

VINÍCIUS QUINTÃO CARNEIRO

**REDE NEURAL E LÓGICA FUZZY APLICADAS NO  
MELHORAMENTO DO FEIJOEIRO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Genética e Melhoramento, para obtenção do título de Magister Scientiae.

VIÇOSA  
MINAS GERAIS - BRASIL  
2015

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade  
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

C289r  
2015 Carneiro, Vinícius Quintão, 1989-  
Rede neural e lógica fuzzy aplicadas no melhoramento do  
feijoeiro / Vinícius Quintão Carneiro. – Viçosa, MG, 2015.  
xv, 91f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Orientador: Cosme Damião Cruz.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.  
Inclui bibliografia.

1. Feijão - Melhoramento genético. 2. Inteligência  
Computacional. 3. Redes neurais (Computação). I. Universidade  
Federal de Viçosa. Departamento de Biologia Geral. Programa  
de Pós-graduação em Genética e Melhoramento. II. Título.


CDD 22. ed. 635.652


VINÍCIUS QUINTÃO CARNEIRO

**REDE NEURAL E LÓGICA FUZZY APLICADAS NO  
MELHORAMENTO DO FEIJOEIRO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Genética e Melhoramento, para obtenção do título de Magister Scientiae.

APROVADA: 17 de julho de 2015.

  
Pedro Crescêncio Souza Carneiro  
(Coorientador)

  
Moysés Nascimento

  
Cosme Damião Cruz  
(Orientador)

À Deus,

Luz em meu caminho

## **OFEREÇO**

Aos meus pais, José Eustáquio de Souza Carneiro e Beatriz Pereira Quintão e ao meu irmão Carlos Eduardo Quintão Carneiro pelo incondicional apoio durante toda a minha vida.

**DEDICO**

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por iluminar o meu caminho durante toda esta jornada, dando-me saúde, conhecimento e força para conseguir superar os desafios da vida.

Aos meus pais, José Eustáquio e Beatriz pelo amor, carinho, dedicação e incentivo para que me permitisse alcançar mais este objetivo.

Ao meu irmão Carlos Eduardo pela amizade, compreensão, paciência e incentivo.

Aos meus familiares que sempre me apoiaram em minhas decisões, sobretudo aos meus avós, exemplos de persistência, trabalho e doação.

À Universidade Federal de Viçosa e ao Programa de Pós Graduação em Genética e Melhoramento, pela oportunidade de cursar a graduação e o mestrado.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pela concessão da bolsa de estudos.

Ao CNPq, FAPEMIG E CAPES pelo apoio financeiro durante a realização destes trabalhos.

Ao professor Cosme Damião Cruz, pela excelente orientação, pelos conhecimentos transmitidos, paciência e sobretudo pela amizade. Exemplo de dedicação, competência e humildade.

Ao professor Pedro Crescêncio Souza Carneiro, não somente pela co-orientação, mas por todo apoio durante todo o período de minha formação acadêmica, pela dedicação, incentivo e amizade.

Ao professor José Eustáquio, pela co-orientação e sobretudo por ser um pai dedicado e paciente, pelos conselhos transmitidos e disponibilidade. Sem o seu apoio seria impossível a realização deste sonho.

Ao professor Moysés, pela colaboração, ensinamentos, disponibilidade, sugestões e amizade.

Aos professores dos departamentos de Biologia Geral, Fitotecnia e Estatística que colaboraram em minha formação acadêmica.

Aos amigos que fiz durante todo este período, em especial aos amigos do Laboratório de Bioinformática, Caio, Rafael Jacqueline, Livia Tomé, Danielle, Renato, Marciane, Haroldo, Luiza, Fabio, Livia, Gyslaine, Carla, Ricardo, Dayana, Luciano, João Filipi, Gabi, Laís e Isabela pelo apoio e paciência.

Aos funcionários da Agronomia e da estação experimental de Coimbra, em especial ao Gilberto, pelo auxílio na condução dos experimentos e amizade.

Aos funcionários do BIOAGRO pela disponibilidade e amizade, em especial ao senhor Paulo.

Aos secretários do Programa de Pós Graduação em Genética e Melhoramento, Marco Túlio e Odilon.

A todos aqueles que colaboraram de alguma forma, pelo incentivo, compreensão e amizade.

**MUITO OBRIGADO!**

## **BIOGRAFIA**

VINÍCIUS QUINTÃO CARNEIRO, filho de José Eustáquio de Souza Carneiro e Beatriz Pereira Quintão, nasceu em 03 de outubro de 1989, em Goiânia, estado de Goiás.

Em março de 2006, ingressou na Universidade Federal de Viçosa, formando-se no ensino médio pelo colégio de aplicação – COLUNI, em dezembro de 2008.

Em março de 2009, iniciou o curso de Agronomia na Universidade Federal de Viçosa, onde obteve o título em fevereiro de 2014.

Em março de 2014, iniciou o curso de Mestrado no Programa de Genética e Melhoramento na Universidade Federal de Viçosa, submetendo-se à defesa de dissertação em julho de 2015.

## SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS .....	viii
LISTA DE TABELAS .....	x
RESUMO .....	xii
ABSTRACT .....	xiv
1. INTRODUÇÃO GERAL .....	1
2. REFERENCIAL TEÓRICO .....	4
2.1. Melhoramento Vegetal .....	4
2.1.1. Melhoramento do feijoeiro .....	4
2.1.2. Interação genótipos por ambientes .....	7
2.1.3. Análises de adaptabilidade e estabilidade .....	10
2.2. Inteligência Computacional .....	13
2.2.1. Redes Neurais Artificiais .....	14
2.2.2. Lógica Fuzzy .....	22
3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	35
CAPÍTULO 1 - REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS COMO FERRAMENTA AUXILIAR NO MELHORAMENTO DA ARQUITETURA DE PLANTAS DO FEJJOEIRO .....	43
RESUMO .....	44
ABSTRACT .....	45
1. INTRODUÇÃO .....	46
2. MATERIAL E MÉTODOS .....	47
2.1. Ampliação de dados .....	51
2.2. Redes Neurais Artificiais (RNA's) .....	52
3. RESULTADOS .....	53
4. DISCUSSÃO .....	60
5. CONCLUSÕES .....	63
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	63
CAPÍTULO 2 – PROPOSTA DE UTILIZAÇÃO DE UM CONTROLADOR FUZZY COMO FERRAMENTA AUXILIAR NA RECOMENDAÇÃO DE CULTIVARES .....	66
RESUMO .....	67
ABSTRACT .....	68
1. INTRODUÇÃO .....	69
2. MATERIAL E MÉTODOS .....	71

2.1. Análises de estabilidade e adaptabilidade .....	72
2.2. Lógica Fuzzy .....	73
3. RESULTADOS .....	79
4. DISCUSSÃO.....	83
5. CONCLUSÕES.....	86
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	86

## LISTA DE FIGURAS

<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	4
<b>Figura 1:</b> Modelo de neurônio artificial.....	15
<b>Figura 2:</b> Função de ativação linear.....	16
<b>Figura 3:</b> Função de ativação logística.....	17
Figura 4: Função de ativação tangente hiperbólica .....	18
<b>Figura 5:</b> Representação da variável fuzzy linguística “Notas” utilizando funções de pertinência triangulares (“trimf”) para representar os conjuntos “Ruim”, “Mediana” e “Excelente”, respectivamente.....	24
<b>Figura 6:</b> Representação da variável fuzzy linguística “Notas” utilizando as funções de pertinência forma de Z (“zmf”), forma de “ $\pi$ ” (“pimf”) e forma de S (“smf”) para representar os conjuntos “Ruim”, “Mediana” e “Excelente”, respectivamente. ....	26
<b>Figura 7:</b> Valor fuzzy agregado e métodos de defuzzificação (Jang et al., 2012).....	31
<b>Figura 8:</b> Esquema de um sistema de inferência do tipo Mamdani. (Leite, 2009).....	32
<b>Figura 9:</b> Valores da variável de saída “Comportamento” do controlador do tipo Mamdani, cujo os conjuntos são “geral desfavorável” (GD), “desfavorável” (DES), “pouco adaptado” (PA), “favorável” (FAV) e “geral favorável” (GF). ....	33
Figura 10: Sistema de inferência fuzzy do tipo Sugeno (Jang et al., 2012) .....	34
<b>Figura 11:</b> Valores da variável de saída “extensão” do controlador do tipo Sugeno. (Andrade and Jacques, 2008).....	34
<b>CAPÍTULO 2 – PROPOSTA DE UTILIZAÇÃO DE UM CONTROLADOR FUZZY COMO FERRAMENTA AUXILIAR NA RECOMENDAÇÃO DE CULTIVARES</b> .....	66
<b>Figura 1:</b> Funções de pertinência dos conjuntos “Baixa” e “Alta” assumidas para a variável linguística “Média”.....	74
<b>Figura 2:</b> Funções de pertinência dos conjuntos “Menor que 1”, “Igual a 1”, “Maior que 1” assumidas para a variável linguística “ $\beta_1$ ”.....	75
<b>Figura 3:</b> Funções de pertinência dos conjuntos “Baixo” e “Alto” assumidas para a variável linguística “R <sup>2</sup> ”.....	75
<b>Figura 4:</b> Funções de pertinência dos conjuntos “geral desfavorável” (GD), “desfavorável” (DES), “pouco adaptado” (PA), “favorável” (FAV) e “geral favorável” (GF) assumidas para a variável fuzzy linguística “Comportamento Mamdani”.....	76

<b>Figura 5:</b> Singletons dos conjuntos “pouco adaptado” (PA), “desfavorável” (DES), “favorável” (FAV) e “geral” (GE) assumidas para a variável linguística “ <i>Comportamento Sugeno</i> ”.....	76
<b>Figura 6:</b> Funções de pertinência dos conjuntos “Baixo” e “Alto” assumidas para a variável linguística “ <i>Pif</i> ”.....	78
<b>Figura 7:</b> Funções de pertinência dos conjuntos “Baixo” e “Alto” assumidas para a variável linguística “ <i>Pid</i> ”.....	78

## LISTA DE TABELAS

<b>CAPÍTULO 1 - REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS COMO FERRAMENTA AUXILIAR NO MELHORAMENTO DA ARQUITETURA DE PLANTAS DO FEIJOEIRO.....</b>	<b>43</b>
<b>Tabela 1</b> - Nome de registro, descrição quanto ao tipo de grãos (grupo comercial) e classificação em 2 grupos de 19 linhagens do Banco Ativo de Germoplasma de Feijão da Universidade Federal de Viçosa (BAGF – UFV).....	<b>51</b>
<b>Tabela 2</b> – Resumo das análises de variância individuais dos caracteres arquitetura de plantas (ARQ), altura de plantas (ALT) e diâmetro do hipocótilo (DH), avaliados em 19 linhagens de feijão nos anos de 2007 e 2009.....	<b>53</b>
<b>Tabela 3</b> - Resumo das análises de variância conjuntas dos caracteres arquitetura de plantas, altura de plantas e diâmetro do hipocótilo (DH), avaliados em 19 linhagens de feijão nos anos de 2007 e 2009.....	<b>54</b>
<b>Tabela 4</b> - Taxa de erro aparente, em %, obtida no cenário 1, utilizando o diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT) .....	<b>55</b>
<b>Tabela 5</b> - Porcentagem de classificação das linhagens de feijoeiro nos grupos quanto a arquitetura de plantas, cenário 1, utilizando diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT).....	<b>56</b>
<b>Tabela 6</b> - Taxas de erro aparente, em %, obtidas no cenário 2, utilizando o diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT) .....	<b>57</b>
<b>Tabela 7</b> - Porcentagem de classificação das linhagens de feijoeiro nos grupos quanto a arquitetura de plantas, cenário 2, utilizando diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT).....	<b>59</b>
<b>Tabela 8</b> - Topologia das RNA's, quanto ao número de neurônios e função de ativação nas camadas ocultas (O1, O2 e O3), utilizando o diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT) nos cenários (CE) 1 e 2. ....	<b>60</b>
<b>CAPÍTULO 2 – PROPOSTA DE UTILIZAÇÃO DE UM CONTROLADOR FUZZY COMO FERRAMENTA AUXILIAR NA RECOMENDAÇÃO DE CULTIVARES.....</b>	<b>66</b>
<b>Tabela 1</b> - Regras fuzzy linguísticas implementadas nos controladores fuzzy de Mamdani e Sugeno baseados no comportamento quanto a adaptabilidade e estabilidade segundo Eberhart e Russell (1966).....	<b>77</b>
<b>Tabela 2</b> - Regras fuzzy linguísticas implementadas no controlador fuzzy híbrido. ....	<b>79</b>
<b>Tabela 3</b> - Resumo da análise de variância conjunta quanto ao caráter produtividade de grãos de 23 linhagens e duas testemunhas de feijão em nove experimentos. ....	<b>80</b>

**Tabela 4** - Entradas padronizadas e classificação quanto ao comportamento (“Geral” (GE), “Pouco adaptado” (PA), “Favorável” (FAV) e “Desfavorável” (DESF)) das 23 linhagens e das duas testemunhas submetidas aos controladores, Mamdani e Sugeno, baseados em Eberhart e Russell (1966). ..... 81

**Tabela 5** - Entradas padronizadas e classificação quanto ao comportamento (“Geral” (GE), “Pouco adaptado” (RU), “Favorável” (FAV) e “Desfavorável” (DESF)) das 23 linhagens e das duas testemunhas submetidas aos controladores híbridos, Mamdani e Sugeno. .... 82

## RESUMO

CARNEIRO, Vinícius Quintão, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2015. **Rede neural e lógica fuzzy aplicadas no melhoramento do feijoeiro.** Orientador: Cosme Damião Cruz. Coorientadores: Pedro Crescêncio Souza Carneiro e José Eustáquio de Souza Carneiro.

Os programas de melhoramento vegetal atualmente utilizam-se de análises estatísticas para auxiliar na identificação de genótipos superiores em diversas etapas do desenvolvimento de um cultivar. Diferentemente dessas análises que são baseadas no paradigma estocástico, a abordagem da inteligência computacional tem sido pouco explorada na área do melhoramento genético. Assim, esse trabalho foi realizado com o objetivo de apresentar técnicas de inteligência computacional como ferramentas auxiliares no melhoramento do feijoeiro. Para demonstrar a aplicabilidade dessa abordagem, foram desenvolvidos dois estudos utilizando dados de avaliação de linhagens de feijão oriundas do Programa Feijão da Universidade Federal de Viçosa. Em um primeiro trabalho o objetivo foi avaliar o potencial das redes neurais artificiais como ferramenta auxiliar no melhoramento da arquitetura de plantas do feijoeiro. Com o intuito de classificar linhagens quanto ao porte, as redes neurais artificiais foram treinadas com dados de repetição de 19 linhagens de feijoeiro avaliadas nas safras de inverno de 2007 e de 2009, quanto a arquitetura de plantas, diâmetro do hipocótilo e altura de plantas. As redes neurais artificiais apresentaram elevada capacidade de classificação correta das linhagens avaliadas, de forma que quando utilizado diâmetro do hipocótilo em conjunto com altura média de plantas, as redes neurais artificiais apresentaram melhores resultados do que utilizando somente o diâmetro do hipocótilo. Também observou-se que submeter dados de médias de novas linhagens às redes neurais treinadas com dados de repetição, provê melhores resultados de classificação das linhagens. Em um segundo trabalho o objetivo foi aplicar a Lógica Fuzzy, por meio de controladores, como ferramenta auxiliar na avaliação do comportamento de linhagens de feijão em diferentes ambientes. Para avaliar a aplicabilidade desses controladores foram utilizados dados de produtividade de grãos de 23 linhagens e duas testemunhas de feijão do grupo comercial vermelho, avaliados em nove ambientes da Zona da Mata de Minas Gerais. A partir dos parâmetros da análise de Eberhart e Russell foram desenvolvidos controladores fuzzy com sistemas de inferência Mamdani e Sugeno. Além destes, foi desenvolvido um controlador híbrido do tipo Sugeno baseado nos métodos de Eberhart e Russell e de Lin e Binns modificado. Foram realizadas análises de adaptabilidade e estabilidade pelos métodos de Eberhart e Russell e de Linn e Binns modificado e os respectivos parâmetros e medidas obtidos por meio dessas análises para cada linhagem foram

submetidos aos respectivos controladores. Verificou-se que os controladores fuzzy podem ser aplicados para determinar o comportamento das linhagens, sendo o controlador híbrido o mais informativo a respeito da resposta das linhagens frente às variações ambientais. Dentre os sistemas de inferência utilizados, ambos sistemas apresentaram resultados consistentes. Uma vez que os controladores foram desenvolvidos de forma generalizada eles podem ser aplicados na determinação do comportamento de genótipos e na recomendação de cultivares de diferentes culturas agronômicas. Ao observar os resultados obtidos em ambos os trabalhos verificou-se que as técnicas de inteligência computacional apresentam grande potencial para serem empregadas nas diferentes etapas de um programa de melhoramento.

## ABSTRACT

CARNEIRO, Vinícius Quintão, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, July, 2015. **Neural networks and fuzzy logic applied in common bean breeding.** Adviser: Cosme Damião Cruz. Co-Advisers : Pedro Crescêncio Souza Carneiro and Jose Eustáquio de Souza Carneiro.

Bean breeding programs have currently used statistical analysis in order to help identifying superior genotypes in various stages of a cultivar development. Unlike these analyses that are based on stochastic paradigm, the approach of computational intelligence has been little exploited in breeding. Thus, this study was carried out in order to present computational intelligence techniques as an important tool in bean breeding programs. To demonstrate the applicability of this approach, two studies were carried out using bean lines evaluation data derived from the Bean Breeding Program of the Federal University of Viçosa. In the first study, the objective was to evaluate the potential of artificial neural networks as an auxiliary tool in improving the bean plant architecture. In order to classify lines according to the habit, artificial neural networks were trained with 19 bean lines data from replication collected during the 2007 and 2009 winter crops, regarding plant architecture, hypocotyl diameter and plant height. The artificial neural networks presented high correct classification capability of the evaluated lines. Thus, when the hypocotyl diameter was used together with the mean height of plants, artificial neural networks had better results than when it was used the hypocotyl diameter individually. Also, it was observed that submitting mean data of new lines to neural networks trained with data from replication provides better results for the classification of lines. In the second work, the objective was to apply the fuzzy logic by means of controllers as an auxiliary tool in the evaluation of bean lines behavior in different environments. Grain yield data of 23 lines and two controls of red bean plants (*Phaseolus vulgaris* L.) were used in order to evaluate the applicability of these controllers. Plants were evaluated in nine environments of Zona da Mata region, Minas Gerais. From the parameters of Eberhart and Russell analysis, the fuzzy controllers were developed with Mamdani and Sugeno inference systems. In addition, Sugeno and Mamdani hybrid controllers were developed based on the methods of Eberhart and Russell and modified Lin and Binns. Adaptability and stability analyses were carried out by the methods of Eberhart and Russell and by the modified method of Lin and Binns, and the respective parameters and measurements obtained by these analyses for each line were submitted to the respective controllers. It was found that fuzzy controllers can be applied to determine the behavior of the lines, and the hybrid controller presented more information regarding the response of lines

against the environmental variation. Both inference systems presented consistent results. Since the controllers were developed in a generalized way, they may be widely applied in determining the behavior of genotypes and in recommending cultivars of different crops . By observing the results obtained in both studies, it was found that computational intelligence techniques have great potential to be used in the different stages of a breeding program.

## 1. INTRODUÇÃO GERAL

Nos últimos 30 anos a média de produtividade de feijão no Brasil praticamente dobrou, passando de 500 kg/ha para aproximadamente 1000 kg/ha (Conabe, 2015). Esse incremento na produtividade se deve ao uso de novas tecnologias, das quais destaca-se o uso de cultivares melhoradas, especialmente por se tratar de uma tecnologia de baixo custo e de fácil acesso para os produtores. Assim, um dos principais objetivos dos programas de melhoramento de feijoeiro é o incremento da produtividade de grãos.

A arquitetura da planta é outro caráter que tem merecido grande atenção dos programas de melhoramento de feijoeiro (Mendes et al., 2009), visto que o cultivo de plantas com porte ereto permite a realização dos tratos culturais com maior facilidade, reduz a incidência de algumas doenças, principalmente o mofo branco (Coyne, 1980), e possibilita a mecanização da colheita com menores perdas. De forma semelhante à produtividade, a arquitetura de plantas também é fortemente influenciada pelo ambiente (Teixeira et al., 1999; Basset, 2004; Moreto et al., 2007). Diversos estudos evidenciam a possibilidade de se obter, simultaneamente, plantas de arquitetura ereta e de elevada produtividade de grãos (Menezes Júnior et al., 2008; Mendes et al., 2009).

Uma das principais etapas de um programa de melhoramento é a seleção de linhagens com fenótipos de interesse. Essa etapa requer, muitas vezes, grande experiência dos melhoristas, pois a seleção pode ser baseada em caracteres cuja avaliação é visual. A arquitetura do feijoeiro é avaliada segundo uma escala de notas visuais (Collicchio et al., 1997). Essa avaliação, por ser visual, apresenta baixa acurácia para o processo de seleção, já que a arquitetura de plantas é uma característica fortemente influenciada pelo ambiente.

Muitas vezes a natureza da característica de interesse dificulta a prática da seleção direta, devido à avaliação dessa característica ser de baixa acurácia neste processo (Cruz et al., 2012). Assim, uma alternativa, é a realização de uma seleção indireta com base em características de mais fácil medição, menor influência ambiental e que estejam associadas à característica de interesse (Moura et al., 2013). Algumas metodologias, como aquelas fundamentadas em análises multivariadas, têm sido utilizadas para seleção indireta em programas de melhoramento. Análises multivariadas baseadas em caracteres morfológicos associados a expressão fenotípica da arquitetura do feijoeiro são ferramentas possíveis de serem aplicadas com o intuito de selecionar linhagens superiores.

Outra etapa de grande importância nos programas de melhoramento de feijoeiro é a avaliação das linhagens elites e a sua recomendação aos produtores de uma determinada

região (Ramalho and Abreu, 2015). Como a resposta fenotípica de cada genótipo frente às variações ambientais é, em geral, diferente e, pelo efeito do ambiente, há considerável redução na correlação entre os valores fenotípicos e genotípicos, é necessário que se realize grande número de avaliações dos genótipos, nos diferentes ambientes de cultivo, para se ter segurança na avaliação ou na recomendação de cultivares (Ramalho et al., 2012). Ao avaliar o mesmo indivíduo em vários ambientes, surge um componente adicional denominado interação entre os efeitos genotípicos e os ambientais que influencia seu valor fenotípico (Cruz et al., 2012).

A quantificação da interação genótipos x ambientes torna-se de grande importância no melhoramento, pois há a possibilidade de o melhor genótipo em um ambiente não o ser em outro. Apesar desta relevância, estudos desta natureza, não proporcionam informações detalhadas sobre o comportamento de cada genótipo frente às variações ambientais. Assim, análises de adaptabilidade e estabilidade permitem identificar o comportamento de diferentes genótipos em diferentes ambientes, de forma a auxiliar na recomendação de cultivares.

Diversas metodologias de adaptabilidade e estabilidade já foram propostas no intuito de avaliar genótipos em vários ambientes. Existem métodos baseados em análise de variância (Plaisted and Peterson, 1959; Wricke, 1965; Annicchiarico, 1992), regressão linear (Finlay and Wilkinson, 1963; Eberhart and Russell, 1966; Tai, 1971; Cruz et al., 1989), métodos não paramétricos (Lin and Binns, 1988; Carneiro, 1998; Rocha et al., 2005), métodos de centroides múltiplos (Nascimento et al., 2015), modelos lineares mistos Reml/Blup (Resende, 2004), métodos bayesianos (Nascimento et al., 2011; Couto et al., 2015), regressão quantílica (Barroso et al., 2015) e redes neurais artificiais (Barroso et al., 2013; Nascimento et al., 2013b).

A grande quantidade de métodos de adaptabilidade e estabilidade reflete a importância dos estudos em relação à interação genótipos x ambientes. Na escolha do método ou métodos a serem empregados, devem-se considerar aspectos como o número de ambientes disponíveis, a precisão requerida, o tipo de informação desejada e a facilidade de análise e de interpretação dos resultados (Cruz et al., 2012). Também é preciso considerar que alguns métodos são alternativos, enquanto que outros são complementares, podendo ser utilizados conjuntamente (Cargnelutti Filho et al., 2009). Na cultura do feijão, os métodos de Eberhart e Russell (1966) e de Lin e Binns (1988) têm sido os mais utilizados (Backes et al., 2005; Melo et al., 2007; Ribeiro et al., 2008, 2009).

Uma vez que as estratégias utilizadas para gerar informações destinadas a seleção e avaliação de linhagens e posterior recomendação de cultivares são variadas, algumas vezes

complexas e geralmente associada a alguma dificuldade de interpretação, surge a necessidade de utilizar e,ou, agregar novas abordagens que auxiliem os programas de melhoramento nesta fase de tomada de decisão. Nesse sentido a inteligência computacional é uma abordagem interessante a ser utilizada na área de melhoramento de plantas, uma vez que apresenta grande potencial e já é amplamente consolidada nas áreas computacionais.

A inteligência computacional visa simular, em máquinas, a capacidade de solucionar problemas e realizar tarefas, que são uma habilidade da inteligência natural do homem (Fernandes, 2003). O aprendizado de máquinas é a área da inteligência computacional responsável por estudar formas de transferir o conhecimento às máquinas (Coppin, 2010). Assim, a tecnologia possibilitada pela área do aprendizado de máquina tem um imenso valor prático, na qual se torna possível transferir a experiência de operadores humanos ou a partir dos próprios dados para sistemas que facilitam a tomada de decisão. Dentre as diversas técnicas baseadas no aprendizado de máquinas, as Redes Neurais Artificiais e a Lógica Fuzzy demonstram ter potencial para auxiliar nas etapas de seleção de genótipos superiores e na recomendação de cultivares.

## **2. REFERENCIAL TEÓRICO**

### **2.1. Melhoramento Vegetal**

O principal objetivo dos empreendimentos agrícolas é obtenção da máxima lucratividade em suas atividades. Em qualquer cultura, os meios de se alcançar este objetivo é a busca pelo aumento da produtividade aliada à redução dos custos de produção. Assim, a utilização de novas tecnologias na produção de uma cultura agrícola é fundamental para alcançar a máxima lucratividade. O uso de cultivares melhoradas é uma das principais tecnologias a serviço do produtor, uma vez que estas boas cultivares apresentam elevado custo benefício, pois possibilitam, além do aumento da produtividade, a redução significativa dos custos de produção.

Cultivares vem sendo desenvolvidas há décadas por diversos programas de melhoramento em diferentes países tentando suprir as necessidades dos agricultores. Porém, a demanda por cultivares melhoradas cresce ainda mais a cada dia, já que a todo momento surgem novas necessidades nas áreas de produção agrícola. Atualmente, além da produtividade, existe a grande preocupação de que as novas cultivares contemplem características como resistência a doenças, aspectos comerciais do produto, propriedades culinárias e facilidades no manejo da cultura.

Os diversos programas de melhoramento realizam um trabalho árduo no desenvolvimento de uma cultivar, já que é necessário, neste processo, ter material genético de ampla variabilidade, área experimental que represente as condições de adaptação da cultura, recurso financeiro e humano, dentre outros quesitos. Além disso, os melhoristas devem ter conhecimento a respeito da cultura e uma base científica de informações nas áreas de estatística experimental, melhoramento vegetal e biometria, além da capacidade de desenvolver experimentos e de gerenciamento de pessoas (Borém and Miranda, 2013). Assim, fica evidente que em uma nova cultivar está embutido muito conhecimento e trabalho.

#### **2.1.1. Melhoramento do feijoeiro**

O Brasil é o maior produtor e consumidor mundial de feijão-comum (*Phaseolus vulgaris* L.). A pesquisa com a cultura do feijoeiro iniciou-se em 1950 e, desde então, observou-se um relativo incremento na produção de feijão no Brasil, destacando o fato de que, nos últimos anos, o país superou três milhões de toneladas de grãos. Neste mesmo período, também foi verificada uma redução significativa na área cultivada e um elevado

aumento na produtividade de grãos, saindo de 500 kg/ha na década de 1980 para aproximadamente 1000 kg/ha atualmente (Conabe, 2015). Apesar do significativo incremento na produtividade do feijoeiro no Brasil, essa média ainda é considerada baixa, pois em áreas irrigadas os produtores podem alcançar a casa dos 3000 kg/ha (Borém and Carneiro, 2015).

A utilização de cultivares melhoradas tem se mostrado como a melhor estratégia para aumentar a produtividade do feijoeiro, por ser de fácil acesso e de baixo custo, se considerados os seus benefícios (Ramalho and Abreu, 2015). Há décadas, os programas de melhoramento de feijoeiro no Brasil vêm se empenhando no desenvolvimento de cultivares superiores e tem obtido ganhos genéticos satisfatórios (Matos et al., 2007; Chiorato et al., 2010). Porém, este é um trabalho árduo, já que a produtividade de grãos é um caráter governado por muitos genes, em que a influencia ambiental é acentuada (Allard, 1971). Desta forma, para que estas cultivares apresentem os fenótipos desejados é necessário que se tenha extremo cuidado nas diferentes etapas de sua obtenção.

A arquitetura da planta é outro caráter que tem merecido grande atenção dos programas de melhoramento de feijoeiro (Mendes et al., 2009). O cultivo de plantas com porte ereto permite a realização dos tratos culturais com maior facilidade, reduz a incidência de algumas doenças, principalmente o mofo branco (Coyne, 1980), possibilita a obtenção de grãos de melhor qualidade e permite a colheita mecanizada com menores perdas. Semelhante à produtividade, a arquitetura de plantas também é fortemente influenciada pelo ambiente (Teixeira et al., 1999; Basset, 2004; Moreto et al., 2007). Além desta dificuldade, tem se observado que algumas linhagens de porte ereto apresentam tamanho de grãos indesejado (Ramalho and Abreu, 2006). Apesar das dificuldades relacionadas ao melhoramento da arquitetura de plantas do feijoeiro, diversos estudos evidenciam a possibilidade de se obter, simultaneamente, plantas de arquitetura ereta e de elevada produtividade de grãos (Menezes Júnior et al., 2008; Mendes et al., 2009).

O desenvolvimento de uma cultivar de feijão pode ser dividido em etapas em um programa de melhoramento. Uma primeira etapa consiste na caracterização do material de trabalho e a escolha de uma estratégia de melhoramento. Em uma etapa intermediária as populações obtidas por uma estratégia de melhoramento serão avaliadas e, por meio de informações acuradas, poderá ser realizada a seleção de genótipos de interesse. Já na etapa final, é possível identificar linhagens superiores e, por meio da avaliação em diferentes condições ambientais, praticar a recomendação de cultivares superiores (Ramalho et al., 1993). Observa-se que o desenvolvimento de uma cultivar de feijão é um processo trabalhoso e que requer tempo. Assim, as decisões em qualquer uma das etapas de um programa de

melhoramento devem ser realizadas com rigor para evitar perda de tempo e do recurso financeiro investido.

Diversas estratégias de melhoramento têm sido empregadas na obtenção de novas cultivares de feijoeiro. Essas são baseadas na utilização da variabilidade natural já disponível ou na geração de variabilidade. A introdução de plantas é uma estratégia que explora a variabilidade natural. A cultivar de feijão Rico-23, recomendada no Brasil em 1959, foi introduzida da Costa Rica pelo professor Clibas Vieira (Borém and Miranda, 2013). Outras várias cultivares de feijão, oriundas do Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT), também foram recomendadas no Brasil nas décadas de 1980 e 1990 (Voysset, 2000). Porém, atualmente essa estratégia tem sido pouco explorada.

Outra estratégia que aproveita a variabilidade natural é a seleção de linhas puras. Nesta estratégia, o melhorista aproveita-se da variabilidade presente na população constituída por uma mistura de linhas puras, que é proveniente de mutações, misturas mecânicas de sementes e cruzamentos naturais (Ramalho et al., 1993). Assim, é possível praticar este método em áreas de cultivo de feijão em que o produtor utiliza seus próprios grãos como semente para o próximo plantio, pois é esperado que exista variabilidade no material cultivado. A cultivar Carioca foi obtida por meio dessa estratégia (Almeida et al., 1971).

A hibridação é outra estratégia de melhoramento que explora a variabilidade por meio de cruzamentos artificiais, de forma a possibilitar a recombinação da variabilidade existente (Ramalho et al., 1993). Essa estratégia é considerada trabalhosa, uma vez que requer mais tempo para avançar as populações segregantes até a obtenção das linhagens e por ser necessário trabalhar com populações grandes quando o interesse é no melhoramento para características quantitativas (Ramalho et al., 2012). Porém essa forma de gerar e conduzir populações tem sido a estratégia de melhoramento mais utilizada devido, principalmente, aos exemplos de sucesso obtidos nos programas de melhoramento de feijoeiro.

Uma vez obtidas as populações segregantes é necessário utilizar um dos métodos de condução de população, assim como, selecionar materiais com fenótipos de interesse, evidenciando que essa é uma das etapas mais trabalhosas em um programa de melhoramento. O sucesso de um programa de melhoramento está diretamente envolvido nessa fase, já que no final do programa é de interesse que as linhagens obtidas agreguem o maior número de fenótipos de interesse. Assim, a utilização de metodologias acuradas e precisas são de fundamental importância no processo de seleção, já que estas permitirão minimizar o efeito de agentes complicadores do melhoramento vegetal. A interação  $G \times A$ , assim como os efeitos atribuído aos desvios de dominância, à epistasia e ao desequilíbrio gamético, são considerados

desafios encontrados pelos diversos programas de melhoramento vegetal (Cruz et al., 2012; Borém and Miranda, 2013).

Em fase final de desenvolvimento, as linhagens elites de um programa de melhoramento de feijoeiro devem ser avaliadas em diferentes safras, locais e anos, com o propósito de inferir sobre comportamento genotípico em resposta às variações ambientais. Assim, diversos ensaios são realizados com o intuito de verificar o efeito ambiental sobre essas linhagens e posteriormente permitir a realização da recomendação de cultivares.

Como a resposta fenotípica de cada genótipo frente às variações ambientais é, em geral, diferente e estes fatores ambientais reduzem a correlação entre os valores fenotípicos e genotípicos, é necessário que se realize grande número de avaliações dos genótipos, nos diferentes ambientes de cultivo, para se ter segurança na recomendação de cultivares. Assim, para essa recomendação são realizados ensaios de Valor de Cultivo e Uso (VCU), que são indispensáveis para o registro de uma cultivar. Esses ensaios seguem normas para cada cultura agrônômica, preestabelecidas por um grupo de melhoristas que trabalham com a espécie. Na cultura do feijoeiro a recomendação de cultivares de feijoeiro por grupo comercial é realizada para cada estado, porém um mesmo cultivar pode ser recomendado para outro estado caso apresente bom desempenho em ambas as regiões. No estado de Minas Gerais, os experimentos de VCU de feijão são conduzidos por meio de um convênio envolvendo Embrapa, Epamig e as Universidades Federais de Viçosa e de Lavras (UFV e UFLA). Esses experimentos devem ser conduzidos nas três safras (águas, seca e outono/inverno), durante dois anos e em três locais (Ramalho and Abreu, 2015).

### **2.1.2. Interação genótipos por ambientes**

O valor fenotípico de um indivíduo, quando avaliado em um ambiente, é o resultado da ação do efeito genotípico sob a influencia do meio ao qual é submetido. No entanto, ao avaliar o mesmo genótipo em vários ambientes, detecta-se um componente adicional resultante da interação entre os efeitos genotípicos e os ambientais (Falconer, 1960). Ramalho et al (2012) relatam que essa interação é decorrente da variação do desempenho particular de cada genótipo nos vários ambientes, uma vez que a expressão dos genes é influenciada e, ou, regulada pelo ambiente (Kang, 1997).

A identificação da interação genótipos x ambientes (G x A) torna-se de grande importância no melhoramento vegetal, pois há a possibilidade de o melhor genótipo em um ambiente não o ser em outro (Cruz et al., 2012). Assim quantificar e avaliar os efeitos da

interação sobre as estratégias de melhoramento possibilitam adotar procedimentos para sua minimização e, ou, seu aproveitamento.

A quantificação do componente da variação atribuída aos efeitos da interação genótipos x ambientes é realizada por meio do método dos momentos, em que se igualam os quadrados médios, obtidos nas análises de variâncias conjuntas, aos respectivos estimadores dos componentes de suas esperanças matemáticas (Cruz, 2010). Para a quantificação deste componente a partir da avaliação de um determinado caráter em que as cultivares foram avaliadas em experimentos em blocos casualizados, envolvendo  $g$  genótipos, em uma rede experimental com um número  $a$  de ambientes, adota-se o seguinte modelo estatístico:

$$Y_{ijk} = \mu + G_i + A_j + GA_{ij} + B/A_{jk} + \epsilon_{ijk}$$

em que:

$Y_{ijk}$ : valor observado para a  $i,j,k$ -ésima observação.

$\mu$ : média geral;

$G_i$ : efeito do  $i$ -ésimo genótipo ( $i = 1, 2, \dots, g$ )

$A_j$ : efeito do  $j$ -ésimo ambiente ( $j = 1, 2, \dots, a$ )

$GA_{ij}$ : efeito da interação do  $i$ -ésimo genótipo com o  $j$ -ésimo ambiente

$B/A_{jk}$ : efeito do  $k$ -ésimo bloco dentro do  $j$ -ésimo ambiente ( $k = 1, 2, \dots, r$ )

$\epsilon_{ijk}$ : erro aleatório associado a  $i,j,k$ -ésima observação

Por este modelo é possível testar a hipótese da existência de interação significativa da interação genótipos x ambientes e quantificar a magnitude deste componente. Geralmente, esta análise é acompanhada do estudo que permite o entendimento da natureza da interação, classificando-a como simples ou complexa, e de análises que irão particularizar o desempenho genotípico, por meio de estudos de estabilidade e adaptabilidade, e a variação ambiental, por meios de zoneamentos ou estratificações ambientais.

Além da quantificação da interação  $G \times A$ , identificar a natureza desse efeito se torna de grande importância no melhoramento vegetal, já que a natureza da interação influencia nas diferentes etapas de um programa de melhoramento. A interação  $G \times A$  pode ser de natureza simples, decorrente da diferença de variabilidade entre genótipos nos ambientes, ou de natureza complexa, devido a falta de correlação entre os genótipos (Cruz et al., 2012). Interações de natureza complexa acarretam em sérios empecilhos nas etapas de seleção e recomendação de genótipos, uma vez que haverá genótipos com desempenho superior em um ambiente mas não em outro.

Existem duas propostas para identificar a natureza da interação G x A, ambas por meio da decomposição do quadrado médio da interação para pares de ambientes (Robertson, 1959; Cruz and Castoldi, 1991). A decomposição proposta por Cruz e Castoldi (1991), demonstra ser mais adequada, pois permite ponderar de forma mais eficiente a contribuição da correlação e da diferença de variabilidade genotípica nos ambientes.

$$C = \sqrt{(1 - r)^3 Q_1 Q_2}$$

C = Fração complexa da interação GxA, para pares de ambientes;

r = Correlação entre médias de genótipos em dois ambientes;

Q<sub>1</sub> e Q<sub>2</sub>: quadrados médios entre genótipos nos dois ambientes;

De forma geral, a interação G x A é considerada um desafio enfrentado por melhoristas de diversas culturas agrônomicas. Assim, esses utilizam-se de diferentes meios afim de atenuar esse efeito. Uma forma pouco utilizada é a identificação de cultivares específicos para cada ambiente. Apesar de possível realização, essa prática é considerada inviável, uma vez que se torna altamente dispendiosa às instituições de pesquisa (Ramalho et al., 2012). Outra forma seria a estratificação da região de adaptação da cultura em sub-regiões homogêneas, nas quais a interação possa ser não significativa (Murakami and Cruz, 2004). Lin (1982) apresenta um algoritmo que permite o agrupamento de ambientes cuja a interação é não significativa, por meio da estimação da soma de quadrados para interação entre genótipos e pares de ambientes.

A identificação de cultivares com maior estabilidade fenotípica é uma terceira forma de atenuar o efeito da interação G x A (Ramalho et al., 2012). Esse meio, além de ser aplicado nas mais variadas situações, proporciona ao melhorista obter informações detalhadas sobre o comportamento de cada genótipo diante das variações ambientais. Assim, análises de adaptabilidade e estabilidade tem sido amplamente empregadas quando o objetivo é a recomendação de cultivares melhorados.

### **2.1.3. Análises de adaptabilidade e estabilidade**

Como a resposta fenotípica de cada genótipo frente às variações ambientais é, em geral, diferente e reduz a correlação entre os valores fenotípicos e genotípicos, é necessário que se realize grande número de avaliações dos genótipos, nos diferentes ambientes de cultivo, para se ter segurança na seleção ou na recomendação de cultivares. Porém, somente estudos de quantificação e da natureza da interação  $G \times A$  não proporcionam informações detalhadas sobre o comportamento de cada genótipo frente às variações ambientais (Cruz et al., 2012). Assim, análises de adaptabilidade e estabilidade podem auxiliar na recomendação de cultivares, uma vez que possibilitam identificar genótipos de desempenho previsível e que sejam responsivas às variações ambientais (Silva and Duarte, 2006).

Diversas metodologias de adaptabilidade e estabilidade já foram propostas no intuito de avaliar genótipos em vários ambientes. Existem métodos baseados em análise de variância (Plaisted and Peterson, 1959; Wricke, 1965; Annicchiarico, 1992), regressão linear (Finlay and Wilkinson, 1963; Eberhart and Russell, 1966; Tai, 1971; Cruz et al., 1989), métodos não paramétricos (Lin and Binns, 1988; Carneiro, 1998; Rocha et al., 2005), métodos de centroides múltiplos (Nascimento et al., 2015), modelos lineares mistos Reml/Blup (Resende, 2004), métodos bayesianos (Nascimento et al., 2011; Couto et al., 2015), regressão quantílica (Barroso et al., 2015) e redes neurais artificiais (Barroso et al., 2013; Nascimento et al., 2013b).

A grande quantidade de métodos de adaptabilidade e estabilidade reflete a importância dos estudos em relação à interação genótipos  $\times$  ambientes. Na escolha do método ou métodos a serem empregados, devem-se considerar aspectos como o número de ambientes disponíveis, precisão requerida, tipo de informação desejada, facilidade de análise e de interpretação dos resultados (Cruz et al., 2012). Também é preciso considerar que alguns métodos são alternativos, enquanto que outros são complementares, podendo ser utilizados conjuntamente (Cargnelutti Filho et al., 2009). Na cultura do feijão, os métodos de Eberhart e Russell (1966) e de Lin e Binns (1988) têm sido os mais utilizados (Backes et al., 2005; Melo et al., 2007; Ribeiro et al., 2008, 2009).

#### **a. Eberhart e Russell (1966)**

O método proposto por Eberhart e Russel (1966), baseia-se na análise de regressão linear simples, que mede a resposta de cada genótipo frente às variações ambientais.

Este considera que o coeficiente de regressão dos valores fenotípicos de cada genótipo ( $\beta_1$ ), em relação ao índice ambiental, proporcionam estimativas de parâmetros de adaptabilidade, enquanto que os desvios dessa regressão ( $\sigma^2_{di}$ ) e o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) proporcionam estimativas de parâmetros de estabilidade. O modelo estatístico adotado no método de Eberhart e Russell (1966) é o seguinte:

$$Y_{ij} = \beta_{0i} + \beta_{1i}I_j + \delta_{ij} + \bar{\epsilon}_{ij}$$

Em que:

$Y_{ij}$ : média do genótipo  $i$  no ambiente  $j$ ;

$\beta_{0i}$ : média geral do genótipo  $i$ ;

$\beta_{1i}$ : coeficiente de regressão linear, que mede a resposta do  $i$ -ésimo genótipo à variação do ambiente;

$I_j$ : Índice ambiental codificado

$\delta_{ij}$ : desvio da regressão; e

$\bar{\epsilon}_{ij}$ : erro experimental médio.

Os estimadores dos parâmetros de adaptabilidade e de estabilidade são dados respectivamente por  $\hat{\beta}_{1i} = \frac{\sum_j Y_{ij} I_j}{\sum_j I_j^2}$  e  $\hat{\sigma}_{di}^2 = \frac{QMD_i - QMR}{r}$ , em que  $QMD_i$  é o quadrado médio dos desvios do genótipo  $i$ ;  $QMR$  é o quadrado médio do resíduo; e  $r$  é o número de repetições.

Para Eberhart e Russell (Eberhart and Russell, 1966) adaptabilidade refere-se à capacidade de os genótipos aproveitarem vantajosamente o estímulo do ambiente, classificando-se em genótipos com adaptabilidade geral ou ampla ( $\beta_1 = 1$ ) ou com adaptabilidade específica a ambientes desfavoráveis ( $\beta_1 < 1$ ) ou com adaptabilidade específica a ambientes favoráveis ( $\beta_1 > 1$ ). Esta classificação é baseada no resultado do teste  $t$  para o parâmetro em questão, em que se avalia a hipótese de que  $\beta_1 = 1$ . Já a estabilidade refere-se à capacidade de os genótipos mostrarem comportamento previsível em função do estímulo do ambiente. Os genótipos podem ser classificados segundo o componente de variância atribuído aos desvios de regressão ( $\sigma^2_{di}$ ) com alta previsibilidade ( $\sigma^2_{di} = 0$ ) ou com baixa previsibilidade ( $\sigma^2_{di} > 0$ ). Nesse caso, a hipótese de  $\sigma^2_{di} = 0$  é avaliada por meio do teste baseado na distribuição  $F$ . O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) também é considerado como um parâmetro que reflete a previsibilidade do comportamento dos genótipos, em que quanto maior o valor de  $R^2$ , maior é a previsibilidade.

Eberhart e Russell (1966) consideram como genótipo ideal aquele que apresenta alta produção média ( $\beta_0$ ), coeficiente de regressão ( $\beta_1$ ) igual a 1, desvios de regressão tão pequenos quanto possíveis. Além disso, Oliveira et al (2002) consideram que genótipos com coeficiente de determinação ( $R^2$ ) acima de 80% apresentam boa estabilidade.

#### **b. Lin e Binns (1988)**

O método proposto por Lin e Binns (1988) apresenta como princípio a identificação de genótipos que se aproximam da resposta média máxima obtida em cada ambiente. Assim, para cada cultivar é estimada uma variância ou quadrado médio ( $P_i$ ), baseado no valor máximo em cada ambiente. Essa medida de superioridade é visualizada a seguir:

$$P_i = \frac{\sum_{j=1}^n (Y_{ij} - M_j)^2}{2n}$$

em que:

$P_i$ : estimativa da estabilidade e adaptabilidade da cultivar  $i$ ;

$Y_{ij}$ : produtividade da  $i$ -ésima cultivar no  $j$ -ésimo ambiente;

$M_j$ : resposta máxima observada entre todas as cultivares no ambiente  $j$ ;

$n$ : número de ambientes

Este método pondera de forma eficaz os desvios de comportamento dos cultivares ao longo dos ambientes, uma vez que a estatística  $P_i$  apresenta propriedade de variância devido esta medida representar o quadrado médio da distância em relação à resposta máxima em cada local. Assim, Lin e Binns (1988) propõe uma medida que reflete a estabilidade do comportamento do material avaliado, em que menores valores de  $P_i$  determinam genótipos de ampla adaptabilidade.

#### **c. Lin e Binns modificado (Carneiro, 1998)**

Baseado no mesmo princípio proposto por Lin e Binns (1988), em que visa identificar qual cultivar se aproxima do máximo na maioria dos ambientes, a modificação proposta por

Carneiro (1998) permite identificar de forma detalhada o comportamento dos genótipos avaliados. Além de basear as conclusões a respeito do comportamento dos genótipos no quadrado médio geral ( $P_i$ ), Carneiro (1998) propôs a decomposição dessa medida em valores associados ao desempenho em ambientes favoráveis ( $P_{if}$ ) e em desfavoráveis ( $P_{id}$ ). Para isso, considera-se a classificação dos ambientes em favoráveis ou desfavoráveis, que é baseada nos índices ambientais, definidos como a diferença entre a média dos genótipos avaliados em cada local e a média geral. As formulas do  $P_{if}$  e  $P_{id}$  são apresentadas a seguir:

$$P_{if} = \frac{\sum_{j=1}^n (Y_{ij} - M_j)^2}{2f}$$

$$P_{id} = \frac{\sum_{j=1}^n (Y_{ij} - M_j)^2}{2d}$$

em que:

$P_{if}$ : estimativa do parâmetro medida de adaptabilidade e estabilidade da cultivar  $i$  para ambientes favoráveis;

$P_{id}$ : estimativa do parâmetros medida de adaptabilidade e estabilidade da cultivar  $i$  para ambientes desfavoráveis;

$Y_{ij}$ : produtividade da  $i$ -ésima cultivar no  $j$ -ésimo ambiente;

$M_j$ : resposta máxima observada entre todas as cultivares no ambiente  $j$ ;

$f$ : número de ambientes favoráveis

$d$ : número de ambientes desfavoráveis

Assim como Lin e Binns (1988), esta modificação considera genótipos de ampla adaptabilidade aqueles que apresentam menor valor de  $P_i$  e genótipos com adaptabilidade a ambientes favoráveis ou desfavoráveis aqueles que apresentam menores valores de  $P_{if}$  ou  $P_{id}$ , respectivamente.

## 2.2. Inteligência Computacional

A inteligência computacional é a área da ciência da computação que visa simular, em máquinas, a capacidade de solucionar problemas e realizar tarefas, que são uma habilidade da

inteligência natural do homem (Norvig and Russell, 2013). Segundo Bittencourt (2006), há séculos a inteligência computacional já é utilizada em equipamentos que eram utilizados para marcar o tempo e simular comportamento de animais. Atualmente a inteligência computacional tem sido aplicada nas áreas de planejamento autônomo, jogos, reconhecimento de linguagem e resolução de problemas (Fernandes, 2003).

O aprendizado de máquinas é a área da inteligência computacional responsável por estudar formas de transferir o conhecimento às máquinas (Santos, 2006; Coppin, 2010). Dentre as diversas técnicas de aprendizado de máquinas, as Redes Neurais Artificiais e a Lógica Fuzzy são ferramentas com potencial reconhecido na área da ciência da computação.

### **2.2.1. Redes Neurais Artificiais**

As redes neurais artificiais (RNA's) são técnicas computacionais baseadas em modelos matemáticos (Nelson and Illingworth, 1991; Haykin, 2008), que apresentam funcionamento inspirado no cérebro humano, adquirindo conhecimento através da experiência. De forma geral, as RNA's apresentam estrutura e funcionamento semelhante à rede de neurônios biológicos do sistema nervoso humano.

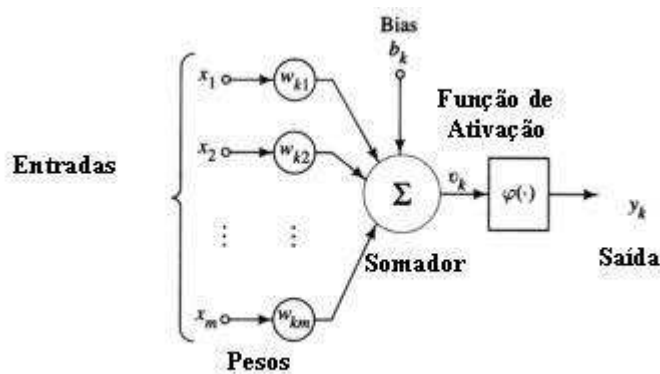
Cada neurônio biológico apresenta componentes próprios com importantes funções para o funcionamento do cérebro humano como um todo. Os principais componentes dos neurônios são os dendritos, o corpo do neurônio e o axônio. Os dendritos recebem os estímulos transmitidos pelos outros neurônios, enquanto que o corpo do neurônio é responsável por coletar e combinar informações vindas de outros neurônios. Por fim, o axônio é responsável por transmitir os estímulos para outras células (Gazzaniga et al., 2013).

As RNA's apresentam neurônios artificiais que são modelos simplificados dos neurônios biológicos. O primeiro modelo artificial de um neurônio biológico foi proposto por McCulloch e Pitts (1943). Esse modelo apesar de bastante simples, já englobava as principais características de uma rede neural biológica. Os princípios desse modelo serviram de base para o desenvolvimento de vários outros modelos de RNA's (Rosenblatt, 1958; Widrow and Hoff, 1960) e continuam sendo adotados nas diferentes arquiteturas de RNA's complexas utilizadas atualmente (Werbos, 1974; Grossberg, 1980; Hopfield, 1982; Kohonen, 1982).

Em termos de funcionamento tanto o neurônio biológico como o artificial são as unidades básicas do processamento das informações recebidas pelas redes neurais biológicas ou artificiais. Assim, semelhante ao funcionamento do cérebro humano, que é capaz de aprender pela experiência baseado em grande número de informações, as RNA's são capazes

de identificar comportamentos específicos por meio do processamento de grandes conjuntos de dados (Haykin, 2008), permitindo a tomada de decisões, conforme os seres humanos realizam. Porém, as máquinas são capazes de realizar essa atividade de forma mais eficaz.

Em termos de estrutura os neurônios artificiais apresentam também três importantes componentes (Silva et al., 2010) (Figura 1). O primeiro é o conjunto de pesos sinápticos capaz de ponderar cada variável entrada. O segundo é o combinador linear (somador) capaz de agregar as entradas ponderadas pelos seus respectivos pesos em uma única medida. O terceiro são as funções de ativação capazes de regular o funcionamento dos neurônios de acordo com o potencial de ativação ( $u$ ), que é a diferença entre a medida obtida pelo combinador linear (somador) e um limiar de ativação (bias) próprio de cada neurônio.



**Figura 1:** Modelo de neurônio artificial

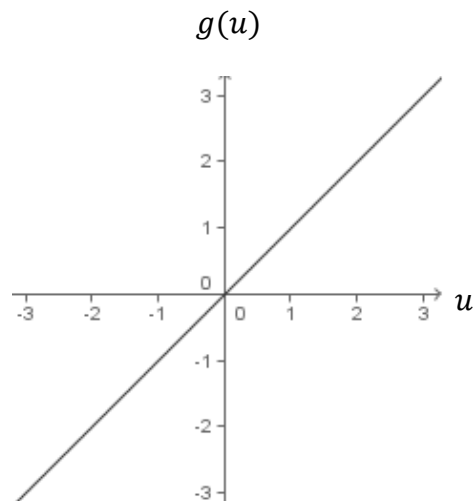
#### a. Funções de ativação

Por meio das funções de ativação é possível obter um valor de saída produzido pelo neurônio em relação a um determinado conjunto de sinais de entrada (Braga et al., 2011). Existem diferentes funções de ativação e cada uma delas com suas respectivas particularidades. Uma característica que as diferencia é quanto ao valor de saída dos neurônios, que pode estar nos intervalos de  $[0,1]$  ou de  $[-1,1]$ . As principais funções de ativação utilizadas são: função linear (denominadas "purelin" no aplicativo MatLab), função logística ("logsig" no MatLab) e função tangente hiperbólica ("tansig" no MatLab) (Beale et al., 2015), que são abordadas a seguir:

### - Função Linear (“purelin”)

A função de ativação linear (identidade) gera resultados de saída idênticos aos valores do potencial de ativação ( $u$ ). Esse tipo de função tem sido aplicada na solução de problemas em que as RNA's atuam como aproximadores universais de funções. Essa função é definida pela equação  $g(u) = u$

A representação da função purelin é visualizada na figura 2.



**Figura 2:** Função de ativação linear

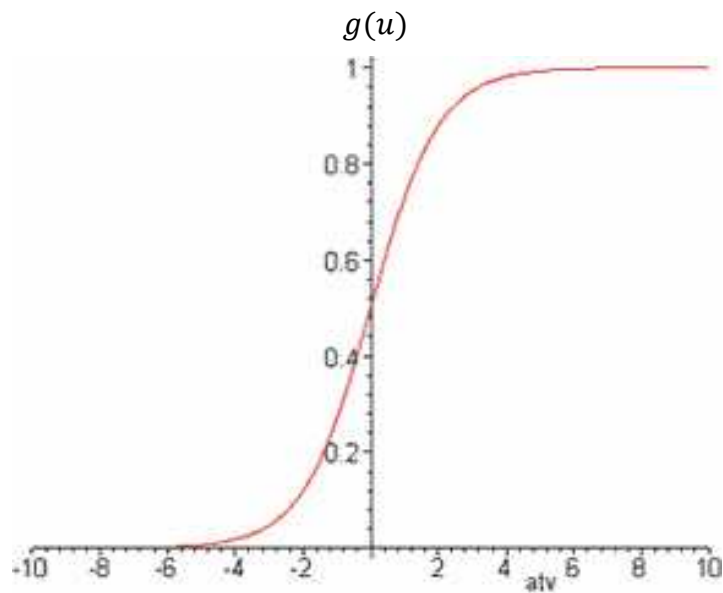
### - Função Logística (“logsig”)

A função de ativação logística (“logsig”), ao contrário da função limiar, sempre assume valores entre zero e um. Essa função é definida pela equação a seguir:

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{-au}}$$

em que  $a$  é uma constante real associada ao nível de inclinação logística frente ao seu ponto de inflexão.

A representação gráfica desta função é apresentada na figura 3.



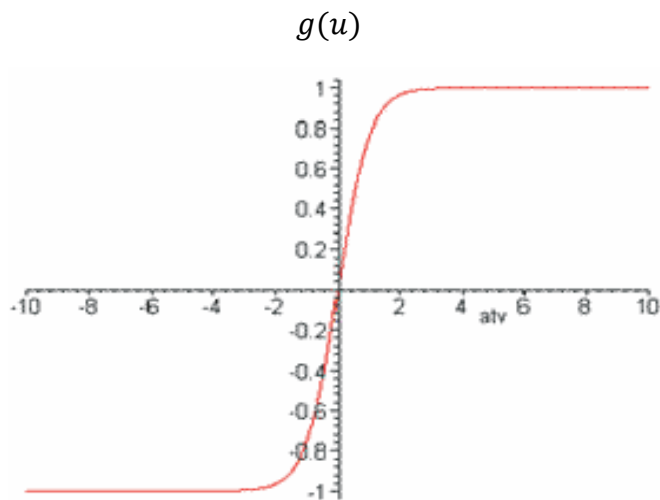
**Figura 3:** Função de ativação logística.

#### - Função Tangente Hiperbólica (“tansig”)

A função tangente hiperbólica, diferentemente da função logística, sempre assume valores reais entre -1 e 1. Esta função é definida pela equação a seguir:

$$\varphi(u) = \tanh\left(\frac{u}{2}\right) = \frac{1 - e^{-au}}{1 + e^{au}}$$

em que  $a$  está também associado ao nível de inclinação da função tangente hiperbólica em relação ao seu ponto de inflexão. A representação gráfica desta função é apresentada na Figura 4.



**Figura 4:** Função de ativação tangente hiperbólica

## b. Arquiteturas e Topologias das RNA's

Apesar do modelo proposto por McCulloch e Pitts (1943) ter sido um grande avanço na área da inteligência computacional, ele não era capaz de solucionar problemas não lineares, devido sua elevada simplicidade. Desta forma, observando a necessidade de auxiliar na solução de problemas desta natureza, outros modelos mais complexos foram propostos. Estes fazem uso de maior número de neurônios e de conexões entre estes. Juntamente com essa ideia surgiu o conceito de arquitetura de uma rede neural artificial, que é definida como a forma como os diversos neurônios estão arranjados, ou dispostos, uns em relação aos outros (Haykin, 2008). Existem diferentes arquiteturas de RNA's como as redes feedforward de camada simples (Rosenblatt, 1958; Widrow and Hoff, 1960), redes feedforward de camada múltiplas (Rumelhart et al., 1986), redes recorrentes (Hopfield, 1982) e redes reticuladas (Kohonen, 1982).

De forma geral, a estrutura de uma RNA pode ser dividida em três camadas. A primeira delas é a camada de entrada, na qual os valores das variáveis das amostras são informados à RNA. Outra tão importante quanto a primeira, são as camadas intermediárias, que possuem neurônios capazes de extrair as características associadas ao sistema a ser inferido. A terceira camada também constituída de neurônios é responsável pela obtenção dos resultados, por meio do processamento das amostras realizado pelos neurônios das camadas anteriores (Silva et al., 2010). Assim, baseado nessa divisão, as arquiteturas de uma RNA apresentam uma estrutura base, porém apresentam particularidades próprias.

Além da arquitetura, o conceito de topologia de uma rede neural, também é de grande importância. Assim, considerando uma determinada arquitetura, a topologia pode ser definida como as diferentes formas de composições estruturais que esta pode assumir. Essa composição pode variar de acordo com o número de neurônios, camadas ou funções de ativação adotadas para uma determinada arquitetura (Silva et al., 2010). Várias topologias podem ser testadas para uma mesma arquitetura e diferentes resultados podem ser obtidos.

### **c. Aprendizado e Treinamento das RNA's**

O principal destaque das RNA's é a capacidade de aprendizado por meio do processamento das amostras que exprimem o comportamento do sistema como um todo. O processo de aprendizagem consiste na etapa por meio da qual os parâmetros livres de uma rede são adaptados através dos estímulos fornecidos pelo ambiente de treinamento e se torna capaz de fornecer uma solução generalizada para uma classe de problemas (Haykin, 2008).

A fim de permitir que as RNA's tenham elevada capacidade de aprendizado e de generalização, essa técnica é baseada em algoritmos de aprendizagem, que são um conjunto de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizado. Esses algoritmos são divididos conforme as etapas de treinamento e de validação. A etapa de treinamento é responsável pelo processo de aprendizado, enquanto que a validação é uma forma de verificação da capacidade de generalização das RNA's geradas. Ambas as fases atuam conjuntamente a fim de treinar uma RNA para apresentar elevada capacidade de generalização. Para realização dessas etapas, o conjunto de dados informado às RNA's é particionado em dois subconjuntos que serão processados em cada uma das etapas. De forma geral, recomenda-se que o conjunto de treinamento constitua-se de 60 a 80% das amostras do conjunto de dados originais e o restante seja utilizado na etapa de validação (Silva et al., 2010).

Segundo Haykin (2008) o tipo de aprendizagem das RNA é determinado pela forma através da qual é efetuado o ajuste nos parâmetros. O aprendizado em RNA's pode ser classificado, de acordo com a ausência ou a presença de realimentação explícita do mundo exterior, em não supervisionado e em supervisionado, respectivamente (Jang et al., 2012).

No aprendizado não supervisionado não existe um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada, utiliza-se, entretanto, exemplos semelhantes para que a rede calcule as correlações entre eles e responda corretamente (Braga et al., 2011). Desta forma, a própria RNA deve se auto organizar em relação às particularidades existentes entre

os elementos do conjunto total de amostras. Nessa forma de aprendizado, os pesos sinápticos e os limiares dos neurônios são ajustados pelo algoritmo de aprendizado, porém de uma forma que leva em consideração as características internas da RNA proposta.

No aprendizado supervisionado a RNA utiliza um agente externo que assinala acertos e erros de acordo com o padrão de entrada e a resposta desejada (Braga et al., 2011). Desta forma, há então a necessidade de se disponibilizar amostras, com entradas e saídas desejadas, representativas do processo a ser mapeado. Assim os pesos sinápticos e os limiares das RNA's são ajustados mediante a aplicações de ações comparativas, executadas pelo próprio algoritmo de aprendizagem, que supervisionam a defasagem entre as respostas produzidas pela rede em relação às saídas desejadas. Essas ações comparativas propostas pelos algoritmos de aprendizagem são conhecidos como estratégias de aprendizagem e desempenham importante papel na capacidade de generalização das RNA's. Uma RNA é considerada treinada para realizar uma determinada atividade, quando a defasagem entre a saída de rede e a desejada estiver dentro de valores aceitáveis.

Os algoritmos de aprendizado baseiam-se em duas principais estratégias de aprendizado: a regra Hebb e a regra Delta. A regra Hebb também conhecida como aprendizagem usando padrão por padrão, realiza o ajuste dos pesos e limiares da RNA após a apresentação de cada amostra de treinamento. Já a regra Delta, conhecida como aprendizagem usando lote de padrões, efetua os ajustes necessários após a apresentação de todo o conjunto de treinamento, em que a cada iteração é considerado o total dos desvios entre saída desejada e a resposta da rede (Silva et al., 2010; Jang et al., 2012).

O algoritmo de aprendizagem backpropagation (Rumelhart et al., 1986) foi uma das grandes contribuições para o desenvolvimento das RNA's. Esse tem sido amplamente empregado em análises dessa natureza devido elevada capacidade de treinamento das RNA's. O desenvolvimento desse algoritmo na década de 1980 permitiu a popularização da arquitetura do Perceptron de Múltiplas Camadas que, atualmente, é uma das mais aplicadas na solução de problemas complexos. Esse modelo é caracterizado pela presença de pelo menos uma camada intermediária de neurônios entre as camadas de entrada e saída (Jang et al., 2012).

O treinamento de RNA's com arquitetura de Perceptron de Múltiplas Camadas utilizando o algoritmo backpropagation é comumente realizado mediante as aplicações sucessivas de duas fases bem específicas. A primeira fase denominada forward (“propagação adiante”) consiste em fornecer entradas à RNA para serem processadas de forma a obter as respectivas saídas. Como o treinamento dessa arquitetura é supervisionado as respostas

desejadas são comparadas às saídas de rede, permitindo a obtenção de uma estimativa do erro da RNA. Em uma segunda fase conhecida como backward (“propagação reversa”), os pesos sinápticos e os limiares são reajustados conforme o erro estimado (Silva et al., 2010). De forma geral, essas duas fases são processadas com o intuito de reduzir o erro da RNA, de forma que cada reajuste dos parâmetros da RNA é conhecido como iteração. Assim, em uma etapa de treinamento das RNA’s são realizadas várias iterações até se obter um valor aceitável do erro definido a priori, que varia de acordo com o tipo de problema a ser solucionado.

Quanto ao tempo de treinamento, vários fatores podem influenciar a sua duração, porém sempre será necessário utilizar algum critério de parada. O critério de parada do algoritmo backpropagation não é bem definido, e geralmente é utilizado um número máximo de iterações. Porém, devem ser considerados a taxa de erro médio por ciclo, e a capacidade de generalização da rede, observada na etapa de validação, já que pode ocorrer que em um determinado instante do treinamento a generalização comece a degenerar, causando o problema de over-training, ou seja a rede se especializa no conjunto de dados do treinamento e perde a capacidade de generalização.

#### **d. Aplicações**

Pelo fato de as RNA’s serem aptas a resolver problemas de cunho geral, tais como aproximação, classificação, categorização e predição, a gama de áreas onde estas podem ser aplicadas é bastante extensa (Braga et al., 2011). Uma das vantagens desta técnica está em sua estrutura não linear, que permite captar propriedades mais complexas dos dados (Galvão et al., 1999). Também destaca a sua capacidade de não requerer informação detalhada sobre os processos físicos do sistema a ser modelado (Sudheer et al., 2003). Como método de classificação, as RNA’s apresentam certas vantagens, como a de ser não paramétricas (Kavzoglu and Mather, 2003) e serem tolerantes a perda de dados (Bishop, 1995). Além disso, as RNA’s se mostraram eficazes quando se deseja prever algo, reconhecer padrões ou estabelecer agrupamentos (Haykin, 2008).

No campo agrícola, as RNA’s possibilitam a predição de produção (Kaul et al., 2005; Ji et al., 2007), do comportamento de doenças e pragas (Batchelor et al., 1997), da abundância de peixes (Iglesias et al., 2006) e da retenção de água no solo (Schaap and Bouten, 1996), dentre outros. No melhoramento genético as RNA’s tem sido empregadas em estudos de diversidade genética (Barbosa et al., 2011), predição de valor genético (Silva et al., 2014b) e análises de adaptabilidade e estabilidade (Barroso et al., 2013; Nascimento et al., 2013b)

### 2.2.2. Lógica Fuzzy

A lógica fuzzy proposta por Zadeh (Zadeh, 1965, 1975a; b; c, 1983, 1996, 1997, 1999, 2004, 2008), também conhecida como lógica nebulosa ou teoria das possibilidades é a área da inteligência computacional inspirada na forma de raciocínio humano, que é baseado em aproximações e incertezas. Esta técnica provê um método de traduzir expressões verbais, vagas, imprecisas e qualitativas, comuns na comunicação humana em valores numéricos discretos (Simões and Shaw, 2007). Esta forma de raciocínio vai além do raciocínio booleano, que propõe valores de verdadeiro ou falso para determinado elemento, pois a lógica fuzzy atribui graus de pertinência aos elementos (Klir and Yuan, 1995).

A lógica fuzzy, que apresenta um caráter de multivalência, permite converter a experiência humana em uma forma compreensível pelos computadores, uma vez que as máquinas são capazes somente de processar dados segundo a lógica booleana. Desta forma, a tecnologia possibilitada pelo enfoque fuzzy tem um imenso valor prático, na qual se torna possível a inclusão da experiência de operadores humanos em sistemas de inferência fuzzy. Também conhecidos como controladores fuzzy, estes são sistemas computacionais baseados nos conceitos de teoria de conjuntos, regras e de raciocínio fuzzy.

Os controladores inteligentes capturam estratégias de tomada de decisão de operadores humanos utilizadas na solução de problemas, a fim de automatizar funções que são geralmente delegadas ao controle manual. O conhecimento do operador humano é transferido então ao computador por meio de regras heurísticas, nas quais se baseiam na experiência prévia do agente que controla a tomada de decisão a respeito de uma situação. Assim, o conhecimento de todos os fatores que influenciam uma decisão é fundamental no desenvolvimento de sistemas inteligentes autônomos.

O projeto de desenvolvimento de um controlador fuzzy apresenta uma configuração básica, na qual é dividida em base de conhecimento, interfaces de fuzzificação e de defuzzificação e lógica de tomada de decisões (Simões and Shaw, 2007). Para a compreensão do funcionamento de controladores desta natureza é necessário o conhecimento de alguns princípios básicos de teoria de conjuntos fuzzy, uma vez que o sistema representa a transformação que ocorre no domínio do mundo real, que utiliza números reais discretos, para o domínio fuzzy, que usa números fuzzy. Nessa transformação um conjunto de regras fuzzy é usado para as tomadas de decisões, e por fim há uma transformação inversa do domínio fuzzy para o domínio dos valores reais discretos, para que ocorra uma associação de causa e efeito.

### **a. Base de conhecimento**

A base de conhecimento é a primeira fase no projeto de um sistema inteligente e representa o modelo adotado que permitirá a tomada de decisão a respeito de uma determinada situação. Assim, o primeiro passo para o desenvolvimento de um controlador capaz de solucionar um problema é a determinação da base de dados que baseia-se na seleção de variáveis de entrada que apresentam relevância no processo como um todo. Uma vez selecionadas as entradas que realmente influenciam no tomada de decisão, estas devem ser levadas em consideração sob o ponto de vista da lógica fuzzy.

### **b. Variáveis Fuzzy Linguísticas**

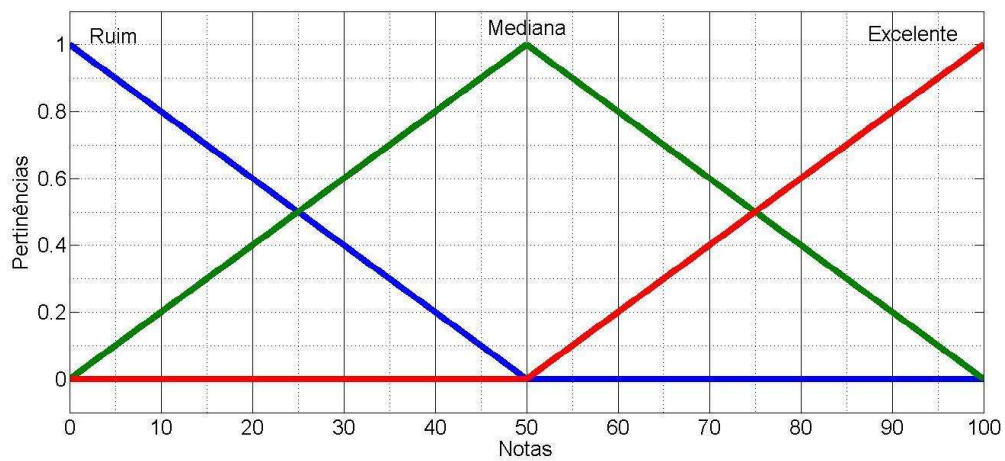
Quando observadas sob o aspecto da lógica fuzzy, as variáveis são classificadas como linguísticas, uma vez que os valores assumidos por essa variável são expressões verbais, representadas por conjuntos fuzzy (Zadeh, 1975a; b; c). Esses conjuntos são agrupamentos imprecisos, onde a transição de não pertinência para pertinência em um grupo é gradual, com valores dentro do intervalo  $[0,1]$  (Jang et al., 2012). Assim, cada observação pode ser membro parcialmente de um conjunto, indicado por um valor de pertinência dentro do intervalo numérico. Esses graus de pertinência são considerados como medidas que expressam a possibilidade de um dado elemento ser membro de um conjunto fuzzy. Observada essa natureza, as variáveis linguísticas são apresentadas por meio de gráficos com os respectivos valores fuzzy representados por funções de pertinências como observado nas Figuras 5 e 6.

Existem diferentes funções de pertinências que podem ser utilizadas para representar conjuntos de uma determinada variável fuzzy linguística. Desta forma, um mesmo conjunto pode ser representado por diferentes funções de pertinência. Assim, a experiência do desenvolvedor de um controlador fuzzy é de grande importância na escolha de funções de pertinência que melhor representem os conjuntos de uma variável linguística. Dentre as principais funções estão as triangulares, forma de Z, forma de " $\pi$ " e forma de S, identificadas no MATLAB pelas denominações "trimf" "zmf" "pimf" "smf", respectivamente (Mathworks, 2015). As equações dessas funções são apresentadas a seguir e duas possibilidades de representar uma mesma variável linguística são apresentadas nas Figuras 5 e 6.

- Função Triangular (“*trimf*”)

$$f(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases}$$

em que “*a*” e “*c*” são os pontos em que assumem pertinência nula e “*b*” assume pertinência igual a 1.



**Figura 5:** Representação da variável fuzzy linguística “Notas” utilizando funções de pertinência triangulares (“*trimf*”) para representar os conjuntos “Ruim”, “Mediana” e “Excelente”, respectivamente.

- Função forma de Z (“zmf”)

$$f(x; a, b) = \begin{cases} 1, & x \leq a \\ 1 - 2 \left( \frac{x-a}{b-a} \right)^2, & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2, & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 0, & x \geq b \end{cases}$$

em que, “a” e “b” são os pontos em que assumem valores de pertinências igual a 1 e nula, respectivamente.

- Função forma de “π” (“pimf”)

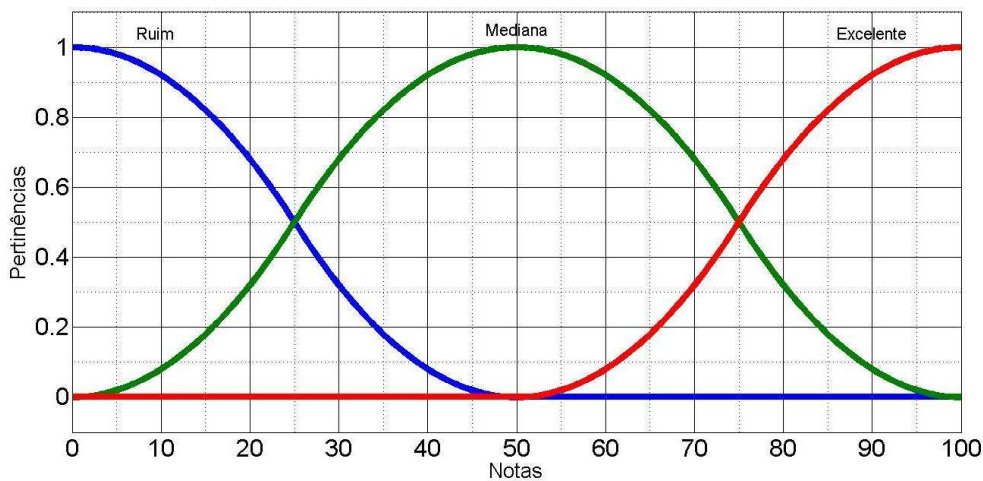
$$f(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ 2 \left( \frac{x-a}{b-a} \right)^2, & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2, & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ 1 - 2 \left( \frac{x-c}{d-c} \right)^2, & c \leq x \leq \frac{c+d}{2} \\ 2 \left( \frac{x-d}{d-c} \right)^2, & \frac{c+d}{2} \leq x \leq d \\ 0, & x \geq d \end{cases}$$

em que, a e d são os valores em que assumem valores de pertinência nulos e entre b e c as pertinências assumem valores iguais a 1.

- Função forma de S (“smf”)

$$f(x; a, b) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & x \leq a \\ 2 \left( \frac{x-a}{b-a} \right)^2, & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2, & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1, & x \geq b \end{array} \right\}$$

em que, “a” e “b” são os pontos em que assumem valores de pertinências nula e igual a 1, respectivamente.



**Figura 6:** Representação da variável fuzzy linguística “Notas” utilizando as funções de pertinência *forma de Z* (“zmf”), *forma de “π”* (“pimf”) e *forma de S* (“smf”) para representar os conjuntos “Ruim”, “Mediana” e “Excelente”, respectivamente.

### c. Regras Fuzzy Linguísticas

Além da base de dados que é considerada na escolha de funções de pertinência que melhor adequam ao comportamento de uma determinada variável, a base de regras fuzzy linguísticas implementadas ao controlador também é de grande importância. A base de regras caracteriza os objetivos e a estratégia adotada para inferir sobre um situação e permitir uma tomada de decisão adequada. As regras podem ser obtidas por meio de entrevistas com operadores humanos experientes, que detêm as informações necessárias para obter o melhor

desempenho quanto a um determinado processo. Desta forma, as regras fuzzy são responsáveis por conter a experiência de um especialista em um determinado assunto, de forma a permitir que o computador por meio das regras consiga tomar decisões que são realizadas pelo ser humano.

Para que um controlador fuzzy seja eficaz nas tomadas de decisão é necessário que este contenha um número de regras suficiente para contemplar todas as situações possíveis de ocorrência nas entradas (Simões and Shaw, 2007). Desta forma, pode ser necessário um grande número de regras. Apesar da necessidade de um grande número de regras, em termos de processamento, a lógica fuzzy é muito eficiente devido as regras serem ativadas em paralelo que contribui para uma maior velocidade de processamento dos dados.

A implicação é um etapa do sistema de inferência fuzzy que consiste em determinar o valor fuzzy da variável de saída para cada uma das regras implementadas a partir das informações de uma observação (Mathworks, 2015). Essas regras são capazes somente de relacionar valores fuzzy linguísticos de uma ou mais variáveis de entrada de modo a permitir a obtenção de uma única saída, na forma de um valor fuzzy agregado ou de um valor discreto. Para isso, essas regras se baseiam em premissas ou condições, as quais geram uma determinada consequência, conforme os modelos a seguir:

SE <condições> ENTÃO <conclusão>

SE var1 = A <conectivo> var2 = B, ENTÃO vars = C

em que A e B são conjuntos fuzzy das variáveis linguística de entrada var1 e var2, respectivamente, enquanto que C é um conjunto fuzzy da variável de saída vars. Já o <conectivo> é um o operador fuzzy.

#### **d. Operadores Fuzzy**

Para que as regras sejam capazes de relacionar valores fuzzy de variáveis linguísticas distintas é necessária a utilização de operadores fuzzy lógicos (<conectivo>), responsáveis pela combinação de conjuntos (Jang et al., 2012). Na lógica fuzzy são utilizados diversos operadores lógicos que apresentam os mesmos princípios dos operadores booleanos (E, OU e NÃO), os quais são divididos em duas classes (normas-t e normas-s ou conormas-t) (Zadeh, 1965).

### - Intersecção

As normas triangulares (normas-t) são operadores utilizadas para expressar relação de intersecção entre conjuntos, em que a intersecção entre dois conjuntos ( $A \cap B$ ) ( $\mu_{A \cap B}$ ) é representada a seguir:

$$\mu_{A \cap B}(x) = T(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(u) \mathbf{t} \mu_B(u),$$

em que “**t**” é o operador-t generalizado para a função T, responsável por combinar as pertinências ( $\mu$ ).

Dentre as normas-t mais utilizadas estão os operadores mínimo e produto algébrico, as quais são apresentadas a seguir:

$$\text{Mínimo: } T_{\min}(a,b) = \min(a,b) = a \wedge b$$

$$\text{Produto algébrico: } T_{pa}(a,b) = a \cdot b$$

### - União

As normas duais (normas-s ou conormas-t) são operadores utilizados para expressar relação de união entre conjuntos (Simões and Shaw, 2007), em que a união entre dois conjuntos ( $A \cup B$ ) ( $\mu_{A \cup B}$ ) é representada a seguir:

$$\mu_{A \cup B}(x) = S(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(u) \mathbf{s} \mu_B(u),$$

em que “**s**” é o operador-t generalizado para a função “S”, responsável por combinar as pertinências ( $\mu$ ).

Dentre as conormas-t mais utilizadas estão os operadores máximo e a soma algébrica, as quais são apresentadas a seguir:

$$\text{Mínimo: } S(a,b) = \max(a,b) = a \vee b$$

$$\text{Soma algébrica: } S(a,b) = a + b - a \cdot b$$

## - Complemento

O complemento de um conjunto fuzzy em relação a um universo de discurso é composto por todos os elementos que não pertencem a este conjunto. Por meio do complemento é possível utilizar regras que levam em consideração mais de um conjunto de uma mesma variável de entrada. A pertinência do complemento  $\mu_{A^c}$  de um conjunto “A” é obtido como se segue:

$$\mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

## e. Agregação

De acordo com o sistema inferência adotado, além do processamento das regras de forma individual (implicação) existe a necessidade de um processamento dos valores fuzzy das saídas de cada regra de forma conjunta (Mathworks, 2015). Assim, a etapa de agregação consiste em reunir as saídas das várias regras que compõem um controlador fuzzy por meio de operadores fuzzy, de modo que a saída fuzzy representa um valor agregado a respeito de uma observação. Esse processo é de grande importância quando o interesse é a obtenção de valores fuzzy em caso de uma análise qualitativa dos dados.

A agregação das saídas de cada regra que compõem um controlador fuzzy é realizada mediante o uso do conectivo “também”, o qual pode ser implementado pelos operadores conormas-t de máximo, soma algébrica e soma, identificados no MATLAB por “*max*”, “*probor*” e “*sum*”, respectivamente (Mathworks, 2015). Essa agregação resulta em uma combinação de valores fuzzy de saída para cada conjunto que compõem a variável de resposta (Figura 7). A saída efetiva do controlador é então obtida por meio do processo de defuzzificação dos valores fuzzy agregados.

## f. Fuzzificação e Defuzzificação

De forma geral as variáveis de entrada de um controlador fuzzy adotam valores numéricos contínuos. Assim, é necessária a conversão dos valores discretos em valores fuzzy pré-definidos para cada variável, uma vez que regras fuzzy são capazes somente de relacionar conjuntos fuzzy (Leite, 2009). A interface de fuzzificação é responsável pela conversão dos valores discretos das observações em um intervalo [0,1] que está associado às pertinências em

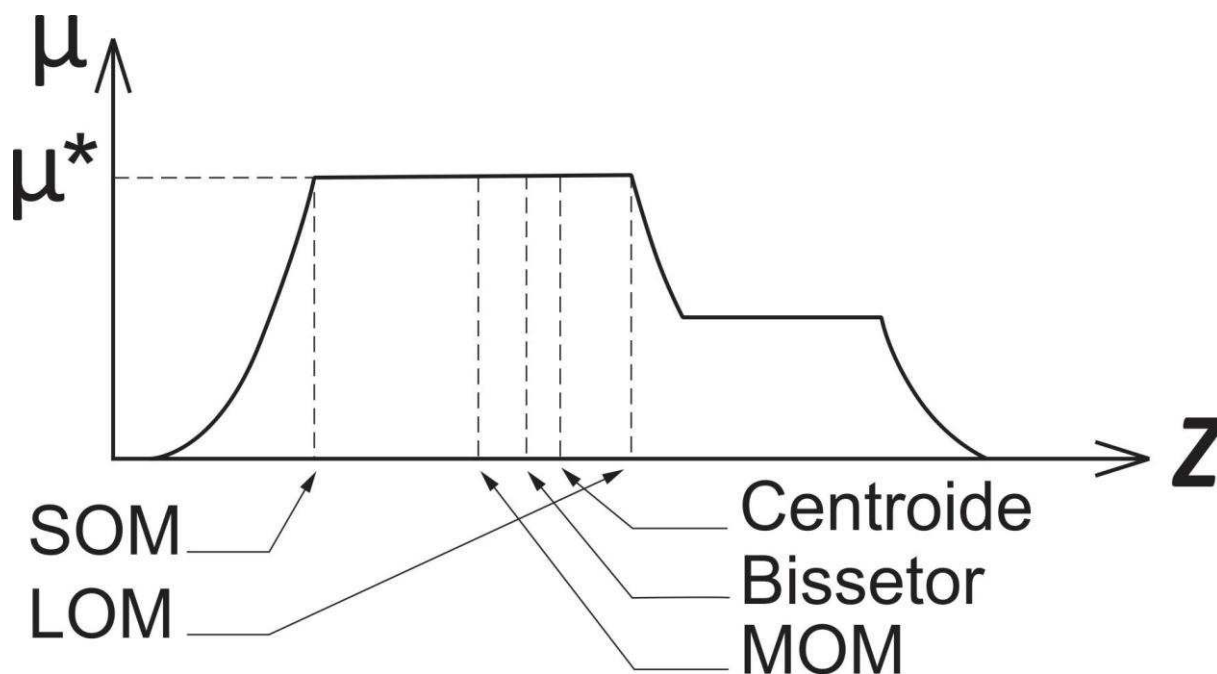
relação aos valores linguísticos de uma variável. Desta forma, o valor discreto de uma variável é convertido em um vetor de possibilidades, no qual o número de elementos é igual à quantidade de funções de pertinência adotadas para a variável em questão. Um vetor de possibilidades nada mais é que um vetor em que cada elemento é uma pertinência que expressa a possibilidade de uma observação ser membro de cada um dos conjuntos fuzzy que representam uma variável fuzzy linguística (Simões and Shaw, 2007).

Como as regras implementadas em um controlador são capazes de relacionar somente valores fuzzy, a saída inicial de um controlador é obtida sob a forma de um valor fuzzy agregado que retrata a pertinência de uma determinada observação em cada conjunto da variável de saída. Em termos de análise, esse valor agregado permite ter uma interpretação qualitativa a respeito da observação submetida ao sistema de inferência proposto. Porém, em alguns casos é de interesse obter também um único valor de saída a respeito da observação analisada. A defuzzificação é um processo de transformação do valor agregado de saída em um único valor discreto que representa um compromisso entre os diferentes valores fuzzy contidos na saída do controlador (Jang et al., 2012).

A defuzzificação tem um impacto significativo no desempenho no controlador fuzzy. Por tanto existem diversos métodos para a defuzzificação, mas o importante é escolher o método que melhor se adequa ao problema. Os principais métodos são o do centroide, bisetor, o da média dos máximos (“*MOM*”), o do maior valor do máximo (“*LOM*”) e o do menor valor do máximo (“*SOM*”) (Figura 7) (Mathworks, 2015).

O método do centroide que é um dos mais utilizados é capaz de retornar o centro geométrico da área sob a curva obtida no processo de agregação. Enquanto que o método do bisetor da área considera o ponto que separa a região de resposta em duas regiões de igual área.

O método da média dos máximos busca retornar a média dos valores que apresentaram pertinência máxima. Enquanto que os métodos maior valor do máximo e o do menor valor do máximo retornam o maior e o menor valor discreto dentre os de máxima pertinência, respectivamente.



**Figura 7:** Valor fuzzy agregado e métodos de defuzzificação (Jang et al., 2012).

#### **g. Lógica de tomada de decisões**

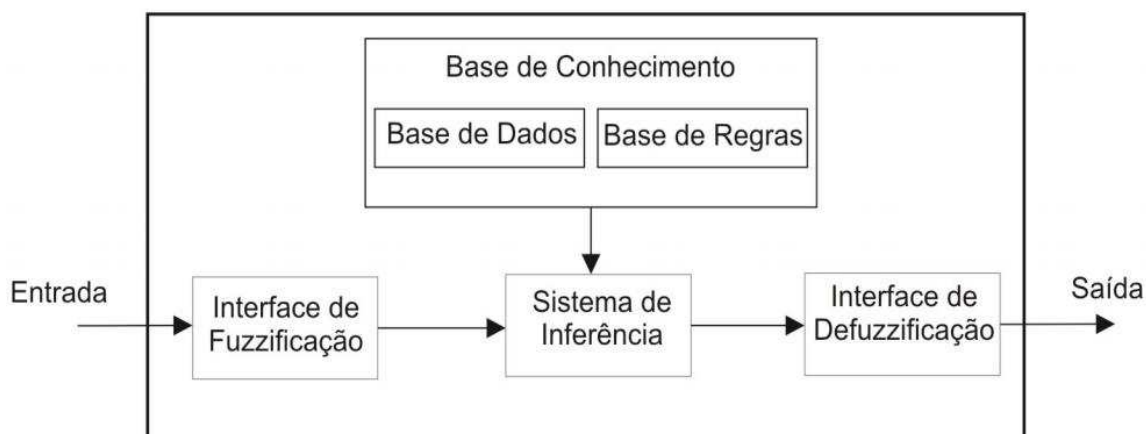
A lógica de tomada de decisão utiliza a combinação de variáveis que influenciam um processo, por meio de implicações fuzzy (regras), para simular tomadas de decisão humanas. Ela gera ações de controle a partir de um conjunto de entrada, baseadas no princípio de causa e efeito. Assim, nesta fase final é possível tomar uma decisão a partir do valor obtido pelo controlador quando uma série informações fornecidas ao sistema já desenvolvido e ajustado.

#### **h. Sistemas de inferência Fuzzy**

Os sistemas de inferência fuzzy descritos na literatura são classificados em função das características gerais do seu método de tomada de decisão. Existem diversos sistemas de inferência, dentre esses, os sistemas propostos por Mamdani (Mamdani and Assilian, 1975) e por Sugeno (Takagi and Sugeno, 1985; Sugeno and Kang, 1988a; b; Sugeno and Tanaka, 1991; Sugeno and Yasukawa, 1993) destacam-se por serem amplamente empregados em diversas áreas.

## - Modelo Fuzzy de Mamdani

O sistema de inferência proposto por Mamdani (Mamdani and Assilian, 1975) foi um dos modelos que se tornou por muitos anos um padrão para a utilização dos conceitos da lógica fuzzy em processamento de conhecimento. Em sistemas desta natureza, utiliza-se variáveis linguísticas representadas por conjuntos fuzzy tanto nas entradas como também na saída (Andrade and Jacques, 2008). Assim, etapas de fuzzificação, implicação, agregação e defuzzificação desempenham importante papel na obtenção da saída final, conforme observado no esquema deste sistema (Figura 8).



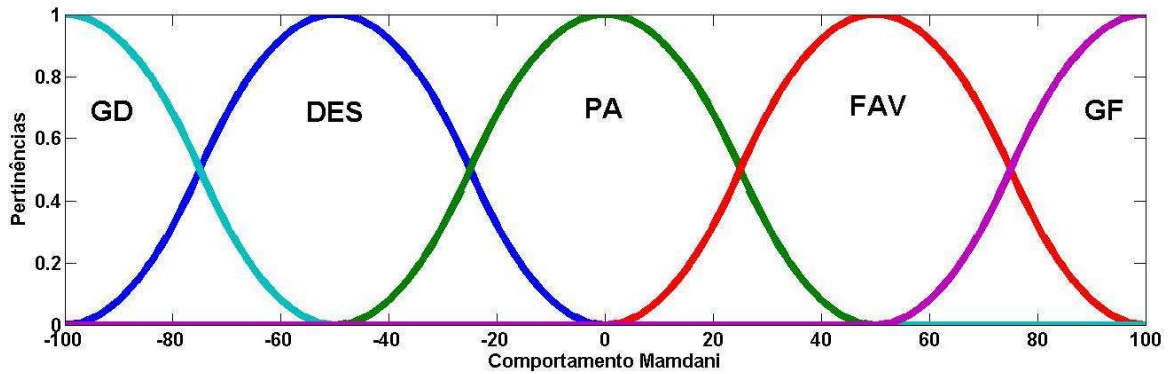
**Figura 8:** Esquema de um sistema de inferência do tipo Mamdani. (Leite, 2009)

Em controladores do tipo Mamdani, as regras implementadas apresentam o seguinte padrão:

SE var1 = A <conectivo> var2 = B, ENTÃO vars = C

em que A e B são conjuntos fuzzy das variáveis linguística de entrada var1 e var2, respectivamente, enquanto que C é um conjunto fuzzy da variável de saída vars. Já o <conectivo> é um operador fuzzy lógico.

Um exemplo de saída para o sistema de inferência fuzzy de Mamdani é apresentado a na Figura 9.



**Figura 9:** Valores da variável de saída “Comportamento” do controlador do tipo Mamdani, cujo os conjuntos são “geral desfavorável” (GD), “desfavorável” (DES), “pouco adaptado” (PA), “favorável” (FAV) e “geral favorável” (GF).

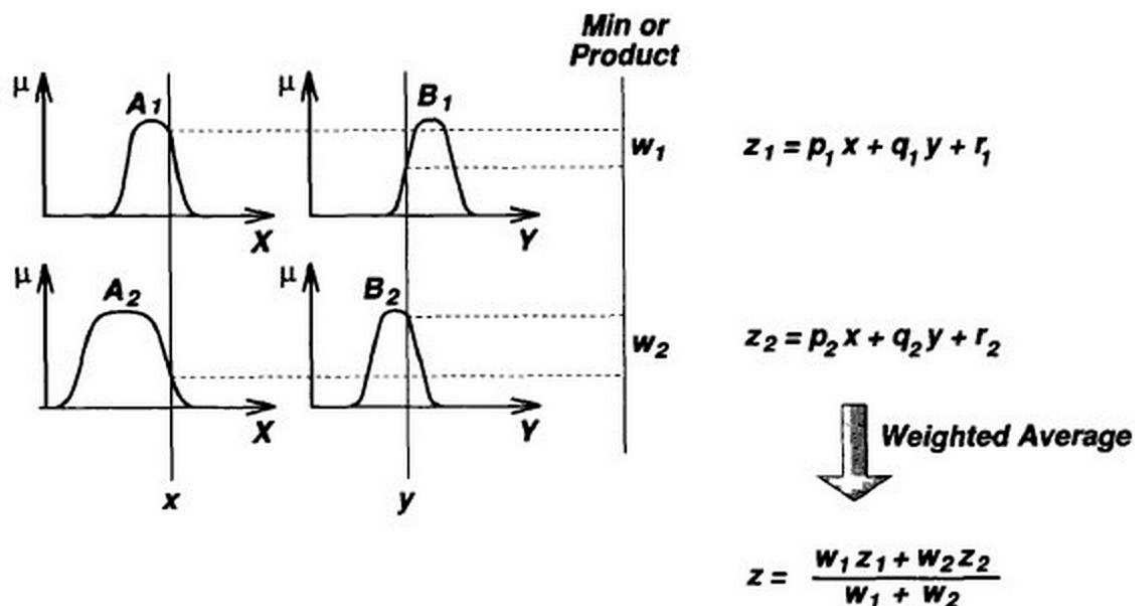
### - Modelo Fuzzy de Sugeno

O sistema de inferência proposto por Sugeno (Takagi and Sugeno, 1985; Sugeno and Kang, 1988a; b; Sugeno and Tanaka, 1991; Sugeno and Yasukawa, 1993) consiste numa simplificação do controlador do tipo Mamdani, cujo a saída de cada regra é definida como uma função das variáveis linguísticas de entrada (Andrade and Jacques, 2008), conforme a regra a seguir:

$$\text{SE } x = A \text{ E } y = B, \text{ ENTÃO } z = f(x, y)$$

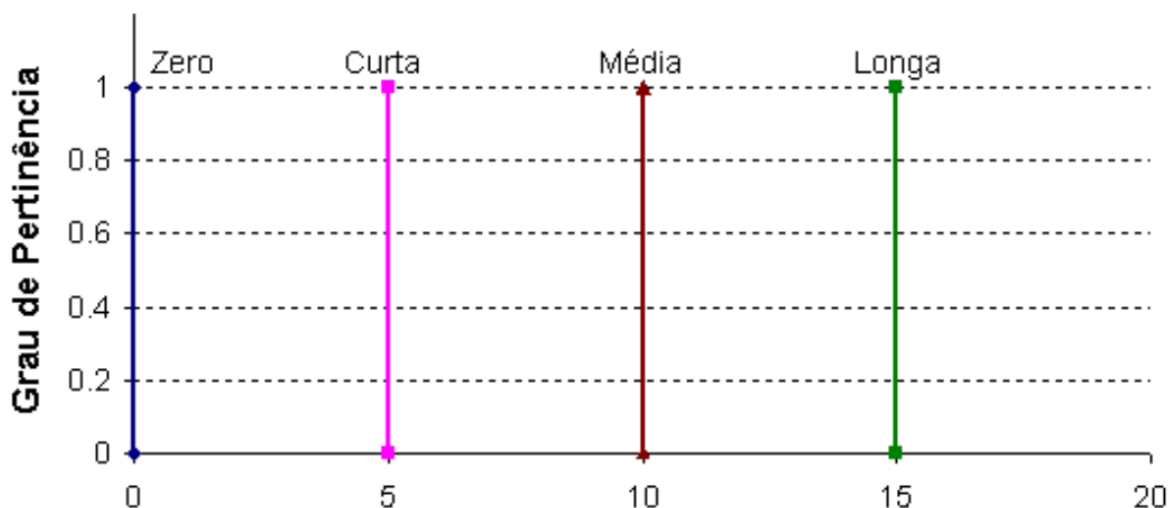
em que A e B são conjuntos fuzzy das variáveis linguística de entrada x e y, respectivamente, enquanto que z é uma função f(x, y).

Para cada regra é obtido um valor numérico, que assume como peso o valor da pertinência resultante do processamento das entradas. O resultado final é obtido pela média ponderada das respostas das regras individuais, conforme a Figura 10. Assim, controladores do tipo sugeno dispensam a etapa implicação e de defuzzificação propriamente dita.



**Figura 10:** Sistema de inferência fuzzy do tipo Sugeno (Jang et al., 2012)

O valor de  $z$  pode ser definido como uma função constante, que pode ser interpretado como um conjunto fuzzy denominado singleton figura 11. A utilização de funções constantes permite a definição de regras com valores de saída que representam uma classificação da resposta do controlador, sem alterar a forma simplificada da determinação da resposta final do controlador.



**Figura 11:** Valores da variável de saída “extensão” do controlador do tipo Sugeno. (Andrade and Jacques, 2008)

## **i. Aplicações**

Apesar de a lógica fuzzy ter surgido nos Estados Unidos, o país que começou utilizar essa tecnologia de forma massiva foi o Japão a partir dos anos de 1980. Devido a sua adaptabilidade e proximidade com problemas do mundo real a lógica fuzzy tem sido amplamente empregada em diversas áreas como robótica, controle de fluxo de caixa, análise de risco (Dill, 2005), controle de estoques (von Altrock, 1996), controle de temperatura (Maniçoba, 2013), entre outros, ganhando maior espaço atualmente em otimizações (Ganga et al., 2011) e automação industrial (Simões and Shaw, 2007). Além disso, apresenta potencial para ser empregada em áreas em que ainda foram exploradas e que necessitam de auxílio de novas ferramentas para solucionar diferentes problemas, como a área de genética e melhoramento de plantas em estudos seleção de genótipos e de recomendação de cultivares.

## **3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- Allard, R.W. 1971. Princípios do melhoramento genético de plantas (E Blucher, Ed.). Blucher, Edgard, São Paulo.
- Almeida, L.D. De, H.F. Leitão Filho, and S. Miyasaka. 1971. Características do feijão Carioca, um novo cultivar. *Bragantia* 30(1): XXXI–XXXVIII.
- Von Altrock, C. 1996. *Fuzzy Logic and NeuroFuzzy Applications in Business and Finance*. Prentice Hall PTR, New Jersey.
- Andrade, M., and M.A.P. Jacques. 2008. Estudo comparativo de controladores de Mamdani e Sugeno para controle de tráfego em interseções isoladas. *Transportes XVI*(2): 24–31 Available at <http://revistatransportes.org.br/anpet/article/view/24>.
- Annicchiarico, P. 1992. Cultivar adaptation and recommendation from alfafa trials in Northern Italy. *J. Genet. Breed.* 46(1): 269–278.
- Backes, R.L., H.T. Elias, S. Hemp, and W. Nicknich. 2005. Análise de estabilidade de genótipos de feijoeiro no Estado de Santa Catarina. *Acta Sci. Agron.* 27(4).
- Barbosa, C.D., A.P. Viana, S. Silva, R. Quintal, and M.G. Pereira. 2011. Artificial neural network analysis of genetic diversity in *Carica papaya* L. *Crop Breed. Appl. Biotechnol.* 11(3): 224–231.
- Barroso, L.M.A., M. Nascimento, A.C.C. Nascimento, F.F. e Silva, C.D. Cruz, L.L. Bhering, and R. de P. Ferreira. 2015. Metodologia para análise de adaptabilidade e estabilidade por meio de regressão quantílica. *Pesqui. Agropecuária Bras.* 50(4): 290–297 Available at [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0100-204X2015000400290&lng=pt&nrm=iso&tlng=en](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-204X2015000400290&lng=pt&nrm=iso&tlng=en).

- Barroso, L.M.A., M. Nascimento, A.C.C. Nascimento, F.F. Silva, and R. de P. Ferreira. 2013. Uso do método de eberhart e russell como informação a priori para aplicação de redes neurais artificiais e análise discriminante visando a classificação de genótipos de alfafa quanto à adaptabilidade e estabilidade. *Rev. Bras. Biometria* 31(2): 176–188.
- Basset, M.J. 2004. List of genes – *Phaseolus vulgaris* L. *Annu. Rep. Bean Improv. Coop.* 47: 1–24.
- Batchelor, W.D., X.B. Yang, and A.T. Tschanz. 1997. DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK FOR SOYBEAN RUST EPIDEMICS. *Trans. ASAE* 40(1): 247–252 Available at <http://elibrary.asabe.org/abstract.asp??JID=3&AID=21237&CID=t1997&v=40&i=1&T=1>.
- Beale, M.H., M.T. Hagan, and H.B. Demuth. 2015. *Neural Network Toolbox™ User's Guide How to Contact MathWorks.* : 406.
- Bishop, C.M. 1995. *Neural networks for pattern recognition.* CLARENDON PRESS - OXFORD, Birmingham, UK.
- Bittencourt, G. 2006. *Inteligência artificial: ferramentas e teorias.* 3rd ed. Editora UFSC, Florianópolis.
- Borém, A., and J.E. de S. Carneiro. 2015. A cultura. p. 384. In *Feijão - Do Cultivo a Colheira.* Editora UFV, Viçosa.
- Borém, A., and G. V. Miranda. 2013. *Melhoramento de Plantas.* Editora UFV, Viçosa.
- Braga, A. de P., A.C.P. de L.F. de Carvalho, and T.B. Ludemir. 2011. *Redes Neurais Artificiais - Teoria e Aplicações.* 2nd ed. LTC, Rio de Janeiro.
- Cargnelutti Filho, A., L. Storck, J. Riboldi, and J.P. Guadagnin. 2009. Associação entre métodos de adaptabilidade e estabilidade em milho. *Ciência Rural* 39(2): 340–347.
- Carneiro, P.C.S. 1998. *Novas metodologias de análise da adaptabilidade e estabilidade de comportamento.*
- Chiorato, A.F., S.A.M. Carbonell, R. Vencovsky, N.D.S.F. Júnior, and J.B. Pinheiro. 2010. Genetic gain in the breeding program of common beans at IAC from 1989 to 2007. *Crop Breed. Appl. Biotechnol.* 10: 329–336.
- Collicchio, E., M.A.P. Ramalho, and A.D.F.B. Abreu. 1997. ASSOCIAÇÃO ENTRE O PORTE DA PLANTA DO FEJJOEIRO E O TAMANHO DOS GRÃOS. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 32(3): 297–304.
- Conabe. 2015. Séries históricas - Feijão. Séries Históricas - Feijão: <http://www.conab.gov.br/conteudos.php?a=1252&t=&Pa> Available at <http://www.conab.gov.br/conteudos.php?a=1252&t=&Pa> (verified 25 June 2015).
- Coppin, B. 2010. *Inteligência artificial.* LTC.

- Couto, M.F., M. Nascimento, A.T. do Amaral, F.F. e Silva, A.P. Viana, and M. Vivas. 2015. Eberhart and Russel's Bayesian Method in the Selection of Popcorn Cultivars. *Crop Sci.* 55(2): 571 Available at <https://dl.sciencesocieties.org/publications/cs/abstracts/55/2/571>.
- Coyne, D.P. 1980. Modification of plant architecture and crop yield by breeding. *HortScience*, 15(3): 244–247.
- Cruz, C.D. 2010. *Princípios de Genética Quantitativa*. Editora UFV, Viçosa.
- Cruz, C.D., and F.L. Castoldi. 1991. Desempenho da interação genótipo x ambientes em partes simples e complexa.pdf. *Rev. Ceres* 38(219): 422–430 Available at <http://www.ceres.ufv.br/ceres/revistas/V38N219P04091.pdf>.
- Cruz, C.D., A.J. Regazzi, and P.C.S. Carneiro. 2012. *Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético*. 4th ed. Editora UFV, Viçosa.
- Cruz, C.D., R.A. de A. Torres, and R. Vencovsky. 1989. An alternative approach to the stability analysis proposed by Silva and Barreto. *Rev. Bras. Genética* 12(3): 567–580.
- Dill, R.P. 2005. Análise da rentabilidade de empresas: uma abordagem baseada na lógica nebulosa (fuzzy logic).
- Eberhart, S.A., and W.A. Russell. 1966. Stability Parameters for Comparing Varieties1. *Crop Sci.* 6(1): 36.
- Falconer, D.. 1960. *Introdução à Genética Quantitativa*. Ronald Press Co, New York.
- Fernandes, A.M. da R. 2003. *Inteligência Artificial - Noções Gerais*. Visual Books.
- Finlay, K., and G. Wilkinson. 1963. The analysis of adaptation in a plant-breeding programme. *Aust. J. Agric. Res.* 14(6): 742.
- Galvão, C.O., M.J.S. Valença, V.P.P.B. Vieira, L.S. Diniz, E.G.M. Lacerda, A.C.P.L.F. Carvalho, and T.B. Ludermir. 1999. *Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais*. Editora Universidade, Porto Alegre.
- Ganga, G.M.D., L.C.R. Carpinetti, and P.R. Politano. 2011. Gestão do desempenho em cadeias de suprimentos usando lógica fuzzy. *Gestão & Produção* 18(4): 755–774.
- Gazzaniga, M.S., R.B. Ivry, and G.R. Mangun. 2013. *Cognitive Neuroscience: The Biology of the Mind*. 4th ed. W. W. Norton & Company.
- Grossberg, S. 1980. How does a brain build a cognitive code? *Psychol. Rev.* 87(1): 1–51.
- Haykin, S. 2008. *Neural Networks and Learning Machines*. 3rd ed. Pearson - Prentice Hall, Hamilton.
- Hopfield, J.J. 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 79(8): 2554–2558.

- Iglesias, A., B. Arcay, and J.M. Cotos. 2006. Connectionist Systems for Fishing Prediction. p. 265–296. In *Artificial Neural Networks in Real-Life Applications*.
- Jang, J.S., C.T. Sun, and E. Mizutani. 2012. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing - A computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. PHI Learning Private Limited, New Delhi.
- Ji, B., Y. Sun, S. Yang, and J. Wan. 2007. Artificial neural networks for rice yield prediction in mountainous regions. *J. Agric. Sci.* 145(03): 249.
- Kang, M.S. 1997. Using Genotype-by-Environment Interaction for Crop Cultivar Development. *Adv. Agron.* 62(C): 199–252.
- Kaul, M., R.L. Hill, and C. Walthall. 2005. Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agric. Syst.* 85(1): 1–18.
- Kavzoglu, T., and P. Mather. 2003. The use of backpropagation artificial neural networks in land cover classification. *Int. J. Remote Sens.* 24(23): 4907–4938.
- Klir, G.J., and B. Yuan. 1995. *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*. 1st ed. Prentice Hall, Binghamton, New York.
- Kohonen, T. 1982. Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biol. Cybern.* 43(1): 59–69.
- Leite, L. da C.M. 2009. Rio de janeiro 2009.
- Lin, C.S. 1982. Grouping genotypes by a cluster method directly related to genotype-environment interaction mean square. *Theor. Appl. Genet.* 62(3): 277–280.
- Lin, C.S., and M.R. Binns. 1988. A superiority measure of cultivar performance for cultivar  $\times$  location data. *Can. J. Plant Sci.* 68(1): 193–198.
- Mamdani, E.H., and S. Assilian. 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *Int. J. Man. Mach. Stud.* 7(1): 1–13.
- Maniçoba, G.G.C. 2013. Controle de Temperatura do Sistema de refrigeração a Água de uma tocha de Plasmática Indutiva Utilizando Lógica Fuzzy.
- Mathworks, C. 2015. *Fuzzy Logic Toolbox™ User's Guide R 2015 a.* : 250.
- Matos, J.W. de, M.A.P. Ramalho, and Â. de F.B. Abreu. 2007. Trinta e dois anos do programa de melhoramento do feijoeiro comum em Minas Gerais. *Ciência e Agrotecnologia* 31(6).
- McCulloch, W.S., and W.H. Pitts. 1943. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bull. Math. Biophys.* 5: 115–133.

- Melo, L.C., P.G.S. Melo, L.C. De Faria, J.L.C. Diaz, M.J. Del Peloso, C.A. Rava, and J.G.C. Da Costa. 2007. Interação com ambientes e estabilidade de genótipos de feijoeiro-comum na Região Centro-Sul do Brasil. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 42(5): 715–723.
- Mendes, F.F., M.A.P. Ramalho, and Â. de F.B. Abreu. 2009. Índice De Seleção Para Escolha De Populações Segregantes De Feijoeiro-Comum. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 44(10): 1312–1318.
- Menezes Júnior, J.Â.N. de, M.A.P. Ramalho, and Â.F.B. De Abreu. 2008. Seleção recorrente para três caracteres do feijoeiro. *Bragantia* 67(4): 833–838.
- Moreto, A.L., M.A.P. Ramalho, J.A.R. Nunes, and Â. de F.B. Abreu. 2007. Estimação dos componentes da variância fenotípica em feijoeiro utilizando o método genealógico. *Ciência e Agrotecnologia* 31(4).
- Moura, M.M., P.C.S. Carneiro, J.E. de S. Carneiro, and C.D. Cruz. 2013. Potencial de caracteres na avaliação da arquitetura de plantas de feijão. *Pesqui. Agropecuária Bras.* 48(4): 417–425 Available at [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0100-204X2013000400010&lng=pt&nrm=iso&tlng=en](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-204X2013000400010&lng=pt&nrm=iso&tlng=en).
- Murakami, D.M., and C.D. Cruz. 2004. Proposal of methodologies for environment stratification and analysis of genotype adaptability. *Crop Breed. Appl. Biotechnol.* 4: 7–11.
- Nascimento, M., A. Ferreira, A.C.C. Nascimento, F.F. e Silva, R. de P. Ferreira, and C.D. Cruz. 2015. Multiple centroid method to evaluate the adaptability of alfalfa genotypes. *Rev. Ceres* 62(1): 30–36 Available at [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0034-737X2015000100030&lng=en&nrm=iso&tlng=en](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-737X2015000100030&lng=en&nrm=iso&tlng=en).
- Nascimento, M., L.A. Peternelli, C.D. Cruz, A.C.N. Campana, R. de P. Ferreira, L.L. Bhering, and C.C. Salgado. 2013. Artificial neural networks for adaptability and stability evaluation in alfalfa genotypes. *Crop Breed. Appl. Biotechnol.* 13: 152–156.
- Nascimento, M., F.F. Silva, T. Sáfiadi, A.C.C. Nascimento, R. de Paula Ferreira, and C.D. Cruz. 2011. Abordagem bayesiana para avaliação da adaptabilidade e estabilidade de genótipos de alfafa. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 46(1): 26–32.
- Nelson, M.M., and W.T. Illingworth. 1991. *A Practical Guide to Neural Networks*. Prentice Hall PTR, Reading.
- Norvig, P., and S. Russell. 2013. *Inteligência Artificial*. 3rd ed. CAMPUS, Rio de Janeiro.
- Oliveira, J.S. e, R. de P. Ferreira, C.D. Cruz, A. Vander Pereira, M. de A. Botrel, R.G. von Pinho, J.A.S. Rodrigues, F.C.F. Lopes, and J.E.C. e Miranda. 2002. Adaptability and stability in cultivars of sorghum. *Rev. Bras. Zootec. J. Anim. Sci.* 31(2): 883–889 Available at <Go to ISI>://WOS:000177301700011.

- Plaisted, R.L., and L.C. Peterson. 1959. A technique for evaluating the ability of selections to yield consistently in different locations or seasons. *Am. Potato J.* 36(11): 381–385.
- Ramalho, M.A.P., and A.D.F.B. Abreu. 2006. Cultivares. p. 415–436. In *Feijão*. Editora UFV, 1.
- Ramalho, M.A.P., and Â. de F.B. Abreu. 2015. Obtenção de Cultivares. p. 384. In *Feijão - Do Cultivo a Colheira*. 1st ed. Editora UFV, Viçosa.
- Ramalho, M.A.P., Â. de F.B. Abreu, J.B. dos Santos, and J.A. Rodrigues. 2012. *Aplicações da Genética Quantitativa no Melhoramento de Plantas Autógamas*. 1st ed. Editora UFLA, Lavras.
- Ramalho, M.A.P., J.B. dos Santos, and M.J. de O. Zimmermann. 1993. *Genética Quantitativa em Plantas Autógamas*. 1st ed. Editora UFG, Lavras.
- Resende, M.D.V. 2004. *Métodos estatísticos ótimos na análise de experimentos de campo*. Colombo: Embrapa Florestas.
- Ribeiro, N.D., I.F. Antunes, J.F. de Souza, and N.L. Poersch. 2008. Adaptação e estabilidade de produção de cultivares e linhagens-elite de feijão no Estado do Rio Grande do Sul. *Ciência Rural* 38(9): 2434–2440.
- Ribeiro, N.D., J.F. de Souza, I.F. Antunes, and N.L. Poersch. 2009. Estabilidade de produção de cultivares de feijão de diferentes grupos comerciais no Estado do Rio Grande do Sul. *Bragantia* 68(2): 339–346.
- Robertson, A. 1959. *Experimental design on the measurement of heritabilities and genetic correlations: biometrical genetics*. Pergamon Press, New York.
- Rocha, R.B., J.I. Muro-Abad, E.F. Araújo, and C.D. Cruz. 2005. Avaliação do método centroide para estudo de adaptabilidade ao ambiente de clones de *Eucalyptus grandis*. *Ciência Florest.* 15(3): 255–266.
- Rosenblatt, F. 1958. The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Rev.* 65(6): 386–408.
- Rumelhart, D.E., G.E. Hinton, and R.J. Williams. 1986. Learning representations by back-propagating errors. *Nature* 323(6088): 533–536.
- Santos, C.N. Dos. 2006. *Aprendizado de máquina na identificação de sintagmas nominais: o caso do português brasileiro*. Available at <http://pandeiro.learn.fplf.org.br/AM/images/9/90/DissertacaoCicero.pdf>.
- Schaap, M.G., and W. Bouten. 1996. Modeling water retention curves of sandy soils using neural networks. *Water Resour. Res.* 32(10): 3033–3040.
- Silva, W.C.J. e, and J.B. Duarte. 2006. Métodos estatísticos para estudo de adaptabilidade e estabilidade fenotípica em soja. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 41(1): 23–30.

- Silva, I.N. da, D.H. Spatti, and R.A. Flauzino. 2010. *Redes neurais Artificiais para Engenharias e ciências Aplicadas*. 1st ed. Artliber Editora Ltda, São Paulo.
- Silva, G.N., R.S. Tomaz, I. De Castro, S. Anna, M. Nascimento, and L.L. Bhering. 2014. Neural networks for predicting breeding values and genetic gains. *Sci. Agric.* 71(6): 494–498.
- Simões, M.G., and I.S. Shaw. 2007. *Controle e Modelagem Fuzzy*. 2nd ed. EDGARD BLUCHER, São Paulo.
- Sudheer, K.P., A.K. Gosain, and K.S. Ramasastr. 2003. Estimating Actual Evapotranspiration from Limited Climatic Data using Neural Computing Technique. *J. Irrig. Drain. Eng.* 129(3): 214–218.
- Sugeno, M., and G.T. Kang. 1988a. Fuzzy modelling and control of multilayer incinerator. *Fuzzy Sets Syst.* 25(2): 259–260.
- Sugeno, M., and G.. Kang. 1988b. Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy Sets Syst.* 28(1): 15–33.
- Sugeno, M., and K. Tanaka. 1991. Successive identification of a fuzzy model and its applications to prediction of a complex system. *Fuzzy Sets Syst.* 42(3): 315–334.
- Sugeno, M., and T. Yasukawa. 1993. Fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 1(1): 7–31.
- Tai, G.C.C. 1971. Genotypic Stability Analysis and Its Application to Potato Regional Trials. *Crop Sci.* 11(2): 184.
- Takagi, T., and M. Sugeno. 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.* SMC-15(1): 116–132.
- Teixeira, F.F., M. Antonio, P. Ramalho, Â. De Fátima, and B. Abreu. 1999. Genetic control of plant architecture in the common bean ( *Phaseolus vulgaris* L .). *Genet. Mol. Biol.* 582: 577–582.
- Voysest, O. 2000. Mejoramiento genético del frijol (*Phaseolus vulgaris* L.). Centro Internacional de Agricultura Tropical, Cali, Colombia.
- Werbos, P.J. 1974. *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*.
- Widrow, B., and M.E. Hoff. 1960. Adaptive switching circuits. *IRE West. Electr. Show Conv. Rec.:* 96–104.
- Wricke, G. 1965. Zur Berechnung der Ökivalenz bei Sommerweizen und Hafer. *Pflanzenzuchtung* 52(1): 127–138.
- Zadeh, L. a. 1965. Fuzzy sets. *Inf. Control* 8(3): 338–353.

- Zadeh, L. a. 1975a. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—I. *Inf. Sci. (Ny)*. 8(4): 199–249.
- Zadeh, L. a. 1975b. The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning—II\*. *Electr. Eng.* 8: 301–357.
- Zadeh, L. a. 1975c. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—II. *Inf. Sci. (Ny)*. 8(4): 301–357.
- Zadeh, L. a. 1983. A computational approach to fuzzy quantifiers in natural languages. *Comput. Math. with Appl.* 9(1): 149–184.
- Zadeh, L. a. 1996. Fuzzy logic equals Computing with words. *Ieee Trans. Fuzzy Syst.* 4(2): 103–111 Available at <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=00493904>.
- Zadeh, L. a. 1997. Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic. *Fuzzy Sets Syst.* 90(2): 111–127.
- Zadeh, L. a. 1999. A theory of possibility distributions. *Fuzzy Sets Syst.* 102(2): 135–155.
- Zadeh, L. a. 2004. A note on web intelligence, world knowledge and fuzzy logic. *Data Knowl. Eng.* 50(3 SPEC. ISS.): 291–304.
- Zadeh, L. a. 2008. Is there a need for fuzzy logic? *Inf. Sci. (Ny)*. 178(13): 2751–2779.

**CAPÍTULO 1 - REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS COMO  
FERRAMENTA AUXILIAR NO MELHORAMENTO DA  
ARQUITETURA DE PLANTAS DO FEIJOEIRO**

# **REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS COMO FERRAMENTA AUXILIAR NO MELHORAMENTO DA ARQUITETURA DE PLANTAS DO FEIJOEIRO**

## **RESUMO**

A arquitetura de planta é um caráter que tem merecido grande atenção dos melhoristas de feijoeiro. Uma estratégia que tem sido utilizada para selecionar genótipos de arquitetura ereta é a classificação destes segundo uma escala de notas visuais. O uso de caracteres morfológicos associados à expressão fenotípica da arquitetura do feijoeiro em procedimentos classificatórios é uma alternativa que pode potencializar a seleção. Assim, o objetivo deste trabalho foi avaliar o potencial das redes neurais artificiais como ferramenta auxiliar no melhoramento da arquitetura de plantas do feijoeiro. Foram utilizados dados de 19 linhagens de feijoeiro avaliadas quanto a 22 caracteres nas safras de inverno de 2007 e de 2009, dos quais foram selecionados o diâmetro do hipocótilo e a altura de plantas para realizar análises por redes neurais artificiais. Para fins classificatórios, essas linhagens foram separadas em dois grupos estabelecidos pelas notas de arquitetura de plantas. A capacidade de predição da arquitetura de plantas de feijoeiro por redes neurais artificiais foi avaliada segundo dois cenários, nos quais se teve o intuito de prever a arquitetura de plantas das linhagens, utilizando dados de um experimento para prever o outro. Para isso, as redes neurais foram treinadas e validadas com dados de repetição das linhagens avaliadas quanto ao diâmetro do hipocótilo individualmente ou em conjunto com altura média de plantas na parcela. Em cada cenário, também avaliou-se a utilização de dados de repetição ou de médias das linhagens para realizar a predição via redes neurais artificiais já treinadas e validadas. Em ambos os cenários, verificou-se superioridade das redes neurais baseadas em diâmetro do hipocótilo em conjunto com altura média de plantas, uma vez que a taxa de erro aparente obtidas nas análises baseadas nos dois caracteres foram inferiores às taxas de erro aparente obtidas utilizando o diâmetro do hipocótilo individualmente. Também verificou-se menores taxas de erro aparente em ambos os cenários para predição quando submeteu-se os dados de médias das características avaliadas às redes neurais melhor treinadas e validadas. Assim, constatou-se potencialidade das redes neurais artificiais como ferramenta auxiliar no melhoramento da arquitetura de plantas do feijoeiro, permitindo disponibilizar uma rede neural artificial para utilização em futuras avaliações desta característica.

**Palavras chave:** inteligência computacional, seleção indireta, arquitetura de plantas.

## ABSTRACT

Plant architecture is a trait that has called the attention of bean breeders. A strategy that has been used to select erect genotypes is the classification of plants using a scale of visual notes. The use of morphological traits associated with the phenotypic expression of bean architecture in classification procedures is an alternative that may enhance selection. The objective of this study was to evaluate the potential of artificial neural networks as an auxiliary tool in the improvement of bean plants architecture. Data from 19 lines were evaluated regarding 22 traits, in the 2007 and 2009 winter crops. Hypocotyl diameter and plant height were selected in order to carry out analysis through artificial neural networks. For classification purposes, these lines were separated into two groups, which were set by the plant architecture notes. The predictive ability of bean plants architecture through artificial neural networks was evaluated according to two scenarios, in order to predict the plant architecture of lines, using data from an experiment to predict the other one. For this, neural networks were trained and validated with data from replications of the evaluated lines regarding the hypocotyl diameter individually, or together with mean height of plants in the plot. In each scenario, it was also evaluated the use of data from replications or lines means in order to carry out prediction through artificial neural networks which had already been trained and validated. In both scenarios, neural networks based on hypocotyl diameter together with the mean height of plants were superior, since the apparent error rates obtained in analyses based on both traits were lower than those obtained using hypocotyl diameter individually. It was also verified that there was lower apparent error rates in both scenarios for prediction when the data of the means of the evaluated traits were submitted to better trained and validated neural networks. Thus, it was found that artificial neural networks are potential auxiliary tools in the improvement of bean plants architecture, allowing to provide an artificial neural network for use in future evaluations of this trait.

**Keywords:** computational intelligence, indirect selection, plant architecture.

## 1. INTRODUÇÃO

O feijão-comum (*Phaseolus vulgaris* L.) é alimento básico da população brasileira, constituindo-se de relevante fonte de proteínas, ferro e carboidratos. Além disso, é um dos produtos agrícolas de grande importância econômica e social em razão de ser cultivado em grandes áreas e gerar emprego durante todo o ciclo da cultura (Borém and Carneiro, 2015).

A arquitetura de plantas é um caráter que tem merecido grande atenção nos programas de melhoramento do feijoeiro (Mendes et al., 2009), visto que o cultivo de plantas com porte ereto, além de permitir a colheita mecanizada com menores prejuízos, facilita a realização dos tratamentos culturais, reduz a incidência de algumas doenças (Coyne, 1980; Pires et al., 2014) e possibilita a obtenção de grãos de melhor qualidade. A arquitetura de plantas do feijoeiro é um caráter governado por muitos genes e sofre grande influência ambiental (Teixeira et al., 1999; Basset, 2004; Moreto et al., 2007), o que dificulta o trabalho dos melhoristas.

Maior acurácia na seleção de plantas eretas exige informações de outros caracteres morfológicos envolvidos na expressão fenotípica da arquitetura da planta do feijoeiro. Entre estes estão o hábito de crescimento, o comprimento da haste principal, o número e comprimento dos entrenós, a altura da planta, o número e ângulo das ramificações, a distribuição das vagens e o diâmetro do hipocótilo (Teixeira et al., 1999; Kelly, 2001).

Uma estratégia que tem sido amplamente utilizada nos programas de melhoramento para avaliar a arquitetura de planta do feijoeiro é o emprego de uma escala de notas (Collicchio et al., 1997; Teixeira et al., 1999; Menezes Júnior et al., 2008). Porém, certas questões surgem a respeito desta prática como a eficácia da avaliação utilizando um critério visual e a variação das notas atribuídas por diferentes avaliadores. Além disso, estudos revelam que a avaliação da arquitetura por meio de notas utilizando plantas individuais é de baixa eficiência (Teixeira et al., 1999).

Acquaah; Adams; Kelly (1991) e Moura et al (2013) concluíram que os caracteres diâmetro do hipocótilo, altura da planta e ângulo dos ramos são os principais caracteres determinantes da arquitetura de planta do feijoeiro. Além disso, estes caracteres apresentam maior acurácia em suas avaliações comparados à avaliação por notas. O uso de caracteres morfológicos associados à expressão fenotípica da arquitetura do feijoeiro em técnicas discriminatórias é uma das possíveis ferramentas que podem ser utilizadas para aumentar a acurácia na seleção de plantas mais eretas.

Uma ferramenta que tem se destacado na separação de indivíduos são as Redes Neurais Artificiais (Braga et al., 2011). As redes neurais artificiais (RNA's) são técnicas

computacionais baseadas em modelos matemáticos (Nelson and Illingworth, 1991; Haykin, 2008), que apresentam funcionamento inspirado no cérebro humano, adquirindo conhecimento através da experiência. As RNA's são eficientes quando se deseja prever algo, reconhecer padrões ou estabelecer agrupamento (Haykin, 2008). No campo agrícola, elas possibilitam a predição da produção (Kaul et al., 2005), do comportamento de doenças e pragas (Batchelor et al., 1997) e da retenção de água no solo (Schaap and Bouten, 1996), dentre outros. No melhoramento genético as RNA's tem sido empregadas em estudos de diversidade genética (Barbosa et al., 2011), predição de valor genético (Silva et al., 2014b) e análises de adaptabilidade e estabilidade (Barroso et al., 2013; Nascimento et al., 2013b)

Um dos principais atributos da técnica de RNA's está em sua estrutura não linear, que permite captar propriedades mais complexas dos dados (Galvão et al., 1999). Também se destaca a sua capacidade de não requerer informações detalhadas sobre os processos físicos do sistema a ser modelado (Sudheer et al., 2003). Como método de classificação, as RNA's apresentam certas vantagens, como a de ser não paramétrica (Kavzoglu and Mather, 2003) e serem tolerantes a perda de dados (Bishop, 1995). Assim, o objetivo deste trabalho foi avaliar o potencial das redes neurais artificiais como ferramenta auxiliar no melhoramento da arquitetura de planta do feijoeiro.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

Neste trabalho foram utilizados dados de 36 linhagens de feijoeiro avaliadas nas safras de inverno de 2007 e inverno de 2009, quanto a vinte e dois caracteres agronômicos. Os dados foram obtidos em experimentos conduzidos no campo experimental pertencente ao Departamento de Fitotecnia da Universidade Federal de Viçosa (UFV) no município de Coimbra, estado de Minas Gerais, localizado a uma latitude 20°51'24" sul, longitude 42°48'10" oeste e altitude de 720 metros.

O experimento conduzido na safra de inverno/2007 foi delineado em blocos casualizados com três repetições, parcelas de três linhas de 3 metros (m) e espaçamento de 0,5 m entre linhas. Da mesma forma se procedeu com o experimento da safra de inverno/2009, exceto o uso de parcelas com quatro linhas. Utilizou-se 16 covas por metro e três sementes por cova, com posterior desbaste deixando-se duas plantas por cova. Os tratos culturais adotados foram os recomendados para a cultura do feijoeiro na região (Vieira et al., 2015).

As características avaliadas foram: dias até o florescimento, dias até a colheita, nota de arquitetura de plantas no florescimento e na colheita, altura média de plantas da parcela no

florescimento e na colheita, produtividade de grãos, altura de inserção da primeira vagem medida no campo e após a colheita, ângulo de inserção dos ramos, número de vagens na haste principal, número de vagens nos ramos, diâmetro do epicótilo, diâmetro do hipocótilo, número de ramos totais, número de ramos abortados, número de entrenós na haste principal, número de entrenós nos ramos com vagem, comprimento dos quatro primeiros entrenós da haste principal, comprimento total de entrenós, número de grãos por vagem e massa de 100 grãos.

O número de dias até o florescimento compreendeu o período da emergência até o florescimento de 50% das plantas da parcela. Os dias até a colheita referiram-se aos dias a partir da emergência até a colheita.

Em relação à arquitetura, as plantas foram avaliadas na maturação fisiológica e próximo à colheita, considerando-se as linhas centrais da parcela, utilizando-se a escala de notas de 1 a 5 proposta por Collicchio et al. (1997), em que: nota 1 refere-se à planta do tipo II, ereta, com uma haste e com inserção alta das primeiras vagens; nota 2 à planta do tipo II, ereta e com algumas ramificações; nota 3 à planta do tipo II ou III, com muitas ramificações e tendência a prostrar-se; nota 4 à planta do tipo III, semi-ereta ou medianamente prostrada, e nota 5, à planta do tipo III, com entrenós longos e muito prostrada.

A altura média de plantas da parcela foi medida, em centímetros (cm), do nível do solo até a inserção da última folha, considerando-se três pontos representativos na parcela, tanto no florescimento quanto na época da colheita.

Foram colhidas as duas fileiras laterais, em cada parcela, para se obter a produtividade de grãos na safra de 2007. Na safra de 2009, uma das fileiras centrais foi utilizada para se avaliar a produtividade de grãos, enquanto a outra foi utilizada para se medir as outras características após a colheita. Para avaliação da altura de inserção da primeira vagem no campo tomou-se como referência o nível do solo até o ponto de inserção da primeira vagem no rácimo, sem que fosse erguida a planta. Já a medida da altura de inserção da primeira vagem após a colheita diferiu em relação à medida realizada no campo por ter sido mantida a planta de forma ereta. O ângulo de inserção dos ramos foi medido com o auxílio de uma régua semicircular entre 0° e 180° (transferidor), sendo considerados os três ramos seguintes aos ramos com folhas primárias.

O número médio de vagens na haste principal, o número médio de vagens nos ramos e o número médio de ramos abortados foi obtido de nove plantas representativas da parcela. O diâmetro do epicótilo e do hipocótilo, em milímetros, foram medidos por meio de um paquímetro digital. O diâmetro do epicótilo foi tomado a 1 cm acima do nó cotiledonar e o

diâmetro do hipocótilo a 1 cm abaixo deste mesmo nó. Para contagem do número de entrenós na haste principal e número de entrenós nos ramos, foram considerados apenas os entrenós pertencentes a ramos/rácimos com vagens. O comprimento dos quatro primeiros entrenós na haste principal foi medido, em cm, iniciando-se a contagem no nó cotiledonar. O número de grãos por vagem foi obtido de nove plantas representativas de cada parcela.

Com o objetivo de se identificar as principais características determinantes da arquitetura de plantas do feijoeiro foi realizada a análise de regressão múltipla com opção stepwise para fins de seleção de variáveis para ajuste do modelo que incluía, originalmente, 22 características mensuradas nas linhagens nas duas avaliações, safras de inverno de 2007 e de 2009. A análise de regressão múltipla, com estratégia de seleção stepwise, foi realizada com o auxílio do software GENES (Cruz, 2013).

Obtidas as informações pertinentes, os dados das variáveis de interesse foram submetidos à análise de variância, conforme o modelo de blocos casualizados. Posteriormente, foi realizada a análise de variância conjunta para os anos. Para todas as análises, todos os efeitos foram considerados como fixos, exceto o erro.

Para as análises com RNA's foram utilizados os dados das linhagens em cada repetição para a obtenção de maior tamanho amostral. As linhagens foram alocadas em dois grupos estabelecidos pelas suas notas de avaliação de arquitetura de plantas. O primeiro grupo foi composto por linhagens com notas até 2,5 e o segundo por linhagens com notas superiores a 2,5. Linhagens que foram alocadas em grupos diferentes nas repetições e, ou, anos foram desconsideradas nas análises. Assim, 19 das 36 linhagens avaliadas em 2007 e 2009 foram utilizadas nas análises com RNA's (Tabela 1), perfazendo um total de 57 observações por ano de avaliação, uma vez que foram usados os dados de cada repetição, para treinamento e validação das RNA's.

A análise de Redes Neurais Artificiais foram utilizadas nos seguintes cenários:

Cenário 1: neste cenário avaliou-se a capacidade da técnica de RNA's em prever a arquitetura das linhagens no ano de 2009 com RNA's baseadas nos dados de 2007 de diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura média de plantas na parcela (ALT). No treinamento das RNA's, os dados relativos às repetições do experimento de 2007 foram submetidos ao processo de ampliação, conforme citado a seguir, obtendo informações de 300 genótipos por grupo com as mesmas propriedades (vetor de médias e matriz de variâncias e covariâncias) das linhagens originais. A validação ocorreu com os dados das repetições (57 observações) utilizadas no processo de ampliação e a predição com os dados individuais de repetições (57 observações) e de média de repetições (19

observações) do ano de 2009, conforme se segue:

1.1 – Safra 2007 – Treinamento e validação

Safra 2009 – Predição (57 observações – dados de repetições)

1.2 – Safra 2007 – Treinamento e validação

Safra 2009 – Predição (19 observações – dados de média de repetições)

Cenário 2: neste cenário avaliou-se a capacidade da técnica de RNA's em prever a arquitetura das linhagens no ano de 2007 com RNA's baseadas nos dados de 2009 de diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura média de plantas na parcela (ALT). No treinamento das RNA's, os dados relativos às repetições do experimento de 2009 foram submetidos ao processo de ampliação, obtendo informações de 300 genótipos por grupo com as mesmas propriedades (média, variância e covariância) das linhagens originais. A validação ocorreu com os dados das repetições (57 observações) utilizadas no processo de ampliação e a predição com os dados individuais de repetições (57 observações) e de média de repetições (19 observações) do ano de 2007, conforme se segue:

1.1 – Safra 2009 – Treinamento e validação

Safra 2007 – Predição (57 observações – dados de repetições)

1.2 – Safra 2009 – Treinamento e validação

Safra 2007 – Predição (19 observações – dados de média de repetições)

Tabela 1 - Nome de registro, descrição quanto ao tipo de grãos (grupo comercial) e classificação em 2 grupos de 19 linhagens do Banco Ativo de Germoplasma de Feijão da Universidade Federal de Viçosa (BAGF – UFV).

Linhagens	Grupo Comercial	Grupos (2007/2009)
Meia Noite	Preto	1
BRS Supremo	Preto	1
CNFC8006	Carioca	1
CNFC9454	Carioca	1
A 805	Carioca	1
IAPAR 44	Preto	1
TB 94-01	Preto	1
A 170	Mulatinho	1
A 525	Mulatinho	1
IPA 6	Mulatinho	2
VC 3	Carioca	2
Carioca 1030	Carioca	2
BRS Perola	Carioca	2
BRSMG Talismã	Carioca	2
BRSMG Majestoso	Carioca	2
Ouro Vermelho	Vermelho	2
Vermelhinho	Vermelho	2
Ouro Negro	Preto	2
1840 4 PS	Preto	2

Em ambos os cenários foram estimadas as taxas de erro aparente global (TEA) para o treinamento, a validação e a predição das RNA's. A TEA foi obtida pelo percentual de classificação incorreta, considerando os grupos de alocação das linhagens. Também foram estimadas as taxas de erro aparente por grupo para validação e para as predições para ambos os cenários.

## 2.1. Ampliação de dados

Foram simulados dados ampliados a partir das informações de cada grupo (Tabela 1) com base na média e na matriz de covariâncias das principais características determinantes da arquitetura de plantas pela técnica de regressão múltipla com opção stepwise de seleção de variáveis. Foram simuladas 300 novas informações por grupo a partir dos dados referentes a cada cenário proposto. Esses novos conjuntos de dados apresentaram as mesmas propriedades (média, variância e covariância) dos conjuntos de dados originais. O processo de ampliação foi realizado com o auxílio do software GENES (Cruz, 2013).

Na processo de ampliação, os dados originais foram transformados em uma variável aleatória  $Z$  por meio da transformação linear  $Z = F'Y$ , em que  $Y$  é a variável aleatória correspondente aos dados originais. Se  $Y$  segue distribuição normal com matriz de covariâncias  $E$  e deseja-se obter a variável aleatória  $Z$ , a partir de  $Y$ , que segue distribuição normal com matriz de covariâncias  $I$ , realiza-se a transformação  $Z = F'Y$  em que  $F$  é resultante da decomposição de Cholesky, em que  $E^{-1} = FF'$ . Para simulação das novas informações, utiliza-se o processo inverso, ou seja, geram-se as variáveis normais independentes e, por transformação inversa, obtém-se os dados com a matriz de covariâncias desejada.

Na simulação das novas informações foi utilizado o teorema de Box-Muller, sendo  $U_1$  e  $U_2$  valores independentes gerados pela distribuição uniforme entre 0 e 1. Então,  $Z_1 = \sqrt{-2 \ln U_1} \cos(2\pi U_2)$  e  $Z_2 = \sqrt{-2 \ln U_1} \sin(2\pi U_2)$  são variáveis com distribuições normais padronizadas independentes.

## 2.2. Redes Neurais Artificiais (RNA's)

Os dados dos experimentos de 2007 e 2009 foram submetidos à análise de RNA's, realizadas com o auxílio do software MATLAB (Beale et al., 2015). Para o treinamento das RNA's foram utilizados os 600 dados simulados ampliados (300 de cada um dos grupos) considerando a arquitetura de perceptron multicamadas com as seguintes descrições para as topologias:

- a. Número de camadas ocultas. Foram consideradas 3 camadas ocultas.
- b. Número de neurônios. Foram consideradas as combinações de 3 a 12 neurônios para cada camada oculta.
- c. Função de ativação. Foi adotada a função linear de ativação para a camadas de saída. Para as camadas ocultas foram investigadas a adequação de todas as combinações possíveis das funções linear, logística e tangente hiperbólica.
- d. Número de ciclos de treinamento: Foi fixado em 5000 épocas. Teve-se o cuidado de limitar o número de iterações, para que esse não se tornasse excessivo, o que poderia levar à perda do poder de generalização.
- e. Função de treinamento: trainbr – Backpropagation que é uma função de treinamento da rede que atualiza os valores de peso e de viés de acordo com a otimização de Levenberg-Marquardt. Isso minimiza uma combinação dos quadrados dos erros e

pesos, e, em seguida, determina a combinação correta de modo a produzir uma rede com boa capacidade de generalização, cujo processo é denominado de regularização bayesiana.

### 3. RESULTADOS

Com base na análise de regressão múltipla, com opção stepwise de seleção de variáveis, observou-se que o diâmetro do hipocótilo (DH), a altura média de plantas na parcela (ALT) e o ângulo médio dos ramos (AMR) foram os caracteres determinantes da arquitetura de plantas (ARQ) do feijoeiro. Nas análises com RNA's foi utilizado o diâmetro do hipocótilo individualmente ou em conjunto com a altura de plantas em cada um dos cenários propostos, visando a predição da arquitetura de plantas.

Os resumos das análises de variância individuais referentes aos caracteres ARQ, ALT e DH em 19 linhagens de feijão nas safras de inverno de 2007 e de 2009 são apresentados na Tabela 2. Os coeficientes de variação experimental (CVe's) dos experimentos de 2007 e de 2009 situaram-se abaixo de 20% para a maioria dos caracteres avaliados, indicando boa precisão experimental (Pimentel Gomes, 1985). Os valores de CVe's obtidos estão de acordo com os relatados para experimentos desta natureza com a cultura do feijoeiro (Moura et al., 2013; Poersch, 2013).

Foram observados efeitos significativos ( $P < 0,01$ ) para o efeito de linhagens nos dois experimentos (Tabela 2), indicando a existência de variabilidade genética entre as linhagens para os três caracteres avaliados nos dois anos. Os coeficientes de determinação genotípicos ( $h^2$ ) dos caracteres ARQ, ALT e DH foram, para ambos os experimentos, de alta magnitude.

**Tabela 2** – Resumo das análises de variância individuais dos caracteres arquitetura de plantas (ARQ), altura de plantas (ALT) e diâmetro do hipocótilo (DH), avaliados em 19 linhagens de feijão nos anos de 2007 e 2009.

FV	GL	Quadrados Médios					
		2007			2009		
		ARQ	ALT	DH	ARQ	ALT	DH
Linhagens	18	13,87**	173,79**	0,01**	16,14**	371,31**	0,02**
CVe (%)		11,99	11,50	7,52	10,80	22,39	6,89
$h^2$ (%)		97,24	89,26	88,05	98,01	89,05	92,37
Média		5,16	37,55	0,48	5,25	28,47	0,56

\*\* Significativo a 1%, pelo teste F ( $P < 0,01$ ); CVe – Coeficiente de variação experimental;  $h^2$  - Coeficiente de determinação genotípico

Os resumos das análises conjuntas para os caracteres ARQ, ALT e DH, avaliados tanto em 2007 quanto em 2009, são apresentados na Tabela 3. Observou-se efeitos significativos ( $P < 0,01$ ) de linhagens sobre os caracteres ARQ, ALT e DH. Já para a fonte de variação ambientes, anos no caso, observou-se efeitos significativos ( $P < 0,01$ ) para os caracteres ALT e DH. Houve efeito significativo ( $P < 0,05$ ) de interação linhagens x ambientes para os caracteres ARQ e ALT. Com base na metodologia de Cruz e Castoldi (1991), observou-se que estas interações são de natureza simples, com estimativas das frações complexas de 19,04% e 30,44% para ARQ e ALT, respectivamente.

**Tabela 3** - Resumo das análises de variância conjuntas dos caracteres arquitetura de plantas, altura de plantas e diâmetro do hipocótilo (DH), avaliados em 19 linhagens de feijão nos anos de 2007 e 2009.

FV	GL	Quadrado Médio		
		Arquitetura	Altura	DH
Linhagens	18	29,34 <sup>**</sup>	480,37 <sup>**</sup>	0,03 <sup>**</sup>
Ambientes	1	0,22 <sup>ns</sup>	2349,54 <sup>**</sup>	0,20 <sup>**</sup>
LxA	18	0,67 <sup>*</sup>	64,73 <sup>*</sup>	0,0023 <sup>ns</sup>
CVe (%)		11,40	16,50	7,18
h <sup>2</sup> (%)		98,80	93,83	95,04
Média		5,20	33,01	0,51

<sup>\*\*</sup>, <sup>\*</sup> Significativo a 1 e 5%, pelo teste F, respectivamente; CVe – Coeficiente de variação experimental; h<sup>2</sup> - Coeficiente de determinação genotípico

Na Tabela 4 são apresentados os resultados obtidos pelas RNA's no cenário 1, utilizando o diâmetro do hipocótilo individualmente ou em conjunto com altura de plantas. Observou-se maior TEA para treinamento, validação e predição baseando-se apenas em DH. Também observou-se menor TEA na predição dos dados de média (15,79% e 5,26%) do que dos dados de repetições (24,56% e 14,04%) tanto para as RNA's utilizando DH individualmente quanto em conjunto com ALT.

**Tabela 4** - Taxa de erro aparente, em %, obtida no cenário 1, utilizando o diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT)

Procedimentos	Taxa de Erro Aparente – TEA (%)			
	Treinamento	Validação	Predição (1.1 <sup>1</sup> )	Predição (1.2 <sup>2</sup> )
RNA (DH)	10.33	15.79	24.56	15,79
RNA (DH + ALT)	6.83	12.28	14.04	5,26

<sup>1</sup> 1.1 – Treinamento e validação (dados de 2007); predição dos dados de repetições (57 observações – 2009);

<sup>2</sup> 1.2 – Treinamento e validação (dados de 2007); predição dos dados de médias (19 observações – 2009).

Considerando a classificação das linhagens quanto aos grupos (Tabela 5), observou-se para o cenário 1 que na validação das RNA's, utilizando os caracteres DH e ALT, houve maior percentual de acerto (81,48%) na alocação das linhagens do grupo 1 do que utilizando somente o DH (77,78%). Resultado similar foi observado para a classificação das linhagens do grupo 2, com 93,33% de acerto, considerando DH e ALT, contra 90% com base apenas em DH.

Ao submeter os dados de repetição das linhagens avaliadas em 2009 à predição, observou que as RNA's utilizando DH individualmente ou em conjunto com ALT alocaram corretamente todas as linhagens do grupo 1, enquanto para o grupo 2 a RNA baseada em DH e ALT foi superior, com 73,33% de acerto contra 53,33% considerando apenas DH.

Quando submeteu-se os dados de médias das linhagens avaliadas em 2009 à predição, as RNA's utilizando DH individualmente ou em conjunto com ALT também alocaram corretamente todas as linhagens do grupo 1, enquanto que para o grupo 2 a RNA baseada em DH e ALT foi superior com 90,00% de acerto contra 70,00% considerando apenas DH.

Quando comparadas as predições, observou-se que ao submeter os dados de repetições ou de médias das linhagens avaliadas em 2009 à predição, as RNA's baseadas em DH individualmente alocaram corretamente todas as linhagens do grupo 1. Porém, a predição com base nos dados de médias foram superiores com 70,00% de acerto contra 53,33% utilizando os dados de repetições. Baseando-se em DH em conjunto com ALT, ao submeter os dados de repetições ou de médias à predição, as RNA's também alocaram corretamente todas as linhagens do grupo 1. Novamente, a predição com base nos dados de médias foram superiores com 90,00% de acerto contra 73,33% utilizando os dados de repetições.

**Tabela 5** - Porcentagem de classificação das linhagens de feijoeiro nos grupos quanto a arquitetura de plantas, cenário 1, utilizando diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT)

Grupos	Classificação (%)					
	Validação		Predição (1.1 <sup>A</sup> )		Predição (1.2 <sup>B</sup> )	
	1	2	1	2	1	2
1	77,78 <sup>C</sup> (81,48) <sup>D</sup>	22,22 (18,52)	100,00 (100,00)	0,00 (0,00)	100,00 (100,00)	0,00 (0,00)
2	10,00 (6,67)	90,00 (93,33)	46,67 (26,67)	53,33 (73,33)	30,00 (10,00)	70,00 (90,00)

<sup>A</sup> 1.1 – Treinamento e validação (dados de 2007); predição dos dados de repetições (57 observações – 2009);

<sup>B</sup> 1.2 – Treinamento e validação (dados de 2007); predição dos dados de médias (19 observações – 2009).

<sup>C</sup> valores sem parênteses refere-se à % de classificação considerando DH

<sup>D</sup> valores entre parênteses refere-se à % de classificação considerando DH + ALT

Na Tabela 6 é apresentado os resultados obtidos pelas RNA's nos cenário 2, utilizando o diâmetro do hipocótilo individualmente ou em conjunto com altura de plantas. Novamente observou-se maior TEA para treinamento, validação e predição para a RNA baseando-se apenas em DH. Quando comparadas as predições, observou-se também que ao submeter os dados de repetições das linhagens na predição, as TEA's das RNA's foram superiores. A predição das RNA's utilizando os dois caracteres, quando submeteu-se os dados de médias, apresentou TEA de 0,00%, sendo capaz de classificar corretamente todas as linhagens em seus respectivos grupos (Tabela 6).

**Tabela 6** - Taxas de erro aparente, em %, obtidas no cenário 2, utilizando o diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT)

Procedimentos	Taxa de Erro Aparente – TEA (%)			
	Treinamento	Validação	Predição (2.1 <sup>1</sup> )	Predição (2.2 <sup>2</sup> )
RNA (DH)	12,83	14,04	33,33333	15,79
RNA (DH + ALT)	1,83	3,51	14,04	0,00

<sup>1</sup> 2.1 – Treinamento e validação (2009); predição (57 observações – 2007)

<sup>2</sup> 2.2 – Treinamento e validação (2009); predição (19 observações – 2007)

Considerando a classificação das linhagens quanto aos grupos (Tabela 7), observou-se para o cenário 2 que na validação das RNA's, utilizando os caracteres DH e ALT, houve o mesmo percentual de acerto (92,59%) na alocação das linhagens do grupo 1 (Tabela 6). Já para o grupo 2, a RNA baseada em DH e ALT foi superior com 100,00% de acerto contra 80,00% considerando apenas DH.

Ao submeter os dados de repetição das linhagens à predição, observou que a RNA baseada nos dois caracteres apresentou maior percentual de acerto, 85,19%, contra 29,63% da RNA considerando apenas DH para a classificação das linhagens do grupo 1, enquanto para o grupo 2 o percentual de classificação correta foi de 100% para a RNA com base em DH e de 86,67% para a RNA considerando os dois caracteres. Quando submeteu-se os dados de médias das linhagens à predição, a RNA utilizando DH em conjunto com ALT apresentou maior percentual de acerto, 100,00%, contra 77,78% da RNA considerando apenas DH para a classificação das linhagens do grupo 1, enquanto para o grupo 2 a RNA baseada em DH e ALT foi superior com 100,00% de acerto contra 90,00% considerando apenas DH.

Ao comparar as predições, observou-se que ao submeter os dados de médias das linhagens à predição, as RNA's baseadas em DH individualmente foram superiores, já que

alocaram corretamente 77,78% das linhagens do grupo 1 contra 29,63% quando considerados dados de repetição na predição. Já para o grupo 2, a predição com base nos dados de repetições alocaram corretamente todas as linhagens desse grupo, 100% de acerto contra 90,00% quando submeteu-se os dados de repetições à predição. Baseando-se em DH em conjunto com ALT, ao submeter os dados de médias à predição, as RNA's foram superiores, uma vez que alocaram corretamente todas as linhagens do grupo 1, 100% de acerto contra 85,19%, ao submeter os dados de repetições. A predição com base nos dados de médias foram superiores também foram superiores na alocação das linhagens do grupo 2, com 100,00% de acerto contra 86,67% utilizando os dados de repetições.

**Tabela 7** - Porcentagem de classificação das linhagens de feijoeiro nos grupos quanto a arquitetura de plantas, cenário 2, utilizando diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT)

Grupos	Classificação (%)					
	Validação		Predição (2.1 <sup>A</sup> )		Predição (2.2 <sup>B</sup> )	
	1	2	1	2	1	2
1	92,59 <sup>C</sup> (92,59) <sup>D</sup>	7,41 (7,41)	29,63 (85,19)	70,37 (14,82)	77,78 (100,00)	22,22 (0,00)
2	20,00 (0,00)	80,00 (100,00)	0,00 (13,33)	100,00 (86,67)	10,00 (0,00)	90,00 (100,00)

<sup>A</sup> 2.1 – Treinamento e validação (dados de 2009); predição dos dados de repetições (57 observações – 2007);

<sup>B</sup> 2.2 – Treinamento e validação (dados de 2009); predição dos dados de médias (19 observações – 2007).

<sup>C</sup> valores sem parênteses refere-se à % de classificação considerando DH

<sup>D</sup> valores entre parênteses refere-se à % de classificação considerando DH + ALT

Na Tabela 8 são apresentadas as topologias, considerando a arquitetura de perceptron multicamadas, quanto ao número de neurônios e função de ativação nas camadas ocultas, das RNA's que apresentaram menor TEA na validação utilizando o diâmetro do hipocótilo individualmente ou em conjunto com altura de plantas. Em ambos os cenários (1 e 2) observou-se maior número de neurônios por camada para as RNA's baseadas em DH individualmente comparadas às RNA's baseadas em DH e ALT. As RNA's com base apenas em DH apresentaram topologia mais complexa no cenário 2, uma vez que precisaram de maior número de neurônios por camada oculta, enquanto que para as RNA's baseadas em DH e ALT observou-se o mesmo número de neurônios nos dois cenários.

As topologias das RNA's baseadas apenas em DH apresentaram função de ativação nas camadas ocultas mais complexas comparadas às RNA's baseadas em DH e ALT nos dois cenários, por apresentarem predominância de funções como “logsig” e “tansig” (Tabela 8). As RNA's com base apenas em DH apresentaram arquitetura de mesma complexidade em ambos os cenários, uma vez que precisaram de funções de ativação de mesma complexidade. Para as RNA's baseadas em DH e ALT observaram-se também topologias de mesma complexidade em ambos os cenários, uma vez que nos cenários houve predominância de funções de ativação lineares (“purelin”).

**Tabela 8** - Topologia das RNA's, quanto ao número de neurônios e função de ativação nas camadas ocultas (O1, O2 e O3), utilizando o diâmetro do hipocótilo (DH) individualmente ou em conjunto com altura de plantas (ALT) nos cenários (CE) 1 e 2.

CE	DH						DH + ALT					
	Neurônios			Função de Ativação			Neurônios			Função de Ativação		
	O1	O2	O3	O1	O2	O3	O1	O2	O3	O1	O2	O3
1	3	3	3	logsig	Logsig	logsig	3	3	3	logsig	purelin	purelin
2	3	12	3	tansig	Logsig	tansig	3	3	3	purelin	purelin	purelin

#### 4. DISCUSSÃO

Maior acurácia na seleção de plantas eretas exige informações de outros caracteres morfológicos envolvidos na expressão fenotípica da arquitetura da planta do feijoeiro. Neste

trabalho observou-se que os caracteres determinantes da arquitetura de plantas foram o diâmetro do hipocótilo, a altura de plantas e o ângulo médio dos ramos. Resultados similares foram relatados por (Acquaah et al., 1991), também utilizando regressão com opção stepwise de seleção de variáveis, e por (Moura et al., 2013), com base em análise de trilha.

Por ser a arquitetura de plantas do feijoeiro um caráter governado por muitos genes e que sofre grande influência ambiental, a seleção de plantas de feijoeiro mais eretas baseada na avaliação por notas apresenta menor precisão (Teixeira et al., 1999; Basset, 2004; Moreto et al., 2007). Neste caso, a seleção indireta para arquitetura de plantas com base em caracteres auxiliares é uma possibilidade potencial para os melhoristas de feijoeiro. O diâmetro do hipocótilo e a altura média de plantas na parcela se destacam como caracteres auxiliares por apresentarem maior facilidade em suas avaliações; contrapondo ao ângulo médio dos ramos que é de difícil mensuração (Moura et al., 2013). O uso de caracteres morfológicos associados à expressão fenotípica da arquitetura do feijoeiro em técnicas discriminatórias será efetiva se baseada em caracteres de elevada acurácia para o processo de seleção e de fácil mensuração. Neste sentido, as RNA's se basearam apenas em diâmetro do hipocótilo e altura média de plantas na parcela.

Nos dois cenários, as RNA's, baseadas em DH e ALT, foram superiores às RNA's baseadas somente em DH, uma vez que apresentaram menor TEA para as etapas de treinamento, validação e predição. Além disso, as RNA's baseadas em DH e ALT apresentaram TEA's, em todas as etapas, inferiores a 15%, que neste trabalho representou a classificação errônea de apenas três das 19 linhagens avaliadas, o que evidencia o elevado potencial de generalização das RNA's, também relatado por Braga et al. (2011).

Na predição, quando se utilizou os dados de médias das linhagens, as RNA's baseadas em DH e ALT também foram superiores às RNA's baseadas somente em DH, uma vez que as TEA's foram muito inferiores. No cenário 2, com este tipo de predição as RNA's foram capazes de classificar todas as linhagens corretamente em seus respectivos grupos.

No melhoramento do feijoeiro visando arquitetura de plantas mais eretas, seleciona-se, de modo geral, as plantas com notas inferiores a 2,5, que corresponderiam às linhagens alocadas no grupo 1. Assim, considerando as predições, observou-se que as RNA's baseadas nos caracteres DH e ALT foram superiores às análises baseadas somente no DH, uma vez que no cenário 1 apresentaram para o grupo 1 o mesmo percentual de classificação correta e maior percentual de

classificação correta das linhagens do grupo 2. Já no cenário 2, as RNA's baseadas nos dois caracteres, apresentaram percentual de classificação correta das linhagens do grupo 1 superior nas duas predições e também um maior percentual de classificação correta das linhagens do grupo 2, na predição utilizando as médias das linhagens. Em todos estes casos, as RNA's baseadas em DH e ALT apresentaram percentuais de classificações corretas superiores a 80%, corroborando com o relatado por Braga et al. (2011) sobre a elevada capacidade preditiva das RNA's.

Em ambos os cenários, a predição utilizando os dados de médias das linhagens foi superior, já que neste tipo de predição, as TEA's foram inferiores e em geral o percentual de acerto das linhagens em seus respectivos grupos foram superiores à predição utilizando os dados de repetição. Estes resultados corroboram a elevada influência ambiental na arquitetura de plantas do feijoeiro relatada por outros autores (Basset, 2004; Moreto et al., 2007). A maior acurácia utilizando-se os dados de médias dos caracteres DH e ALT para a predição se deve ao fato dos efeitos ambientais tenderem a se cancelar com o uso das médias.

Na avaliação das linhagens utilizando a escala de notas constatou-se que 17 das 36 linhagens apresentavam contradição quanto às notas de arquitetura nas repetições dentro dos mesmos experimentos e, ou, em experimentos diferentes. Considerando estas contradições como erros de avaliação, constata-se, nestes experimentos, uma taxa de erro de 47,22% associada à avaliação por notas da arquitetura de plantas do feijoeiro. Esta taxa de erro foi muito superior à taxa de erro de predição das RNA's baseadas em DH e ALT, o que evidencia o potencial de uso das RNA's no melhoramento do feijoeiro visando arquitetura de plantas mais eretas. As RNA's tem se mostrado muito eficazes na solução de problemas de predição, reconhecimento de padrões e agrupamentos (Haykin, 2008), que também são dificuldades encontradas nas diferentes etapas de um programa de melhoramento.

Visando auxiliar no melhoramento da arquitetura de planta de feijoeiro, foi proposta uma RNA treinada e validada com os dados de repetição de ambas as safras, uma vez que maiores conjuntos de dados aumentam a capacidade de generalização das RNA's. Esta RNA está disponível em: <ftp://ftp.ufv.br/dbg/RNA/>

## 5. CONCLUSÕES

RNA's treinadas e validadas com dados de repetição de diâmetro do hipocótilo e altura de planta de feijoeiro são superiores às RNA's utilizando somente o diâmetro do hipocótilo na predição da arquitetura de planta do feijoeiro.

Utilizar dados de médias na predição por RNA's geram resultados mais confiáveis quanto a arquitetura de plantas de feijoeiro.

Menor número de variáveis explicativas para treinamento e validação requerem RNA's com arquiteturas de maior complexidade.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acquaah, G., Adams, M. W., & Kelly, J. D. (1991). Identification of effective indicators of erect plant architecture in dry bean. *Crop Science*, 31(2), 261–264.
- Barbosa, C. D., Viana, A. P., Silva, S., Quintal, R., & Pereira, M. G. (2011). Artificial neural network analysis of genetic diversity in *Carica papaya* L. *Crop Breeding and Applied Biotechnology*, 11(3), 224–231. <http://doi.org/10.1590/S1984-70332011000300004>
- Barroso, L. M. A., Nascimento, M., Nascimento, A. C. C., Silva, F. F., & Ferreira, R. de P. (2013). Uso do método de eberhart e russell como informação a priori para aplicação de redes neurais artificiais e análise discriminante visando a classificação de genótipos de alfafa quanto à adaptabilidade e estabilidade. *Revista Brasileira de Biometria*, 31(2), 176–188.
- Basset, M. J. (2004). List of genes – *Phaseolus vulgaris* L. Annual Report of the Bean Improvement Cooperative, 47, 1–24.
- Batchelor, W. D., Yang, X. B., & Tschanz, A. T. (1997). DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK FOR SOYBEAN RUST EPIDEMICS. *Transactions of the ASAE*, 40(1), 247–252. <http://doi.org/10.13031/2013.21237>
- Beale, M. H., Hagan, M. T., & Demuth, H. B. (2015). *Neural Network Toolbox™ User's Guide How to Contact MathWorks*. Natick: The MathWorks, Inc.
- Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Birmingham, UK: CLARENDON PRESS - OXFORD.
- Borém, A., & Carneiro, J. E. de S. (2015). A cultura. In *Feijão - Do Cultivo a Colheira* (p. 384). Viçosa: Editora UFV.

- Braga, A. de P., Carvalho, A. C. P. de L. F. de, & Ludemir, T. B. (2011). *Redes Neurais Artificiais - Teoria e Aplicações* (2nd ed.). Rio de Janeiro: LTC.
- Collicchio, E., Ramalho, M. A. P., & Abreu, A. D. F. B. (1997). Associação entre o porte da planta do feijoeiro e o tamanho dos grãos. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 32(3), 297–304.
- Coyne, D. P. (1980). Modification of plant architecture and crop yield by breeding. *HortScience*, 15(3), 244–247.
- Cruz, C. D. (2013). GENES - a software package for analysis in experimental statistics and quantitative genetics. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 35(3), 271–276. <http://doi.org/10.4025/actasciagron.v35i3.21251>
- Cruz, C. D., & Castoldi, F. L. (1991). Desempenho da interação genótipo x ambientes em partes simples e complexa.pdf. *Revista Ceres*, 38(219), 422–430. Retrieved from <http://www.ceres.ufv.br/ceres/revistas/V38N219P04091.pdf>
- Galvão, C. O., VALENÇA, M. J. S., VIEIRA, V. P. P. B., DINIZ, L. S., LACERDA, E. G. M., CARVALHO, A. C. P. L. F., & LUDERMIR, T. B. (1999). *Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais*. Porto Alegre: Editora Universidade.
- Haykin, S. (2008). *Neural Networks and Learning Machines* (3rd ed.). Hamilton: Pearson - Prentice Hall.
- Kaul, M., Hill, R. L., & Walthall, C. (2005). Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agricultural Systems*, 85(1), 1–18. <http://doi.org/10.1016/j.agsy.2004.07.009>
- Kavzoglu, T., & Mather, P. (2003). The use of backpropagation artificial neural networks in land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 24(23), 4907–4938.
- Kelly, J. D. (2001). Remaking bean plant architecture for efficient production. *Advances in Agronomy*, 7(1), 109–143.
- Mendes, F. F., Ramalho, M. A. P., & Abreu, Â. de F. B. (2009). Índice De Seleção Para Escolha De Populações Segregantes De Feijoeiro-Comum. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 44(10), 1312–1318. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2009001000015>
- Menezes Júnior, J. Â. N. de, Ramalho, M. A. P., & Abreu, Â. F. B. De. (2008). Seleção recorrente para três caracteres do feijoeiro. *Bragantia*, 67(4), 833–838. <http://doi.org/10.1590/S0006-87052008000400004>
- Moreto, A. L., Ramalho, M. A. P., Nunes, J. A. R., & Abreu, Â. de F. B. (2007). Estimación dos componentes da variância fenotípica em feijoeiro utilizando o método genealógico. *Ciência E Agrotecnologia*. <http://doi.org/10.1590/S1413-70542007000400014>

- Moura, M. M., Carneiro, P. C. S., Carneiro, J. E. de S., & Cruz, C. D. (2013). Potencial de caracteres na avaliação da arquitetura de plantas de feijão. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 48(4), 417–425. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2013000400010>
- Nascimento, M., Peternelli, L. A., Cruz, C. D., Campana, A. C. N., Ferreira, R. de P., Bhering, L. L., & Salgado, C. C. (2013). Artificial neural networks for adaptability and stability evaluation in alfalfa genotypes. *Crop Breeding Applied Biotechnology*, 13, 152–156.
- Nelson, M. M., & Illingworth, W. T. (1991). *A Practical Guide to Neural Networks*. Reading: Prentice Hall PTR.
- Pimentel Gomes, F. (1985). *Curso de Estatística Experimental*. São Paulo: Nobel.
- Pires, L. P. M., Ramalho, M. A. P., Abreu, A. F. B., & Ferreira, M. C. (2014). Recurrent mass selection for upright plant architecture in common bean. *Scientia Agricola*, 71(3), 240–243.
- Poersch, N. L. (2013). Diâmetro do hipocótilo como caráter auxiliar no melhoramento da arquitetura do feijoeiro. Viçosa.
- Schaap, M. G., & Bouten, W. (1996). Modeling water retention curves of sandy soils using neural networks. *Water Resources Research*, 32(10), 3033–3040. <http://doi.org/10.1029/96WR02278>
- Silva, G. N., Tomaz, R. S., Castro, I. De, Anna, S., Nascimento, M., & Bhering, L. L. (2014). Neural networks for predicting breeding values and genetic gains. *Scientia Agricola*, 71(6), 494–498.
- Sudheer, K. P., Gosain, A. K., & Ramasastr, K. S. (2003). Estimating Actual Evapotranspiration from Limited Climatic Data using Neural Computing Technique. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 129(3), 214–218.
- Teixeira, F. F., Antonio, M., Ramalho, P., Fátima, Â. De, & Abreu, B. (1999). Genetic control of plant architecture in the common bean ( *Phaseolus vulgaris* L .). *Genetics and Molecular Biology*, 582, 577–582.
- Vieira, R. F., Lima, M. santos de, Neves, J. C. L., & Andrade, M. J. B. de. (2015). Adubação. In *Feijão - Do Cultivo a Colheira* (1st ed., p. 384). Viçosa: Editora UFV.

**CAPÍTULO 2 – PROPOSTA DE UTILIZAÇÃO DE UM  
CONTROLADOR FUZZY COMO FERRAMENTA AUXILIAR NA  
RECOMENDAÇÃO DE CULTIVARES**

# PROPOSTA DE UTILIZAÇÃO DE UM CONTROLADOR FUZZY COMO FERRAMENTA AUXILIAR NA RECOMENDAÇÃO DE CULTIVARES

## RESUMO

Este trabalho foi desenvolvido com o objetivo de aplicar a Lógica Fuzzy, por meio de controladores, como ferramenta auxiliar na avaliação do comportamento de linhagens de feijão do grupo vermelho em diferentes ambientes. Para avaliar a aplicabilidade desses controladores foram utilizados dados de produtividade de grãos de 23 linhagens e duas testemunhas de feijão do grupo comercial vermelho, avaliados em nove ambientes da Zona da Mata de Minas Gerais. A partir dos parâmetros da análise de Eberhart e Russell foram desenvolvidos controladores fuzzy com sistemas de inferência Mamdani e Sugeno. Além destes, foram desenvolvidos dois controladores híbridos, um do tipo Mamdani e outro do tipo Sugeno, baseados na associação dos métodos de Eberhart e Russell e de Lin e Binns modificado. Todos os controladores fuzzy foram desenvolvidos para utilização generalizada de dados oriundos de qualquer cultura agrônômica, uma vez que os parâmetros ou medidas em que se basearam foram padronizados. Foram realizadas análises de variância e de adaptabilidade e estabilidade pelos métodos de Eberhart e Russell e de Linn e Binns modificado e os parâmetros ou medidas obtidos para cada linhagem foram submetidos aos respectivos controladores. Verificou-se a ocorrência de interação linhagens por ambientes significativa, existindo a necessidade da realização de análises de adaptabilidade e estabilidade. Dentre os sistemas propostos, o controlador híbrido apresentou-se mais restritivo sendo capaz de melhor discriminar o comportamento das linhagens, identificando as linhagens 9 e 16 como de ampla adaptabilidade, enquanto que as linhagens 8 e 21 apresentaram adaptabilidade a ambientes favoráveis e as linhagem 14, 15, 17 e 20 apresentaram adaptabilidade a ambientes desfavoráveis. Verificou-se também que ambos os sistemas de inferência adotados, Mamdani ou Sugeno, são úteis para desenvolver controladores que visam a recomendação de cultivares. Assim, constatou-se potencialidade dos controladores fuzzy na identificação do comportamento das linhagens de feijoeiro e uma vez que os controladores foram desenvolvidos de forma generalizada podem ser aplicados para auxiliar na recomendação de cultivares também de outras culturas agrônômicas.

**Palavras chave:** Feijão, adaptabilidade e estabilidade, Eberhart e Russell, Lin e Binns.

## ABSTRACT

This study was carried out in order to apply fuzzy logic by means of controllers as an auxiliary tool in the evaluation of the behavior of red bean lines (*Phaseolus vulgaris* L.) in different environments. Grain yield data of 23 lines and 2 controls of red bean cultivars were used in order to evaluate the applicability of these controllers. The genotypes were evaluated in nine environments of Zona da Mata region, Minas Gerais. From the parameters of Eberhart and Russell analysis, the fuzzy controllers were developed with Mamdani and Sugeno inference systems. In addition, two hybrid controllers were developed, a Mamdani and a Sugeno, based on the methods of Eberhart and Russell and modified Lin and Binns. All fuzzy controllers were developed for general use of data from any agronomic culture, since the parameters or measurements had been standardized. Analysis of adaptability and stability were carried out by the methods of Eberhart and Russell and modified Linn and Binns. The parameters or measurements obtained for each line were submitted to the respective controllers. There was significant interaction lines by environments and necessity of adaptability and stability analyses. Among the systems proposed, the hybrid controller showed to be more restrictive, being able to better discriminate the behavior of lines. Thus, lines 9 and 16 were identified as the most adaptable; lines 8 and 21 presented adaptability to favorable environments; and lines 14, 15, 17 and 20 presented adaptability to harsh environments. It was also found that both inference systems, Mamdani and Sugeno, were useful for developing controllers that aim at the recommendation of cultivars. Thus, it was noted that fuzzy controllers have potential to identify the behavior of bean lines, and since the controllers have been developed in a generalized way, they can be used to assist in the recommendation of cultivars from other crops .

**Keywords:** bean, adaptability and stability, Eberhart and Russel, Lin and Binns.

## 1. INTRODUÇÃO

O valor fenotípico de um indivíduo, quando avaliado em um ambiente, é o resultado da ação do efeito genotípico sob a influência do meio ao qual é submetido. No entanto, ao avaliar o mesmo genótipo em vários ambientes, detecta-se um componente adicional resultante da interação entre os efeitos genotípicos e os ambientais (Cruz et al., 2012). Ramalho et al. (2012) relatam que essa interação é decorrente da variação do desempenho particular de cada genótipo nos vários ambientes, uma vez que a expressão dos genes é influenciada e/ou regulada pelo ambiente (Kang, 1997).

A identificação da interação genótipos x ambientes (G x A) torna-se de grande importância no melhoramento vegetal, pois há a possibilidade de o melhor genótipo em um ambiente não o ser em outro. Desta forma, a interação G x A, assim como, os efeitos atribuídos aos desvios de dominância, à epistasia e o desequilíbrio gamético, são considerados agentes complicadores encontrados pelos diversos programas de melhoramento vegetal (Cruz et al., 2012; Borém and Miranda, 2013).

Como a resposta fenotípica de cada genótipo frente às variações ambientais é, em geral, diferente e reduz a correlação entre os valores fenotípicos e genotípicos, é necessário que se realize grande número de avaliações dos genótipos, nos diferentes ambientes de cultivo, para se ter segurança na seleção ou na recomendação de cultivares. Porém, estudos de quantificação da magnitude e da natureza da interação G x A não proporcionam informações detalhadas sobre o comportamento de cada genótipo frente às variações ambientais (Cruz et al., 2014). Assim, análises de adaptabilidade e estabilidade podem auxiliar na recomendação de cultivares, uma vez que possibilitam identificar genótipos de desempenho previsível e que sejam responsivos às variações ambientais (Silva and Duarte, 2006).

Vários são os programas de melhoramento que utilizam as análises de adaptabilidade e estabilidade no intuito de auxiliar a recomendação de cultivares. A literatura é repleta de exemplos de estudos desta natureza em culturas de importância agrícola no Brasil como o Milho (Engelsing et al., 2012; Silva et al., 2014a), Soja (Cavalcante et al., 2014; Vasconcelos et al., 2015), algodão (Riaz et al., 2013; Carvalho et al., 2015), trigo (Silva et al., 2011; Luche et al., 2015), feijão (Melo et al., 2007; Ribeiro et al., 2008, 2009), café (Ferreira et al., 2013; Barbosa et al., 2014) e cana de açúcar (Verissimo et al., 2012; Fernandes Júnior et al., 2013). No intuito de aumentar a produtividade da cultura do feijoeiro, que no Brasil ainda é baixa (Conabe, 2015),

cerca de 1044 Kg/ha, vários são os programas de melhoramento de feijoeiro que desenvolvem linhagens e realizam estudos de adaptabilidade e estabilidade para identificar linhagens altamente produtivas e com comportamento desejável.

Diversas metodologias de adaptabilidade e estabilidade já foram propostas no intuito de avaliar o comportamento de genótipos em vários ambientes. Existem métodos baseados em análise de variância (Plaisted and Peterson, 1959; Wricke, 1965; Annicchiarico, 1992), regressão linear (Finlay and Wilkinson, 1963; Eberhart and Russell, 1966; Tai, 1971; Cruz et al., 1989), métodos não paramétricos (Lin and Binns, 1988; Carneiro, 1998; Rocha et al., 2005), método de centroides múltiplos (Nascimento et al., 2015), modelos lineares mistos Reml/Blup (Resende, 2004), métodos bayesianos (Couto et al., 2015), regressão quantílica (Barroso et al., 2015) e redes neurais artificiais (Barroso et al., 2013; Nascimento et al., 2013b).

A grande quantidade de métodos de adaptabilidade e estabilidade refletem a importância e a complexidade dos estudos em relação à interação genótipos x ambientes. Na escolha do método ou métodos a serem empregados, devem-se considerar aspectos como o número de ambientes disponíveis, precisão requerida, tipo de informação desejada, facilidade de análise e de interpretação dos resultados (Cruz et al., 2012). Também é preciso considerar que alguns métodos são alternativos, enquanto que outros são complementares, podendo ser utilizados conjuntamente (Cargnelutti Filho et al., 2009). Na cultura do feijão, os métodos de Eberhart e Russell (1966) e de Lin e Binns (1988) têm sido os mais utilizados (Backes et al., 2005; Melo et al., 2007; Ribeiro et al., 2008, 2009).

Uma vez que as estratégias utilizadas para gerar informações destinadas a recomendação de linhagens são variadas, algumas vezes complexas e, geralmente, associada a alguma dificuldade de interpretação surge a necessidade de utilização e, ou, agregar novas abordagens que auxiliem os melhoristas nestas tomadas de decisão. Nesse sentido, a inteligência computacional é uma abordagem interessante a ser utilizada na área de melhoramento de plantas, uma vez que apresenta grande potencial e já é amplamente consolidada nas áreas computacionais.

A lógica fuzzy é uma técnica de inteligência computacional, inspirada na forma de raciocínio humano, baseado em aproximações e incertezas. Este sistema quando aplicado vai além do raciocínio booleano, que propõe valores de verdadeiro ou falso para determinado elemento, enquanto que a lógica fuzzy atribui graus de pertinência aos elementos (Klir and Yuan, 1995). Esta técnica provê um método de traduzir expressões verbais e qualitativas, comuns na

comunicação humana em valores numéricos (Simões and Shaw, 2007). Assim, a lógica fuzzy permite converter a experiência humana em uma forma compreensível pelos computadores. Desta forma, a tecnologia possibilitada pelo enfoque fuzzy tem um imenso valor prático, na qual se torna possível a inclusão da experiência de operadores humanos em controladores computadorizados, possibilitando estratégias de tomadas de decisão em problemas complexos.

Esses algoritmos já são amplamente utilizados em diversas áreas como robótica, controle de fluxo de caixa, análise de risco (Dill, 2005), controle de estoques (von Altrock, 1996), controle de qualidade (Maniçoba, 2013), entre outros, ganhando maior espaço atualmente em otimizações (Ganga et al., 2011) e automação industrial (Simões and Shaw, 2007).

O objetivo deste trabalho foi aplicar a Lógica Fuzzy, por meio de controladores, como ferramenta auxiliar na tomada de decisão visando a recomendação de cultivares.

## **2. MATERIAL E MÉTODOS**

Com o propósito de aplicar a lógica fuzzy na etapa de recomendação e determinação do comportamento de genótipos, foram utilizados dados de avaliação quanto a produtividade (Kg/ha) de 23 linhagens de feijão do grupo vermelho e duas testemunhas, ouro vermelho e vermelhinho, em nove experimentos localizados na Zona da Mata de Minas Gerais. Esses foram conduzidos na safra da seca de 2009 em Florestal (776 m de altitude, 19° 53' 22" S de latitude e 44° 25' 57" W de longitude), safras da seca de 2009 e 2010 e safra das águas de 2013 em Viçosa (648 m de altitude, 20° 45' 14" S de latitude e 42° 52' 55" W de longitude), e nas safras do inverno de 2009, seca de 2010, seca e inverno de 2012 e seca de 2013 em Coimbra (690 m de altitude, 20° 45' S de latitude e 42° 51' W de longitude) totalizando três cidades de Minas Gerais.

Os experimentos foram conduzidos em delineamento em blocos casualizados com três repetições. As parcelas constituíram-se de duas linhas de 4 m espaçadas 0,5 m. A adubação de plantio e os tratos culturais foram feitas de acordo com o recomendado para a cultura na região (Vieira et al., 2015).

Os dados dos experimentos foram submetidos a análise de variância, de forma a permitir identificar a interação G x A. Além disso, foram realizadas análises de adaptabilidade e estabilidade pelos métodos de Eberhart e Russell (1966) e Lin e Binns modificado (Lin and Binns, 1988; Carneiro, 1998). Essas análises foram realizadas por meio do software GENES (Cruz, 2013).

## 2.1. Análises de estabilidade e adaptabilidade

### Método de Eberhart e Russell (1966)

Os dados foram submetidos a análise de adaptabilidade e estabilidade pelo método proposto por Eberhart e Russell (1966), que se baseia na análise de regressão linear simples, que mede a resposta de cada genótipo frente às variações ambientais. Este considera que o coeficiente de regressão dos valores fenotípicos de cada genótipo ( $\beta_1$ ), em relação ao índice ambiental, proporciona estimativa de parâmetro de adaptabilidade, enquanto que os desvios dessa regressão ( $\sigma^2_{di}$ ) e o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) proporcionam estimativas de parâmetros de estabilidade.

Para Eberhart e Russell (Eberhart and Russell, 1966) adaptabilidade refere-se à capacidade de os genótipos aproveitarem vantajosamente o estímulo do ambiente, classificando-se em genótipos com adaptabilidade geral ou ampla ( $\beta_1 = 1$ ) ou com adaptabilidade específica a ambientes desfavoráveis ( $\beta_1 < 1$ ) ou com adaptabilidade específica a ambientes favoráveis ( $\beta_1 > 1$ ). Esta classificação é baseada no resultado do teste t para o parâmetro em questão, em que se avalia a hipótese de que  $\beta_1 = 1$ . Já a estabilidade refere-se à capacidade de os genótipos mostrarem comportamento previsível em função do estímulo do ambiente. Os genótipos podem ser classificados segundo o componente de variância atribuído aos desvios de regressão ( $\sigma^2_{di}$ ) com alta previsibilidade ( $\sigma^2_{di} = 0$ ) ou com baixa previsibilidade ( $\sigma^2_{di} > 0$ ). Nesse caso, a hipótese de  $\sigma^2_{di} = 0$  é avaliada por meio do teste baseado na distribuição F. O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) também é considerado como um parâmetro que reflete a previsibilidade do comportamento dos genótipos, em que quanto maior o valor de  $R^2$ , maior é a previsibilidade.

Eberhart e Russell (1966) consideram como genótipo ideal aquele que apresenta alta produção média ( $\beta_0$ ), coeficiente de regressão ( $\beta_1$ ) igual a 1, coeficiente de determinação ( $R^2$ ) elevado e desvios de regressão ( $\sigma^2_{di}$ ) tão pequenos quanto possíveis (ou não significativos a determinado nível de probabilidade). Oliveira et al. (2002) consideram que genótipos com coeficiente de determinação ( $R^2$ ) acima de 80% apresentam elevada estabilidade.

## Método de Lin e Binns modificado (Carneiro, 1998)

Os dados foram submetidos a análise de adaptabilidade e estabilidade pelo método Lin e Binns modificado (Carneiro, 1998), que se baseia na identificação de genótipos que se aproximam do genótipo que apresenta a resposta média máxima obtida em cada ambiente. A medida que evidencia a classificação dos genótipos é o quadrado médio geral ( $P_i$ ), sendo auxiliada pela decomposição deste em valores associados a medida de desempenho em ambientes favoráveis ( $P_{if}$ ) e em desfavoráveis ( $P_{id}$ ). Lin e Binns (1988) consideram como genótipo ideal aquele que apresenta menor valor para o  $P_i$  original, já Carneiro (1998) considera genótipos a serem recomendados para ambientes favoráveis ou desfavoráveis aqueles que apresentam menores valores de  $P_{if}$  ou  $P_{id}$ , respectivamente.

$$P_{if} = \frac{\sum_{j=1}^n (Y_{ij} - M_j)^2}{2f}$$

$$P_{id} = \frac{\sum_{j=1}^n (Y_{ij} - M_j)^2}{2d}$$

em que:

$P_{if}$ : estimativa do parâmetro medida de adaptabilidade e estabilidade da cultivar  $i$  para ambientes favoráveis;

$P_{id}$ : estimativa do parâmetros medida de adaptabilidade e estabilidade da cultivar  $i$  para ambientes desfavoráveis;

$Y_{ij}$ : produtividade da  $i$ -ésima cultivar no  $j$ -ésimo ambiente;

$M_j$ : resposta máxima observada entre todas as cultivares no ambiente  $j$ ;

$f$ : número de ambientes favoráveis

$d$ : número de ambientes desfavoráveis

## 2.2. Lógica Fuzzy

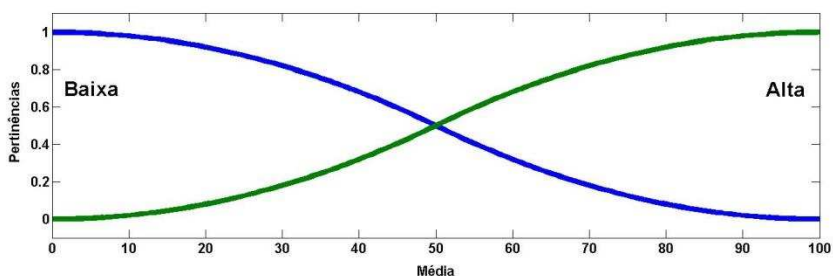
Afim de estabelecer um sistema de auxílio na etapa de recomendação de cultivares, foram desenvolvidos controladores fuzzy para o método de Eberhart e Russell (1966) individualmente

ou em conjunto com o método de Lin e Binns modificado (Carneiro, 1998). Todos os controladores foram desenvolvidos com o auxílio do software MATLAB (Mathworks, 2015) e implementados na rotina de integração do software GENES (Cruz, 2013).

### Controlador Fuzzy – Eberhart e Russell (1966)

Para o método de Eberhart e Russell (1966) foram desenvolvidos dois controladores fuzzy. Um dos controladores foi baseado no sistema de inferência fuzzy proposto por Mamdani (Mamdani and Assilian, 1975), enquanto que o outro controlador foi baseado no sistema de inferência proposto por Sugeno (Takagi and Sugeno, 1985; Sugeno and Kang, 1988a; b; Sugeno and Tanaka, 1991; Sugeno and Yasukawa, 1993). Em ambos, foram utilizadas como variáveis fuzzy linguísticas de entrada os parâmetros média geral ( $\beta_0$ ), coeficiente de regressão ( $\beta_1$ ) e coeficiente de determinação ( $R^2$ ). Para cada variável foram gerados conjuntos fuzzy por meio de funções de pertinência que permitiram, pelo processo de fuzzificação, classificar cada genótipo avaliado quanto a variável em questão.

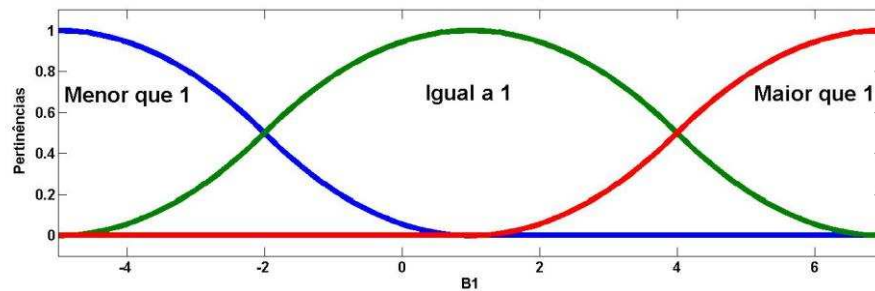
A média geral foi alocada nos conjuntos fuzzy "Baixa" e "Alta", por meio das funções de pertinência forma de Z ("zmf") e forma de S ("smf"), respectivamente (Figura 1). As médias gerais dos genótipos foram padronizadas para uma escala de 0 a 100, uma vez que o interesse é desenvolver um algoritmo geral para diferentes culturas agrônômicas, e para aquelas características em que há o interesse de se obter maiores valores de médias. A padronização baseou-se na distribuição normal dos dados, no valor de média geral ( $\mu$ ) e de desvio padrão ( $\sigma$ ) destes dados. Aos valores associados a  $\mu - 3\sigma$  foi atribuído o valor 0 e a os valores associados a  $\mu + 3\sigma$  foi atribuído o valor de 100.



**Figura 1:** Funções de pertinência dos conjuntos “Baixa” e “Alta” assumidas para a variável linguística “Média”

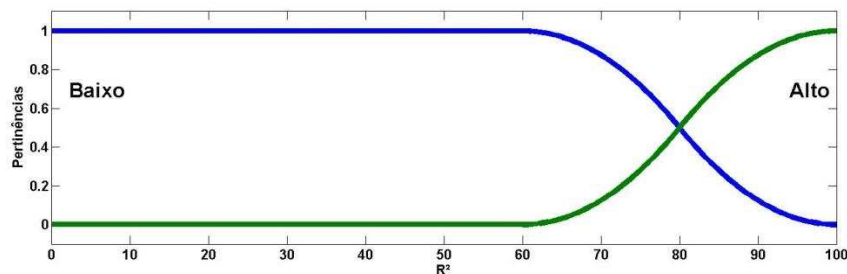
Os valores dos coeficientes de regressão ( $\beta_1$ ) foram alocados nos conjuntos "Menor que 1", "Igual a 1" e "Maior que 1", por meio das funções de pertinência forma de Z ("zmf"), forma

de " $\pi$ " ("pimf") e forma de S ("smf"), respectivamente (Figura 2). Nesta classificação foi levada em consideração que os genótipos que apresentassem pertinência superior a 50% no conjunto "Igual a 1" apresentariam valores de  $\beta_1$  estatisticamente iguais a 1 pelo teste t de Student. Os valores de  $\beta_1$  originais de cada genótipo ao serem submetidos ao controlador foram padronizadas para uma escala de -5 a 7, uma vez que o valor 1 está equidistante aos extremos desta escala. Esta padronização baseou-se no intervalo de confiança do teste t baseado na distribuição t. Ao limite inferior do intervalo de confiança foi atribuído o valor -2 e ao limite superior foi atribuído o valor 4 (Figura 2).



**Figura 2:** Funções de pertinência dos conjuntos “Menor que 1”, “Igual a 1”, “Maior que 1” assumidas para a variável linguística “ $\beta_1$ ”.

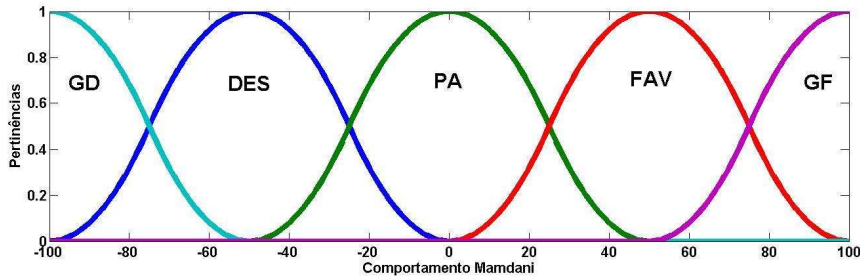
Os valores dos coeficientes de determinação ( $R^2$ ) foram alocados nos conjuntos fuzzy "Baixo" e "Alto", por meio das funções de pertinência forma de Z ("zmf") e forma de S ("smf"), respectivamente (Figura 3). O  $R^2$  não foi padronizado, uma vez que este parâmetro apresenta uma escala comum a qualquer tipo de característica agrônômica.



**Figura 3:** Funções de pertinência dos conjuntos “Baixo” e “Alto” assumidas para a variável linguística “ $R^2$ ”.

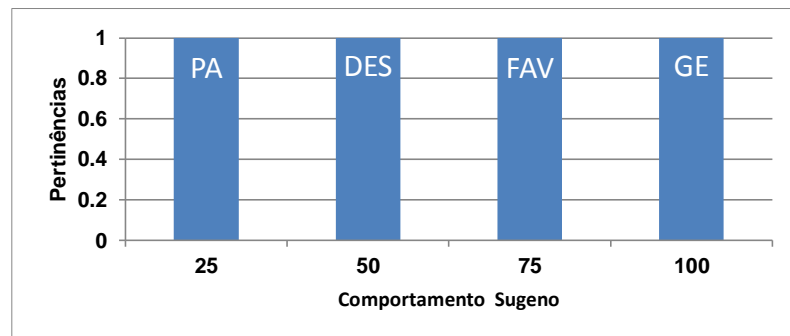
Para o controlador fuzzy baseado no sistema de inferência proposto por Mamdani (Mamdani and Assilian, 1975) foi gerada uma variável fuzzy linguística de saída denominada “Comportamento Mamdani”, com uma escala variando entre -100 a 100. Os valores de

“Comportamento Mamdani” foram alocados em cinco conjuntos fuzzy baseados no desempenho quanto adaptabilidade e estabilidade dos genótipos avaliados: “*geral desfavorável*” (GD), “*desfavorável*” (DES), “*pouco adaptado*” (PA), “*favorável*” (FAV) e “*geral favorável*” (GF) (Figura 4). Para o “comportamento geral” foram considerados conjuntamente os grupos “*geral desfavorável*” e “*geral favorável*”.



**Figura 4:** Funções de pertinência dos conjuntos “*geral desfavorável*” (GD), “*desfavorável*” (DES), “*pouco adaptado*” (PA), “*favorável*” (FAV) e “*geral favorável*” (GF) assumidas para a variável fuzzy linguística “*Comportamento Mamdani*”.

Para o controlador fuzzy baseado no sistema de inferência proposto por Sugeno (Takagi and Sugeno, 1985; Sugeno and Kang, 1988b; Sugeno and Tanaka, 1991; Sugeno and Yasukawa, 1993) foram utilizadas as mesmas variáveis de entrada que o controlador com sistema de inferência Mamdani. Entretanto, para o controlador fuzzy baseado no sistema de inferência proposto por Sugeno foi gerada uma variável fuzzy linguística denominada “*Comportamento Sugeno*”, com uma escala variando entre 0 a 100. Esta foi alocada em 4 “*singletons*”, que são conjuntos específicos deste sistema de inferência, baseados em funções constantes: “*pouco adaptado*” ( $f(x) = 25$ ), “*desfavorável*” ( $f(x) = 50$ ), “*favorável*” ( $f(x) = 75$ ) e “*geral*” ( $f(x) = 100$ ) (Figura 5).



**Figura 5:** Singletons dos conjuntos “*pouco adaptado*” (PA), “*desfavorável*” (DES), “*favorável*” (FAV) e “*geral*” (GE) assumidas para a variável linguística “*Comportamento Sugeno*”.

A combinação dos conjuntos fuzzy de cada variável em regras fuzzy linguísticas baseadas em cada sistema de inferência permitiu desenvolver controladores capazes de determinar o comportamento de cada genótipo avaliado. As regras utilizadas nos controladores fuzzy desenvolvidos basearam-se na interpretação dos parâmetros do método proposto por Eberhart e Russell (1966), de forma a aplicar um consenso que é previsto na literatura quanto à tomada de decisão para este método (Cruz et al., 2012). Na Tabela 1 são apresentadas as regras aplicadas nos controladores desenvolvidos que foram baseados no método proposto por Eberhart e Russell (1966).

Uma vez desenvolvido os controladores fuzzy ideais, os parâmetros estimados ( $\beta_0$ ,  $\beta_1$  e  $R^2$ ) das 23 linhagens e as duas testemunhas de feijão do grupo vermelho foram submetidos aos controladores de forma a determinar o comportamento destas linhagens, por meio dos valores agregados (pertinências) obtidos nos controladores.

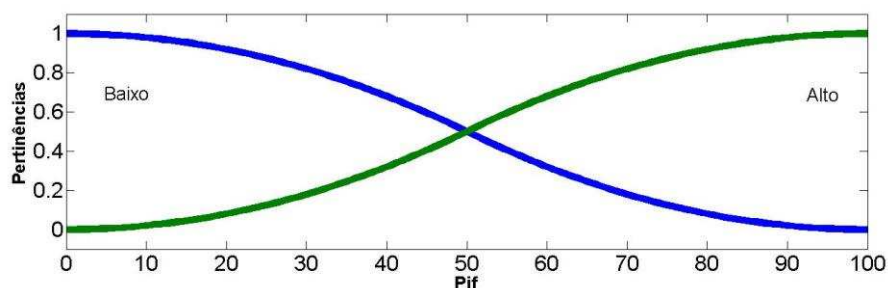
**Tabela 1** - Regras fuzzy linguísticas implementadas nos controladores fuzzy de Mamdani e Sugeno baseados no comportamento quanto a adaptabilidade e estabilidade segundo Eberhart e Russell (1966).

Entradas			Saidas	
Média	$\beta_1$	$R^2$	Comportamento Mamdani	Comportamento Sugeno
Baixa	Menor que 1	Baixo	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Baixa	Menor que 1	Alto	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Baixa	Igual a 1	Baixo	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Baixa	Igual a 1	Alto	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Baixa	Maior que 1	Baixo	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Baixa	Maior que 1	Alto	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Alta	Menor que 1	Baixo	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Alta	Menor que 1	Alto	Desfavorável	Desfavorável
Alta	Igual a 1	Baixo	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Alta	Igual a 1	Alto	Geral Desfavorável	Geral
Alta	Igual a 1	Alto	Geral Favorável	Geral
Alta	Maior que 1	Baixo	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado
Alta	Maior que 1	Alto	Favorável	Favorável
Alta	Menor que 1	Baixo	Pouco Adaptado	Pouco Adaptado

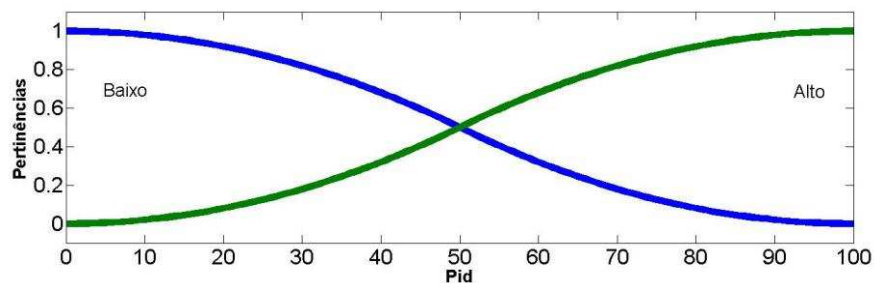
### Controlador Fuzzy Híbrido – Eberhart e Russell; e Lin e Binns modificado

Afim de auxiliar na identificação do comportamento das 23 linhagens e das duas testemunhas de feijão do grupo vermelho também foram desenvolvidos dois controladores fuzzy, um do tipo Mamdani e outro do tipo Sugeno, baseados nos métodos de Eberhart e Russell (1966) e de Linn e Binns modificado (Carneiro, 1998). Esses controladores foram denominados híbridos, pois foram baseados na associação dos parâmetros  $\beta_0$ ,  $\beta_1$  e  $R^2$  com os valores de  $P_i$  ( $P_{id}$  e  $P_{if}$ ) do método modificado de Lin e Binns (Carneiro, 1998).

O coeficiente de regressão ( $\beta_1$ ) e o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) foram transformados em variáveis de entrada semelhantes às utilizadas no controlador do método de Eberhart e Russell (1966). Já os parâmetros quadrado médio para ambientes favoráveis ( $P_{if}$ ) (Figura 6) e quadrado médio para ambientes desfavoráveis ( $P_{id}$ ) (Figura 7) foram transformados em duas variáveis semelhantes à variável média do controlador do método de Eberhart e Russell (1966) (Figura 6). Como variáveis de saídas (Mamdani e Sugeno) foram utilizadas as variáveis “Comportamento” semelhante às saídas “Comportamento Mamdani” e “Comportamento Sugeno” dos controladores baseados somente nos parâmetros  $\beta_0$ ,  $\beta_1$  e  $R^2$ . As regras dos controladores apresentam-se na Tabela 2.



**Figura 6:** Funções de pertinência dos conjuntos “Baixo” e “Alto” assumidas para a variável linguística “Pif”.



**Figura 7:** Funções de pertinência dos conjuntos “Baixo” e “Alto” assumidas para a variável linguística “Pid”.

**Tabela 2** - Regras fuzzy linguísticas implementadas no controlador fuzzy híbrido.

Entradas				Saída
$P_{if}$	$P_{id}$	$\beta_1$	$R^2$	Comportamento
Baixo	Baixo	Menor que 1	Baixo	Pouco Adaptado
Baixo	Baixo	Menor que 1	Alto	Desfavorável
Baixo	Alto	Menor que 1	Baixo	Pouco Adaptado
Baixo	Alto	Menor que 1	Alto	Pouco Adaptado
Baixo	Baixo	Igual a 1	Baixo	Pouco Adaptado
Baixo	Baixo	Igual a 1	Alto	Geral
Baixo	Alto	Igual a 1	Baixo	Pouco Adaptado
Baixo	Alto	Igual a 1	Alto	Pouco Adaptado
Baixo	Baixo	Maior que 1	Baixo	Pouco Adaptado
Baixo	Baixo	Maior que 1	Alto	Favorável
Baixo	Alto	Maior que 1	Baixo	Pouco Adaptado
Baixo	Alto	Maior que 1	Alto	Favorável
Alto	Baixo	Menor que 1	Baixo	Pouco Adaptado
Alto	Baixo	Menor que 1	Alto	Desfavorável
Alto	Alto	Menor que 1	Baixo	Pouco Adaptado
Alto	Alto	Menor que 1	Alto	Pouco Adaptado
Alto	Baixo	Igual a 1	Baixo	Pouco Adaptado
Alto	Baixo	Igual a 1	Alto	Desfavorável
Alto	Alto	Igual a 1	Baixo	Pouco Adaptado
Alto	Alto	Igual a 1	Alto	Pouco Adaptado
Alto	Baixo	Maior que 1	Baixo	Pouco Adaptado
Alto	Baixo	Maior que 1	Alto	Pouco Adaptado
Alto	Alto	Maior que 1	Baixo	Pouco Adaptado
Alto	Alto	Maior que 1	Alto	Pouco Adaptado

### 3. RESULTADOS

O resumo da análise de variância conjunta quanto a produtividade de grãos das 23 linhagens e das duas testemunhas de feijão do grupo vermelho avaliadas em nove experimentos é

apresentado na Tabela 3. Foi observado efeito significativo ( $P < 0,01$ ) para a interação genótipos x ambientes (Tabela 3), indicando comportamento diferencial dos genótipos frente às variações ambientais. Não houve efeito significativo para o efeito de genótipos.

**Tabela 3** - Resumo da análise de variância conjunta quanto ao caráter produtividade de grãos de 23 linhagens e duas testemunhas de feijão em nove experimentos.

FV	GL	QM	F	Probabilidade
Blocos/Amb	18	629749,03	-	-
Genótipos (G)	24	441112,68	1,25	20,29 <sup>ns</sup>
Ambientes (A)	8	27685321,36	43,96	0,00 <sup>**</sup>
G x A	192	352444,94	2,873	0,00 <sup>**</sup>
Resíduo	432	122683,46		
Média	2674,53			
CV (%)	13,10			

\*\* significativo pelo teste F ( $P < 0,01$ ). ns não significativo.

As entradas padronizadas e as pertinências dos conjuntos da variável “Comportamento” dos controladores fuzzy com sistemas de inferência Mamdani e Sugeno, segundo o método de Eberhart e Russell (1966), são apresentados na Tabela 4.

Os controladores baseados no método de Eberhart e Russell (1966), independente do sistema de inferência adotado, apresentaram o mesmo resultado de classificação quanto ao comportamento das linhagens (Tabela 4). Assim, em ambos os controladores (Mamdani e Sugeno) foram identificadas 7 linhagens (2, 9, 14, 16, 17, 20, 23) que apresentaram ampla adaptabilidade, enquanto que somente a linhagem 15 apresentou adaptabilidade a ambientes desfavoráveis (Tabela 4), uma vez que essas linhagens apresentaram os maiores valores de pertinência nesses respectivos conjuntos. Dentre as linhagens de ampla adaptabilidade, a linhagem 9 demonstrou ser a linhagem com maior potencial para ser recomendada, uma vez que apresentou a maior pertinência (70%) no conjunto de comportamento “*Geral*”.

**Tabela 4** - Entradas padronizadas e classificação quanto ao comportamento (“Geral” (GE), “Pouco adaptado” (PA), “Favorável” (FAV) e “Desfavorável” (DESF)) das 23 linhagens e das duas testemunhas submetidas aos controladores, Mamdani e Sugeno, baseados em Eberhart e Russell (1966).

Linhagens	Entradas			Comportamento em Pertinências (%)			
	Média	$\beta_1$	R <sup>2</sup>	GE	PA	FAV	DES
L1	45.62	1.77 <sup>A</sup>	86.71	42	58	3	0
L2	63.65	3.93	85.88	52	26	48	0
L3	35.25	0.60	83.00	25	64	0	1
L4	41.87	0.41	71.39	16	65	0	2
L5	41.77	-1.68	69.93	12	60	0	12
L6	59.40	1.34	77.20	37	63	1	0
L7	48.47	2.99	91.03	47	53	22	0
L8	37.95	4.83	83.65	26	67	29	0
L9	61.47	1.98	92.87	70	30	5	0
L10	42.82	3.16	87.83	37	63	26	0
L11	33.63	3.31	74.51	23	70	23	0
L12	75.28	1.45	58.92	0	88	0	0
L13	58.86	0.69	73.54	23	66	0	1
L14	59.24	-1.49	89.16	65	33	0	35
L15	66.48	-3.84	83.61	8	34	0	66
L16	52.74	0.17	86.18	55	45	0	4
L17	60.00	0.93	89.59	68	32	0	0
L18	48.84	-0.89	57.03	0	52	0	0
L19	90.48	-6.00	21.07	0	98	0	0
L20	57.96	0.56	82.86	63	37	0	1
L21	38.15	5.30	96.12	16	71	29	0
L22	27.52	-4.19	62.63	1	85	0	1
L23	55.16	3.94	89.60	52	40	48	0
OV	39.20	2.29	92.89	31	69	9	0
VE	8.19	3.44	91.01	1	67	1	0

<sup>A</sup> Valores entre -2 e 4 são estatisticamente iguais a 1, a 5% de probabilidade pelo teste t de Student; OV – Ouro Vermelho; VE - Vermelhinho

Os controladores híbridos, independente do sistema de inferência adotado, também apresentaram o mesmo resultado de classificação quanto ao comportamento das linhagens (Tabela 5). Assim, em ambos os controladores híbridos (Mamdani e Sugeno) foram identificadas as linhagens 9 e 16 com ampla adaptabilidade, enquanto que as linhagens 8 e 21 apresentaram

adaptabilidade a ambientes favoráveis e as linhagem 14, 15, 17 e 20 apresentaram adaptabilidade a ambientes desfavoráveis (Tabela 5), uma vez essas linhagens apresentaram os maiores valores de pertinência nesses respectivos conjuntos. Dentre as linhagens de ampla adaptabilidade, a linhagem 9 demonstrou ser a linhagem com maior potencial para ser recomendada, uma vez que apresentou maior pertinência (60%) no conjunto de comportamento “Geral”.

**Tabela 5** - Entradas padronizadas e classificação quanto ao comportamento (“Geral” (GE), “Pouco adaptado” (RU), “Favorável” (FAV) e “Desfavorável” (DESF)) das 23 linhagens e das duas testemunhas submetidas aos controladores híbridos, Mamdani e Sugeno.

Linhagens	Entradas				Comportamento em Pertinências (%)			
	P <sub>if</sub>	P <sub>id</sub>	$\beta_1$	R <sup>2</sup>	GE	RU	FAV	DES
L1	42.65	63.62	1.77*	86.71	26	64	3	26
L2	21.86	53.89	3.93	85.88	43	52	48	10
L3	55.67	55.38	0.60	83.00	39	60	0	40
L4	54.86	65.27	0.41	71.39	16	59	0	16
L5	56.31	58.36	-1.68	69.93	12	60	0	12
L6	43.75	53.01	1.34	77.20	37	56	1	37
L7	36.72	50.51	2.99	91.03	49	51	22	27
L8	29.20	67.81	4.83	83.65	21	33	67	17
L9	32.00	44.78	1.98	92.87	60	40	5	20
L10	60.72	55.42	3.16	87.83	31	60	26	40
L11	65.90	52.97	3.31	74.51	23	56	23	26
L12	37.17	25.40	1.45	58.92	0	72	0	0
L13	64.61	28.91	0.69	73.54	23	75	0	23
L14	55.84	29.54	-1.49	89.16	39	17	0	61
L15	48.49	32.23	-3.84	83.61	8	34	0	53
L16	38.63	49.00	0.17	86.18	52	48	0	30
L17	54.24	32.66	0.93	89.59	42	21	0	58
L18	61.89	61.67	-0.89	57.03	0	71	0	0
L19	66.15	9.19	-6.00	21.07	0	77	0	0
L20	50.96	42.50	0.56	82.86	48	37	0	52
L21	33.66	65.95	5.30	96.12	16	23	77	16
L22	97.59	47.96	-4.19	62.63	0	54	0	1
L23	31.68	53.55	3.94	89.60	43	52	48	20
OV	38.77	63.89	2.29	92.89	26	70	9	26
VE	70.67	86.53	3.44	91.01	4	67	17	4

\* Valores entre -2 e 4 são estatisticamente iguais a 1, a 5% de probabilidade pelo teste t de Student; OV – Ouro Vermelho; VE – Vermelhinho;

#### 4. DISCUSSÃO

Os genótipos apresentaram comportamento diferencial frente às variações ambientais, tendo em vista que foi constatado existir interação genótipos por ambientes significativa. Assim, a recomendação de uma linhagem com base somente nas médias não é adequada, pois as linhagens podem apresentar variações quanto a este parâmetro nos diferentes ambientes, possibilitando o melhor genótipo em um ambiente não o ser em outro. A interação genótipos por ambientes, quando de magnitude elevada, pode acarretar em situação bastante complicada para fins de seleção ou recomendação de cultivares, que é o estabelecimento de médias gerais estatisticamente semelhantes como observado na não significância do efeito de genótipos na análise conjunta dos experimentos, evidenciando o fato dessa interação ser um agente complicador no melhoramento vegetal.

Ambos os tipos de controladores baseados somente no método de Eberhart e Russell (1966), Mamdani (Mamdani and Assilian, 1975) e Sugeno (Takagi and Sugeno, 1985; Sugeno and Kang, 1988a; b; Sugeno and Tanaka, 1991; Sugeno and Yasukawa, 1993) apresentaram capacidade de classificar adequadamente todas as linhagens quanto ao comportamento frente às variações ambientais, uma vez que essa classificação foi condizente com a literatura a respeito deste método de adaptabilidade e estabilidade (Eberhart and Russell, 1966) e quanto às regras fuzzy implementadas. Assim, foram respeitadas as condições de que para uma linhagem ser candidata a cultivar ela tem de apresentar alta produção média ( $\beta_0 >$  média geral) e ter coeficiente de determinação ( $R^2$ ) superior a 80% que, segundo Cruz (2013), são indicativos de genótipos superiores.

Dentre as 7 linhagens de ampla adaptabilidade identificadas por estes controladores, a linhagem 9 foi a que apresentou maior potencial para ser recomendada para qualquer tipo de ambiente, pois sua pertinência de 70% foi o maior valor observado nesse conjunto. Quando se tem o interesse de recomendar uma cultivar para pequenos produtores, a linhagem 15 se adequa a esta situação, já que esta apresentou uma pertinência de 66% no conjunto de genótipos com adaptabilidade a ambientes desfavoráveis. Apesar de não se identificar linhagens com adaptabilidade a ambientes favoráveis, as linhagens 2 e 23 que foram classificadas como de ampla adaptabilidade também apresentaram pertinências elevadas (48%) no conjunto de linhagens com adaptabilidade a ambientes favoráveis.

O método de Eberhart e Russell, ao levar em consideração a produção média de cada linhagem na recomendação de cultivares pelos controladores, pode conduzir a interpretações incorretas a respeito do comportamento destas linhagens. Quando é observada a presença de interação G x A significativa, as médias gerais podem ser estatisticamente iguais como observado neste trabalho, em que o efeito de linhagens foi não significativo (Tabela 3). Assim, utilizar outros métodos para desenvolvimento dos controladores como o de Lin e Binns modificado (1998) que permitem a decomposição da resposta das linhagens em ambientes favoráveis e desfavoráveis, é de grande importância na recomendação de cultivares. Além disso, Carbonell et al. (2001) e Pereira et al. (2009) relatam que o método de Lin e Binns (1988) apresenta a vantagem de identificar os genótipos mais estáveis sempre entre os mais produtivos.

Diversos estudos relatam que diferentes métodos de adaptabilidade e estabilidade podem ser utilizados em conjunto permitindo uma melhor recomendação de cultivares (Silva and Duarte, 2006; Pereira et al., 2009). Além disso, Silva e Duarte (2006) reforçam a ideia de que métodos baseados em diferentes princípios devem ser utilizados em conjunto. Nascimento et al. 2013 verificaram que não há correlação entre os métodos de Eberhart e Russell (1966) e de Lin e Binns (1989), evidenciando que esses podem ser utilizados em conjunto como realizado no desenvolvimento do controlador fuzzy híbrido proposto por este trabalho. Na cultura do feijão, os métodos de Eberhart e Russell (1966) e de Lin e Binns (1988) têm sido os mais utilizados (Backes et al., 2005; Melo et al., 2007; Ribeiro et al., 2008, 2009). Porém, não existe uma metodologia que possibilite utilizar estes métodos conjuntamente. Assim, utilizar os controladores híbridos podem ser uma alternativa interessante quando o interesse é identificar o comportamento das linhagens nos diferentes ambientes e posteriormente realizar uma recomendação de cultivares.

Ambos os controladores híbridos (Mamdani e Sugeno) apresentaram capacidade de classificar adequadamente as linhagens quanto ao comportamento em diferentes ambientes, uma vez que essa classificação foi condizente com a literatura quanto aos métodos de adaptabilidade e estabilidade envolvidos (Eberhart and Russell, 1966; Lin and Binns, 1988; Carneiro, 1998) e quanto às regras fuzzy implementadas. Dentre as 2 linhagens de ampla adaptabilidade identificadas por esses controladores, a linhagem 9 apresentou potencial para ser recomendada para qualquer tipo de ambiente, pois sua pertinência de 60% foi o maior valor observado nesse conjunto. Quando se teve o interesse de recomendar uma cultivar para pequenos produtores, a

linhagem 14 demonstrou potencial para ser recomendada, já que esta apresentou uma pertinência de 61% no conjunto de genótipos com adaptabilidade a ambientes desfavoráveis. Porém, quando se visa o aumento da produtividade frente a melhoria do ambiente, principalmente em cultivos com alto nível tecnológico, a linhagem 21 demonstrou potencial para ser recomendada para essa situação, pois sua pertinência no conjunto de linhagens com adaptabilidade a ambientes favoráveis é 77%.

Ao comparar os resultados obtidos por meio dos controladores baseados no método de Eberhart e Russell (1966) com os controladores híbridos, observou-se que todas as linhagens identificadas pelo controlador híbrido com ampla adaptabilidade, também foram identificadas pelo controlador baseado no método de Eberhart e Russell (1966). Todos os controladores identificaram a linhagem 9 como aquela com maior potencial para uma possível recomendação para qualquer tipo de ambiente. Porém, existiram discordâncias entre os resultados obtidos por meio dos controladores baseados em métodos distintos. O controlador híbrido alocou três (14, 17 e 20) das sete linhagens (2, 9, 14, 16, 17, 20 e 23) classificadas como de ampla adaptabilidade pelo controlador baseado somente no método de Eberhart e Russell, como de adaptabilidade a ambientes desfavoráveis. Além disso, o controlador híbrido identificou que existiam linhagens de adaptabilidade a ambientes favoráveis que os controladores baseados no método de Eberhart e Russell (1996) não foram capazes.

Apesar de todos os controladores identificarem o comportamento das linhagens avaliadas de forma condizente com as regras implementadas para cada controlador, verificou-se que o controlador híbrido, por ser baseado em dois métodos que apresentam princípios distintos, foi mais restritivo, pois considerou um maior número de entradas nos controladores, permitindo distinguir melhor a resposta dos genótipos frente às variações ambientais. Substituir a média geral pelos valores de  $P_i$  ( $P_{id}$  e  $P_{if}$ ) nas entradas dos controladores, é interessante, uma vez que não houve efeito de linhagens significativo, devido principalmente a presença de interação genótipos por ambientes significativa. Assim, o controlador híbrido apresenta a vantagem de considerar um maior número de informações ( $P_{if}$ ,  $P_{id}$ ,  $\beta_0$ ,  $\beta_1$  e  $R^2$ ) para tomar a decisão adequada quanto ao comportamento dos genótipos.

De forma geral, tanto o sistema de inferência proposto por Mamdani como o proposto por Sugeno podem ser utilizados para desenvolver controladores que visam a auxiliar na recomendação de cultivares, uma vez que os resultados dos controladores utilizando o mesmo

método de adaptabilidade e estabilidade foram semelhantes. Porém, os controladores do tipo Sugeno são de maior simplicidade, facilidade de implementação e apresenta maior eficiência computacional (Mathworks, 2015).

A lógica fuzzy demonstrou ser uma ferramenta útil ao melhoramento e, principalmente, na etapa de recomendação de cultivares, pois permite associar a informação de diferentes parâmetros e, ou medidas para conhecer o comportamento das linhagens frente às variações ambientais. Além disso, essa técnica por meio das pertinências permite identificar qual material é superior, dentre aqueles submetidos à rede de experimento. Observado esse potencial para análises de adaptabilidade e estabilidade, os controladores fuzzy foram desenvolvidos no software MATLAB (Mathworks, 2015) e implementados na rotina integração do software GENES (Cruz, 2013) para serem aplicados na recomendação de cultivares de qualquer cultura agrícola.

## **5. CONCLUSÕES**

A lógica fuzzy apresentou potencial para ser utilizada na etapa de recomendação de cultivares nos programas de melhoramento.

Ambos os sistema de inferência, Mamdani e Sugeno, são adequados para desenvolvimento de controladores fuzzy visando a recomendação de cultivares.

O controlador híbrido baseado nos métodos de Eberhart e Russell (1966) e Lin e Binns modificado (1998) apresentou ser a melhor técnica para recomendação de cultivares nos programas de melhoramento.

## **6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- Annicchiarico, P. (1992). Cultivar adaptation and recommendation from alfafa trials in Northern Italy. *Journal of Genetics and Breeding*, 46(1), 269–278.
- Backes, R. L., Elias, H. T., Hemp, S., & Nicknich, W. (2005). Análise de estabilidade de genótipos de feijoeiro no Estado de Santa Catarina. *Acta Scientiarum Agronomy*, 27(4). <http://doi.org/10.4025/actasciagron.v27i4.1675>
- Barbosa, D. H. G. S., Rodrigues, W. P., Vieira, H. D., Partelli, F. L., & Viana, A. P. (2014). Adaptability and stability of conilon coffee in areas of high altitude. *Genetics and Molecular Research*, 13(3), 7879–7888.

- Barroso, L. M. A., Nascimento, M., Nascimento, A. C. C., Silva, F. F. e, Cruz, C. D., Bhering, L. L., & Ferreira, R. de P. (2015). Metodologia para análise de adaptabilidade e estabilidade por meio de regressão quantílica. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 50(4), 290–297. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000400004>
- Barroso, L. M. A., Nascimento, M., Nascimento, A. C. C., Silva, F. F., & Ferreira, R. de P. (2013). Uso do método de eberhart e russell como informação a priori para aplicação de redes neurais artificiais e análise discriminante visando a classificação de genótipos de alfafa quanto à adaptabilidade e estabilidade. *Revista Brasileira de Biometria*, 31(2), 176–188.
- Borém, A., & Miranda, G. V. (2013). *Melhoramento de Plantas*. Viçosa: Editora UFV.
- Carbonell, S. A. M., de Azevedo Filho, J. A., Dos Santos Dias, L. A., Gonçalves, C., & Antonio, C. B. (2001). Adaptabilidade e estabilidade de produção de cultivares e linhagens De feijoeiro no estado de Sao Paulo. *Bragantia*, 60(2), 69–77. <http://doi.org/10.1590/S0006-87052001000200002>
- Cargnelutti Filho, A., Storck, L., Riboldi, J., & Guadagnin, J. P. (2009). Associação entre métodos de adaptabilidade e estabilidade em milho. *Ciência Rural*. <http://doi.org/10.1590/S0103-84782008005000080>
- Carneiro, P. C. S. (1998). *Novas metodologias de análise da adaptabilidade e estabilidade de comportamento*. Universidade Federal de Viçosa.
- Carvalho, L. P. de, Salgado, C. C., Farias, F. J. C., & Carneiro, V. Q. (2015). Estabilidade e adaptabilidade de genótipos de algodão de fibra colorida quanto aos caracteres de fibra. *Ciência Rural*, 45(4), 598–605. <http://doi.org/10.1590/0103-8478cr2013023>
- Cavalcante, A. K., Hamawaki, O. T., Divina, C., & Hamawaki, L. (2014). ADAPTABILIDADE E ESTABILIDADE FENOTÍPICA DE GENÓTIPOS DE SOJA EM PORTO ALEGRE DO NORTE , MT. *Bioscience Journal*, 30(4), 942–949.
- Conabe. (2015). Séries históricas - Feijão. Retrieved June 25, 2015, from <http://www.conab.gov.br/conteudos.php?a=1252&t=&Pa>
- Couto, M. F., Nascimento, M., do Amaral, A. T., e Silva, F. F., Viana, A. P., & Vivas, M. (2015). Eberhart and Russel's Bayesian Method in the Selection of Popcorn Cultivars. *Crop Science*, 55(2), 571. <http://doi.org/10.2135/cropsci2014.07.0498>
- Cruz, C. D. (2013). GENES - a software package for analysis in experimental statistics and quantitative genetics. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 35(3), 271–276. <http://doi.org/10.4025/actasciagron.v35i3.21251>
- Cruz, C. D., Carneiro, P. C. S., & Regazzi, A. J. (2014). *Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético - Vol 2 (3rd ed.)*. Viçosa: Editora UFV.

- Cruz, C. D., Regazzi, A. J., & Carneiro, P. C. S. (2012). Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético. (4th ed.). Viçosa: Editora UFV.
- Cruz, C. D., Torres, R. A. de A., & Vencovsky, R. (1989). An alternative approach to the stability analysis proposed by Silva and Barreto. *Revista Brasileira de Genética*, 12(3), 567–580.
- Dill, R. P. (2005). Análise da rentabilidade de empresas: uma abordagem baseada na lógica nebulosa (fuzzy logic). Universidade Federal de Santa Catarina.
- Eberhart, S. A., & Russell, W. A. (1966). Stability Parameters for Comparing Varieties1. *Crop Science*. <http://doi.org/10.2135/cropsci1966.0011183X000600010011x>
- Engelsing, M. J., Luís, J., Coimbra, M., Martins, N., Daiane, L., Stingen, J. C., ... Bertoldo, J. G. (2012). Adaptabilidade e estabilidade em milho : rendimento de grãos x severidade de cercosporiose. *Revista de Ciências Agroveterinárias*, 11(2), 106–117.
- Fernandes Júnior, A. R., Andrade, J. A. da C., dos Santos, P. C., Hoffmann, H. P., Chapola, R. G., Carneiro, M. S., & Cursi, D. E. (2013). Adaptabilidade e estabilidade de clones de cana-de-açúcar. *Bragantia*, 72(3), 208–216. <http://doi.org/10.1590/brag.2013.033>
- Ferreira, A. D., Carvalho, G. R., de Rezende, J. C., Botelho, C. E., Rezende, R. M., & De Carvalho, A. M. (2013). Desempenho agrônômico de seleções de café bourbon vermelho e bourbon amarelo de diferentes origens. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 48(4), 388–394. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2013000400006>
- Finlay, K., & Wilkinson, G. (1963). The analysis of adaptation in a plant-breeding programme. *Australian Journal of Agricultural Research*. <http://doi.org/10.1071/AR9630742>
- Ganga, G. M. D., Carpinetti, L. C. R., & Politano, P. R. (2011). Gestão do desempenho em cadeias de suprimentos usando lógica fuzzy. *Gestão & Produção*. <http://doi.org/10.1590/S0104-530X2011000400006>
- Kang, M. S. (1997). Using Genotype-by-Environment Interaction for Crop Cultivar Development. *Advances in Agronomy*, 62(C), 199–252. [http://doi.org/10.1016/S0065-2113\(08\)60569-6](http://doi.org/10.1016/S0065-2113(08)60569-6)
- Klir, G. J., & Yuan, B. (1995). *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications* (1st ed.). Binghamton, New York: Prentice Hall.
- Lin, C. S., & Binns, M. R. (1988). A superiority measure of cultivar performance for cultivar × location data. *Canadian Journal of Plant Science*. <http://doi.org/10.4141/cjps88-018>
- Luche, H. de S., Silva, J. A. G. da, Nörnberg, R., Zimmer, C. M., Arenhardt, E. G., Caetano, V. da R., ... Oliveira, A. C. de. (2015). Stay-green effects on adaptability and stability in wheat. *African Journal of Agricultural Research*, 10(11), 1142–1149. <http://doi.org/10.5897/AJAR2013.9308>

- Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*. [http://doi.org/10.1016/S0020-7373\(75\)80002-2](http://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2)
- Maniçoba, G. G. C. (2013). Controle de Temperatura do Sistema de refrigeração a Água de uma tocha de Plasmática Indutiva Utilizando Lógica Fuzzy. Universidade Federal do Rio Grande do Norte.
- Mathworks, C. (2015). Fuzzy Logic Toolbox™ User's Guide R 2015 a. Natick: Mathworks.
- Melo, L. C., Melo, P. G. S., De Faria, L. C., Diaz, J. L. C., Del Peloso, M. J., Rava, C. A., & Da Costa, J. G. C. (2007). Interação com ambientes e estabilidade de genótipos de feijoeiro-comum na Região Centro-Sul do Brasil. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 42(5), 715–723. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2007000500015>
- Nascimento, M., Ferreira, A., Nascimento, A. C. C., Silva, F. F. e, Ferreira, R. de P., & Cruz, C. D. (2015). Multiple centroid method to evaluate the adaptability of alfalfa genotypes. *Revista Ceres*, 62(1), 30–36. <http://doi.org/10.1590/0034-737X201562010004>
- Nascimento, M., Nascimento, A. C. C., Cirillo, M. Â., Ferreira, A., Peternelli, L. A., & De Paula, R. F. (2013). Association between responses obtained using adaptability and stability methods in alfalfa. *Semina: Ciências Agrárias*, 34(6), 2545–2554. <http://doi.org/10.5433/1679-0359.2013v34n6p2545>
- Nascimento, M., Peternelli, L. A., Cruz, C. D., Campana, A. C. N., Ferreira, R. de P., Bhering, L. L., & Salgado, C. C. (2013). Artificial neural networks for adaptability and stability evaluation in alfalfa genotypes. *Crop Breeding Applied Biotechnology*, 13, 152–156.
- Oliveira, J. S. e, Ferreira, R. de P., Cruz, C. D., Pereira, A. Vander, Botrel, M. de A., Pinho, R. G. von, ... Miranda, J. E. C. e. (2002). Adaptability and stability in cultivars of sorghum. *Revista Brasileira De Zootecnia-Brazilian Journal of Animal Science*, 31(2), 883–889. <http://doi.org/10.1590/s1516-35982002000400011>
- Pereira, H. S., Melo, L. C., Peloso, M. J. Del, de Faria, L. C., da Costa, J. G. C., Díaz, J. L. C., ... Wendland, A. (2009). Comparação de métodos de análise de adaptabilidade e estabilidade fenotípica em feijoeiro-comum. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 44(4), 374–383. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2009000400007>
- Plaisted, R. L., & Peterson, L. C. (1959). A technique for evaluating the ability of selections to yield consistently in different locations or seasons. *American Potato Journal*, 36(11), 381–385. <http://doi.org/10.1007/BF02852735>
- Ramalho, M. A. P., Abreu, Â. de F. B., Santos, J. B. dos, & Rodrigues, J. A. (2012). *Aplicações da Genética Quantitativa no Melhoramento de Plantas Autógamas* (1st ed.). Lavras: Editora UFLA.

- Resende, M. D. V. (2004). Métodos estatísticos ótimos na análise de experimentos de campo. Colombo: Embrapa Florestas.
- Riaz, M., Naveed, M., Farooq, J., Farooq, a., Mahmood, a., Rafiq, C. M., ... Sadiq, a. (2013). Ammi analysis for stability, adaptability and GE interaction studies in cotton (*Gossypium hirsutum* L.). *Journal of Animal and Plant Sciences*, 23(3), 865–871.
- Ribeiro, N. D., Antunes, I. F., Souza, J. F. de, & Poersch, N. L. (2008). Adaptação e estabilidade de produção de cultivares e linhagens-elite de feijão no Estado do Rio Grande do Sul. *Ciência Rural*. <http://doi.org/10.1590/S0103-84782008005000018>
- Ribeiro, N. D., Souza, J. F. de, Antunes, I. F., & Poersch, N. L. (2009). Estabilidade de produção de cultivares de feijão de diferentes grupos comerciais no Estado do Rio Grande do Sul. *Bragantia*, 68(2), 339–346. <http://doi.org/10.1590/S0006-87052009000200007>
- Rocha, R. B., Muro-Abad, J. I., Araújo, E. F., & Cruz, C. D. (2005). Avaliação do método centroide para estudo de adaptabilidade ao ambiente de clones de *Eucalyptus grandis*. *Ciência Florestal*, 15(3), 255–266. <http://doi.org/0103-9954>
- Silva, P. R. da, Bisognin, D. A., Locatelli, A. B., & Storck, L. (2014). Adaptability and stability of corn hybrids grown for high grain yield. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 36(2), 175. <http://doi.org/10.4025/actasciagron.v36i2.17374>
- Silva, R. R., Benin, G., da Silva, G. O., Marchioro, V. S., de Almeida, J. L., & Matei, G. (2011). Adaptabilidade e estabilidade de cultivares de trigo em diferentes épocas de semeadura, no Paraná. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 46(11), 1439–1447. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2011001100004>
- Silva, W. C. J. e, & Duarte, J. B. (2006). Métodos estatísticos para estudo de adaptabilidade e estabilidade fenotípica em soja. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 41(1), 23–30. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2006000100004>
- Simões, M. G., & Shaw, I. S. (2007). *Controle e Modelagem Fuzzy* (2nd ed.). São Paulo: EDGARD BLUCHER.
- Sugeno, M., & Kang, G. . (1988). Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy Sets and Systems*. [http://doi.org/10.1016/0165-0114\(88\)90113-3](http://doi.org/10.1016/0165-0114(88)90113-3)
- Sugeno, M., & Kang, G. T. (1988). Fuzzy modelling and control of multilayer incinerator. *Fuzzy Sets and Systems*. [http://doi.org/10.1016/0165-0114\(88\)90192-3](http://doi.org/10.1016/0165-0114(88)90192-3)
- Sugeno, M., & Tanaka, K. (1991). Successive identification of a fuzzy model and its applications to prediction of a complex system. *Fuzzy Sets and Systems*. [http://doi.org/10.1016/0165-0114\(91\)90110-C](http://doi.org/10.1016/0165-0114(91)90110-C)

- Sugeno, M., & Yasukawa, T. (1993). Fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1(1), 7–31. <http://doi.org/10.1109/TFUZZ.1993.390281>
- Tai, G. C. C. (1971). Genotypic Stability Analysis and Its Application to Potato Regional Trials. *Crop Science*. <http://doi.org/10.2135/cropsci1971.0011183X001100020006x>
- Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. <http://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
- Vasconcelos, E. S. De, Reis, M. S., Sedyama, T., & Cruz, C. D. (2015). Produtividade de grãos , adaptabilidade e estabilidade de genótipos de soja de ciclos precoce e médio. *Ciências Agrárias*, 36(3), 1203–1214. <http://doi.org/10.5433/1679-0359.2015v36n3p1203>
- Verissimo, M. A. A., Anjos, S. D. Dos, Silva, Aires, R. F., Daros, E., & Panziera, W. (2012). Adaptabilidade e estabilidade de genótipos precoces de cana-de-açúcar no rio Grande do Sul. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 47(4), 561–568. <http://doi.org/10.1590/S0100-204X2012000400012>
- Vieira, R. F., Lima, M. santos de, Neves, J. C. L., & Andrade, M. J. B. de. (2015). Adubação. In *Feijão - Do Cultivo a Colheira* (1st ed., p. 384). Viçosa: Editora UFV.
- Von Altrock, C. (1996). *Fuzzy Logic and NeuroFuzzy Applications in Business and Finance*. New Jersey: Prentice Hall PTR.
- Wricke, G. (1965). Zur Berechnung der Ökovalenz bei Sommerweizen und Hafer. *Pflanzenzucht*, 52(1), 127–138.