

Índice de Qualidade do Leite: proposta de um indicador multivariado para classificação de fornecedores

Milk Quality Index: proposal for a multivariate indicator for supplier classification

Ronaldo dos Santos Falcão Filho¹, Luiz Célio Souza Rocha^{2*}, Felipe Allan Souza da Silva¹, Ítala Viviane Ubaldo Mesquita Veras¹

¹ Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte – Campus Currais Novos, CEP 59.380-000, Currais Novos-RN, Brasil

² Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Norte de Minas Gerais – Campus Almenara, CEP 39.900-000, Almenara-MG, Brasil

Resumo: O objetivo deste trabalho foi propor um indicador multivariado de qualidade do leite cru, abrangente e de entendimento simples e, a partir dele, estabelecer faixas de qualidade que possibilitem classificar os fornecedores de acordo com a qualidade da matéria-prima entregue na indústria. Para tanto, realizou-se uma intervenção junto a dez fornecedores de leite de um laticínio e os resultados das análises físico-químicas foram coletados durante o período de dois meses. O Índice de Qualidade do Leite (IQL) foi calculado a partir dos resultados dos parâmetros físico-químicos avaliados, em comparação com os limites da legislação vigente, como a média ponderada das frações conformes, variando entre de 0% a 100%, e com pesos atribuídos pela significância de cada parâmetro na qualidade do leite cru, os quais foram obtidos aplicando-se a técnica multivariada de PCA com validação pela análise discriminante. Como resultado da intervenção realizada junto aos fornecedores, foi possível uma melhora expressiva dos valores dos parâmetros físico-químicos dos leites dos fornecedores. Com a posterior aplicação do IQL e de suas faixas de classificação verificou-se que, no primeiro mês, somente 3 dos 10 produtores foram classificados na faixa “regular”. Após a intervenção, todos os produtores foram classificados como “regular” ou acima e 2 desses foram classificados como “excelente”. O índice proposto pode servir de base para implementação do plano de qualificação dos fornecedores, assim como critério para um possível programa de pagamento pela qualidade.

Palavras-chave: Gerenciamento. Laticínios. Qualidade. PCA. IQL.

* Autor correspondente: luiz.rocha@ifnmg.edu.br



Abstract: The objective of this work was to propose a multivariate indicator of raw milk quality, comprehensive and simple to understand and, based on it, to establish quality ranges that make it possible to classify suppliers according to the quality of the raw material delivered in the industry. To this end, an intervention was carried out with ten milk suppliers from a dairy and the results of the physical-chemical analyzes were collected during the two-month period. The Milk Quality Index (IQL) was calculated from the results of the physical-chemical parameters evaluated, in comparison with the limits of the current legislation, such as the weighted average of the fractions within the specifications, ranging from 0% to 100%, and with weights attributed by the significance of each parameter in the quality of raw milk, which were obtained by applying the multivariate PCA technique with validation by the discriminant analysis. As a result of the intervention carried out with the suppliers, it was possible to significantly improve the values of the physical-chemical parameters of the suppliers' milks. With the subsequent application of IQL and its classification ranges, it was found that, in the first month, only 3 of the 10 producers were classified in the "regular" range. After the intervention, all producers were classified as "regular" or above and 2 of these were classified as "excellent". The proposed index can serve as a basis for implementing the supplier qualification plan, as well as a criterion for a possible quality payment program.

Keywords: Management. Dairy products. Quality. PCA. IQL.

1 INTRODUÇÃO

A melhoria da qualidade industrial é algo que deve ser procurado por todas as organizações, especialmente para as indústrias de alimentos, que devem buscar sempre rendimento industrial satisfatório e a segurança dos alimentos produzidos.

Nessa perspectiva, a qualidade da matéria-prima é um dos fatores mais importantes e que merecem atenção no ramo de beneficiamento de leite, pois o consumo de leite e de seus derivados, podem transmitir zoonoses, entre elas, brucelose, tuberculose e listeriose (Paula *et al.*, 2009; Vasconcellos e Ito, 2011).

Por isso, visando a melhoria do rendimento industrial e segurança dos alimentos dos produtos elaborados, as indústrias de beneficiamento de leite podem adotar o pagamento aos fornecedores de matéria-prima pela qualidade, criando um Programa de Pagamento pela Qualidade do Leite (PPQL) (Winck, 2012).

Esse tipo de sistema de pagamento é benéfico para ambas as partes. A indústria beneficia-se, pois processará matéria-prima dentro das especificações legais e necessárias para obtenção de elevados rendimentos industriais e níveis de qualidade e segurança dos

produtos processados. E os fornecedores que poderão receber pagamentos com ágio, melhorando a margem de lucro sobre o leite cru vendido (Brasil *et al.*, 2012).

Neste contexto, Nyokabi *et al.* (2021) citam que a baixa qualidade da composição do leite, contaminação microbiológica e adulteração se apresentam como uma restrição ao desenvolvimento do setor de laticínios.

Rocha *et al.* (2015) de certa forma reforçam a afirmação de Nyokabi *et al.* (2021) ao concluir que a falta de um controle de qualidade do leite pode trazer graves prejuízos econômicos, podendo ser determinante para a permanência de uma empresa no mercado. Já Gülzari *et al.* (2020) sugerem que os países desenvolvam intervenções para melhorar a qualidade do leite e tenham parâmetros quantificáveis para rastrear melhorias na qualidade. No Brasil, antecipando o que foi sugerido pelos autores, a Instrução Normativa (IN) número 77/2018 do Ministério de Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA), exige que os laticínios apresentem um plano de qualificação de fornecedores de leite em que devem constar o diagnóstico da situação atual, objetivos do plano, metas claras e mensuráveis, indicadores de gerenciamento e cronograma de execução a ser atendido pelos fornecedores (Brasil, 2018c).

Dessa maneira, para avaliar o desempenho de fornecedores de leite, dentro de um PPQL é necessário criar indicadores de qualidade que permitam classificar os fornecedores em níveis. A intenção é monitorar os resultados da avaliação de desempenho, apresentando-os aos fornecedores para que, em caso de resultado inadequado, eles possam promover a melhoria de seus produtos e processos (Paiva *et al.*, 2012; Tanaca *et al.*, 2014).

Contudo, percebe-se a falta de indicadores de qualidade de leite abrangentes que levem em consideração critérios de composição e higiene do leite, que repercutam no rendimento e inocuidade dos produtos manufaturados. Sendo assim, é importante propor um indicador quantitativo e de fácil interpretação para mensurar a qualidade do leite que os laticínios recebem e classificar os fornecedores. Para isso, foi proposto Índice de Qualidade do Leite (IQL).

O IQL foi proposto baseado no índice de qualidade de água (IQA), que é um indicador da qualidade ambiental de corpos d'água, em que se atribui notas de 0 a 100, levando-se em conta parâmetros físico-químicos e microbiológicos e que atribui pesos a

cada um desses parâmetros, tendo em vista, a representatividade de cada um na qualidade da água (ANA, 2018).

No caso do IQL, para a definição dos pesos a serem aplicados a cada parâmetro, utilizou-se a análise de componentes principais (*Principal Component Analysis - PCA*). Desta forma, os parâmetros de qualidade analisados podem ser agrupados em métricas multivariadas, permitindo a classificação dos fornecedores de acordo com a qualidade de matéria-prima entregue na indústria ao longo de determinado período de tempo.

A PCA é uma métrica de análise multivariada, amplamente utilizada na literatura, sendo um dos principais métodos em redução de dados. Balan *et al.* (2020) utilizaram PCA para a discriminação de leite puro e leite adulterado com sacarose. Já Behkami *et al.* (2019) utilizaram PCA e redes neurais artificiais para discriminar a origem geográfica do leite como forma de detectar adulteração. Ejeahalaka e On (2020) utilizaram a PCA para investigar as alterações de qualidade em 4 tipos de leite em pó, produzidos com 4 óleos vegetais diferentes e armazenados por 7 semanas a 40 ° C. Em Kamboj *et al.* (2020) a PCA foi executada, usando os dados da espectroscopia no infravermelho próximo, para classificar amostras de leite em diferentes grupos de acordo com o grau de adulteração por água.

Pelo exposto, a PCA tem sido amplamente utilizada para classificação de amostras de leite. Entretanto, em nenhum dos trabalhos consultados a PCA é utilizada para classificar fornecedores a partir dos parâmetros de qualidade da matéria-prima fornecida.

Portanto, o objetivo deste trabalho foi propor um indicador multivariado de qualidade do leite cru fornecido aos laticínios, abrangente e de entendimento simples e, a partir dele, estabelecer faixas de qualidade que possibilitem classificar os fornecedores de acordo com a qualidade de matéria-prima entregue na indústria. É importante mencionar que o índice proposto pode servir de base para a implementação do plano de qualificação de fornecedores de leite, exigido pela IN 77/2018, além de servir como critério para que seja possível pagar com ágio ou deságio o leite fornecido, conforme a faixa de qualidade em que se esteja classificado.



2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Análise de componentes principais

A Análise de Componentes Principais é uma das ferramentas mais amplamente aplicadas para resumir padrões comuns de variação entre variáveis. Além disso, o PCA também é capaz de reter informações significativas nos eixos iniciais, enquanto a variação associada a erro experimental, imprecisão de medição e arredondamento é resumida em eixos posteriores. De acordo com Johnson e Wichern (2002), o método PCA é algebricamente uma combinação linear de p variáveis aleatórias X_1, X_2, \dots, X_p . Geometricamente, essas combinações representam uma seleção de um novo sistema de coordenadas obtidas de uma rotação original do sistema. O eixo das coordenadas passa a ter as variáveis X_1, X_2, \dots, X_p . Os novos eixos representam a direção dos máximos. Os componentes principais são não correlacionados e dependem apenas da matriz de covariância Σ (ou da matriz de correlação ρ) das variáveis e seu desenvolvimento não requer a suposição de normalidade multivariada.

Considerando as medidas de n indivíduos ou experimentos para as variáveis X_1, X_2, \dots, X_p , forma-se a matriz:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (1)$$

A matriz de covariância Σ associada a estes valores é dada por:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \cdots & \sigma_{1p}^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1}^2 & \cdots & \sigma_{np}^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Assumindo que Σ tem pares de autovalores-autovetores $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots \geq (\lambda_p, e_p)$, onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, então o i -ésimo componente principal é dado por:

$$PC_i = e_i^T X = e_1 X_1 + e_2 X_2 + \dots + e_p X_p \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$



Às vezes é útil escrever a combinação linear em uma forma de escore de componente principal. Desta forma, sendo $[Z]$ a matriz de dados originais padronizados e $[E]$ a matriz de autovetores do conjunto multivariado, tem-se que:

$$PC_{score} = [Z] \cdot [E] \quad (4)$$

A padronização e/ou normalização dos dados é realizada seguindo a seguinte equação:

$$z_{np} = \frac{x_{np} - \bar{x}_p}{\sigma_p} \quad (5)$$

onde: \bar{x}_p , é a média da variável p , σ_p é o desvio-padrão da variável p , n são os indivíduos ou experimentos e p são as variáveis em análise.

Se os autovetores são perpendiculares, o i -ésimo componente será o resultado de:

$$\begin{aligned} \text{Maximize} \quad & \text{Var}(e_i^T X) \quad (6) \\ \text{Subject to:} \quad & e_i^T e_i = 1 \\ & \text{Cov}(e_i^T X, e_k^T X) = 0, \quad k < i \end{aligned}$$

Utilizando a decomposição espectral da matriz Σ , dada por $\Sigma = P \Lambda P^T$, em que P é a matriz composta pelos autovetores de Σ em suas colunas e Λ , a matriz diagonal de autovalores de Σ , então, tem-se que:

$$\text{tr}(\Sigma) = \text{tr}(\Lambda) = \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (7)$$

sendo:

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_p \end{bmatrix} \quad (8)$$

Assim, de acordo com Johnson e Wichern (2002), a variabilidade total contida nas variáveis originais é igual a variabilidade total contida nos componentes principais, sendo que a contribuição de cada componente principal é expressa em porcentagem, e a

explicação individual de cada componente pode ser calculada. Para o p -ésimo componente principal a proporção da explicação é dada por:

$$E_p = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (9)$$

Tratar os componentes principais em vez das variáveis de resposta originais apresenta vantagens. Uma delas reside no fato de que se o primeiro componente principal representar uma alta proporção da variação total nos dados, ele fornecerá um resumo univariado das respostas multivariadas. Outra vantagem é que a inspeção dos autovetores revelará o tipo de relação entre a i -ésima equação dos escores do componente principal e as respostas originais (Rocha *et al.*, 2016).

Embora um conjunto de variáveis seja bem representado pelos componentes principais, apenas um componente principal nem sempre é suficiente para essa representação. Além disso, isso não ocorre na maioria dos complexos processos de fabricação. Para integrar mais de um componente principal em um índice abrangente, uma abordagem simples baseada apenas nos componentes principais significativos é considerada mais apropriada. Um teste de hipótese pode revelar quais componentes devem ser escolhidos para criar o índice multivariado. Uma estratégia comumente utilizada é considerar como significativos somente os componentes principais com autovalor (λ_i) maior que 1 (Rocha *et al.*, 2016). Essa estratégia é chamada de critério de Kaiser (1958).

Considerando os autovalores da matriz de correlação como um conjunto de pesos dos escores dos componentes principais mais representativos, Paiva (2006) estabeleceu um Índice Global Multivariado (IGM), obtido com a soma dos produtos de componentes significativos ponderados por seus respectivos autovalores. O IGM pode ser representado por:

$$IGM = \sum_{i=1}^p [\lambda_i (PC_{S_{ni}})] \quad (10)$$

onde: p = número de componentes principais significativos; λ_i = i -ésimo autovalor e $PC_{S_{ni}}$ = n -ésimo escore de componente principal i .



2.2 Parâmetros analisados

Realizaram-se as coletas de dados e intervenção junto a dez fornecedores de leite de um laticínio localizado em Currais Novos-RN durante o período de dois meses. Os dados usados foram oriundos dos registros de análises físico-químicas realizadas diariamente pelo controle de qualidade da indústria. Foram realizadas 61 análises por produtor, divididas em dois meses, resultando em frações percentuais de conformidades (FC_i) dos leites entregues no laticínio para cada produtor por mês, ou seja, para a PCA foram utilizados 20 dados, conforme será apresentado na Tabela 1 da Seção “Resultados e Discussão”.

Decidiu-se usar neste estudo apenas dados de análises físico-químicas do leite cru por serem obtidos por métodos de rotina rápidos e que devem ser realizados todas as vezes que a indústria receber leite, diferente de avaliações microbiológicas e de células somáticas que devem ser realizadas com periodicidade mínima mensal e em Unidade Operacional da Rede Brasileira de Laboratórios, como preconizado pela IN 76/2018 do MAPA (Brasil, 2018b).

Consideraram-se as avaliações de densidade, gordura, proteína total, acidez titulável e índice crioscópico para compor o IQL, por se tratarem de determinações rápidas e que impactam no rendimento operacional de uma fábrica de laticínios, além de apresentarem indícios das condições higiênicas da matéria-prima, como é o caso da acidez. Os parâmetros com seus respectivos requisitos estabelecidos pela legislação e metodologias estão apresentados no Quadro 1.

Quadro 1. Parâmetros físico-químicos de leite, suas respectivas metodologias e requisitos.

Parâmetro	Metodologia	Requisitos (IN 76/2018)*
Densidade (g/mL)	Ekomilk®	1,028 a 1,034
Gordura (%)	Ekomilk®	Mínimo de 3,0%
Proteína (%)	Ekomilk®	Mínimo 2,9%
Acidez titulável (% ac. láctico)	IN 30/2018 MAPA**	0,14 a 0,18
Índice crioscópico (°H)	IN 30/2018 MAPA	-0,530°H a -0,555°H (equivalentes a -0,512°C e -0,536°C)

* (BRASIL, 2018b)

** (BRASIL, 2018a)

A intervenção junto aos produtores foi realizada da seguinte forma: verificaram-se os resultados das análises físico-químicas do leite fornecido por 10 fornecedores da



empresa durante o período de um mês; ao final desse período todos os fornecedores foram convidados à comparecerem na empresa para uma reunião e receberam notificações por escrito sobre as não conformidades com a legislação que o leite entregue apresentou.

Durante o mês subsequente, continuou-se observando os resultados das análises e notificando os fornecedores sempre que o leite apresentava alguma não conformidade. No entanto, não se cobrou dos fornecedores qualquer relatório de ações corretivas implementadas no ambiente de produção.

A título de esclarecimento, a intervenção realizada à época do trabalho foi feita sobre cada parâmetro separadamente, o IQL foi criado *a posteriori* no intuito de unificar todos os parâmetros em resultado único e de fácil compreensão, pois não se apresenta como resultado analítico, e sim como um percentual que varia de 0 a 100%.

2.3 Índice de Qualidade do Leite (IQL)

O *IQL* foi concebido como sendo uma média ponderada das frações conformes com a legislação (FC_i) dos parâmetros analisados pelo controle de qualidade a respeito da matéria-prima entregue pelo fornecedor na indústria. As Equações 11 e 12 mostram a forma de calcular FC_i e *IQL*, respectivamente.

$$FC_i = \frac{AC_i}{AT_i} \times 100 \quad (11)$$

onde: AC_i representa o número de análises dentro dos padrões exigidos (Amostras Conformes) em determinado intervalo de tempo e AT_i representa o número total de análises realizadas em determinado intervalo de tempo.

$$IQL = \sum w_i FC_i$$

sendo: $\sum w_i = 1$ (12)

onde: w_i é o peso atribuído ao i -ésimo parâmetro analítico, FC_i é a fração conforme com a legislação dos parâmetros analisados em determinado período.

Para a determinação dos pesos (w_i) atribuídos para cada parâmetro no IQL utilizou-se da análise multivariada de PCA. Os dados utilizados para a PCA, provenientes da Equação 11, são adimensionais por representar a porcentagem das amostras conformes



dentre o total de amostras analisadas e, por isso, não sofreram qualquer processo de normalização.

Inicialmente, determinou-se quais os componentes principais significativos de todos os parâmetros da matéria-prima analisados pelo controle de qualidade ao receber este produto, ou seja, aqueles que possuem $\lambda_i > 1$. Uma vez determinados, os componentes principais significativos foram modelados a partir de uma combinação linear com as variáveis originais, conforme demonstrado na Equação 3, e para integrar mais de um componente principal em um índice abrangente, foi utilizado o IGM conforme Equação 10. Dessa operação, resulta a Equação 13:

$$\begin{aligned} MGI &= \sum_{i=1}^p [\lambda_i (PC_i)] = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p [\lambda_i (e_j^T X_j)] \\ &= \lambda_1 e_1 X_1 + \dots + \lambda_1 e_p X_p + \lambda_2 e_1 X_1 + \dots + \lambda_2 e_p X_p + \lambda_p e_1 X_1 + \dots + \lambda_p e_p X_p \end{aligned} \quad (13)$$

Uma vez que os coeficientes $\lambda_i e_i$ são diretamente relacionados às variáveis originais, a magnitude destes representa o quão importante cada parâmetro é para o índice geral. Assim, os pesos w_i atribuídos a cada parâmetro no IQL pode ser determinado por:

$$w_i = \frac{\lambda_1 e_i + \dots + \lambda_p e_i}{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \lambda_j e_j} \quad (14)$$

Após a definição dos pesos, os fornecedores podem ser qualificados, ao longo do tempo, de acordo com a fração conforme com a legislação dos parâmetros analisados na matéria-prima fornecida (FC_i), frações estas ponderadas pelos seus respectivos pesos (w_i) conforme apresentado na Equação 12. As faixas determinadas e as respectivas classificações atribuídas aos fornecedores são apresentadas no Quadro 2.

Quadro 2. Classificação dos fornecedores em relação ao IQL

Classificação	Faixas
Excelente	$IQL \geq 95\%$
Bom	$90\% \leq IQL < 95\%$
Regular	$85\% \leq IQL < 90\%$
Baixo	$80\% \leq IQL < 85\%$
Inaceitável	$IQL < 80\%$



O passo a passo da metodologia proposta pode ser visualizada na Figura 1.

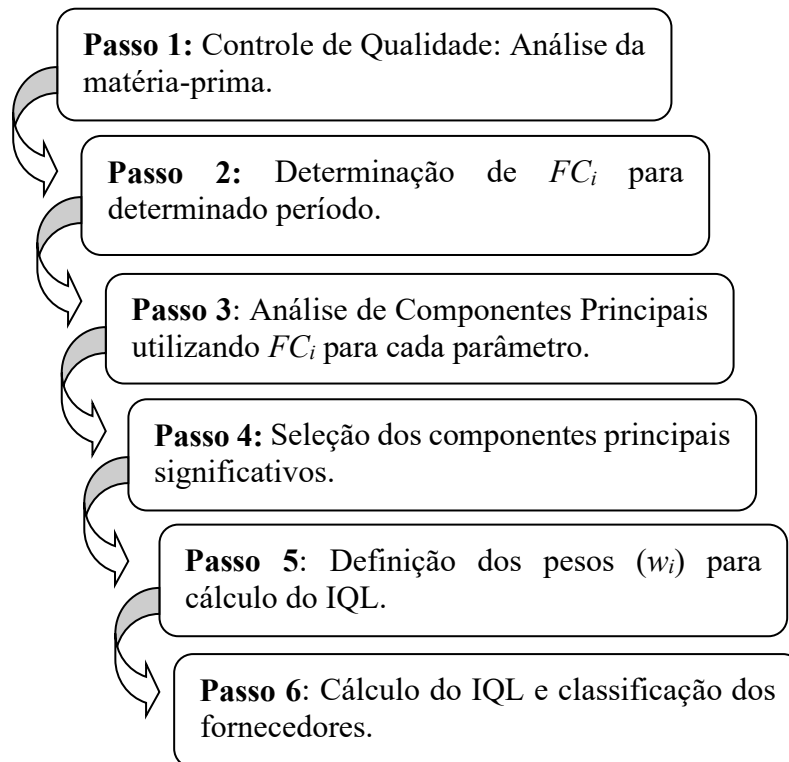


Figura. 1. Passo a passo para a determinação do IQL.

Faz-se importante mencionar que as análises estatísticas foram realizadas com os softwares Excel[®] e Minitab[®].

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

No decorrer de dois meses, o leite entregue pelos fornecedores foi analisado e comparado ao padrão estipulado no Quadro 1, o que equivale ao Passo 1 da metodologia proposta. Ao fim de cada mês, foi calculado o percentual de conformidades (FC_i) para cada produtor (Passo 2). A Tabela 1 mostra os resultados das notas de conformidade com a legislação dos parâmetros usados no cálculo do IQL.

Tabela 1. Frações percentuais de conformidades (FC_i) dos parâmetros físico-químicos dos leites entregues no laticínio no período avaliado.



Produtores	Período	Parâmetros				
		Densidade	Gordura	Proteína	Crioscopia	Acidez
1	Mês I	96,77	100,00	100,00	80,65	80,65
2	Mês I	48,38	100,00	96,77	51,61	51,61
3	Mês I	77,41	90,32	77,42	87,10	87,10
4	Mês I	100,00	61,29	80,65	48,39	48,39
5	Mês I	100,00	100,00	100,00	80,65	80,65
6	Mês I	16,13	100,00	100,00	22,58	22,58
7	Mês I	12,90	96,77	100,00	35,48	35,48
8	Mês I	100,00	25,80	70,97	54,83	54,83
9	Mês I	80,64	93,54	93,55	90,32	90,32
10	Mês I	93,54	100,00	100,00	74,19	74,19
1	Mês II	99,17	100,00	98,00	90,25	100,00
2	Mês II	88,88	100,00	93,74	91,61	100,00
3	Mês II	87,51	80,92	97,48	97,68	100,00
4	Mês II	100,00	71,29	70,95	78,39	100,00
5	Mês II	80,60	100,00	90,50	90,65	93,47
6	Mês II	78,33	90,00	100,00	76,58	100,00
7	Mês II	82,97	98,72	90,90	75,44	100,00
8	Mês II	100,00	75,85	80,97	84,83	100,00
9	Mês II	80,84	83,94	93,59	90,87	89,15
10	Mês II	83,14	100,00	100,00	94,14	93,35

De posse dos dados de FC_i , empregou-se a PCA com o intuito de determinar os componentes principais do conjunto de parâmetros analisados (Passo 3). Os resultados são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Resultados da Análise de Componentes Principais.

	Componentes Principais				
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
Autovalores	2,5750	1,9059	0,3057	0,1535	0,0598
Proporção	0,5150	0,3812	0,0611	0,0307	0,0120
Acumulado	0,5150	0,8962	0,9573	0,9880	1,0000
Parâmetros	Autovetores				
Densidade	0,5550	-0,1510	0,6310	-0,5190	-0,0380
Gordura	-0,1020	0,6800	-0,2890	-0,6630	0,0710
Proteína	-0,2060	0,6250	0,6360	0,3800	-0,1330
Crioscopia	0,5620	0,2680	-0,1250	0,3190	0,7040
Acidez	0,5690	0,2300	-0,3130	0,2110	-0,6930

Na Tabela 2, constata-se que os dois primeiros componentes principais são os componentes significativos para a presente análise ($\lambda_i > 1$) sendo que estes representam



juntos 89,62% de toda a variância, o que é considerado bastante significativo (Johnson e Wichern, 2002). A definição dos componentes principais significativos equivale ao Passo 4 da metodologia proposta.

Com a aplicação das Equações 13 e 14, obteve-se os pesos w_i que compõem a função do IQL (Passo 5), resultando em:

$$IQL = 0,1704FC_{Densidade} + 0,1543FC_{Gordura} + 0,0987FC_{Proteína} + 0,2924FC_{Crioscopia} + 0,2842FC_{Acidez} \quad (15)$$

Conforme pode ser observado na Tabela 2, a partir dos autovetores do PC1 e do PC2, e confirmado nos coeficientes do $FC_{Crioscopia}$ e FC_{Acidez} da Equação 15, os pesos w_i atribuídos para os parâmetros de crioscopia e acidez foram os maiores, o que faz com que estes parâmetros sejam os mais relevantes para a determinação do IQL no caso analisado.

Ao aplicarmos a Equação 15 nos resultados apresentados na Tabela 1, obtemos os seguintes resultados (Passo 6):

Tabela 3. Resultados do IQL e classificação dos produtores.

Produtores	Período	IQL (%)	Classificação
1	Mês I	88,2923	Regular
2	Mês I	62,9822	Inaceitável
3	Mês I	84,9904	Baixo
4	Mês I	62,3591	Inaceitável
5	Mês I	88,8428	Regular
6	Mês I	41,0660	Inaceitável
7	Mês I	47,4552	Inaceitável
8	Mês I	59,6410	Inaceitável
9	Mês I	89,4859	Regular
10	Mês I	84,0170	Baixo
1	Mês II	96,8107	Excelente
2	Mês II	95,0343	Excelente
3	Mês II	94,0003	Bom
4	Mês II	86,3856	Regular
5	Mês II	91,1668	Bom
6	Mês II	87,9167	Regular
7	Mês II	88,8219	Regular
8	Mês II	89,9607	Regular
9	Mês II	87,8708	Regular
10	Mês II	93,5232	Bom



A interpretação da Tabela 3 mostra que, no Mês I, antes da intervenção junto aos produtores, apenas 3 dos dez produtores escolhidos para o estudo, entregaram leite com IQL dentro da faixa regular ($IQL \geq 85\%$), com destaque para o produtor número 9 que obteve nota 89,5%.

Para Nuintin e Nakao (2010), os indicadores servem para comparar um resultado com um padrão preconizado, dessa forma, a partir dos indicadores é possível fazer uma análise crítica dos resultados obtidos, auxiliando nas tomadas de decisão e no controle de processos das empresas. No caso acima, a aplicação do índice de qualidade do leite (IQL) mostra claramente que sete dos dez produtores avaliados receberam classificação abaixo de "Regular", Mês I. A Figura 2 apresenta os resultados de IQL de forma gráfica.

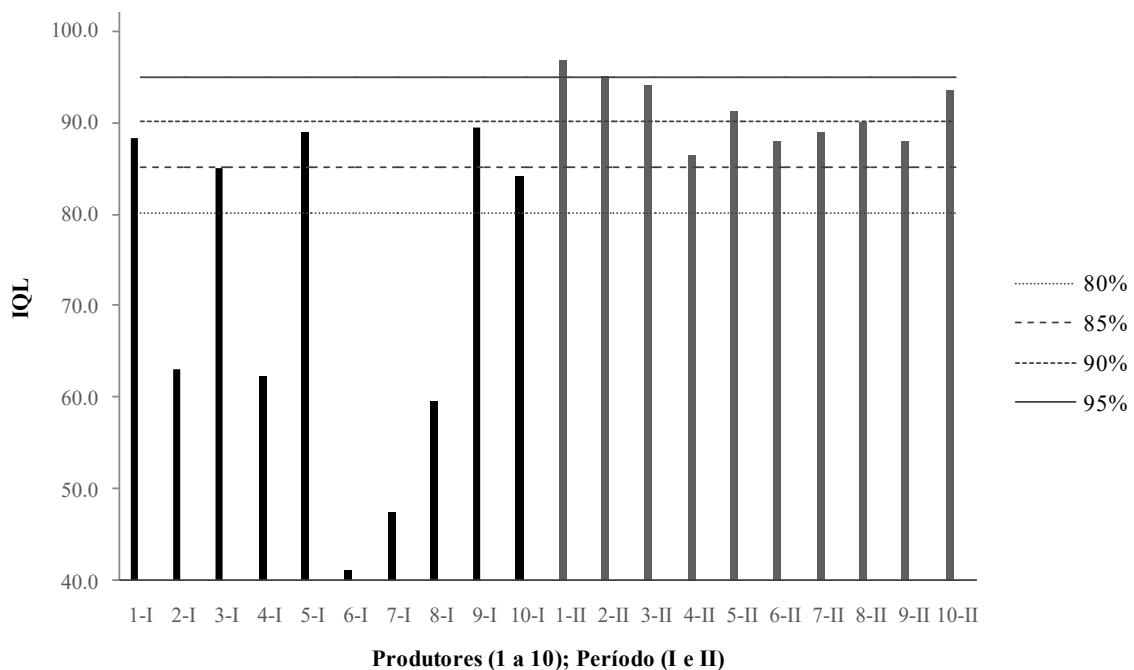


Figura. 2. Resultados de IQL (Meses I e II).

Após as intervenções e notificações aos produtores no sentido de melhorarem o manejo animal, a higiene na ordenha e o acondicionamento do leite, o IQL para o conjunto de produtores melhorou de forma substancial, tendo em vista que os dez produtores receberam classificação de "Regular" ou acima. Três produtores obtiveram IQL considerados "bons", conforme a classificação estabelecida no Quadro 2 e os produtores de número 1 e 2 foram classificados como "ótimos", no Mês II. No entanto, conforme já



mencionado, não se cobrou dos fornecedores qualquer relatório de ações corretivas implementadas no ambiente de produção.

Entendendo a importância do recebimento de insumos de qualidade para elaboração de bons produtos, Tanaca *et al.* (2014) criaram um índice que se assemelha ao apresentado aqui, que foi utilizado para qualificar fornecedores para o programa de aquisição de alimentos (PAA) do município de São Carlos-SP, inclusive com faixas de classificação. Entretanto, os autores utilizaram um *scorecard* para atribuir pontos aos fornecedores, utilizando indicadores de qualidade, quantidade, confiabilidade, pontualidade e equipamentos.

A Figura 3 apresenta a classificação dos produtores analisados em relação aos dois componentes principais significativos.

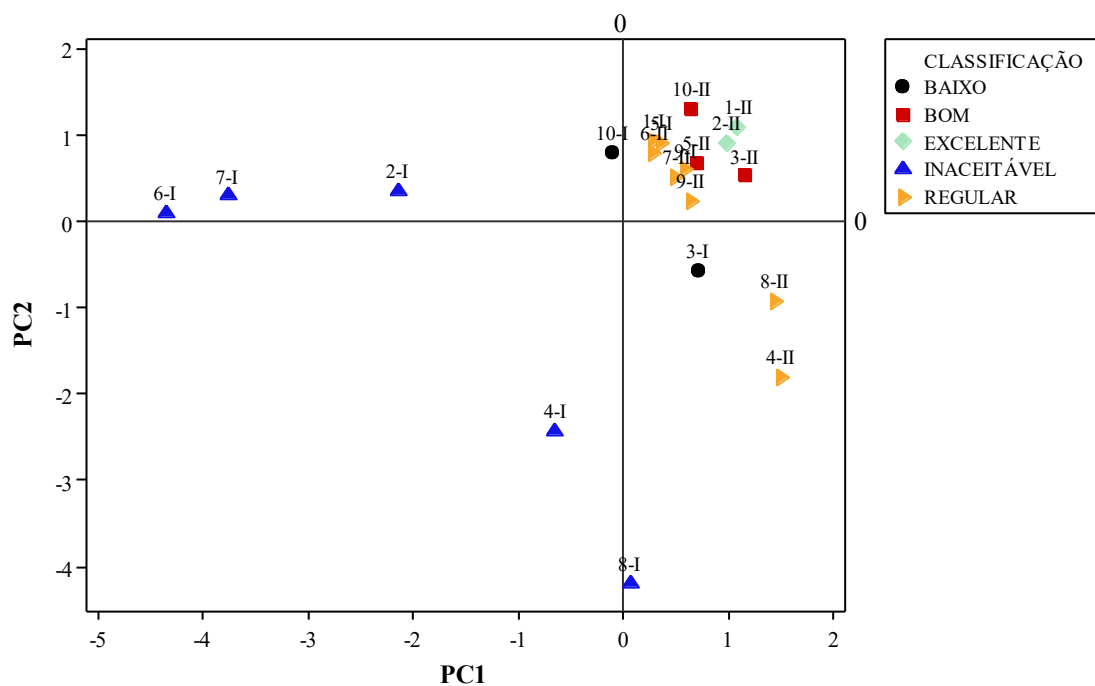


Figura. 3. Score plot do IQL.

Pode-se perceber que os produtores melhores classificados ficaram no quadrante superior direito, levando a crer que esses produtores entregaram, com maior frequência, matéria-prima com parâmetros dentro das exigências estabelecidas pelo controle de qualidade. Os produtores 4 e 8 no Mês II (4-II e 8-II), apesar de terem IQL acima de 85%, apresentaram alta frequência de matéria-prima não conforme nos parâmetros Proteína e Gordura, prejudicando seu posicionamento na Figura 3. Esses produtores tiveram alta



frequência de conformidade nos parâmetros Densidade e Acidez, que tem elevado peso no IQL e estão relacionados ao componente principal (PC) 1.

Por fim, com o intuito de validar as classificações dos fornecedores realizadas pela presente metodologia, foi realizada uma análise discriminante. Segundo Khattree e Naik (2000) a análise discriminante é uma técnica da estatística multivariada que estuda a separação de objetos de uma população em duas ou mais classes. Assim, os resultados validam a classificação proposta pelo IQL, uma vez que 90% dos fornecedores foram classificados corretamente. Se considerarmos o tamanho da amostra analisada e o número de classificações, este resultado se mostra ainda mais significativo. Ainda, percebe-se que a única faixa de classificação que não obteve 100% de acerto foi a faixa "regular", anteriormente destaca na análise da Figura 3.

Tabela 4. Resultados da análise discriminante.

Grupo Verdadeiro \ Colocado no grupo	Excelente	Bom	Regular	Baixo	Inaceitável
Excelente	2	0	0	0	0
Bom	0	3	2	0	0
Regular	0	0	6	0	0
Baixo	0	0	0	2	0
Inaceitável	0	0	0	0	5
Total	2	3	8	2	5
Corretos	2	3	6	2	5
Proporção	100%	100%	75%	100%	100%

Pesando que a empresa poderá adotar algum valor de IQL para estabelecer o preço pago por litro de leite aos fornecedores, pode-se usar o que a norma ISO 28000:2009 diz sobre as metas estabelecidas por uma organização que devem ser: a) em nível de detalhamento adequado – o IQL tem métrica bem definida, descrita e de fácil compreensão; b) específicas, mensuráveis, atingíveis, relevantes e estabelecidas no tempo – o IQL mostrou todas essas qualidades, inclusive as faixas de classificação do IQL adotadas pelo controle de qualidade da empresa mostraram-se atingíveis na primeira intervenção; c) comunicadas às partes interessadas – deve ser comunicada aos fornecedores, caso venha a ser realmente adotada pela empresa; e d) deve ser revisada periodicamente para que não perca relevância e consistência (ABNT, 2009).



RCAGT

REVISTA de Ciência de Alimentos e Gastronomia



Além disso, o índice proposto pode ser utilizado para atender o estabelecido na IN 77/2018, onde apresenta-se que o plano de qualificação de fornecedores de leite deve conter indicadores de gerenciamento, servindo como base para o estabelecimento de metas claras e mensuráveis (Brasil, 2018c).

4 CONCLUSÕES

Conseguiu-se criar um indicador de qualidade que reuniu informações de vários parâmetros físico-químicos do leite em um único parâmetro multivariado, de fácil compreensão, pois esse se apresenta como um percentual que varia de 0% a 100%.

No primeiro período de avaliação, menos da metade dos fornecedores avaliados foram classificados como "Regulares". Após a intervenção, todos os fornecedores passaram a entregar leite com melhor qualidade o que permitiu que fossem classificados como "Regular" ou acima.

A aplicação da metodologia proposta foi validada pela análise discriminante, sendo o IQL uma métrica útil para a classificação de fornecedores de leite em indústrias de laticínios. O índice proposto pode servir de base para implementação do plano de qualificação dos fornecedores, assim como critério para um possível programa de pagamento pela qualidade.

Como limitação do presente estudo, pode-se citar que as análises foram realizadas em apenas uma empresa o que, de certa forma, limita o alcance dos resultados. Desta forma, sugere-se que novos estudos sejam realizados em diferentes regiões, com diferentes características produtivas (climáticas, características do rebanho, alimentação dos animais, manejo, etc.) visando a generalização do modelo IQL.

REFERÊNCIAS

ABNT (2009). 28000. **Especificações para sistemas de gestão de segurança para a cadeia logística.**

ANA (S.D.). **Portal da Qualidade das Águas.** Disponível em: <<http://pnqa.ana.gov.br/indicadores-indice-aguas.aspx>>. Acesso em: 12 set. 2018.



Balan, B., Dhaulaniya, A. S., Jamwal, R., Yadav, A., Kelly, S., Cannavan, A. & Singh, D. K. (2020). Rapid detection and quantification of sucrose adulteration in cow milk using attenuated total reflectance-Fourier transform infrared spectroscopy coupled with multivariate analysis. **Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy**, v. 240, 118628.

Behkami, S., Zain, S. M., Gholami, M. & Khir, M. F. A. (2019). Classification of cow milk using artificial neural network developed from the spectral data of single-and three-detector spectrophotometers. **Food chemistry**, 294, 309-315.

Brasil (2018a). 30. **INSTRUÇÃO NORMATIVA Nº 30, DE 26 DE JUNHO DE 2018**. Ficam estabelecidos como oficiais os métodos constantes do Manual de Métodos Oficiais para Análise de Alimentos de Origem Animal.

Brasil (2018b). 76. **INSTRUÇÃO NORMATIVA Nº 76, DE 26 DE NOVEMBRO DE 2018**. Ficam aprovados os Regulamentos Técnicos que fixam a identidade e as características de qualidade que devem apresentar o leite cru refrigerado, o leite pasteurizado e o leite pasteurizado tipo A, na forma desta Instrução Normativa e do Anexo Único.

Brasil (2018c). 77. **INSTRUÇÃO NORMATIVA Nº 77, DE 26 DE NOVEMBRO DE 2018**. Ficam estabelecidos os critérios e procedimentos para a produção, acondicionamento, conservação, transporte, seleção e recepção do leite cru em estabelecimentos registrados no serviço de inspeção oficial, na forma desta Instrução Normativa e do seu Anexo.

Brasil, R. B., Silva, M. A. P., Carvalho, T. S., Cabral, J. F., Nicolau, E. S. & Neves, R. B. S. (2012). Quality assessment of raw milk according to type of milking and of conditions of transport and storage. **Revista do Instituto de Laticínios Cândido Tostes**, 67 (389), 34-42.

Ejehalaka, K. K. & On, S. L. W. (2020). Characterisation of the quality alterations in model fat-filled milk powders under inclement conditions and the prediction of the storage time using near infrared spectroscopy. **Food Chemistry**, 323, 126752.

Gülzari, Ş. Ö., OWADE, J. O. & NDAMBI, O. A. (2020). A review of interventions and parameters used to address milk quality in eastern and southern Africa. **Food Control**, 116, 107300.



Johnson, R.A. & Wichern, D.W. (2002). **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 5th ed. New Jersey: Prentice-Hall.

Kaiser, H. F. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. **Psychometrika**, 23(3), 187-200.

Kamboj, U., Kaushal, N., Mishra, S. & Munjal, N. (2020). Application of Selective Near Infrared Spectroscopy for Qualitative and Quantitative Prediction of Water Adulteration in Milk. **Materials Today: Proceedings**, 24, 2449-2456.

Khattree, R. & Naik, D.N. (2000). **Multivariate data reduction and discrimination with SAS software**. Cary: SAS Institute Inc.

Nyokabi, S. N., De Boer, I. J., Luning, P. A., Korir, L., Lindahl, J., Bett, B. & Oosting, S. J. (2021). Milk quality along dairy farming systems and associated value chains in Kenya: An analysis of composition, contamination and adulteration. **Food Control**, 119,107482.

Nuintin, A. A. & Nakao, S. H. (2010). A definição de indicadores do desempenho e da qualidade para o processo de produção: estudo de casos do processo de produção do café. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, 7(14), 51–74.

Paiva, A. P. **Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas correlacionadas**. Universidade Federal de Itajubá, 2006, 157p.

Paiva, C. A. V., Cerqueira, M. M. O. P., Souza, M. R. S. & Lana, A. M. Q. (2012). Evolução anual da qualidade do leite cru refrigerado processado em uma indústria de Minas Gerais. **Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia**, 64(2), 471–479.

Paula, J. C. J., Carvalho, A. F. & Furtado, M. M. (2009) Princípios básicos de fabricação de queijo: do histórico à salga. **Revista do Instituto de Laticínios Cândido Tostes**, 64(367), 19–25.

Rocha, L. C. S., Carvalhais, J. F. & Martins, M. L. (2015). Gestão da qualidade como estratégia para melhorias no rendimento operacional de indústrias queijeiras. **Revista Administração em Diálogo-RAD**, 17(1).

Rocha, L. C. S., Paiva, A. P., Paiva, E. J. & Balestrassi, P. P. (2016). Comparing DEA and principal component analysis in the multiobjective optimization of P-GMAW

process. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, 38, 2513.

Tanaca, E. K. T., Souza Filho, H. M. & Ganga, G. M. D. (2014). Proposta de um modelo de avaliação dos fornecedores do Programa de Aquisição de Alimentos (PAA): o caso do município de São Carlos - SP. **Gestão & Produção**, 21, 781–792.

Vasconcellos, S. A. & Ito, F. H. (2011). Principais zoonoses transmitidas pelo leite. **Revista de Educação Continuada em Medicina Veterinária e Zootecnia do CRMV-SP**, 32–37.

Winck, C. A. (2012). **Impactos do pagamento pela qualidade na cadeia produtiva do leite na região oeste de Santa Catarina**. Tese (Doutorado) - Porto Alegre: UFRGS.