

MOOCARE: UTILIZANDO PREDIÇÃO DE DADOS E INTERNET DAS COISAS PARA O GERENCIAMENTO DA ALIMENTAÇÃO E PRODUÇÃO DE LEITE NA PECUÁRIA LEITEIRA

Cássio Deon¹

Rodrigo da Rosa Righi²

Resumo: A pecuária leiteira representa grande valor para as áreas sociais e econômicas devido ao alto valor de produção do leite. Nesta área destacam-se as práticas do manejo nutricional e do controle leiteiro, estando a primeira diretamente relacionada com a produtividade de uma vaca e a segunda abrangendo as atividades de monitorar a quantidade e a qualidade do leite produzido pelos animais. Contudo, existe uma lacuna de pesquisa que proponha e valide um modelo computacional para automatizar e individualizar a alimentação dos animais e que forneça dados de previsão da produção de leite. Deste modo, este trabalho propõe o modelo MooCare para auxiliar os produtores no manejo de bovinos leiteiros visando obter melhores índices de produtividade. Para isto o modelo realiza a automação e individualização da alimentação dos animais através da análise de sua produção e emprego de tecnologias da Internet das Coisas. Além disto, o MooCare proporciona a previsão da produção de leite das vacas utilizando o modelo auto-regressivo integrado de médias móveis ARIMA. O modelo também possui um sistema de notificação, que visa alertar o produtor quando uma inconformidade com a produção for encontrada. Com o propósito de avaliar o modelo, foi simulado o acompanhamento de lactações com base em dados reais de produção obtidos de uma propriedade leiteira. Os testes apresentaram resultados encorajadores quanto ao modelo MooCare. A assertividade da previsão indicou pequenas diferenças da produção real, com um erro médio de 2,5 litros para cada valor previsto. O sistema de notificação foi capaz de identificar um problema com uma lactação corrente e o cálculo da alimentação correspondeu ao tratamento sugerido na literatura.

Palavras-chave: Predição da produção de leite. Notificações. Alimentação automática de vacas. ARIMA. Internet das Coisas.

1 INTRODUÇÃO

A agropecuária brasileira fechou 2017 com o produto interno bruto (PIB) de R\$ 299,47 bilhões, representando um crescimento acumulado de 14,5% no ano no setor, contribuindo para 5,7% do PIB do país. (IBGE, 2016; BRASIL, 2017). Desta forma, o agronegócio destaca-se como um dos principais alicerces para impulsionar a retomada do crescimento econômico do Brasil. Dentro da área da pecuária, evidencia-se a produção de leite devido ao seu elevado valor de produção, além de representar um dos principais alimentos consumidos, assim contribuindo na geração de empregos e renda. Observa-se que apesar da relevância do assunto, ainda existem aspectos que devem ser aprimorados, tanto no que tange a produtividade, quanto a qualidade do animal e sua produção. (BEWLEY et al., 2015). Outro problema evidente na pecuária leiteira são as baixas margens de lucro com que os produtores trabalham, desta forma, pequenos produ-

¹ Aluno do curso de Ciência da Computação. Email: cassiodeon@hotmail.com

² Orientador, professor da Unisinos, Doutor em Ciência da Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (2009). Email: rrrighi@unisinos.br

tores são ainda mais afetados pelo alto custo de implantação de tecnologias em sua produção. (CALIL et al., 2012).

Aprofundando-se mais no setor da pecuária leiteira, é identificadas diferentes práticas na criação dos bovinos, destacando-se o manejo nutricional, que trata exclusivamente da nutrição do animal e a prática do controle leiteiro que realiza o monitoramento da produção de leite dos animais. O manejo nutricional destaca-se devido ao alto custo que o referido trato representa, segundo Salman, Osmari e Santos (2011), a alimentação dos animais representa em média 50% a 60% do custo total de produção, além do fato de que, através da correta alimentação, é possível obter melhores índices de produção. O controle leiteiro por sua vez compreende as atividades de monitorar a quantidade e qualidade do leite produzido pelos animais. A importância deste gerenciamento se deve ao fato da renda do produtor estar relacionada diretamente com a quantidade de leite produzida, além de ser uma maneira de monitorar a saúde dos animais. Assim, produtores que possuem controle leiteiro adequado dispõem de uma melhor gerência sobre suas finanças e produção. Considerando os problemas mencionados anteriormente, como a tecnologia pode auxiliar no manejo dos bovinos visando obter melhor produtividade e redução nos custos com a alimentação e proporcionar um melhor controle leiteiro sobre sua produção?

O uso da tecnologia pode vir a auxiliar no controle da nutrição dos bovinos e na produção de leite, assim como já atua em frente a tantas outras áreas como "[...] automação e fabricação industrial, logística, gestão de negócios/processos, transporte inteligente de pessoas e bens". (ATZORI; IERA; MORABITO, 2010, p. 2787). A área da tecnologia que se destaca para este propósito é a Internet das Coisas, que se propõe a conectar os dispositivos utilizados frequentemente no dia a dia com a tecnologia, como receptores de áudio/vídeo, detectores de fumaça, entre outros, permitindo assim que ambientes inteligentes compreendam seu contexto e interajam com pessoas além de tomarem decisões. (WHITMORE; AGARWAL; DA XU, 2015). Ao encontro destas ideias e características, outra ferramenta que visa auxiliar os produtores na criação dos animais é a predição dos valores de produção de leite, uma vez que esta produção é de grande importância econômica para os proprietários. (YAN et al., 2015).

Apesar de existirem produtos comerciais que realizem o fornecimento individual de alimento para vacas a partir do seu rendimento de leite, como por exemplo o FeedStation (DELAVAL, 2017), faltam estudos na área acadêmica que proponham e validem um modelo computacional para tais funcionalidades, uma vez que não encontrou-se trabalhos propondo o desenvolvimento de um modelo com tais características. Grande parte dos trabalhos relacionados à tecnologia na pecuária leiteira apresentam modelos computacionais para o controle de variáveis de ambiente (temperatura, umidade, luz e gases) e parâmetros do próprio animal (frequência cardíaca, movimentação e temperatura). (MEMON et al., 2016; CARIA et al., 2017; UMEGA; RAJA, 2017). Visto isto, ressalta-se a necessidade de estudos para a automação da alimentação dos animais. Além disto, não há trabalhos que relacionem o controle alimentar dos animais com os dados de predição da produção de leite e sistema de notificação, apresentando mais um diferencial a presente pesquisa.

O presente trabalho propõem o modelo MooCare, que visa auxiliar produtores de leite, com foco especial nos pequenos produtores, no manejo de bovinos leiteiros. O modelo portanto realiza a individualização da alimentação dos animais através da análise dos dados de produção de cada animal. Desta forma o MooCare consegue informar ao produtor a quantidade de alimento que determinada vaca deve receber em cada dia. Além disto, o modelo fornece a previsão da produção de leite dos animais. A predição é realizada por meio do método ARIMA, que é um modelo auto-regressivo integrado de médias móveis que realiza uma análise de uma série temporal para compreender os dados e prever pontos no futuro da série. O modelo MooCare possui também um sistema de notificação, que visa informar o produtor sobre possíveis problemas na produção de leite de um animal. As notificações podem ocorrer através da análise da produção real da vaca, ou seja, o que realmente o animal produziu ou também por meio da verificação da produção prevista. Estes valores são comparados e avaliados com uma produção esperada que é adotada para cada animal.

O artigo está estruturado da seguinte forma, a seção 2 refere-se a fundamentação teórica, na qual é apresentado os conceitos e práticas do manejo da bovinocultura leiteira, as tecnologias utilizadas na pecuária e os modelos de predição da produção de leite. Na seção 3 serão apresentados os trabalhos relacionados, demonstrando como as tecnologias têm sido empregadas para soluções na pecuária leiteira e identificando-se a lacuna de pesquisa existente. Na seção 4 será apresentado o modelo proposto neste trabalho, explicando suas funcionalidades e decisões de projeto, enquanto que a seção 5 abordará o cenário de teste para aplicação e o método de avaliação. A seção 6 apresentará detalhes sobre a implementação do protótipo do MooCare desenvolvido. Na seção 7 serão mostrados os resultados obtidos a partir da aplicação de um protótipo do modelo. Por último, será exposta a conclusão sobre o trabalho realizado, apresentando os resultados obtidos e os trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A seguir serão apresentados os conceitos que fornecem fundamentação a presente pesquisa por meio de conceitos encontrados na literatura. Neste capítulo esses aspectos são descritos através de uma revisão bibliográfica.

2.1 Manejo Bovinocultura Leiteira

O manejo de bovinos leiteiros, segundo Neiva (2000), compreende o conjunto de tarefas realizadas com os animais no intuito de criá-los, mantê-los e fazer com que eles produzam. Estas atividades desempenhadas são afetadas pelas relações existentes entre sanidade, manejo, nutrição, produção, reprodução, especialização de mão-de-obra e gerenciamento. (GOTTSCHELL et al., 2002). Com base nesses fatores, podemos evidenciar aqueles que, não somente influenciam no processo de criação, mas também possuem grande efeito sobre o desempenho de uma

vaca - ganho de peso, eficiência alimentar e quantidade de leite produzida - os quais podemos citar, características físicas do animal como peso, idade, número de paridades, além de fatores ambiental como clima, ambiente e instalações e o manejo nutricional. (COSTA CRUZ BORGES; GONÇALVES; GOMES, 2009). Para entender melhor como esses fatores influenciam a produção de leite é necessário conhecer algumas práticas e conceitos sobre o gerenciamento do gado leiteiro.

2.1.1 Período de Lactação

De acordo com Neiva (2000), período de lactação corresponde ao período normal de produção de leite, que ocorre logo após o parto, não sendo considerado os dias de período colostrado e os do fim da lactação, sendo a duração média do período de lactação de 300 à 340 dias, porém o número de dias considerado ótimo para duração do período é de 305 dias. O entendimento do período de lactação é de fundamental importância para a maximização de benefícios e planejamentos da criação. (GOTTSCHELL et al., 2002). Os tratamentos nutricionais, sanitários, a idade do animal no momento do parto, a estação do ano em que ocorreu a parição, além de raça, clima, genética e o manejo do rebanho são fatores que influenciam a duração do período de lactação. (NEIVA, 2000).

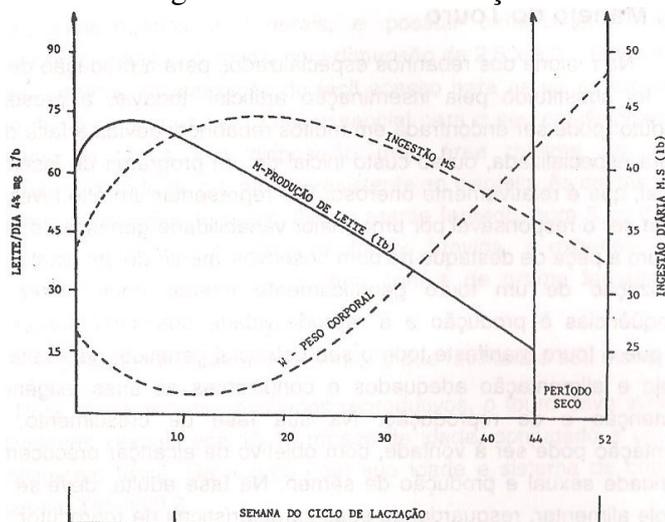
A produção de leite de vacas seguem um padrão curvilíneo em um curso completo de lactação. (YAN et al., 2015). Esta curva possui como principal característica uma fase crescente, por um período variável de 30 a 90 dias após o parto, uma fase de pico, que é representada pela produção máxima observada, e uma fase de declínio que se estende até o final da lactação, sendo esta taxa de declive da produção de leite denominada de persistência da lactação, ou seja, o tempo de permanência que uma vaca continuou a produzir leite após seu ápice. (ALI; SCHAEFFER, 1987). A Figura 1 representa graficamente as características explicitadas anteriormente, na qual é possível verificar a curva de produção de leite, as necessidades de ingestão de matéria seca e o ganho de peso corporal durante o período de lactação.

2.1.2 Manejo Nutricional

O manejo nutricional é uma das principais e mais importantes atividades na criação de gado leiteiro, pois afeta a eficiência na atividade através do impacto que exerce diretamente na produção de leite e bem-estar animal, além disso, de acordo com Salman, Osmari e Santos (2011), os "[...] custos com a alimentação representam de 40% a 60% ou até mais do custo total de produção", reforçando assim, a necessidade de um planejamento e controle adequado sobre essa prática. Este manejo requer diversos cuidados e necessitam da análise de vários dados relacionados com o animal, como sua idade, peso, número de paridades, produção de leite e estágio da lactação. (NEIVA, 2000).

Como bovinos são animais ruminantes os principais alimentos que compõem sua dieta são

Figura 1 – Período de lactação



Fonte: Neiva (2000)

classificados, de acordo com Salman, Osmari e Santos (2011), como: a) Volumosos, correspondem aos alimentos que possuem baixo teor energético, porém com altos níveis de fibra. Alimentos volumosos apresentam grande quantidade de água e baixo nutrientes digestíveis totais, e por consequência, os animais necessitam de grandes volumes destes alimentos, representando a maior parte da alimentação. (GOTTSCHALL et al., 2002). Os volumosos mais utilizados são pastagens nativas, fenos, gramíneas, entre outros; b) Concentrados, este tipo de alimento apresenta, em um volume pequeno, grandes níveis de energia e/ou proteína, possuindo de 85% a 95% de matéria seca, ou seja, são alimentos concentrados de proteína. São exemplos: o farelo de soja, farelo de milho, algodão, trigo, dentre outros. O concentrado é necessário para atender as necessidades das vacas de maior produção.

O fornecimento do concentrado deve seguir a variação da curva de lactação do animal, porém o fornecimento excessivo de concentrado é extremamente prejudicial a saúde do animal. (NEIVA, 2000). Desta forma, a elaboração de dietas é baseada no conhecimento acerca das composições dos alimentos, ou seja, os valores nutricionais e a digestibilidade, além das exigências e necessidades dos animais. Portanto, é normalmente utilizado tabelas que possuam esses tipos de informações para auxiliar na formulação de dietas. Apesar da complexidade dos métodos que estabelecem a ingestão alimentar, existem diferentes modelos disponíveis que utilizam abordagens empíricas para prever ingestão da matéria seca (IMS), dentre as mais famosas e utilizadas, destaca-se a National Research Council (NRC). (ZANIN; HENRIQUE; FLUCK, 2017).

Entretanto, a técnica mais comumente adotada entre os criadores consiste em fornecer o concentrado conforme a produção de leite. Isto ocorre através de uma razão entre a quantidade de litros produzida por dia por quilo de concentrado. Segundo Neiva (2000), a proporção que deve ser fornecida é 1 Kg de concentrado a cada 3 kg de leite produzido por dia, porém para

vacas de alta produção a razão é de 1 kg de ração para 2,5 kg de leite produzido acima de 5kg. Por exemplo, se uma vaca produz 12 litros de leite por dia a mesma deverá receber 4,8 kg de concentrado ou então uma vaca que produza 20 litros por dia, receberia 8 kg da suplementação. Porém, este concentrado não pode ser fornecido em uma única vez, devendo-se fracionar a quantidade ao longo do dia e nunca fornecendo mais que 4kg de concentrado em uma única refeição, pois, caso contrário, pode provocar problemas de acidose no animal.

2.2 Predição na Produção de Leite

O controle leiteiro, segundo Neiva (2000), possui diversas vantagens tais como a possibilidade de avaliar o rendimento do rebanho, racionalizar o uso de concentrados devido a proporção entre a produção de leite e o fornecimento do suplemento, uma vez que através do conhecimento das produções individuais, é possível otimizar este manejo. Ressalta-se ainda o benefício desta prática para a possibilidade de inferir sobre o estado de saúde do animal por meio da observação de alterações quantitativas e qualitativas observadas na produção de leite. Desta forma, auxiliando na identificação de problemas de saúde antes mesmo que haja sintomas clínicos. (VRIES, 2006). Tendo em vista estes benefícios, fica evidente as contribuições que a predição da produção de leite pode fornecer.

A produção diária de leite durante o período de lactação segue um padrão curvilíneo conforme visto na Seção 2.1, necessitando assim, de uma função apropriada para modelar este padrão. Para calcular o rendimento leiteiro de um animal, a produção de leite da vaca é monitorada em intervalos de tempo, geralmente em um período médio de 30 dias. Esta produção registrada em cada dia de monitoramento é denominada produção de leite no dia do controle. (TONHATI et al., 2008). Estas informações coletadas são acumuladas para estabelecer a produção total da lactação, sendo ajustados para o intervalo de 305 dias. Diversos métodos foram sugeridos para prever a produção de leite futura a partir de uma amostra de registros do controle de leite. Estes modelos diferem principalmente no tipo de regressão, linear ou não-linear, na quantidade de parâmetros e na relação com as características de uma lactação típica, como o tempo no pico, a persistência e o rendimento máximo. Os modelos podem ser empíricos, de regressão múltipla, redes neurais artificiais, entre outras. (MACCIOTTA; VICARIO; CAPPIO-BORLINO, 2005)

Os modelos de lactação mais significantes e utilizados na bibliografia são: função gama incompleta, proposto por Wood (1967), função de regressão polinomial de Ali-Schaeffer (1987) e função exponencial de Wilmink (1987) e até mesmo uma proposta em modelo auto-regressivos de médias móveis (ARMA) proposto por MACCIOTTA; VICARIO; CAPPIO-BORLINO (2005).

Apesar de existirem diversos modelos diferentes na literatura para projetar a produção de leite das vacas, a maioria destes trabalhos discutem a derivação do padrão e a estimação de parâmetros de forma teórica. Como consequência disto, as aplicações desses modelos em operações do cotidiano de um produtor ou fazenda são limitadas e restritas. (YAN et al., 2015). Em vista disto, evidencia-se a necessidade de modelos computacionais que possibilitem esta prática de

forma mais fácil e ágil aos proprietários, pois, como visto anteriormente, o controle sobre estes dados possibilita diversos benefícios ao manejo.

2.3 Tecnologias Utilizadas na Pecuária

A adoção da tecnologia na área da pecuária está crescendo, provocando mudanças sobre como o gado é alojado e administrado em fazendas leiteiras. A tecnologia tem sido empregada com diferentes finalidades, como monitoramento de animais e ambiente, que permitem a identificação de animais doentes, além do uso da tecnologia para controle de plantações, maquinários em geral, entre tantas outras contribuições. (MEMON et al., 2016; CARIA et al., 2017; PAN et al., 2016; UMEGA; RAJA, 2017). Os poderes da observação humana são limitados a capacidade dos produtores de identificarem problemas no rebanho ou instalação e o crescimento resultante da concorrência intensificou a exigência de eficiência, resultando em maior ênfase na gestão comercial e financeira. O gerenciamento na área da pecuária leiteira de precisão é, segundo Bewley et al. (2015) o uso de tecnologias automatizadas e mecanizadas para o aprimoramento dos processos, procedimentos ou coleta de informações lácteas. As tecnologias de gerenciamento destes dados oferecem oportunidades para melhorias na gestão animal individual em fazendas leiteiras.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Para a realização da pesquisa para fundamentação do trabalho foram utilizados bases de dados como *Web of Science*, Periódicos CAPES, IEEE, *Google Scholar*, *Journal of Dairy Science* e *Science Direct*. As palavras utilizadas nas buscas foram: IoT; *Smart Farming*; *prediction*; *milk yield*; *dairy cows*; *livestock*; *automatic feeding*; *feeding station*; *dynamic feeding*; agricultura de precisão; bovinocultura leiteira e manejo bovinocultura. Estas palavras foram consultadas de forma separada e combinada, sendo os resultados que foram obtidos ainda foram filtrados de acordo com a relevância do título com o tema de pesquisa. Os trabalhos com conteúdo capaz de auxiliar no desenvolvimento da corrente pesquisa foram selecionados e suas bibliografias ainda foram exploradas para obtenção de mais materiais. A seguir estão relacionados os trabalhos que possuem relação com a proposta de pesquisa em busca de solucionar uma lacuna encontrada na bibliografia.

3.1 Internet of Things (IoT) Enabled Smart Animal Farm

Memon et al. (2016) propõem neste trabalho um modelo de controle de fazenda, no qual serão controlados a alimentação, fornecimento de água, exaustão do excesso de gases e detecção de fogo. Para isso são utilizados microcontroladores, atuadores, sensores de nível de água, sensores ultrassônicos, sensores de gás, temperatura e umidade e uma câmera IP. O modelo

possui um sistema embarcado responsável por obter as informações da fazenda, manter os registros e executar as respectivas funções em tempo real. Para isto, este módulo contém uma série de sensores como: sensor de gases, temperatura e umidade, sensor de fogo, entre outros e dois microcontroladores - Arduíno Mega e Arduíno Uno. O sistema é capaz de trabalhar com *thresholds* e executar ações automáticas baseadas nos valores ou também funcionar de forma manual.

O modelo consiste nos subsistemas: Sistema de controle de gás, Sistema de controle de alimentação, Sistema de controle de incubadora, Câmera IP, Sistema de detecção de fogo e Sistema de controle de água. O subsistema de alimentação possui relação maior com a proposta do presente estudo, por isto, o mesmo será explicado com mais detalhes. O sistema de controle de alimentação consiste em uma tremonha e armazenamento de alimentos. A tremonha possui uma válvula que é ligada utilizando-se um motor enquanto que no armazenador de alimentos possui um sensor ultra-sônico para detectar o nível de alimentação. À medida que o nível de alimentos diminui, a válvula na tremonha é acionada para que a alimentação possa ser preenchida. (MEMON et al., 2016).

3.2 Smart Farm Computing System for Animal Welfare Monitoring

Caria et al. (2017) apresentam neste trabalho uma arquitetura de código aberto e um protótipo de uma estrutura para o bem-estar de animais de fazenda. Para isto foi utilizado o conceito de *fog computing*, implementado com microcontroladores Raspberry como dispositivos de borda para monitorar os animais e o ambiente da fazenda, e para realizar a comunicação com um controlador local da fazenda. O modelo proposto cria conceitualmente uma camada de *fog computing* e ainda está conectado a um sistema de computação em nuvem e a uma aplicação móvel, possuindo ainda a funcionalidade de enviar alertas do controlador para um aplicativo móvel. A arquitetura está dividida em 2 subsistemas: Subsistema de foco no animal - pode utilizar tecnologia vestível ou não - e um subsistema de ambiente. Ambos são partes de um sistema geral que envia seus dados de medição para um controlador da fazenda.

Além dos sensores e das redes, também possui um módulo capaz de controlar o ambiente com atuadores: aquecimento, ventilação (ou ar), abertura e fechamento de portas, janelas, distribuidores de alimentos, entre outras possíveis automações. O programa que é responsável por enviar todos os dados medidos para o controlador da fazenda está escrito em Python e o Raspberry Pi está conectado à rede via Ethernet. O controlador é implementado em uma aplicação Java que executa em uma máquina na fazenda. A cloud é implementada em um servidor externo, mas também pode ser operado por um Web Service da Amazon e o aplicativo é implementado na plataforma Android (versão 2.2.2). O armazenamento dos dados é feito utilizando-se o banco de dados MySQL, que pode ser acessado por consultas na máquina que executa o controlador, através da aplicação mobile ou então utilizando uma ferramenta de gerenciamento de banco de dados.

3.3 Feedstation™ – Estação de Alimentação Automática

Feed Station FSC400™ é um produto comercializado pela empresa DeLaval³ que consiste em uma estação de alimentação que é capaz de identificar e suplementar automaticamente as vacas com o concentrado conforme sua produção e fase da lactação. (DELAVAL, 2017). Este fornecimento é realizado de maneira individual e fracionado em pequenas porções ao longo do dia, e sendo capaz de fornecer até quatro tipos de concentrados e líquidos. Para realizar estas funcionalidades a estação contém um processador que identifica cada animal por meio de brinco ou leitor no colar.

Os processadores fazem uso do algoritmo de qualificação contínua, que é responsável por distribuir a alimentação ao longo do dia evitando a alimentação de hora de pico. Para exemplificar este conceito, pressupõe-se uma vaca que deve receber 8kg de concentrado por dia (24 horas). Neste caso o processador aloca os 8kg de alimentação durante o dia, recalculando a quantidade de alimentação disponível a cada poucos minutos. Não há desperdício de ração, pois a estação de alimentação disponibiliza o concentrado de acordo com a velocidade de consumo da vaca. O produtor deve informar o volume que a vaca deve receber por dia, a quantidade mínima e a quantidade máxima para cada refeição. O processador então realiza o restante, disponibilizando concentrado somente quando a quantidade mínima for acumulada no tempo e salvando o excedente para a próxima refeição quando a quantidade acumulada no tempo exceder o valor máximo determinado pelo produtor. (DELAVAL, 2008).

3.4 Big Data Analytics for Empowering Milk Yield Prediction in Dairy Supply Chains

Neste trabalho, Yan et al. (2015), fornece uma discussão detalhada sobre o projeto de uma ferramenta denominada *Milk Yield Prediction and Analysis Tool* (PAT) que possibilita a previsão de produção de leite, tanto a nível individual de vaca como a nível de grupo (rebanho, fazenda ou região), utilizando diversos modelos empíricos, regressão, entre outros de predição. O trabalho ainda demonstra como a análise de dados pode ser aplicada de forma econômica. Para atingir o objetivo do trabalho, que consistia em fornecer uma solução flexível e econômica, foi projetada uma abordagem baseada em componentes para o software. Cada componente é livremente acoplado, sendo fácil de reutilizá-lo e ampliá-lo.

A arquitetura consiste basicamente de três componentes principais: interface gráfica do usuário (GUI), gerenciador de dados e o mecanismo de predição. Através do componente de interface os usuário conseguem importar dados históricos para a ferramenta, selecionar os modelos desejados e visualizar os resultados de predição e análise. O gerenciador de dados por sua vez, consiste em dois blocos, sendo estes responsáveis pela importação e exportação dos dados da ferramenta. O motor de predição é responsável por fornecer a previsão do rendimento leiteiro multinível através de um conjunto de diferentes modelos de predição, que consiste nos seguin-

³<http://www.delaval.com.br>

tes modelos: modelos empíricos, modelos de tempos de série (ARMA), modelos de análise de regressão, modelo *machine learning*- sendo implementada 4 técnicas: rede neural artificial (ANN), *support vector machine* (SVM), *genetic programming* (GP), and *gaussian process regression* (GPR) - e modelo de agregação - utilizado para predição de vários níveis. No modo de predição multinível é adotada uma abordagem de agregação ascendente (*bottom-up*). Para tanto é realizada duas etapas, a primeira consiste na predição de produção de leite baseada em um modelo gerada no nível de vaca individual, para então, realizar a segunda etapa, que é a previsão para o nível superior, obtida ao resumir e somar as previsões aninhadas dos níveis inferiores.

3.5 Building an IoT Framework for Connected Dairy

Ilapakurti e Vuppalapati (2015) propõem neste trabalho um *framework* IoT para monitorar uma série de sensores no campo. A abordagem do trabalho, utiliza um *framework Bluetooth* de baixa energia para conectar-se a Sensores, recuperando as características dos dados de cada sensor. Ainda é aplicado um processamento de borda (*Edge Computing*) que pode filtrar, agregar, enriquecer e analisar uma alta vazão (*throughput*) de dados dos sensores para monitorar a saúde do gado leiteiro em tempo real, identificar situações urgentes e automatizar ações. O objetivo é fornecer uma arquitetura de nuvem escalável que ofereça uma abordagem holística, ou seja, procurando compreender os fenômenos na sua totalidade e globalidade - para questões envolvendo o leite. O projeto utiliza tecnologias como *Bluetooth Low Energy* (BLE), sensores *Texas Instruments SensorTag* e plataformas mobile - como iOS e Android. A arquitetura do sistema é composta por cinco componentes principais, que são: sensor móvel, banco de dados, serviço, interface com o usuário e plataforma analítica dos dados de sensores.

A parte central do sistema é a interface mobile que conecta-se e obtém periodicamente os valores dos sensores, sendo o principal objetivo desta camada, recuperar os valores das *tags* de sensores utilizando o protocolo BLE. Os dispositivos que implementam o papel central na comunicação BLE realizam uma série de tarefas comuns, como, descobrir e conectar-se a periféricos disponíveis, e interagir com os dados que os periféricos têm para oferecer. O dispositivo móvel, seja Android ou iOS, realiza a computação de ponta - *edge computing* - antes de enviar os dados para a Cloud. A *edge computing* neste modelo é responsável por processar a verificação dos dados dos fluxos de gado leiteiro, aplicando a análise de *Sliding Window*. A plataforma analítica, por sua vez, consiste na análise de transmissão, componente de aprendizado de máquinas e análise histórica, estrutura de indução de transmissão e componente de armazenamento de dados, e baseia-se em dois algoritmos principais de aprendizado de máquinas: Árvore de Decisão e Análise de *streaming* de janela deslizante. O banco de dados utilizado é o NoSQL MongoDB, pois a arquitetura visa trabalhar com dados estruturados e não estruturados. A camada de serviço é implementado em um servidor Web Tomcat utilizando REST/JSON para comunicação. A interface Web foi desenvolvida usando HTML5, Bootstrap e Ajax, enquanto que a interface mobile utiliza framework Android (4.3 ou superiores) e iOS (7 ou superiores).

3.6 Análise trabalhos relacionados

Tabela 1 – Comparação Trabalhos Relacionados

	Memon et al. (2016)	Caria et al. (2017)	DeLaval (2017a)	Yan et al. (2015)	Ilapakurti e Vuppalapat (2015)
Título	Internet of Things (IoT) Enabled Smart Animal Farm	Smart Farm Computing System for Animal Welfare Monitoring	Feedstation™ – Estação de Alimentação Automática	Big Data Analytics for Empowering Milk Yield Prediction in Dairy Supply Chains	Building an IoT Framework for Connected Dairy
Coleta de Dados	Sensores/Automático	Sensores/Automático	Informação não disponível	Importação de dados	Sensores/Automático
Sistema de Alimentação	Dispensar conforme nível do alimento	Não possui	Baseado na produção de leite	Não possui	Não possui
Predição Produção de Leite	Não	Não	Não	Sim	Não
Sistema de Notificação	Alarme para detecção de incêndio	Notificação mobile	Não possui	Não possui	Notificações para o usuário
Aplicação	Monitoramento de parâmetros e automação de ações corretivas de uma fazenda	Bem-estar animal	Alimentação do animal	Previsão da produção de leite	Monitoramento de sensores e gerenciamento dos dados
Exibição dos dados	Sistema em LabVIEW	Aplicação mobile e aplicação PC	Não possui	Aplicação PC	Aplicação mobile e aplicação PC
Transmissão dos dados	WIFI e UDP	WIFI/Bluetooth e TCP	Informação não disponível	Não se aplica	Bluetooth (BLE)

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 1 apresenta uma análise dos trabalhos relacionados, na qual a presente pesquisa identificou que, apesar de haver produtos comerciais que propõem uma solução para controle alimentar a partir de dados dos animais, na literatura acadêmica não existem trabalhos que proponham essa funcionalidade em forma de modelo computacional - envolvendo fórmulas matemáticas, arquitetura de componentes e algoritmos. Também foi constatado que, apesar de existirem diversos modelos para predição do rendimento leiteiro das vacas (WOOD, 1967; WILMINK, 1987; ALI; SCHAEFFER, 1987; MACCIOTTA et al., 2002), estas propostas são conceituais, ou seja, a maior parte dos trabalhos discute a variação do modelo e a estimação de parâmetros do ponto de vista teórico, ocasionando desta forma que a aplicação desses modelos em operações diárias sejam limitadas. Por consequência, há poucos trabalhos que utilizam os modelos para propor uma solução prática de fazenda inteligente, sendo encontrado somente o trabalho de Yan et al. (2015), visando produzir uma ferramenta útil e aplicável ao produtor, ou seja um modelo que possa ser implantado e utilizado nas propriedades.

Ao analisar os trabalhos relacionados elencados nesta pesquisa, foi constatado que a grande maioria das propostas para pecuária possuem enfoque no monitoramento de parâmetros de ambiente, como temperatura, umidade, entre outros. (MEMON et al., 2016; CARIA et al., 2017; UMEGA; RAJA, 2017). É inegável a contribuição destas pesquisas, entretanto, conforme explicado anteriormente, há uma carência na área de pesquisas para soluções de controle alimentar e gerência dos dados de predição da produção de leite, tendo em vista a importância do correto manejo dos animais e controle dos dados de rendimento. Portanto as lacunas encontradas a partir desta pesquisa são: a) modelo que proponha fornecimento do concentrado com base nos

dados de produção e predição dos valores do rendimento leiteiro do animal e b) modelo que utilize a predição da produção de leite e que através da análise dos valores envie notificações ao produtor sobre problemas detectados na lactação corrente.

4 MODELO MOOCARE

Para contribuir com o manejo de bovinos leiteiros, por intermédio da utilização de novas tecnologias à pecuária de leite, esta pesquisa propõe um modelo computacional envolvendo IoT, predição e notificação para o gerenciamento da alimentação e produção de leite. A presente pesquisa propõem o modelo MooCare, que é independente da tecnologia de implementação, sendo possível implementá-lo de diferentes maneiras e tecnologias. O modelo contém as seguintes funcionalidades: obtenção dos dados de produção de uma vaca, predição da produção de leite do animal, fornecimento de concentrado de maneira individual e envio de notificações ao produtor utilizando valores de *thresholds* para avaliação.

4.1 Decisões de Projeto

O modelo proposto será aplicado somente a vacas em lactação. Esta restrição ocorre porque vacas nos períodos que não estão produzindo leite, devem receber um manejo e alimentação diferentes. (MANN et al., 2015). A obtenção dos valores de produção ocorrerá no momento da ordenha, portanto o animal deverá ser identificado e ter sua produção registrada no momento em que estiver sendo ordenhado. Outro método para obter-se os dados é através da importação de registros históricos dos animais.

Para realizar a predição da produção de leite de um animal, será utilizado o modelo autorregressivo integrado de médias móveis (ARIMA), que consiste em um dos modelos de séries temporais mais importantes e amplamente utilizados. (ZHANG, 2003). Optou-se pelo modelo ARIMA, pois aplicado a uma série temporal estacionária ele possui uma melhor assertividade quando comparado com outros métodos e também por apresentar rápida resposta no tempo de execução. O modelo de predição do MooCare deverá ser ajustado a partir de uma base histórica com registros de rendimento de lactações anteriores para ajuste dos parâmetros.

Para gerar as notificações, será adotada a técnica de *thresholds*, onde a lactação corrente será comparada com uma lactação esperada, desta forma, se o valor de produção variar para menos do percentual estipulado para a produção esperada, uma notificação será gerada. A lactação esperada adotada para realizar as validações será a última lactação do animal, ou seja, a lactação corrente será comparada com os valores históricos da lactação anterior. Caso seja a primeira lactação do animal, não haverá nenhuma lactação para comparar e desta forma não será utilizada a notificação para esta lactação.

No que se refere a alimentação, o modelo trabalha somente com um tipo de alimento concentrado, pois como visto, os alimentos possuem diferentes propriedades nutricionais, o que irá

fazer com que a quantidade de alimento necessária varie conforme o concentrado escolhido. O modelo é aplicado a propriedades que utilizam o sistema de criação confinado intensivo ou semi-extensivo, uma vez que diferentes sistemas de criação requerem diferentes manejos nutricionais.

Deste modo, o modelo MooCare objetiva-se a realizar a predição da produção de leite de um animal utilizando o modelo ARIMA, enviar notificações ao usuário quando alguma inconformidade for encontrada, segundo as regras estabelecidas, e automatizar a alimentação individual dos animais. Portanto, não faz parte do escopo do trabalho informar ou gerar medidas preventivas ou que solucionem determinado problema detectado, neste caso, apenas uma notificação será gerada sendo responsabilidade do produtor executar as providências cabíveis.

4.2 Arquitetura

O modelo MooCare é dividido em 2 módulos principais: o módulo MooField, responsável pela obtenção dos dados de produção e fornecimento de alimento e o módulo controlador central chamado MooServer. A principal vantagem desta modularização é a facilidade de realizar adequações necessárias ao modelo conforme o cenário que o mesmo será empregado. Na Figura 2 é identificada a disposição dos componentes do módulo MooField em uma propriedade leiteira demonstrando um conceito de alto nível deste módulo. A Figura 3 apresenta a arquitetura do modelo MooCare.

Portanto, o módulo MooField é responsável por realizar a identificação, obtenção dos dados e fornecimento da alimentação para os animais. Para realizar todas estas funcionalidades o MooField utiliza diversas tecnologias de IoT, contendo os seguintes componentes: sensores de leite, atuadores de alimentação e um controlador. Além disto, cada animal deverá utilizar uma etiqueta RFID (*Radio-Frequency IDentification*) para sua identificação. Os sensores de leite estarão presentes nas ordenhadeiras e serão responsáveis por obter a quantidade de leite produzida pelo animal. Estes sensores deverão capturar a vazão e computar a quantidade ordenhada ou então verificar no recipiente que armazena a produção o nível de leite produzido. Após a ordenha, os dados obtidos pelos sensores serão enviados para o controlador do MooField.

O controlador trata-se de um microcontrolador, como o Arduíno por exemplo, que possui a responsabilidade de identificar o animal que foi ordenhado através da etiqueta RFID que a vaca carrega e enviar para o serviço de coleta de dados do MooServer os dados de produção e a identificação do animal. O componente de atuadores de alimentação possuem a função de fornecer o alimento concentrado ao animal. Para isto, quando a vaca entrar no canzil para alimentar-se, a mesma será identificada através da sua etiqueta RFID pelo controlador e então o próprio controlador irá solicitar ao serviço de alimentação do MooServer a quantidade de alimento que deverá ser fornecida informando a identificação do animal. Após obter o retorno, o controlador irá enviar para o atuador de alimentação a ação para dispensar a quantidade de alimento calculada.

Figura 2 – Disposição dos componentes do MooField em uma propriedade



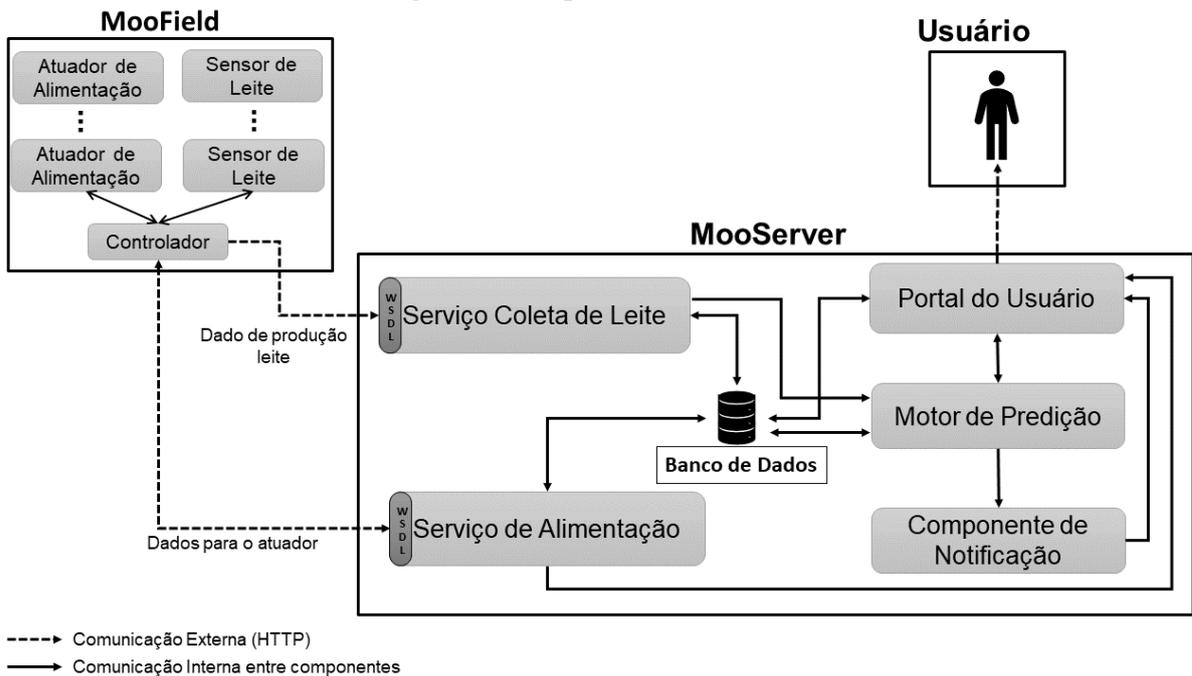
Fonte: Elaborado pelo autor

O módulo MooServer é composto por 6 componentes: serviço de coleta de leite, serviço de alimentação, motor de predição, componente de notificação, portal para o usuário e banco de dados. O serviço de Coleta de Leite é responsável por obter os dados vindos do MooField e armazená-los no banco de dados. Para isto, é utilizado um WSDL⁴ com o objetivo de padronizar o recebimento dos dados, que deve receber a quantidade de leite produzida pelo animal e sua respectiva identificação. Além disto, após a inserção dos valores no banco de dados, este componente deverá notificar o serviço de predição e alimentação, uma vez que haverá novos dados para serem avaliados. O serviço de alimentação possui a funcionalidade de calcular a quantidade de alimento que a vaca deverá receber por dia e também de enviar para os atuadores de alimentação no MooField esta informação. Assim como o componente de coleta de leite, ele também possui uma interface WSDL para definir o contrato de troca de mensagens. Deverá receber a identificação do animal como entrada e como saída deverá ser a quantidade de alimento.

O componente de predição será responsável por calcular a previsão dos valores de produção de leite de um animal. Para isto, este serviço utiliza um motor de predição para realizar os cálculos necessários. Após o cálculo de projeção, este componente deverá acionar o serviço de notificação enviando o valor previsto de produção. O serviço de notificação por sua vez, possui

⁴Web Services Description Language (WSDL) é uma linguagem baseada em XML usada para descrever Web Services, atuando como uma espécie de contrato do serviço

Figura 3 – Arquitetura do MooCare



Fonte: Elaborado pelo autor

como objetivo executar as regras de verificação e realizar as notificações para o usuário. O portal do usuário fornecerá a interação com o produtor, podendo ser um *Web Site*, aplicativo ou outra interface qualquer. Neste portal o usuário terá acesso a informações dos animais como sua produção, previsão da produção e alimentação, além disto o produtor será notificado através desta interface. Por fim, o banco de dados possui a responsabilidade de armazenar os dados necessários para o funcionamento do modelo, tais como: identificação do animal, sua produção, alimentação e notificações geradas. Este banco de dados não necessita ter uma característica robusta, uma vez que não haverá um grande volume de requisições simultaneamente, não sendo crítico seu desempenho.

4.3 Gerenciamento

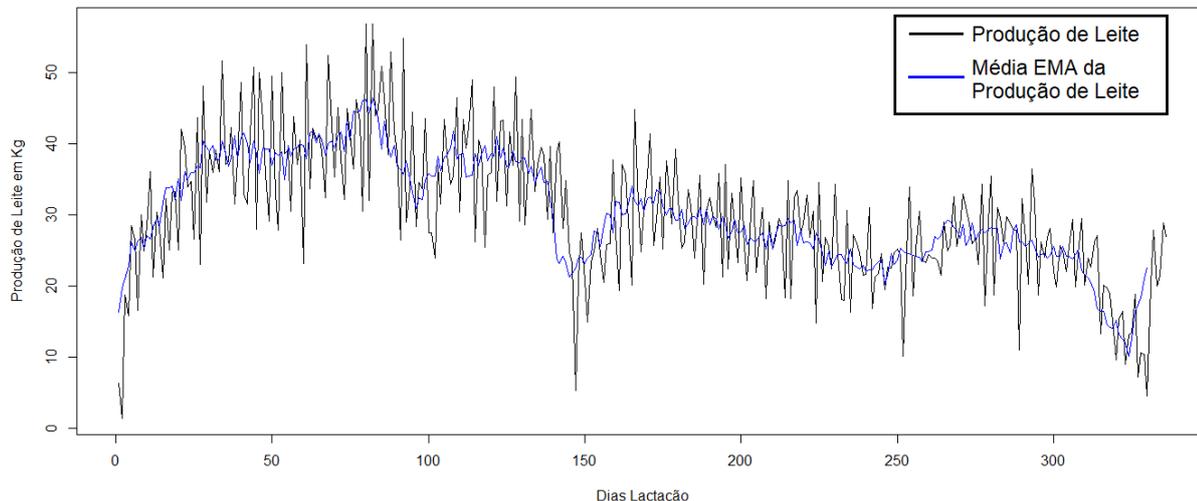
Nesta subseção serão abordadas questões específicas de como o modelo deverá tratar os dados, realizar cálculos, regras para notificações, entre outras definições. Para tanto, foi separado em quatro gerenciamentos, os quais explicam cada componente do modelo MooCare.

4.3.1 Componente de Predição

Analisados os dados de produção de leite de diversas vacas, que foram obtidos através da EMBRAPA e de uma propriedade no município de Arroio do Meio, interior do Rio Grande do Sul, foi verificada a necessidade de realizar um tratamento sobre estes registros. Os dados de

produção de leite apresentam um comportamento não estacionário, ou seja, os dados não variam em torno de um parâmetro constante. Desta forma, o modelo ARIMA apresenta dificuldades em realizar a análise da série temporal, pois necessita que esta seja estacionária. Portanto, para corrigir estes valores é utilizada a técnica de calcular a média móvel exponencial (*exponential moving average* (EMA)) dos dados de produção. Esta técnica consiste em uma média ponderada dos registros anteriores, dando maior peso aos valores mais recentes no cálculo da média. Este processo visa suavizar possíveis picos evitando falsos positivos e negativos e transformar a série em estacionária. Portanto, após a execução do EMA sobre os dados é obtida uma série temporal suavizada, sendo possível executar a projeção de valores com mais assertividade. Na Figura 4 é demonstrada a representação em gráfico dos dados reais de produção de uma vaca e os mesmos dados tratados por EMA.

Figura 4 – Gráfico que representa a aplicação do EMA sobre os dados de produção de leite de um animal.



Fonte: Elaborado pelo autor

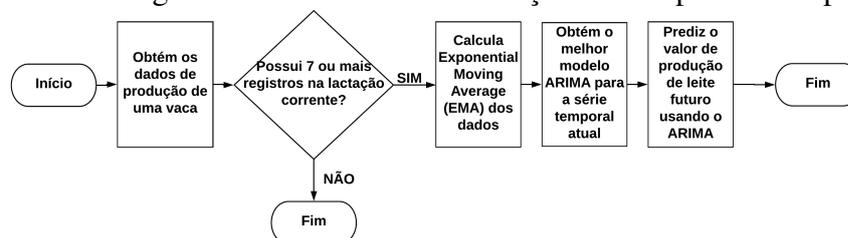
Na Figura 5 é demonstrado um fluxograma com a ordem de execução do componente para realizar a previsão. Assim que um registro de produção é inserido através do serviço de coleta de leite o componente de predição é iniciado. O componente de predição obtém os valores de produção do animal em questão e verifica se já possui métricas suficientes para que seja possível executar a série temporal da lactação atual. O algoritmo ARIMA indicou em testes realizados que necessita de 7 registros da lactação corrente antes de predizer melhores resultados. Caso ainda não possua os valores suficientes o componente finaliza sua execução. Entretanto, caso possua a quantidade de registros necessários o componente de predição calcula o EMA sobre os valores.

Após realizar o tratamento dos dados calculando a média móvel exponencial, será aplicado o modelo ARIMA sobre eles afim de obter a previsão da produção de leite. Para definir os parâmetros do modelo ARIMA que serão empregados será executada uma função que é capaz de determinar qual o melhor modelo para se aplicar a série temporal em questão. Esta decisão é

devido ao fato de cada animal apresentar sua série temporal, assim o modelo ARIMA adotado será aquele que melhor representar o comportamento dos registros do produção de cada vaca.

Após obter o modelo ARIMA adequado, realiza-se a previsão do valor de produção futuro. O ponto de previsão no futuro, ou seja, quantos dias a frente deseja-se prever, será determinado pelo produtor, sendo esta variável referenciada como *AHEAD*. Desta forma, possibilita que o produtor indique um determinado período de tempo que ele considere necessário para realizar alguma ação preventiva através da análise da previsão. Após realiza-se a previsão da produção, o valor é enviado ao componente de notificação para executar as regras de verificação e o componente de predição encerra sua execução.

Figura 5 – Fluxograma com a ordem de execução do componente de predição



Fonte: Elaborado pelo autor

4.3.2 Componente de Alimentação

Para realizar o gerenciamento da alimentação o MooCare propõem-se a calcular e disponibilizar o alimento concentrado para os animais. Para realizar estes controles, este componente terá como entrada os dados reais de produção. Após obter estes registros será calculada a média da produção dos últimos 7 dias, com o objetivo de suavizar os picos e evitar o manejo nutricional incorreto para um dia. A partir da média será possível calcular a quantidade de ração concentrada que este animal deve receber por dia, para tanto, será empregada a proporção sugerida Neiva (2000), expressa na equação 1:

$$Quantidade(producao_media) = \left\{ \begin{array}{l} \frac{producao_media}{3}, se\ producao_media \leq 5 \\ \frac{producao_media}{2,5}, se\ producao_media > 5 \end{array} \right\} \quad (1)$$

Portanto, caso a média da produção de leite para o dia seja menor ou igual a 5 litros, a quantidade de concentrado será a de 1kg para cada 3 litros de leite. Entretanto, se a média da produção for maior que 5 litros a quantidade de concentrado é dada pela proporção de 1kg para cada 2,5 litros de leite produzido. Após o cálculo da quantidade correta, este valor será armazenado no banco de dados para eventual consulta.

Ao se aproximar do cocho para receber o alimento, o animal será identificado por meio de sua etiqueta RFID e o controlador do MooField irá requisitar para o serviço de alimentação do MooServer a quantidade de alimento que o animal deve receber. Ao obter o retorno da consulta,

o controlador irá acionar os atuadores, que por sua vez, serão responsáveis por despejar no recipiente de alimentação da vaca a quantidade correta. Neste modelo será controlado somente o uso de um tipo de alimento concentrado, como por exemplo o farelo de soja ou então farelo de milho.

4.3.3 Componente de Notificações

O envio de notificações aos usuários visa alertar o produtor sobre inconformidades identificadas através da análise dos dados de produção de leite dos animais. Com este objetivo haverá dois tipos de notificação: (i) notificação que visa informar problemas detectados na produção real e (ii) notificação que adverte sobre possível problema com a produção no futuro.

Para a geração das notificações será empregada uma série de conceitos e técnicas de estatística. Como a exemplo do gerenciamento de predição, as notificações fazem uso da média móvel exponencial para suavizar os dados e evitar equívocos de análise. Além disto, as regras baseiam-se em valores de *thresholds* para realizarem as validações, definindo desta forma um limite inferior mínimo para comparação. Com a finalidade de verificar a lactação corrente, a mesma será comparada com a lactação anterior, estabelecendo deste modo um critério comparativo para avaliar a produção atual de cada vaca de maneira individual. Assim, a lactação anterior será considerada como a produção esperada (PE).

Para utilizar os dados da última lactação como comparação, é necessário que estes registros sejam tratados. Portanto, será calculada a média móvel exponencial dos dados para realizar as verificações, evitando que possíveis picos produzam falso positivo ou negativo. Em vista disto, as duas notificações utilizam-se desta produção esperada (PE) para efetuar as regras de validação, as quais são detalhadas a seguir e demonstradas na Figura 6.

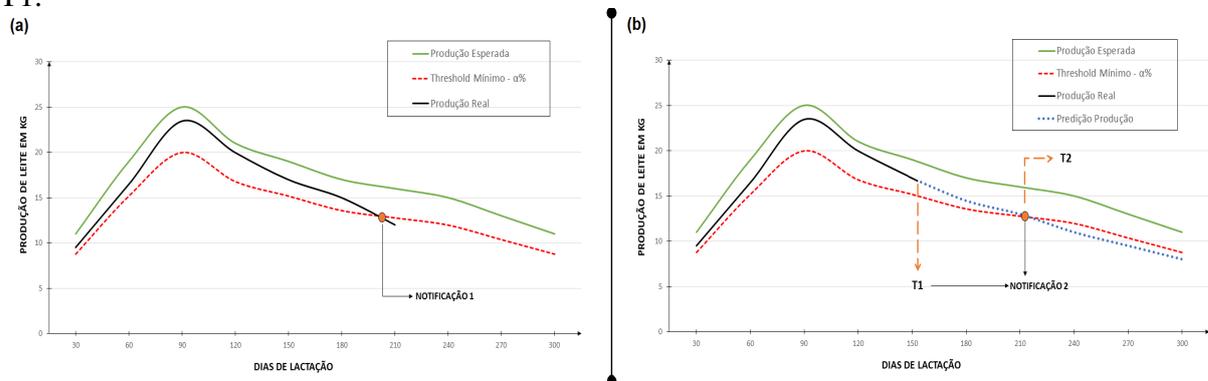
- Notificação 1 - Análise da produção real

Esta notificação consiste na identificação de inconformidades na produção real da lactação corrente, ou seja, ocorre através da análise dos dados de produção registrados do animal. Para realizar isto, será calculada a média móvel exponencial (EMA) dos registros de produção de leite da lactação corrente e logo após esta média será comparada com a PE. A verificação irá comparar o valor médio de produção de leite da lactação atual com a quantidade média produzida para o mesmo período na produção esperada. Por exemplo, se um animal está no vigésimo dia de lactação, a sua produção média para este dia será comparada com a média da produção do vigésimo dia da produção esperada. Para realizar a comparação será utilizado um valor percentual de *threshold*, definindo assim, um limite inferior que a produção atual não deve ultrapassar. Portanto, a comparação da quantidade de leite produzida na lactação corrente será comparada com o limite mínimo calculado. Assim sendo, a regra que define esta notificação é: se a média da produção atual for menor que $\alpha\%$ da média esperada, uma notificação será enviada para o usuário. Onde α será o valor percentual definido no sistema como tolerância de variação.

- Notificação 2 - Análise da produção prevista

A notificação 2 corresponde a identificação de possíveis problemas futuros que um determinado animal pode apresentar em sua produção de leite, ou seja, realiza a análise da produção que foi prevista para o animal. Esta notificação possui a regra semelhante a Notificação 1, entretanto, ao invés de analisar os dados reais de produção já registrados, a mesma verifica o valor que foi previsto. Portanto, a validação irá verificar o valor previsto no componente de predição com a quantidade média produzida para o mesmo período na produção esperada. Isto é, se foi previsto um valor de produção para o trigésimo dia de lactação, este valor será comparado com a média da produção do trigésimo dia da produção esperada (PE). Esta notificação também faz uso do mesmo valor de *threshold* definido anteriormente. Logo, o valor previsto será verificado se está abaixo do limite mínimo definido pela aplicação do percentual α sobre a PE.

Figura 6 – Notificações do MooCare - (a) Exemplifica a notificação 1, onde o ponto em laranja representa o momento em que a produção atual fica abaixo do limite mínimo estipulado, gerando assim uma notificação; (b) Representação da notificação 2, na qual percebe-se que no momento T1 ocorre a predição de um valor para o instante T2. A validação identifica que o valor previsto é inferior ao *threshold* da produção esperada (PE) e gera uma notificação no tempo T1.



Fonte: Elaborado pelo autor

5 IMPLEMENTAÇÃO

Na seção a seguir serão descritas as decisões de implementação para a aplicação do modelo especificado na seção anterior. Considerando-se os riscos e restrições envolvendo a implantação do módulo MooField em uma propriedade real, o qual afeta diretamente o animal e sua produção, optou-se por não desenvolver este módulo nesta etapa do trabalho, uma vez que isto interfere na saúde dos animais e na fonte de renda do produtor representando um alto risco ao negócio. Assim sendo, o módulo MooField foi simulado através do envio dos dados de forma manual para o sistema, ou seja, os dados foram previamente obtidos e registrados para posteriormente serem enviados para o componente de coleta de leite no módulo MooServer simulando

a comunicação entre os dois módulos.

Para a implementação do MooServer optou-se pela tecnologia ASPNET Web API, provendo desta maneira uma interface para enviar e receber os dados por meio dos métodos GET e POST do protocolo HTTP. Além disto, realiza a integração com o banco de dados e executa os componentes necessários de cálculo e regras de notificação. Definiu-se a linguagem de programação C# por ser bem conceituada e utilizada, e também por possuir uma comunidade ativa e com grandes projetos implementados. A IDE de desenvolvimento utilizada foi o Visual Studio 2015 da Microsoft e para o versionamento do projeto foi utilizado sistema de controle Git com o serviço web do Github ⁵.

Para o algoritmo de predição, optou-se por utilizar o R, uma vez que este já possui uma biblioteca para trabalhar com ARIMA - biblioteca *forecast* - sendo utilizada a versão 3.4.2. Para isto, foram desenvolvidos *scripts* R que são executados a partir do C# utilizando o componente *Process* que viabiliza o acesso a processos locais. Esta decisão implica na necessidade de instalar o R e suas bibliotecas necessárias na mesma máquina na qual o MooServer será executado.

Em um modelo ARIMA, o valor previsto de uma variável é assumido como uma função linear de várias observações passadas e erros aleatórios. Um modelo ARIMA pode ser definido como $ARIMA(p, d, q)$, no qual p é o número de termos auto-regressivos, d representa o número de diferenças e q o número de termos da média móvel. O R possui algumas funções que definem automaticamente a variação dos parâmetros ARIMA por meio da análise dos resíduos, portanto, o presente trabalho utiliza-se da função *auto.arima* para determinar qual modelo ARIMA será empregado na série temporal que representa a produção de leite do animal.

O Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados (SGBD) adotado foi o PostgreSQL, pois este é de uma banco de dados com uma arquitetura comprovadamente confiável e robusta. O PostgreSQL é multiplataforma, sendo compatível com todos os principais sistemas operacionais. Além disto, trata-se de um SGBD *open source* que possui uma comunidade ativa que oferece soluções eficientes e inovadores, desta forma, o trabalho visa estimular este tipo de iniciativa.

Conforme apresentado na seção anterior, foram definidas variáveis necessárias para implementar o modelo, as quais são: *AHEAD*, que define o ponto no futuro que será previsto e α *threshold*, que corresponde a porcentagem que é aplicada a produção esperada para gerar o limiar inferior para as regras de notificação. Tendo em vista isto, o trabalho utiliza os seguintes valores para as variáveis: $AHEAD = 7$ e $\alpha = 20\%$. Estes valores foram definidos a partir de uma pesquisa realizada com produtores que indicaram suas necessidades. O *AHEAD* equivalente a 7 significa que será previsto o valor da produção para o sétimo dia seguinte ao último registro da lactação corrente. A escolha deste valor, segundo os produtores, é por ser um período adequado para realizar alguma ação preventiva caso seja necessário. O valor de 20% de *threshold* estabelece que as regras de notificação irão verificar se os valores analisados variaram

⁵<https://github.com/cassioleon/MooCareVS>

20% a menos do que a produção esperada.

6 METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO

Com o propósito de avaliar o protótipo do MooCare desenvolvido, foram executados testes utilizando o conjunto de dados obtidos da EMBRAPA (Empresa Brasileira de Pesquisa) e de uma propriedade no município de Arroio do Meio, interior do estado do Rio Grande do Sul. Estes registros possuem a informação da produção de leite por dia e o dia de lactação correspondente por animal durante suas lactações. Com base nestes dados foi possível criar um cenário para avaliar o protótipo, verificando a assertividade, o funcionamento das notificações e o cálculo da quantidade de alimento.

6.1 Cenário

O cenário para a execução e avaliação do protótipo utiliza-se dos registros de produção de leite obtidos de uma propriedade leiteira. Com base nestes dados é simulado o acompanhamento de lactações de diferentes animais, permitindo avaliar o modelo a partir de registros reais visando garantir a coerência com o cenário real. Portanto, os registros de produção de cada vaca serão inseridos no protótipo individualmente e sequencialmente, simulando o funcionamento em um ambiente real em que é registrada a produção do animal diariamente. Após a inserção de cada registro será verificado o comportamento do protótipo, na qual será analisada a acurácia da predição, as notificações e o cálculo da alimentação através das avaliações descritas a seguir.

6.2 Avaliação

Para avaliar a execução do protótipo no cenário descrito anteriormente, uma série de métodos são propostos para verificar as funcionalidades do modelo. Serão analisadas a assertividade da predição da produção de leite, o funcionamento das notificações e o cálculo da quantidade de alimento por animal para cada dia.

- **Assertividade:** Para verificar a assertividade será comparado o valor previsto com a produção real do animal para cada dia das lactações. Estas comparações irão resultar em uma diferença para cada dia. Desta forma será possível verificar através desta diferença a assertividade das previsões. Isto demonstrará se o ARIMA conseguiu prever os valores de produção de forma satisfatória.
- **Notificação:** Para avaliar as notificações, ao inserir novos dados de produção de um animal para um dia, será verificado se a nova configuração da lactação atende a alguma das duas regras de notificação. Portanto, caso a produção atual se encontre abaixo do limite inferior para a lactação em questão, espera-se que o sistema gere uma notificação e in-

forme o usuário. Outro caso é quando a previsão da produção de leite para determinado ponto for inferior ao *threshold*, assim sendo, é esperada uma notificação que informe ao usuário o problema identificado.

- Alimentação: A quantidade de alimento a ser fornecida ao animal será avaliada através da verificação do cálculo, analisando se o valor corresponde com a recomendação prevista na literatura utilizada neste trabalho e se está coerente com a lactação acompanhada.

7 RESULTADOS

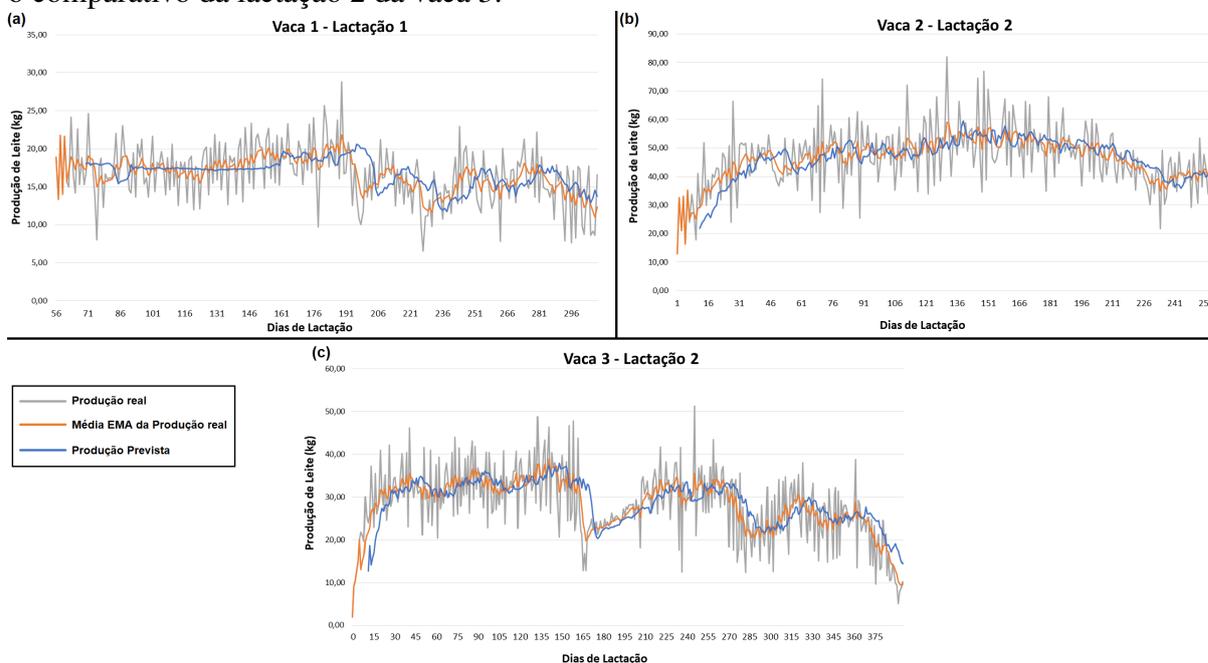
Nesta seção serão descritos os resultados obtidos a partir da aplicação do modelo definido neste trabalho no cenário descrito anteriormente. Portanto, visando testar o protótipo foram analisados 5.055 registros de produção de diferentes vacas para executar o cenário. Após a análise dos registros foram executados testes com 3 vacas sendo analisadas duas lactações de cada uma, gerando a simulação de acompanhamento de 6 lactações no total. Estes testes geram outro conjunto de dados que podem ser analisados para aferir sobre o modelo MooCare. Primeiramente serão analisadas a assertividade do modelo de predição, em seguida as notificações geradas e além disto a verificação da alimentação calculada para cada animal.

7.1 Análise de assertividade

Inicialmente, os gráficos 7 (a), (b) e (c) demonstram a comparação entre a produção real e produção prevista para uma lactação de cada vaca. Estes gráficos permitem visualizar as séries temporais das lactações bem como a proximidade dos dados previstos. A partir dos gráficos pode-se concluir que as previsões, no geral, acompanharam a média de produção real apesar das oscilações que as mesmas apresentam. Estas oscilações podem ser explicadas pelo fato de como ocorre o manejo na propriedade em que os dados foram coletados. Nesta propriedade é utilizado um sistema automatizado de ordenha, no qual os animais entram na cabine de ordenha livremente no horário que desejarem. Desta forma, não há um controle preciso de quantas ordenhas são realizadas em cada animal por dia. Assim, uma vaca pode ser ordenhada 4 vezes em um dia e no seguinte somente 1 vez, resultando em uma variação da quantidade de leite produzida em cada dia devido a quantidade de ordenhas.

Destaca-se o caso da lactação 2 da vaca 3, que apresentou um comportamento anormal onde houve uma queda repentina na sua produção de leite no dias 160 à 164. Portanto, a predição do modelo não foi capaz de prever esta inesperada alteração na produção, pois apesar da previsão ocorrer diariamente ela é calculada para 7 dias no futuro. Desta forma, o modelo deveria prever no dia 157 que no dia 164 a produção apresentaria um problema, entretanto no período 157 a lactação apresentava um comportamento normal, conforme gráfico 7 (c). Apesar disto, nos demais casos a predição ocorreu de forma coerente com a produção real, demonstrando ser uma ferramenta apta a ser utilizada na previsão do controle leiteiro.

Figura 7 – Gráfico comparativo entre produção real e a produção prevista de 1 lactação de cada vaca. No gráfico (a) é apresentado o comparativo para a lactação 1 da vaca 1. O gráfico (b) representa a comparação para a lactação 2 da vaca 2. Enquanto que no gráfico (c) é demonstrado o comparativo da lactação 2 da vaca 3.



Fonte: Elaborado pelo autor

Ao comparar os valores reais e previstos de produção dia a dia obteve-se a diferença entre estes valores. Portanto, isto resultou em um valor de diferença para cada dia de lactação analisado. Com o objetivo de analisar a acurácia da predição foi calculada a média e o desvio padrão das diferenças para cada lactação analisada. Os resultados indicam que tanto a média quanto o desvio padrão das diferenças foram baixos. Como a média representa a medida de tendência central, isto indica que as diferenças tendem a ser de pequenos valores. Enquanto que o desvio padrão pequeno representa que as diferenças estão próximas da média. Estes valores demonstram que a predição do modelo consegue prover uma adequada previsão da produção de leite para os animais. A Tabela 2 apresenta a média das diferenças e o desvio padrão por lactação.

7.2 Análise de notificação

No que se refere as notificações, a execução dos testes resultou em apenas duas identificações de inconformidades. Isto se deve ao fato do conjunto de dados obtidos da propriedade não apresentarem mais vezes o comportamento que satisfaça as condições das regras de notificação, pois os testes dependem unicamente dos animais apresentarem tal característica.

A primeira notificação gerada nos testes foi a Notificação 1, resultante da análise da produção real. Isto ocorreu na segunda lactação da vaca 3 no dia 162 quando a média da produção de leite era de 23,93 litros. Para este mesmo período, a produção esperada (PE) era de 33,27 li-

Tabela 2 – Média e desvio padrão das diferenças entre a produção real e produção prevista para as lactações analisadas.

		Média das Diferenças	Desvio Padrão das Diferenças
Vaca 1	Lactação 1	1,38	1,12
	Lactação 2	2,80	2,45
Vaca 2	Lactação 1	3,16	2,56
	Lactação 2	2,82	2,39
Vaca 3	Lactação 1	2,27	1,73
	Lactação 2	2,36	2,17

Fonte: Elaborado pelo autor

tros, portanto, aplicando-se o percentual de *threshold* de 20% obtém-se o limite de 26,62 litros. Na Tabela 3 estão demonstrados os valores no momento da notificação. Desta forma a média da produção atual estava abaixo do limite calculado para o período e o MooCare apresentou a notificação conforme o esperado. Na Figura 8 é possível visualizar o *screenshot* da notificação exibida para o usuário.

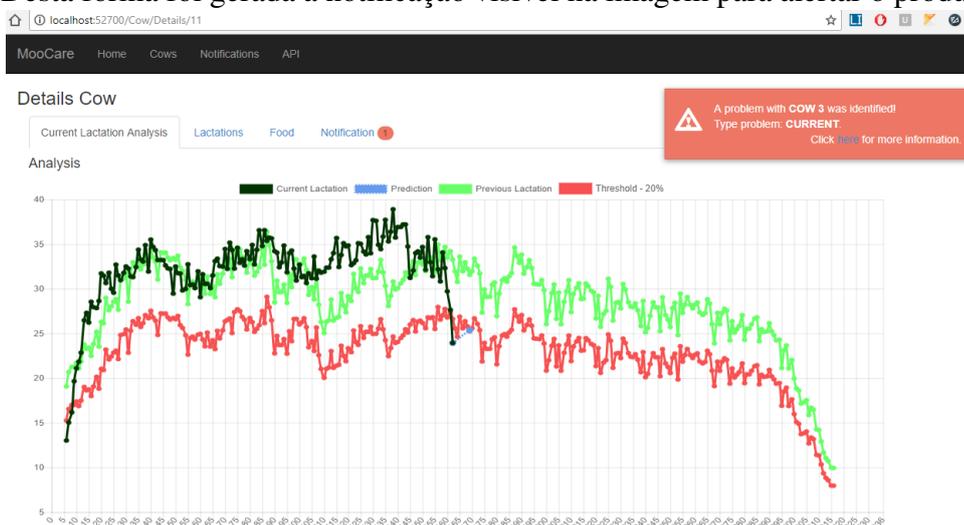
A segunda notificação provocada foi a Notificação 2, consequência da análise da previsão da produção. Esta notificação também ocorreu na segunda lactação da vaca 3, entretanto ela foi gerada no dia 163 no qual foi previsto para o dia 170 uma produção de 20,03 litros. A produção esperada (PE) para o dia 170 era de 31,96 litros e aplicando o *threshold* de 20% resulta no limite de 25,57 litros. Tendo em vista que o valor previsto foi inferior ao esperado para o dia, o modelo gerou e informou uma notificação ao usuário, que pode ser vista na Figura 9. Os valores no instante em que ocorreu a notificação são demonstrados na Tabela 3.

Analisando o caso em questão, nota-se que o modelo não foi capaz de prever com certa antecedência o problema que ocorreu na produção. Esta situação com a previsão foi explicada anteriormente, no qual foi constatada a queda repentina de produção, causando um equívoco na predição. Devido a este fato, o modelo não foi capaz de gerar a notificação de predição (Notificação 2) antes da notificação que analisa a produção real (Notificação 1) neste caso. Entretanto, apesar deste cenário incomum, as notificações mostraram-se capazes de comporem uma ferramenta importante e útil para o produtor, uma vez que o MooCare foi capaz de identificar uma inconformidade, ainda que após ocorrida, e informar ao produtor.

7.3 Análise de alimentação

Com relação a individualização da alimentação dos animais os testes executados computaram uma quantidade de alimento correta a cada animal para cada dia de lactação. A partir destes dados foi possível avaliar se o modelo é capaz de determinar a quantidade correta de alimento concentrado que os animais deveriam receber. Os gráficos 10 (a),(b) e (c) apresentam a quantidade de alimento calculada para uma lactação das vacas 1, 2 e 3 respectivamente. Conforme

Figura 8 – *Screenshot* da Notificação 1. Neste caso o MooCare identificou que no dia 162 a média da produção de leite da lactação atual era menor que o limite mínimo (*threshold*) para o período. Desta forma foi gerada a notificação visível na imagem para alertar o produtor.



Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 3 – Configuração dos valores nos momentos da notificação. Em destaque em vermelho os valores que estavam inconformes e que geraram a notificação. Na notificação 1 o valor médio da produção está inferior ao valor de *threshold*. Enquanto que na notificação 2 o valor previsto é inferior ao valor *threshold*.

	Produção Real	Média Produção	Produção Prevista	Produção Esperada	Threshold	Dias de Lactação
Notificação 1	12,82	23,93	34,20	33,27	26,62	126
Notificação 2	-	-	23,03	31,96	25,57	170

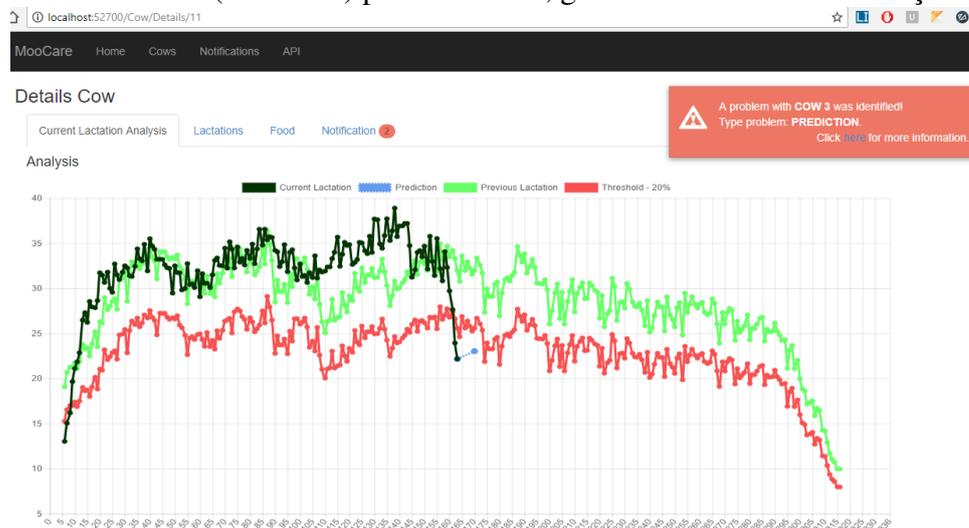
Fonte: Elaborado pelo autor

pode ser analisado nos gráficos, a alimentação dos animais segue a produção de leite do mesmo, exatamente como os autores Gottschall et al. (2002) e Neiva (2000) defendem que o manejo nutricional dos bovinos leiteiros deve ser realizado. Com base nisto, é possível demonstrar que o modelo MooCare é capaz de realizar a individualização da alimentação dos animais através da análise da produção de leite de cada vaca. Deste modo, o modelo constitui uma ferramenta capaz de auxiliar os produtores no manejo alimentar dos animais, sendo capaz de identificar necessidades nutricionais individuais das vacas e evitar que as mesmas sejam tratadas de maneira incorreta.

8 CONCLUSÃO

Neste artigo foi apresentado o modelo MooCare, que visa auxiliar produtores no manejo de bovinos leiteiros. O MooCare realiza a individualização da alimentação dos animais através da análise dos dados de produção de cada animal. Além disto, utiliza o modelo ARIMA para

Figura 9 – *Screenshot* da Notificação 2. Neste caso o MooCare no dia 163 realizou a previsão da produção do dia 170. Esta previsão indicou que a quantidade de leite prevista ainda estaria abaixo do limite mínimo (*threshold*) para o dia 170, gerando assim uma notificação ao usuário.

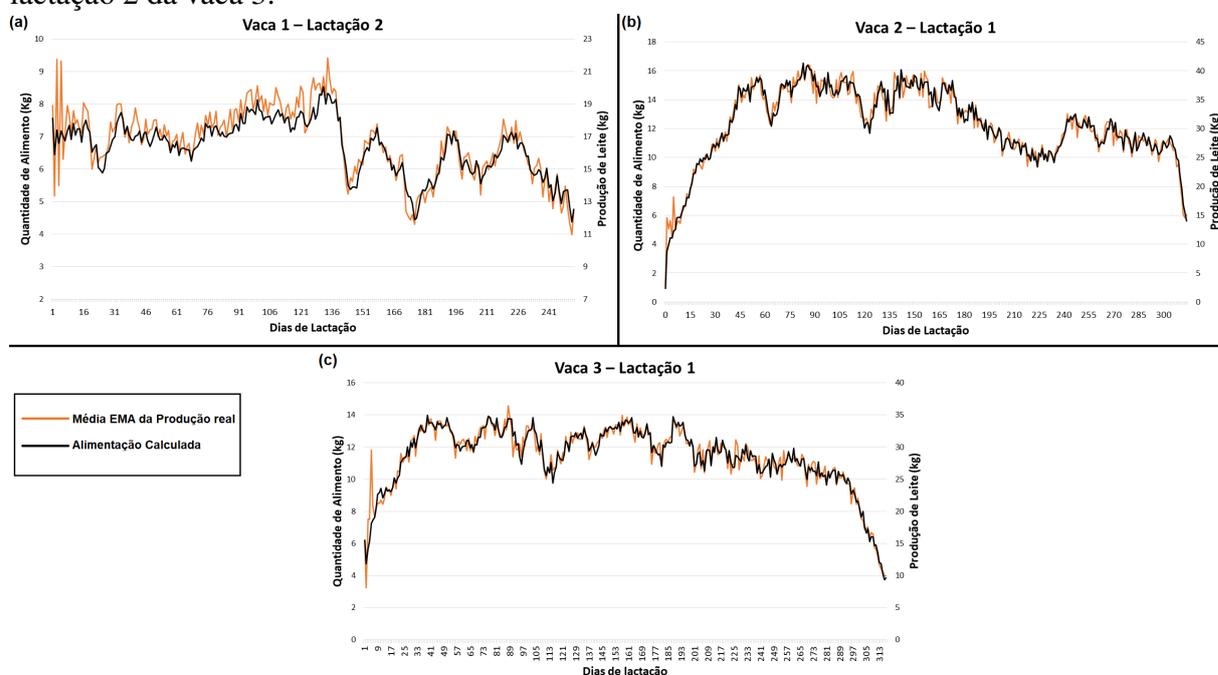


Fonte: Elaborado pelo autor

fornecer a previsão dos valores de produção de leite de cada vaca. O modelo MooCare possui também um sistema de notificação, que informa ao produtor sobre possíveis problemas na produção de leite de um animal. Como demonstrado nos trabalhos relacionados, não havia na literatura um trabalho que oferecesse uma solução para o controle alimentar a partir dos dados dos animais. Além do mais, diferentemente dos trabalhos relacionados, o MooCare apresenta um modelo que realiza o controle sobre a produção de leite real e prevista e ainda promovendo um método de avaliar e gerar notificações sobre inconformidades. Destaca-se portanto a contribuição do modelo tanto para a área da computação quanto para a pecuária leiteira.

O MooCare foi avaliado a partir da simulação do acompanhamento de 6 lactações. Os dados utilizados para a execução dos testes foram obtidos de uma propriedade, garantindo que as conclusões se aplicam em cenários reais. Os resultados demonstraram que o modelo consegue prover uma adequada previsão da produção de leite para os animais, uma vez que a análise entre a produção real e o que foi previsto indicou pequenas diferenças, comprovando a assertividade do modelo. Além disto, os testes verificaram que o modelo foi capaz de analisar e gerar notificações conforme as regras estabelecidas. Desta forma conclui-se que o MooCare pode colaborar como uma ferramenta útil ao produtor, uma vez que a renda do mesmo está diretamente relacionada com quantidade de leite produzida. Assim o produtor possui uma visão de quais serão seus rendimentos futuros e também conseguindo monitorar a saúde dos seus animais. O modelo também foi capaz de individualizar a alimentação de acordo com a recomendação da literatura estudada, garantindo assim que os animais recebam o correto manejo nutricional. Desta forma, os testes garantiram que o MooCare pode ser aplicado em um cenário real, estabelecendo-se como uma ferramenta benéfica ao produtor, uma vez que os animais acabam recebendo o alimento correto com base em suas produções e o produtor tem a capacidade de monitorar as

Figura 10 – Gráficos alimentação calculada para as lactações. No gráfico (a) é apresentado a alimentação calculada para a lactação 2 da vaca 1 e sua produção média para o período. O gráfico (b) representa a comparação entre a alimentação gerada pelo MooCare e a produção de leite da lactação 2 da vaca 2. Enquanto que no gráfico (c) é demonstrada alimentação para a lactação 2 da vaca 3.



Fonte: Elaborado pelo autor

previsões de rendimento e as notificações disponíveis no modelo MooCare.

Com o intuito de dar continuidade a este trabalho, sugere-se a realização de testes do MooCare em ambientes reais nos quais será possível acompanhar na prática as produções de leite. Desta forma, será viável implementar o módulo MooField, que realiza a automação da coleta de dados e fornecimento do concentrado. O MooCare já possui interface compatível para adaptar o recebimento e envio dos dados, sendo facilmente implementável. Portanto, espera-se que com esta continuidade obtenha-se melhores resultados em lactações correntes, tendo em vista as contribuições já analisadas por meio da utilização do modelo Moocare no presente trabalho.

MOOCARE: USING DATA PREDICTION AND THE INTERNET OF THINGS FOR THE MANAGEMENT OF FOOD AND MILK PRODUCTION IN DAIRY FARMING

Abstract: Dairy farming represents great value for social and economic areas due to the high value of milk production. In this area, the nutritional management and the dairy control practices stand out, the first being directly related to the productivity of one cow and the second covering the activities of monitoring the quantity and quality of the milk produced by the animals. However, there is a research gap that proposes and validates a computational model to automate and individualize the feeding of the animals and that provides prediction data of milk yield. Thus, this work proposes the MooCare model to assist producers in the management of dairy cattle in order to obtain better productivity indexes. Therefore, the model realizes the automation and individualization of the feeding of the animals through the analysis of its production and use of technologies of the Internet of Things. In addition, MooCare provides forecasting of cow production using the integrated ARIMA mobile-averaging integrated autoregressive model. The model also has a notification system, which aims to alert the producer when a nonconformity with the production is found. In order to evaluate the model, it was simulated the monitoring of lactations based on actual production data obtained from a dairy farm. The tests presented encouraging results regarding the MooCare model. The assertiveness of the prediction indicated small differences in actual production, with an average error of 2.5 liters for each predicted value. The notification system was able to identify a problem with a current lactation and the calculation of the feed corresponded to the treatment suggested in the literature.

Keywords: Milk Yield Prediction. Notifications. Automatic feeding of cows. ARIMA. Internet of Things.

REFERÊNCIAS

ALI, T. E.; SCHAEFFER, L. R. Accounting for covariances among test day milk yields in dairy cows. **Canadian Journal of Animal Science**, v. 67, n. 3, p. 637–644, 1987.

BEWLEY, J. et al. Precision dairy monitoring: what have we learned? In: HALACHMI, I. (Ed.). **Precision livestock farming applications**. : Wageningen Academic Pub, 2015. p. 13–24.

BRASIL. **Agropecuária puxa o pib de 2017**. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/noticias/agropecuaria-puxa-o-pib-de-2017>>. Acesso em: 12 mar. 2018.

CALIL, J. et al. The effect of climate change on the production costs of the dairy industry in the united states. , p. 1–68, mar. 2012.

CARIA, M. et al. Smart farm computing systems for animal welfare monitoring. In: INTERNATIONAL CONVENTION ON INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY, ELECTRONICS AND MICROELECTRONICS (MIPRO), 2017., 2017. **Anais...** 2017. p. 152–157.

COSTA CRUZ BORGES, A. L. da; GONÇALVES, L. C.; GOMES, S. P. Regulação da ingestão de alimentos. In: GONÇALVES, L. C.; BORGES, I.; FERREIRA, P. D. S. (Ed.). **Alimentação de gado de leite**. Belo Horizonte: FEPMVZ, 2009. p. 1–25.

DELAVAL. **Optimise herd health and milk yield**: delaval feed station fsc40 and fsc400. Disponível em: <http://www.delaval.com.br/ImageVaultFiles/id_199/cf_5/Feedstation_FSC40_and_FSC400.PDF>. Acesso em: 2 nov. 2017.

DELAVAL. **Feedstation™ – estação de alimentação automática**. Disponível em: <<http://www.delaval.com.br/-/Produtos-Solucoes/Nutricao/Produtos/Sistemas-de-Alimentacao-Automaticos/Sistemas-de-Alimentacao-Automaticos/Feedstation-Estacao-de-Alimentacao-Automatica>>. Acesso em: 20 out. 2017.

GOTTSCHALL, C. S. et al. **Gestão e manejo para bovinocultura leiteira**. Guaíba: Guaíba: Agropecuária, 2002. 182 p.

IBGE. **Contas nacionais trimestrais**. Disponível em: <ftp://ftp.ibge.gov.br/Contas_Nacionais/Contas_Nacionais_Trimestrais/Tabelas_Completas/Tab_Compl_C>. Acesso em: 7 set. 2017.

ILAPAKURTI, A.; VUPPALAPATI, C. Building an iot framework for connected dairy. In: IEEE FIRST INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIG DATA COMPUTING SERVICE AND APPLICATIONS, 2015., 2015. **Anais...** 2015. p. 275–285.

MACCIOTTA, N. et al. Test day and lactation yield predictions in italian simmental cows by arma methods. **Journal of Dairy Science**, v. 85, n. 11, p. 3107 – 3114, 2002.

MACCIOTTA, N.; VICARIO, D.; CAPPIO-BORLINO, A. Detection of different shapes of lactation curve for milk yield in dairy cattle by empirical mathematical models. **Journal of Dairy Science**, v. 88, n. 3, p. 1178 – 1191, 2005.

MANN, S. et al. Dry period plane of energy: effects on feed intake, energy balance, milk production, and composition in transition dairy cows. **Journal of Dairy Science**, v. 98, n. 5, p. 3366 – 3382, 2015.

MEMON, M. H. et al. Internet of things (iot) enabled smart animal farm. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING FOR SUSTAINABLE GLOBAL DEVELOPMENT (INDIACOM), 2016., 2016. **Anais...** 2016. p. 2067–2072.

NEIVA, R. S. **Produção de bovinos leiteiros**. 2. ed. Lavras: UFL, 2000. 514 p.

PAN, L. et al. Research of livestock farming iot system based on restful web services. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER SCIENCE AND NETWORK TECHNOLOGY (ICCSNT), 2016., 2016. **Anais...** 2016. p. 113–116.

SALMAN, A. K. D.; OSMARI, E. K.; SANTOS, M. G. R. d. **Manual prático para formulação de ração para vacas leiteiras**. 145. ed. Porto Velho: Embrapa, 2011.

TONHATI, H. et al. Test-day milk yield as a selection criterion for dairy buffaloes (*bubalus bubalis artiodactyla*, *bovidae*). **Genetics and Molecular Biology**, v. 31, p. 674 – 679, 2008.

UMEGA, R.; RAJA, M. A. Design and implementation of livestock barn monitoring system. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INNOVATIONS IN GREEN ENERGY AND HEALTHCARE TECHNOLOGIES (IGEHT), 2017., 2017. **Anais...** 2017. p. 1–6.

VRIES, A. D. Economic value of pregnancy in dairy cattle1. **Journal of Dairy Science**, v. 89, n. 10, p. 3876 – 3885, 2006.

WHITMORE, A.; AGARWAL, A.; DA XU, L. The Internet of Things - A survey of topics and trends. **Information Systems Frontiers**, v. 17, n. 2, p. 261–274, abr. 2015.

WILMINK, J. Adjustment of test-day milk, fat and protein yield for age, season and stage of lactation. **Livestock Production Science**, v. 16, n. 4, p. 335 – 348, 1987.

WOOD, P. Algebraic model of the lactation curve in cattle. **Nature**, v. 216, p. 164–165, out. 1967.

YAN, W. J. et al. Big data analytics for empowering milk yield prediction in dairy supply chains. In: **2015 iee international conference on big data (big data)**. Santa Clara, CA, USA: [s.n.], 2015. p. 2132–2137.

ZANIN, E.; HENRIQUE, D. S.; FLUCK, A. C. Avaliação de equações para estimar o consumo de vacas leiteiras. **Revista Brasileira de Saúde e Produção Animal**, v. 18, p. 76 – 88, mar. 2017.

ZHANG, G. Time series forecasting using a hybrid arima and neural network model. **Neurocomputing**, v. 50, p. 159 – 175, 2003.