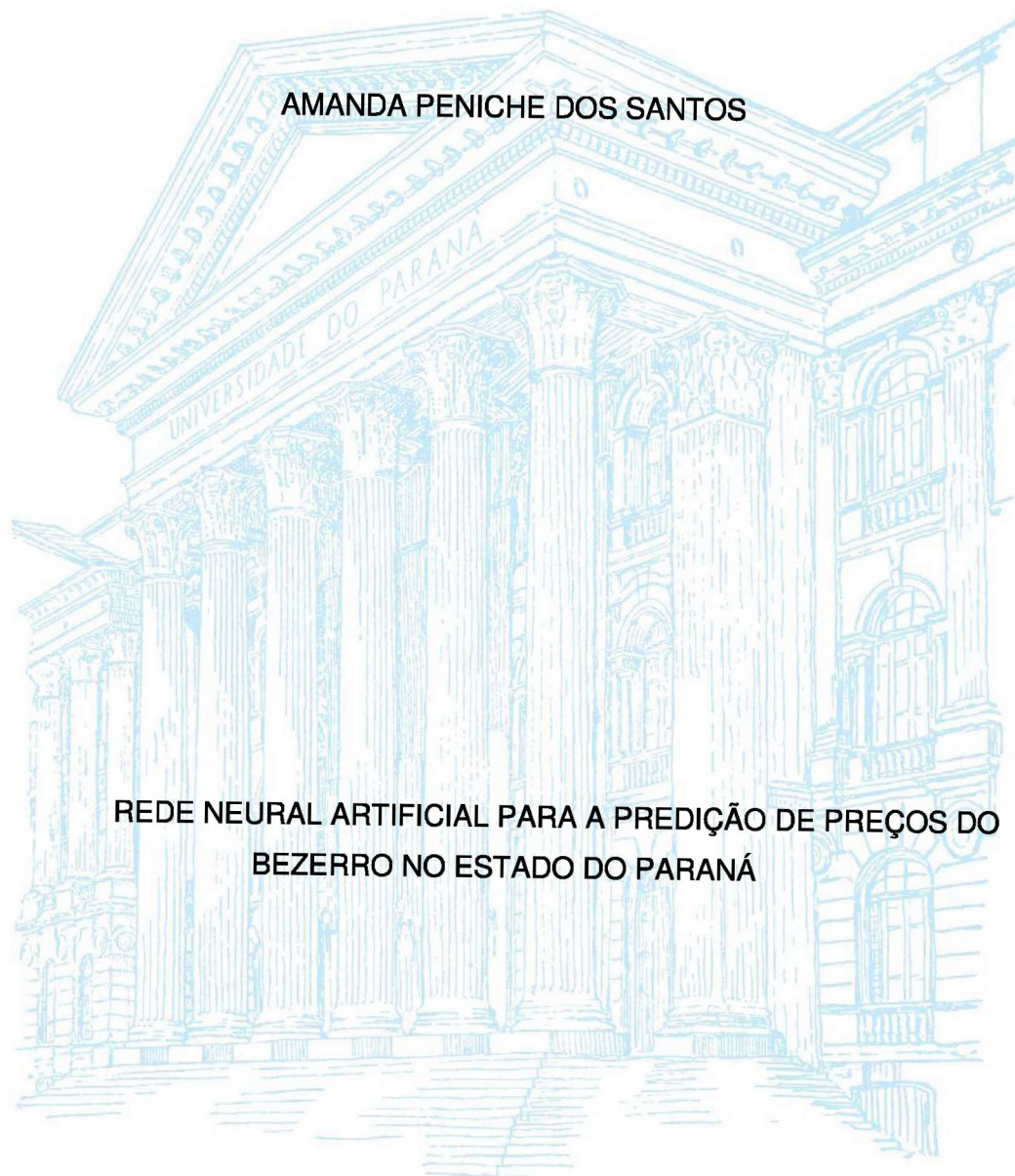


UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

AMANDA PENICHE DOS SANTOS



REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA A PREDIÇÃO DE PREÇOS DO
BEZERRO NO ESTADO DO PARANÁ

CURITIBA

2019

AMANDA PENICHE DOS SANTOS

REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA A PREDIÇÃO DE PREÇOS DO
BEZERRO NO ESTADO DO PARANÁ

Dissertação apresentada como requisito parcial à
obtenção do grau de Mestre em Zootecnia, no Curso de
Pós-Graduação em Zootecnia, Setor de Ciências
Agrárias, da Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rossi Junior

CURITIBA

2019

A237r

Santos, Amanda Peniche dos

Rede neural artificial para a predição de preços do bezerro no estado do Paraná / Amanda Peniche dos Santos. - Curitiba, 2019. 46 p.: il.,

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Paraná. Setor de Ciências Agrárias, Programa de Pós-Graduação em Zootecnia. Orientador: Paulo Rossi Júnior

1. Bovinos - criação - Paraná. 2. Bezerro. 3. Sistemas de suporte de decisão. 4. Redes neurais (Computação). I. Rossi Júnior, Paulo (Orientador). II. Título. III. Universidade federal do Paraná.



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO ZOOTECNIA -
40001016082P0

TERMO DE APROVAÇÃO

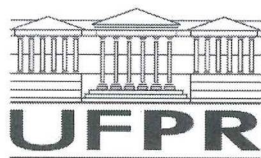
Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ZOOTECNIA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da dissertação de Mestrado de **AMANDA PENICHE DOS SANTOS** intitulada: **Rede neural para previsão do mercado do bezerro no Paraná**, sob orientação do Prof. Dr. PAULO ROSSI JUNIOR, que após terem inquirido a aluna e realizado a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa. A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

CURITIBA, 31 de Julho de 2019.

Presidente da Banca Examinadora (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
ZOOTECNIA - 40001016082P0

À Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Zootecnia
Maity Zopollatto

Prezada,

A banca da defesa de Mestrado da discente Amanda Peniche dos Santos sugeriu, após discussão, a alteração do título de sua defesa de "Rede neural para previsão do mercado do bezerro no Paraná" para "Rede neural artificial para a predição de preços do bezerro no estado do Paraná", por entender que este melhor se adequa ao tema da dissertação.

Na qualidade de seu orientador, solicito a homologação da alteração do título de dissertação pelo Colegiado.

Atenciosamente,

Paulo Rossi Junior

Docente do Programa de Pós-Graduação em Zootecnia

Uso exclusivo do PPGZ

Solicitação homologada em 03 / 12 / 19.

*Solicitações que dependem de aprovação do Colegiado terão seu resultado constante em ata da reunião.



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

ATA DE REUNIÃO

Aos 03 dias do mês de dezembro do ano de 2019, às quatorze horas, na sala de reuniões do Programa de Pós-Graduação em Zootecnia, em sua Sede na Rua dos Funcionários, 1540, Bairro Juvevê, Curitiba/PR, realizou-se a VI Reunião Ordinária do Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Zootecnia da Universidade Federal do Paraná, sob a Presidência de Maity Zopollato e com o comparecimento dos membros Patrick Schmidt, Rodrigo de Almeida, Marson Bruck Warpechowski, Alda Lúcia Gomes Monteiro e dos membros discentes Lucélia de Moura Pereira e Matheus Deniz. A Presidente iniciou os trabalhos apresentando os novos membros discentes, eleitos em novembro. **1.1.** Prosseguiu apresentando o pedido de homologação da alteração de título de dissertação de Amanda Peniche dos Santos, em razão de sugestão da banca. Solicitação HOMOLOGADA. **2.0. Alteração de projeto.** Na sequência, foram apresentados os pedidos de alteração de projeto de Amauri Felipe Evangelista e de Natália Nunes de Melo. Ambos explanaram em ofício as justificativas para alteração, ratificadas por seus orientadores. Solicitações HOMOLOGADAS. **3.0. Requerimento de defesa de dissertação/tese.** **3.1. Guilherme Fernando Mattos Leão**, com defesa de tese em 28/11/2019; e **3.2. Fabrício Amorim Monteiro**, com defesa de dissertação em 10/12/2019. Solicitações HOMOLOGADAS. **4.0. Prática de Docência.** **4.1. Luiza Ilha Borges** solicita sua matrícula em Prática de Docência quando acompanhará, sob supervisão, a Disciplina: AZ125 – Vivência em Ovinocultura e Caprinocultura, no Curso de Zootecnia. A solicitação foi entregue apenas em dezembro pois esteve retida no Departamento de Zootecnia para assinatura. **5.0. Convalidação.** **5.1. Rosandra Colpani do Nascimento** solicita convalidação da disciplina “PRPPG-7002 Métodos Estatísticos em Pesquisa Científica” (60h/4cr.) Solicitação APROVADA. **6.0. Pedido de coorientação.** **6.1. Lorena Carla Gome Vernaschi** solicita a coorientação de Francisco Peñagaricano, da Universidade de Flórida. **6.2. Kariny Fonseca da Silva** solicita a coorientação de Bruno Alexander Nunes Silva, da UFMG. Solicitações APROVADAS. **7.0. Norma de defesa de Mestrado e de Doutorado.** A Presidente apresenta o texto proposta para a nova norma de defesa de Mestrado e de Doutorado, contendo os requisitos obrigatórios para a titulação, com previsão de vigência a partir dos ingressantes em 2019. Dentre os requisitos para o Doutorado, passará a se exigir a publicação de um artigo científico em até dois anos após a defesa, sendo este condicionante para emissão de diploma. Os membros do Colegiado, após discussão sobre o assunto durante reuniões anteriores, decidiram por inserir tal normativa em razão de elevado número de alunos que, mesmo após a titulação, desinteressam-se em publicar o resultado de suas pesquisas. Segundo dados da avaliação de meio-termo da CAPES do biênio 2017-2018, apenas 20% dos alunos egressos publicaram pelo menos um artigo científico. Sendo assim, a obrigatoriedade de publicação foi incluída visando a melhorar este índice. Norma APROVADA. **8.0. Edital do processo seletivo.** Houve concordância dos membros em relação ao texto proposto do edital, às datas sugeridas e ao valor indicado para taxa de inscrição: R\$ 120,00. Alguns membros sugeriram que, tanto no edital como na página de cada professor do programa, conste o perfil desejado dos futuros candidatos, facilitando, desta forma, a convergência de interesses e perfis entre futuros orientadores e orientados. Edital APROVADO, com previsão de publicação na segunda semana de dezembro. **9.0. Pauta livre.** O professor Patrick solicitou a palavra para relatar sobre sua experiência do estágio pós-doutoral nos Estados Unidos, apresentando as principais diferenças encontradas em relação à UFPR e ideias para reproduzir aqui as ações positivas das universidades americanas. Nada mais havendo a tratar, a Presidente deu por encerrada a reunião, da qual, eu, Sílvia Kikuchi Igarashi, lavei a presente Ata, que, lida e aprovada, vai por todos assinada eletronicamente.



Documento assinado eletronicamente por **PATRICK SCHMIDT, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 05/12/2019, às 17:25, conforme art. 1º, III, "b", da Lei 11.419/2006.



Documento assinado eletronicamente por **MATHEUS DENIZ, Usuário Externo**, em 06/12/2019, às 14:46, conforme art. 1º, III, "b", da Lei 11.419/2006.



Documento assinado eletronicamente por **MAITY ZOPOLLATTO, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 10/12/2019, às 14:58, conforme art. 1º, III, "b", da Lei 11.419/2006.



Documento assinado eletronicamente por **ALDA LUCIA GOMES MONTEIRO, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 11/12/2019, às 06:23, conforme art. 1º, III, "b", da Lei 11.419/2006.



A autenticidade do documento pode ser conferida [aqui](#) informando o código verificador **2358799** e o código CRC **CFAAFF6B**.

Dedico este trabalho aos meus pais, Anibal e Denise, pelo amor e apoio incondicionais; ao meu irmão Adriano pelas longas conversas e ensinamentos; aos meus avós, Dirceu e Dorothy, pelos momentos de descontração e deliciosos almoços e ao meu companheiro João pela história que estamos construindo juntos.

Ao meu orientador Prof. Dr. Paulo Rossi Junior, não só dedico este trabalho, como também serei eternamente grata por todo o carinho e confiança desde os tempos de estágio até a conquista deste título, e tenho certeza que ainda lhe agradecerei por muitas outras vitórias.

Muito obrigada a todos vocês!

"The best qualification of a prophet is to have a good memory"

George Savile

"If you can look into the seeds of time and say which grain will grow and which will not, speak then unto me."

William Shakespeare

RESUMO

A fase de cria é a base para o desenvolvimento da pecuária de corte e é permeada de riscos e tomadas de decisão incertas. Assim, torna-se importante o desenvolvimento de ferramentas que possibilitem ao empresário rural conhecer seu negócio, bem administrá-lo, obter lucro e ainda fortalecer a cadeia bovina de corte local. Nesse sentido, uma das ferramentas de auxílio são os modelos de predição de preço elaborados a partir das Redes Neurais Artificiais (RNA). Neste estudo, a previsão do preço do bezerro paranaense foi sugerida através da arquitetura MLP (Multilayer Perceptron), treinada pelo algoritmo Levenberg-Marquardt do tipo backpropagation do software Matrix Laboratory (MATLAB). O banco de dados analisado foi cedido pelo Centro de Informação do Agronegócio da Universidade Federal do Paraná (CIA/UFPR) e compreende o período de agosto de 2011 até maio de 2019. A análise de desempenho da RNA foi realizada com as ferramentas estatísticas Raiz Quadrada do Erro Médio (em inglês RMSE=\$58,82), U-Theil (0,02) e Erro Absoluto Médio Percentual (em inglês, MAPE=3,03%, R\$58,82). Os resultados demonstram que a RNA é uma ferramenta acurada e confiável para a previsão do preço do bezerro no Paraná, já que pagar aproximadamente R\$ 60,00 a mais ou a menos em um produto que vale em média R\$ 1.200,00 não é significativo.

Palavras-chave: sistema de suporte à decisão, predição de preço, RNA, bovinocultura de corte.

ABSTRACT

Calf breeding is the basis of beef cattle system although this activity is risky, and decision-making is hard. Therefore, it is important to producers' better ways of analyzing his own business, as well as administrate it properly, get profit and make local cattle breeding chain stronger. For that matter, the price prediction model based on the Artificial Neural Networks (ANN) may be proposed as a support tool for rural businessmen. The present study suggested a forecasting calf price of Paraná State using Multilayer Perceptron (MLP) network trained by Levenberg-Marquardt, a backpropagation algorithm from Matrix Laboratory (MATLAB) software. The dataset origin is Centre of Agribusiness' Information from Federal University of Paraná (CIA/UFPR, in Portuguese) and the time considered is from August 2011 until May 2019. The statistic procedure counted with Root Mean Square Error (RMSE=R\$58,82); U-theil (0,02) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE=3%). The results shows that ANN is an accured and a reliable forecasting tool for calf breeding in Paraná, thus paying plus or less R\$ 60,00 is not a significant difference compared to R\$ 1.200,00 that is the product medium price,

Keywords: decision-making, price prediction, ANN, beef cattle

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1- VALOR BRUTO DA PRODUÇÃO NO BRASIL EM 2017 (EM R\$ BILHÕES)	15
.....	
FIGURA 2 - REBANHO BOVINO NO PARANÁ (1997-2017).....	17
FIGURA 3 - ABATES NO PARANÁ (1997-2017).....	18
FIGURA 4 - CICLO ANUAL DA PECUÁRIA.....	20
FIGURA 5 - CICLO PLURIANUAL DA PECUÁRIA.....	21
FIGURA 6- ARQUITETURA DE UMA RNA MULTILAYER PERCEPTRON	30
FIGURA 7 - ARQUITETURA DA RNA	36
FIGURA 8 - VALORES DE RMSE PARA OS NÚMEROS DE NEURÔNIOS OCULTOS TESTADOS.....	40
FIGURA 9 – PERDA DA CAPACIDADE DE GENERALIZAÇÃO DA RNA	41
FIGURA 10 – SUPERAJUSTE DA RNA	41
FIGURA 11 – FREQUÊNCIA DOS PREÇOS DO BEZERRO NO PARANÁ ENTRE 2011 E 2019.....	42

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - NÚMEROS DA PECUARIA BRASILEIRA E PARANAENSE EM 2017.	16
TABELA 2 - REBANHO BOVINO NO PARANÁ (1997 - 2017)	16
TABELA 3 - NÚMERO DE CABEÇAS ABATIDAS NO PARANÁ (1997 - 2017)	17
TABELA 4- CARACTERÍSTICAS GERAIS DOS MÉTODOS DE PREVISÃO	27
TABELA 5 - TRABALHOS REALIZADOS COM <i>COMMODITIES</i> AGRÍCOLAS	28
TABELA 6 - CORRELAÇÃO ENTRE PREÇO DO BEZERRO E DEMAIS VARIÁVEIS	39
TABELA 7- RSME PARA DIFERENTES NÚMEROS DE NEURÔNIOS OCULTOS.	39
TABELA 8 - DESEMPENHO DA RNA PARA PREDIÇÃO DO PREÇO DO BEZERRO NO PARANÁ	42

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	REVISÃO DE LITERATURA	15
2.1	A BOVINOCULTURA DE CORTE NO BRASIL E NO PARANÁ.....	15
2.2	O MERCADO DO BOI GORDO	18
2.3	FASE DE CRIA DA PECUÁRIA DE CORTE.....	21
2.4	COMERCIALIZAÇÃO DO BEZERRO.....	22
2.5	MEDIR PARA CONTROLAR	24
2.6	ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS.....	24
2.7	PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS.....	25
2.8	MÉTODOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS.....	25
2.9	REDES NEURAS ARTIFICIAIS – RNA.....	28
3	REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA PREDIÇÃO DE PREÇOS DO BEZERRO NO PARANÁ	33
3.1	INTRODUÇÃO	33
3.2	MATERIAL E MÉTODOS	34
3.3	RESULTADOS E DISCUSSÃO	39
3.4	CONCLUSÕES	44
	REFERÊNCIAS	45

1 INTRODUÇÃO

A cria ainda é pouco estudada e avaliada apesar de ser a responsável pela expansão e continuidade da bovinocultura de corte. Com relação ao mercado de reposição, a venda de um boi gordo para comprar um bezerro envolve riscos, pois o pecuarista pode comprar um bezerro caro e acabar vendendo um boi terminado barato ou desvalorizado, sendo este o pior cenário para quem vive da atividade de recria. Para complicar a situação do produtor, a falta de informação gera ainda mais insegurança.

O avanço tecnológico e a facilidade de armazenar informações de séries históricas em extensos bancos de dados criou a necessidade de desenvolver novas ferramentas para análise do passado e a tomada de decisão futura. As Redes Neurais Artificiais (RNA) vêm sendo estudadas há décadas, mas a partir dos anos 80, junto com o forte desenvolvimento tecnológico computacional, elas ganharam importância pela capacidade de permitir que computadores realizem tarefas que antes apenas humanos eram capazes de fazer, como tomar decisões ou reconhecer imagens e rostos.

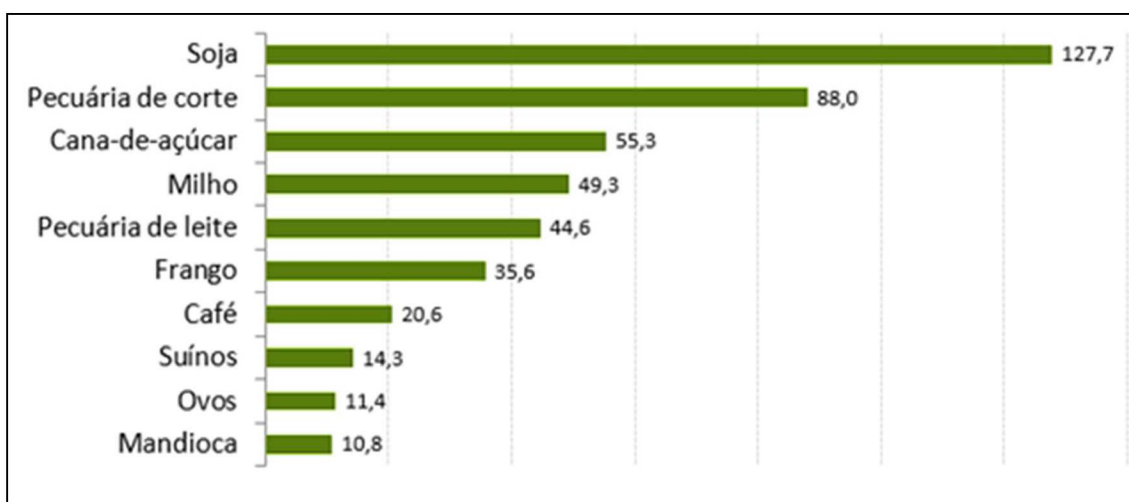
Assim, propor o uso das RNA na previsão de preços no agronegócio pode ser de grande valia para a cadeia produtiva, em especial para a pecuária brasileira que ainda carece de tecnologia e de informação. A partir disso, este trabalho objetivou desenvolver uma RNA para o preço do bezerro no Paraná, a partir da série histórica do Centro de Informação do Agronegócio da Universidade Federal do Paraná (CIA/UFPR) e contribuir com mais uma ferramenta para a tomada de decisão dos pecuaristas.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 A BOVINOCULTURA DE CORTE NO BRASIL E NO PARANÁ

O agronegócio tornou-se a atividade econômica mais importante para o mundo todo, em especial para o Brasil, cuja possibilidade de expansão produtiva, tanto em área quanto em produtividade, e os investimentos em tecnologia avançada e mão de obra qualificada tornam o país mais competitivo no cenário internacional. (MAZAROTTO, 2010). No passado, a pecuária de corte era fortemente caracterizada pelo arcaísmo de práticas de manejo e gestão, além da resistência à tecnologia (BARCELLOS et al., 2005). As novas gerações de produtores rurais vêm modernizando a agropecuária com conceitos de boas práticas de produção, ferramentas da revolução digital para gestão empresarial e a consequência é o aumento dos ganhos, equilíbrio dos riscos e correta abordagem de questões trabalhista, fiscal e ambiental (GOMES et al, 2017). Cenário que possibilita a pecuária de corte ser um dos protagonistas do agronegócio do Brasil atualmente (BARCELLOS et al, 2004), como ilustra a FIGURA 1.

FIGURA 1- VALOR BRUTO DA PRODUÇÃO NO BRASIL EM 2017 (EM R\$ BILHÕES)



FONTE : CNA (2019).

Especialistas afirmam que, se não fosse a expansão dessa atividade, a retração da economia brasileira que ocorreu em 2015 e 2016 teria sido pior. Dado que os excedentes produzidos pela agropecuária nacional além de reduzir o preço da

alimentação e, conseqüentemente, liberar renda para consumo de bens e serviços, contribuiu para a melhora da qualidade de vida da população urbana brasileira e fez o país conquistar novos mercados abrindo perspectivas para o desenvolvimento do Brasil (CNA, 2019).

Dados referentes a 2017, do Departamento de Economia Rural da Secretaria de Estado da Agricultura e do Abastecimento (SEAB/DERAL), apontam que o rebanho de bovinos alcançou 214,9 milhões de cabeças, sendo 4,4% no Paraná, cerca de 9,4 milhões de cabeças, deixando o estado em 10º lugar no ranking de efetivo do rebanho brasileiro. Quanto à produção de carne bovina, em 2017 o Paraná abateu mais de 1 milhão de cabeças e produziu mais de 300 milhões de kg de carne. Em relação às exportações, o Paraná contribuiu com cerca de 29 mil toneladas, equivalente a US\$107 milhões em 2017, cerca de 2% da produção nacional (TABELA 1).

TABELA 1 - NUMEROS DA PECUARIA BRASILEIRA E PARANAENSE EM 2017.

	Brasil	Paraná
Rebanho bovino	214.899.796	9.370.139
Exportações – Volume (T)	1.476.988	28.845
Exportações – Valor (US\$ FOB)	6.069.264.006	106.955.087

FONTE : Adaptado SEAB/DERAL, 2018.

A pecuária de corte paranaense caracteriza-se principalmente pela presença de pecuaristas tecnificados, qualidade de pastagem e rebanho de alto valor genético, fatores que contribuem para o aumento de produtividade (MEZZADRI, 2007). No entanto, nota-se que o rebanho no Paraná vem reduzindo seu tamanho nas últimas décadas (

TABELA 2 e FIGURA 2), conseqüência da baixa valorização da arroba, dos altos custos de produção e da baixa produtividade da pecuária frente às culturas agrícolas como soja e cana de açúcar (MEZZADRI, 2013).

TABELA 2 - REBANHO BOVINO NO PARANA (1997 - 2017)

Ano	Nº cabeças	Ano	Nº cabeças	Ano	Nº cabeças
1997	9.896.554	2004	10.278.148	2011	9.475.676
1998	9.766.594	2005	10.153.375	2012	9.413.937
1999	9.472.808	2006	9.764.545	2013	9.395.313
2000	9.645.866	2007	9.494.843	2014	9.181.577
2001	9.816.547	2008	9.585.600	2015	9.314.908

2002	10.048.172	2009	9.562.113	2016	9.487.999
2003	10.258.535	2010	9.411.380	2017	9.370.139

FONTE: Adaptado de SIDRA/IBGE, 2019

FIGURA 2 - REBANHO BOVINO NO PARANA (1997-2017)



FONTE: Adaptado de SIDRA/IBGE, 2019

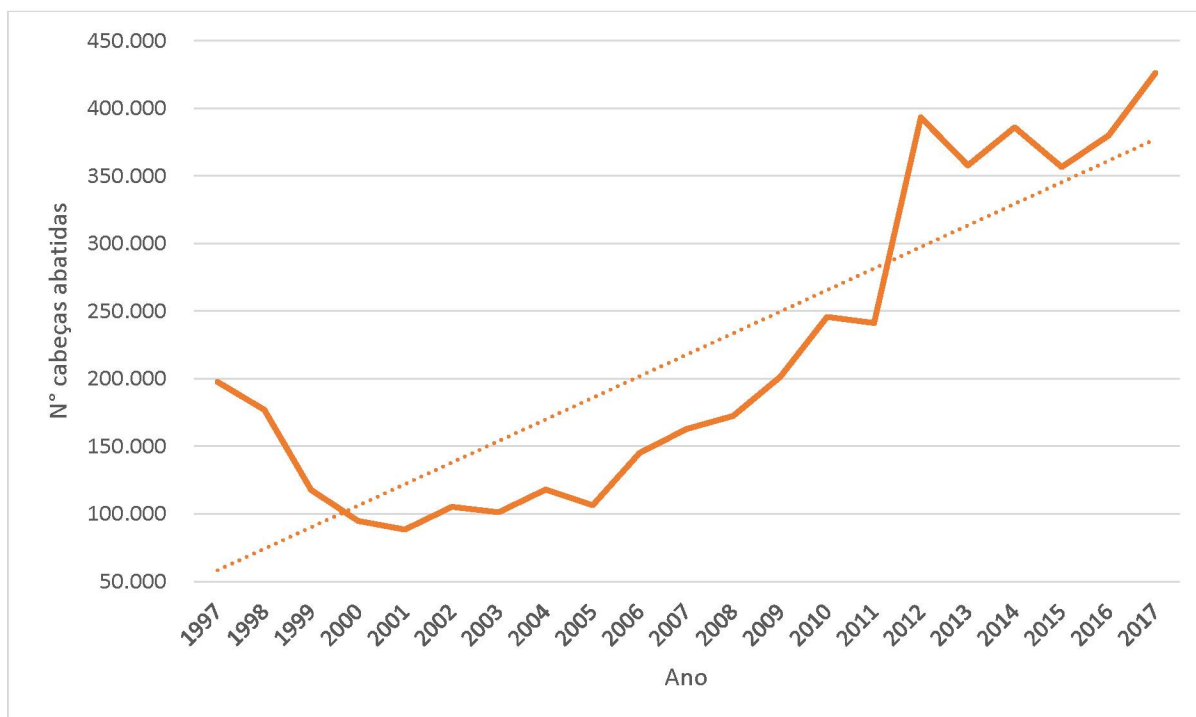
Mesmo com a queda do tamanho do rebanho, dados do IBGE Pesquisa Pecuária Municipal (PPM) apontam que a tendência de abates é de alta (TABELA 3 e FIGURA 3), o que indica eficiência na produção, ou seja, produzir mais em um espaço menor e rebanho com índices zootécnicos melhores (MEZZADRI, 2019).

TABELA 3 - NÚMERO DE CABEÇAS ABATIDAS NO PARANÁ (1997 - 2017)

1997	197.693	2004	118.088	2011	241.159
1998	176.942	2005	106.594	2012	393.289
1999	117.813	2006	145.200	2013	357.885
2000	94.859	2007	162.880	2014	385.856
2001	88.544	2008	172.669	2015	356.665
2002	105.355	2009	201.364	2016	379.832
2003	101.295	2010	245.839	2017	426.253

FONTE: Adaptado de SIDRA/IBGE, 2019

FIGURA 3 - ABATES NO PARANA (1997-2017)



FONTE: Adaptado de SIDRA/IBGE, 2019

2.2 O MERCADO DO BOI GORDO

O boi gordo é um dos itens comercializados dentro do mercado de produtos agropecuários. Este grande mercado sofre influências externas e internas como clima, solo, cultura, localização, bem como competição, homogeneidade de produtos, itens altamente perecíveis, dificuldade de ajuste oferta-demanda e a necessidade de planejamento para produção fazem do agronegócio uma atividade de risco (MARQUES et al., 2006).

Grande parte do que é gerado na atividade rural são produtos que entram no mercado sem diferenciação ou com pouca agregação de valor. São as chamadas “*commodities*”. No Brasil, compõem este grupo os grãos (soja, milho e trigo), álcool, algodão e as carnes (cortes congelados e meias carcaças) (WALQUIL et al., 2010). O preço destes produtos é consequência da lei de mercado (oferta versus demanda) e o produtor rural, neste cenário, é tomador de preços. Isso significa que ele apenas pode aceitar o valor que o mercado impõe sobre seu produto, sem poder ditar preços (MENDES; PADILHA JUNIOR, 2007).

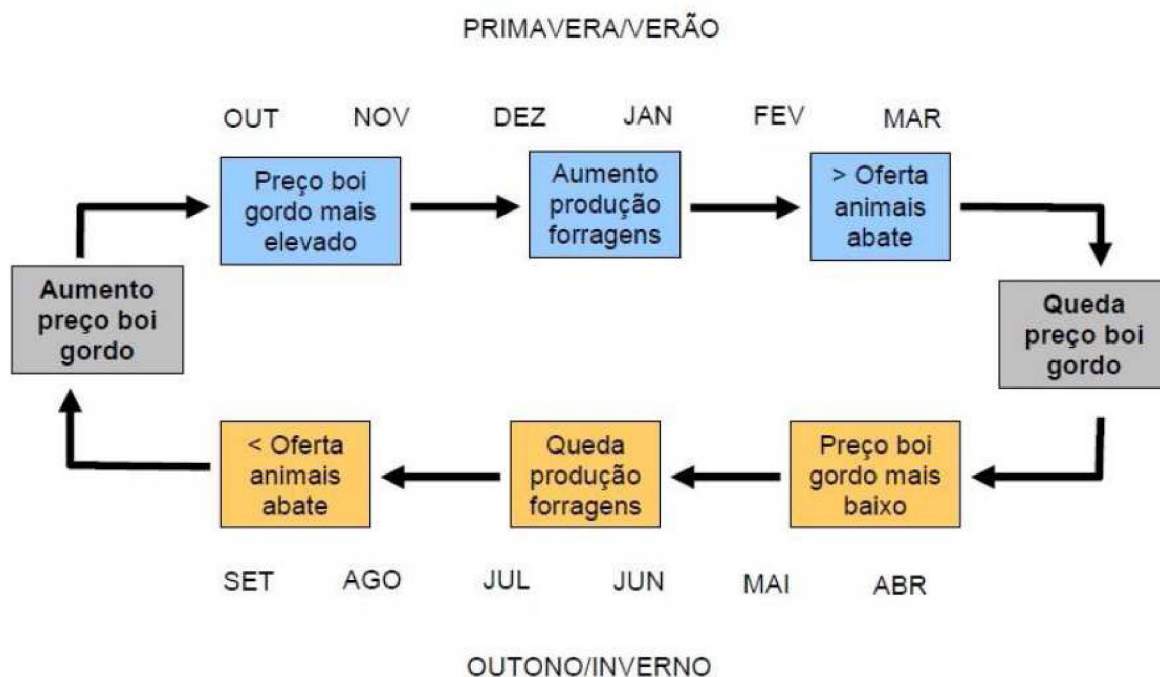
No caso do boi gordo, que é também uma *commodity*, a relação de oferta e demanda é ditada pelos seguintes personagens: do lado da demanda estão os consumidores que são, primariamente, os frigoríficos, e do lado da oferta estão os pecuaristas. O consenso do preço é alcançado mediante influências dos envolvidos na quantidade e no valor do boi que entra no mercado. Nem sempre o consumidor paga o menor preço ou o pecuarista alcança o lucro máximo (ROSSETI, 2002).

A relação entre indústria e produtor é pouco cooperativa. Há épocas em que este segura os animais no pasto, com a finalidade de elevar os preços. E quando o mercado demanda menos ou a oferta de bois é alta, quem dita o preço são os frigoríficos (IPARDES, 2002). Além dos fatores internos, o mercado externo também exerce influência no comportamento dos preços do boi gordo (CAETANO, 2012).

A formação de preços no mercado do boi gordo tem importante relação com a ciclicidade da pecuária de corte. São observados dois ciclos: o anual, também chamado de sazonal e o plurianual ou pecuário. Tal padrão ocorre em qualquer lugar do mundo, apesar das influências de fatores zootécnicos, clima e situações econômicas variarem (SCHUNTZEMBERGER, 2010).

Segundo Schuntzemberger (2010), o ciclo anual ou sazonal (FIGURA 4) é determinado pelas variações climáticas e suas influências nas pastagens. De forma geral, o primeiro semestre do ano apresenta maior precipitação pluviométrica, conseqüentemente, o pasto se desenvolve melhor, há maior disponibilidade de alimento para o gado. Nesse período, os pecuaristas seguram os animais no pasto, para que atinjam o peso ideal para o abate e venda. Como a oferta de boi é maior, ocorre queda nos preços durante esses meses. O inverso ocorre no segundo semestre do ano. A quantidade e a qualidade das pastagens diminuem, por causa do período de estiagem. Dessa forma, com menos animais terminados e oferta reduzida, os preços sobem.

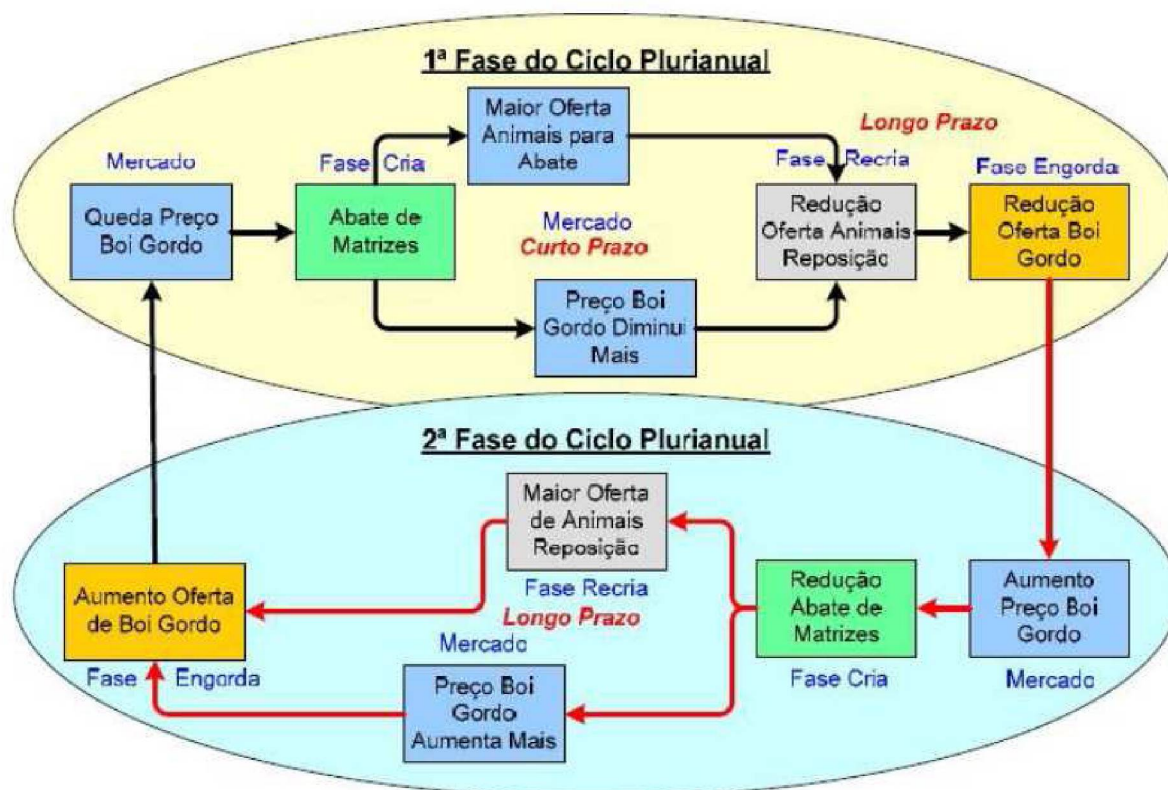
FIGURA 4 - CICLO ANUAL DA PECUÁRIA



FONTE: Schuntzemberger, 2010.

Já o ciclo plurianual ou pecuário (FIGURA 5) está relacionado com as oscilações de mercado e as expectativas dos pecuaristas quanto ao futuro. E sua duração varia de três a quatro anos, atualmente (MARTINS et al, 2009). Este ciclo está dividido em duas fases. Uma delas é marcada pela queda nos preços do boi gordo que leva ao abate de matrizes e à elevação da oferta de animais. A grande oferta faz com que as cotações caiam ainda mais. Porém, à longo prazo, nas fases de recria e engorda, o número de animais para reposição é baixo, já que as matrizes foram abatidas. Então, dá-se início à segunda fase do ciclo pecuário. Com pouca oferta, o preço sobe. Os pecuaristas deixam de abater matrizes. Assim, após dois ou três anos, nota-se aumento das cotações, já que o número de animais terminados ainda é baixo. Em seguida, os bezerros passam a ser abatidos e as cotações voltam a cair. Desta forma, o ciclo recomeça. (MEDEIROS et al., 2005).

FIGURA 5 - CICLO PLURIANUAL DA PECUÁRIA



FONTE: Medeiros et al, 2005.

Resumidamente, a existência desses ciclos tem relação direta com o efeito dos preços dos animais de reposição pagos ao produtor da fase de cria, cujo estoque de matrizes aumenta ou diminui, afetando tanto a oferta de bezerros, a curto prazo, como a oferta de carne bovina a médio prazo (MARTINS et al, 2009). Além disso, o preço do bezerro também sofre influência de outras categorias animais como o boi gordo e vacas de descarte, que são ditos “bens complementares”, pois para produzir um bezerro viável é necessário abater um boi. No caso de países dependentes de grãos como milho e soja para a produção animal, esses fatores também exercem grande influência da formação do preço de bezerros, da recria e confinamento (CHRISTOFARI, 2010; BARCELLOS et al., 2005).

2.3 FASE DE CRIA DA PECUÁRIA DE CORTE

No Brasil, a cria engloba bezerros (machos e fêmeas) até a desmama ou até um ano de idade, matrizes, novilhas para recria e touros. De maneira geral, os

sistemas são extensivos e fazem uso de pastagens nativas e/ou cultivadas (MELLO et al., 2013). Nota-se que a produção de bezerros é a base para uma produção de qualidade (LAMPERT et al., 2007). No entanto, ela é caracterizada pela menor eficiência econômica quando comparada à recria e à terminação (CHRISTOFARI et al., 2008), devido à baixa fertilidade dos animais, ciclo longo e produção de bezerros leves (WEDEKIN, 2017). Como na maioria dos casos, os animais se alimentam somente de pasto e nenhuma suplementação, a qualidade do produto é inferior, saindo dos 7-8 meses com peso entre 120-150kg e a consequência dessa baixa eficiência dos criadores dificulta o desenvolvimento das outras fases da pecuária – recria e engorda (PIRES, 2002)

Neste contexto, ferramentas de manejo são importantes para aumentar a produtividade da cria com baixo custo, tais como ajustar temporada de cobertura, realizar o desmame precoce, manipular o escore de condição corporal e buscar melhoramento genético para genótipos mais adaptados e longevos (BARCELLOS et al., 2005). De modo geral, tornar o sistema de cria mais eficiente também envolve elevação da taxa de natalidade e redução na taxa de mortalidade. A indústria, pressionada pelos consumidores, é quem está atualmente demandando o aumento da qualidade da carne e a intensificação da produção (WEDEKIN, 2017).

Outro fator de impacto no setor é a ineficiência administrativa dos empreendimentos rurais, pois não há, de forma geral, a cultura de estabelecer controles econômicos, financeiros ou zootécnicos de maneira profissional. Sabe-se que essas informações são importantes no momento da tomada de decisão dos gestores, pois sem elas, identificar pontos de estrangulamento ou planejar a sobrevivência (e rentabilidade) da atividade de cria torna-se um grande desafio (OAIGEN et al., 2009).

2.4 COMERCIALIZAÇÃO DO BEZERRO

Uma forma comum de comercialização dos bezerros são as vendas diretas entre os produtores (CHRISTOFARI et al., 2009), mas também por meio de leilões organizados por associações de criadores, órgãos governamentais ou empresas privadas (CHRISTOFARI et al., 2010), onde o preço é elevado até que o maior lance seja apresentado. No Brasil, existe uma particularidade nessa modalidade de

comercialização: o criador-vendedor pode oferecer um lance para proteger seu produto durante o leilão, caso o preço esteja abaixo do real. Dessa forma, os leilões são importantes instrumentos de venda para os pecuaristas que podem oferecer seus produtos para um grande número de compradores e até mesmo elevar seus preços (FILHO, 2007). Os leilões são geralmente regionalizados e oferecem entre 400 e 3000 bezerros, que formam lotes de 10 a 40 animais de acordo com características de raça, peso vivo, tamanho, idade e condição corporal. Os animais são expostos em currais com a identificação do produtor antes da apresentação dos produtos na pista (CHRISTOFARI et al, 2010).

Um dos fatores que influenciam na comercialização é o peso vivo. Estudo realizado por Christofari et al. em 2010, no Rio Grande do Sul, mostrou que houve maior influência deste fator quando a oferta dessa categoria no mercado é baixa. E quando há aumento da disponibilidade de bezerros para venda, o comprador leva em consideração outros fatores importantes como genética, sanidade e rastreabilidade.

Assim, o preço dos produtos é afetado pela lei de mercado oferta e demanda, além de diferenciais de mercado como idade, raça, sexo, composição corporal, número de animais do lote, uniformidade do lote e preços futuros. Como alguns destes fatores são subjetivos, os criadores acreditam que o mercado é imprevisível (FORNARI et al., 2016). No entanto, se os produtores conhecerem melhor os requisitos do comprador, eles perceberão que algumas das características desejadas podem ser controladas por eles mesmos e pelo sistema de criação e eles tornam-se os direcionadores das suas próprias vendas, promovendo o chamado “*Marketing Time*” (BARCELLOS, 2004). O que inclui até mesmo estratégias de divulgação, ordem de entrada na pista em leilões e uniformização dos lotes, principalmente em períodos de alta oferta e, portanto, baixa remuneração (CHRISTOFARI et al, 2009).

Investir em qualidade dos animais garante retorno financeiro (SAAB et al., 2009). Ou seja, estratégias de marketing, uso de reprodutores e matrizes provados, manejo sanitário e nutricional adequados tendem a aumentar a produtividade do sistema e a chance de os bezerros serem mais pesados (CHRISTOFARI et al., 2009).

2.5 MEDIR PARA CONTROLAR

A palavra “risco” caracteriza a chance de que algo desfavorável ocorra. Pode-se avaliar o risco financeiro e o risco do negócio. O financeiro é decorrente da utilização de capital de terceiros, medido pelo indicador Retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE – Return on Equity). Já o risco do negócio é definido como o nível de incerteza dos retornos futuros e pode ser medido utilizando-se o indicador Retorno sobre o Ativo (ROA- Return on Asset). Os fatores que caracterizam o risco do negócio são variabilidade da demanda, variabilidade do preço de venda, variabilidade dos preços dos insumos, capacidade de ajuste entre preços e custos fixos (BRIGHAM e HOUSTON, 1999).

A administração ou gerenciamento de risco em empresas não financeiras, como as empresas rurais, implica em conhecer e identificar os tipos de risco que a atividade está exposta, mensurar esses valores para então definir estratégias objetivando a eliminação de riscos, criação de valores e de lucro para empresa (ROCHA, 2007).

Basear-se em banco de dados indexado em série histórica é uma nova ferramenta que surgiu com o avanço da tecnologia da informação e dos sistemas inteligentes. Os dados coletados e posteriormente tratados para análise em modelos preestabelecidos geram resultados que podem ser utilizados pelo tomador de decisões. Assim, as RNA são uma das ferramentas alternativas para estes empresários (FERREIRA et al, 2012).

2.6 ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS

Série temporal é a representação de uma categoria de fenômenos que são observados e quantificados numericamente gerando, assim, uma sequência de dados distribuídos ao longo de determinado tempo (SOUZA, 1989).

O objetivo da análise de uma série temporal é possibilitar inferências sobre o mecanismo básico do fenômeno observado e, a partir das regularidades encontradas, construir um modelo matemático que represente de forma simplificada a realidade (BARBANCHO, 1970). A partir de modelos matemáticos é possível testar hipóteses

ou teorias, bem como realizar previsões de valores futuros para a série temporal (GRANGER et NEWBOLD, 1977).

2.7 PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS

Pode-se definir previsão como um sucesso desconhecido em um futuro determinado, sendo assim uma forma de fornecer informações e subsídios para a tomada de decisão (BARBANCHO, 1970). As previsões podem ser classificadas de acordo com o seu horizonte preditivo: curto, médio e longo prazo (Souza, 1989) e existe técnicas diferentes para cada horizonte (REFENES et al., 1993).

A Previsão Múltiplos Passos considera longos horizontes de predição e avalia as tendências gerais e outras características importantes de valores passados. Já a Previsão Simples Passos é feita apenas para o período imediatamente posterior ao atual a partir das observações da série temporal mais recentes (REFENES et al., 1993).

Cabe ressaltar que quando ocorrem alterações estruturais nas variáveis observadas, o modelo previsional pode não ser mais sustentado (BARBANCHO, 1970). Além disso, as previsões são mais precisas para períodos mais próximos, pois o futuro distante compreende muitas incertezas (ARNOLD, 1999).

2.8 MÉTODOS DE PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS

As principais características dos métodos de previsão (Tabela 4) envolvem, além do horizonte de previsão já mencionado, o fator precisão para cada horizonte; o custo de desenvolvimento; o período de dados; a frequência necessária de revisão; possibilidade de aplicações; o potencial de automação; e a capacidade de reconhecimento de padrões (BACCI, 2007).

Os métodos de previsão podem ser classificados em qualitativos e quantitativos. De maneira geral, os qualitativos envolvem opiniões pessoais e experiências de profissionais da área. São utilizados para previsão de períodos longos e distantes, sendo úteis quando dão suporte aos métodos quantitativos. Suas limitações são alto custo para as entrevistas, baixa precisão e menor disponibilidade de dados (BACCI, 2007).

Já os métodos quantitativos envolvem conceitos estatísticos e expressões matemáticas. São, portanto, menos subjetivos e mais confiáveis. São considerados simples e, assim, amplamente utilizados. Podem ser divididos em univariados e multivariados (RAGSDALE, 2001).

Dentre os métodos univariados, que envolvem apenas uma série de tempo, estão os modelos de Médias Móveis, Alisamento exponencial (*Holts-Winters*), Decomposição clássica (*Census II X-11*), Séries de Fourier, Métodos de simulação multimodelos, e o ARIMA (*Box-Jenkins*). Os métodos multivariados, por sua vez, são mais complexos e modelam a relação de causa e efeito do passado, além de explicar o comportamento da série temporal. São exemplos de multivariados: regressão múltipla, econometria, método cíclico, ARIMA (*Box-Jenkins*), State Space, Vetor de auto-regressão (VAR) e o modelo Entrada-Saída (BACCI, 2007).

Ainda existem novos métodos de previsão que não foram classificados: redes neurais artificiais (RNA), pesquisa de mercado e pesquisa operacional ou ciência da gestão. O poder computacional dos dias atuais permite aos pesquisadores não depender de suposições estatísticas e sim contar com estimação empírica do intervalo de confiança do estudo (HAIR et al, 2005). Alguns estudos já realizados no agronegócio estão resumidos na Tabela 5.

TABELA 4- CARACTERÍSTICAS GERAIS DOS MÉTODOS DE PREVISÃO

Características	Descrição
Horizonte a ser previsto	A dimensão do horizonte de previsão aumenta à medida que se move do método univariável (imediate, de 1 segundo a 1 mês), para o multivariável e deste para o qualitativo (longo período, mais de 20 anos).
Precisão da previsão para cada horizonte	O termo precisão refere-se à relativa acurácia dos métodos. Pode-se generalizar que pequenos horizontes de previsão são tipicamente mais preciosos do que longos horizontes de previsão.
Custo de desenvolvimento	O custo de desenvolvimento dos métodos univariáveis são menores, enquanto os multivariáveis e os qualitativos podem ser maiores, dependendo do método e da aplicação
Uso de períodos de dados	A análise de período de dados (horas, semanas, anos...) pode aumentar com o crescimento do horizonte de previsão. Os métodos multivariáveis e qualitativos são mais eficientes em longos horizontes e usam, portanto, longos períodos de dados. Quanto mais distante é o futuro que se precisa prever, maior é a necessidade de longos períodos de dados a serem incorporados.
Frequência de revisão	Métodos mais onerosos são revistos menos vezes, ao contrário dos métodos menos onerosos. Os univariáveis podem ser revistos com maior frequência que os multivariáveis e qualitativos.
Tipo de aplicações	A aplicabilidade dos métodos para pequenos horizontes, baixo nível de decisão diminui enquanto o uso de métodos para altos níveis de decisão aumenta conforme se movimenta do método univariável para os multivariáveis e os qualitativos. O horizonte de decisão requerido é importante na escolha do método de previsão mais apropriado.
Potencial de automação	O grau em que a estimação dos métodos de previsão podem ser automatizados diminui à medida que se migra para os métodos univariáveis, multivariáveis e para os qualitativos, pois a complexidade e a subjetividade dos métodos de previsão envolvem alta programação para toda a estruturação qualitativa dos métodos.
Capacidade de reconhecimento de padrões	É importante encontrar nos métodos a capacidade de reconhecimento de padrões de séries a serem previstas. Alguns sistemas de previsão usam sistemas especialistas

FONTE : Adaptado de Medeiros, 2006

TABELA 5 - TRABALHOS REALIZADOS COM *COMMODITIES* AGRÍCOLAS

Autores	Método	Foco do estudo
Yonenaga e Figueiredo (1998)	Redes neurais artificiais	Soja
Lima et al (2007)	Arina	Açúcar, café, milho, soja e boi gordo
Melo e Nacsimento (2007)	Redes neurais artificiais	Açúcar
Sobreiro et al (2008)	Redes neurais artificiais	Açúcar
Eddy et al (2008)	Redes neurais artificiais	Agricultura de precisão
Sobrero et al (2009)	Redes neurais artificiais	Etanol
Ribeiro et al (2010)	Redes neurais artificiais, média móvel e suavização exponencial	Açúcar, etanol, café e soja
Ceretta et al (2010)	Redes neurais artificiais	Soja
Zou et al (2010)	Arima e Redes neurais artificiais	Análise de solo
Kankal et al (2011)	Redes neurais artificiais e modelos de regressão	Consumo de energia
Singhal e Swarup (2011)	Redes neurais artificiais	Preço de energia

FONTE: Adaptado de Ferreira et al, 2012

2.9 REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS – RNA

A criação das RNA, que são um modelo de inteligência computacional, tomou como base a complexa rede neural humana que é capaz de prever ações a partir de experiências que induzem o aprendizado. O objetivo é capturar os princípios básicos de manipulação de informação do cérebro humano e aplicá-los na resolução de problemas (WASSERMAN, 1989). As duas redes se assemelham pela composição dos neurônios e pela conexão entre eles, o que significa que ambas adquirem conhecimento através da aprendizagem armazenada em pesos sinápticos que são as conexões entre os neurônios (HAYKIN, 2009). No entanto, segundo o trabalho pioneiro do médico e neurocientista Santiago Ramón y Cajal (1911), neurônios são mais lentos do que as portas lógicas de silício: 10^{-3} s *versus* 10^{-9} s. O que significa que nos chips os eventos ocorrem em nano segundos (10^{-9} s) já no cérebro os eventos ocorrem em milissegundos (10^{-3} s). Porém, a eficiência do cérebro é compensada pela

grande quantidade de neurônios interconectados e por sua capacidade energética: o cérebro consome cerca de 10^{-16} joules, enquanto os computadores consomem aproximadamente 10^{-6} joules por operação por segundo (ARKIN, 1998).

As RNA são capazes de resolver problemas de grande escala e, portanto, complexos, graças à sua estrutura paralelamente distribuída e à habilidade de generalização. Esta, por sua vez, significa que elas produzem saídas adequadas para entradas ou informações que não foram utilizadas durante a aprendizagem. No entanto, tais características ainda não fazem das RNA estruturas que mimetizem o cérebro humano (HAYKIN, 2009).

Além da capacidade de aprendizado e de generalização, a adaptação também é relevante para classificar e prever dados. A adaptabilidade está relacionada com as readaptações dos pesos sinápticos às modificações do meio ambiente. Inclusive, ela pode ser projetada para fazê-lo em tempo real. O que também é considerado prejudicial para o desempenho do sistema, caso as constantes de tempo sejam pequenas, pois ele precisa ignorar perturbações insignificantes para responder adequadamente a alterações ambientais (HAYKIN, 2009).

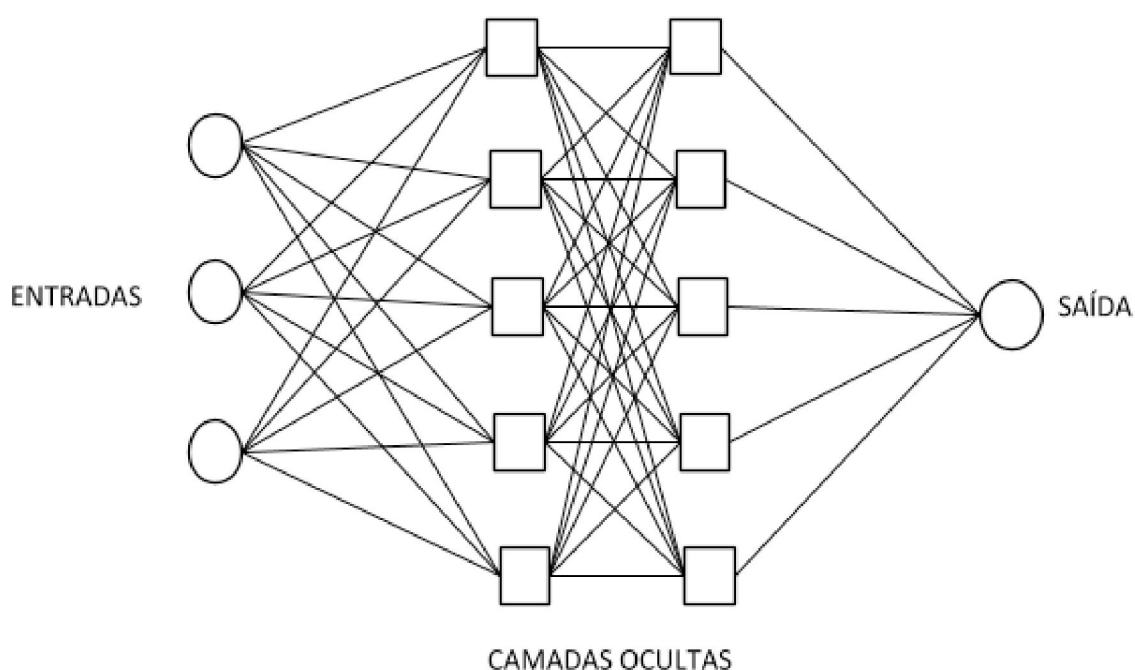
A conjugação das características de aprendizado, generalização e adaptabilidade tornam as RNA adequadas à determinação de características importantes das séries temporais como sazonalidade e tendência (FAUSETT, 1994).

A RNA é, então, constituída por um conjunto de nós-fonte que formam a camada de entrada da rede (*input layer*), camadas ocultas (*hidden layers*) e uma camada de saída, *output layer* (FIGURA 6). Assim, o projeto da RNA para uma previsão deve determinar o número de camadas ocultas, o número de neurônios em cada uma delas e especificar os pesos sinápticos das conexões entre os neurônios nas camadas da rede. Tais pesos, por sua vez, incluem a utilização de algoritmos de treino supervisionado. (CABRAL Jr, 1999). O mais utilizado é o *Backpropagation Algorithm*, também conhecido por *Backpropagation Network (BPN)* que é considerado o mais fácil de ser entendido e aplicado. O processo de aprendizagem e atualização baseia-se no princípio de que se a BPN der a resposta errada, os pesos das interconexões são corrigidos. Assim, os erros futuros serão menores e as chances de a rede colaborar com a resposta correta é maior (LEK e GUÉGAN, 1999).

Em outras palavras, BPN é o processo em que os erros na estimação das interconexões de saída são utilizados como indicadores para recalibrar os pesos das interconexões (HAIR, 2005). Ou seja, justamente por serem baseadas nas redes

neurais humanas, as artificiais possuem características relacionadas ao processo cognitivo dos seres humanos como o aprendizado pela experiência, a generalização a partir de exemplos e a capacidade de abstrair fenômenos irrelevantes de informações essenciais, além de serem capazes de modificar comportamentos em função de estímulos ambientais, a partir da regulagem da força (ou peso) das sinapses entre as unidades, apresentando aquilo que interessa às unidades de entrada (WASSERMAN, 1989).

FIGURA 6- ARQUITETURA DE UMA RNA MULTILAYER PERCEPTRON



FONTE: A autora

Cada neurônio da rede é ligado ao outro por *funções de ativação*, também referidas como *funções restritivas*, pois limitam a um valor finito a amplitude do sinal de saída (HAYKIN, 2009). Além disso, são responsáveis por transformar os dados inseridos ou até mesmo respostas de antigas funções de ativação da própria rede em novo estímulo (KRIESEL, 2005). As funções de ativação mais utilizadas são sigmoide, linear, passo e logística (FERREIRA, 2011).

Outro componente das RNA *multilayer perceptron* são os neurônios ocultos que originam as camadas ocultas de número variável. Sua função é tornar a rede

capaz de extrair estatísticas de ordem elevada, o que é importante quando o número de estruturas de entrada é grande. No final da rede encontram-se os neurônios de saída, que são a resposta do problema inicial (HAYKIN, 2009).

De maneira geral, o projeto das representações de entrada e dos constituintes internos das RNA são diversificados, e obter uma solução satisfatória para um problema do mundo real tende a ser um desafio (HAYKIN, 2009). Na sequência, uma breve descrição sobre os passos para constituir uma RNA é apresentada.

2.9.1 PREPARAÇÃO DOS DADOS

A fase de preparação de dados para a construção da RNA inicia-se com a definição das amostras de treino ou calibragem e outra de validação. A de treino estimará os pesos e a amostra de validação servirá para avaliar a habilidade preditiva do modelo. Assim, o tamanho amostral para calibração deve ser menor que o número de pesos sinápticos estimados e não deve ser próximo a este, pois, dessa forma, ocorre *overfitting* (sobre-ajuste) e o modelo que era para ser generalista se torna específico à amostra. Portanto, sugere-se seguir a norma básica de que para cada peso estimado é necessário ter de 10 a 30 casos no conjunto de dados (HAIR, 2005). A última etapa da preparação dos dados consiste na análise de assimetria, não normalidade, *outliers* (observações atípicas), normalização dos valores e categorização das variáveis.

2.9.2 DEFINIÇÃO DA ESTRUTURA DO MODELO

A arquitetura da rede é elaborada pelo algoritmo BPN, que estima os parâmetros da função de ativação, seus pesos e o número de neurônios de cada camada (FERNANDES, 1996). Apesar de haver a possibilidade de várias camadas ocultas, o consenso é o modelo ficar restrito a apenas uma. Mesmo que uma segunda camada oculta possa melhorar a estimação, há o risco de superajuste (*overfitting*) e de aumento no tempo de estimação. Já o número de nós na camada oculta é decidido por tentativa e erro até que melhor ajuste seja encontrado (HAIR, 2005).

2.9.3 ESTIMATIVA DO MODELO

Esta etapa compreende em encontrar o melhor ajuste do modelo sem perder a capacidade de generalização da rede. Sabendo que sempre haverá erro ou ruído, não se pode esperar o ajuste perfeito. Assim, para evitar a perda da generalização, dois cuidados devem ser tomados: o primeiro envolve estabelecer o limite mínimo do erro que é o momento em que se deve parar o treinamento. A segunda recomendação é atentar para o ponto no qual o erro da amostra de validação se estabiliza ou começa a aumentar, divergindo da amostra de calibração. Isso significa que a calibração está se tornando muito específica à amostra, ou seja, o modelo está perdendo a generalidade (HAIR, 2005).

2.9.4 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS DO MODELO

Avaliar os resultados da rede consiste primeiramente em determinar a precisão do nível de previsão obtido nas saídas (HAIR, 2005). Para isso, Ferreira (2012) sugere: raiz do erro quadrado médio (RMSE em inglês), coeficiente de desigualdade de Theil (U), Coeficiente de determinação (R^2) e erro médio percentual absoluto (MAPE). Os parâmetros que indicam que a rede possui importante capacidade preditiva são os menores possíveis para RMSE, U e MAPE; e para o R^2 , números próximos a 1 são o objetivo, de acordo com Ferreira (2012).

2.9.5 VALIDAÇÃO DO MODELO

Esta última etapa consiste em garantir que o modelo é o mais generalizável possível e que esta é a melhor solução para o problema. Para isso, utiliza-se amostra diferente da de calibração e, sempre que possível, uma amostra nova de casos. A estabilidade da rede é avaliada a partir do uso de diferentes pontos de partida para os pesos, rearranjo da ordem dos conjuntos da amostra de calibração e pela variação do número de neurônios para assegurar que esta seja a melhor solução (HAIR, 2005).

3 REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA PREDIÇÃO DE PREÇOS DO BEZERRO NO PARANÁ

3.1 INTRODUÇÃO

Para o mercado do boi gordo, comprar bezerro pode ser uma atividade arriscada, pois o preço de compra pode estar alto hoje e, após a terminação e engorda, o preço de venda do boi pronto pode estar bem abaixo do esperado. Tal incerteza do pecuarista torna a tomada de decisão complexa e arriscada e que piora com a falta de informação, seja pelo alto custo do processo, ou por impossibilidade física (FERREIRA, 2012).

Nesse contexto, as Redes Neurais Artificiais (RNA) surgem como importantes instrumentos no gerenciamento agropecuário, em especial devido à popularização de ferramentas computacionais de custos reduzidos. As principais vantagens desta tecnologia são tolerância a falhas, aplicação em tempo real, auto adaptação, ou seja, resposta à mudanças ambientais frequentes, além da capacidade de rápida resolução de problemas (HAYKIN, 2009; PANDORFI et al, 2011).

Assim, a decisão lógica, aquela baseada na análise lógica das incertezas, dos valores e preferências dos tomadores de decisão costuma ser a melhor, pois é como transformar a situação confusa em um claro e desejado curso de ação (HOWARD, 1988). Importante ressaltar que a experiência do tomador de decisão é de grande importância, pois a perspicácia deste pode superar a racionalidade necessária na escolha (LANGLEY et al, 1995). A partir disso, este trabalho objetivou desenvolver uma RNA para o preço do bezerro no Paraná, a partir da série histórica do Centro de Informação do Agronegócio da Universidade Federal do Paraná (CIA/UFPR), contribuir com mais uma ferramenta para a tomada de decisão dos pecuaristas, bem como instigar pesquisadores do agronegócio a aprofundar conhecimentos sobre RNA aplicada à área.

3.2 MATERIAL E MÉTODOS

A metodologia para elaborar a RNA para predição do preço do bezerro baseou-se na lógica de Hair *et al* (2005) também adotada por Ferreira *et al* (2012) que compreende as fases de preparação dos dados; definição da estrutura do modelo; estimativa do modelo; avaliação dos resultados e validação do modelo.

Os dados analisados são do indicador do bezerro do Centro de Informação do Agronegócio da Universidade Federal do Paraná (CIA/UFPR) e compreende o período de agosto de 2011 até maio de 2019. O indicador é atualizado semanalmente e informa o preço médio do bezerro no Paraná de acordo com sexo, raça e região. Além disso, o Estado é dividido em Norte e Sul, considerando as características produtivas das regiões. Assim, a região Norte compreende as mesorregiões Noroeste, Norte Central, Norte Pioneiro e Centro-Occidental. A região Sul, por sua vez, compreende Oeste, Sudoeste, Centro-Sul, Sudeste, Centro-Oriental e Metropolitana de Curitiba (LAPBOV, 2016).

Através do contato com leiloeiras são coletados dados de idade, sexo, volume e preços nominais com prazo de 30 dias. Quando o prazo difere dos 30 dias, é realizado o desconto pelo prazo e taxa de juros do Custo de Oportunidade do Depósito Interbancário (CDI), divulgada diariamente pela BM&F Bovespa. Obtém-se, assim, a média ponderada do preço para as regiões Norte e Sul e a média Paraná, em R\$/cabeça, à vista. A idade média dos animais é obtida a partir da média simples dos dados coletados. (LAPBOV, 2016).

As variáveis de entrada utilizadas na construção da RNA foram outros indicadores do LAPBOV coletados no período correspondente ao indicador do bezerro, de agosto de 2011 a maio de 2019: boi gordo, vaca gorda, milho, soja, dólar e euro que foram todos deflacionados (Equação 1). A moeda nacional (R\$) sofre constantes desvalorizações devido à inflação. Por isso, para analisar corretamente as variações dos preços, torna-se necessário corrigi-los em relação a um dado período, ou seja, deflacioná-los. De modo geral, obtêm-se os valores reais (sem inflação) aplicando-se um índice geral de preços ou outro índice qualquer de inflação acumulada sob os preços nominais (valor absoluto, com inflação). Tal procedimento pode ser efetuado via Índice Geral de Preços – Disponibilidade Interna (IGP-DI), da Fundação Getúlio Vargas (FGV). Este deflator retira a inflação dos preços nominais,

convertendo-os em preços reais. Assim, é possível comparar e analisar a série de preços ao longo do tempo (PADILHA Jr, 2013).

$$Pr = \frac{IGPDIb}{IGPDIp} x Pn \quad (1)$$

Onde:

Pr = Preço Real

IGPDIb= IGPDI base, corresponde ao valor da taxa de maio de 2019.

IGPDIp = IGPDI de cada período analisado

Pn= Preço nominal

A etapa seguinte compreendeu o cálculo do coeficiente de correlação de Pearson (R – Pearson) entre as variáveis com a finalidade de considerar somente aquelas de maior influência para a precificação do bezerro no banco de dados do CIA-UFPR e melhorar o desempenho da RNA.

O banco de dados restrito às variáveis de maior impacto que for gerado a partir da etapa anterior, foi normalizado (Z) [0,1], pois dados em escalas diferentes podem confundir a RNA que acaba dando mais importância para os valores maiores (MARTINELLI, 1999). A normalização foi feita a partir da equação (2):

$$z = \frac{(x - \bar{X})}{S} \quad (2)$$

Em que:

x: variável

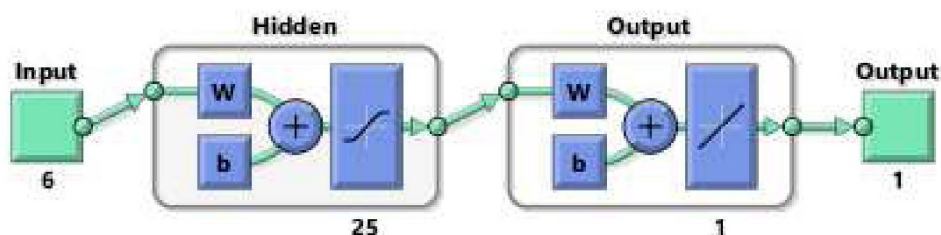
\bar{X} : média

S: desvio padrão

O algoritmo de aprendizado utilizado para desenvolver a RNA deste trabalho foi o *backpropagation* (BP), a partir da função de treinamento *Levenberg-Marquardt*, presente na *toolbox* do software MATLAB, descrito sucintamente como um algoritmo de treino rápido, porém, que requer mais memória computacional (dados). O processo de treinamento para automaticamente quando a capacidade de generalização deixa de ser aprimorada e o erro quadrático médio (MSE) aumenta durante a validação.

A arquitetura da rede BP é formada por uma camada de entrada (*input layer*), uma camada oculta (*hidden layer*) neurônios não-lineares e outra é a de saída de neurônios (*output layer*) com função de transferência sigmoidal (FIGURA 7).

FIGURA 7 - ARQUITETURA DA RNA



Fonte: Matlab, versão 2016.

Importante destacar que os dados de 05 de agosto de 2011 até 05 de agosto de 2014 do bezerro, assim como os valores de boi gordo, vaca gorda e dólar do período entre 03 de maio de 2016 até 03 de maio de 2019 foram retirados para o treinamento da RNA. O motivo é que, para aqueles preços do bezerro em 2011 o banco de dados do LAPBOV não tinha os valores das variáveis boi gordo, vaca gorda e dólar do ano de 2008 (considerando o ciclo plurianual de 3 anos da pecuária sugerido por Medeiros et al, 2005 e Martins et al, 2009). Da mesma forma, os valores a partir de 2016 das três variáveis analisadas foram retiradas, pois os valores correspondentes seriam o valor futuro do bezerro, ou seja, a partir de maio de 2019. Assim, a análise foi realizada com os dados do bezerro entre 05 de agosto de 2011 até 05 de agosto de 2014 e os dados de vaca gorda, boi gordo, dólar e euro de 03 de maio de 2016 até 03 de maio de 2019.

A matriz de entrada foi composta por 3 variáveis (boi gordo, vaca gorda e dólar) de 1.197 observações (1197x3) totalizando 3.591 observações e a de saída (bezerro) por 1197 observações (1197x1).

A amostra de treinamento contou com 837 observações (70%), a de validação com 180 (15%) e a de teste com 180 (15%). Em seguida, para encontrar o número de neurônios ocultos mais adequado, a RNA foi testada com 1, 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 e 100 neurônios. Os processos de treinamento e validação foram repetidos 30 vezes para cada número de neurônio oculto, com a finalidade de minimizar a influência da aleatoriedade (ROZZA et al, 2015).

Em seguida, extraiu-se a raiz quadrada MSE fornecido automaticamente pelo MATLAB, resultando na RMSE que expressa a precisão dos resultados numéricos com os valores do erro nas mesmas dimensões da variável analisada, o que é uma vantagem frente ao MSE (HALLAK et al, 2012).

A RNA que foi desenvolvida através do *Neural Network Tool Box* e *The Mathworks Inc. USA* (MATLAB) R2016a. O software gera a função da RNA e o script pode ser transferido para o Microsoft Excel, permitindo as análises estatísticas descritas a seguir.

A partir da avaliação daqueles primeiros valores de RMSE, escolheu-se o número de neurônios ocultos com o menor RMSE para prosseguir com as demais análises estatísticas mais específicas da previsão:

1. Calculou-se novamente o RMSE (nesse momento com a fórmula) a partir da nova série gerada pela RNA. A RMSE, portanto, mede a magnitude média dos erros estimados, é sempre positiva e quanto mais próximo de 0 melhor é a qualidade da previsão (MOURA-FÉ, 2011; HALLAK et al, 2012; CORREIA, 2016):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(\hat{Y}_t - Y_t)^2}{n}} \quad (3)$$

Em que:

Y_t : valor observado

\hat{Y}_t : valor estimado

n: número de observações

2. O coeficiente *U-Theil* analisa a qualidade das previsões, sendo que coeficientes mais próximos a 0 significam que o erro da previsão é menor e, portanto, esta é mais acurada (VIGLIONI, 2006; DA SILVA et al, 2018; WERNER et al, 2018).

$$U - Theil = \frac{\sqrt{\frac{\sum(Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}}}{\sqrt{\frac{\sum Y_t^2}{n}} + \sqrt{\frac{\sum \hat{Y}_t^2}{n}}} \quad (4)$$

Em que:

Y_t : valor observado

\hat{Y}_t : valor estimado

n: número de observações

3. A terceira avaliação estatística utilizada foi o MAPE, definido a partir do erro de previsão, e indica o valor médio do erro percentual das previsões sobre todo o conjunto de teste e mede a sua confiabilidade (VIGLIONI, 2006; CORREIA, 2016):

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right|}{n} * 100\% \quad (5)$$

Em que:

Y_t : valor observado

\hat{Y}_t : valor estimado

n: número de observações

3.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O cálculo do coeficiente de correlação de Pearson (R – Pearson) entre estas variáveis, mostrou que boi, vaca e dólar são os que apresentam maior influência no preço do bezerro no Paraná (TABELA 6). Concordando com Christofari et al (2010) que afirma que milho e soja têm maior influência em países onde o sistema de produção é mais dependente de grãos para a alimentação animal. Assim, a análise para desenvolver a RNA para o preço do bezerro, seguiu somente com os valores de boi gordo, vaca gorda, dólar e euro.

TABELA 6 - CORRELAÇÃO ENTRE PREÇO DO BEZERRO E DEMAIS VARIÁVEIS

	BOI	VACA	MILHO	SOJA	DÓLAR	EURO
R - Pearson	0,883	0,892	0,082	-0,221	0,827	0,687

Fonte: a autora

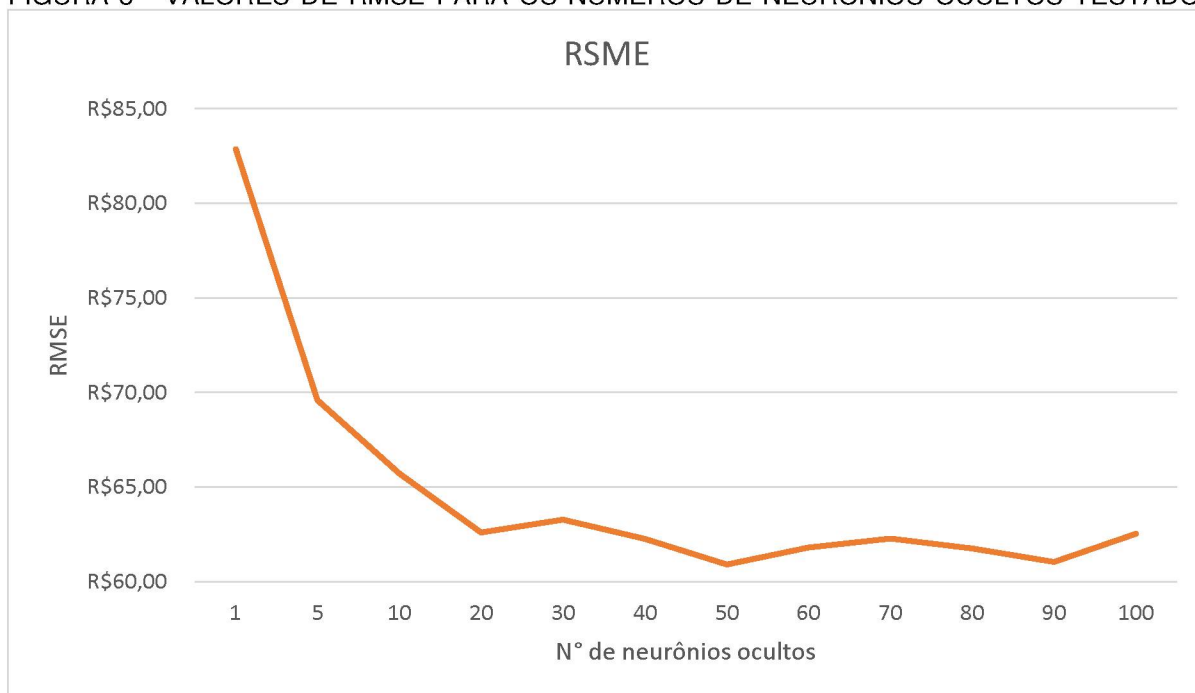
O primeiro resultado necessário para definir qual o número de neurônios ocultos seria o ideal para a previsão do preço do bezerro no Paraná foi o menor valor de RMSE entre 1, 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 e 100 neurônios ocultos. Após as 30 repetições para cada quantidade destes neurônios, foi possível chegar às seguintes médias de RMSE (TABELA 7 e Gráfico 1). O critério de parada do treinamento da RNA foi valor do erro igual a 10^{-7} , padrão do software Matlab.

TABELA 7- RSME PARA DIFERENTES NUMEROS DE NEURONIOS OCULTOS

Nº neur.	RSME	Nº neur.	RSME
1	R\$ 82,88	50	R\$ 60,91
5	R\$ 69,59	60	R\$ 61,80
10	R\$ 65,72	70	R\$ 62,28
20	R\$ 62,59	80	R\$ 61,75
30	R\$ 63,28	90	R\$ 61,05
40	R\$ 62,26	100	R\$ 62,54

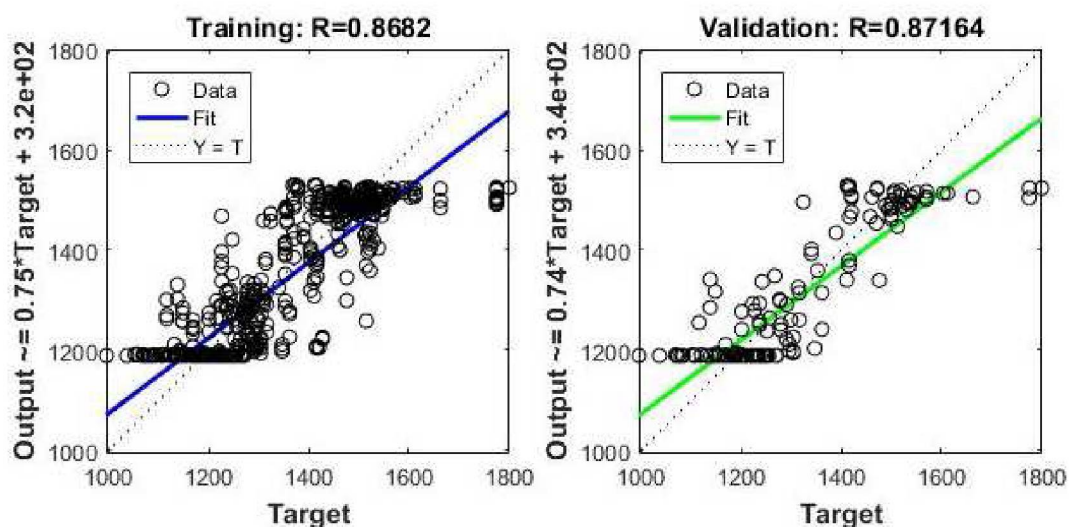
Fonte: A autora

FIGURA 8 - VALORES DE RMSE PARA OS NUMEROS DE NEURONIOS OCULTOS TESTADOS



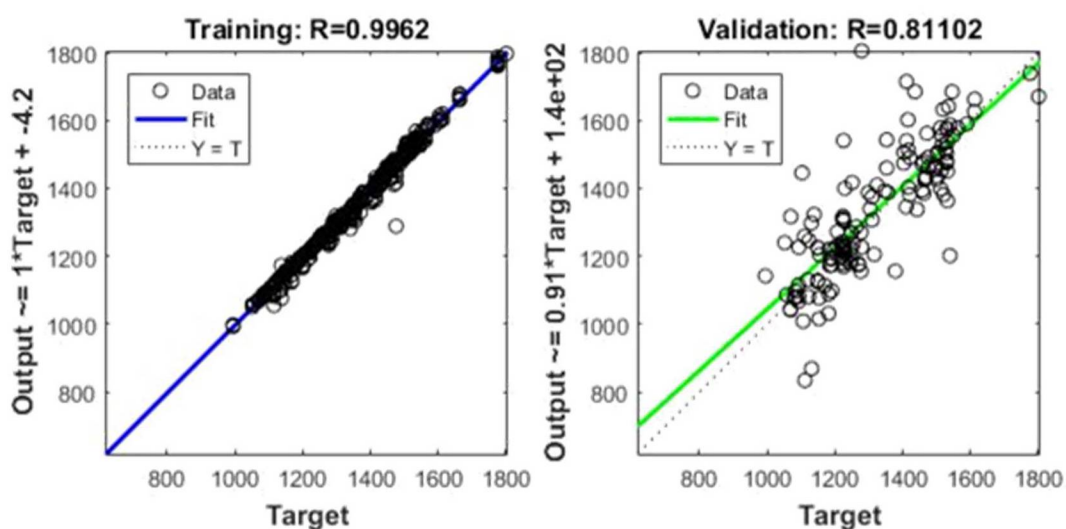
A menor RSME encontrada foi para 50 neurônios ocultos (R\$ 60,91). Sabe-se que o número de neurônios tem grande influência na capacidade da RNA. Se há poucos, perde-se a generalização (Figura 8) e a RSME aumenta. Isso ocorre pois a cada novo dado apresentado, a RNA muda os pesos radicalmente, tornando insignificante o treinamento anterior, aumentando o erro. Já, quando há neurônios em excesso, a rede tende ao superajuste (Figura 9), cuja característica é ter erros baixos para os dados de treinamento e erros elevados para dados novos que nunca foram apresentados (TETKO et al 1995; HAYKIN, 2009).

FIGURA 9 – PERDA DA CAPACIDADE DE GENERALIZAÇÃO DA RNA



Fonte: Matlab, versão 2016.

FIGURA 10 – SUPERAJUSTE DA RNA



Fonte: Matlab, versão 2016.

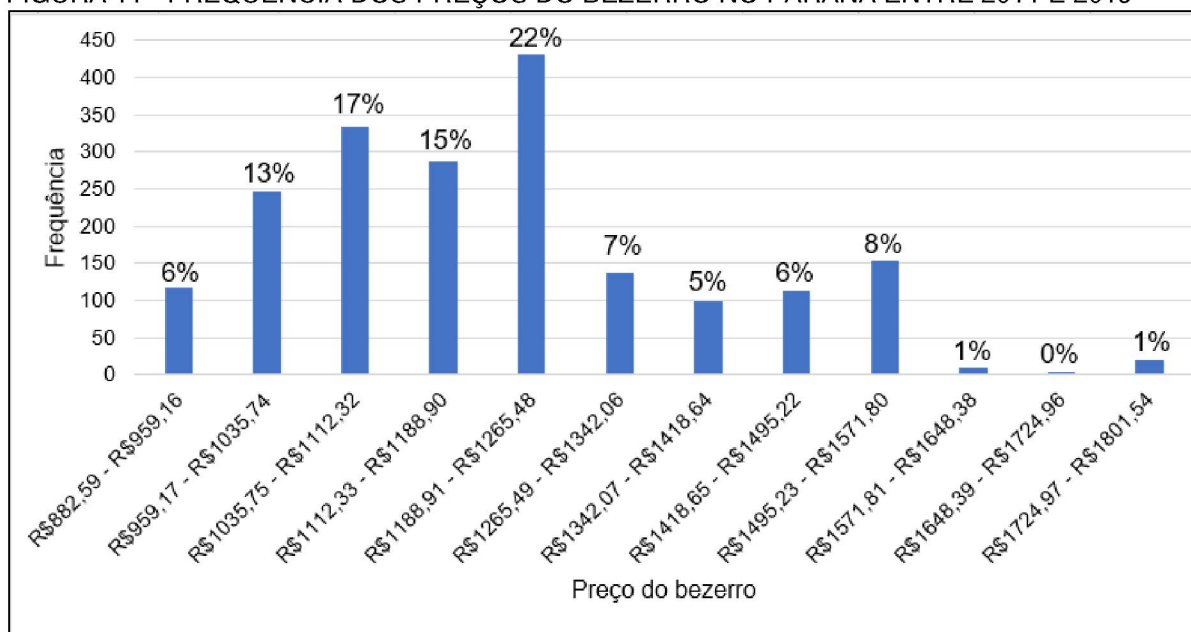
A TABELA 8 apresenta valores médios do desempenho da RNA com 50 neurônios ocultos que foi reinicializada 10 vezes para minimizar o efeito da aleatoriedade. Estes dados foram submetidos aos testes de RMSE, U-Theil e MAPE. Estes indicadores podem sofrer variações, pois em cada reinicialização considera diferentes amostras de dados aleatórias (HIGHAM, 2016).

TABELA 8 - DESEMPENHO DA RNA PARA PREDIÇÃO DO PREÇO DO BEZERRO NO PARANA

RMSE (R\$/cabeça)	U-Theil	MAPE (%)
R\$58,82	0,02	3,03

O preço médio do bezerro no Paraná, a partir da série histórica do CIA/UFPR de 2011 até 2019, é de R\$1.199,25 (Gráfico 2), assim, a análise dos resultados de RMSE, U-Theil e MAPE, permite concluir que a RNA proposta é uma ferramenta acurada e confiável para a previsão do preço do bezerro no Paraná, já que para o produtor pagar aproximadamente R\$60,00 a mais ou a menos não é tão significativo frente ao valor total do produto. Dessa forma, este resultado pode contribuir para que gestores realizem as tomadas de decisão de forma mais assertiva.

FIGURA 11 - FREQUENCIA DOS PREÇOS DO BEZERRO NO PARANA ENTRE 2011 E 2019



No entanto, sugere-se que o estudo seja realizado com período de abrangência maior, por conta dos dados do bezerro e das outras variáveis (boi gordo, vaca gorda e dólar) que foram desconsiderados por motivos mencionados anteriormente. Sugere-se também que as carnes concorrentes à bovina, como frango e suíno, sejam incluídas em estudos futuros, pois sabe-se que o sistema integrado e coordenado de produção da avicultura e suinocultura abastece o mercado brasileiro com produtos de preço baixo e conforme as necessidades dos consumidores (congelados, pré-prontos, porções individuais...) o que ainda é pouco observado na cadeia de carne bovina (IEL,2000).

Uma das maiores dificuldades para gerar uma RNA é a definição dos seus parâmetros, o que torna o processo como um todo mais trabalhoso e demorado, pois diferenças mínimas entre os componentes da RNA podem causar importantes alterações no tempo de resposta e na generalização (PANDORFI et al, 2011). Devido à enorme quantidade de combinações possíveis entre os atributos da rede, sabe-se que o processo de escolha da configuração adequada da RNA pode demandar muito tempo (MARTINS et al, 2016).

3.4 CONCLUSÕES

Tendo em vista a importância da fase de cria para a bovinocultura de corte, faz-se fundamental, primeiramente, desenvolver a cultura do gerenciamento dentro das empresas rurais. Sem o comprometimento dos produtores com o planejamento, as estratégias de comercialização e até mesmo o desenvolvimento de modelos matemáticos que visam facilitar a tomada de decisão perdem seus objetivos. Em relação aos métodos de previsão de preço, vale ressaltar a vantagem competitiva que eles podem gerar no processo de planejamento empresarial de curto e longo prazo. Espera-se que outros pesquisadores da área se motivem a comparar métodos de predição, bem como desenvolver novas estratégias mercadológicas para a cadeia bovina. É importante considerar que outras arquiteturas de RNA bem como diferentes parâmetros podem ser utilizados para situações de previsão de séries temporais. A solução proposta neste trabalho teve a finalidade de mostrar a aplicação deste método de previsão em mais um contexto do agronegócio.

REFERÊNCIAS

- ARKIN, R. **Behavior-Based Robotics**, USA, MIT Press USA, 1998. Disponível em: <https://pt.scribd.com/doc/73032525/Arkin-1998-Behavior-Based-Robotics>. Acesso em : 10/07/2018
- ARNOLD, T. J.R. **Administração de materiais**, São Paulo, Ed Atlas, 1999.
- BACCI, Lívio Agnew. **Combinação de métodos de séries temporais para previsão da demanda de café no Brasil**. 2007. Disponível em : https://repositorio.unifei.edu.br/xmlui/bitstream/handle/123456789/1805/dissertacao_0031728.pdf?sequence=1
- BARBANCHO, A. G. **Fundamentos e Possibilidades da Econometria**. Rio de Janeiro: Fórum editora, 1970. P. 18-32.
- BARCELLOS, J. O. J. **A bovinocultura de corte frente a agriculturização no sul do Brasil**. XI Ciclo de Atualização em Medicina Veterinária, , n. Xi, p. 1–27, 2004. Disponível em: http://www.nespro.ufrgs.br/sysdownloads/arquivos/outros/a_pecuaria_de_e_expansao_da_agricultura.pdf. Acesso em : 11/10/2017.
- BARCELLOS, J. O. J., SUÑÉ, Y. B. P., CHRISTOFARI, L. F., SEMMELMANN, C. E. N., & BRANDÃO, F. **A pecuária de corte no Brasil: uma abordagem sistêmica da produção a diferenciação de produtos**. Jornadas de Economia Regional Comparada, 2 (2005). <http://cdn.fee.tche.br/jornadas/2/E13-03.pdf>. . Acesso em : 10/07/2018.
- BRIGHAM, Eugene F.; HOUSTON, Joel F. **Fundamentos da Moderna Administração Financeira**. Trad.:Maria Imilda da Costa e Silva. Rio de Janeiro: Campus, 1999
- CAETANO, R.N.: **Períodos ótimos de comercialização do boi gordo no Paraná**. Curitiba: UFPR- Universidade Federal do Paraná, 2012, 64p.
- CABRAL JR, Euvaldo F. **Human gait analysed by an artificial neural network model**. In: Proceedings of the IV Brazilian Conference on Neural Networks-IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais. 1999. p. 148-151. Disponível em: http://www.ele.ita.br/cnrrn/4cbrn/artigos-4cbrn/4cbrn_033.pdf.
- CHRISTOFARI, L. F.; BARCELLOS, J. O. J.; DA COSTA, E. C.; et al. **Tendency in the commercialization of calves in Rio Grande do Sul related to your genetic characteristics**. Revista Brasileira De Zootecnia-Brazilian Journal of Animal Science, v. 37, p. 171–176, 2008. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1516-35982008000100025. Acesso em : 11/10/2017.
- CHRISTOFARI, L. F.; OTÁVIO, J.; BARCELLOS, J.; et al.(a) **Trade management in barn auction and its effects on the price of beef steers**. , v. 38, n. 4, p. 196–203,

2009. Disponível em: <www.sbz.org.br>. Acesso em: 11/10/2017.

CHRISTOFARI, L. F.; OTÁVIO, J.; BARCELLOS, J.; et al. **Manejo da comercialização em leilões e seus efeitos no preço de bezerros de corte**, v. 38, n. 4, p. 196–203, 2009. Disponível em: <www.sbz.org.br>. Acesso em: 11/10/2017.

CHRISTOFARI, L. F., Barcellos, J. O. J., Neto, J. B., Oaigen, R. P., Santos, A. P., & Canozzi, M. E. A. **Efeitos do peso vivo sobre a comercialização de bezerros de corte em leilões**. Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia, 62(2), 419–428, 2010. Disponível em: <http://repositorio.ufpa.br/jspui/bitstream/2011/6547/1/Artigo_EfeitosPesoVivo.pdf> Acesso em 02/03/2019.

CNA – Confederação da Agricultura e Pecuária do Brasil. **Panorama do Agro, 2019**. Disponível em: <<https://www.cnabrasil.org.br/cna/panorama-do-agro>>. Acesso em 02/03/2019.

CORREIA, Flávio Marcelo et al. **Métodos estatísticos e redes neurais aplicados a modelos preditivos em digestor contínuo de celulose kraft de eucalipto**. 2016. Disponível em : <http://repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/305509>

DA SILVA, Valter Pereira et al. **Redes neurais artificiais x regressão com dados em painel**: Prevendo o Valor de Mercado das Empresas. Pensamento & Realidade, v. 33, n. 2, p. 133-146, 2018. Disponível em : <http://ken.pucsp.br/pensamentorealidade/article/view/39237>

FAUSETT, L. **Fundamentals of Neural Networks**: Architectures, Algorithms, and Applications, PrenticeHall, 1994.

FERREIRA, L.; MOURA, G. L. DE; BORENSTEIN, D.; FISCHMANN, A. A. the **Use of Artificial Neural Networks As a Strategy for Forecasting Prices in the Context of Agribusiness**. Review of Administration and Innovation - RAI, v. 8, n. 4, 2012. Disponível em: <<http://www.revistas.usp.br/rai/article/view/79235>>. .

FILHO, B. A. **A Explosão dos Leilões no Brasil da Comercialização**. XXVI Congreso de la Asociación Latinoamericana de Sociología. Asociación Latinoamericana de Sociología, Guadalajara. Anais... , 2007. Guadalajara. Disponível em: <<https://www.academica.org/000-066/344%0AActa>>. Acesso em 03/05/2019.

FERNANDES, L.G.L.; NAVAU, P.O.A.; PORTUGAL, M.S. **Previsão de séries de tempo: redes neurais e modelos estruturais**. Pesquisa e Planejamento Econômico, v.26, n.2, p.253-276, 1996.

FORNARI, G. B.; OLIVEIRA MENEGASSI, S. R.; PEREIRA, G. R.; et al. **Factors affecting the selling prices of calves in auctions in Santa Catarina State, Brazil** Revista Brasileira de Zootecnia. www.sbz.org.br R. Bras. Zootec, v. 45, n. 10, p. 632–638, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1590/S1806-92902016001000009>>. Acesso em: 10/10/2017.

GOMES, R; Feijó, G; Chiari, L. **NOTA TÉCNICA Evolução e Qualidade da Pecuária Brasileira**. Disponível em : <http://www.embrapa.br/documents/10180/21470602/EvolucaoQualidadePecuaria.pdf/64e8985a-5c7c-b83e-ba2d-168ffaa762ad>. Acesso em 29/06/2019.

GRANGER, C.W.J. AND NEWBOLD, P. **Forecasting Economic Time Series**. Academic Press, New York. (1977).

HAIR Jr., J.F. et al. **Análise Multivariada de Dados**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

Hallak, R., & Pereira Filho, A. J. (2012). **Metodologia para análise de desempenho de simulações de sistemas convectivos na região metropolitana de São Paulo com o modelo ARPS: sensibilidade a variações com os esquemas de advecção e assimilação de dados**. Revista Brasileira de Meteorologia, 26(4), 591–608. <https://doi.org/10.1590/s0102-77862011000400009>. Disponível em: javascript:void(0)

HAYKIN, Simon. **Neural networks and learning machines** / Simon Haykin.—3rd ed. p. cm. Rev. ed of: Neural networks. 2nd ed., 1999. (2009).

HIGHAM, Desmond J.; HIGHAM, Nicholas J. **MATLAB guide**. Siam, 2016. Disponível em : https://books.google.com/books?hl=pt-BR&lr=&id=zM_ZDQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR3&dq=matlab+2016&ots=TaWXStdbvn&sig=kFmJsRoIEgcCa0yspaghF0Gp0r4

HOWARD, R. A. **Decision Analysis: Practice and Promise**. Management Science, pp. 679-695. 1988.

IPARDES - Instituto Paranaense de Desenvolvimento Econômico e Social, Instituto Brasileiro da Qualidade e Produtividade e Grupo de Estudos e Pesquisas Agroindustriais da UFSCAR **Análise da competitividade da cadeia agroindustrial de carne bovina no Estado do Paraná**. Curitiba, 255 p. 2002.

KRIESEL, D. et A. Brief, **A brief introduction to neural networks**, 2005.

LAPBOV - Laboratório de Pesquisa em Bovinocultura – UFPR 2016. **Metodologia**. Disponível em: <http://www.lapbov.com.br>. Acesso em: 18 de abril de 2017.

LAMPERT, V. N.; SILVA JR, A. G.; MÂNCIO, A. B. **O Processo De Negócio E As Alternativas De Decisão Na Fase De Cria Da Pecuária De Corte**. XLV Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural. Anais... . p.1–17, 2007. Londrina, Paraná.

LANGLEY, A., MINTZBERG, H., PITCHER, P., POSADA, E., & SAINT-MACARY, J. (1995). **Opening up decision making: the view from the black stool**. Organization Science, 06, 260-279. Disponível em: https://pdfs.semanticscholar.org/ca4b/8bff2a316f39e2d88349300adc2620d6753f.pdf?_ga=2.155256315.1789926388.1562149265-1123613157.1562149265

LEK, Sovan; GUÉGAN, Jean-François. **Artificial neural networks as a tool in**

ecological modelling, an introduction. Ecological modelling, v. 120, n. 2-3, p. 65-73, 1999.

LUIZ GUSTAVO L. FERNANDES, PHILIPPE O. A. NAVAU, M. S. P. **Previsão de séries de tempo: redes neurais artificiais e modelos estruturais.** Pesquisa e Planejamento Econômico, v. 26, n. julho, p. 253–276, 1996. Disponível em: <<http://www.ppe.ipea.gov.br/index.php/ppe/article/view/757>>.

MARTINELLI, Edmar. **Extração de conhecimento de redes neurais artificiais.** 1999. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

MARTINS, SÔNIA SANTANA; PINATTI, E. D. E. R.; IGREJA, ABEL CIRO MINITTI. **Cadeia produtiva da pecuária de Corte: Ciclos pecuários e indicadores de lucro bruto.** In: Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural. Porto Alegre. CD-ROM. 2009.

MARTINS, Emília dos Reis et al. **Configuração de redes neurais artificiais para estimação do afilamento do fuste de árvores de eucalipto.** Revista Brasileira de Ciências Agrárias, v. 11, n. 1, p. 33-38, 2016. Disponível em : <https://www.redalyc.org/pdf/1190/119045655006.pdf>.

MARQUES, P.V.; Mello P. C. et Martines J.G. **Mercados Futuros e de Opções Agropecuárias.** Piracicaba, S.P., Departamento de Economia, Administração e Sociologia da Esalq/USP, 2006, Série Didática nº D-129.

MAZZAROTTO, M. **Caracterização do agronegócio da bovinocultura de corte no Estado do Paraná.** Curitiba, 2010

MEDEIROS A.L.; MONTEVECHI, J. A. B. **Modelagem da equação de previsão do preço da arroba de boi gordo através da regressão linear múltipla.** In: XII SIMPEP. Bauru, São Paulo, 2005.

MELLO, J. C. C. B. S. DE; GOMESB, E. G.; ABREU, U. G. P. DE; CARVALHO, T. B. DE; ZEN, S. DE. **Análise de desempenho de sistemas de produção modais de pecuária de cria no Brasil.** Produção, v. 23, n. 4, p. 877–886, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1590/S0103-65132013005000010>>. .

MENDES, J.T.G; PADILHA JR, J.B. **Agronegócio: uma abordagem econômica.** São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2007.369p.

MOURA-FÉ, M. M. **Identificação de áreas hidromórficas.** Revista Brasileira de Geografia Física. Revista Brasileira de Geografia Física, 7.06 (2014): 1062-1077. (2011). Disponível em: <https://doi.org/10.5935/1984-2295.20140015>

MEZZADRI, F. **Cenário Atual da Pecuária de Corte Aspectos do Brasil com Foco no Estado do Paraná.** SEAB/DERAL (Secretaria da Agricultura e do Abastecimento/Departamento de Economia Rural). 2007. Acesso em: 21 de janeiro de 2016.

MEZZADRI, F. **Análise da Conjuntura Agropecuária- Pecuária de Corte**

2012/2013. SEAB/DERAL (Secretaria da Agricultura e do Abastecimento/Departamento de Economia Rural). 2013. Disponível em: http://www.agricultura.pr.gov.br/arquivos/File/deral/Prognosticos/corte_2012_13.pdf
Acesso em: 21 de janeiro de 2016.

OAIGEN, R. P.; BARCELLOS, J. O. J.; CHRISTOFARI, L. F.; NETO, J. B.; OLIVEIRA, T. E.; PRATES, E. R. **Análise da sensibilidade da metodologia dos centros de custos mediante a introdução de tecnologias em um sistema de produção de cria.** Revista Brasileira de Zootecnia, Viçosa, v. 38, n. 6, p. 1155-1162, 2009.

PADILHA JR, J.B.: **Apostila de Economia Aplicada.** Universidade Federal do Paraná – UFPR. Curitiba: UFPR/SCA/DERE, 62p. 2013.

PANDORFI, Héilton et al. **Uso de redes neurais artificiais para predição de índices zootécnicos nas fases de gestação e maternidade na suinocultura.** Revista Brasileira de Zootecnia, v. 40, n. 3, p. 676-681, 2011.

PIRES, J. A. A. **A cadeia produtiva de carne bovina no Brasil: mercado internacional e nacional.** SIMPÓSIO DE PRODUÇÃO DE GADO DE CORTE, v. 2, p. 1-17, 2001. Disponível em: <https://www.simcorte.com/arquivosAnais/arquivo13>.

RAGSDALE, CLIFF T. Spreadsheet Modeling and Decision Analysis – **A practical introduction to the management science.** 3. ed. New York: Southwestern Colleg Publishing, 2001.

REFENES, A. N. et al. **Financial Modelling using Neural Networks.** London : [s.n.]. Department of Computer Sciences, University College London, 1993. p. 1 - 31.

ROCHA, Ricardo H. **A Política de hedge e o tratamento de risco nas empresas não financeiras.** Tese de Doutorado/USP, São Paulo, 2007.

ROSSETI, JP. **Introdução à Economia.** 19ª Ed. São Paulo: Atlas, 2002.

ROZZA, Giovanni Leopoldo; DA SILVA, Ruy Gomes; MÜLLER, Sonia Isoldi Marty Gama. **Estudo comparativo do uso de redes neurais artificiais e regressão linear múltipla para a previsão da concentração cáustica em uma etapa do processo de fabricação de alumina.** Revista Produção Online, v. 15, n. 3, p. 948-971, 2015. Disponível em : <http://www.producaoonline.org.br/rpo/article/view/1941>.

SAAB, MARIA STELLA B. L.; NEVES, MARCOS F., CLÁUDIO, L. D. G. **O desafio da coordenação e seus impactos sobre a competitividade de cadeias e sistemas agroindustriais.** Revista Brasileira De Zootecnia-Brazilian Journal of Animal Science, v. 38, p. 412–422, 2009. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/rbz/v38nspe/v38nspea41.pdf>. Acesso em: 15/10/2017.

SCHUNTZEMBERGER, A.M.S.: **Análise do comportamento dos preços do boi gordo na pecuária de corte paranaense: período 1994-2009.** Curitiba: UFPR – Universidade Federal do Paraná, 2010. 85p.

SEAB/DERAL - Secretaria de Estado da Agricultura e do Abastecimento/
Departamento de Economia Rural - **Números da Pecuária Paranaense, 2018**.
Disponível em < <http://www.agricultura.pr.gov.br/arquivos/File/deral/nppr.pdf>>.
Acesso em 07/05/2019

SOUZA, R. **Modelos estruturais para previsão de séries temporais: abordagens clássica e bayesiana**. Anais do Colóquio Brasileiro de Matemática, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 17(1989, julho).

TETKO, Igor V., David J. Livingstone, and Alexander I. Luik. **Neural network studies. Comparison of overfitting and overtraining**. Journal of chemical information and computer sciences 35.5 (1995): 826-833. Disponível em : <https://pubs.acs.org/doi/pdf/10.1021/ci00027a006>.

VIGLIONI, Humberto Henrique de Barros. **Dinâmica de vórtices puntiformes em superfícies**. 2006. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Pernambuco.

WALQUIL P.D., Miele M., Schultz G. **Mercados e comercialização de produtos agrícolas**; coordenado pela Universidade Aberta do Brasil – UAB/UFRGS e pelo Curso de Graduação Tecnológica – Planejamento e Gestão para o Desenvolvimento Rural da SEAD/UFRGS. – Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2010.

WASSERMAN, P.D. (1989). **Neural Computing - Theory and Practice**. New York, Van Nostrand Reinhold

WEDEKIN, I. **Economia da pecuária de corte: fundamentos e o ciclo de preços**. São Paulo: Wedekin Consultores, 2017.

WERNER, Liane; BISOGNIN, Cleber; MENEGOTTO, Letícia. **Previsão da umidade relativa do ar diária de Porto Alegre**. Cadernos do IME: Série Estatística. Rio de Janeiro, RJ. Vol. 43 (dez. 2017), p. 39-59, 2017. Disponível em : <https://www.lume.ufrgs.br/handle/10183/178133>.