bovino brasileiro cresceu de 1999 (164,6 milhões de cabeças) a 2009 (205,3 milhões de reses) entorno de 24,7%, o ovino aumentou de 1999 (14,4 milhões de animais) a 2009 (16,8 milhões de cabeças) próximo de 16,7% no período.

O consumo per capita de carne ovina no Brasil é estimado em 0,7 kg per capta, pouco representativo em relação ao consumo das carnes bovino, frango e suína, estimado em 37,4 kg, 43,9 kg e 14,1 kg, respectivamente (MAPA, 2011); mas há uma década atrás a ingestão de carne ovina era de apenas 0,5 kg per capita (BEZERRA, 2004 citado por ARO et al., 2006), demonstrando neste período um aumento de consumo da ordem de 40% por pessoa/ano, mostrando o expressivo espaço e importância que esta proteína animal vai ocupando nos hábitos de alimentação da população brasileira.

2.1. LÓGICA CLÁSSICA

A capacidade de cognição do cérebro humano, envolvendo as aptidões da atenção, percepção, memória, raciocínio, juízo, imaginação, pensamento e linguagem, propiciou naturalmente, há 2500 anos, o surgimento da lógica clássica. Essa lógica abrange significados como raciocínio, pensamento, idéia, coerência, palavra, relato. É uma ciência filosófica, com índole matemática, que prioriza o

pensar correto.

Os filósofos Parmênides e Platão desenvolveram os primeiros estudos sobre o que se pode afirmar que um dado raciocínio é isento, ocorrendo à cronologia histórica evolutiva a seguir:

Parmênides de Eleia, cerca de 530 - 460 a.C., nasceu em Eleia, hoje Vélia, Itália. Foi o fundador da escola Eleática. A versão mais tradicional afirma que Parmênides tenha sido discípulo de Xenófanes de Cólofon, mas não com certeza, pois outras constatações ditam o filósofo pitagórico Amínias (ou Ameinias), o mestre a estimular sua vocação filosófica (SPINELLI, 2003).

Platão, cujo provável nome verdadeiro era Arístocles, viveu de 428/427 a 348/347 a.C., em Atenas – Grécia. Foi um filósofo e matemático do período clássico da Grécia Antiga, autor de diversos diálogos filosóficos e fundador da Academia em Atenas, a primeira instituição de educação superior do mundo ocidental. Foi discípulo de Sócrates, e mestre de Aristóteles, ajudou a construir os alicerces da filosofia natural, da ciência e da filosofia ocidental (PAVIANI, 2001).

Um parágrafo do Processo Dialético no Parmênides se visualiza o sentido da lógica de Platão “caso te declares de acordo, exemplifiquemos com aquela hipótese de Zenão: se existir o múltiplo, quais serão as conseqüências tanto para ele, em relação com ele mesmo e com o uno, como para a unidade, em relação com ela mesma e com o múltiplo? E, no caso de não haver múltiplo, voltar a considerar as conseqüências para a unidade e para o múltiplo, assim em suas relações recíprocas como nas de cada um consigo mesmo” (PAVIANI, 2001).

Aristóteles (Estagira, 384 a.C. – Atenas, 322 a.C.) foi um filósofo grego, aluno de Platão e professor de Alexandre, o Grande. Seus escritos abrangem diversos assuntos, como a física, a metafísica, a poesia, o teatro, a música, a lógica, a retórica, o governo, a ética, a biologia e a zoologia (COELHO, 2009).

Suas obras contém o primeiro estudo conhecido da lógica, que foi incorporado posteriormente à lógica formal, com sua obra chamada Organon, ele divide a lógica em formal e material. Organon é um conjunto de obras onde em dois

livros, *Analíticos anteriores ou Primeiros analíticos*, são tratados do raciocínio formal (silogismo), onde se destaca do Livro I o trecho (COELHO, 2009).

Nossa primeira tarefa consiste em indicar o objeto de estudo de nossa investigação e a que ciência ele pertence: que concerne à demonstração e que pertence a uma ciência demonstrativa. Em seguida teremos de definir o significado de premissa, termo e silogismo, e distinguir entre um silogismo perfeito e um imperfeito; depois disso, necessitaremos explicar em que sentido diz-se estar ou não estar um termo inteiramente contido num outro e o que entendemos por ser predicado de todo ou de nenhum”.

Aristóteles observou que "nunca se deve asseverar que o mesmo é e não é", que esse aforismo se transforma em um dos princípios da lógica (COELHO, 2009).

No período medieval um dos principais filósofos foi Tomás de Aquino, que nasceu em março de 1225 no castelo de Roccasecca, perto da cidade de Aquino, no reino de Nápoles, na Itália. Faleceu em 7 de março de 1274, no Convento de Fossanova, Província de Latina, Itália (LAUAND, 1993). Chamado de Doutor Angélico e de Príncipe da Escolástica, Tomás de Aquino foi canonizado em 1323 e proclamado doutor da Igreja Católica em 1567. Tomás de Aquino formulou um amplo sistema filosófico que conciliava a fé cristã com o pensamento do grego Aristóteles (384-322 a.C.) – algo que parecia impossível, até herético, para boa parte dos teólogos da época (LAUAND, 1993).

O mais central tema do pensamento de Tomás de Aquino, com base na distinção aristotélica entre potência e ato, uma descoberta revolucionária: a do ato de ser. O fato de que um é, mas o outro não; o ser não é uma atividade a mais que deriva da natureza de cada coisa; uma semente pode (potencial) vir a ser (ato) uma árvore. “O ser é aquilo que há de mais íntimo em cada coisa, e o que mais profundamente está inserido em todos os entes” (LAUAND, 1993).

Na idade moderna, Francis Bacon, também denominado Bacon de Verulâmio, foi um político, filósofo e ensaísta inglês, barão de Verulâmio, visconde de Saint Alban, freqüentou a Universidade de Cambridge e é considerado o fundador da

ciência moderna (COUSIN, 1910).

Na concepção de Bacon, a descoberta de eventos independentes do raciocínio silogístico aristotélico, mas sim da observação e da experimentação sustentada pelo raciocínio indutivo. O conhecimento verdadeiro é a soma da consonância e das alterações dos fenômenos que, se efetivamente observados, mostram a causa real dos eventos. Por outro lado, na sua lógica, o mundo transcendente e cristão; antes, continua a considerar a filosofia como esclarecedora da essência da realidade, das formas, sustentáculo e causa dos fenômenos sensíveis. É uma posição filosófica que apela para a metafísica tradicional, grega e escolástica, aristotélica e tomista (COUSIN, 1910).

René Descartes foi um filósofo, físico e matemático francês, também era conhecido por seu nome latino Renatus Cartesius, iniciou o racionalismo da Idade Moderna, sendo considerado por muitos “o fundador da filosofia moderna” e um dos pensadores mais importantes e influentes da História do Pensamento Ocidental (DAMÁSIO, 1996)

Ao contrário dos gregos antigos e dos escolásticos, que acreditavam que as coisas existem simplesmente porque precisam existir, ou porque assim deve ser, etc., Descartes instituiu a dúvida: só se pode dizer que existe aquilo que puder ser provado, sendo o ato de duvidar indubitável. Seu método cartesiano expressa o ceticismo metodológico, duvidando de cada idéia que não seja clara e notável, consistindo em quatro regras básicas:

- verificar se existem evidências reais e indubitáveis acerca da coisa estudada;
- analisar, dividindo ao máximo as coisas, estudando as partes divididas;
- sintetizar, agrupando novamente as unidades estudadas em um todo;
- enumerar todas as conclusões e metodologias utilizadas, mantendo a ordem do pensamento (DAMÁSIO, 1996).

Na Era Contemporânea surge Georg Wilhelm Friedrich Hegel, um filósofo alemão, considerado o ápice do idealismo alemão do século XIX, que teve suas origens a partir da revolução filosófica iniciada por Descartes. Hegel foi

fundamental no materialismo histórico de Karl Marx (MOURÃO, 2008).

Segundo Padovani e Castagnola (1974), em “A história da Filosofia”:

A Lógica tradicional afirma que o ser é idêntico a si mesmo e exclui o seu oposto (princípio da identidade e de contradição); ao passo que a lógica hegeliana sustenta que a realidade é essencialmente mudança, devir, passagem de um elemento ao seu oposto.

Hegel utilizou-se da dialética, ou seja, da contraposição e contradição de idéias através do diálogo, para discutir as posições filosóficas desde Sócrates até Kant, usando este método com os princípios da tese que é uma afirmação ou situação inicial, da antítese que opõe à tese e do conflito entre tese e antítese surgindo à síntese, não de forma explícita, mas veladamente (MOURÃO, 2008).

George Boole, nascido em 2 de Novembro de 1815, nascido em Lincoln - Lincolnshire, Inglaterra, falecido em 08 de dezembro de 1864 em Ballintemple - County Cork, Irlanda, é considerado o pai da lógica matemática moderna (BARRY, 1969).

Segundo Bertrand Russel, a matemática pura foi descoberta por Boole na sua obra Uma Investigação das Leis do Pensamento, sobre as quais são baseadas as Teorias Matemáticas da Lógica e Probabilidades, de 1854.

Na introdução do livro, Boole expõe:

O motivo do presente tratado é investigar as leis fundamentais do funcionamento do cérebro através das quais o raciocínio se realiza; expressá-las através da linguagem do cálculo e, sobre este fundamento, estruturar a ciência da lógica e construir o seu método; fazer deste método a base de todos os métodos para aplicação da doutrina matemática das probabilidades; e, finalmente, recolher dos vários elementos verdadeiros trazidos para serem examinados no curso destas investigações alguma provável sugestão a respeito da natureza e constituição da mente humana (BARRY, 1969).

Jan Lukasiewicz, nascido em 21 de dezembro de 1878 na cidade que hoje é Lviv, na Ucrânia, falecido em 13 de fevereiro de 1956, em Dublin, Irlanda, foi um

lógico polonês notável pela sua contribuição na lógica multivalente, como também na Axiomatização da Lógica Proposicional, com a conhecida notação polonesa. Seus estudos sobre a história da lógica, em especial seu julgamento da lógica aristotélica (ABAR, 2004).

Segundo Abar (2004), as primeiras noções da lógica dos conceitos “vagos” foi formulada por um lógico polonês Jan Lukasiewicz (1878-1956), que em 1920 introduziu conjuntos com graus de pertinência sendo 0, $\frac{1}{2}$ e 1 e, mais tarde, expandiu para um número infinito de valores entre 0 e 1.

Lotfali Askar Zadeh, nascido em 4 de fevereiro de 1921, em Baku, capital do Azerbaijão, filho de uma pediatra ucraniana e de um jornalista iraniano, em 1942 graduou-se na Universidade de Teerã em engenharia elétrica e emigrou para o Estados Unidos em 1944. Concluiu o mestrado em engenharia elétrica pelo Massachusetts Institute of Technology (MIT), em 1946, e doutorado (PhD) em engenharia elétrica pela Universidade de Columbia em 1949. Lecionou por dez anos na Universidade de Columbia, onde foi promovido a Professor Titular em 1957. A partir de 1959 lecionou na Universidade da Califórnia em Berkeley, até sua aposentadoria em 1991. Mais reconhecido como Lotfi A. Zadeh, é um matemático, engenheiro elétrico, cientista da computação e professor aposentado de ciência da computação (GALE, 2005).

Certa ocasião, em uma entrevista, Zadeh afirmou “A obstinação e tenacidade. Não ter medo de ficar envolvido na controvérsia. Isso é muito mais uma tradição turca. Faz parte do meu caráter, também. Eu posso ser muito teimoso. Provavelmente foi benéfico para o desenvolvimento da Lógica *Fuzzy*” (BLAIR, 1994).

Zadeh publicou seu trabalho seminal sobre lógica *fuzzy* em 1965 com os artigos *Fuzzy sets. Information and Control* e *Fuzzy sets and systems*, onde detalhou a matemática da teoria dos conjuntos *fuzzy*. Em 1973, ele propôs sua inovadora teoria da lógica *fuzzy* (*Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes*) (GALE, 2005)

Conforme Abar (2004), Zadeh criou a lógica “fuzzy” combinando os conceitos da lógica clássica e os conjuntos de Lukasiewicz, definindo graus de

pertinência.

Na década de 60, Zadeh constatou que as ferramentas tecnológicas existentes não conseguiam automatizar as ações relacionadas a questões de natureza industrial, biológica ou química, que abrangiam situações ambíguas, não possíveis na época, de serem processadas através da lógica computacional baseada na lógica booleana. Na intenção de achar solução para esses problemas o Prof. Zadeh publicou em 1965 artigos resumindo os conceitos dos conjuntos *Fuzzy*, revolucionando a área com o surgimento dos sistemas *Fuzzy* (GALE, 2005)

Em controle de processos industriais, área pioneira do controle de processos, as primeiras experiências datam de 1975, quando foi demonstrado no Queen College, Londres, que um controlador *fuzzy* muito simples controlou eficientemente uma máquina a vapor (MAMDANI e ASSILAIAN, 1975; GOMIDE et al., 1995).

Na mesma época, a primeira aplicação industrial significativa foi desenvolvida pela indústria de cimento F.L.Smidth Corp. da Dinamarca (UMBERS e KING, 1980; GOMIDE et al., 1995).

Presentemente, uma variedade de aplicações comerciais e industriais está disponível, destacando-se neste cenário o Japão e, mais recentemente, os EUA e a Alemanha. Exemplos típicos incluem produtos de consumo tais como geladeiras (Sharp), ar condicionado (Mitsubishi), câmeras de vídeo (Canon, Panasonic), máquinas de lavar roupa (Sanyo), fornos de microondas (Sanyo), aspiradores de pó, etc. Na indústria automotiva destacam-se transmissões automáticas (Nissam, Lexus), injeção eletrônica, suspensão ativa, freios anti-bloqueantes.

Sistemas industriais incluem controle de grupo de elevadores (Hitachi, Toshiba), veículos auto-guiados e robôs móveis (Nasa, IBM), controle de motores (Hitachi), ventilação de túneis urbanos (Toshiba), controle de tráfego urbano, controle de parada e partida de trens de metrô (Sendai, Tokio). Estas citações são, evidentemente, ilustrativas, pois correntemente mais de 1000 patentes envolvendo lógica *fuzzy* já foram anunciadas (GOMIDE et al., 1995).

2.2. LÓGICA FUZZY

A teoria dos conjuntos *fuzzy*, fundamentação da lógica *fuzzy* (ou lógica nebulosa), onde a razão exata da lógica clássica de verdadeiro ou falso tem em correlato, o encadeamento do limite aproximado do muito falso, quase falso, quase verdadeiro, muito verdadeiro, etc. A interpretação passa a compor um conjunto de descrições nebulosas e mais próximas ao raciocínio humano na avaliação de eventos (GOMIDE e GUDWIN, 1994).

Na lógica *fuzzy*, uma proposição de um valor verdade passa a ser um subconjunto *fuzzy* de qualquer conjunto ordenado em partes, onde o valor verdade proposto passa a ser um elemento de um conjunto finito, num intervalo ou em álgebra booleana. Os valores verdade são expressos linguisticamente e cada termo lingüístico definido é compreendido como um subconjunto *fuzzy* do intervalo unitário (ALVES, 2006).

Segundo Gomide et al. (1995), ocorrem outros aspectos da lógica *fuzzy* são que os pré-indicativos não são claros (acima, abaixo), ocorre uma gama de alterações destes predicativos (muito acima, acima, abaixo, muito abaixo), mas são essenciais para criar os termos lingüísticos (muito acima do ideal, acima do ideal, ideal, abaixo do ideal, muito abaixo do ideal). Também admite somar uma grande variedade de quantificadores (pouco, vários, frequentemente, 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 (e.g.: *provável*, *altamente provável*, *improvável*, etc), interpretados como números *fuzzy* e manipulados pela aritmética *fuzzy* (KAUFMAN e GUPTA, 1985; GOMIDE et al., 1995)

A modelagem e o controle *fuzzy* são técnicas para se manusear informações qualitativas de uma maneira rigorosa. Tais técnicas 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 ou micro-controladores é das mais convenientes, dado que, geralmente, não envolvem nenhum problema computacional sério (LEE, 1990 citado por GOMIDE et al., 1995)

A teoria de modelagem e controle *fuzzy* trata do relacionamento entre entradas e saídas, agregando vários parâmetros de processo e de controle. Isso permite a consideração de processos complexos, de modo que os sistemas de controle resultantes proporcionam um resultado mais acurado, além de um desempenho estável e robusto. A grande simplicidade de implementação de sistemas de controle *fuzzy* pode reduzir a complexidade de um projeto a um ponto em que problemas anteriormente intratáveis passam agora a ser solúveis. (LEE, 1990 citado por GOMIDE et al., 1995).

A lógica *fuzzy* é fundamentada na teoria dos conjuntos, absorvendo as principais características desta última, mas apresentando as suas próprias características que lhe permitem ser vista como uma nova abordagem no tratamento de problemas inexatos.

Segundo Xu et al. (2008), recentemente, houve um aumento expressivo dos aspectos *fuzzy* de sistemas biológicos, que pode ser referente à mudança de paradigma para a “nova biologia”. Pode-se notar ainda que muitos processos em sistemas biológicos estão intrinsecamente ligados à Teoria *Fuzzy* e não a processos determinísticos (BUANI, 2010).

Enquanto na teoria dos conjuntos um determinado elemento pertence ou não a um conjunto a cada elemento é associado o valor 1 ou 0, discriminando um elemento como membro ou não membro, respectivamente, na lógica *fuzzy* a um elemento pode ser associado qualquer valor dentro de um intervalo fechado de 0 a 1, de tal forma que esse número indica o grau de pertinência do elemento dentro de um conjunto. Isto é, um elemento pode não pertencer a um conjunto (valor 0), pertencer ao conjunto (valor 1) ou pode pertencer parcialmente ao conjunto ($0 < \text{valor} < 1$) (BRESSAN, 2007).

Assim, um conjunto *fuzzy* X , dentro de um universo U , se manifesta como um conjunto de pares ordenados, em que cada elemento de X tem seu grau de

pertinência ao conjunto oscilando entre 0 e 1, revelado pela equação 1: $X = \{[x, \mu(x)] \mid x \in U \text{ e } \mu(x) \in [0, 1]\}$ (KOHAGURA, 2007).

A Lógica *Fuzzy* não utiliza probabilidades nem trata as incertezas como passíveis de aleatoriedade. As teorias que envolvem os Conjuntos *Fuzzy* e a Lógica *Fuzzy* tratam a incerteza e a ambigüidade como determinísticas. Onde os teóricos da lógica Bayesiana enxergam probabilidades, os teóricos da Lógica *Fuzzy* enxergam diferentes quantidades de pertinência a eventos que não são prováveis, mas são eventos reais. Quando se faz uma série de inferências ou declarações preditivas, esses são predicados modificadores de descrições prévias que representam vários graus de certeza com relação à ocorrência, e que são determinísticos na sua originação (SANTOS e RODRIGUES, 2004).

O fundamento essencial da lógica *fuzzy*, enquanto a lógica clássica, determina apenas a cor preta e branca, é que na *fuzzy* da branca até a preta existe uma gama de variações de tonalidade como expressado na figura 1.

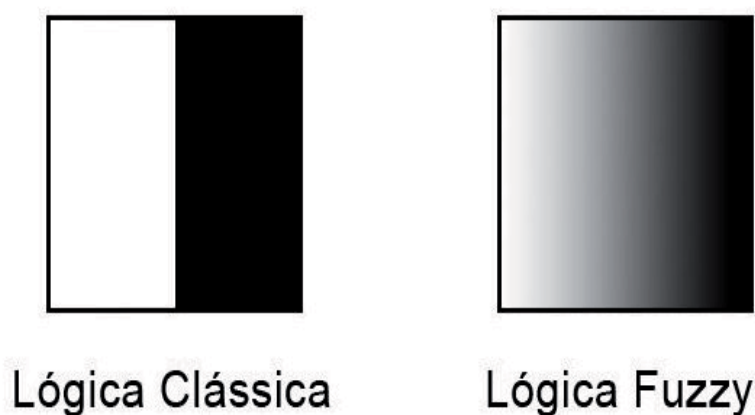


Figura 1 – Desenho comparativo da lógica clássica da *fuzzy*.

Na teoria clássica os conjuntos são denominados de “crisp” e determinam o grau de pertinência em apenas duas situações, pertence ou não pertence ao conjunto. Por exemplo, na classificação de cordeiros poderia ocorrer a situação. Se o cordeiro pesar de 20 a 30 quilos, ele é considerado magro, se pesar de 40 a 50 quilos é considerado de peso ideal e se pesar acima de 60 quilos é

considerado gordo (Tabela 1). Observe a dificuldade da classificação na zona de transição, por exemplo, de 30 a 40 quilos o cordeiro não poderia ser classificado (Tabela 1).

TABELA 1 - Tabela de pertinência para conjuntos clássicos

Quilogramas	Magro	Peso Ideal	Gordo
20	1	0	0
30	1	0	0
40	0	1	0
50	0	1	0
60	0	0	1
70	0	0	1

Na Figura 2 tem-se o gráfico demonstrativo do conjunto clássico para peso magro, ideal e gordo.

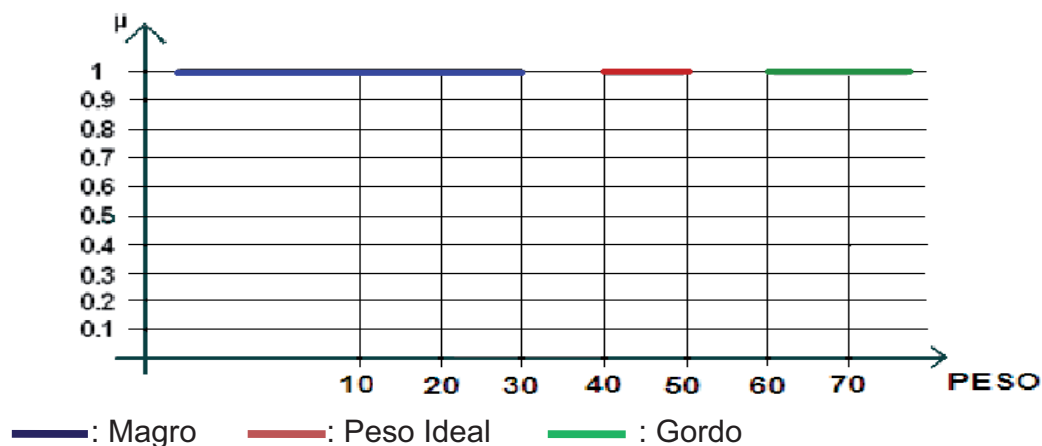


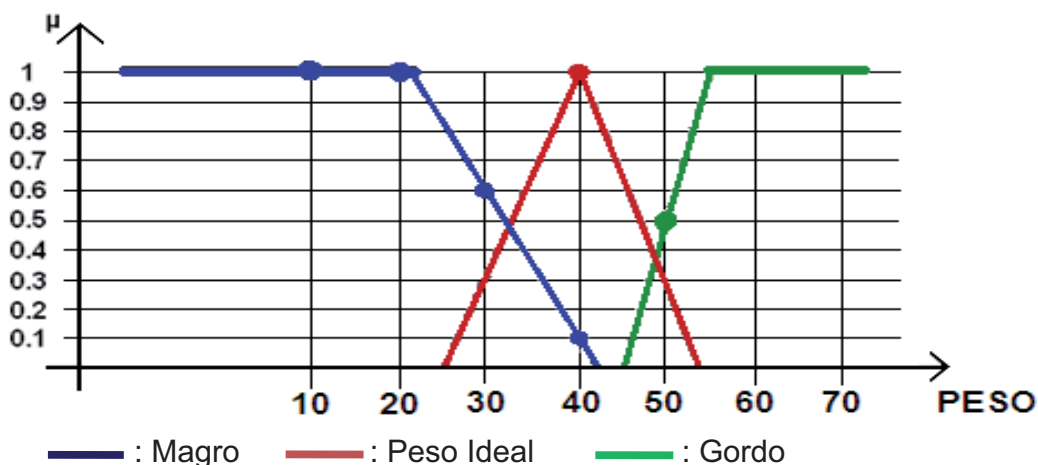
Figura 2 - Gráfico demonstrativo dos Conjuntos Clássicos.

Na lógica *fuzzy* é possível a classificação de cordeiros em toda extensão, inclusive, nas zonas de transição, como sugere a (Tabela 2).

TABELA 2 - Tabela de pertinência para conjuntos *fuzzy*.

Quilogramas	Magro	Peso Ideal	Gordo
20	1	0	0
30	0,6	0,3	0
40	0,1	1	0
50	0	0,3	0,5
60	0	0	1
70	0	0	1

Na Figura 3, tem-se o gráfico demonstrativo do conjunto *fuzzy* para peso magro, ideal e gordo, contemplando todas as zonas de transição.

Figura 3 - Gráfico demonstrativo dos Conjuntos *Fuzzy*.

Segundo Cox (1994), anteriormente a Aristóteles já existiam os conceitos básicos que diferenciavam a lógica *fuzzy* da lógica clássica ou booleana, mas somente no século XX foram aprofundados os estudos dessa teoria, também chamada de lógica nebulosa. Com a evolução dos estudos foram implementadas uma infinidade de aplicações da lógica *fuzzy* nas mais diversas áreas do conhecimento humano.

Ainda de acordo com Cox (1994), a lógica *fuzzy* é capaz de combinar a imprecisão associada aos eventos naturais e o poder computacional das máquinas

para produzir sistemas de resposta inteligentes, robustos e flexíveis.

Aplicações de lógica *fuzzy* como avaliação de crédito, controle de fluxo de caixa, análise de risco, controle de estoques, avaliação de marketing, avaliação de fornecedores, controle de qualidade, otimização de inventários e etc., são as mais utilizadas (VON ALTROCK, 1996).

Ainda como enfatiza Von Altrock (1996) e Rodrigues et al. (2011), a lógica *fuzzy* permite o desenvolvimento de sistemas que representam decisões humanas, onde a lógica e a matemática convencional (booleana) se mostram insuficientes ou ineficientes. Assim, a lógica *fuzzy* fornece ferramentas que procura aproximar a maneira tal qual o ser humano relaciona dados para gerar uma resposta aproximada ao problema.

Outras importantes aplicações mais recentes da lógica *fuzzy* têm sido alcançadas tais como: controle automático de máquinas e equipamentos (controle de elevadores, tráfego automotivo, controle automático de foco em câmeras fotográficas, sistemas de acionamento robotizado, etc.), otimização de processos produtivos, dentre outros (YEN et al., 1994).

Segundo Pinho (1999), a lógica *fuzzy* vem se despontando como um novo ramo da matemática, fundamental na representação da lógica e da racionalidade humana na resolução de problemas complexos.

Já Kaufmann e Gupta (1985), afirmam que a lógica *fuzzy* é composta por conceitos e técnicas que dão a forma matemática ao processo intuitivo humano, que na sua grande maioria é caracterizado pela imprecisão e ambiguidade.

Segundo Kohagura (2007), a lógica *fuzzy* ou difusa verifica o grau de pertinência de um elemento em relação a um determinado conjunto. O grau de pertinência é a referência para verificar o quanto “é possível” esse elemento poder pertencer ao conjunto. O grau de pertinência é calculado através de uma determinada função que retorna, geralmente, um valor real que varia entre 0 a 1, sendo que 0 indica que o elemento não pertence ao conjunto, e 1 que esse elemento pertence ao mesmo.

Oliveira Jr (1999) menciona que os aspectos mais importantes da lógica

difusa é a possibilidade de se capturar, em um modelo matemático, conceitos intuitivos como graus de satisfação, conforto, adequação, etc.

O controle executado pela lógica difusa imita um comportamento baseado em regras (inferências) ao invés de um controle restrito a modelos matemáticos complexos. Pode-se dizer que o objetivo da lógica difusa é gerar uma saída lógica a partir de um conjunto de entradas não precisas, com faltantes ou até mesmo ruídos (OLIVEIRA JR, 1999; SHAW e SIMÕES, 1999).

2.2.1. Função de Pertinência

Segundo Kohagura (2007): "... cada conjunto *fuzzy* é caracterizado pela sua função de pertinência, geralmente representada por $\mu(x)$. É através dela que será determinado o quanto um determinado elemento pertence ao conjunto. De acordo com sua aplicação ou a maneira de representar em um determinado contexto existem diferentes tipos de funções de pertinência".

No Quadro 1 estão apresentadas as funções de pertinências mais utilizadas na Lógica *Fuzzy*.

QUADRO 1- Funções de Pertinência da Lógica *Fuzzy*.

Função	Equação
Triangular	$\mu_{tri}(x, a, b, c) = \max\left(0, \min\left[\frac{(x-a)}{(b-a)}, \frac{(c-x)}{(c-b)}\right]\right)$
Trapézoidal	$\mu_{tra}(x, a, b, c) = \max\left(0, \min\left[\frac{(x-a)}{(b-a)}, 1, \frac{(c-x)}{(c-b)}\right]\right)$
Gaussiana	$\mu_{gau}(x, s, c) = \exp\left\{\frac{-(x-c)^2}{s}\right\}$
Sigmóide	$\mu_{sig}(x, a, c) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x-c)]}$

Na Figura 4 estão as representações gráficas das quatro funções de pertinências do Quadro 1.

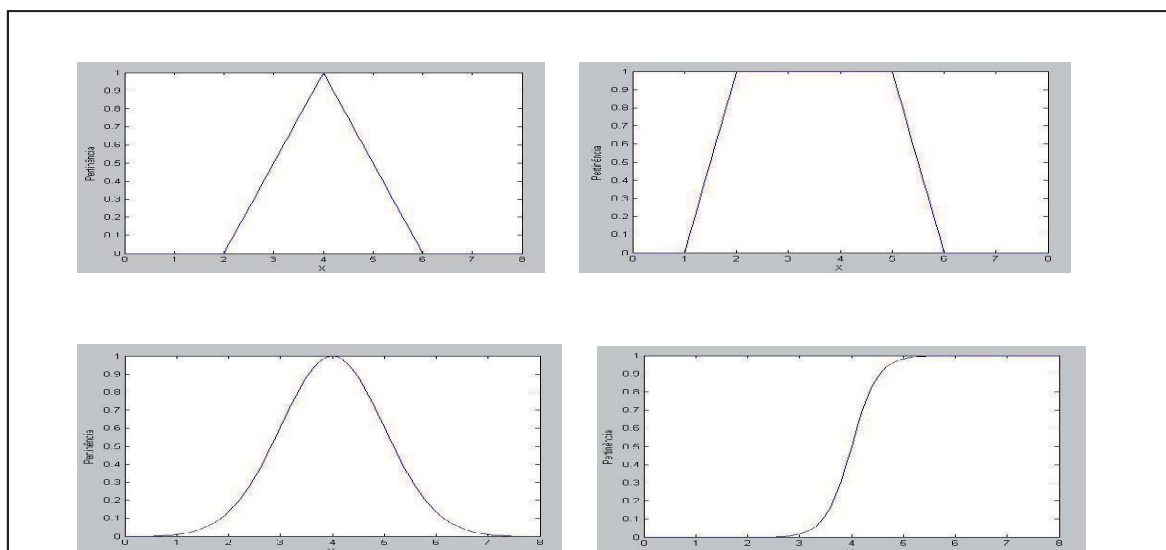


Figura 4 - Representações gráficas das funções de pertinências: (a) triangular, (b) trapezoidal, (c) gaussiana e (d) sigmóide.

Fonte: Adaptado de (KOHAGURA, 2007, p.25).

2.2.2. Variáveis lingüísticas

Variáveis lingüísticas são variáveis nas quais os valores são palavras representadas em conjuntos *fuzzy*. Por exemplo, a *temperatura* de um determinado processo pode ser uma variável lingüística assumindo valores baixa, média e alta. Esses *valores* são descritos por intermédio de conjuntos *fuzzy*, representados por funções de pertinência (KOHAGURA, 2007; KRUEL et al., 2008).

O principal objetivo das variáveis lingüísticas é fornecer uma maneira sistêmica para caracterização aproximada de fenômenos mal definidos, permitindo o tratamento de sistemas complexos para análise através de termos matemáticos (SHAW e SIMÕES, 1999).

Lógica *fuzzy* é um conjunto de métodos baseados no conceito de conjunto *fuzzy* e operações difusas, que possibilita o modelamento realista e flexível de sistemas. O raciocínio *fuzzy* é composto por três etapas, ou processos, que são: a

fuzzificação, a inferência e a defuzzificação (KOHAGURA, 2007; TANSCHKEIT, 2003). A Figura 5 mostra o fluxograma de todas as etapas do raciocínio *fuzzy*.

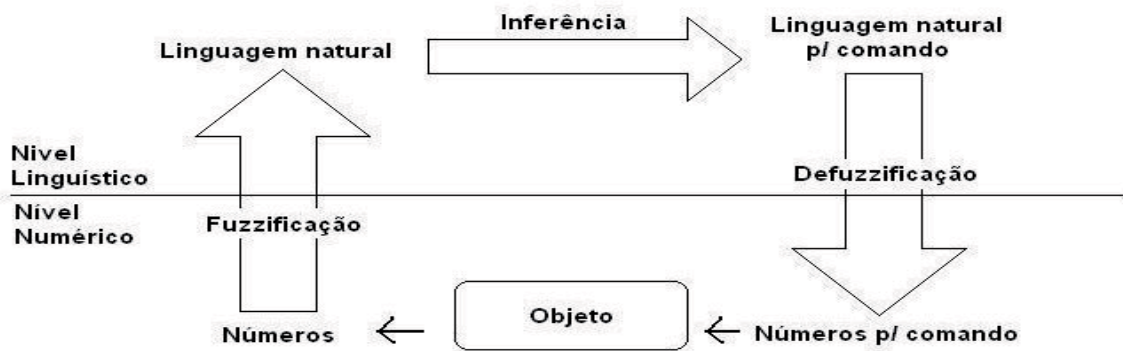


Figura 5 - Esquema do fluxograma de todas as etapas do raciocínio *fuzzy*

Fonte: Adaptado de (KOHAGURA, 2007, p. 29)

2.2.3. Fuzzificação

A primeira etapa do raciocínio *fuzzy* é a fuzzificação, na qual se consideram entradas precisas (não-*fuzzy*), resultantes de medições ou observações, na qual para cada valor de um dado ocorre a ativação de uma função de pertinência para que seja possível fazer o mapeamento dos dados de entrada para os valores *fuzzy* (KOHAGURA, 2007, TANSCHKEIT, 2003).

De forma resumida, a fuzzificação consiste em transformar um dado numérico em um termo de linguagem natural. Por exemplo, o peso e a altura de um animal são chamados de variáveis *fuzzy*. Às variáveis *fuzzy* são atribuídos os conjuntos *fuzzy*, como “muito”, “pouco”, “alto” ou “baixo”. Estes tipos de atribuições são chamadas de valores *fuzzy*.

2.2.4. Inferência

A inferência é uma etapa importante do raciocínio *fuzzy*, é através dela que é feita a tomada de decisão. Nela são determinados os graus de pertinência de cada elemento ao conjunto, para posterior utilização das regras do tipo *Se – Então*.

Segundo Oliveira Jr (1999), Shaw e Simões (1999), as regras são criadas de forma empíricas, podendo ser fornecidas por especialistas em forma de sentenças linguísticas, e constituem em aspecto fundamental no desenvolvimento de um sistema de inferência *fuzzy*. O processo de inferência nada mais faz do que avaliar os níveis de “compatibilidade” das entradas com os antecedentes das varias regras, ativando os conseqüentes com intensidades proporcionais aos mesmos. Disso resulta um conjunto *fuzzy*, que será convertido em escalar (valor condensado ou defuzzificado), fornecendo a saída do sistema.

Dados dois conjuntos *fuzzy* A e B e os respectivos complementares A' e B' , para a realização da inferência *fuzzy* existem dois procedimentos de inferência entre esses conjuntos, o Modus Ponens Generalizado (MPG) e o Modus Tollens Generalizado (MTG). O MPG tem a seguinte regra: se x é A então y é B. Esta regra permite a implicação de valores *fuzzy* que são se x é A' então y é B' . O MTG tem a seguinte regra: se x é A então y é B, que permite a implicação: se y é B' então x é A' .

Uma relação de implicação é uma regra do tipo *Se – Então*. Para determinar uma relação deve-se determinar o tipo de operação de implicação *fuzzy*. As operações de implicação *fuzzy* recebem como entradas os valores de entradas $\mu A(x)$ recebidas da fuzzificação, e os valores de saída $\mu B(x)$ contidas na inferência. O resultado da operação é o dado de saída da relação de implicação.

2.2.5. Defuzzificação

De acordo com Shaw e Simões (1999), na defuzzificação o valor da variável linguística de saída inferida pelas regras *fuzzy* será traduzido num número. O objetivo é obter um único valor numérico que melhor represente os valores *fuzzy* inferidos da variável linguística de saída.

Para Krueel (2008), o sistema *fuzzy*, ao receber uma entrada, transforma-a em uma entrada *fuzzy* que, por sua vez, é submetida ao sistema de inferência (regras *fuzzy*) que devolve uma saída *fuzzy* para este sistema.

Na literatura, diversos métodos de defuzzificação têm sido propostos tais como: Centro de Área (ou Centróide); Média dos Máximos e Média dos Centros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALVES, S. P. **Uso da Zootecnia de Precisão na Avaliação do Bem-estar Bioclimático de Aves Poedeiras em Diferentes Sistemas de Criação**. Piracicaba: ESALQ/USP, 2006. 128p. (Tese de Doutorado em Agronomia; Área de Concentração: Física do Ambiente Agrícola)).
- ABAR, C. **Noções de Lógica Matemática**. São Paulo: Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, 2004. Disponível em <<http://www.pucsp.br/~logica/>>. Acesso em: 20 mai, 2011.
- ARO, D. T.; POLIZER, K. A.; PENA, S. B. O Agronegócio na Ovinocultura de Corte no Brasil. **Revista Científica Eletrônica de Medicina Veterinária**, v.3, n.7, 5p., junho de 2006.
- BARRY, P. D. **George Boole: a Miscellany Cork**. Irlanda:, 1969.
- BÍBLIA. Tradução de João Ferreira de Almeida. **L.C.C. Publicações Eletrônicas**. 2011. Disponível em <<http://www.ebooksbrasil.org/eLibris/biblia.html#1>>. Acesso em: 20 jun, 2011.
- BLAIR, B. Entrevista com Lotfi Zadeh, o Criador da Lógica *Fuzzy* . **Azerbaijan International Magazine**, Azerbaijan, v.2, n.4, p.46, 1994.
- BRESSAN, G. M. **Classificação do Risco de Infestação de Regiões por Plantas Daninhas Utilizando Lógica *Fuzzy* e Redes Bayesianas**. São Carlos: Escola de Engenharia de São Carlos/USP. 2007. 192p. (Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica).
- BUANI, B. E. Z. **Aplicação da Lógica Fuzzy KNN e Análises Estatísticas para Seleção de Características e Classificação de Abelhas**. São Paulo: Escola Politécnica/ USP, 2010. 133p. (Dissertação de Mestrado em Engenharia, Área de Concentração: Sistemas Digitais).
- COELHO, F. **Uma Tradução Comentada das Categorias de Aristóteles**. Florianópolis: UFSC, 2009. 73p. (Dissertação de Mestrado em Estudos da Tradução).
- COUSIN, J. W. **A Short Biographical Dictionary of English Literature**. London: J.

M. Dent & Sons, 2008.

COX, E. **The fuzzy systems handbook: a practitioner's guide to building, using, and maintaining fuzzy systems.** New York: Academic Press Professional, 1994. 623p.

DAMÁSIO, A. R. **O Erro de Descartes: Emoção, Razão e o Cérebro Humano.** São Paulo: Companhia das Letras, 1996. 330p.

EYERKAUFER, M. L.; COSTA, A.; FARIA, A. C. Métodos de Custeio por Absorção e Variável na Ovinocultura de Corte: Estudo de Caso de uma Cabanha. **Organizações Rurais e Agroindustriais**, Lavras, v.9, n.2, p.202-215, 2007,

ENCICLOPÉDIA BRITÂNICA. Sheep (mammal). 1995. Disponível em < <http://www.britannica.com/sheep/>>. Acesso em: 18 jul. 2011.

FAOSTAT. Food and Agriculture Organization of the United Nations Statistical Database. 2006. Disponível em < <http://www.faostat.fao.org/site/339/default.aspx>>. Acesso em: 19 jul. 2011.

FERNANDES, F. M. N. Situação da ovinocultura de São Paulo. In: SIMPÓSIO PAULISTA DE OVINOcultura, 1., 1998, Botucatu. **Anais...** Botucatu: Fundação Cargil; FMVZ/UNESP, 1998. p. 3-10.

GALE, T.; ZADEH, L. A. **Bibliografia Mundial de Ciência da Computação.** 2005. Disponível em: <http://en.wikipedia.org/wiki/Lotfi_A._Zadeh>. Acessado em 15 mai. 2011.

GOMIDE, F. A. C.; GUDWIN, R. R. Modelagem, Controle, Sistemas e Lógica *Fuzzy*, **Revista da SBA: Controle & Automação**, v.4, n.3. p.97-115. 1994,

GOMIDE, F. A. C.; GUDWIN, R. R.; TRANSCHEIT, R. Conceitos Fundamentais da Teoria de Conjuntos *Fuzzy*: Lógica *Fuzzy* e Aplicações. IN: INTERNATIONAL FUZZY SYSTEMS ASSOCIATION WORLD CONGRESS, 6, 1995 - IFSA95. **Proceedings** 1995.

IBGE. **Estados@ - Mato Grosso do Sul.** 2010. Disponível em: < <http://www.ibge.gov.br/estadosat/perfil.php?sigla=ms>>. Acesso em 20 set. 2011.

IBGE. **Rebanhos e Produção Animal (dados anuais).** 2009. Disponível em <<http://seriesestatisticas.ibge.gov.br/series.aspx?vcodigo=PPM01&sv=59&t=efetivo-dos-rebanhos-por-tipo-de-rebanho>>. Acesso em: 10 ago. 2011.

INFORMA ECONOMICS FNP. **Consumo Per Capita de Carnes.** 2011. Disponível em: < <http://www.informaecon-fnp.com/>>. Acesso em 10 ago. 2011.

KAUFMANN, A.; GUPTA, M. M. **Introduction to Fuzzy Arithmetic: Theory and Applications.** New York: Van Nostrand Reinhold Company Ltda., 1985.

KOHAGURA, T. **Lógica Fuzzy e Suas Aplicações.** Londrina: Universidade Estadual de Londrina - Departamento de Computação, 2007. 49p. (Trabalho de Conclusão de Curso em Ciências da Computação).

- KRUEL, M.; DILL, R. P.; DARONCO, E. Mensuração da satisfação: um estudo comparativo entre lógica nebulosa (*fuzzy logic*) e programação linear. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 31, RIO DE JANEIRO, 2008. **Anais . . .** Rio de Janeiro: Anpad, 2008.
- LAUAND, J. **Razão, Natureza e Graça** - Tomás de Aquino em Sentenças. Curitiba: Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 1993. (Dissertação de Mestrado).
- LEDIC, I.L., TONHATI, H., FERNANDES, L.O. Rendimento Integral de Bovinos após Abate. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v.24, n.1, p.272-277, jan./mar. 2000.
- MAMDANI, E.; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. Queen Mary College, London University. **International Journal of Man-Machine Studies** ,v.7, n.1, p.1-13, Jan. 1975.
- MAPA – Ministério de Agricultura Pecuária e Abastecimento. **Animal**. Disponível em <<http://www.agricultura.gov.br/animal/>>. Acesso em: 17 set. 2011.
- MELO, D. C. **Implementação do Sistema Fuzzy de Mamdani Usando Como Ferramenta o Visual Basic for Application no Excel**. Rio de Janeiro: IBMEC, 2009. 72p. (Dissertação de Mestrado em Administração).
- MDIC – Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior. **Exportações de Commodities**. 2011. Disponível em <<http://www.mdic.gov.br/sitio/interna/interna.php?area=5&menu=1955&refr=608>>. Acesso em: 17 set. 2011.
- MMA – Ministério do Meio Ambiente. **Biomass e Vegetação**. 2010. Disponível em: <<http://www.brasil.gov.br/sobre/geografia/biomass-e-vegetacao/biomass-brasileiros>>. Acesso em 12 set. 2011.
- MOURÃO, C.; HEGEL, G. W. F. **Vida, Pensamento e Obra de Dr. Gonçal Mayos**, Barcelona: Planeta de Agostini, 2008.
- OLIVEIRA JR, H. A. **Lógica Difusa: Aspectos Práticos e Aplicações**. Rio de Janeiro: Interciência, 1999.
- SÁ, C. O. de; SÁ, J. L. **História dos Ovinos**. 2001. Disponível em <<http://www.crisa.vet.br/>>. Acesso em: 20 jul. 2011.
- PADOVANI, U.; CASTAGNOLA, L. **História da Filosofia**. São Paulo: Edições Melhoramentos, 10.^a edição, 1974. 588p.
- PAVIANI, J. **Filosofia e método em Platão**. Porto Alegre: EDIPUCRS, 2001, 98p.
- PERISSINOTO, M. **Sistema inteligente aplicado ao acionamento do sistema de climatização em instalações para bovinos leiteiros**. Piracicaba: ESALQ, USP, 2007. (Tese de Doutorado em Agronomia).
- PINHO, A. F. **Uma contribuição para a resolução de problemas de programação**

de operações em sistemas de produção intermitentes flow-shop: A consideração de incertezas. Itajubá: Universidade Federal de Itajubá, 1999. (Dissertação de Mestrado em Engenharia).

RODRIGUES, V.C., ANDRADE, I. F., FREITAS, R.T., BRESSAN. M. C., TEIXEIRA. J.C. Rendimentos do Abate e Carcaça de Bovinos e Bubalinos Castrados e Inteiros, **Revista Brasileira Zootecnia**, v.32, n.3, p.663-671, 2003.

RODRIGUES, W. O. P.; WOLF, R.; VIEIRA, D. A. H.; SOUZA, C. C. de; REIS NETO, J. F. dos. Utilização de Lógica *Fuzzy* para Classificação de Cordeiros Sem Raça Definida para o Abate. **Congresso Internacional de Administração**. Ponta Grossa: Universidade Estadual de Ponta Grossa, 2010.

SANTOS, S.A.; RODRIGUES, F. Z. A Lógica *Fuzzy* na Administração de Empresas. In: SEMINÁRIO EM ADMINISTRAÇÃO 7, 2004, São Paulo. **Anais . . .** São Paulo: FEA/USP, 2004, p.5.

SCHAFF, A. **História e verdade**. 2 ed. São Paulo: Martins Fontes, 1992. 93 p.

SHAW, I. S.; SIMÕES, M. G. **Controle e Modelagem Fuzzy**. São Paulo: Editora Edgard Blücher, 1999.

SPINELLI, M. **Filósofos Pré-Socráticos. Primeiros Mestres da Filosofia e da Ciência Grega**. 2ª edição. Porto Alegre: Edipucrs, 2003. 392p.

TANSCHKEIT, R. **Sistema Fuzzy**. DEE-PUC-Rio de Janeiro. 2003. Disponível em <<http://www.inf.ufsc.br/~mauro/ine5377/leituras/ICA-Sistemas%20Fuzzy.pdf>>. Acesso em: 25 fev. 2011.

UMBERS, I.G.; KING, P.J. An analysis of human decision-making in cement kiln control and the implications for automation. **International Journal of Man-Machine Studies**, v.12, n.1, p.11-23, Jan. 1980.

VON ALTROCK, C. **Fuzzy Logic and Neuro Fuzzy Applications in Business and Finance**. New Jersey: **Prentice Hall PTR**, 1996.

XU, D.; KELLER, J. M.; POPESCU, M.; BONDUGULA, R. Applications of Fuzzy Logic in Bioinformatics. **Series on Advances in Bioinformatics and Computational Biology**. Imperial College Press. 57 Shelton Street. v.9. London, 2008.

YEN, J.; LANGARI, R.; ZADETH, L. A. **Industrial Applications of Fuzzy Logic And intelligent Systems**. New York: IEEE Press, 1994.

3. ARTIGO

**FERRAMENTA PRÁTICA NA CLASSIFICAÇÃO DE ANIMAIS PARA O
ABATE ATRAVÉS DA LÓGICA *FUZZY***

FERRAMENTA PRÁTICA NA CLASSIFICAÇÃO DE ANIMAIS PARA O ABATE ATRAVÉS DA LÓGICA *FUZZY*

RESUMO

Este trabalho se trata da classificação de cordeiros para o abate utilizando conceitos de Lógica *Fuzzy* como uma ferramenta quantitativa auxiliar nas tomadas de decisão. Para o desenvolvimento deste trabalho utilizou-se o *Toolbox Fuzzy Logic* do programa matemático Matlab 7.0. As entradas foram constituídas pelas medidas dos comprimentos corporais, dos trocanteres e dos pesos dos cordeiros. Os valores retornados de saída corresponderam à classificação quanto ao peso ideal para o abate e o tempo de confinamento necessário para a engorda ou emagrecimento dos cordeiros. Neste trabalho foram realizadas três simulações, envolvendo três animais de um lote de cordeiros enviados para o abate. Para isso, foram tomadas antes as três medidas citadas, e feitas as simulações. Os resultados foram considerados bons, pois foi possível fazer a classificação desses cordeiros quanto aos momentos ideais de abate.

Palavras-chave: Classificação de cordeiros; abate de cordeiros; lógica *fuzzy*; tomada de decisão.

PRACTICAL TOOL IN THE CLASSIFICATION OF ANIMALS FOR SLAUGHTER BY FUZZY LOGIC

ABSTRACT

This work treats of the lamb classification for slaughter using concepts of fuzzy logic as a tool to assist in decision making. To develop this work, it was used the Fuzzy Logic Toolbox of Matlab mathematical program. The entries were made by measurements of body lengths and lamb weights. The output values returned corresponded to the classification as ideal weight for slaughtering and confinement time needed for fattening or emaciation of the lambs. In this work were developed three simulations involving three lambs from a group to be sent to slaughter. For this, the two measures mentioned above were taken before, and made the simulations. The results were considered good, because it was possible to classify these lambs as ideal moments to slaughter.

Key words: Classification of lambs; lamb slaughter; fuzzy logic; decision making.

3.1. INTRODUÇÃO

Muitos fatores podem levar ao risco ou à incerteza durante a análise de um problema que envolve uma tomada de decisão em uma empresa. Independente do tipo de problema enfrentado, o empresário no momento decisório faz uso de suposições, aproximações ou simplificações, provocando dúvidas a respeito da validade dos resultados. As incertezas podem ocorrer quando, em se tratando de um problema probabilístico, não se consegue descrever com exatidão a distribuição de probabilidade de alguma variável envolvida no problema, conseqüentemente, não sendo possível aplicar os métodos corretos para a análise do mesmo.

Apresenta-se neste contexto a lógica *fuzzy*, que fornece subsídios para a resolução de problemas com alto grau de incerteza, sem perder informações importantes durante a manipulação dos dados. Ela utiliza o grande poder computacional disponível nos computadores atuais para fornecer respostas precisas e robustas de problemas com alto grau de incerteza, além da flexibilidade das respostas obtidas. A lógica *fuzzy* permite o desenvolvimento de sistemas que representam decisões humanas, onde a lógica e a matemática convencional são insuficientes ou ineficientes nas tomadas de decisão.

Existe uma infinidade de atividades empresariais em que é possível sua aplicação tais como: avaliação de crédito, controle de fluxo de caixa, análise de risco, controle de estoques, avaliação de marketing, avaliação de fornecedores, controle de qualidade, otimização de inventários, classificação de produtos, etc.

Com relação à classificação de produtos, uma área promissora seria de fornecer ao pecuarista, por exemplo, um método confiável de classificação de animais para o abate, visto que essa atividade é realizada de forma empírica visual, levando-se em conta o aspecto físico e a idade do animal.

Atualmente, a criação de ovinos é uma promissora atividade do agronegócio brasileiro, o que tem propiciado, quando da sua comercialização, uma boa lucratividade ao produtor. Por outro lado, além da grande capacidade desses animais em transformar alimentos de baixa qualidade em proteína de alto valor

biológico como carne e leite; os ovinos podem ainda ser criados numa mesma propriedade concomitantes aos bovinos, sem prejuízos para nenhuma das espécies. Portanto, eles são capazes de oferecer uma resposta financeira por hectare interessante ao produtor.

Com condições ambientais ideais e clima comparável a outras regiões onde existem ovinoculturas desenvolvidas, Mato Grosso do Sul possui um grande potencial para o desenvolvimento do setor; pois a carne ovina, como já mencionado, tem elevado teor de proteínas, é mais saudável ao ser humano pelo baixo nível de gordura existente, ao mesmo tempo em que atinge um razoável preço de comercialização no mercado nacional.

Um dos problemas que o criador de ovinos enfrenta é na tomada de decisão do momento correto em que um determinado cordeiro está pronto em acabamento para o abate, principalmente, quando o número de cordeiros na engorda é elevado, necessitando de um método mais rápido e eficiente para se fazer à classificação.

A utilização dos conceitos de lógica *fuzzy* pode auxiliar nessa tomada de decisão; assim sendo, este trabalho de pesquisa visa à utilização da lógica *fuzzy* como uma ferramenta quantitativa na classificação de cordeiros para o abate.

3.2. MATERIAL E MÉTODOS

A lógica *difusa* é baseada na teoria dos conjuntos difusos em que, se um determinado elemento pertence a esse conjunto, deve ser verificado o grau de pertinência do elemento em relação ao conjunto. Diferentemente da teoria clássica, em que o grau de pertinência é binário, ou seja, pertence ou não pertence ao conjunto, nos conjuntos difusos o grau de pertinência é a referência para verificar o quanto “é possível” esse elemento pertencer ao conjunto.

O grau de pertinência de um elemento a um conjunto é calculado através de uma função que retorna, geralmente, um valor real que varia entre 0 a 1,

sendo 0 para indicar que o elemento não pertence ao conjunto, e 1, que pertence ao mesmo. Pode-se dizer que o objetivo da lógica difusa é gerar uma saída lógica a partir de um conjunto de entradas não precisas, faltantes ou até mesmo com ruídos (COSENZA, 2006).

Um conjunto difuso X de um universo U é expresso como um conjunto de pares ordenados em que cada elemento de X tem o seu grau de pertinência ao conjunto, $\mu(x)$, variando de 0 a 1, equação (1).

$$X = \{(x, \mu(x)) \mid x \in U \text{ e } \mu(x) \in [0, 1]\} \quad (1)$$

Como acontece com a teoria convencional de conjuntos, operações entre conjuntos difusos tais como: união, interseção, complemento e produto algébrico podem ser realizadas.

A união de dois conjuntos A e B subconjuntos difusos de X , resultará em um conjunto difuso cujas pertinências serão os valores máximos das respectivas pertinências dos conjuntos em questão, equação (2).

$$(A \cup B)(x) = \max(A(x), B(x)) = A(x) \vee B(x) \quad (2)$$

A interseção de dois conjuntos A e B , subconjuntos difusos de X , resultará em um conjunto difuso cuja sua pertinência será o valor mínimo das respectivas pertinências dos conjuntos em questão, equação (3)

$$(A \cap B)(x) = \min(A(x), B(x)) = A(x) \wedge B(x), \forall x \in X \quad (3)$$

O complemento de um conjunto difuso A , subconjuntos difusos de X , denotado por A' , resultará em um conjunto difuso cuja sua pertinência será a subtração de 1 pela pertinência do conjunto em questão, equação (4)

$$A'(x) = 1 - A(x), \forall x \in X \quad (4)$$

O produto algébrico de dois conjuntos A e B , subconjuntos difusos de X , denotado por $X * Y$, resultará em um conjunto difuso cuja sua pertinência será o produto das respectivas pertinências dos conjuntos em questão, equação (5).

$$(A * B)(x) = A(x) * B(x), \forall x \in X \quad (5)$$

Outras operações, tais como: produto limitado, produto drástico, soma algébrica, soma limitada, concentração e dilatação, consultar (KOHAGURA, 2007).

As relações entre dois conjuntos A e B , subconjuntos difusos de X , podem representar associações, interações e interconexões entre os elementos $x \in A$ e $y \in B$ dos dois conjuntos. A diferença dessas relações para os conjuntos clássicos está no grau de associação entre os elementos x e y . Nos conjuntos clássicos a associação é 0 ou 1, enquanto a associação difusa varia de 0 a 1, equação (6).

$$R_{A \times B}(x, y) = \{(x, y), \mu(x, y) \mid (x, y) \in A \times B \text{ e } \mu_{A \times B}(x, y) \in [0, 1]\} \quad (6)$$

A pertinência da união de A e B é dada pelo máximo das pertinências entre eles, equação (7).

$$\mu_{A \cup B}(x, y) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(y)\} \quad (7)$$

A pertinência da interseção de A e B é dada pelo mínimo das pertinências entre eles, equação (8).

$$\mu_{A \cap B}(x, y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\} \quad (8)$$

Existem outras outras relações difusas que não foram tratadas neste trabalho, pois fugiam do seu escopo.

A projeção é uma operação que reduz a dimensão de uma relação. De uma relação de duas dimensões podem-se obter duas relações de dimensões um. As equações (9) representam as projeções sobre as coordenadas x e y , respectivamente, de uma relação de duas dimensões.

$$\mu R_1(x, y) = \underset{y}{\text{máx}}[\mu R(x, y)] \quad \text{e} \quad \mu R_2(x, y) = \underset{x}{\text{máx}}[\mu R(x, y)] \quad (9)$$

Na primeira equação, x é mantido fixo e o máximo de y é determinado em todo o seu domínio; na segunda, y é mantido fixo e o máximo de x é determinado.

Dadas duas relações difusas envolvendo os produtos cartesianos $A \times B$ e $B \times C$, com $x \in A$, $y \in B$ e $z \in C$, é possível obter uma nova relação $A \times C$. Existem várias versões de composições, algumas delas serão estudadas a seguir.

Dadas duas relações de pertinências difusas, $\mu(R_1(x, y))$ e $\mu(R_2(y, z))$, então a pertinência da composição $(R_1 \circ R_2)(x, z)$ é dada pela equação (10).

$$\mu((R_1 \circ R_2)(x, z)) = V_y \{ \mu(R_1(x, y)) \wedge \mu(R_2(y, z)) \} \quad (10)$$

onde V_y indica o máximo (variando y) do resultado entre os colchetes e Λ_x indica o mínimo (variando x) das pertinências das duas relações entre colchetes. O cálculo de $\mu((R_1 \circ R_2)(x, y))$ utiliza o algoritmo da multiplicação de matrizes, em que V representa a soma e Λ o produto.

Outros tipos de composições podem ser encontradas em (KOHAGURA, 2007).

Cada conjunto difuso é caracterizado pela sua função de pertinência, e é através dela que será determinada o quanto um determinado elemento pertence ao conjunto. Existem diferentes tipos de funções de pertinência.

Todo conjunto de números difusos pode possuir uma função de pertinência que irá representá-lo, desde que ele seja *normal* e *convexo*. Um conjunto difuso é dito *normal* quando a sua função de pertinência permite classificar se um determinado elemento pertence totalmente ao conjunto, e é denominado *convexo* quando a sua função de pertinência não tem mais “crescimento ou decrescimento” dos valores resultantes ao longo do universo dado (ZIMMERMAN, 1991). A Figura 6 mostra o gráfico de conjuntos difusos.

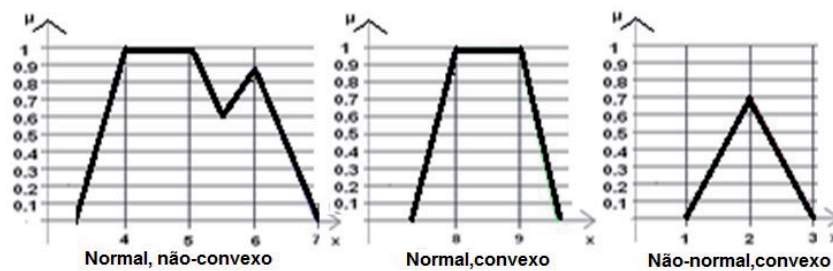


Figura 6 - Tipos de conjuntos difusos.

Neste trabalho de pesquisa foi utilizada a função de pertinência triangular, cujo gráfico representa um conjunto normal e convexo, equação (11).

$$\mu_{tri}(x, a, b, c) = \max \left\{ \min \left\{ \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right\}, 0 \right\} \quad (11)$$

A Figura 7 mostra o gráfico de uma função triangular quando $a = 2$, $b = 4$ e $c = 6$.

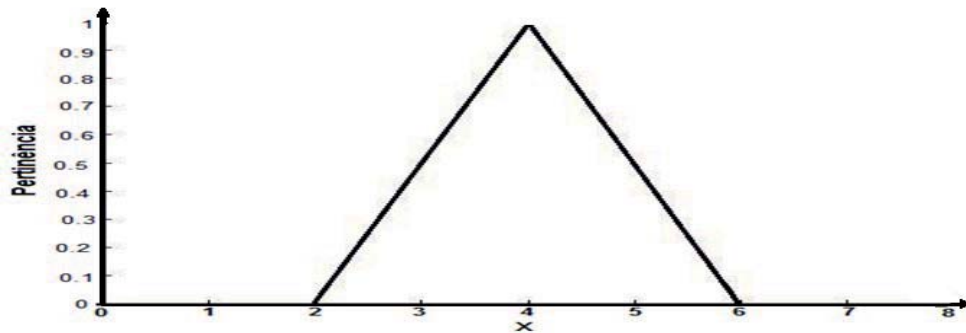


Figura 7 - Representação gráfica das funções de pertinência triangular.

Variáveis linguísticas são variáveis cujos valores são palavras em linguagem natural representadas em conjuntos difusos. Por exemplo, a temperatura de um determinado processo pode ser uma variável linguística assumindo valores: baixa, média e alta. Esses valores são descritos por intermédio de conjuntos difusos (KOHAGURA, 2007; KRUEL et al., 2008).

O principal objetivo das variáveis linguísticas é fornecer uma maneira sistêmica para caracterização aproximada de fenômenos mal definidos, permitindo o tratamento de sistemas complexos para análise através de termos matemáticos (SHAW e SIMÕES, 1999; TANSCHKEIT, 2003).

A primeira etapa do raciocínio difuso é a fuzzificação, na qual se consideram entradas precisas (não-difusas), resultantes de medições ou observações, na qual para cada valor de um dado ocorre a ativação de uma função de pertinência para que seja possível fazer o mapeamento dos dados de entrada para os valores difusos (JANÉ, 2003; KOHAGURA, 2007).

A fuzzificação consiste em transformar um dado numérico em um termo de linguagem natural. Por exemplo, o peso e a altura de um animal são chamados de variáveis difusas às quais são atribuídas os conjuntos de valores difusos, como “muito”, “pouco”, “alto” ou “baixo”.

Identificadas as variáveis difusas em um problema, é necessário

determinar os valores difusos possíveis para estas variáveis. No caso, para a variável difusa “peso”, ela pode ser classificada em três valores difusos que são: “leve”, “médio” e “pesado”, enquanto a variável difusa “comprimento corporal” poderá ser classificada em: “curto”, “mediano” e “comprido”. Para cada valor difuso existirá uma função de pertinência para que seja possível o mapeamento dos dados de entrada, que são valores numéricos, para os valores difusos.

A inferência é uma etapa que serve de suporte para a tomada de decisão, pois nela são determinados os graus de pertinência de cada elemento ao conjunto para posterior utilização das regras do tipo *Se – Então*.

Segundo Oliveira Jr (1999) e Shaw e Simões (1999), as regras são criadas de forma empírica, podendo ser fornecidas por especialistas em forma de sentenças linguísticas, e são fundamentais no desenvolvimento de um sistema de inferência difusa. O processo de inferência nada mais faz do que avaliar os níveis de “compatibilidade” das entradas com os antecedentes das várias regras, ativando os consequentes com intensidades proporcionais aos mesmos. Disso resulta um conjunto difuso, que será convertido em escalar (valor condensado ou defuzzificado), que fornece a saída do sistema.

Dados dois conjuntos difusos A e B e os respectivos complementares A' e B', para a realização da inferência *difusa* existem dois procedimentos de inferência entre esses conjuntos: o Modus Ponens Generalizado (MPG) e o Modus Tollens Generalizado (MTG). O MPG tem a seguinte regra: se x é A então y é B. Esta regra permite a implicação de valores difusos que são: se x é A' então y é B' permitindo, assim, determinar o consequente. O MTG tem a seguinte regra: se x é A então y é B, que permite a implicação: se y é B' então x é A', determinando o antecedente.

Portanto, a primeira etapa é determinar a função de pertinência $\mu(B'(y))$ através das regras disparadas do tipo “*Se – Então*”, equação (12).

$$\mu(B'(y)) = \bigvee_x \{ \mu(A'(y)) \wedge \mu(x, y) \} \quad (12)$$

Observe que \bigvee_x significa o cálculo do máximo de y quando x varia em todo o seu domínio, e \wedge representa o mínimo dos dois elementos envolvidos.

Uma relação de implicação é uma regra do tipo *Se – Então*. Para determinar uma relação de implicação deve-se, antes, determinar o tipo de relação de implicação difusa. As relações de implicações difusas recebem como entradas os valores de entradas $\mu A(x)$ recebidas da fuzzificação e os valores de saída $\mu(B(x))$, contidas na inferência, e o resultado da operação é o dado de saída da relação de implicação. No Quadro 2 apresentamos alguns tipos principais de operações de implicação.

QUADRO 2 - Relações de implicações mais utilizadas.

Nome	Operação de implicação	Saída
Zadeh (max-min)	$\max \{ \min \{ \mu(A(x)), \mu(B(y)) \}; \{ 1 - \mu(A(x)) \} \}$	and
Mandani (min)	$\min \{ \mu(A(x)), \mu(B(y)) \}$	or
Larsen (produto)	$\mu(A(x)) * \mu(B(y))$	or

De acordo com Shaw e Simões (1999), na defuzzificação o valor da variável linguística de saída inferida pelas regras difusas será traduzido em um número. O objetivo é obter um único valor numérico que melhor represente os valores difusos inferidos da variável linguística de saída.

Na literatura, diversos métodos de defuzzificação têm sido propostos, mas o importante é escolher o método que melhor se adequar ao problema. Neste trabalho utilizou-se o método do Centro de Área (Centróide) para a defuzzificação da variável difusa, que se encontra no centro geométrico dos valores de saídas difusas, representado por uma região poliedral convexa no gráfico da pertinência da saída da inferência (Figura 8).

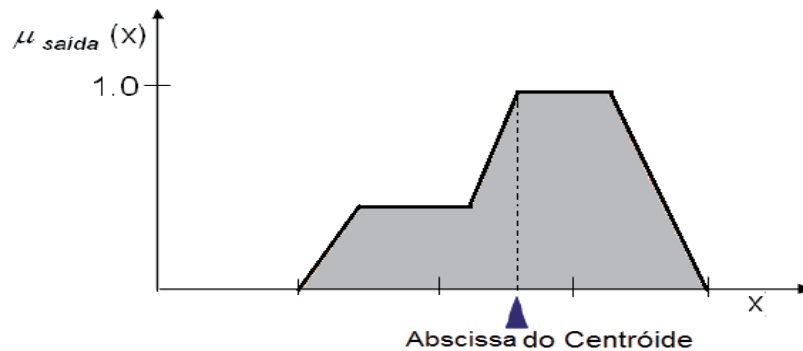


Figura 8 - Método de defuzzificação pelo Centro de Área (Centróide).
Fonte: Adaptado de Shaw e Simões (1999).

A abscissa do centróide pode ser calculada pelas equações (13) ou (14), sendo que a equação (14) apresenta uma melhor precisão, enquanto que na equação (13) o cálculo pode ser executado mais facilmente.

$$x^* = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \mu_{saída}(x_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_{saída}(x_i)} \quad (13)$$

$$x^* = \frac{\int \mu(x) \cdot x \cdot dx}{\int \mu(x) \cdot dx} \quad (14)$$

onde: x_i , ($i=1,2,\dots,n$), é o valor numérico da variável em cada situação i ; $\mu_{saída}(x_i)$, é o valor da função de pertinência para o valor de x_i em cada situação i . Os dois métodos, o primeiro, equação (13), denominado método algébrico e o segundo, equação (14), método computacional, serão utilizados neste trabalho.

3.3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com a finalidade da classificação de cordeiros para o abate, e testar os dois métodos para o cálculo da abscissa do centroide que permite tal classificação, utilizou-se, primeiramente o método algébrico.

3.3.1 Método Algébrico

Para a variável “peso” do cordeiro foi utilizado três subconjuntos estabelecidos por profissionais da área, a saber: “Leve”, “Médio” e “Pesado”, cujas pertinências estão representadas na Tabela 3.

TABELA 3 – Tabela de pertinências para a variável “peso” utilizando conjuntos difusos.

Peso (kg)	Leve	Médio	Pesado
20	1	0	0
25	0,5	0	0
30	0	0,5	0
35	0	1	0
40	0	0,5	0
45	0	0	0,5
50	0	0	1

Nas equações (15) estão apresentadas as classificações dos dados da variável peso do cordeiro quanto aos seus valores de entrada.

$$\begin{aligned}
 \mu_{tri}(Leve(x;10,20,30)) &= \max \left\{ \min \left\{ \frac{x-10}{20-10}, \frac{30-x}{30-20} \right\}, 0 \right\} \\
 \mu_{tri}(Médio(x;25,35,45)) &= \max \left\{ \min \left\{ \frac{x-25}{35-25}, \frac{45-x}{45-35} \right\}, 0 \right\} \\
 \mu_{tri}(Pesado(x;40,50,60)) &= \max \left\{ \min \left\{ \frac{x-40}{50-40}, \frac{60-x}{60-50} \right\}, 0 \right\}
 \end{aligned} \tag{15}$$

A Figura 9 apresenta o gráfico das classificações dos dados de entrada da variável peso e as suas respectivas pertinências.

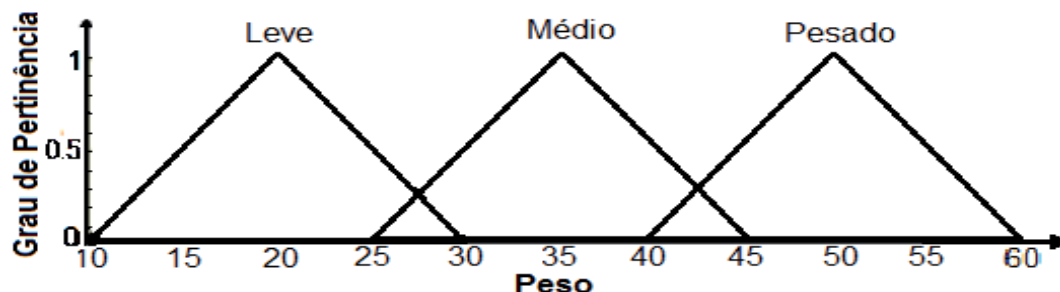


Figura 9 – Gráfico de funções de entradas em relação às inferências da variável peso.

Também, três subconjuntos foram fornecidos por profissionais especializados para a classificação de cordeiros para o abate em relação à variável “comprimento corporal”: “Pequeno”, “Mediano” e “Grande”, com suas pertinências representadas na Tabela 4.

TABELA 4 - Tabela de pertinências para a variável “comprimento corporal” utilizando conjuntos difusos.

Comp.corporal (cm)	Pequeno	Mediano	Grande
30	1	0	0
35	0,5	0	0
40	0	0,5	0
45	0	1	0
50	0	0,5	0
55	0	0	0,5
60	0	0	1

Nas equações (16) estão apresentadas as classificações dos dados da variável comprimento corporal do cordeiro quanto ao seu valor de entrada.

$$\begin{aligned}\mu_{tri}(Curto(x;20,30,40)) &= \max\left\{\min\left\{\frac{x-20}{30-20}, \frac{40-x}{40-30}\right\}, 0\right\} \\ \mu_{tri}(Mediano(x;35,45,55)) &= \max\left\{\min\left\{\frac{x-35}{45-35}, \frac{55-x}{55-45}\right\}, 0\right\} \\ \mu_{tri}(Grande(x;50,60,70)) &= \max\left\{\min\left\{\frac{x-50}{60-50}, \frac{70-x}{70-60}\right\}, 0\right\}\end{aligned}\tag{16}$$

A Figura 10 apresenta o gráfico das classificações dos dados de entrada da variável Comprimento corporal e as suas respectivas pertinências.

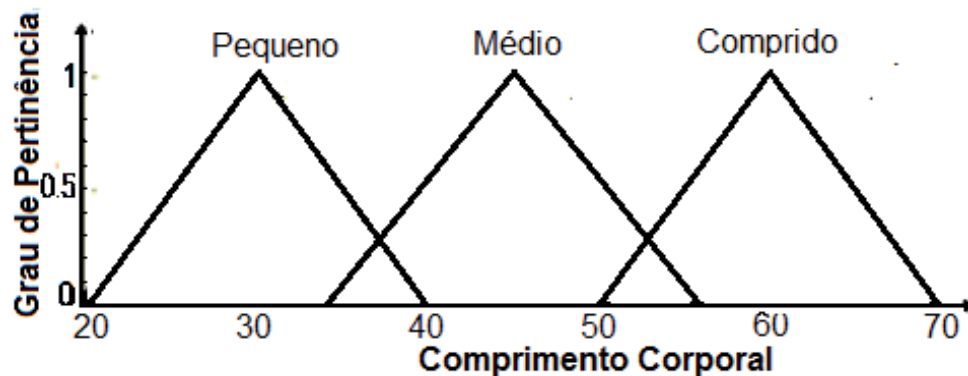


Figura 10 – Gráfico das funções de entradas relativas às inferências da variável comprimento corporal.

Desse modo, para as variáveis de entrada “peso” e “comprimento corporal”, será necessário determinar as variáveis difusas que serão os “estados”, e escolher as ações através dos valores difusos, no caso, cinco valores: “Palito” (Muito magro); “Abaixo do Ideal”; “Ideal”; “Acima do Ideal” e; “Elefante” (Muito gordo), que também terão suas funções de pertinências.

O Quadro 3 apresenta as inferências, também fornecidas por profissionais da área, usadas neste trabalho, correspondentes aos parâmetros biométricos do cordeiro em relação às variáveis de entradas “peso” e “comprimento corporal”.

QUADRO 3 - Conjunto de inferências de entrada correspondentes aos parâmetros biométricos do cordeiro em relação às variáveis peso e comprimento corporal.

Nº.	Se Peso	Se Comp. Corporal	Então Condição (estado)
1	Leve	Curto	Ideal - Senão
2	Leve	Mediano	Abaixo do Ideal - Senão
3	Leve	Grande	Palito - Senão
4	Médio	Curto	Acima do Ideal – Senão
5	Médio	Mediano	Ideal – Senão
6	Médio	Grande	Abaixo do Ideal – Senão
7	Pesado	Curto	Elefante – Senão
8	Pesado	Mediano	Acima do Ideal – Senão
9	Pesado	Grande	Ideal - Senão

O Quadro 4 apresenta os possíveis resultados de saídas numéricas quanto ao peso (defuzzificação), das variáveis linguísticas relativas ao Quadro 3.

QUADRO 4 - Resultados da defuzificação em variáveis lingüísticas.

Peso (kg)	
$-15,0 \leq \text{peso} \leq -7,5$	Elefante
$-10,0 \leq \text{peso} \leq -1,0$	Acima do Ideal
$-2,5 \leq \text{peso} \leq 2,5$	Ideal
$1,0 \leq \text{peso} \leq 10,0$	Abaixo do Ideal
$7,5 \leq \text{peso} \leq 15,0$	Palito

A Figura 11 apresenta os possíveis resultados das saídas da defuzzificação em variáveis linguísticas, relativas às inferências avaliadas do Quadro 3.

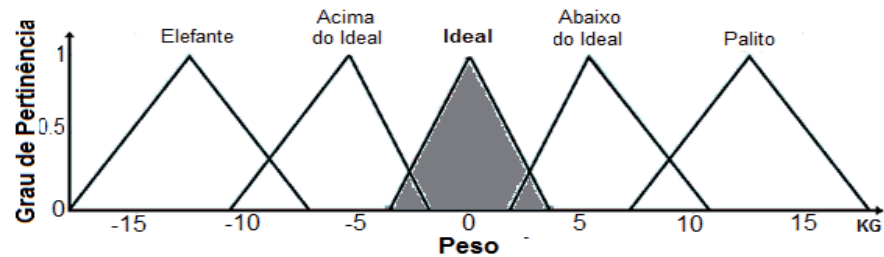


Figura 11 - Gráficos de saídas relativas às inferências avaliadas.

Neste método foram usadas para a classificação de cordeiros, as medidas de dois cordeiros da Fazenda Três Barras da Universidade Anhanguera Uniderp, em Campo Grande, MS: o primeiro com 25 kg de peso e 40 cm de comprimento corporal e; o segundo cordeiro com 40 kg de peso e 35 cm de comprimento corporal.

Foram calculados os graus de pertinências para o peso do primeiro cordeiro fazendo-se $x = 25$ nas equações (15), obtendo-se.

$$\mu_{tri}(Leve(25; 10, 20, 30)) = \max\left\{\min\left\{\frac{25-10}{20-10}, \frac{30-25}{30-20}\right\}, 0\right\} = \max\{\min\{1,5; 0,5\}, 0\} = \max\{0,5; 0\} = 0,5$$

$$\mu_{tri}(Médio(25; 25, 35, 45)) = \max\left\{\min\left\{\frac{25-25}{35-25}, \frac{45-25}{45-35}\right\}, 0\right\} = \max\{\min\{0; 2\}, 0\} = \max\{0; 0\} = 0$$

$$\mu_{tri}(Pesado(25; 40, 50, 60)) = \max\left\{\min\left\{\frac{25-40}{50-40}, \frac{60-25}{60-50}\right\}, 0\right\} = \max\{\min\{-1,5; 3,5\}, 0\} = \max\{-1,5; 0\} = 0$$

Substituindo-se, agora, $x = 40$ nas equações (16), obteve-se:

$$\mu_{tri}(Curto(40; 20, 30, 40)) = \max\left\{\min\left\{\frac{40-20}{30-20}, \frac{40-40}{40-30}\right\}, 0\right\} = \max\{\min\{2; 0\}, 0\} = \max\{0; 0\} = 0$$

$$\mu_{tri}(Mediano(40; 35, 45, 55)) = \max\left\{\min\left\{\frac{40-35}{45-35}, \frac{55-40}{55-45}\right\}, 0\right\} = \max\{\min\{0,5; 1,5\}, 0\} = \max\{0,5; 0\} = 0,5$$

$$\mu_{tri}(Grande(40; 50, 60, 70)) = \max\left\{\min\left\{\frac{40-50}{60-50}, \frac{70-40}{70-60}\right\}, 0\right\} = \max\{\min\{-1; 3\}, 0\} = \max\{-1; 0\} = 0$$

Com os cálculos das pertinências realizados encontraram-se, na etapa

da fuzzificação, os valores difusos diferentes de zero da variável de entrada “peso”, com classificação “Leve”, com grau de pertinência 0,5; variável “comprimento corporal”, com classificação “Mediano” com grau de pertinência 0,5. Os resultados encontrados estão no (Quadro 5).

Quadro 5. Resultados da fuzzificação.

Peso (kg)	Comprimento corporal (cm)
“Leve” - $\mu_{tri}(Leve) = 0,50$	“Mediano” - $\mu_{tri}(Mediano) = 0,50$

Assim, pelos dados obtidos da fuzzificação será disparada a regra 2, (Quadro 3), ou seja, “Se o peso é “Leve” e o comprimento corporal é “Mediano”, “Então” a condição é “Abaixo do Ideal” para o abate – Senão”.

Para encontrar o grau de pertinência da variável “Abaixo do Ideal” escolheu-se a operação de implicação Mandani (min) e a regra MPG fazendo uso dos seguintes passos: sejam o peso, o comprimento corporal e o estado, respectivamente, x, y e z, enquanto “Leve”, “Mediano” e “Abaixo do Ideal” são A1, A2 e B, respectivamente. Na fuzzificação os valores das pertinências de A’1 e A’2 são, respectivamente, 0,5 e 0,5, representando o “Leve” e o “Mediano”, enquanto a pertinência de B’, representando o “Abaixo do Ideal” não se conhece. Neste caso, aplica-se a regra MPG: se x é A1 “e” y é A2 “então” z é B, conseqüentemente, se x é A’1 “e” y é A’2 então z é B’. Como “e” representa o mínimo, então se toma o mínimo das pertinências de A’1 e A’2 que é igual a 0,5.

Para a determinação da pertinência de B’ utilizou-se à função pertinência de B, através operação Mandani (min), (Quadro 1), representada pela equação (14), destacando apenas os valores de A1, A’1 e B com pertinências diferentes de zero, ou seja $A1 = \{(15; 0,5); (20, 1); (25; 0,5)\}$, $A'1 = \{(25; 0,5)\}$ e $B = \{(2,5; 0,5); (5, 1); (7,5; 0,5)\}$.

Obteve-se, então, a relação R da interseção de A'1 com B.

$$R_{A'1 \cap B}(x, y) = \left\{ ((15;2,5);0,5); ((15;5);0,5); ((15;7,5);0,5); ((20;2,5);0,5); ((20;5);1); (20;7,5);0,5); \right. \\ \left. ((25;2,5);0,5); ((25;5);0,5); ((25;7,5);0,5) \right\}$$

Resumindo as pertinências, tem-se:

$$\mu(R_{A'1 \cap B}(x, y)) = \begin{bmatrix} 0,5 & 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 1,0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0,5 \end{bmatrix}$$

As pertinências de B' são calculadas através da composição Max-min, ou seja:

$$\mu(B') = \mu(A'1 \circ R_{A'1 \cap B}(x, y)) = \max_y \left\{ \min \left\{ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0,5 \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} 0,5 & 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 1,0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0,5 \end{bmatrix} \right\} \right\} = [0,5 \quad 0,5 \quad 0,5]$$

Assim, $B' = \{(2,5; 0,5); (5, 0,5); (7,5; 0,5)\}$ (Figura 12).

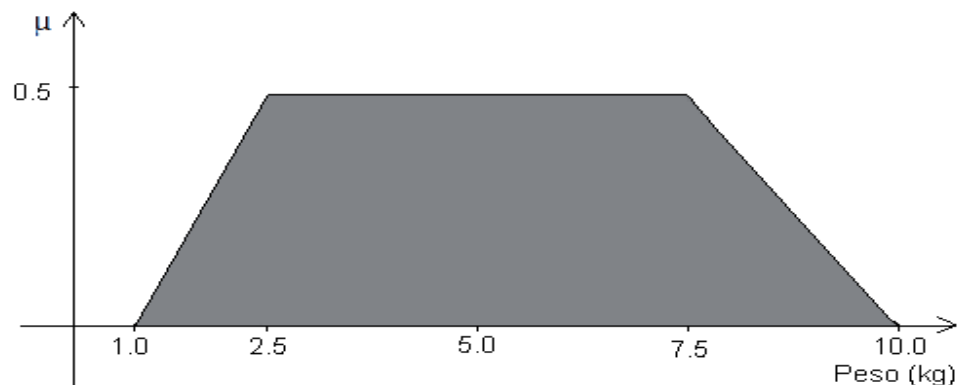


Figura 12 - Região poliedral convexa da pertinência da saída da inferência

Caso houvessem sido disparadas outras regras, outros B' deveriam ser obtidos correspondendo outras áreas no gráfico de saída. Como foi usada a operação de implicação Mandani (min), a saída geral das inferências seria a união (ou) das inferências dos conjuntos B', obtidas pela regra disparada. No nosso caso, a

pertinência da saída será igual à pertinência da variável “Abaixo do Ideal”, isto é:

$$\mu(\text{Saída}(u)) = \mu(\text{Abaixo do Ideal}(u))$$

Para realizar a defuzzificação considerou-se o conjunto de pontos arbitrários de saída $x = \{1,25; 2,5; 3,75; 5; 6,25; 7,5; 8,75\}$, (Figura 12), e a utilização da equação (18).

$$x^* = \frac{1,25 \times 0,08 + 2,5 \times 0,5 + 3,75 \times 0,5 + 5 \times 0,5 + 6,25 \times 0,5 + 7,5 \times 0,5 + 8,75 \times 0,25}{0,08 + 0,5 + 0,5 + 0,5 + 0,5 + 0,5 + 0,25} = \frac{14,79}{2,83} = 5,23$$

Como o resultado foi 5,23, a recomendação ao pecuarista é a de que o cordeiro deve engordar mais 5,23 kg para ficar ideal para o abate.

Uma segunda simulação foi realizada considerando agora um cordeiro com 40 kg de peso e 35 cm de comprimento corporal. Realizados os cálculos, análogo à simulação anterior, obteve-se como resultado da defuzzificação $x^* = -5,23$, retornando ao pecuarista a recomendação de que o cordeiro está com 5,23 kg acima do ideal.

3.3.2. Método Computacional

Neste método, utilizou-se o software Matlab para o cálculo da abscissa do centroide, incorporando-se, além das medidas de peso (kg), comprimento corporal (cm), o comprimento entre os trocanteres (cm), aumentando sobremaneira a dificuldade do problema. O Quadro 6 apresenta a classificação dos dados de entradas quanto às variáveis elencadas acima.

QUADRO 6 – Classificação dos dados de entradas do ovino quanto ao peso, comprimento corporal e comprimento do trocanter.

Peso (kg)		Comp. corporal (cm)		Comp. trocanter(cm)	
$0 \leq \text{peso} \leq 22$	Leve	$20 \leq \text{long} \leq 50$	Pequeno	$0 \leq \text{troc} \leq 10$	Curto
$20 \leq \text{peso} \leq 30$	Médio	$40 \leq \text{long} \leq 70$	Médio	$7 \leq \text{troc} \leq 17$	Médio
$28 \leq \text{peso} \leq 55$	Pesado	$60 \leq \text{long} \leq 90$	Grande	$14 \leq \text{troc} \leq 24$	Longo

A segunda etapa é a inferência, sendo através dela que é feita a tomada de decisão a partir da determinação dos graus de pertinência de cada conjunto que, com os dados de entrada são realizadas as regras do tipo *Se-Então*. As regras são criadas de forma empírica, podendo ser fornecidas por especialistas, por avaliação prática visual, em forma de sentenças lingüísticas, e constituem em aspecto fundamental no desenvolvimento de um sistema de inferência *fuzzy*. O Quadro 7 apresenta as inferências usadas neste trabalho, correspondentes aos parâmetros biométricos do ovino.

QUADRO 7 - Conjunto de inferências de entradas correspondentes aos parâmetros biométricos do ovino.

Nº	Se Peso	Se Comp. Trocanter	Se Comp.Corporal	Então Peso	Então Tempo
1	Leve	Curto	Pequeno	Quase ideal	Quase ideal
2	Leve	Curto	Médio	Abaixo ideal	Abaixo ideal
3	Leve	Curto	Comprido	Palito	Muito abaixo ideal
4	Leve	Médio	Pequeno	Quase ideal	Quase ideal
5	Leve	Médio	Médio	Ideal	Ideal
6	Leve	Médio	Comprido	Quase ideal	Quase ideal
7	Leve	Longo	Pequeno	Acima ideal	Acima ideal
8	Leve	Longo	Médio	Ideal	Ideal
9	Leve	Longo	Comprido	Quase ideal	Quase ideal
10	Médio	Curto	Pequeno	Quase ideal	Quase ideal
11	Médio	Curto	Médio	Quase ideal	Quase ideal
12	Médio	Curto	Comprido	Quase ideal	Quase ideal
13	Médio	Médio	Pequeno	Ideal	Ideal
14	Médio	Médio	Médio	Quase ideal	Quase ideal
15	Médio	Médio	Comprido	Quase ideal	Quase ideal
16	Médio	Longo	Pequeno	Acima ideal	Acima ideal
17	Médio	Longo	Médio	Ideal	Ideal
18	Médio	Longo	Comprido	Quase ideal	Quase ideal
19	Pesado	Curto	Pequeno	Acima ideal	Acima ideal
20	Pesado	Curto	Médio	Ideal	Ideal
21	Pesado	Curto	Comprido	Quase ideal	Quase ideal
22	Pesado	Médio	Pequeno	Acima ideal	Acima ideal
23	Pesado	Médio	Médio	Ideal	Ideal
24	Pesado	Médio	Comprido	Quase ideal	Quase ideal
25	Pesado	Longo	Pequeno	Elefante	Muito Acima ideal
26	Pesado	Longo	Médio	Acima ideal	Acima ideal
27	Pesado	Longo	Comprido	Ideal	Ideal

A Figura 13 apresenta os três gráficos de entrada relativos às inferências avaliadas.

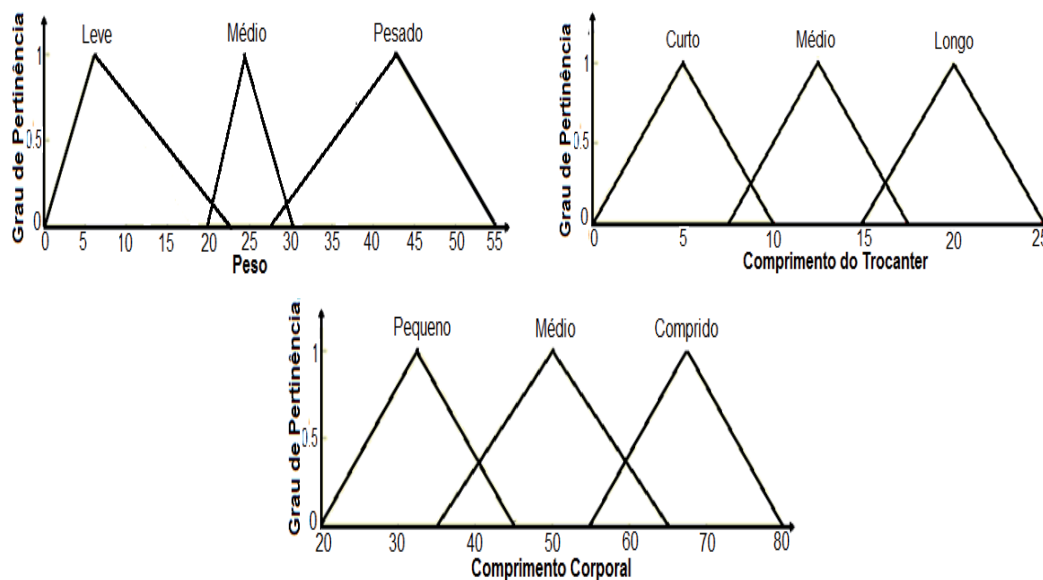


Figura 13 - Gráficos das funções triangulares de entrada relativas às inferências utilizadas.

A Figura 14 representa os dois gráficos das saídas relativos às inferências avaliadas.

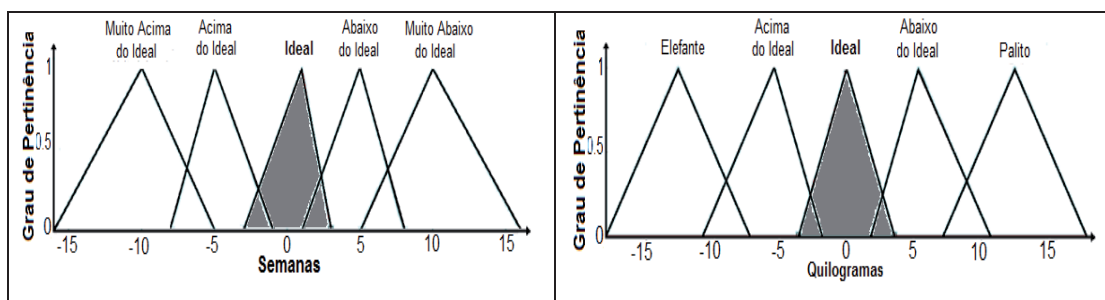


Figura 14 -. Gráficos de saídas relativos às inferências avaliadas.

A terceira etapa é a defuzzificação, que de acordo com Shaw e Simões (1999), nessa fase, os valores das variáveis lingüísticas de saída, inferidas pelas regras *fuzzy*, serão traduzidas em números (RODRIGUES et al., 2010). O Quadro 8

apresenta os possíveis resultados de saídas, em variáveis lingüísticas.

QUADRO 8 - Resultados da defuzzificação em variáveis lingüísticas.

Tempo (semana)		Peso (kg)	
$-20 \leq \text{tempo} \leq -5$	Muito acima do ideal	$-20 \leq \text{peso} \leq -5$	Elefante
$-7 \leq \text{tempo} \leq 0$	Acima do ideal	$-7 \leq \text{peso} \leq 0$	Gordo
$-1 \leq \text{tempo} \leq 1$	Ideal	$-1 \leq \text{peso} \leq 1$	Ideal
$0 \leq \text{tempo} \leq 7$	Abaixo do ideal	$0 \leq \text{peso} \leq 7$	Magro
$5 \leq \text{tempo} \leq 20$	Muito abaixo do ideal	$5 \leq \text{peso} \leq 20$	Palito

O cálculo do centróide, com o uso do software Matlab, foi expresso pela equação (14).

Foram realizadas três simulações para as tomadas de decisão, representadas pelos Cordeiro1, Cordeiro2 e Cordeiro3, sendo que em cada um deles foram tomadas três medidas biométricas, representando as três entradas: uma relativa ao peso, com valores de 40,0, 19,5 e 28,0 kg, respectivamente, outra entrada relativa ao comprimento entre os trocanteres, com valores 25,0, 11,02 e 16,2 cm e a terceira entrada relativa ao comprimento corporal, com valores de 70,0, 74,1 e 36,0 cm.

Foram utilizadas duas saídas como respostas: uma expressa em (kg) e a outra em (tempo médio para o abate), em semanas. A Figura 15 apresenta a tela de entrada do software Matlab com o *Toolbox Fuzzy Logic*, que permite inserir os dados de entradas de cada um dos cordeiros a serem classificados.

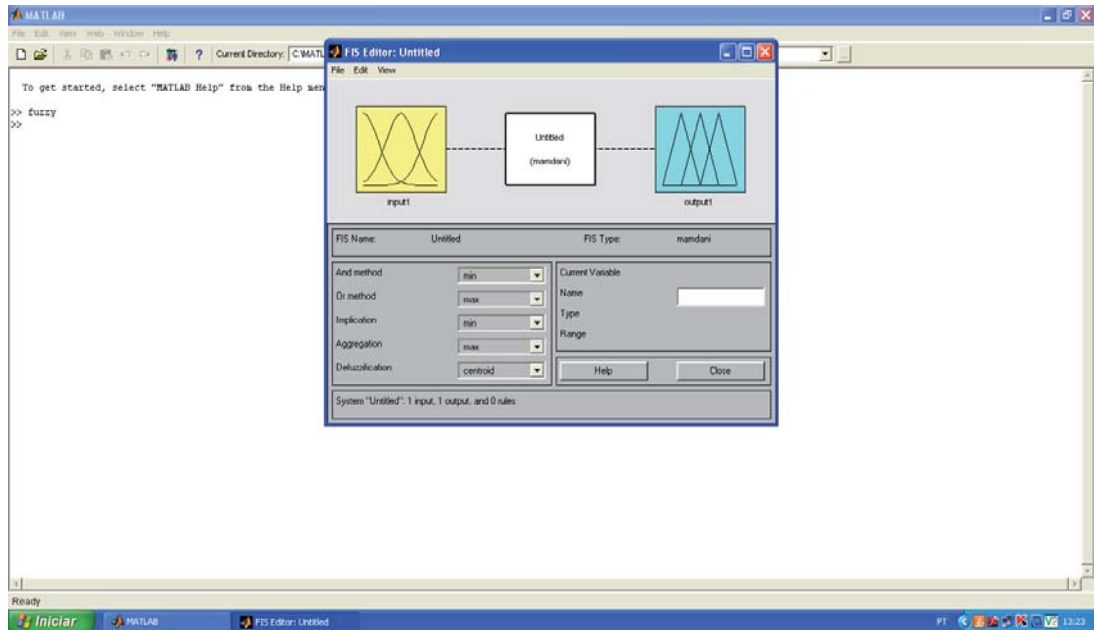


Figura 15 – Tela de entrada de dados do software Matlab com o Toolbox *Fuzzy Lógica*.

Após a entrada de dados do Cordeiro1: peso 40,0 kg, comprimento entre os trocanteres 25,0 cm e comprimento corporal 70,0 cm, observou-se na saída o valor zero, isto é, de acordo com as regras de inferência, pôde-se classificar Cordeiro1 como sendo um animal “normal”, ou seja, ideal para o abate.

Em relação ao Cordeiro2, observou-se que com as entradas de peso 19,5 kg, comprimento entre os trocanteres 11,02 cm e comprimento corporal 74,1 cm, resultou nas saídas: “peso = 6,24” e tempo = 4,5”, isto é, de acordo com as regras de inferência, pôde-se classificar este cordeiro com sendo um animal “Palito”, ou seja, para ser considerado “normal” ou ideal para o abate ele precisa engordar pelo menos 6,24 kg, demandando um tempo médio de 4,5 semanas.

Finalmente, com ralação ao Cordeiro3, observou-se que com as entradas de peso 28,0 kg, comprimento entre os trocanteres 16,2 cm e comprimento corporal 36,0 cm, resultou nas saídas: “peso = -1,48” e “tempo = -2,0”, isto é, de acordo com as regras de inferência, pôde-se classificar este cordeiro com sendo um animal “Acima do Ideal”, ou seja, excedeu em 1,48 kg do ideal para o abate,

ultrapassando o tempo em 2 semanas.

3.4. CONCLUSÕES

Os resultados das simulações podem ser considerados bons, visto que a saída obtida com a aplicação da ferramenta, para cada cordeiro, estava de acordo com o avaliado pelos especialistas em ovinocultura.

Embora a utilização dessa ferramenta para a classificação de cordeiros para o abate pareça ainda inviável para o momento, devido ao árduo trabalho de coleta das medidas do cordeiro em campo, bem como o estresse que acontece com o animal a serem tomadas as medidas biométricas; os resultados são animadores, pois a evolução tecnológica que vem acometendo as propriedades rurais atualmente permitirá, num futuro próximo, as tomadas dessas medidas sob a forma digital (raio X, ultra-som, scanner, etc.), sem nenhuma perda de produção.

Outras pesquisas devem ser realizadas no sentido de aprimorar as tomadas de decisão, inclusive, considerando outras variáveis biométricas, pois na presente pesquisa optou-se em considerar as variáveis de entrada: comprimento corporal (cm) e peso (kg) no primeiro modo e, no segundo modo, além das duas medidas já citadas, acrescentou-se ainda a medida do comprimento entre os trocanteres (cm). A saída no primeiro modo foi somente o peso do cordeiro e, no segundo caso, as saídas foram: o peso (kg) e tempo de confinamento (semana).

Com a utilização do *Toolbox Fuzzy Logic*, do *software Matlab*, outras variáveis de entrada e saída poderiam ser consideradas, apesar de tornar o problema mais complexo em termos de cálculos algébricos, os resultados serão de maior precisão na saída.

É conveniente lembrar que essa ferramenta pode ser aplicada a uma série de outros processos classificatórios, desde existam especialistas para a elaboração do conjunto de regras de inferências necessárias para cada processo.

Desse modo, os resultados mostraram que a lógica *fuzzy* é uma

metodologia promissora nas áreas que necessitam realizar classificação de dados, podendo contribuir com avanço significativo desta área do conhecimento. No caso específico da pecuária de corte, o pecuarista poderá dispor, num futuro próximo, de uma ferramenta que o ajudará nas tomadas de decisão, principalmente, na classificação eficiente de animais acabados, contribuindo de sobremaneira para o desaparecimento das controvérsias sobre a imprecisão do rendimento do peso de um animal vivo pronto para o abate e o peso quente da carcaça no gancho da indústria frigorífica.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

JANÉ, D. de A. **A simulação de monte carlo e a lógica fuzzy na análise econômico/financeira de investimentos sob condições de risco**. Itajubá.: Universidade Federal de Itajubá, 2003. 157p. (Dissertação de Mestrado em Engenharia).

KOHAGURA, T. **Lógica Fuzzy e Suas Aplicações**. Londrina: Universidade Estadual de Londrina - Departamento de Computação, 2007. 49p. (Trabalho de Conclusão de Curso em Ciências da Computação).

KRUEL, M.; DILL, R. P.; DARONCO, E. Mensuração da satisfação: um estudo comparativo entre lógica nebulosa (*fuzzy logic*) e programação linear. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 31, RIO DE JANEIRO, 2008. **Anais . . .** Rio de Janeiro: Anpad, 2008.

OLIVEIRA JR, H. A. **Lógica Difusa: Aspectos Práticos e Aplicações**. Rio de Janeiro: 1999.

RODRIGUES, W. O. P.; WOLF, R.; VIEIRA, D. A. H.; SOUZA, C. C. de; REIS NETO, J. F. dos. Utilização de Lógica *Fuzzy* para Classificação de Cordeiros Sem Raça Definida para o Abate. **Congresso Internacional de Administração**. Ponta Grossa: Universidade Estadual de Ponta Grossa, 2010.

SHAW, I. S.; SIMÕES, M. G. **Controle e Modelagem Fuzzy**. São Paulo: Editora Edgard Blücher, 1999.

TANSCHKEIT, R. **Sistema Fuzzy**. Rio de Janeiro, 2003. Disponível em <<http://www.inf.ufsc.br/~mauro/ine5377/leituras/ICA-Sistemas%20Fuzzy.pdf>>.

Acesso em 25 fev. 2011.

ZIMMERMANN, H. J. **Fuzzy sets theory and its applications.** Boston: Kluwer, 1991.