

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

HENRIQUE GARCIA DE SOUZA

**Metodologia Inteligente para
Avaliação de Competências**

Adriano Joaquim de Oliveira Cruz, Ph.D.
Orientador

Rio de Janeiro, Fevereiro de 2012

Ficha Catalográfica

de Souza, Henrique Garcia

Metodologia Inteligente para Avaliação de Competências / Henrique Garcia de Souza. – Rio de Janeiro: UFRJ IM, 2012.

112 f.: il.

Dissertação (Mestrado em Informática) – Universidade Federal do Rio de Janeiro. Programa de Pós-Graduação em Informática, Rio de Janeiro, BR–RJ, 2012.

Orientador: Adriano Joaquim de Oliveira Cruz, Ph.D..

I. de Oliveira Cruz, Ph.D., Adriano Joaquim. II. Título.

Metodologia Inteligente para Avaliação de Competências

Henrique Garcia de Souza

Dissertação de Mestrado submetida ao Corpo Docente do Departamento de Ciência da Computação do Instituto de Matemática, e do Programa de Pós-Graduação em Informática do Instituto Tércio Pacitti de Aplicações e Pesquisas Computacionais da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Informática.

Aprovado por:

Adriano Joaquim de Oliveira Cruz, Ph.D. (Orientador)

Claudia Lage Rebello da Motta, D.Sc.(PPGI)

Leila Cristina Vasconcelos de Andrade, D.Sc. (UNIRIO)

Josefino Cabral Melo Lima, D.Sc. (PPGI)

Rio de Janeiro, Fevereiro de 2012

Dedico este trabalho a minha esposa e família. Pois com eles tanto aprendi, vivi e ainda espero muitos bons momentos.

AGRADECIMENTOS

Agradeço com todo carinho e gratidão a todos aqueles que acreditaram e, principalmente, incentivaram a continuidade desta caminhada de estudo e busca de novos caminhos e formas de pensar.

A minha esposa Danielle agradeço pelo amor, paciência, motivação e dedicação que em todos os momentos manteve presente em nosso dia-a-dia.

Aos meus pais, irmão, vó e sogra que em muitas das fases de minha vida estiveram presentes e compreensivos frente as dificuldade e alegrias.

Ao meu orientador, Adriano Joaquim, pela didática, paciência, idéias e horas de reunião dedicadas que tanto agregaram no direcionamento e realização deste trabalho.

Por todos os bons motivos citados registro aqui um GRANDE OBRIGADO e desejo a todos que sempre exista luz em nossos caminhos !

RESUMO

SOUZA, Henrique Garcia. **Metodologia Inteligente para Avaliação de Competências**. 2012, 112f. Dissertação (Mestrado em Informática) – Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012

Este trabalho tem como objetivos estabelecer uma metodologia de Avaliação de Competências que integra conceitos de Inteligência Computacional para melhorar o tratamento de dados imprecisos, comumente envolvidos em processos de avaliação, e facilitar a análise dos resultados devido a utilização de agrupamento de dados na identificação dos perfis e nuances existentes nos resultados da instituição dentro do processo. Como premissa a metodologia deve ser bem definida, flexível e gerar resultados coerentes em relação a parâmetros de entrada respondidos para os avaliados e definidos pela instituição. Assim, colaborando para maior possibilidade de satisfação geral dos envolvidos, apoio no entendimento geral da maturidade do quadro de indivíduos da instituição e embasando ações de melhoria para o aumento de maturidade das competências observadas.

Palavras-chave: Avaliação de Competências, Inteligência Computacional.

Intelligent Model for Competence Evaluation

ABSTRACT

SOUZA, Henrique Garcia. **Metodologia Inteligente para Avaliação de Competências**. 2012, 112f. Dissertação (Mestrado em Informática) – Instituto de Matemática, Instituto Tércio Pacitti, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012

This work have the objectives of establishing an evaluation competence methodology that integrate computational intelligence concepts to improve imprecise data treatment, commonly involved in evaluation process, and facilitate results due to the use of clusterization techniques in profile and nuance. As a premiss the methodology must be well defined, flexible and generate coherent results in relation to the input parameters answered for individuals and defined by the institution. Thus, contributing to better possibilities of general satisfaction of individuals involved, supporting a general maturity status comprehension and basing improve actions to increase the maturity level of the observed competences.

Keywords: Competence Evaluation, Computational Intelligence.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1: Efeitos do Princípio da Incompatibilidade.	24
Figura 3.2: Variável Linguística para Temperatura.	27
Figura 3.3: Ilustração da composição de operadores.	28
Figura 3.4: Ilustração de função linear decrescente.	30
Figura 3.5: Ilustração de função triangular.	31
Figura 3.6: Ilustração de função trapezoidal.	32
Figura 3.7: Ilustração de função sigmóide.	32
Figura 3.8: Exemplo de desnebulização pelo método da centróide.	42
Figura 4.1: Processo básico de análise de clusters.	44
Figura 4.2: Silhueta evidenciando uma boa separação de clusters.	50
Figura 4.3: Silhueta evidenciando uma separação de clusters conflitante.	51
Figura 5.1: Fluxo da metodologia.	54
Figura 5.2: Função de pertinência para a variável da Escala Likert.	56
Figura 5.3: Função de pertinência para a variável de importância.	57
Figura 7.1: Agrupamentos para Iniciativa x Comprometimento	97
Figura 7.2: Agrupamentos para Iniciativa x Foco No Cliente	99
Figura 7.3: Agrupamentos para Comprometimento x Foco no Cliente	101

LISTA DE TABELAS

Tabela 5.1: Importância das Competências e Sentenças	60
Tabela 5.2: Sentenças e Respostas Adotadas	62
Tabela 6.1: Relação de Respostas das Sentenças da Metodologia Tradicional .	76
Tabela 6.2: Relação de Respostas das Sentenças da Metodologia Proposta . .	77
Tabela 6.3: Resultado Metodologia Tradicional	79
Tabela 6.4: Resultados Metodologia Proposta	81
Tabela 6.5: Comparação das Metodologias	83
Tabela 6.6: Resultados dos indivíduos referentes ao primeiro avaliador	84
Tabela 6.7: Resultados dos indivíduos referentes ao segundo avaliador	86
Tabela 6.8: Resultados dos indivíduos referentes ao terceiro avaliador	87
Tabela 8.1: Parte Massa de Dados do Agrupamento de Dados	112

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Motivação	15
1.2	Organização de Capítulos	16
2	REVISÃO DE LITERATURA	18
3	LÓGICA NEBULOSA	23
3.1	Introdução	23
3.2	Variáveis Linguísticas	26
3.3	Conjuntos Nebulosos	29
3.3.1	Funções de Inclusão	29
3.3.2	Operações	33
3.4	Relações	34
3.5	Composição de Relações Nebulosas	35
3.6	Princípio da Extensão	37
3.7	Implicações Nebulosas	38
3.8	Regras	39
3.9	Desnebulização	40
3.9.1	Média do Máximo	41
3.9.2	Centro de Área ou Centróide	41
3.9.3	Altura	42
4	AGRUPAMENTO DE DADOS	43
4.1	Introdução	43
4.2	Algoritmo K-means	47
4.2.1	Validação pelo Método da Silhueta	49
5	ESTRUTURA DA METODOLOGIA	53
5.1	Introdução	53

5.2	Fluxo da Metodologia	54
5.2.1	Fase de Definição	55
5.2.2	Fase de Execução	56
5.2.3	Fase de Processamento	57
5.3	Definições do exemplo	58
5.3.1	Competências Adotadas	58
5.3.2	Importância das Competências e Sentenças	58
5.3.3	Sentenças e Respostas Adotadas	61
5.4	Processamento das informações	63
5.4.1	Contexto Geral	63
5.4.2	Relação resposta da sentença e importância	63
5.4.3	Consolidação de todas as sentenças por competência	66
5.4.4	Relação da competência consolidada e sua importância	67
5.4.5	Processamento das regras com pontuação por indivíduo	68
6	ESTUDO DE CASO	72
6.1	Massa de dados	75
6.1.1	Metodologia Tradicional	75
6.1.2	Metodologia Proposta	77
6.2	Processamento da Massa de Dados	78
6.2.1	Aplicação da Metodologia Tradicional	78
6.2.2	Aplicação da Metodologia Proposta	80
6.2.3	Tabela Comparativa	82
6.3	Análise dos Avaliadores	83
6.3.1	Percepção do Primeiro Avaliador	84
6.3.2	Percepção do Segundo Avaliador	85
6.3.3	Percepção do Terceiro Avaliador	86
6.4	Considerações	88
7	ANÁLISE DE RESULTADOS COM APOIO DO AGRUPAMENTO DE DADOS	91
7.1	Introdução	91
7.2	Étapas Envolvidas	93
7.3	Aplicação da Metodologia	95
8	CONCLUSÕES	103
	REFERÊNCIAS	107
	ANEXO	112

1 INTRODUÇÃO

O estudo da Gestão de Competências está cada vez mais em evidência nas empresas, pois visa a melhoria de desempenho e resultados de funcionários e, conseqüentemente, a melhoria no funcionamento da organização como um todo. Esta característica de busca do desenvolvimento das competências já acontece em ambientes de competição e tem sido muito valorizada pelas empresas que buscam aumentar suas possibilidades de crescimento e flexibilidade junto ao mercado. Isto resulta da ocorrência de fenômenos de mercado como a globalização, velocidade da tecnologia e competitividade, impactando assim, nas sociedades e organizações (LEE; CALIFORNIA; SCIENCES, 1988)

Neste tipo de avaliação competências importantes podem ser observadas e avaliadas, sendo exemplos de competências a liderança, orientação a resultados, proatividade, solução de problemas, criatividade, inovação, administração de conflitos, competências interpessoais, trabalho em equipe, auto-desenvolvimento, visão estratégica, iniciativa, flexibilidade e organização. (CHIAVENATO, 2006)

É possível pensar na avaliação de competências como um poderoso meio de identificar os potenciais dos funcionários, melhorar o desempenho da equipe e a qualidade

das relações dos funcionários e superiores, assim como estimular aos funcionários a assumir a responsabilidade pela excelência dos resultados pessoais e empresariais. (GRAMIGNA, 2007).

A metodologia de avaliação tratada neste trabalho busca utilizar mecanismos de manipulação de informações imprecisas. Como exemplo deste tipo de escala temos: não concordo totalmente, não concordo parcialmente, indiferente, concordo parcialmente, concordo totalmente. A escala citada foi proposta por (LIKERT, 1932) e fornece uma resposta aproximada para uma questão baseada em um conhecimento que é inexato, incompleto ou não totalmente confiável. Os métodos pioneiros no tratamento de informações imprecisas foram propostos por (ZADEH, 1965).

Este trabalho apresenta uma proposta de sistema de avaliação de competências utilizando técnicas da Inteligência Computacional para tratar a imprecisão dos dados coletados, otimizar o processamento e melhorar a visualização e interpretação dos resultados. Dentro deste objetivo foram estudadas as formas de aplicação de técnicas de Inteligência Computacional e Agrupamento de Dados (*"Clusterização"*) em ferramentas de avaliação de competências.

Mais precisamente, a Lógica Nebulosa será empregada no tratamento de informações imprecisas e o Agrupamento de Dados na identificação dos diferentes grupos de perfis presentes nos resultados.

A Lógica Nebulosa será utilizada no processamento das respostas dos questionários através de graus de inclusão. Por exemplo, deverá ser informado em uma escala de 1 a 5 o quanto o indivíduo está inserido em determinado contexto, deste modo minimizando a perda de informação que se poderia ter na utilização de respostas binárias. Estas respostas serão ponderadas com as importâncias determinados pela instituição. Tais importâncias tem caráter nebuloso e são definidas pelas variáveis

nada importante, pouco importante, importante, muito importante e extremamente importante. A combinação de pesos e respostas será feita por meio de operações nebulosas, que serão definidas mais a frente. Em momento posterior os dados poderão então ser combinados com todas as demais respostas para permitir uma conclusão final quanto as competências deste indivíduo. Porém esta conclusão deve ser coerente com o tipo de atividade exercida e, também, com os interesses da organização. O que pode ser personalizado com a construção de regras de processamento específicas para os diferentes grupos avaliados. Regras para resolver tais tipos de problema já são estudadas e utilizadas pela Lógica Nebulosa. O que fortalece a importância de sua integração em sistemas de Avaliação. Um exemplo de regra é SE Agilidade É Ótima e Foco Na Qualidade É Mediana Então indivíduo é Mediano.

O método de Agrupamento de Dados é responsável por agrupar informações que tenham determinadas afinidades. Desta forma poderemos identificar similaridades e diferentes perfis de indivíduos nos resultados da avaliação. Entendendo cada competência como uma dimensão em um espaço Euclidiano e considerando que existem diversas competências envolvidas em processos de avaliação o volume de dados resultantes pode ser alto e dificultar a análise das características presentes nos dados. Portanto a opção de agrupamento destes resultados e o desenho de gráficos de três ou duas dimensões contendo combinações específicas de competências será uma opção de ferramenta para gestores e avaliadores responsáveis por entender os resultados obtidos e tomar decisões. Resumindo, a intenção desta funcionalidade na metodologia é permitir o devido direcionamento e orientação quanto a utilização e capacitação de recursos humanos de uma instituição, por exemplo.

Como consequência deste estudo espera-se que se evidenciem formas de avaliação mais precisas e transparentes em prol de maior satisfação por parte de organizações e indivíduos, sendo as principais contribuições:

- Ponderação das variáveis nebulosas envolvidas no processo de avaliação utilizando o Princípio da Extensão de Zadeh. Este será mostrado mais a frente do texto e substituí as complicadas relações e composições atualmente utilizadas neste tipo de problema.
- Desenvolvimento de um método de análise dos resultados do processo de avaliação baseado na Análise de Clusters. Esta integração visa melhorar a visualização das características dos dados gerados para os indivíduos dentro de amostras de interesse e no contexto geral da instituição.
- Formulação de uma metodologia com etapas bem definidas e flexíveis que reflitam as diferentes características organizacionais das instituições atuais.

1.1 Motivação

Processos de avaliação de competências costumam ser cansativos e muito questionados devido a sua natureza de mensurar o comportamento e trabalho de pessoas e, também, nem sempre existir um equilíbrio na percepção dos avaliadores envolvidos. Apesar de tais fatos não serem positivos para o entendimento deste tipo de processo os mesmos quando bem conduzidos e fundamentados são capazes de direcionar ações necessárias a melhoria contínua da maturidade das competências de seus indivíduos. Esta é uma das motivações deste trabalho.

Como a dinâmica do mercado atual gera alta competitividade entre as empresas, mudanças de paradigmas e grandes desafios profissionais (RESENDE, 2004) é importante que pesquisas e recursos sejam investidos neste campo. Destes argumentos surge outra motivação para o desenvolvimento deste trabalho. É possível pensar na avaliação de competências como um poderoso meio de identificar os potenciais dos funcionários, melhorar o desempenho da equipe e a qualidade das relações dos

funcionários e superiores, assim como estimular aos funcionários a assumir a responsabilidade pela excelência dos resultados pessoais e empresariais (GRAMIGNA, 2007).

1.2 Organização de Capítulos

No capítulo 2 são resumidos os trabalhos anteriores que de alguma forma tem a ver com o assunto em questão ou colaborou com seu desenvolvimento.

Nos capítulos 3 e 4 os conceitos básicos envolvendo a Lógica Nebulosa e o Agrupamento de Dados têm seus princípios básicos estudados para que parte do conhecimento necessário a compreensão dos assuntos sejam abordados e revisados.

No capítulo 5 a metodologia proposta por este trabalho é detalhadamente descrita. Sendo cada uma etapa de suas etapas explicadas e exemplificadas junto a um exemplo de caso fictício que permite aplicar os conhecimentos envolvidos e visualizar de forma prática os objetivos de cada parte.

No capítulo 6, um estudo de caso é feito. Neste uma avaliação de um conjunto de amostras é feito tanto para uma abordagem tradicional de avaliação de competências quanto para a proposta deste trabalho. Sendo que nesta comparação as variáveis envolvidas são preservadas ao máximo em relação aos modelos envolvidos. Ou seja, são utilizados os mesmos avaliadores, avaliados e questionário. O que permite observar o funcionamento da solução em um caso real e recolher opiniões dos envolvidos em relação ao processo. Sendo estes dados utilizados como parâmetros de entrada para análises e conclusões sobre a metodologia.

No capítulo 7 a metodologia proposta é complementado pela utilização de Agru-

pamento de Dados para gerar relatórios capazes de apoiar a etapa de análise dos resultados. Estes visam melhorar a visualização dos dados resultantes para uma melhor percepção do estado geral da instituição no assunto competências e facilitar a visualização de nuances em relação aos perfis de indivíduos presentes.

No capítulo 8 são listadas e discutidas as conclusões a respeito da estruturação do trabalho, da metodologia e observações feitas do processo de avaliação proposto. Verificando quais seus pontos fortes, fracos e características mais marcantes.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Em trabalhos anteriores, citados a seguir, verificou-se intensa necessidade de produzir metodologias capazes de sintetizar um processo de avaliação de competências confiável e prático. Tendo um dos trabalhos avaliados, de (YAAKOB; KAWATA, 1999a), concluído em sua pesquisa que a integração de processos de avaliação de competências com arquiteturas inteligentes geram uma solução eficiente.

As formas tradicionais de se avaliar as competências de um empregado focam na utilização de técnicas experimentais e estatísticas. Na abordagem experimental os responsáveis pelo processo selecionam de acordo com seus entendimentos os indivíduos que consideram ter sucesso em suas atividades. Esse tipo de processo pode ser tendencioso e determinar estereótipos. Já as técnicas estatísticas utilizam combinações entre questionários e proporção de conclusão de suas atividades. (NANKERVIS; COMPTON; BAIRD, 2001)

Metodologias de avaliação de competências são complexos processos de tomada de decisão e têm a característica de concluir o nível de maturidade de indivíduos dentro das atividades de interesse. Esse processo é constituído de estrutura multi-hierárquica que resolve o problema da tomada de decisão na definição de níveis

de maturidade para cada indivíduo sendo avaliado. Processos Hierárquicos Analíticos usualmente utilizam estruturas multi-hierárquicas e são baseados na teoria de construção de hierarquias, definição de prioridades e razoável consistência (SAATY, 1995). Tais abordagens já colaboraram na solução de problemas em pesquisas de (LIU; SHIH, 2005) e (SCHOLL A., 2005). (LAI, 1995) descreve estes tipos de processos como problemas multi-objetivos de tomada de decisão.

Em 1994 (CANNAVACCIUOLO A G. CAPALDO, 1993) pesquisaram a aplicação das teorias de lógica nebulosa em procedimentos específicos de avaliação de funcionários. O processo de avaliar potenciais candidatos para ocupar altas posições na hierarquia de uma empresa foi considerado como uma ótima aplicação da teoria nebulosa, pois contém três importantes aspectos: relacionamentos organizacionais, classificação e regras de operação. A pesquisa não teve objetivo em alterar aspectos organizacionais nem as regras de classificação, focando-se na utilização de conceitos e operadores nebulosos para interpretar o significado dos atributos utilizados em cada item da avaliação e propondo um método para calcular a agregação de todas as variáveis envolvidas. Seu resultado final é uma categorização dos funcionários em diferentes aspectos, ou seja, utilizando diferentes critérios. Podendo a organização responsável definir qual melhor se adapta aos critérios necessários a situação.

Um problema de colocação de funcionários em ambiente industrial foi estudado em (YAAKOB; KAWATA, 1999a). Como resultado, foi publicado um artigo que focou na importância de se avaliar os trabalhadores de acordo com critérios apropriados. Tendo a utilização de métodos de lógica nebulosa sido potencialmente efetiva pelo fato de permitir o aumento da qualidade no resultado do sistema de avaliação. O que foi confirmado nos resultados, evidenciando a efetividade do método de decisão em questão para o alcance dos objetivos esperados.

Outros métodos contemporâneos na avaliação de indivíduos utilizam técnicas de in-

teligência como lógica nebulosa e redes neurais. (PETROVIC-LAZAREVIC, 2001) apresentou modelo fuzzy para minimizar julgamentos subjetivos e identificar indivíduos exercendo atividades não apropriadas ao seu perfil, o que foi feito com a proposta de um modelo em níveis. O primeiro tem o objetivo de realizar a seleção preliminar ou geração de uma pequena lista contendo os principais elementos de decisão como variáveis linguísticas. Assim os valores atribuídos a estas variáveis linguísticas são calculados de acordo com um valor esperado para o respectivo padrão definido. No segundo nível a decisão de seleção de um candidato é tratada, sendo necessário que o responsável pela seleção avalie suas expectativas em relação a pequena lista gerada. Após o tratamento das expectativas, a utilidade esperada de selecionar um candidato pode ser exercida.

Visando acrescentar inteligência aos processos de seu sistema de avaliação da evolução das competências (LANE PRIMO ELIZABETH FURTADO, 2004) propôs a utilização de estratégias de aprendizado, mais precisamente as redes bayesianas, que são diagramas para representar a organização do conhecimento utilizando mapeamento das causas e efeitos. Isto é útil na sugestão de alternativas nos casos em que existe incerteza. (BAYES, 1763)

No trabalho proposto por (AMIRI et al., 2009) a avaliação de competências de firmas foi adaptada para utilizar a lógica nebulosa e teve como resultado maior precisão ao classificar os avaliados.

Como visto acima, a lógica nebulosa já foi utilizada por alguns pesquisadores na tentativa de avaliar e selecionar indivíduos. Tais conceitos são similares ao proposto por este trabalho e está presente na literatura em (LIANG; WANG, 1992), (CANNAVACCIUOLO A G. CAPALDO, 1993), (YAAKOB; KAWATA, 1999b) dentre outros. Citando outro trabalho realizado temos (DRIGAS et al., 2004) que apresentaram um sistema especialista baseado em técnicas Neuro-Fuzzy para investigar

bancos de dados corporativos e indicar indivíduos para atividades e empresas de acordo com a adequação de perfil das partes.

Em 2007 outras duas tentativas de desenvolver o assunto surgiram. Uma de (PEPIOT et al., 2008), produzido na Escola Politécnica de Lausanne, na Suíça, e outra de (GOLEC; KAHYA, 2007a). O primeiro busca uma abordagem do problema com lógica nebulosa baseando-se na possibilidade de tratar os elementos subjetivos. O segundo aplica um modelo de avaliação e seleção de indivíduos para determinadas atividades. Este propõe um modelo de avaliação de competências e chega a conclusão que processos fuzzy são extremamente importantes como ferramenta em atividades de avaliação de indivíduos e tomada de decisão, o que reforça a importância de tal abordagem neste trabalho.

A partir das pesquisas descritas nos parágrafos acima verifica-se que os métodos propostos são efetivos na questão do problema de avaliação, buscando estruturar o processo e melhorar sua eficiência e qualidade. Porém, este trabalho visa estabelecer uma metodologia que envolva etapas bem definidas e resolução de problemas que gerem interferência na precisão de processos de avaliação. Para isso o fluxo de avaliações organizacionais são analisados com o intuito de chamar a atenção para possíveis pontos de falha ou inconsistências. Assim como soluções para as mesmas.

Conforme verificado nos parágrafos anteriores este tema tem sido abordado por pesquisadores em diferentes vertentes da análise do problema e em relação a técnica utilizada para a tomada de decisões. Tendo um resumo dos marcos considerados como mais significativos representado a seguir.

- Cannavacciuolo, Capaldo, Ventre e Zollo (1994) - utilização de lógica nebulosa para resolução do problema.

- Saaty(1995) - estruturas multi-hierárquicas para a tomada de decisão.
- Shamshul, Shigeo (1999) - consideraram a lógica nebulosa efetiva para a resolução do problema.
- Lazarevic (2001) - proposta com lógica nebulosa e redes neurais
- Primo (2004) - proposta com redes bayesianas.
- Pepiot(2007) - em artigo desenvolve argumentos referentes a utilização de lógica nebulosa para resolver elementos subjetivos da avaliação.
- Golec, Kahya (2007) - proposta de modelo que utiliza lógica nebulosa como principal fator de aumento de precisão dos resultados.

3 LÓGICA NEBULOSA

3.1 Introdução

Neste capítulo é feito um estudo da lógica nebulosa mantendo como foco os conceitos abordados na construção da metodologia proposta de avaliação de competências.

Proposta por (ZADEH, 1965) no artigo *Fuzzy Sets* do *Journal Information and Control* foi responsável por iniciar novos direcionamentos no campo científico referente ao tratamento de dados imprecisos. Considerado pioneiro em sua proposta Zadeh criou os conceitos *fuzzy* para o tratamento de incertezas e necessidade de decisão. Porém conforme o trabalho de (COX, 1995) a diferenciação entre os conceitos introduzidos por Zadeh e a lógica booleana já existiam através da lógica multi valorada. O que evidencia a necessidade de elucidação e pesquisa destes e outros princípios afins. Esta motivação parte de uma característica natural que é a incerteza frente a tantos diferenciados fatores.

Um dos suportes das teorias envolvidas na lógica nebulosa é o Principio da Incompatibilidade. Este foi enunciado por Zadeh e pode ser entendido com a citação de uma de suas observações, que está apresentada abaixo.

”... conforme ocorre o aumento da complexidade de um sistema a nossa habilidade de fazer descrições significativamente precisas sobre o comportamento do sistema diminui até um limiar em que a precisão e a relevância se tornam mutuamente exclusivas.”

No raciocínio acima alta precisão e alta complexidade podem gerar um custo muito alto para ser factível. Esta relação entre complexidade e custo pode ser identificada em inúmeros tipos de problemas, e para o nosso caso de pesquisa em problemas relativos a controle, modelagem e inferência.

A figura 3.1 de (YEN JOHN E LANGARI, 1999) ilustra a variação de custo e utilidade com a precisão.

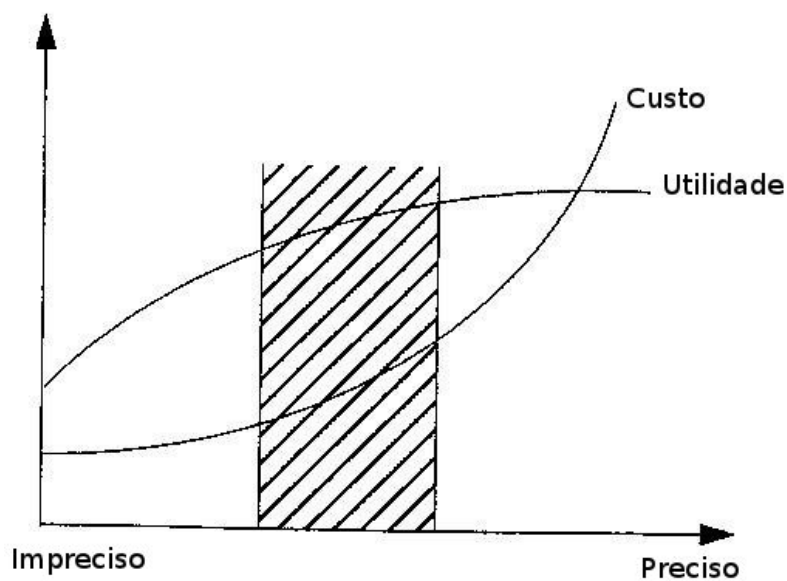


Figura 3.1: Efeitos do Princípio da Incompatibilidade.

Com a lógica nebulosa o campo científico que trabalha na utilização de tecnologias capazes de simular inteligências para o controle de processos e sistemas de infor-

mação agregou mais uma especialidade a sua área de atuação. Este método pode ser utilizado na inclusão de inteligência em máquina facilitando a representação do conhecimento e do raciocínio Humano que por natureza é impreciso. Podendo estas características se tornarem úteis a diferentes áreas de conhecimento, pois representam necessidades naturais de muitos tipos de problemas.

A teoria dos conjuntos nebulosos desenvolvida por Zadeh conhecida como lógica nebulosa é capaz de tratar problemas baseados em conhecimentos. Estes envolvem o mundo real que pode ser mapeado através de variáveis linguísticas que representam condições reais. Por exemplo a expressão **muito quente** representa a sensação térmica de um indivíduo ou grupo. No entanto, dentro de um contexto numérico esta expressão apenas não é suficiente para estabelecer padrões úteis a uma solução e se torna vaga.

Neste trabalho serão abordados controladores nebulosos, onde uma base de regras baseadas nas variáveis linguísticas é definida para a produção do resultado necessário. Esta base é composta por regras de formação similar ao exemplo ***Se muito calor Então ir a praia.*** Isto define ações a serem representadas em determinadas situações. Estas regras representam para o desenvolvimento de sistemas nebulosos uma etapa complexa e que pode envolver muitas definições.

Nesta proposta tanto as representações de variáveis linguísticas quanto as regras são utilizados na modelagem de um sistema de inferência das competências dos indivíduos avaliados. As variáveis são utilizadas para intermediar a entrada do conhecimento humano em relação aos itens do perfil dos avaliados e as regras servem para definir o que é considerado como , por exemplo, **bom** , **intermediário** ou **ruim** para os objetivos da instituição que adota a solução. Nos próximos capítulos deste trabalho estes relacionamentos e utilizações se tornarão mais nítidos e detalhados.

3.2 Variáveis Linguísticas

Através delas valores são descritos qualitativamente por um termo linguístico que o aproxima do mundo real e que quantitativamente é associado a uma função de inclusão (ou de pertinência) que define os valores envolvidos para os graus de inclusão possíveis. Este método é utilizado na lógica nebulosa para que o conhecimento humano possa ser melhor representado. (YEN JOHN E LANGARI, 1999)

Como exemplo, em uma situação na qual desejamos comunicar uma sensação térmica de frio ou quente, não expressamos frases envolvendo valores numéricos precisos. Sendo o normal do nosso dia-a-dia a utilização de termos como Congelante, Frio, Normal, Quente e Escaldante. Assim podendo se fazer entendido com relativa objetividade. O conjunto linguístico citado é então um conjunto de rótulo nebuloso.

$$Temperatura = \{Congelante, Frio, Normal, Quente, Escaldante\}$$

Importante característica das definições destas variáveis é que o entendimento das sensações térmicas podem se sobrepor em duas diferentes variáveis linguísticas dependendo de seus graus de inclusão e a função associada ao mesmo. Este conceito pode ser melhor entendido na representação da figura 3.2.

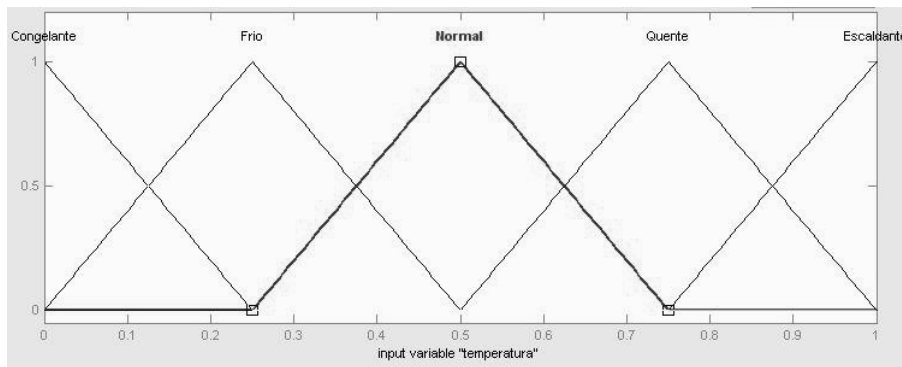


Figura 3.2: Variável Linguística para Temperatura.

Um conceito importante para a formalização das características necessárias a construção de uma variável linguística foi definido por (BURUSCO ANA, 1994). Neste a tupla $\{X, R, U, M\}$ foi proposta e significa respectivamente: o nome atribuído a variável, conjunto dos valores linguísticos da variável, o universo de discurso em que o conjunto foi definido e as regras semânticas M que definem significado para cada rótulo definido em R .

Conforme (YEN JOHN E LANGARI, 1999) o objetivo de aproximar mais ainda os valores nebulosos à linguagem natural utilizada e, também, permitir maior flexibilidade na geração de instruções matemáticas, sistemas nebulosos são capazes de acrescentar modificadores aos valores nebulosos utilizando recurso definido como *hedges*. Exemplo da utilização desta importante característica é exemplificado na frase abaixo:

O dia está QUENTE ! \Rightarrow O dia está MUITO QUENTE !

A exemplo matemático do operador **muito** utilizado na sentença acima foi definido por Zadeh como sendo o quadrado da função de inclusão. Ou seja,

$$\mu_{muito}(X) = \mu^2(X) \quad (3.1)$$

Dependendo da necessidade de utilização outros modificadores podem ser utilizados sobre conjuntos nebulosos. Este deve dar um significado útil ao resultado que é um conjunto composto.

No exemplo do operador **muito** a consequência sobre a função de inclusão é o seu estreitamento. O que ocorre devido a definição formalizada e pode ser visualizado na figura 3.2. Em outros casos, como na utilização do operador **mais ou menos** o efeito resultante é o alargamento da função de inclusão. Sabendo que a definição em 3.2 se refere ao operador mais ou menos então a sentença 'O dia está MAIS OU MENOS QUENTE !' gera um entendimento matemático mais próximo da linguagem natural.

$$\mu_{MaisouMenos}(X) = \sqrt{\mu(X)} \quad (3.2)$$

Ilustrando as explicações acima sobre *hedges* a figura 3.2 de (YEN JOHN E LANGARI, 1999) permite visualização dos impactos sobre a composição dos operadores abordados.

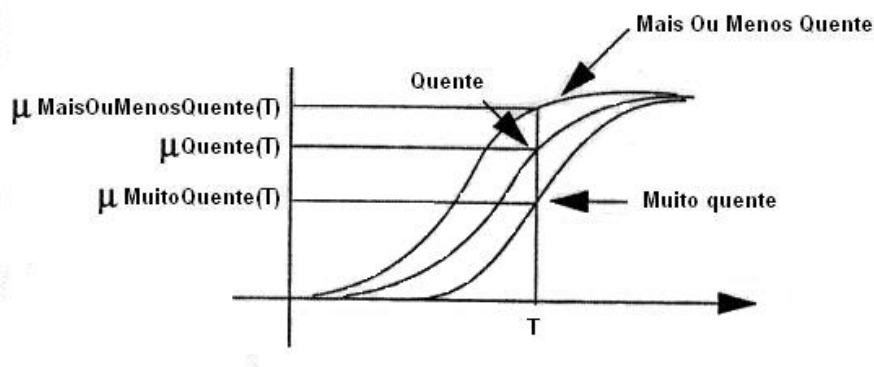


Figura 3.3: Ilustração da composição de operadores.

3.3 Conjuntos Nebulosos

A noção clássica de inclusão em um conjunto é que algo está ou não está contido no mesmo. Diferentemente da lógica clássica os conjuntos nebulosos permitem que inclusões parciais sejam consideradas a partir da indicação de um grau de inclusão que varia entre 0 e 1. Sendo assim uma inclusão de 1 equivale a inclusão completa no conjunto, de 0,7, por exemplo, que está parcialmente incluído e de 0 que não pertence ao conjunto. Esse mapeamento pode ser feito com base em uma função de inclusão que define quais os graus para diferentes valores apresentados.

Os conjuntos nebulosos podem ser representados de duas formas. Na primeira listando os graus de inclusão dos diferentes elementos do conjunto; e na segunda definindo uma função de inclusão. A primeira abordagem é possível apenas para conjuntos com número de elementos finito, devido aos contínuos possuírem um quantitativo de elementos infinito.

3.3.1 Funções de Inclusão

As Funções de Inclusão propostas por Zadeh em 1965 em seu primeiro trabalho sobre lógica nebulosa indicam o grau de inclusão de membros de um conjunto no próprio conjunto. As funções mais comumente utilizadas são: linear, triangular, trapezoidal, gaussiana, sigmóide. Algumas destas funções são resumidas abaixo.

3.3.1.1 Função Linear

Tendo dois parâmetros podem ser escritas na forma da equação 3.3. Estas costumam ser utilizadas na representação de conjuntos localizados nas extremidades do universo

de discurso.

$$f(x) = ax + b \quad (3.3)$$

Um exemplo pode ser visualizado na figura 3.4.

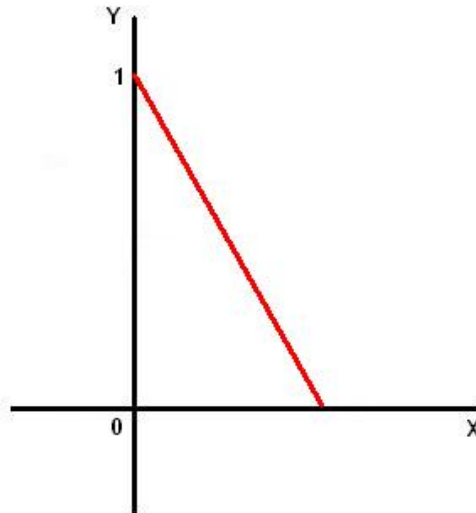


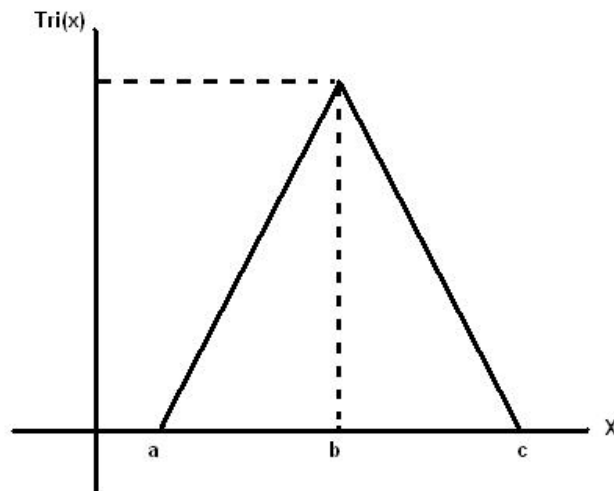
Figura 3.4: Ilustração de função linear decrescente.

3.3.1.2 Função Triangular

São definidas por três parâmetros conforme a equação 3.4.

$$Tri(x : a, b, c) = \begin{cases} 0 & \text{se } x < a \\ (x - a)/(b - a) & \text{se } a \leq x \leq b \\ (c - x)/(c - b) & \text{se } b \leq x \leq c \\ 0 & \text{se } x > c \end{cases} \quad (3.4)$$

A figura 3.5 ilustra um exemplo de função triangular.



Adaptado para EQ 3.7 apresentada na pág. 62 do livro de Langari e Yen

Figura 3.5: Ilustração de função triangular.

3.3.1.3 Função Trapezoidal

Definida conforme mostrado na equação 3.5

$$Trap(x : a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & \text{se } x < a \\ (x - a)/(b - a) & \text{se } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{se } b \leq x \leq c \\ (d - x)/(d - c) & \text{se } c \leq x \leq d \\ 0 & \text{se } x > d \end{cases} \quad (3.5)$$

A figura 3.6 ilustra um exemplo desta função.

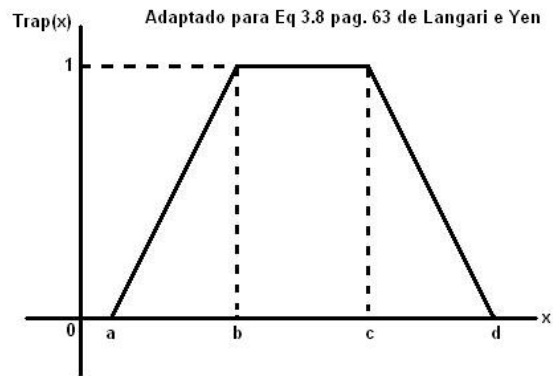


Figura 3.6: Ilustração de função trapezoidal.

3.3.1.4 Função Sigmóide

Esta função permite que a transição entre os graus 0 e 1 se estreitem cada vez mais conforme o parâmetro aumenta, i.e., quanto maior o x mais próximo é o grau de inclusão dos seus vizinhos. Sua definição é mostrada na equação 3.6.

$$\text{Sigmóide}(x : a, c) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}} \quad (3.6)$$

Uma das propriedades desta função de pertinência é o grau de inclusão do ponto c sempre ser igual a 0.5. Conforme pode ser verificado na figura 3.7 de (YEN JOHN E LANGARI, 1999)

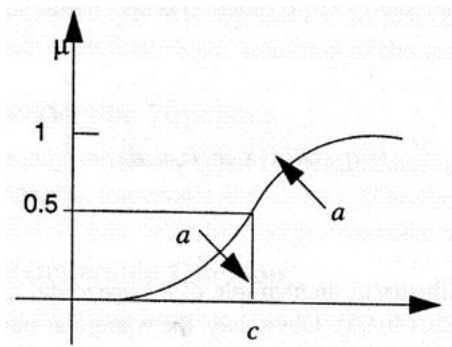


Figura 3.7: Ilustração de função sigmóide.

3.3.2 Operações

Tanto na teoria clássica dos conjuntos quanto na de conjuntos nebulosos as três operações principais são: união, interseção e complemento. Porém, para conjuntos nebulosos deverão também ser consideradas as definições de graus de inclusão.

3.3.2.1 União

O operador lógico correspondente a união é o **OU**. Esta disjunção pode ser baseada no operador **Max**, na *soma algébrica* e outras opções que não serão abordadas neste trabalho.

Para os casos citados acima os graus de inclusão dos elementos do conjunto resultante são dados pelas equações 3.7 e 3.8.

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)), x \in X \quad (3.7)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) * \mu_B(x) \quad (3.8)$$

3.3.2.2 Interseção

O operador lógico correspondente a interseção é o **E**. Esta conjunção pode ser baseada no operador **Min**, no *produto algébrico* e em outras opções não abordadas neste trabalho. Dada a definição de um tipo de operador para a conjunção/disjunção necessariamente o seu par correspondente deve ser usado. Isto ocorre devido ao principio da dualidade que define que um operador de conjunção $t(x, y)$ e disjunção $s(x, y)$ formam um par quando a condição $1 - t(x, y) = s(1 - x, 1 - y)$ for satisfeita.

Para os casos citados acima as respectivas equações são 3.9 e 3.10.

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)), x \in X \quad (3.9)$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) * \mu_B(x) \quad (3.10)$$

3.3.2.3 Complemento

Esta operação sobre conjuntos nebulosos corresponde a operação de **negação** em conjuntos clássicos. A definição desta operação é representada pela equação 3.11.

$$\mu_{\bar{A}}(U) = 1 - \mu_A(U) \quad (3.11)$$

3.4 Relações

Uma relação clássica permite representar relacionamentos entre dois ou mais conjuntos. No caso de dois conjuntos S e T e seus respectivos subconjuntos A e B uma relação R entre A e B será um subconjunto de $S \times T$. Estas combinações na lógica nebulosa diferem da clássica devido a utilização dos graus de inclusão. Exemplificando com a relação *Pequeno* entre os conjuntos *altura* e *peso* representa a utilidade e formação da relação. Para o caso escolhido o resultado pode ser entendido como a função de pertinência de um conjunto nebuloso multidimensional.

Considerando os conjuntos

$$\textit{Altura} = \{1.5, 1.55, 1.6, 1.65, 1.7, 1.75, 1.8, 1.85, 1.90, 1.95\}$$

e

$$Peso = \{45, 50, 55, 60, 65, 70, 75\}$$

então a relação $Pequeno = Altura \times Peso$ pode ser representada como a matriz em 3.12.

$$Pequeno = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.8 & 0.7 & 0.6 & 0.5 & 0.4 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0.8 & 0.7 & 0.6 & 0.5 & 0.4 & 0.3 \\ 1 & 1 & 1 & 0.8 & 0.7 & .6 & 0.5 & 0.4 & 0.3 & 0.2 \\ 1 & 1 & 0.8 & 0.7 & 0.6 & 0.5 & 0.4 & 0.3 & 0.2 & 0.1 \\ 1 & 0.8 & 0.7 & 0.6 & 0.5 & 0.4 & 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0 \\ 0.8 & 0.7 & 0.6 & 0.5 & 0.4 & 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0.7 & 0.6 & 0.5 & 0.4 & 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

A matriz em 3.12 mostra os graus de inclusão para as diferentes combinações de parâmetros **altura** e **peso**. Onde as linhas são referentes ao peso e as colunas a altura.

Por exemplo, verificando a célula de linha 4 e coluna 10 recupera-se o valor 0.1. Considerando que a quarta linha se refere um peso de 70Kg e a coluna 10 a uma altura de 1.85m o individuo tem apenas 0.1 de inclusão neste conjunto. Ou seja, tem um grau de inclusão muito baixo para este conjunto.

3.5 Composição de Relações Nebulosas

As composições de relações são muito úteis na resolução de problemas de inferência em sistemas nebulosos e para entende-las inicialmente considere duas relações R e S definidas com os conjuntos A , B e C . Onde as relações são $R(A, B)$ e $S(B, C)$. Desta forma a composição $T = R \circ S$ das relações definidas é expressa pela relação de A em C que ocorre devido a existir o conjunto B em comum nas relações. Entre os métodos de resolução mais comuns para composições de relações nebulosas estão

o *Max-Min* e *Max-Product* definidos nas equações 3.13 e 3.14, respectivamente.

$$\mu_T(a, c) = \max_{b \in B}(\min(\mu_R(a, b), \mu_S(b, c))) \quad (3.13)$$

$$\mu_T(a, c) = \max(\mu_R(a, b), \mu_S(b, c)) \quad (3.14)$$

Exemplificando, consideremos os conjuntos definidos a seguir.

Avaliados={Fulano(f), Beltrano(b), Cicrano(c)}

Iniciativa={Razoável(ir), Normal (in), Forte(if)}

Importância={Razoavelmente Importante(pri), Importante(pi), Muito Importante(pmi)}

Formulando as relações $R(\text{Avaliados}, \text{Iniciativa})$ e $S(\text{Iniciativa}, \text{Importância})$ a composição $R \circ S$ dessas relações pode servir de auxílio na inferência da importância de um indivíduo dentro da instituição dada sua iniciativa e a importância da mesma.

$$R(\text{Avaliados}, \text{Iniciativa}) = \begin{bmatrix} & ir & in & if \\ f & 0.6 & 0.8 & 1 \\ b & 0.7 & 1 & 0.8 \\ c & 1 & 0.8 & 0.6 \end{bmatrix}$$

$$S(\text{Iniciativa}, \text{Importancia}) = \begin{bmatrix} & pri & pi & pmi \\ ir & 1 & 0.8 & 0.6 \\ in & 0.8 & 1 & 0.8 \\ if & 0.6 & 0.8 & 1 \end{bmatrix}$$

Para resolução da equação foi utilizado o método *max-min* mostrado na equação 3.13. Verifique que nos resultados é possível identificar os avaliados e sua importância dentro do contexto de importância da iniciativa.

$$R \circ S = \begin{bmatrix} & pri & pi & pmi \\ f & 0.8 & 0.8 & 1 \\ b & 0.8 & 1 & 0.8 \\ c & 0.6 & 0.8 & 1 \end{bmatrix}$$

O exemplo resolvido é apenas ilustrativo de como as composições de relações podem atender nosso tipo de aplicação. Dessa forma explicando o conceito da composição e contextualizando dentro do nosso problema.

3.6 Princípio da Extensão

O princípio da extensão foi proposto por (ZADEH, 1965) e conforme (GERLA; SCARPATI, 1998) este possibilita estender o domínio de uma função $h : S_1 \times \dots \times S_n \rightarrow S$, onde S_1, \dots, S_n e S são conjuntos em um mapeamento $h^* : \mathfrak{F}(S_1) \times \dots \times \mathfrak{F}(S_n) \rightarrow \mathfrak{F}(S)$, onde para cada conjunto X , $\mathfrak{F}(X)$ representa a classe de subconjuntos nebulosos de X . Sendo $h^*(S_1, \dots, S_n)(X) = \sup_{x_1, \dots, x_n} s_1(x_1) \wedge \dots \wedge s_n(x_n) / h(x_1, \dots, x_n)$ para $S_1 \in \mathfrak{F}(S_1), \dots, S_n \in \mathfrak{F}(S_n)$ and $x \in S$.

Aplicando o princípio da extensão em operações aritméticas é possível definir operações aritméticas em valores nebulosos (ROSS, 2004). Sendo que para nossa metodologia será necessário as operações de adição, multiplicação e divisão. Sendo as mesmas definidas pela equação 3.15.

$$\mu_{A*B}(Z) = \vee(\mu_A(X) \wedge \mu_B(Y)), \text{ onde } * = \{+, -, \cdot, /\} \quad (3.15)$$

3.7 Implicações Nebulosas

Na matemática a implicação é representada pelo símbolo \rightarrow . A função modela o significado de sentença que usamos comumente em nosso dia-a-dia do tipo **Se x então y**. Isto nos permite formular regras em que uma condição seja satisfeita para que outra seja verdadeira.

Na lógica nebulosa a implicação pode ser representada por uma relação nebulosa. Tendo a semântica dos seus valores devidamente alinhadas para as necessidades e entendimento que a condição deve apresentar, i.e., na relação o produto cartesiano entre dois conjuntos permite que regras de mapeamento sejam definidas na interação entre os valores presentes nos dois vetores. O que gera uma lógica entre antecedente e consequente. Quanto as regras presentes na implicação possuem um comportamento de inferência diferenciado, pois neste o valor semântico do antecedente e consequente devem ser generalizados dentro do contexto de interesse.

Devido ao **Princípio do Terceiro Excluído** as implicações no modelo nebuloso se tornam mais complexas e com mais características estruturais a serem avaliadas, pois a teoria diz que 'ou A é x ou é y e não há terceira possibilidade'. Logicamente esta sentença não é verdadeira para sistemas lógicos multi valorados como a lógica nebulosa. A partir disto três famílias são empregadas nas implicações nebulosas. As mesmas podem ser entendidas pelas expressões:

Na primeira família $p \rightarrow q$ é interpretado como $\neg(p \wedge \neg q)$ e denota que **p** ser verdadeiro enquanto **q** é falso não pode ocorrer. Sendo descrita na equação 3.16.

$$t(x_i \text{ é } A \rightarrow y_j \text{ é } B) = t(\neg(x_i \text{ é } A) \vee (y_j \text{ é } B)) = ((1 - \mu_A(x_i)) \oplus \mu_B(y_j)) \quad (3.16)$$

A segunda família é originada na análise da equivalência lógica $p \rightarrow q$ e $\neg p \vee (p \wedge q)$.

E pode ser descrita conforme a equação 3.17.

$$t(x_i \text{ é } A \rightarrow y_j \text{ é } B) = t(\neg(x_i \text{ é } A) \vee [(x_i \text{ é } A) \wedge y_j \text{ é } B]) = (1 - \mu_A(x_i)) \oplus (\mu_A(x_i) \otimes \mu_B(y_j)) \quad (3.17)$$

Implicações na terceira família se caracterizam por serem verdadeiras quando o conseqüente é verdadeiro ou mais verdadeiro que o antecedente. Ou seja, $t(p \rightarrow q) = 1$ sempre que $t(p) \leq t(q)$. Podendo estas serem descritas na forma da equação 3.18.

$$\begin{aligned} t(x_i \text{ é } A \rightarrow y_j \text{ é } B) &= \sup \{ \alpha | \alpha \in [0,1], \alpha \otimes t(x_i \text{ é } A) \leq t(y_j \text{ é } B) \} \\ &= \sup \{ \alpha | \alpha \in [0,1], \alpha \otimes \mu_A(x_i) \leq \mu_B(y_j) \} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Das três famílias descritas acima pode-se encontrar na literatura diversas funções de implicação como Máximo de Zadeh, Aritmética de Zadeh, Sequência Padrão, Sequência de Godelian e Goguen.

3.8 Regras

A inferência via regras é feita através de condições baseadas em variáveis linguísticas e conjuntos nebulosos. Neste modelo o conhecimento humano pode ser traduzido linguisticamente em lógicas que permitam concluir a ação de controle ou inferência necessária a solução do problema mesmo com a inclusão parcial das variáveis envolvidas.

Existem dois tipos de regras que são regras de mapeamento nebuloso e de implicação nebulosa. Tais métodos foram discutidos anteriormente nas seções que definem relações e implicações nebulosas, mas para completar os conceitos necessários a regras coerentes e bem formadas outras características devem ser abordadas.

Nas regras de mapeamento o relacionamento entre os parâmetros de entrada e saída é definido com o apoio das variáveis linguísticas. Por este comportamento entende-se que os valores resultantes da inferência serão devidamente associados as características observadas nos parâmetros de entrada como funcionalmente relacionados. Em sistemas de controle esta característica se torna útil para resolução de boa parte dos problemas do mundo real.

Quanto a utilização de regras baseadas em implicação nebulosa difere em relação as definições do parágrafo acima devido a seu objetivo ser de sintetizar lógicas do mundo real ou necessárias a resolução do projeto em uma relação de causa e consequência. O que também é definido com o apoio de termos e variáveis linguísticas.

Um exemplo de regra a ser utilizada em nossa metodologia é **SE (Iniciativa É Ótima) e (Agilidade é Razoável) e (Foco Na Qualidade É Boa) Então Resultado é Bom.**

O fluxo básico para a inferência em um sistema baseado em lógica nebulosa pode ser melhor compreendido com os conceitos fundamentais descritos acima. Pois a tomada de decisão esperada como saída nestes tipos de sistemas resumem-se em uso estruturado e bem formado de lógica. Alguns tipos de regras são: Mandani, TSK e SAM.

3.9 Desnebulização

Sendo o resultado da inferência ainda nebuloso que refere-se a uma distribuição da possibilidade este deve ser interpretado quantitativamente por um valor que represente corretamente o significado da distribuição alcançada pela inferência. Este procedimento se chama desnebulização.

Os métodos empregados para desnebulização são:

3.9.1 Média do Máximo

Calcula a média dos graus de inclusão identificados como os de maior valor. Neste tipo de método o formato geral do gráfico que representa a distribuição de possibilidades não é considerado, pois por utilizar apenas os máximos resultados diferentes podem gerar mesmo resultado na desnebulização.

3.9.2 Centro de Área ou Centróide

Busca definir o ponto de equilíbrio entre os valores de possibilidade distribuídos. Para isto considera toda a distribuição no cálculo.

A definição para valores discretos é mostrada na equação 3.19.

$$\text{Centróide(T)} = \frac{\sum_x \mu_T(x) \times x}{\sum_x \mu_T(x)} \quad (3.19)$$

E para valores contínuos na equação 3.20.

$$\text{Centróide(T)} = \frac{\int \mu_T(x) x dx}{\int \mu_T(x) dx} \quad (3.20)$$

A figura 3.8 ilustra a utilização deste método.

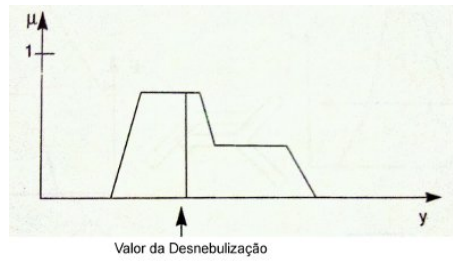


Figura 3.8: Exemplo de desnebulização pelo método da centróide.

3.9.3 Altura

Para desnebulizar com este método é necessário converter a função de pertinência do consequente T_i em valor não nebuloso $y = T_i$, também conhecido como crisp, sendo T_i o centro de área. Após esta etapa o método do centróide é então aplicado as regras que tenham consequentes crisp. O que pode ser representado pela equação 3.21.

$$y = \frac{\sum_{i=1}^N w_i c_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (3.21)$$

De acordo com (JAMSHIDI; VADIEE; ROSS, 1993) é valido apenas para os casos em que a função de pertinência é resultado da união de funções que sejam simétricas.

4 AGRUPAMENTO DE DADOS

4.1 Introdução

Os métodos de agrupamento de dados permitem agrupar dados de acordo com a similaridade das amostras apresentadas. Tal característica tem sido extensivamente aproveitada em diversas áreas do conhecimento para a resolução de problemas de aprendizado das mais diversas origens (JIANG; PEI; ZHANG, 2003). Alguns exemplos de aplicações que buscaram solução neste método são: identificação de clientes e grupos de produtos, categorização de textos e soluções de reconhecimento de imagens, identificação de padrões e na bioinformática. (GUPTA; GHOSH, 2001)

Apesar da definição acima permitir o entendimento básico do conceito desta método não há uma definição que seja coletivamente aceita na área. Devido a esta dificuldade e desencontros de entendimento presentes na literatura (EVERITT; LANDAU; LEESE, 2009) reuniu algumas das definições disponíveis. São elas:

- "Um cluster é um grupo de entidades semelhantes. Desta forma entidades em diferentes clusters são diferentes."

- "Cluster é um conjunto de pontos no espaço em que a distância entre qualquer dois pontos no espaço do cluster é menor do que a distância entre um ponto que se encontre dentro do cluster e outro fora do mesmo."
- "Clusters podem ser descritos como regiões contínuas no espaço contendo uma densidade de pontos relativamente alta e separada de outras regiões similares por áreas contendo relativamente baixa densidade de pontos no espaço."

Conforme (GORDON, 1999) todas as definições descritas consideram a homogeneidade interna e a separação externa. O que resumidamente define a separação em grupos distintos e similaridade de dados no mesmo cluster.

Na figura 4.1, adaptada de (RUI XU, 2009), o processo básico de análise de clusters é abordado mostrando as quatro etapas que relacionadas tem como saída os diferentes clusters identificados no processamento. Estas são melhor descritas abaixo.

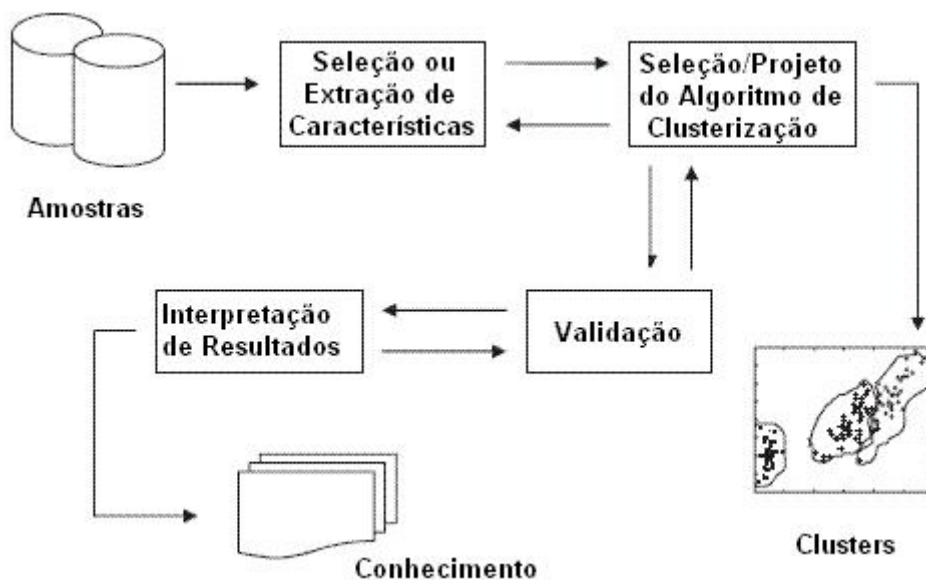


Figura 4.1: Processo básico de análise de clusters.

- Seleção e Extração de Características - nesta etapa são selecionadas características necessárias a distinção das amostras e, se for necessário, feita a extração de novas características a partir das iniciais.
- Seleção / Projeto do Algoritmo de Agrupamento de Dados - permite a escolha dos métodos de melhor eficiência para o problema. O que quer dizer definir qual a medida de similaridade utilizada e formular a função para representar os critérios necessários.
- Validação dos Clusters - a separação gerada pelo processo de agrupamento de dados deve ser validada para confirmar a presença de estruturas específicas nos grupos identificados. Tal preocupação ocorre devido a um relação existente entre o algoritmo de agrupamento de dados selecionado e a característica da massa de dados submetida. Outro importante motivo é gerar garantias que os clusters encontrados são corretos e, conseqüentemente, confiáveis.
- Interpretação de Resultados - a partir dos resultados encontrados é possível maior visibilidade das características. Permitindo que conclusões ou hipóteses possam ter visibilidade ou simplesmente facilitando a convergência aos mesmos.

Na classificação de dados são utilizados sistemas supervisionados e não supervisionados. No primeiro caso existe um mapeamento de parâmetros relacionados ao conjunto de entrada de dados e a classificação obtida como resultado. Tal processo envolve algoritmos de indução para que o relacionamento entre a entrada e a saída sejam representados matematicamente (Bishop 1995; Cherkassky e Mulier, 1998; Duda et al. 2001). Saída que tecnicamente ocorre na convergência do algoritmo responsável pela classificação.

No caso da classificação não supervisionada não existe mapeamento relacionando parâmetros obtidos a partir dos dados de entrada com saídas esperadas. (Everitt

et al.,2001;Jain and Dubes , 1988). Neste processo o objetivo é classificar uma quantidade finita e não nomeada de dados em uma quantidade finita e discreta de conjuntos que na verdade relacionam uma característica similar das informações de cada item agregado no mesmo conjunto. (Baraldi and Alpaydin, 2002; cherkasky and Mulier, 1998).

Esta classificação não supervisionada é na verdade o agrupamento de dados e devido a seus objetivos e resultados positivos tem sido utilizado para explorar características ocultas das informações processadas, permitindo maior visibilidade das subcategorias de dados envolvidas em muitos problemas de difícil análise e reconhecimento. Como exemplo prático de aplicação está o diagnóstico de doenças ou subtipos das mesmas, pois em meio a tantos dados similares subgrupos podem existir e ter difícil visualização para uma análise não tão elaborada. Ou apenas pela similaridade apresentada por tantos dados envolvidos. (RUI XU, 2009).

Para entender melhor os objetivos esperados pela análise de clusters Aldenderfen e Blashfield resumiram em 1984 os seguintes itens:

- Classificação de dados ;
- Investigação de esquemas conceituais úteis para a formação de grupos de entidades ;
- Gerar hipóteses através da exploração de dados ;
- Teste de hipóteses ou tentativa de determinar se tipos identificados em outros procedimentos estão realmente presentes no grupo de dados envolvido.

As técnicas de agrupamento de dados são comumente divididas em Hierárquica e de Particionamento. Sendo que na primeira os clusters são criadas gradualmente

através de agrupamentos e divisões de clusters buscando formar uma hierarquia de formação destes clusters em um formato que permita a sua visualização como árvores. Quanto aos algoritmos baseados em particionamento a amostra é dividida em K subconjuntos para a posterior avaliação daquela formação identificada através de uma função que resume as necessidades e características do cluster para atender os objetivos.

4.2 Algoritmo K-means

Uma descrição detalhada deste método pode ser encontrada no trabalho de Hartigan (1975). Seu objetivo é dividir uma quantidade n de pontos em uma quantidade K de clusters.

O algoritmo de agrupamento de dados adotado para nosso particionamento é o K-means. Segundo (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999) e as análises feitas para este trabalho este é um algoritmo de fácil implementação e motivou sua utilização nesta parte do trabalho. Outro fator é sua característica de associar apenas um cluster a cada item, pois simplifica o formato dos resultados e permite que análises gerenciais sejam feitas com mais objetividade. A associação a apenas um cluster pode ser entendida pelo fato de não haver graus de inclusão do item aos clusters, como ocorre em outros algoritmos, por exemplo o C-means.

Como desvantagens em relação a outros algoritmos temos no K-means: a necessidade de informar o número de clusters que devem ser gerados; o tempo de execução; e a sensibilidade em relação a elementos muito diferentes dos demais que pode influenciar no centro do *cluster* e interferir nos resultados. De qualquer forma suas características gerais e algoritmos são listadas a seguir:

Seja n o número elementos do conjunto de dados e c a quantidade de *clusters*.

Cada item $x_e \in X$ definido por i características.

$$x_i = (x_{e1}, x_{e2}, \dots, x_{ei})$$

Considere A como um conjunto de c *clusters* ($A = A_1, A_2, \dots, A_c$).

A união de todos os *clusters* determina o universo envolvido.

$$\cup_{i \in c} A_i = X$$

Nenhum elemento pertence a mais de um *cluster*.

$$\forall_{i,j \in c} : i = j \Rightarrow A_i \cap A_j = 0$$

Quanto ao algoritmo a literatura cita duas versões mais comuns.

Atribui aleatoriamente cada elemento a um *cluster*.

Repete

Atualiza as coordenadas da centróide dos *clusters*

Redefine atribuições de cada elemento ao *cluster* de maior similaridade.

Até que não ocorram alterações

Aleatoriamente define c elementos como os centróides dos *clusters*.

Repete

Atribui elementos aos *clusters* de maior similaridade

Atualiza as coordenadas da centróide dos *clusters*
Até que não ocorram alterações

Trata-se de um algoritmo não determinístico devido a definição inicial das centróides poder ter como consequência uma diferente atribuição de pontos ao *cluster*. Como consequência é comum que a execução seja efetuada diferentes vezes para que os resultados sejam comparados. Maiores detalhes sobre o funcionamento do algoritmo podem ser encontrados em (HARTIGAN, 1975) e (JANERT, 2010).

4.2.1 Validação pelo Método da Silhueta

Utilizado para apoiar a interpretação e validação dos *clusters* gerados. Este será utilizado na verificação se a quantidade clusters escolhida é a ideal para a amostra de dados e, também, na avaliação da qualidade dos grupos identificados no processo de agrupamento de dados.

Existem diversas técnicas para avaliar a qualidade dos clusters gerados. O método de validação da silhueta foi selecionado neste trabalho devido a facilidade que o mesmo fornece para analisar as características dos clusters. Exemplificando o que é um traçado de silhueta, na figura 4.2 está representada a silhueta de um agrupamento de dados em que ocorre similaridade entre os elementos e boa separação das amostras.

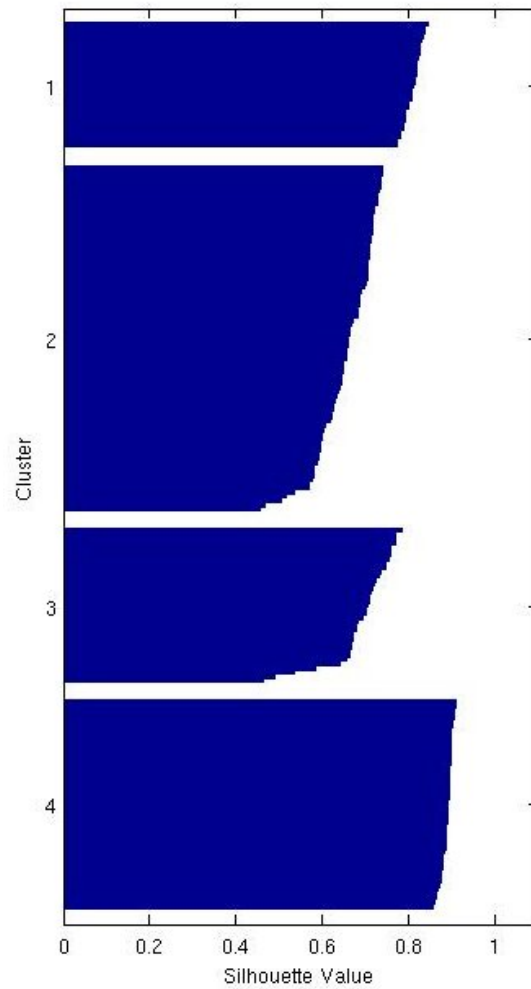


Figura 4.2: Silhueta evidenciando uma boa separação de clusters.

A leitura feita na figura 4.2 deve analisar para cada cluster representado no eixo das ordenadas o quanto os elementos estão inclusos no grupo, sendo, o eixo das abscissas, o indicador com máximo 1. O valor 1 representa completa similaridade com o agrupamento.

Com base nas informações do que é uma silhueta e quais as sua características verifica-se que na figura 4.3 tem-se um agrupamento de dados não satisfatório, pois

existem elementos que não se encaixam corretamente na similaridade necessária ao cluster.

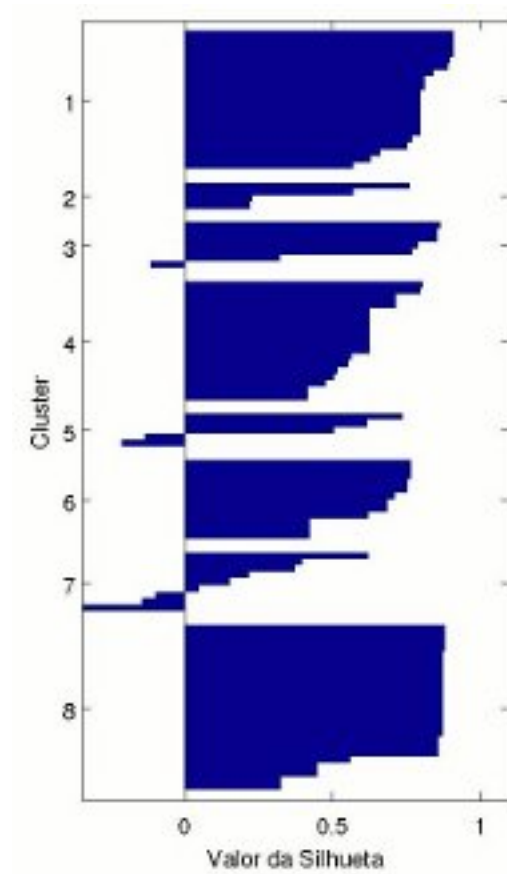


Figura 4.3: Silhueta evidenciando uma separação de clusters conflitante.

Conforme (ROUSSEEUW, 1987) para obter a silhueta de *cluster A* este método calcula para cada elemento $i \in A$ a média de dissimilaridade em relação aos outros objetos. Ou seja,

$$a(i) = d(i, A)$$

Sendo esta distância

$$S_i = \frac{b_i - a_i}{\max(a_i, b_i)},$$

em que a_i é o valor da dissimilaridade média de i em relação aos outros elementos do cluster A que contém i e onde b_i se refere a dissimilaridade média do objeto i em relação aos outros elementos do cluster mais próximo B .

Neste trabalho a média de dissimilaridade é baseada na distância Euclidiana devido a ter sido a de melhor performance nos testes efetuados com o algoritmo K-means. Tendo também sido testada a distância *cityblock*.

5 ESTRUTURA DA METODOLOGIA

5.1 Introdução

Será descrito neste capítulo a utilização da lógica nebulosa em um sistema de avaliação de competências. Com este método será feito o tratamento de dados imprecisos associados a definição de indicadores para os indivíduos avaliados. Isto será feito através da ponderação de respostas do questionário, que avalia as diversas características de interesse da organização, com a importância das competências e sentenças envolvidas. As sentenças são afirmativas atribuídas aos indivíduos e que devem ser respondidas pelo avaliador. Após estas ponderações é executada uma etapa de inferência baseada em regras específicas e que direcionam os resultados de acordo com os interesses da instituição, sendo gerados os resultados de cada indivíduo em uma lista ordenada pela pontuação dos envolvidos.

Os conceitos de lógica nebulosa abordados neste trabalho foram apresentados por Zadeh em seu artigo *Fuzzy And Control* de 1965 e posteriormente envolvido diversos autores em sua expansão literária. Um exemplo é a obra *Fuzzy logic: intelligence, control, and information* de (YEN JOHN E LANGARI, 1999) que aborda os diversos conceitos da lógica nebulosa e suas aplicações.

O fluxo utilizado tanto pela metodologia proposta quanto pela sua demonstração são resumidos nos itens a seguir. Nestes ficam definidos a metodologia e como a demonstração de seu funcionamento está estruturada no texto.

5.2 Fluxo da Metodologia

Nas seções abaixo as etapas da metodologia são resumidas, tendo a figura 5.1 ilustração da composição das etapas e sequência. Verifique que na fase de análise é citado agrupamento de dados como parte da solução, porém este é detalhado apenas no capítulo 7.

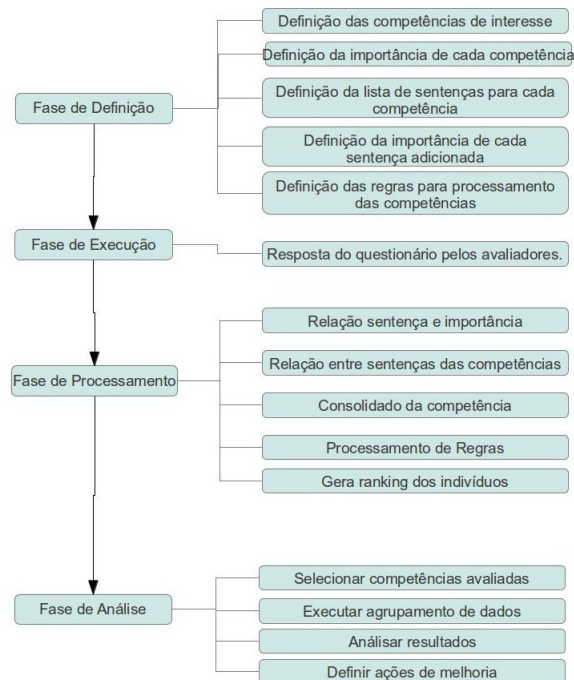


Figura 5.1: Fluxo da metodologia.

5.2.1 Fase de Definição

- Definição das competências de interesse. Por exemplo, a competência iniciativa.

Nesta fase a instituição define quais são as competências em que existe interesse de avaliar. Estas comumente são as mais envolvidas nos processos organizacionais ou que melhor representam as características de determinados perfis.

- Definição da importância de cada competência. Por exemplo, a competência iniciativa como extremamente importante.

Para cada competência definida, deverá ser informado o seu grau de importância. Esta informação será ponderada no processamento de cada competência.

- Definição da lista de sentenças para cada competência. Por exemplo, a sentença 'Apresenta propostas de melhoria' para a competência iniciativa.

Servem para contextualizar o que se espera em cada competência, pois ao invés de se pontuar a competência características associadas a mesma serão pontuadas e em fase adiante verificada a média ponderada entre elas.

- Definição da importância de cada sentença adicionada. Por exemplo, a sentença 'Apresenta propostas de melhoria' como extremamente importante.

Da mesma forma que cada competência pode ter sua importância as sentenças também são associadas a um grau de importância de interesse da instituição.

- Definição das regras para o processamento das competências. Por exemplo, se a iniciativa é boa e o trabalho em equipe é razoável então resultado do indivíduo é razoável.

Nestas regras as diferentes combinações de totais das competências são direcionadas a um valor final de acordo com os interesses da instituição, permitindo

flexibilidade segundo os objetivos organizacionais.

5.2.2 Fase de Execução

Nesta fase avaliadores atribuem a cada sentença, segundo sua percepção e alinhamento com a instituição, uma resposta de como entendem o indivíduo em questão. Para seguir um padrão já existente e consistente foi adotada a Escala Likert de (LIKERT, 1932), pois permite 5 diferentes níveis de percepção e define um padrão para ilustrar linguisticamente os valores de entrada das sentenças já no modelo esperado pela lógica nebulosa. São eles:

ESCALA LIKERT = { NÃO CONCORDO TOTALMENTE, NÃO CONCORDO PARCIALMENTE, INDIFERENTE, CONCORDO PARCIALMENTE, CONCORDO TOTALMENTE }

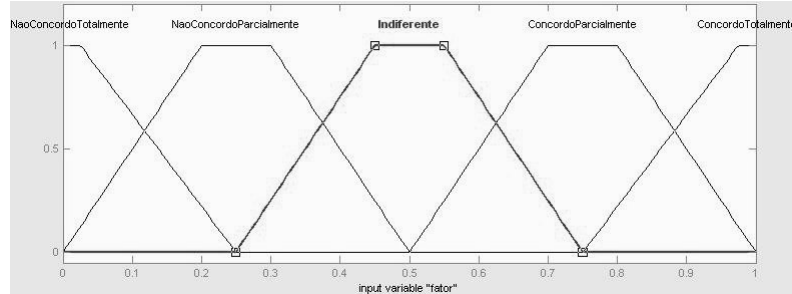


Figura 5.2: Função de pertinência para a variável da Escala Likert.

Para a definição de importância de cada competência e sentença a variável nebulosa definida a seguir deve ser utilizada.

IMPORTÂNCIA= { NADA IMPORTANTE, POUCO IMPORTANTE, IMPORTANTE, MUITO IMPORTANTE, EXTREMAMENTE IMPORTANTE }

Sendo esta representada graficamente conforme a função de pertinência na figura 5.3.

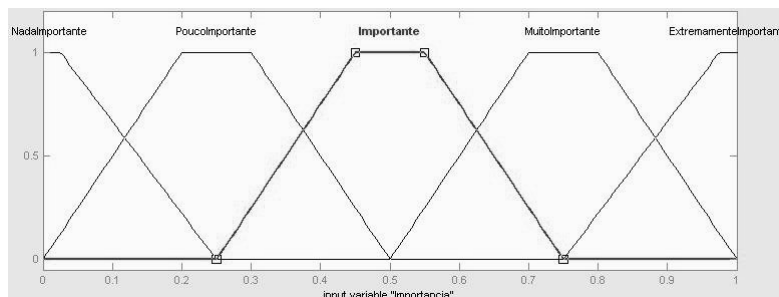


Figura 5.3: Função de pertinência para a variável de importância.

Em muitos casos das aplicações desta metodologia a variável considerada como NADA IMPORTANTE aparece apenas de forma ilustrativa, pois elementos que tenham esse entendimento por parte da instituição que define seus interesses podem simplesmente não participar dos itens listados. Porém, a mesma persiste da definição para atender os casos em que o item sem importância precisa mesmo assim ser coletado.

5.2.3 Fase de Processamento

- Relação entre sentença e sua respectiva importância
- Relação entre todas as sentenças da competência
- Relação entre o consolidado da competência e sua respectiva importância
- Os valores totais identificados para cada competência servem como parâmetros de entrada no processamento das regras.
- Gera lista dos indivíduos ordenada pelo total referente ao item anterior.

5.3 Definições do exemplo

Para efeito ilustrativo e melhor compreensão das variáveis estabelecidas vamos apresentar um exemplo de processamento com base em um dos indivíduos descritos no trabalho. As características dos indivíduos avaliados estão divididas entre os extremos. Ou seja, um indivíduo muito fraco, outro mediano e por último um muito forte nas competências definidas como de interesse.

5.3.1 Competências Adotadas

Mantendo uma visão genérica em relação as características esperadas de um indivíduo envolvido em processo de avaliação foram adotadas como exemplo as oito competências a seguir: Iniciativa, Foco no cliente, Comprometimento, Agilidade, Foco em resultados, Cultura da Qualidade, Atuação sistêmica e Trabalho em equipe. Estas resumem um perfil geral de colaborador de uma instituição, não detalhando características técnicas nem específicas de uma função.

5.3.2 Importância das Competências e Sentenças

O questionário é formado pelas competências, sentenças e suas respectivas importâncias. Na tabela 5.1 todos estes itens podem ser encontrados e nesta tabela estão as sentenças que fazem parte de nosso exemplo. Observe que na primeira coluna as sentenças estão categorizadas pela sua respectiva competência e na segunda coluna são dadas as importâncias tanto das sentenças quanto das competências.

Observe que dois itens da tabela 5.1 iniciam com o símbolo (-). Este significa que o sentido da pergunta é negativo ao funcionário. Portanto uma resposta positiva não

deve imputá-lo uma pontuação benéfica conforme o padrão das demais respostas. Estes casos serão tratados na etapa que demonstra o processamento das informações.

As sentenças utilizadas abaixo são as mesmas do capítulo 'Estudo de Caso' encontrado a seguir. Estas foram adotadas em um exemplo real de avaliação feito por instituição específica em seu processo de avaliação e são incluídas aqui para apoiar a descrição da metodologia e ilustrar a comparação do capítulo citado.

Iniciativa	EI
Apresenta propostas de melhoria	EI
Atua, espontaneamente, na prevenção de problemas	EI
(-) Atua somente quando demandado	MI
Foco no Cliente	EI
Demonstra presteza e atenção com o cliente	EI
Identifica e compreende as necessidades do cliente	EI
Comprometimento	EI
Demonstra compromisso com as atividades	EI
Busca sempre atingir os melhores resultados	EI
Identifica problemas e adota ações para correção	EI
Agilidade	EI
Assume tarefas prontamente	EI
Realiza atividades no menor tempo sem prejudicar a qualidade	MI
Foco em Resultados	EI
Adota ações para evitar o retrabalho	EI
Finaliza suas atribuições com eficácia e eficiência	MI
Cultura da Qualidade	EI
Executa o demandado de acordo com as especificações	EI
Ações executadas dificilmente exigem retrabalho devido a erros	MI
Zela pela qualidade	MI
Atuação Sistêmica	EI
Busca conhecer as interligações de suas atividades	MI
Identifica e analisa cenários que possivelmente impactam em suas atividades	MI
Trabalho em Equipe	EI
Colabora na resolução de dificuldades dos colegas	MI
(-)Atua conforme suas crenças e percepções sem levar em conta a equipe	EI
Participa ativamente dos trabalhos	EI

Tabela 5.1: Importância das Competências e Sentenças

Onde EI=Extremamente Importante e MI=Muito Importante

5.3.3 Sentenças e Respostas Adotadas

Nesta parte do trabalho são definidas as respostas para cada sentença e indivíduo do exemplo. A tabela 5.2 mostra as respostas das sentenças para os indivíduos 1,2 e 3. Onde o indivíduo 1 tem elevado grau de maturidade nas competências, o indivíduo 2 mediano grau de adiantamento e o 3 apresenta-se muito deficiente para todas as sentenças.

	1	2	3
Iniciativa			
Apresenta propostas de melhoria	CT	CT	NCT
Atua, espontaneamente, na prevenção de problemas	CT	CT	NCT
(-) Atua somente quando demandado	NCT	NCT	CT
Foco no Cliente			
Demonstra presteza e atenção com o cliente	CT	CT	NCT
Identifica e compreende as necessidades do cliente	CT	CT	NCT
Comprometimento			
Demonstra compromisso com as atividades	CT	CT	NCT
Busca sempre atingir os melhores resultados	CT	CT	NCT
Identifica problemas e adota ações para correção	CT	CT	NCT
Agilidade			
Assume tarefas prontamente	CT	CT	NCT
Realiza atividades no menor tempo sem prejudicar a qualidade	CT	CT	NCT
Foco em Resultados			
Adota ações para evitar o retrabalho	CT	NCT	NCT
Finaliza suas atribuições com eficácia e eficiência	CT	NCT	NCT
Cultura da Qualidade			
Executa o demandado de acordo com as especificações	CT	NCT	NCT
Ações executadas dificilmente exigem retrabalho devido a erros	CT	NCT	NCT
Zela pela qualidade	CT	NCT	NCT
Atuação Sistêmica			
Busca conhecer as interligações de suas atividades	CT	NCT	NCT
Identifica e analisa cenários que possivelmente impactam em suas atividades	CT	NCT	NCT
Trabalho em Equipe			
Colabora na resolução de dificuldades dos colegas	CT	NCT	NCT
(-)Atua conforme suas crenças e percepções sem levar em conta a equipe	NCT	CT	CT
Participa ativamente dos trabalhos	CT	NCT	NCT

Tabela 5.2: Sentenças e Respostas Adotadas

Onde CT=Concordo Totalmente e NCT=Não Concordo Totalmente.

5.4 Processamento das informações

5.4.1 Contexto Geral

Nos próximos itens desta seção os cálculos de cada etapa são detalhados de forma a esclarecer tanto os procedimentos envolvidos quanto os objetivos e resultados esperados.

5.4.2 Relação resposta da sentença e importância

Considerando que cada sentença recebeu uma importância associada então sua real influência ou valor dentro do experimento deve ser verificado para que os objetivos da organização sejam respeitados e a precisão dos dados seja preservada. Para garantir estas propriedades é utilizado o princípio da extensão que obtém o resultado de operações algébricas dos valores nebulosos envolvidos. Tal princípio está definido na equação 3.15

5.4.2.1 *Tratamento de sentenças negativas*

Nesta relação é fundamental que o sentido da sentença seja considerado, pois no caso em que a mesma é negativa a resposta vinculada deve ser ajustada antes do processamento das informações.

Vejamos os casos das sentenças negativas que temos em nosso questionário. São:

- Atua somente quando demandado.

- Atua conforme suas crenças e percepções sem levar em conta a equipe.

Sendo o escopo da sentença negativa para o funcionário então uma resposta CONCORDO TOTALMENTE estaria posicionando este no extremo oposto da resposta que se espera. Este mesmo raciocínio pode ser aplicado, baseado em nossas funções de pertinência, para que o ajuste de valores seja feito. Propriedade válida devido a simetridade das funções selecionadas.

Na prática temos que o oposto de CONCORDO TOTALMENTE é o NÃO CONCORDO TOTALMENTE e do CONCORDO PARCIALMENTE é o NÃO CONCORDO PARCIALMENTE. Quanto ao INDIFERENTE nada é preciso fazer, pois naturalmente já se trata do ponto de equilíbrio entre estes opostos.

Considerar a ocorrência destes casos é muito importante para flexibilizar a formulação das sentenças e, também, para evitar erros de cálculo na pontuação do indivíduo avaliado.

5.4.2.2 Aplicando o Princípio da Extensão

Nesta etapa são efetuadas as ponderações responsáveis por considerar a importância no valor das respostas das sentenças e no consolidado de cada competência. Onde primeiramente cada resposta atribuída as sentenças tem seu valor ponderado com sua importância para em seguida calcular a média ponderada das respostas associadas a cada competência. Com este valor consolidado o último passo dessa etapa é a ponderação com a importância da competência respectiva.

Será demonstrada a relação para o indicador 'Apresenta Propostas de Melhorias' referente ao funcionário 1 da tabela 5.2. Neste caso o indicador tem importância

EI (Extremamente Importante) e a resposta para o mesmo é CT (Concordo Totalmente). Conforme a função de pertinência das variáveis nebulosas citadas temos:

$$CT = [0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0.35\ 0.6\ 1]$$

$$EI = [0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0.5\ 1]$$

$$Dominio = [0\ 0.1\ 0.2\ 0.3\ 0.4\ 0.5\ 0.6\ 0.7\ 0.8\ 0.9\ 1]$$

ou seja, $CT = [0.35/0.8\ 0.6/0.9\ 1/1]$ e $EI = [0.5/0.9\ 1/1]$.

Aplicando o princípio da extensão para obter o mínimo dos valores nebulosos acima teremos o fluxo a seguir, sendo que a operação a ser executada é a multiplicação destas variáveis.

1o -> Combinar os itens dos dois vetores.

$$CT * EI = (0.35 \wedge 0.5) / (0.8 * 0.9) + (0.6 \wedge 0.5) / (0.9 * 0.9) + (1 \wedge 0.5) / (1 * 0.9) + (0.35 \wedge 1) / (0.8 * 1) + (0.6 \wedge 1) / (0.9 * 1) + (1 \wedge 1) / (1 * 1)$$

2o -> Selecionar menor valor na operação de mínimo e identificar domínios duplicados.

$$CT * EI = 0.35/0.72 + 0.35/0.8 + 0.5/0.81 + (0.5 \vee 0.6)/0.9 + 1/1$$

3o -> Selecionando o maior valor na operação de máximo teremos o resultado da multiplicação.

$$CT * EI = 0.35/0.72 + 0.35/0.8 + 0.5/0.81 + 0.6/0.9 + 1/1$$

Para fins de análise do resultado obtido vamos verificar os números nebulosos acima

como valores *crisp* (referentes a lógica tradicional) e comparar os resultados.

Considerando o método de desnebulização da centróide identifica-se que $CT = 0.93$ e $EI = 0.96$. Ou seja, a multiplicação destes equivale a 0.89.

Quanto ao valor *crisp* da variável $CT * EI$ calculada equivale aos mesmos 0.89. Desta forma é visível a validade dos cálculos e conforto proporcionado pelo princípio da extensão por efetuar tais cálculos a partir dos valores nebulosos já existentes.

5.4.3 Consolidação de todas as sentenças por competência

Após verificar todas as relações entre a resposta da sentença e a importância é necessário que a média ponderada destes indicadores em suas devidas competências seja encontrada.

O resultado da subseção anterior será utilizado no numerador do cálculo desta seção, pois a média ponderada é:

$$\text{Média Ponderada} = \frac{x_1 * p_1 + x_2 * p_2 + \dots + x_n * p_n}{p_1 + p_2 + \dots + p_n} \quad (5.1)$$

Onde x são números e p os pesos relativos a estes números.

Observe que para atender a fórmula descrita acima precisamos apenas somar as importâncias envolvidas, pois a multiplicação feita anteriormente considerou a resposta da sentença e sua importância. Sendo a importância em nosso caso referente ao peso citado.

Logo, teremos para o indivíduo de número 1 e competência Iniciativa o procedimento

abaixo.

Sentença 1:

$$CT*EI=[0.35/0.72 + 0.35/0.8 + 0.5/0.81 + 0.6/0.9 + 1/1]$$

Sentença 2:

$$CT*EI=[0.35/0.72 + 0.35/0.8 + 0.5/0.81 + 0.6/0.9 + 1/1]$$

Sentença 3

$$CT*MI=[.01/.08 + .01/.09 + .01/.1 + .04/.16 + .04/.18 + .04/.2 + .09/.24 + .09/.27 + .09/.3 + .16/.32 + .16/.36 + .25/.4 + .25/.45 + .35/.48 + .25/.5 + .36/.54 + .35/.56 + .36/.6 + .49/.63 + .35/.64 + .49/.7 + .6/.72 + .4/.8 + .6/.81 + 0.81/0.9 + 1/1]$$

Portanto, nosso exemplo de aplicação do princípio da extensão em aritmética de números nebulosos é para resolver a

$$\text{Média Ponderada} = \frac{CT * EI + CT * EI + CT * MI}{EI + EI + MI}$$

,tendo como resultado o valor [.09/.51 .35/.61 .49/.71 .6/.81 .64/.91 1/1.01 .64/1.11 .36/1.21 .16/1.31]

5.4.4 Relação da competência consolidada e sua importância

Da mesma forma que cada sentença foi ponderada em relação a importância atribuída o valor consolidado da competência, identificado no item anterior, deve ser combinado com a respectiva importância. Pois este representa o peso da competência.

Este trabalho considera todas as competências como sendo extremamente importante. O intuito desta definição é permitir que a idéia em relação aos perfis escolhidos se mantenha mais constante para o leitor que analisa os resultados obtidos.

Após ponderar a competência com o peso chega-se ao seguinte número nebuloso:
 [.48/.6 .5/.7 .6/.8 .64/9 1/1 .64/1.1 .36/1.2 .16/1.3]

5.4.5 Processamento das regras com pontuação por indivíduo

Nesta etapa da metodologia o objetivo é efetuar a inferência do nível de maturidade dos indivíduos com base em um grupo de regras pré-estabelecidas. Estas foram definidas de acordo com a técnica da lógica nebulosa conhecida como regras SE-ENTÃO, que têm sido utilizadas com sucesso em diversas aplicações de controle e tomada de decisões. (YEN JOHN E LANGARI, 1999) (LEE; CALIFORNIA; SCIENCES, 1988) (LEONDES, 1999)

Regras SE-ENTÃO associam uma condição descrita com variáveis linguísticas e conjuntos nebulosos a uma conclusão, sendo estas regras aplicadas na avaliação de competências para apoiar a conclusão que deve ser tomada frente aos diferentes grupos de perfis existentes entre os indivíduos e levando em consideração perfis parcialmente desenvolvidos nas competências. O que na verdade é uma das principais características da utilização destas regras. Ou seja, a capacidade de considerar na inferência a inclusão parcial nos conjuntos envolvidos. (YEN JOHN E LANGARI, 1999) Um exemplo de regra seria *SE Iniciativa é razoável E Foco no Cliente é bom E Comprometimento é bom E Agilidade é fraco ENTÃO Indivíduo é razoável.*

Analisando a expressão acima verifica-se que as variáveis referentes as competências são os valores nebulosos identificados na etapa anterior e o estado de cada parte da regra associado ao nível de amadurecimento na mesma. Sendo este último conjunto nebuloso conforme a definição a seguir:

AMADURECIMENTO = { FRACO, RAZOÁVEL, MEDIANO, BOM, ÓTIMO } ,
 onde as funções de pertinência são similares as utilizadas para a escala Likert.

A variável definida acima é utilizada em nossa metodologia tanto para a construção das regras quanto no processamento final em relação a cada indivíduo avaliado. Ou seja, assim como uma competência específica pode ser enquadrada como ÓTIMO, o resultado final, de um indivíduo, considerando todas as competências envolvidas, também pode ser entendido como ÓTIMO, BOM, etc.

Sendo uma implicação, o significado da regra acima pode ser traduzido na relação:

$$(RAZOVEL e BOM e BOM e FRACO e BOM e BOM e FRACO e FRACO e BOM) \\ \longrightarrow \text{RAZOÁVEL} \quad (5.2)$$

Entende-se o item abaixo como uma fórmula geral que representa a necessidade em questão para a identificação dos resultados segundo as regras nebulosas. (GOLEC; KAHYA, 2007b)

$$RESULTADO = [INICIATIVA' \\ \circ \text{RAZOÁVEL} \longrightarrow \text{RAZOÁVEL}] \cap [\text{FOCO CLIENTE}' \circ \text{BOM} \longrightarrow \text{RAZOÁVEL}] \\ \dots [\text{TRABALHO EQUIPE}' \circ \text{BOM} \longrightarrow \text{RAZOÁVEL}] \quad (5.3)$$

A inferência do resultado com esta técnica pode ser entendida basicamente como a verificação do grau de inclusão do conjunto dos valores relativos as competências calculadas em cada regra definida. Significando que o ponto das regras em que ocorrer maior inclusão para o individuo é onde ele deve ser enquadrado.

Se no conjunto de regras que temos estão determinados os enquadramentos possíveis para os funcionários então identificamos que este conjunto funciona como uma função de pertinência utilizada para a variável linguística RESULTADO.

Quanto a definição de quais regras serão envolvidas fica a critério dos responsáveis pelo processo de avaliação, porém esta tarefa pode ser delegada para um sistema especialista que através de um método pré-determinado identifique os padrões necessários a implicação representada na regra. Muitos sistemas já foram projetados se baseando nesta idéia de induzir as regras necessárias e conseguiram ótimos resultados nas áreas de conhecimento que estavam envolvidos. (CAMPOS; MORAL, 1992) (A.F.; BLISHUN, 1987)

Voltando ao desenvolvimento de nosso exemplo seguem abaixo as definições de regras utilizadas em nossos processamentos e, também, os resultados encontrados. Sendo as variáveis C1...C8 referentes as competências listadas na definição e, de acordo com a ordem, as variáveis N1...N5 os valores para a variável linguística AMADURECIMENTO. Também na ordem definida.

CONJUNTO DE REGRAS SE-ENTÃO

SE C1 É A1 E C2 É A1 E C3 É A1 E C4 É A1 E C5 É A1 E C6 É A1 E C7 É A1 E C É A1 ENTÃO RESULTADO É FRACO
 SE C1 É A1 E C2 É A2 E C3 É A1 E C4 É A2 E C5 É A1 E C6 É A2 E C7 É A1 E C É A2 ENTÃO RESULTADO É FRACO
 SE C1 É A2 E C2 É A2 E C3 É A2 E C4 É A2 E C5 É A2 E C6 É A2 E C7 É A2 E C É A2 ENTÃO RESULTADO É RAZOÁVEL
 SE C1 É A2 E C2 É A3 E C3 É A2 E C4 É A3 E C5 É A2 E C6 É A3 E C7 É A2 E C É A3 ENTÃO RESULTADO É RAZOÁVEL
 SE C1 É A3 E C2 É A3 E C3 É A3 E C4 É A3 E C5 É A3 E C6 É A3 E C7 É A3 E C É A3 ENTÃO RESULTADO É MEDIANO
 SE C1 É A3 E C2 É A3 E C3 É A3 E C4 É A4 E C5 É A3 E C6 É A3 E C7 É A3 E C É A4 ENTÃO RESULTADO É MEDIANO
 SE C1 É A4 E C2 É A3 E C3 É A4 E C4 É A3 E C5 É A4 E C6 É A3 E C7 É A4 E C É A4 ENTÃO RESULTADO É BOM
 SE C1 É A4 E C2 É A4 E C3 É A4 E C4 É A4 E C5 É A4 E C6 É A4 E C7 É A4 E C É A4 ENTÃO RESULTADO É BOM
 SE C1 É A5 E C2 É A4 E C3 É A5 E C4 É A4 E C5 É A5 E C6 É A4 E C7 É A5 E C É A4 ENTÃO RESULTADO É ÓTIMO
 SE C1 É A5 E C2 É A5 E C3 É A5 E C4 É A5 E C5 É A5 E C6 É A5 E C7 É A5 E C É A5 ENTÃO RESULTADO É ÓTIMO

Tendo como resultado para o nossa metodologia as seguintes pontuações:

FUNCIONÁRIO 1

RESULTADO=[0.09/0.1 0.16/0.2 0.25/0.3 0.36/0.4 0.36/0.5 0.6/0.6 0.64/0.7 0.64/0.8
1/0.9 1/1 0.65/1.1 0.40/1.2 0.31/1.3 0.24/1.4 0.17/1.5 0.12/1.6 0.09/1.7 0.09/1.8
0.06/1.9 0.06/2 0.03/2.1]=0.97

FUNCIONÁRIO 2

RESULTADO=[1/0 0.6/0.1 0.35/0.2 0.06/0.3 0.16/0.4 0.25/0.5 0.49/0.6 0.6/0.7
0.6/0.8 1/0.9 1/1]=0.70

FUNCIONÁRIO 3

RESULTADO = [1/0 0.6/0.1 0.49/0.2 0.81/0.3 1/0.4 0.28/0.5 0.05/0.6]=0.23

Estes valores se referem ao vetor final obtido para cada funcionário e desnebulizado pelo método do centróide. Observe que o funcionário um não ficou com 100% de aproveitamento mesmo recebendo nota máxima em todas as sentenças. Este fato ocorre em nossos resultados devido ao método de desnebulização pela centróide. Resumindo, seu funcionamento prevê o valor pelo "centro de massa" do resultado.

6 ESTUDO DE CASO

Afim de levantar mais dados para a compreensão da metodologia proposta, este capítulo trata de um estudo de caso feito com base na comparação dos resultados recuperados de uma metodologia tradicional real e da metodologia proposta. A metodologia tradicional em questão foi aplicado em empresa do ramo de informática que terá seu nome omitido por motivos de confidencialidade. Sendo que na definição desta comparação as características gerais são preservadas ao máximo, tendo alteração somente nas etapas que diferem quanto ao tipo de parâmetro necessário para cada método.

Para que a comparação seja confiável tanto os indivíduos envolvidos no processo devem ser os mesmos quanto a estrutura referente as competências e sentenças definidas devem ser iguais. A diferença básica entre os casos comparados são a entrada de dados no questionário e a necessidade de definição de regras para o processamento da metodologia proposta que envolve regras no processamento das informações. Tal diferença na entrada de dados é relacionada as variáveis linguísticas adotadas, pois na metodologia tradicional as respostas possíveis são: sim, indiferente e não. No caso nebuloso é utilizada a Escala Likert que, resumidamente, estabelece relação textual dos valores envolvidos para cada item da escala e um entendimento de per-

cepção. Além disso temos, uma escolha de nível de amadurecimento com maior detalhamento.

Como as duas necessidades de entrada de dados citadas acima são diferentes foi necessário solicitar aos avaliadores envolvidos no processo, em nosso caso três avaliadores, que fossem dadas respostas nos dois formatos para os questionários. Com tais informações recolhidas a comparação é feita e os dois resultados obtidos, referentes ao tradicional e o proposto, são formatados para exibir posição no *ranking*, pontuações e o grupo do indivíduo. Esta última informação baseada em pontuações iguais para facilitar a análise dos resultados na ocorrência de empates.

Tendo estas listas como base, os três avaliadores puderam analisar os resultados e identificar qual mais se encaixa em sua percepção do perfil dos indivíduos a eles vinculados. Os avaliadores também relataram textualmente as justificativas em relação a sua percepção e, também, a ocorrência de desvios frente as metodologias.

Abaixo a lista de itens que devem ser abordados por cada avaliador.

1. Resultado da Avaliação Tradicional
2. Resultado da Avaliação pela Metodologia Proposta
3. Qual das duas opções gerou resultados mais próximos de sua percepção ?
4. Análise da listagem de cada método, informando se ocorreram desvios, quais são e se entende que estão correlacionados aos dados fornecidos como resposta do questionário.
5. Caso nenhum dos métodos tenha gerado resultados suficientes, devem identificar cada desvio verificado e listar a ordem que entendem como correta iniciando do indivíduo com maior pontuação.

Devido a necessidade de confidencialidade dos dados tratados em nosso experimento os nomes dos indivíduos envolvidos não são identificados no texto do trabalho. Estes são de conhecimento dos avaliadores que para perceberem as diferenças entre os resultados das metodologias envolvidos precisam saber a quem cada item da lista se refere. Finalmente eles vão utilizar seus conhecimentos gerenciais e experiência de trabalho com os indivíduos para analisar a consistência dos dados gerados por cada método.

Nesta fase de comparação de resultados foram utilizados dados fornecidos por gestores da instituição referida. Estes em termos quantitativos são reduzidos para a execução de um experimento definitivo, mas já permitem que a metodologia em questão seja analisada frente a uma ótica técnica e gerencial, esta última por parte dos avaliadores. Tal dificuldade de obtenção de dados para testes é devido a natureza destas informações que são confidenciais e envolvem aspectos particulares de muitos indivíduos. Esta dificuldade também se deve a vinculação de tais informações a gestores de vida profissional muito dinâmica e comprometida, o que não permitiu maior envolvimento e disponibilização de tempo para colaborar no fornecimento de dados e na etapa de análise/relato das impressões obtidas nos resultados apresentados.

Nas próximas seções são listadas todas as amostras do estudo de caso. Como estas são referentes a indivíduos pertencentes a uma mesma instituição serão tratadas como uma massa única para permitir uma avaliação geral dos dados e, posteriormente, uma avaliação dos subgrupos dos mesmos. Ou seja, os dados serão analisados em relação ao todo da instituição e, também, em relação aos grupos de trabalho representados pelos diferentes avaliadores envolvidos.

6.1 Massa de dados

A massa de dados utilizada neste trabalho envolve indivíduos de faixa etária entre 25-50 anos, sendo que destes 70% possui nível superior completo, 20% pelo menos uma pós-graduação e os outros 10% com o segundo grau completo. Com estas informações básicas de idade e escolaridade os dados utilizados podem ser melhor compreendidos.

6.1.1 Metodologia Tradicional

Na tabela 6.1 estão as respostas das sentenças segundo a metodologia tradicional adotada, sendo que na primeira coluna a numeração de 1 a 31 se refere aos indivíduos avaliados e as demais colunas respeitam a ordem de cada sentença definida na tabela 5.1.

Para esta metodologia os avaliadores podiam responder apenas Sim, Indiferente e Não. Exemplificando, para o indivíduo 1 e sentença 18 equivalente a 'Colabora na resolução de dificuldade dos colegas' foi respondida com Sim.

Relação de Respostas as Sentenças da Metodologia Tradicional																				
Indiv.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	I	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
2	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
3	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
4	N	I	S	I	I	I	I	S	S	S	S	S	S	S	I	S	I	N	I	
5	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
6	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	I	N	I
7	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	I	N	S
8	I	I	S	I	S	N	N	N	N	I	I	S	S	S	I	I	I	I	N	N
9	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
10	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	I
11	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
12	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
13	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	I	N	S
14	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	I
15	S	I	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	I
16	S	S	I	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
17	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
18	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
19	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
20	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
21	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	I	N	S
22	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
23	N	N	S	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	S	N
24	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	I	N	S
25	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
26	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
27	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
28	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
29	I	N	S	I	I	I	N	N	N	N	N	I	S	S	I	S	S	I	S	N
30	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S
31	S	S	N	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	S	N	S

Tabela 6.1: Relação de Respostas das Sentenças da Metodologia Tradicional

Onde S=Sim , I=Indiferente e N=Não.

6.1.2 Metodologia Proposta

A tabela 6.2 utiliza a mesma lógica de formação da tabela 6.1 explicada na seção anterior, porém conforme a estrutura da metodologia proposta as respostas utilizadas pelos avaliadores são dadas segundo a variável linguística **ESCALA LIKERT**.

Por exemplo, para o indivíduo 5 a sentença 2 equivalente a 'Atua, espontaneamente, na prevenção de problemas' foi respondida com Concordo Totalmente.

Relação de Respostas as Sentenças da Metodologia Proposta																					
Indiv.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	I	CP	NCP	CT	CT	CT	CP	CP	CP	CP	CT	CP	CT	CP	CP	CP	CP	CT	NCT	CP	
2	CT	CT	NCT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	NCT	CT
3	CT	CT	NCT	CT	CT	CT	CP	CT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	NCT	CT
4	NCP	I	CP	I	I	I	I	CP	CP	CP	CP	CP	CT	CT	CP	I	CP	I	NCT	I	
5	CT	CT	NCT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CT	NCT	CT
6	CP	CP	CP	CP	CT	CP	CP	CP	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	I	NCP	I	
7	CP	CP	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	I	NCP	CP	
8	I	I	CT	I	CP	NCP	NCP	NCP	NCP	I	I	CP	CT	CP	I	I	I	I	NCT	NCT	
9	CP	CP	NCP	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	NCT	CP
10	CP	CT	NCP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CP	NCT	I	
11	CT	CT	NCT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	NCT	CP
12	CT	CP	NCT	CP	CP	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CP	NCT	CP	
13	CT	CT	NCT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	I	NCT	CT	
14	CT	CP	NCT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	NCT	I
15	CP	I	CP	CT	CP	CP	CP	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CP	NCT	I	
16	CP	CP	I	CP	CT	CP	CP	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	NCT	CP	
17	CT	CP	CP	CT	CT	CT	CT	CP	CP	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	NCP	CP	
18	CP	CT	NCT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CT	NCT	CP	
19	CT	CT	NCT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CP	NCT	CP	
20	CT	CT	NCT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	NCT	CT
21	CP	CP	NCP	CT	CT	CP	CP	CP	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	I	NCT	CT	
22	CT	CT	NCT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	NCT	CT	
23	NCT	NCT	CT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	NCT	CT	NCT
24	CP	CP	NCP	CP	CT	CT	CT	CP	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	I	NCP	CP		
25	CP	CP	NCP	CP	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CP	NCT	CP		
26	CT	CP	NCP	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CP	NCT	CT		
27	CT	CT	NCP	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	NCT	CT	
28	CT	CT	NCP	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CP	NCT	CT		
29	I	NCP	CT	I	I	I	NCP	NCP	NCP	NCP	NCP	I	CP	CP	I	CP	CP	I	CP	NCP	
30	CP	CP	NCT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CP	CT	NCT	CT		
31	CT	CT	NCT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CT	CP	CT	CP	NCT	CT		

Tabela 6.2: Relação de Respostas das Sentenças da Metodologia Proposta

Onde as abreviações se referem a Escala Likert. Ou seja: NCT=Não Concordo Totalmente; NCP=Não Concordo Parcialmente; I=Indiferente; CP=Concordo Parcialmente; e CT=Concordo Totalmente.

6.2 Processamento da Massa de Dados

Nesta etapa cada uma das metodologias abordadas na comparação tem seu resultado verificado para a massa de dados obtida. Sendo que os indivíduos recebem sua pontuação calculada, posição no *ranking* e o grupo referente a sua pontuação. O que permite gerar uma lista decrescente dos avaliados em relação a pontuação e facilitando análise dos dados na ocorrência de empates.

6.2.1 Aplicação da Metodologia Tradicional

A tabela 6.3 contém os totais obtidos para a metodologia tradicional. Para calcular estes valores foi feita uma média de todas as respostas das sentenças, onde cada tipo resposta dos avaliadores recebeu um valor numérico equivalente a seu objetivo. Estes foram 0, 0.5 e 1 respectivos a respostas Não, Indiferente e Sim.

Ainda na tabela 6.3 verifica-se que em sua estrutura tem-se o grupo do indivíduo e a posição no *ranking*, sendo que considera-se o grupo devido ao fato de posições iguais nos casos de empate não manter justa a distribuição de indivíduos na lista, evitando conflitos durante a análise.

Posição	Grupo	Indivíduo	Pontuação
1	1	INDIVÍDUO 31	1
2	1	INDIVÍDUO 30	1
3	1	INDIVÍDUO 28	1
4	1	INDIVÍDUO 27	1
5	1	INDIVÍDUO 26	1
6	1	INDIVÍDUO 25	1
7	1	INDIVÍDUO 22	1
8	1	INDIVÍDUO 20	1
9	1	INDIVÍDUO 19	1
10	1	INDIVÍDUO 18	1
11	1	INDIVÍDUO 12	1
12	1	INDIVÍDUO 11	1
13	1	INDIVÍDUO 9	1
14	1	INDIVÍDUO 5	1
15	1	INDIVÍDUO 3	1
16	1	INDIVÍDUO 2	1
17	2	INDIVÍDUO 24	0,97
18	2	INDIVÍDUO 21	0,97
19	2	INDIVÍDUO 16	0,97
20	2	INDIVÍDUO 14	0,97
21	2	INDIVÍDUO 13	0,97
22	2	INDIVÍDUO 10	0,97
23	2	INDIVÍDUO 1	0,97
24	3	INDIVÍDUO 7	0,92
25	4	INDIVÍDUO 17	0,9
26	4	INDIVÍDUO 15	0,9
27	4	INDIVÍDUO 6	0,9
28	5	INDIVÍDUO 4	0,7
29	6	INDIVÍDUO 8	0,47
30	7	INDIVÍDUO 29	0,37
31	8	INDIVÍDUO 23	0

Tabela 6.3: Resultado Metodologia Tradicional

Verifica-se neste processamento um grande número de empates e que poucas diferenças entre os indivíduos foram estabelecidas. Onde apenas os indivíduos de posição 5,6,7 e 8 tiveram pontuações significativamente diferentes em relação aos demais. Este fato é um indicativo de uma reclamação feita pelos avaliadores antes de qualquer conhecimento do assunto deste trabalho. Nesta foram criticados os resultados da metodologia tradicional em que poucas diferenças são estabelecidas entre os indivíduos e muitas das vezes, estas estão erradas quando ocorrem.

6.2.2 Aplicação da Metodologia Proposta

Na tabela 6.4 estão os resultados de cada indivíduo segundo as definições apresentadas na metodologia proposto de avaliação de competências. Quanto a estrutura da tabela segue as mesmas características da tabela 6.3 apresentada.

Posição	Grupo	Indivíduo	Pontuação
1	1	INDIVÍDUO 20	0.94
2	1	INDIVÍDUO 2	0.94
3	1	INDIVÍDUO 3	0.94
4	1	INDIVÍDUO 5	0.94
5	2	INDIVÍDUO 27	0.93
6	2	INDIVÍDUO 22	0.93
7	2	INDIVÍDUO 11	0.93
8	3	INDIVÍDUO 9	0.92
9	3	INDIVÍDUO 17	0.92
10	4	INDIVÍDUO 14	0.90
11	4	INDIVÍDUO 7	0.90
12	5	INDIVÍDUO 21	0.89
13	6	INDIVÍDUO 10	0.87
14	6	INDIVÍDUO 28	0.87
15	6	INDIVÍDUO 6	0.87
16	6	INDIVÍDUO 31	0.87
17	6	INDIVÍDUO 26	0.87
18	6	INDIVÍDUO 15	0.87
19	6	INDIVÍDUO 16	0.87
20	6	INDIVÍDUO 18	0.87
21	7	INDIVÍDUO 25	0.86
22	8	INDIVÍDUO 19	0.85
23	8	INDIVÍDUO 12	0.85
24	9	INDIVÍDUO 13	0.84
25	9	INDIVÍDUO 24	0.84
26	10	INDIVÍDUO 30	0.81
27	11	INDIVÍDUO 1	0.76
28	12	INDIVÍDUO 4	0.68
29	13	INDIVÍDUO 29	0.61
30	14	INDIVÍDUO 8	0.51
31	15	INDIVÍDUO 23	0.24

Tabela 6.4: Resultados Metodologia Proposta

Nesta massa de dados foram estabelecidas diferenças entre os indivíduos de forma geral, porém estas não são tão significativas em termos de valor.

Outro fato que chama a atenção são as 15 posições geradas. Ou seja, mais de 50% do obtido no tradicional. Como consequência um trabalho de desempate entre as informações seria facilitado.

Os resultados nesta seção são da pontuação final dos indivíduos. Quanto aos resultados referentes ao consolidado para cada competência e indivíduo podem ser verificados no anexo.

6.2.3 Tabela Comparativa

Na tabela 6.5 são listados os resultados das duas metodologias. Nesta foram incluídas para cada funcionário colunas referentes a pontuação, grupo e posição no *ranking* para as duas metodologias e , também, a coluna diferença que indica o quanto a pontuação variou em relação as metodologias.

Na coluna diferença é possível visualizar que ocorreu grande variação na pontuação de alguns indivíduos. Sendo que para 15 itens da listagem a seguir esta diferença foi igual ou superior a 0,1. O que é um indicativo do impacto em relação aos resultados das amostras presentes que somam apenas 31 indivíduos.

Verificando-se os dados do indivíduo 29 identifica-se elevada utilização dos graus intermediários (NCP e CP) nas respostas do questionário pelo avaliador e um alto valor na coluna diferença. O que ocorre devido a estes valores intermediários estarem gerando maiores nuances em relação aos outros indivíduos e, também, pelos graus de importância atribuídos e regras definidas.

	METOD. TRAD.			METOD. PROPOSTA			DIFERENÇA
	PONTOS	GRUPO	POSIÇÃO	PONTOS	GRUPO	POSIÇÃO	
INDIVÍDUO 1	0,97	2	23	0,76	11	27	0,21
INDIVÍDUO 2	1	1	16	0,94	1	2	0,06
INDIVÍDUO 3	1	1	15	0,94	1	3	0,06
INDIVÍDUO 4	0,7	5	28	0,68	12	28	0,02
INDIVÍDUO 5	1	1	14	0,94	1	4	0,06
INDIVÍDUO 6	0,9	4	27	0,87	6	15	0,03
INDIVÍDUO 7	0,92	3	24	0,9	4	11	0,02
INDIVÍDUO 8	0,47	6	29	0,51	14	30	0,04
INDIVÍDUO 9	1	1	13	0,92	3	8	0,08
INDIVÍDUO 10	0,97	2	22	0,87	6	13	0,1
INDIVÍDUO 11	1	1	12	0,93	2	7	0,07
INDIVÍDUO 12	1	1	11	0,85	8	23	0,15
INDIVÍDUO 13	0,97	2	21	0,84	9	24	0,13
INDIVÍDUO 14	0,97	2	20	0,9	4	10	0,07
INDIVÍDUO 15	0,9	4	26	0,87	6	18	0,03
INDIVÍDUO 16	0,97	2	19	0,87	6	19	0,1
INDIVÍDUO 17	0,9	4	25	0,92	3	9	0,02
INDIVÍDUO 18	1	1	10	0,87	6	20	0,13
INDIVÍDUO 19	1	1	9	0,85	8	22	0,15
INDIVÍDUO 20	1	1	8	0,94	1	1	0,06
INDIVÍDUO 21	0,97	2	18	0,89	5	12	0,08
INDIVÍDUO 22	1	1	17	0,93	2	6	0,07
INDIVÍDUO 23	0	8	31	0,24	15	31	0,24
INDIVÍDUO 24	0,97	2	17	0,84	9	25	0,13
INDIVÍDUO 25	1	1	6	0,86	7	21	0,14
INDIVÍDUO 26	1	1	5	0,87	6	17	0,13
INDIVÍDUO 27	1	1	4	0,93	2	5	0,07
INDIVÍDUO 28	1	1	3	0,87	6	14	0,13
INDIVÍDUO 29	0,37	7	30	0,61	13	29	0,24
INDIVÍDUO 30	1	1	2	0,81	10	26	0,19
INDIVÍDUO 31	1	1	1	0,87	6	16	0,13

Tabela 6.5: Comparação das Metodologias

6.3 Análise dos Avaliadores

A fim de avaliar a metodologia dentro de um contexto real e segundo a ótica de gestores envolvidos com processos de avaliação três líderes de equipe e também avaliadores colaboraram na verificação e comparação dos dados obtidos para a metodologias tradicional e a proposto.

Nas próximas subseções estão listados, no formato de tabela comparativa, os indivíduos e resultados referentes unicamente ao grupo de trabalho avaliado pelo respectivo avaliador, que com base nestas informações e sua experiência de trabalho com estes indivíduos fez uma avaliação baseada em sua percepção, gerando como resultado o texto que segue após a tabela.

6.3.1 Percepção do Primeiro Avaliador

A tabela 6.6 mostra a comparação de resultados e ranking de indivíduos vinculados a avaliação do primeiro gestor.

	METOD.		TRAD.	METOD.		PROPOSTA	DIFERENÇA
	PONTOS	GRUPO	POSIÇÃO	PONTOS	GRUPO	POSIÇÃO	
INDIVÍDUO 1	0,97	2	23	0,76	11	27	0,21
INDIVÍDUO 2	1	1	16	0,94	1	2	0,06
INDIVÍDUO 3	1	1	15	0,94	1	3	0,06
INDIVÍDUO 4	0,7	5	28	0,68	12	28	0,02
INDIVÍDUO 5	1	1	14	0,94	1	4	0,06
INDIVÍDUO 6	0,9	4	27	0,87	6	15	0,03
INDIVÍDUO 7	0,92	3	24	0,9	4	11	0,02
INDIVÍDUO 8	0,47	6	29	0,51	14	30	0,04
INDIVÍDUO 9	1	1	13	0,92	3	8	0,08
INDIVÍDUO 10	0,97	2	22	0,87	6	13	0,1
INDIVÍDUO 11	1	1	12	0,93	2	7	0,07

Tabela 6.6: Resultados dos indivíduos referentes ao primeiro avaliador

Após receber os dados da tabela acima o primeiro avaliador efetuou análise dos resultados e diferenças entre as metodologias. Esta análise será considerada mais adiante na verificação das conclusões e observações tanto pelo primeiro avaliador quanto pelos outros dois envolvidos. A sua análise foi a seguinte:

”Em cima dos resultados recebidos fiz dois tipos de análise. Na primeira tentei ver a posição dos funcionários na lista e na segunda o valor

total calculado para a pontuação. Em relação ao segundo caso não consegui retirar conclusões, pois se trata de um valor numérico que faz sentido apenas quando comparado com os outros participantes do grupo avaliado. Mas para o segundo caso ficou claro que o *ranking* gerado pela metodologia nova está mais de acordo com minha experiência com estes funcionários.

Ainda em relação as diferenças de valores totais percebi que estes não variaram tanto, mas as pequenas diferenças foram suficientes para gerar uma listagem mais coerente considerando maiores detalhes não percebidos pela metodologia tradicional.

Um fator importante que deve ser considerado em relação aos funcionários que avalei é a característica geral dos mesmos. Como trabalhamos em uma empresa que mantém seus funcionários durante muitos anos e comumente exercendo as mesmas atividades ou atividades similares acaba que de uma forma geral o conhecimento dos processos de negócio e trabalho do dia-a-dia fica estabilizado em um bom ou excelente nível para muitos dos funcionários. E como as perguntas feitas tratam de interesses da empresa e assuntos mais profissionais não tão voltados ao convívio profissional se tem um equilíbrio no envolvimento, produtividade e contribuição entre os vários funcionários e o setor em que atuam.”

6.3.2 Percepção do Segundo Avaliador

A tabela 6.7 mostra a comparação de resultados, *ranking* e grupo para as pontuações de indivíduos vinculados a avaliação do segundo gestor.

	METOD. TRAD.			METOD. PROPOSTA			DIFERENÇA
	PONTOS	GRUPO	POSIÇÃO	PONTOS	GRUPO	POSIÇÃO	
INDIVÍDUO 12	1	1	11	0,85	8	23	0,15
INDIVÍDUO 13	0,97	2	21	0,84	9	24	0,13
INDIVÍDUO 14	0,97	2	20	0,9	4	10	0,07
INDIVÍDUO 15	0,9	4	26	0,87	6	18	0,03
INDIVÍDUO 16	0,97	2	19	0,87	6	19	0,1
INDIVÍDUO 17	0,9	4	25	0,92	3	9	0,02
INDIVÍDUO 18	1	1	10	0,87	6	20	0,13
INDIVÍDUO 19	1	1	9	0,85	8	22	0,15

Tabela 6.7: Resultados dos indivíduos referentes ao segundo avaliador

A seguir o texto referente a análise recebida do segundo avaliador.

”Os indivíduos 14, 15 e 17 são os mais antigos e produtivos do setor e são eles que em meu entendimento deveriam tomar as primeiras colocações da avaliação. Verificando a tabela o segundo resultado está mais coerente. E esta minha idéia fica mais clara quando as duas metodologias são comparadas, pois no proposto concordo com a realocação do funcionário 17 da terceira posição para a primeira , com a realocação do funcionário 12 do primeiro ao quarto lugar e as movimentações dos funcionários 18 e 19.

Analisando a pontuação é bem claro que a variação na metodologia proposta é maior apesar de ainda tão sutil quanto ao tradicional. Mas mesmo assim conseguiu fazer as correções que citei.”

6.3.3 Percepção do Terceiro Avaliador

A tabela 6.8 mostra a comparação de resultados, grupos e *ranking* de indivíduos vinculados a avaliação do terceiro gestor.

	METOD. TRAD.			METOD. PROPOSTA			DIFERENÇA
	PONTOS	GRUPO	POSIÇÃO	PONTOS	GRUPO	POSIÇÃO	
INDIVÍDUO 20	1	1	8	0,94	1	1	0,06
INDIVÍDUO 21	0,97	2	18	0,89	5	12	0,08
INDIVÍDUO 22	1	1	17	0,93	2	6	0,07
INDIVÍDUO 23	0	8	31	0,24	15	31	0,24
INDIVÍDUO 24	0,97	2	17	0,84	9	25	0,13
INDIVÍDUO 25	1	1	6	0,86	7	21	0,14
INDIVÍDUO 26	1	1	5	0,87	6	17	0,13
INDIVÍDUO 27	1	1	4	0,93	2	5	0,07
INDIVÍDUO 28	1	1	3	0,87	6	14	0,13
INDIVÍDUO 29	0,37	7	30	0,61	13	29	0,24
INDIVÍDUO 30	1	1	2	0,81	10	26	0,19
INDIVÍDUO 31	1	1	1	0,87	6	16	0,13

Tabela 6.8: Resultados dos indivíduos referentes ao terceiro avaliador

A seguir o texto referente a análise recebida do terceiro avaliador.

”As duas metodologias foram capazes de traduzir as respostas dadas em um ordenamento aceitável, mas na forma tradicional muitas foram as notas empatadas e isto atrapalha muito. Na segunda forma dos resultados, apesar de poucas, mais diferenças começam a aparecer facilitando um trabalho posterior nestes dados.

Também observei que os indivíduos 29 e 23 receberam notas mais justas. Eles são pessoas que não se interessam em dedicar mais de si pelo trabalho e acabam por se tornar profissionalmente menos valorizados entretanto seus valores profissionais existem e na metodologia tradicional não puderam ser representados. Assim sendo uma característica positiva da metodologia proposta.”

6.4 Considerações

Analisando os dados fornecidos pelos três avaliadores verificou-se que as repetições das respostas SIM, na metodologia tradicional, e CONCORDO TOTALMENTE, na proposta, ocorrem em grande quantidade. Interpretando esta característica entende-se que o perfil de indivíduos obtidos para este estudo de caso é muito constante e em alto nível de qualidade geral para as competências avaliadas. Esta equalização de respostas ocorridas também poderia ter a ver com o questionário definido, ou seja, este não estar verificando mais das competências existentes de forma a surgirem maiores diferenças ou estar fazendo perguntas que não direcionem em melhor aproveitamento do conhecimento do avaliador.

Devido ao texto do primeiro avaliador que contribuiu em nosso estudo de caso foi verificado que o problema identificado no parágrafo anterior realmente tem sua origem no perfil geral das amostras obtidas, pois segundo o primeiro avaliador a equipe tem muitos anos de experiência em atividades similares ou até nas mesmas atividades. Ou seja, é uma equipe profissionalmente sênior pelo fato de terem tido mais tempo e condições para se capacitarem em relação a sua atividades e, também, se integrarem pessoalmente e profissionalmente.

O fato de nossa amostra de dados ser composta de apenas 31 indivíduos dificultou um maior detalhamento da utilização da metodologia proposto e uma comparação profunda e prática em relação a metodologia tradicional. Tal consequência pode ser atribuída a pequena ocorrência de nuances entre os indivíduos já citada anteriormente. Mas verificando a questão em face a uma das características da lógica nebulosa percebe-se que este tipo de método mostra-se mais eficiente quando utilizada com alto volume de informações. No caso a propriedade citada é o Princípio da Incompatibilidade de (ZADEH, 1965), que diz:

”Conforme a complexidade de um sistema aumenta, a nossa habilidade de fazer descrições precisas ou ainda significantes sobre seu comportamento diminui até um limite além do qual precisão e relevância se tornam mutuamente exclusivas.”

Para nosso caso específico podemos entender deste princípio que processando um grande volume de dados teríamos mais êxito nas conclusões geradas pela metodologia, pois a própria lógica nebulosa já é um método feito e utilizado na resolução de problemas como os caracterizados pelo Princípio da Incompatibilidade. Ou seja, com maior volume de dados, os resultados indicariam maior precisão frente a tantos indivíduos, competências, sentenças e diferenças que devem ser consideradas.

As percepções dos avaliadores 1 e 2 foram muito significantes na identificação de uma propriedade identificada nos resultados obtidos. Estes chamaram a atenção para o *ranking* obtido na metodologia proposta em relação a sua pontuação, pois nuances de poucos décimos foram suficientes para gerar uma lista mais de acordo com suas percepções mesmo em amostra de dados tão similar como já dito anteriormente. Isto significa que a metodologia foi capaz de compreender pequenos detalhes fornecidos pela percepção dos avaliadores no momento da resposta do questionário em uma decisão mais coerente do nível de amadurecimento de cada indivíduo em relação aos demais e aos objetivos da instituição.

Pelo avaliador 3 foi dito que dois dos seus indivíduos avaliados tiveram notas mais justas. Um destes saiu de uma pontuação zero para 0,24 e o outro de 0,31 para 0,67. Esta diferença ilustra como as variáveis linguísticas foram capazes de absorver mais detalhes sobre estes avaliados que na verdade possuem níveis baixos ou próximos aos intermediários, e não completa e total falta de amadurecimento nas competências abordadas. Levando em consideração, também, as sentenças de maior importância que para o indivíduo 29 parece ter colaborado em um aumento de sua pontuação

final. O que pode ser observado nas respostas e ele atribuídas, pois nestas sentenças definidas como Extremamente Importantes recebeu melhor avaliação.

Em nosso *feedback* aos avaliadores foram retornados nos relatórios os nomes de cada indivíduo para que fosse possível estabelecer parâmetros em relação aos seus entendimentos. Porém, outra estratégia interessante e que pode evitar influências sobre suas observações seria solicitar a estes um ranking do que entendem como correto frente a suas percepções. Com base nesta listagem já é possível que interpretações relativas a nossa comparação sejam verificadas e, posteriormente, analisadas juntos as novas observações de origem no *feedback* que receberam.

Quanto ao assunto tratado no parágrafo anterior não identificamos a ocorrência de prejuízos causados pela influência dos avaliadores pelo assunto deste trabalho. Porém, este entendimento é possível devido a proximidade e conhecimento do perfil destes gestores que colaboraram. O que não se poderia garantir nem mitigar em um estudo de caso com mais avaliadores envolvidos ou de perfil não conhecido suficientemente. De qualquer forma uma estratégia para evitar tal problema fica definida no texto acima.

Nesta massa de dados não foram identificados casos consistentes em que as diferenças de importância tenham influído nos resultados. Dois fatores aparentemente contribuíram nesta dificuldade: as pequenas variações de importância entre as sentenças; e a definição inicial da importância Extremamente Importante como igual para todas as competências. Sendo que o primeiro caso evitou maior distanciação na pontuação de indivíduos pelas sentenças determinadas como mais ou menos importantes. E no segundo caso anulou a ocorrência da importância entre as competências, pois esta entendida como peso foi atribuída por igual durante o processamento de diferentes competências.

7 ANÁLISE DE RESULTADOS COM APOIO DO AGRUPAMENTO DE DADOS

7.1 Introdução

Esta parte do trabalho estuda a integração da técnica de análise de *clusters* com processos de análise de resultados da avaliação de competências, pois este é um momento em que a instituição busca nos dados gerados conclusões de qual a realidade do seu quadro de colaboradores e qual o contexto geral naquele momento em termos de maturidade das competências.

O Agrupamento de Dados efetua a classificação não supervisionada de padrões em grupos que são chamados de *clusters*. Este método tem sido cada vez mais utilizado por pesquisadores na resolução de problemas de diferentes áreas de conhecimento e utilizada na análise exploratória de conjuntos de dados, o que indica a sua importância (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999). Para a aplicação específica de agrupamento de dados na análise de resultados de avaliação de competências o autor não conseguiu identificar estudos anteriores.

Para a abordagem em questão ser mais significativa é importante que uma caracte-

rística importante seja identificada na massa de dados que deve ser analisada. Esta é a quantidade de dados envolvidos e seus relacionamentos, pois dependendo dos quantitativos uma limitação natural ao ser humano concretiza-se como obstáculo no entendimento destes resultados e consequente utilização das informações obtidas para a tomada de decisões de forma confiável. Tal limitação é a capacidade de compreensão de fatos frente a tantas variáveis e relacionamentos entre as informações. Problema que pode ser minimizado com a análise de *clusters*.

Conforme (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999) o agrupamento de dados é útil em muitos tipos de análises exploratórias baseadas em padrões, agrupamento, tomada de decisões e situações de aprendizado de máquina. Sendo que na maioria dos problemas existe uma pequena porção de informação prévia a respeito dos dados de interesse em cada ponto abordado, tornando necessário considerar os inter-relacionamentos existentes entre os pontos para obter uma avaliação de como se estruturam. Esta descrição das características de um problema de agrupamento de dados confirma conceitualmente a aplicação do método na metodologia, pois as competências de cada indivíduo isoladamente não o descrevem precisamente. Porém, se considerarmos um grupo de competências temos uma visualização mais completa dos perfis avaliados.

O objetivo de uma análise de *clusters* é dividir um conjunto de dados ou observações em subgrupos nos quais os itens agrupados tenham maior similaridade possível entre si e sejam diferentes dos indivíduos dos demais subgrupos. (HÖPPNER, 1999). Esta característica permite identificar nos resultados de um processo de avaliação de competências quais são os diversos perfis de funcionários existentes e como é dada a sua distribuição. O que gerencialmente pode ser uma informação de muito valor para a instituição.

7.2 Etapas Envolvidas

Os processos envolvidos nesta metodologia para análise de resultados podem ser resumidos em 5 etapas, que são as seguintes:

- Definir quais dimensões, em nosso caso competências, serão utilizadas.

Por exemplo, em uma análise em que seja interessante visualizar a agilidade em relação a iniciativa, entendemos no contexto de análise de *clusters* estas duas competências como dimensões.

- Distribuir graficamente os pontos equivalentes ao conjunto de dados envolvidos.

Neste item um gráfico é desenhado com base na amostra de dados existente.

- Executar o processo de agrupamento dos dados até identificar a quantidade ótima de *clusters*.

O método de agrupamento de dados é executado para a identificação de *clusters* na amostra. Devido ao tipo de algoritmo utilizado, o K-means, é necessário que seja executado para várias quantidades *clusters* até que uma configuração ótima seja identificada. Para apoiar esta decisão o método de validação da silhueta é utilizado.

- Analisar os grupos identificados, suas quantidades e características gerais.

Aqui a análise dos resultados é feita com base no agrupamento de dados processado, onde grupos e suas distribuições podem ser visualizados graficamente.

- Ações direcionadas a elevação do nível de qualidade das competências dos colaboradores.

Esta fase é de atuação da equipe gestora, pois nela ações baseadas nos entendimentos resultantes do processo de avaliação são definidas.

Na primeira etapa as competências que devem ser confrontadas devem ser selecionadas. Sendo que para visualizar graficamente existe o máximo de três dimensões a ser considerado. Uma análise completa em relação as competências envolvidas pode ser feita através de uma combinação sem repetição das diversas dimensões existentes. Exemplificando, em um processo com quatro competências e com distribuição em duas dimensões teríamos:

- Iniciativa x Agilidade
- Iniciativa x Foco na Qualidade
- Iniciativa x Foco no Cliente
- Agilidade x Foco na Qualidade
- Agilidade x Foco no Cliente
- Foco na Qualidade x Foco no Cliente

A visualização da distribuição dos pontos equivalentes aos resultados citada na segunda etapa já permite que padrões sejam identificados, pois é uma forma intuitiva para identificar a distribuição e o espalhamento das informações existentes.

A execução deste processo para os subgrupos ou setores envolvidos na instituição permite que seja feita uma análise comparativa entre as mesmas. O que pode identificar divergências úteis na análise junto a indicadores de interesse dos envolvidos, como os de produtividade.

A complexidade e quantidade de gráficos para a análise dos dados aumenta com maior quantidade de competências e pode ser minimizada utilizando gráficos de três dimensões. Para identificar a quantidade de gráficos necessários pode ser utilizada a fórmula da combinação sem repetição $C_{ns} = \frac{n!}{s!(n-s)!}$. Para nosso exemplo acima, utilizando duas dimensões, resulta em exatamente seis casos.

Neste tipo de problema a quantidade de *clusters* necessários para a solução de cada massa de dados é desconhecida. Como consequência é necessário que o processamento seja executado para diferentes quantidades de *clusters* e comparadas entre si através de uma função que permita medir a qualidade do resultado e identificar a partição ótima. (HÖPPNER, 1999) Nesta análise a utilização do método de validação pela silhueta é fundamental, pois permite verifica se existem elementos com baixa similaridade nos *clusters* e a distribuição geral dos mesmos.

7.3 Aplicação da Metodologia

A aplicação do agrupamento de dados descrito precisa de amostras consistentes em relação as inter-dependências que as competências exercem entre si. Para melhor ilustrar o funcionamento e as análises que podem ser feitas com base nos agrupamentos identificados os resultados obtidos para cada competência do capítulo referente ao Estudo de Caso são utilizados como amostras de nosso processo de agrupamento de dados. Nestes trinta e um indivíduos foram avaliados, o que permite exemplificar a aplicação do método e como análises podem ser feitas com seus resultados.

Considerando que as competências envolvidas são Iniciativa, Foco No Cliente e Comprometimento, então os pares processados para duas dimensões devem ser:

- Iniciativa x Foco no Cliente
- Iniciativa x Comprometimento
- Foco no Cliente x Comprometimento

Através de cada par destes é possível visualizar características específicas do grupo de indivíduos da instituição e buscar padrões de aglomeração e de inter-relacionamento das competências. Por este motivo a Iniciativa foi incluída em nossa massa de dados. Sendo que esta comumente influi em outras características do indivíduo.

Neste trabalho tanto a execução do algoritmo K-means quanto o calculo da média de dissimilaridade utilizada para a validação dos *clusters* pela silhueta é baseada na distância Euclidiana. A escolha foi devido a ter sido a de melhor performance nos testes efetuados, onde foram efetuados testes também para o tipo de distância *cityblock*. Esta melhor performance se deve a característica da distância euclidiana de ser a menor distância entre dois pontos atender as características do problema de forma mais correta, pois considera indivíduos necessariamente mais próximos mais similares.

Em nosso processamento da relação Iniciativa e Comprometimento foram testados agrupamentos de 5 até 14 *clusters*, convergindo na decisão de que a divisão em 10 *clusters* melhor definiu o agrupamento para a amostra utilizada. Conforme explicado no texto inicial deste capítulo a decisão é baseada no método da silhueta que para esta quantidade de *clusters* apresentou bons resultados. Na figura 7.1 está o resultado da divisão de *clusters* e silhueta para o agrupamento de iniciativa e comprometimento.

A seguir a legenda das cores e símbolos para todas as relações de competências processadas neste capítulo. São: *cluster 1* - ponto vermelho ; *cluster 2* - ponto verde ; *cluster 3* - ponto azul; *cluster 4* - ponto amarelo ; *cluster 5* - ponto rosa ; *cluster 6* - ponto azul claro ; *cluster 7* - ponto preto ; *cluster 8* - símbolo '+' vermelho ; *cluster 9* - símbolo '+' verde; *cluster 10* - símbolo '+' azul;

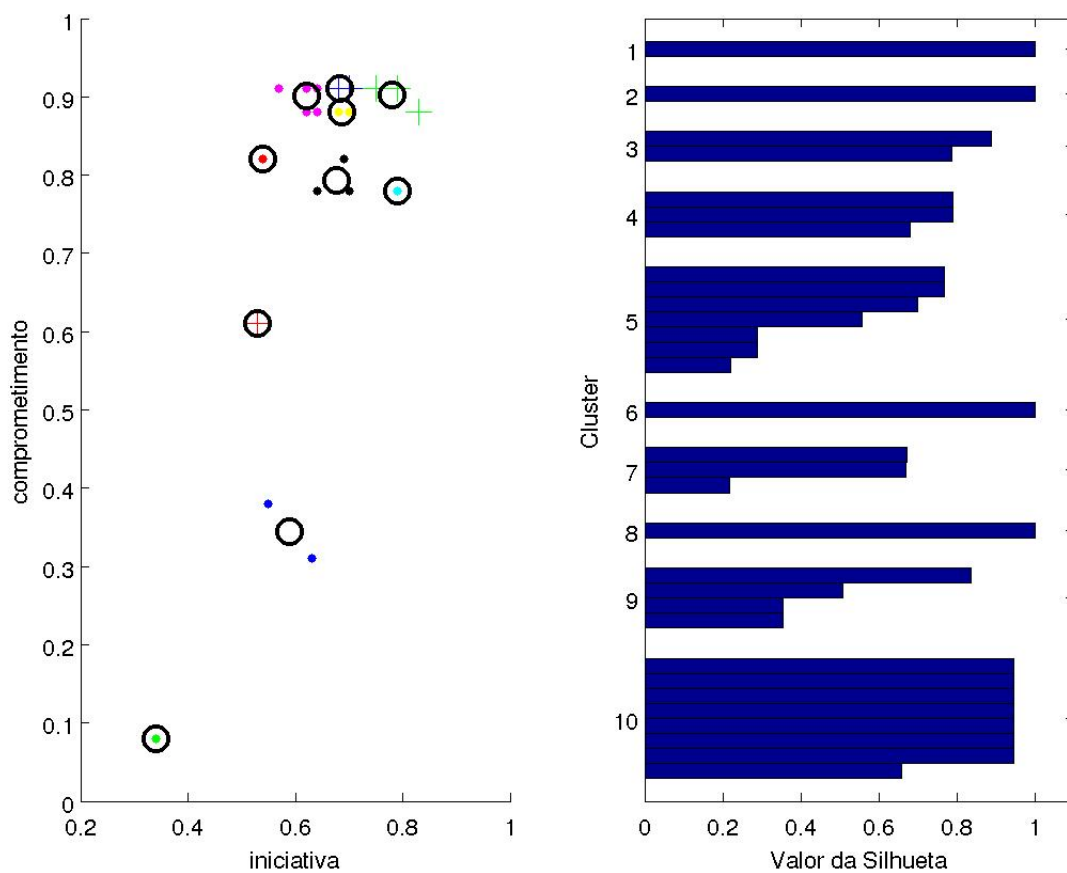


Figura 7.1: Agrupamentos para Iniciativa x Comprometimento

A figura 7.1 evidencia a ocorrência de dez grupos de pessoas para as dimensões consideradas. Destes alguns dos centróides responsáveis pelos agrupamentos ficam

bem próximos, o que indica que a metodologia foi capaz de identificar pequenas nuances nas diferenças existentes para os indivíduos. Ainda nesta figura a silhueta apresentada para a distribuição dos dez *clusters* mostra que todos os valores de similaridade foram positivos e dentro das características do grupo como um todo. A exemplo, nos *clusters* três, quatro e dez a similaridade foi alta para todos os itens e nos *clusters* cinco, sete e nove apesar de apresentarem maior diferença entre os indivíduos não afetou o enquadramento dos mesmos no perfil representado pelo agrupamento.

Outro fator que chama atenção na distribuição de indivíduos e grupos é como os mesmos tem o comprometimento aumentado em relação ao aumento da iniciativa, tendo os grupos de maior comprometimento iniciativa ao menos mediana. Porém, a maioria ainda são medianos ou fracos nesta importante relação. O que pode indicar gerencialmente a necessidade de palestras e atividades motivacionais que despertem maior compromisso e iniciativa dos envolvidos.

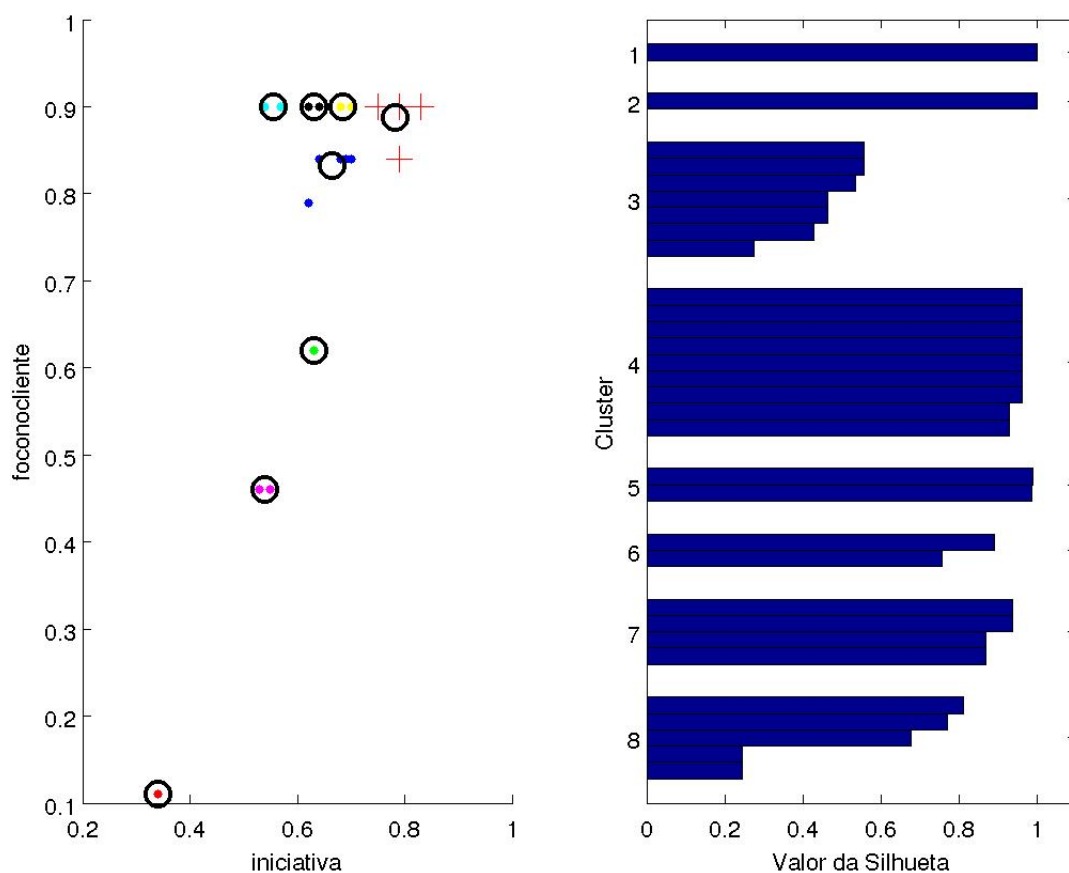


Figura 7.2: Agrupamentos para Iniciativa x Foco No Cliente

Na relação Iniciativa e Foco no Cliente também foram testadas as divisões de 5 até 14 *clusters*, tendo a divisão em oito *clusters* apresentado maior qualidade na formação dos grupos. Isto pode ser visualizado na figura 7.2 onde a silhueta mostra um alto índice de similaridade na maioria dos grupos e uma convergência maior de elementos nos *clusters* 3 e 4.

Quando consideramos a relação foco no cliente e iniciativa o agrupamento de dados mostrou menos diferenças gerais entre os indivíduos, pois oito grupos foram

suficientes para categorizar os perfis existentes. Também mostrou que novamente a iniciativa interfere em outra competência dos indivíduos. Como podemos observar ocorre maior concentração de pontos em graus de inclusão altos para comprometimento e medianos para iniciativa, o que indica que uma iniciativa mediana já foi capaz de desencadear maiores níveis de foco no cliente na maioria dos indivíduos.

Quanto aos grupos um e quatro chamam atenção pela menor iniciativa e alto Foco no Cliente. O que indica a ocorrência de perfis menos pró-ativos, mas ainda assim responsáveis em relação ao cliente. Estes com o devido acompanhamento e uma gestão motivacional podem se tornar ainda mais importantes para a instituição.

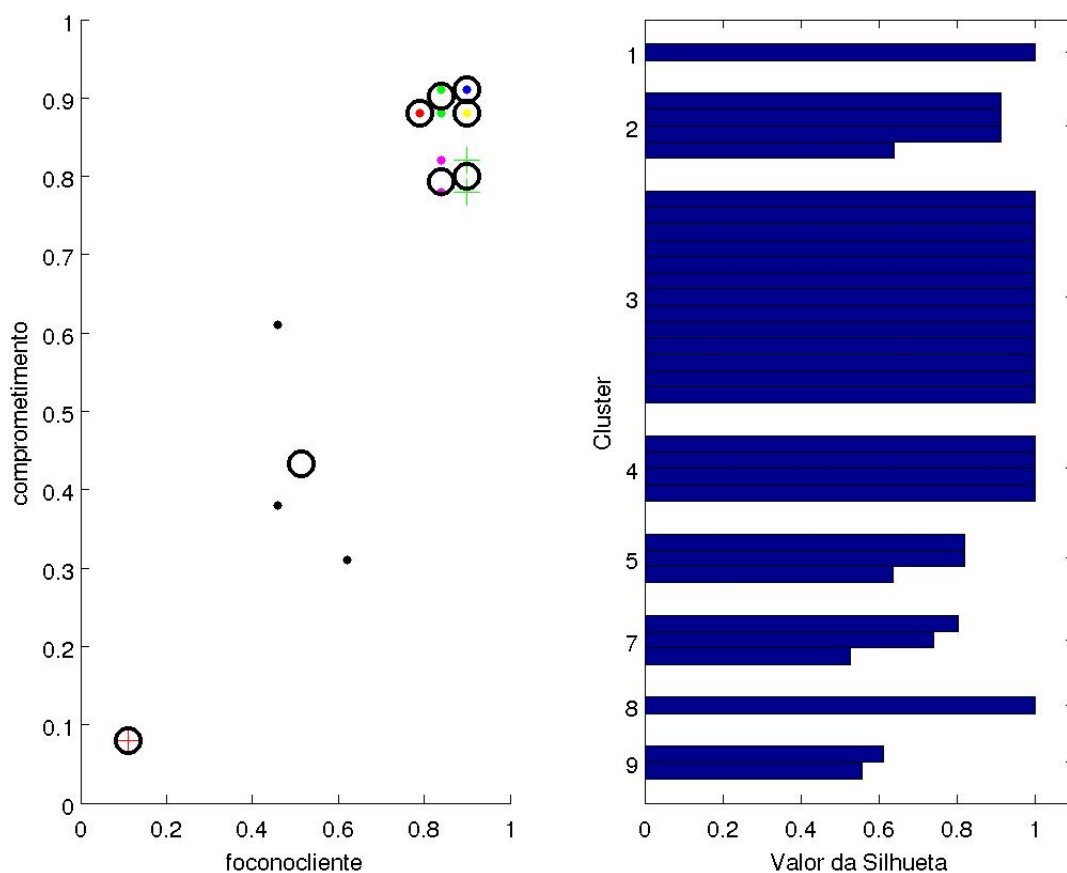


Figura 7.3: Agrupamentos para Comprometimento x Foco no Cliente

A relação comprometimento e foco no cliente apresentou melhores características de divisão de seus *clusters* para 9 agrupamentos. A figura 7.3 resultante do processamento mostra que foi possível identificar as diferentes regiões do gráfico. Quanto aos valores da silhueta indicam uma boa similaridade dos elementos dos grupos e distribuição relativamente homogênea, tendo apenas o *cluster* 3 recebido maior quantitativo de elementos.

Para a relação da figura 7.3 evidenciou-se a ocorrência de nove diferentes perfis,

sendo que a maioria se enquadrou com comprometimento alto e foco no cliente alto. Porém, para aqueles com comprometimento mediano e baixo os valores para foco no cliente foram necessariamente ruins.

8 CONCLUSÕES

Verificou-se que associar métodos da Inteligência Computacional em metodologias de Avaliação de Competências permite a construção de uma metodologia estruturada e com etapas transparentes e bem definidas. Devido as características da integração como resultado obtivemos um sistema de avaliação preciso nos cálculos envolvidos. Tal observação pode ser verificada pela análise dos resultados obtidos e pelo estudo das fases do processo, pois em cada uma delas existe a preocupação de se preservar ao máximo as diferenças entre os indivíduos e os próprios itens definidos tanto no questionário quanto nas importâncias.

Buscando a precisão dos valores tratados pela metodologia foi adotada a utilização da Escala Likert e, também, o tratamento de sentenças com sentido negativo. O uso da Escala Likert facilita a equalização da percepção dos avaliadores quanto as respostas. O que é significativo devido a este ser um dos fatores responsáveis pela perda de precisão nos resultados. Quanto ao tratamento de sentenças negativas flexibiliza a formação do questionário, evita o tratamento incorreto do respectivo tipo de sentença e pode ser usado para tratar respostas incoerentes de avaliadores. Estas duas características contribuíram de forma relevante para a obtenção de um conjunto de procedimentos consistentes.

A formulação das regras para o processamento das informações calculadas para as competências são de fundamental importância para os resultados finais. Porém tal definição não é elementar e pode envolver especialistas para garantirem sua consistência em relação aos objetivos da instituição. Porém, este é um assunto extenso e não foi abordado como objetivo neste trabalho.

Com a utilização do princípio da extensão para efetuar operações algébricas sobre os valores nebulosos as etapas da metodologia referente a combinação de variáveis linguísticas ficaram simplificadas tanto para o entendimento dos conceitos envolvidos quanto na estrutura do mesmo, pois ao invés da utilização de relações e composições, que são de utilização mais complexa, o cálculo algébrico de valores nebulosos pode ser efetuado. Tendo esta técnica permitido a viabilização de uma diferente metodologia, execução de um processo mais leve, maior precisão na ponderação entre respostas/importância e competências/importância.

Outra importante propriedade é a flexibilidade da metodologia na adaptação as necessidades encontradas em diversificadas instituições. Essa característica parte do conceito da utilização de variáveis para representar a importância e da utilização de regras para o processamento das pontuações finais dos indivíduos avaliados.

Quanto as comparações feitas em relação a metodologia tradicional abordado verificou-se pelas percepções dos avaliadores envolvidos que a metodologia proposta foi capaz de fornecer resultados mais significativos e mais de acordo com o esperado por cada avaliador. Tal conclusão foi o que se esperava, porém verificamos que as amostras de dados obtidas estão em pouca quantidade e muito constantes em relação aos perfis existentes. Isto indica que um maior volume de dados parece ser necessário para identificar e estabelecer de forma concreta distâncias entre as metodologias, pois permitiria gerar conclusões mais detalhadas e embasadas em maior número de ocorrências de diferentes características nos resultados.

Ainda em relação aos perfis abordados, uma maior quantidade em nossa amostra de dados gera mais pontos de atenção em nossas análises e conseqüentemente análises mais profundas que podem originar mais conclusões. Porém, considerou-se como ponto forte da metodologia proposta ter conseguido tratar e representar tão poucas nuances na pontuação e *ranking* obtido.

O uso de *Agrupamento de Dados* na fase de análise de resultados melhora o potencial de identificação de padrões, permitindo identificar as menores nuances. Porém aumenta a complexidade dos entendimentos envolvidos exigindo maior especialização de recursos ou uma consultoria direcionada.

Em nosso exemplo o agrupamento de dados serve como método de apoio a tomada de decisões dentro de um contexto de interesse das áreas de gestão. O paradigma em que o método se encaixa difere um pouco da utilização mais comum que é baseada em experimentos científicos de maior complexidade. Esta característica demonstra a plasticidade de sua utilização.

A massa de dados utilizada no capítulo 'Análise de Resultados com Apoio do Agrupamento de Dados' serve como base para inferências básicas e confirmações a respeito dos benefícios do método. Porém uma visualização completa precisa de uma massa de dados real envolvendo maior volume de informações e mais competências. Também, o envolvimento das áreas de gestão responsáveis pela massa de dados real citada. O que permitiria uma análise das informações resultantes e pesquisa sobre a percepção e conclusões dos participantes.

A utilidade do agrupamento de dados na análise de resultados é diretamente proporcional a quantidade de competências de interesse e indivíduos envolvidos no processo de avaliação. Isto devido a um maior volume de dados significar mais informações a serem analisadas. Ou seja, com mais casos e suas inter-relações a compreensão geral

dos dados é diminuída. Por este fator se constata que a aplicação em questão seja de maior interesse de instituições de médio e grande porte.

REFERÊNCIAS

A.F.; BLISHUN. Fuzzy learning models in expert systems. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], 1987.

AMIRI, M.; ZANDIEH, M.; SOLTANI, R.; VAHDANI, B. A hybrid multi-criteria decision-making model for firms competence evaluation. **Expert Syst. Appl.**, Tarrytown, NY, USA, v.36, p.12314–12322, December 2009.

BAYES, T. **An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances**, **Philosophical Transactions of the Royal Society of London**. [S.l.: s.n.], 1763.

BURUSCO ANA, F. R. The study of the L-fuzzy concept lattice. **Mathware and Soft Computing**, [S.l.], 1994.

CAMPOS, L. M. D.; MORAL, S. **North-Holland Learning rules for a fuzzy inference model***. 1992.

CANNAVACCIUOLO A G. CAPALDO, A. V. G. Linking the fuzzy set theory to organizational routines: a study in personnel evaluation in a large company. , San Francisco, CA , USA, 1993.

CHIAVENATO, I. **Administrao de Recursos Humanos**. So Paulo: Editora Atlas, 2006.

COX, E. D. **Fuzzy logic for business and industry**. Rockland, MA, USA: Charles River Media, Inc., 1995.

DRIGAS, A.; KOUREMENOS, S.; VRETTOS, S.; VRETTAROS, J.; KOUREMENOS, D. **An expert system for job matching of the unemployed**. 2004.

EVERITT, B. S.; LANDAU, S.; LEESE, M. **Cluster Analysis**. [S.l.]: Wiley Publishing, 2009.

GERLA, G.; SCARPATI, L. Extension principles for fuzzy set theory. **Inf. Sci.**, New York, NY, USA, v.106, p.49–69, April 1998.

GOLEC, A.; KAHYA, E. A fuzzy model for competency-based employee evaluation and selection. **Comput. Ind. Eng.**, Tarrytown, NY, USA, v.52, p.143–161, February 2007.

GOLEC, A.; KAHYA, E. A fuzzy model for competency-based employee evaluation and selection. **Comput. Ind. Eng.**, Tarrytown, NY, USA, v.52, p.143–161, February 2007.

GORDON, A. **Classification**. [S.l.]: Chapman Hall/CRC, 1999. (Monographs on statistics and applied probability).

GRAMIGNA, M. R. **MODELO DE COMPETNCIA E GESTO DE TALENTOS**. [S.l.]: PRENTICE HALL/SP, 2007.

GUPTA, G. K.; GHOSH, J. Detecting seasonal trends and cluster motion visualization for very high dimensional transactional data. In: IN SOCIETY FOR INDUSTRIAL AND APPLIED MATHEMATICS (PROCEEDINGS OF FIRST INTERNATIONAL SIAM CONFERENCE ON DATA MINING (SDM01, 2001. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2001. p.115–129.

HARTIGAN, J. **Clustering algorithms**. [S.l.]: Wiley, 1975. (Wiley series in probability and mathematical statistics. Applied probability and statistics).

- HÖPPNER, F. **Fuzzy cluster analysis**: methods for classification, data analysis, and image recognition. [S.l.]: John Wiley, 1999.
- JAIN, A. K.; MURTY, M. N.; FLYNN, P. J. Data clustering: a review. **ACM Comput. Surv.**, New York, NY, USA, v.31, n.3, p.264–323, Sept. 1999.
- JAMSHIDI, M.; VADIEE, N.; ROSS, T. **Fuzzy Logic and Control**: software and hardware applications. [S.l.]: Pearson Education, 1993. n.v. 2. (Prentice Hall series on environmental and intelligent manufacturing systems).
- JANERT, P. **Data Analysis with Open Source Tools**. [S.l.]: O'Reilly Media, 2010. (O'Reilly Series).
- JIANG, D.; PEI, J.; ZHANG, A. DHC:a density-based hierarchical clustering method for time series gene expression data. **Bioinformatic and Bioengineering, IEEE International Symposium on**, Los Alamitos, CA, USA, v.0, p.393, 2003.
- LAI, Y.-J. IMOST: interactive multiple objective system technique. **The Journal of the Operational Research Society**, [S.l.], v.46, n.8, p.19, 1995.
- LANE PRIMO ELIZABETH FURTADO, D. J. Metodologia de Avaliao Adaptativa de Competncias no Contexto da Educao Profissional a Distncia. , Fortaleza, 2004.
- LEE, C.; CALIFORNIA, B. D. o. E. E. University of; SCIENCES, C. **Fuzzy logic in control systems**: fuzzy logic controller. [S.l.: s.n.], 1988. (Memorandum (University of California, Berkeley. Electronics Research Laboratory)).
- LEONDES, C. T. **Fuzzy theory systems**: techniques and applications. [S.l.]: Academic Press, 1999. (Fuzzy Theory Systems: Techniques and Applications).
- LIANG, G.-S.; WANG, M.-J. J. Personnel placement in a fuzzy environment. **Computers Operations Research**, [S.l.], v.19, n.2, p.107 – 121, 1992.
- LIKERT, R. **A technique for the measurement of attitudes**. [S.l.: s.n.], 1932.

LIU, D.-R.; SHIH, Y.-Y. Integrating AHP and data mining for product recommendation based on customer lifetime value. **Information amp; Management**, [S.l.], v.42, n.3, p.387 – 400, 2005.

NANKERVIS, A. R.; COMPTON, R. L.; BAIRD, M. **Strategic Human Resource Management**. Australia: Thomson Learning Australia (October 2, 2001), 2001.

PEPIOT, G.; CHEIKHROUHOU, N.; FRBRINGER, J.-M.; GLARDON, R. A fuzzy approach for the evaluation of competences. **International Journal of Production Economics**, [S.l.], v.112, n.1, p.336 – 353, 2008. Special Section on Recent Developments in the Design, Control, Planning and Scheduling of Productive Systems.

PETROVIC-LAZAREVIC, S. Personnel Selection Fuzzy Model. , [S.l.], 2001.

RESENDE, E. **A Forca e o Poder das Competncias**. Rio de Janeiro: Quality-mark, 2004.

ROSS, T. **Fuzzy logic with engineering applications**. [S.l.]: John Wiley, 2004.

ROUSSEEUW, P. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. **J. Comput. Appl. Math.**, Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, v.20, p.53–65, November 1987.

RUI XU, D. C. W. I. **Clustering**. New Jersey: John Wiley Sons, 2009.

SAATY, T. L. **The Analytic Hierarchy Process**: planning, priority setting, resource allocation (decision making series). [S.l.]: Pittsburgh: RWS Publications, 1995.

SCHOLL A., M. L. H. R. S. M. **Solving multiattribute design problems with analytic hierarchy process and conjoint analysis**: an empirical comparison. [S.l.]: European Journal of Operational Research, 2005.

YAAKOB, S. B.; KAWATA, S. Workers' placement in an industrial environment. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.106, n.3, p.289 – 297, 1999.

YAAKOB, S. B.; KAWATA, S. Workers' placement in an industrial environment. **Fuzzy Sets Syst.**, Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, v.106, p.289–297, September 1999.

YEN JOHN E LANGARI, R. **Fuzzy logic**: intelligence, control, and information. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1999.

ZADEH, L. A. Fuzzy Sets Information and Control. , [S.l.], 1965.

ANEXO

Na tabela 8.1 são mostrados os resultados obtidos na ponderação das competências do capítulo 'Estrutura do Modelo', sendo estes valores utilizados como entrada na etapa de processamento de regras.

Iniciativa	Foco Cliente	Comprometimento	Agilidade	Foco Resultados	Cultura Qualidade	Atua Sistca	Trab Equipe
0.54	0.9	0.82	0.77	0.87	0.82	0.80	0.58
0.68	0.9	0.91	0.97	0.97	0.93	1.01	0.62
0.68	0.9	0.88	0.86	0.97	0.93	1.01	0.62
0.53	0.46	0.61	0.77	0.77	0.87	0.64	0.40
0.68	0.9	0.88	0.87	0.97	0.87	1.01	0.62
0.79	0.84	0.78	0.86	0.97	0.93	1.01	0.43
0.79	0.9	0.91	0.77	0.97	0.93	1.01	0.53
0.63	0.62	0.31	0.39	0.62	0.73	0.49	0.25
0.64	0.9	0.91	0.86	0.97	0.93	1.01	0.58
0.70	0.9	0.91	0.87	0.97	0.87	1.01	0.46
0.68	0.9	0.91	0.97	0.97	0.93	1.01	0.58
0.62	0.79	0.88	0.97	0.97	0.93	0.91	0.55
0.68	0.84	0.91	0.97	0.97	0.93	0.91	0.51
0.62	0.9	0.91	0.87	0.97	0.93	1.01	0.50
0.69	0.84	0.82	0.87	0.97	0.87	1.01	0.46
0.70	0.84	0.78	0.97	0.97	0.93	0.91	0.58
0.83	0.9	0.88	0.77	0.97	0.93	1.01	0.62
0.62	0.9	0.91	0.97	0.97	0.93	0.91	0.58
0.68	0.84	0.91	0.97	0.97	0.93	0.91	0.55
0.68	0.9	0.91	0.97	0.97	0.93	1.01	0.62
0.64	0.9	0.78	0.86	0.97	0.93	1.01	0.51
0.68	0.9	0.91	0.97	0.97	0.93	1.01	0.60
0.34	0.11	0.08	0.11	0.11	0.09	0.12	0.41
0.64	0.84	0.88	0.86	0.97	0.93	0.91	0.53
0.64	0.84	0.91	0.86	0.97	0.93	0.91	0.55
0.70	0.9	0.88	0.97	0.97	0.93	0.91	0.60
0.75	0.9	0.91	0.86	0.97	0.93	1.01	0.60
0.75	0.9	0.91	0.97	0.97	0.93	0.91	0.60
0.55	0.46	0.38	0.31	0.39	0.68	0.80	0.53
0.57	0.9	0.91	0.97	0.97	0.93	0.80	0.62
0.68	0.9	0.91	0.97	0.97	0.93	0.91	0.60

Tabela 8.1: Parte Massa de Dados do Agrupamento de Dados