

UNIVERSIDADE FEDERAL DOS VALES DO JEQUITINHONHA E MUCURI
INSTITUTO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
BACHARELADO EM CIÊNCIAS AGRÁRIAS

**CLASSIFICAÇÃO DE LARANJAS POR MEIO DE PROCESSAMENTO
DIGITAL DE IMAGENS**

Gustavo Dias Lopes

Unaí

2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DOS VALES DO JEQUITINHONHA E MUCURI
INSTITUTO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS

**CLASSIFICAÇÃO DE LARANJAS POR MEIO DE PROCESSAMENTO
DIGITAL DE IMAGENS**

Gustavo Dias Lopes

Prof. Drº Wesley Esdras Santiago

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Curso de Ciências Agrárias, como parte
dos requisitos exigidos para a conclusão do
curso.

Unai

2018

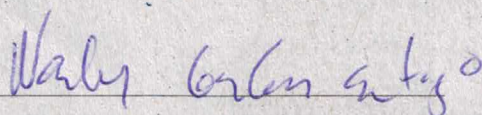
**CLASSIFICAÇÃO DE LARANJAS POR MEIO DE PROCESSAMENTO
DIGITAL DE IMAGENS**

Gustavo Dias Lopes

Prof. Dr^o. Wesley Esdras Santiago

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Bacharelado de Ciências
Agrárias, como parte dos requisitos
exigidos para a conclusão do curso.

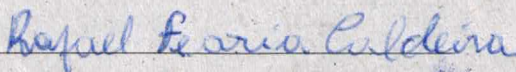
APROVADO em 21/02/18



Prof. Dr^o Wesley Esdras Santiago – UFVJM/Unai



Prof. Dr^o. Angelo Danilo Faceto - UFVJM/Unai



Prof. Msc. Rafael Faria – UFVJM/Unai

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	2
2 MATERIAL E MÉTODOS	4
2.1 Aquisição e logística do material	4
2.2 Informação do Calibre	4
2.3 Sistemática de Classificação	5
2.4 Aquisição de Imagem	5
2.5 Pré-processamento e segmentação	6
2.6 Extração de atributos	6
2.7 Classificação	6
2.8 Desempenho dos Classificadores	7
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	7
4 CONCLUSÃO	10
5 REFERÊNCIAS	10

Classificação de laranjas por meio de processamento digital de imagens

Gustavo Dias Lopes¹, Wesley Esdras Santiago²

¹Universidade Federal dos Vales Jequitinhonha e Mucuri, UFVJM - Av. Ver. João Narciso, 1380 - Cachoeira, Unaí - MG, CEP: 38610-000 - PIBIC CNPq– Projeto de iniciação científica - Bacharel em Ciências Agrárias.

²Universidade Federal dos Vales Jequitinhonha e Mucuri, UFVJM – Av. Ver. João Narciso, 1380 - Cachoeira, Unaí - MG, CEP: 38610-000 - Professor Doutor.

gustavolopesx@gmail.com, esdras.ufvjm@gmail.com

Resumo: No processo pós colheita de laranjas, uma das maiores dificuldades consiste no método de seleção e padronização das frutas. Sistemas mecânicos baseado em peneiras com diferentes diâmetros são bastante utilizados pela indústria citrícola, entretanto devido a movimentação intensa das frutas injúrias por danos mecânicos são bem comuns. No intuito de facilitar o processo de seleção de laranjas, este trabalho buscou através de técnicas de processamento de imagens e aprendizado de máquina, desenvolver e testar um algoritmo para classificação de laranjas a partir do calibre da fruta. Baseado na técnica de aprendizado supervisionado, 204 imagens de laranjas distribuídas em três classes (pequeno, médio e grande) foram testadas no algoritmo proposto, considerando um classificador de análise discriminantes (LDA) e outro de vizinhos mais próximos (k-NN). Com precisão global de 82% e coeficiente kappa de 0,66 o algoritmo de classificação de laranjas a partir do calibre teve melhor desempenho utilizando o classificador de análise discriminantes, enquanto a configuração baseada no classificador de vizinhos mais próximos alcançou 72,13% de precisão global e 0,53 de coeficiente kappa. Com perspectivas de melhorias, o desempenho do algoritmo para ambas configurações já atesta a viabilidade técnica para que a metodologia proposta seja aplicada em projetos de máquinas automatizadas na classificação de laranjas.

Palavras-chave: modelo de classificação, calibre, classe, pixel, processamento digital de imagens.

Classification of oranges by digital image processing

Abstract: In the post-harvest process of oranges, one of the greatest difficulties in the method of fruit selection and standardization. Mechanical systems in sieves with different diameters

39 are widely used by the citrus industry, however due to the intense movement of the fruit
40 injuries due to mechanical damages are very common. There is no intention to facilitate the
41 process of selection of oranges, this work sought through techniques of image processing and
42 machine learning, developed and test an algorithm for the classification of oranges from the
43 caliber of the fruit. Based on the supervised learning technique, 204 images of oranges
44 distributed in three classes (small, medium and large) were tested without a proposed
45 algorithm, considering a discriminant analysis classifier (LDA) and one of nearest neighbors
46 (kNN). With an overall accuracy of 82% and coefficient of 0.66 the classification algorithm
47 for oranges from the gauge had better performance using the discriminant analysis classifier,
48 since the configuration is not a closest neighbor classifier reached 72.13% of global precision
49 and 0.53 kappa coefficient. With prospects for improvement, the performance of the
50 algorithm for the other parts is already available in automated machine designs in the
51 classification of oranges.

52

53 **Key words:** classification model, caliber, class, pixel, digital image processing.

54

55

Introdução

56 Uma das frutas mais cultivadas e conhecida no mundo, a laranja (*Citrus sinensis*) é
57 uma planta de origem asiática que desde sua introdução no território brasileiro têm se
58 destacado pela promoção do crescimento socioeconômico, contribuindo com a balança
59 comercial nacional e principalmente na geração de empregos diretos e indiretos na área rural.

60 Segundo relatório da Fundecitrus (Fundo de Defesa da Citricultura) a safra de laranja
61 2017/18 do principal parque citrícola do Brasil – que engloba 349 municípios de São Paulo e
62 Minas Gerais – deverá ser de 364,47 milhões de caixas de 40,8 kg. Esta produção que é 14%
63 maior que a média histórica dos últimos dez anos garantirá que o país mantenha a liderança
64 mundial na produção de laranja, processamento de suco e exportação.

65 Com tamanha expressão comercial, a citricultura brasileira desempenha um importante
66 papel social nas regiões produtoras. Segundo o Caged (2015), entre todos os segmentos do
67 agronegócio a citricultura foi o segmento com maior número de contratações diretas no ano,
68 ultrapassando 50 mil admissões.

69 Dentre as diversas variedades disponíveis no Brasil, as variedades Pêra Rio e Valência
70 são as mais importantes quando se trata do mercado interno para frutas frescas ou industrial
71 para produção de suco. Suas excelentes características de rendimento e qualidade físico-

72 química de suco, além de oferta mais ampla fizeram com que se tornassem as variedades mais
73 consumidas no país (Donadio, 1999).

74 Nos últimos anos o Brasil tem produzido em torno de 53% da produção mundial de
75 suco de laranja, sendo ainda responsável por 80% do comércio internacional desse produto.
76 Em relação à produção de frutas, a laranja representa aproximadamente 49% da produção
77 brasileira de frutas (Rezzadori e Benedetti, 2009).

78 Qualquer indivíduo, variando sua região, estado, cidade, atribui diferentes padrões no
79 momento de escolha, ou classificação de frutas de laranja, na hora de comprar a fruta no
80 mercado para consumo *in natura*. Alguns optam em escolher através de um padrão de
81 homogeneidade de tamanho, outros buscam um tamanho pequeno, médio ou grande. E outros
82 já optam em escolher através da cor, grau de maturação da fruta. Ambos os meios de
83 classificação estão relacionados pela estética da fruta, ou seja, a escolha é realizada pela
84 aparência do produto.

85 Enquanto as laranjas destinadas à indústria são avaliadas conforme teor de suco,
86 acidez, brix, vitaminas, ácidos, compostos nitrogenados, porcentagem da polpa e teor de óleo
87 (Borges e Toledo, 1999), as destinadas ao consumo *in natura* têm como características
88 desejáveis a estética e homogeneidade das frutas, pois a aparência do produto afeta
89 consideravelmente a decisão do consumidor.

90 Portanto, para atender o anseio de um mercado consumidor exigente e cada vez mais
91 competitivo, o Grupo Brasileiro de Citros de Mesa desenvolveu a Norma de Classificação da
92 Laranja (Ceagesp, 2000). Nesta norma é definido que as frutas sejam classificadas quanto à
93 coloração, calibre (diâmetro equatorial da fruta) e intensidade de defeitos.

94 Diferentes pessoas na análise de frutas (inspeção visual humana), podem entender
95 desiguais padrões de tamanho e cor, gerando um ponto negativo pela alteração de
96 homogeneidade na classificação, no entanto este meio manual exige um elevado número de
97 colaboradores solevando os custos de produção. A análise de grande quantidade de imagens
98 torna-se impraticável de ser realizada por seres humanos e, por esse motivo, há necessidade
99 de se criar ferramentas eficazes para procurar e encontrar padrões presentes nessas imagens
100 armazenadas (Faria, 2010).

101 O exercício de classificar, pode ser explicado como a arte de obter informações através
102 de imagens para padronizar ou distinguir itens no qual será ponderado. Sendo assim Crosta
103 (1992) manifesta que a eficiência de um método computacional para interpretação de uma
104 imagem tende a ser utilizado, ainda mesmo com a prática de interpretação visual ser bem
105 empregada.

106 O uso do processamento de imagens digitais (Gonzalez e Woods, 2002) na máquina é
107 boa alternativa à identificação visual. Uma vez que o tamanho (diâmetro equatorial) e o grau
108 de maturação (cor), são as principais características percebidas pelo consumidor no momento
109 de escolha da fruta, tem-se em vista que a ideia de testar e colocar em prática um algoritmo
110 que faça o trabalho de classificar laranjas, por meio de processamento digital de imagem,
111 abastecido com dados como a cor e o calibre seja de muita importância, desde que seja
112 confiável, rápido e de custo reduzido.

113 Considerando o exposto acima, o presente trabalho buscou desenvolver um algoritmo
114 para classificação do calibre de frutas de laranja usando técnicas de processamento de
115 imagens e aprendizado de máquina.

116

117 **Material e Métodos**

118

119 *Aquisição e logística do material*

120 Laranjas do tipo Pêra Rio foram adquiridas aleatoriamente no comércio local,
121 armazenadas e transportadas em sacolas plásticas para as dependências do Laboratório de
122 Máquinas Agrícolas da Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri – Campus
123 Unaí (LMA – UFVJM). Logo após as frutas foram limpas com pano umedecido e
124 selecionadas manualmente conforme seu aspecto visual.

125

126 *Informação do Calibre*

127 As laranjas devidamente identificadas tiveram seu calibre (diâmetro equatorial)
128 mensurado por meio de um paquímetro digital (ZAAS, Modelo STAINLESS HARDENED) e
129 em seguida seus valores registrados. Com a informação do calibre foi obtida a área circular da
130 secção equatorial da fruta.

131 Na sequência, foi calculado a média e desvio padrão das áreas e segundo a Equação 1
132 realizada a distribuição das laranjas em três grupos (P – pequeno, M – médio e G – grande),
133 conforme a área apresentada.

134

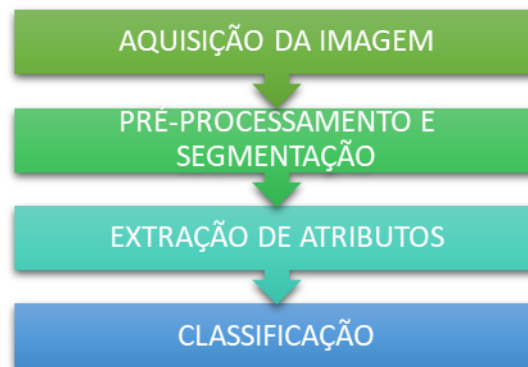
$$135 \text{ Equação 1 } \left\{ \begin{array}{l} P \Leftrightarrow A \leq \left(\bar{X} - \frac{1}{2}\sigma\right) \\ M \Leftrightarrow A > \left(\bar{X} - \frac{1}{2}\sigma\right) \Leftrightarrow A < \left(\bar{X} + \frac{1}{2}\sigma\right) \\ G \Leftrightarrow A \geq \left(\bar{X} + \frac{1}{2}\sigma\right) \end{array} \right.$$

136 Onde P representa o grupo pequeno, M o grupo médio, G o grupo grande, A a área da
137 secção equatorial da laranja, \bar{X} a média das áreas e σ o desvio padrão das medidas de área.

138

139 *Sistemática de Classificação*

140 As etapas para a classificação observaram o proposto por Gonzalez e Woods (2000),
141 iniciando pela etapa de aquisição da imagem de forma padronizada, pré-processamento para
142 remoção de ruídos, segmentação visando destacar área de interesse, extração de atributos que
143 descrevem o objeto de interesse e finalmente a etapa de classificação por meio de
144 classificadores supervisionados (Figura 1).



145

146 **Figura 1.** Etapas do sistema de classificação.

147 As técnicas de programação, armazenamento e análise de imagens foi efetivada num
148 computador Intel Core i3 CPU, 2.4 GHz e 8Gb Ram, em plataforma operacional Windows.
149 As operações de processamento de imagem foram desenvolvidas no ambiente de programação
150 do Matlab 9.0 R2015 (Mathworks) por meio do uso da Toolbox de Processamento de
151 Imagens.

152

153 *Aquisição de imagem*

154 Utilizou-se uma estrutura retangular em MDF branco nas dimensões de 22,6 cm por
155 14 cm (Figura 2) a qual as laranjas foram inseridas. Essa estrutura suportava em altura fixa de
156 20cm e perpendicular a laranja amostrada, uma câmera webcam (*Genius*, Modelo FaceCam
157 322). Foram tomadas duas imagens para cada laranja amostrada (102 amostras), resultando
158 num total de 204 imagens armazenadas no espaço de cores RGB com 24 bits, resolução de
159 640x480 pixels e em extensão de arquivo JPEG. Estas imagens foram selecionadas,
160 identificadas e catalogadas, e armazenadas para integrar a base do banco de imagens do
161 algoritmo.



162

163 **Figura 2.** Estrutura para aquisição de imagens.

164

Pré-processamento e segmentação

165

166

Durante o pré-processamento, informações sobre os componentes de cor da imagem foram separados e o método de limiarização (Otsu, 1979) aplicado na componente de cor azul de modo a destacar as características do objeto de interesse, no caso a laranja (Figura 3).

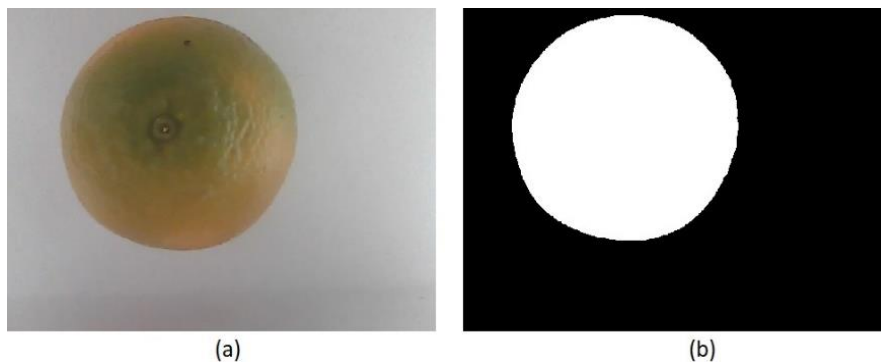
167

168

Operações morfológica de fechamento com formato de disco foram aplicadas de modo a minimizar interferências ou falhas do processo de segmentação.

169

170



171

172 **Figura 3.** Segmentação. (a) Imagem original; (b) Objeto de interesse segmentado.

173

174

Extração de atributos

175

176

Com a imagem segmentada, o calibre da laranja na imagem foi obtido por meio da informação da área ocupada pela amostra na imagem. Em seguida este valor de área em pixels é armazenado para ser utilizado na etapa de treinamento e teste dos classificadores propostos.

177

178

179

Classificação

180

181

Para esta etapa, os dados foram agrupados em treinamento e teste na proporção de 40% e 60%, respectivamente. De acordo com o estudo de Robinson et al., (2010), se entende

182 que os elementos destinados ao treino consistem em abastecer o classificador com dados a
183 cerca de um padrão definido, permitindo seu aprendizado quanto à atributos marcantes dos
184 três diferentes tamanhos sugeridos. Já os destinados ao teste são para indicar em qual grupo
185 está indicada as novas imagens.

186 Neste trabalho, devido suas simplicidades, optou-se em usar dois diferentes
187 classificadores: k-Vizinhos Mais Próximos (k-NN) e Análise de Discriminantes Lineares
188 (LDA). No classificador KNN, conforme seu nome indica, para cada padrão desconhecido
189 determinam-se os k vizinhos mais próximos, que são determinados, e a classe assumida é
190 aquela que possui a maioria desses vizinhos (Carvalho, 2012). Já no classificador de Análise
191 Discriminante, Ferreira (2015), explica que ele tenta encontrar uma transformação linear por
192 meio da potencialização da distância entre classes e redução da intra-classe, buscando
193 descobrir a menor distância quadrática entre o centro de um grupo/classe e o dado observado.

194

195

Desempenho dos classificadores

196 Através de métodos de medição do erro obtemos números que indicam quais foram os
197 desempenhos obtidos pelos classificadores utilizados (Homem, 1998). Em ambos
198 classificadores, o desempenho do algoritmo foi medido através da sensibilidade,
199 especificidade, exatidão global, e índice de Kappa referentes à uma porcentagem calculada
200 como o número de imagens destinadas ao teste.

201

202

Resultados e Discussão

203 O desempenho do algoritmo de classificação de laranjas proposto foi avaliado por
204 meio da comparação com imagens rotuladas manualmente conforme a equação 1, descrita
205 anteriormente.

206 As tabelas 1 e 2 reportam os resultados do algoritmo proposto considerando a
207 classificação por análise discriminante e k vizinhos mais próximos, respectivamente. Medidas
208 de desempenho adicionais como sensibilidade e especificidade foram calculados para cada
209 classe de ambos os classificadores (Veer e Sharma, 2016). As classes atribuídas para definir a
210 especificidade e sensibilidade são apresentadas a seguir:

211

- Verdadeiro positivo (TP): Número de laranjas de determinado grupo classificada corretamente;

212

213

- Verdadeiro negativo (TN): Número de laranjas não pertencentes a determinado grupo classificada corretamente dentro de seu respectivo

214

215

- grupo;

- Falso positivo (FP): Número de laranjas de grupos opostos classificadas como pertencente ao grupo correto;
- Falso negativo (FN): Número de laranjas de determinado grupo classificadas como pertencente aos grupos opostos.

Tabela 1. Desempenho do algoritmo proposto usando o classificador LDA

		Classes preditas pelo algoritmo			Sensibilidade	Especificidade
		Pequeno	Médio	Grande		
Classes verdadeiras	Pequeno	34 (34)	0 (34)	0 (34)	1,00	1,00
	Médio	4 (8)	0 (8)	4 (8)	0,00	0,87
	Grande	3 (19)	0 (19)	16 (19)	0,84	0,93
Exatidão global = 82,0%				Kappa = 0,66		

Números fora do parêntesis se referem ao resultado obtido pelo algoritmo, números entre parêntesis se referem a quantidade de laranjas existentes nesta classe.

Uma vez que a sensibilidade mede a fração de imagens identificadas corretamente como sendo de determinada classe ($TP/[TP+FN]$), os valores obtidos para as classes Pequeno (1,00) e Grande (0,84) indicam que o algoritmo é bastante sensível na identificação destas classes, entretanto para a classe Médio (0) há a preocupação com o desempenho do algoritmo, pois fica claro que há bastante dificuldade para reconhecer laranjas nesta classe.

Similarmente aos resultados de sensibilidade, os valores de especificidade, isto é, a fração de amostras negativas identificadas corretamente sobre o grupo de amostras negativas ($TN/[TN+FP]$) demonstram que o algoritmo proposto erra menos quando analisa laranjas pertencentes aos grupos Pequeno e Grande.

Tabela 2. Desempenho do algoritmo proposto usando o classificador k-NN

		Classes preditas pelo algoritmo			Sensibilidade	Especificidade
		Pequeno	Médio	Grande		
Classes verdadeiras	Pequeno	28 (34)	5 (34)	1 (34)	0,82	0,82
	Médio	2 (8)	3 (8)	3 (8)	0,38	0,91
	Grande	2 (19)	4 (19)	13 (19)	0,68	0,88
Exatidão global = 72,13%				Kappa = 0,53		

Números fora do parêntesis se referem ao resultado obtido pelo algoritmo, números entre parêntesis se referem a quantidade de laranjas existentes nesta classe.

240 Em k-NN, os valores encontrados na especificidade das três Classes propostas, relatam
241 que o classificador detecta bem as laranjas que não pertence à classe pré-estabelecida. O
242 modelo, deixa a desejar na sensibilidade para Classe M, com certo grau de dificuldade para
243 reconhecer frutas pertencentes a esse grupo. Acredita-se que o fato do grupo M obter valores
244 de sensibilidade tão baixos, se dá pela proximidade dos parâmetros de secção equatorial das
245 laranjas usadas para essa classe em semelhança com as laranjas da classe P e G (Extremos).
246 Igualmente Rudorff e Gherardi (2008) reconhecem que a existência de classes intermediárias
247 compromete muitos classificadores, uma vez que os parâmetros que diferem esta classe das
248 demais normalmente possuem faixa de diferenciação bastante estreita.

249 A alta ocorrência de falso positivos e falso negativo na classe Médio afetou
250 negativamente os indicadores de desempenho. Resultados alcançados na Exatidão Global
251 (82,0% e 72,13%) em LDA e k-NN respectivamente, estão fora do patamar estabelecido por
252 Jensen (1986), de 85%. No entanto, Delfino et al. (2010) apontam em seu trabalho que para
253 um primeiro estudo um percentual de acerto superior a 50% é satisfatório. Isso cria um
254 universo motivacional nesta pesquisa, que cativa o potencial investigativo para continuidade
255 dos experimentos. Outrossim, Davis e Goadrich (2006), informam que altas taxas de acerto
256 não significam necessariamente que o classificador seja realmente bom para determinado
257 função. O mesmo é considerado na análise de concordância Kappa (0,66 – 0,53) em k-NN e
258 LDA respectivamente, ilustrando um grau de acordo muito bom e bom para os
259 classificadores. Congalton (1991) apud Figueiredo (2007), afirma que o uso do índice de
260 Kappa é satisfatório na avaliação da precisão de uma classificação temática pelo fato de levar
261 em consideração toda a matriz de confusão no seu cálculo.

262 Em ambos classificadores, a facilidade em identificar e determinar as frutas para as
263 Classes P e G é apropriada para construção de um protótipo que permita identificar e separar
264 essas frutas automaticamente. Vale ressaltar que para implementar estes modelos, se faz
265 necessário abastecê-los com mais informações e imagens, para que alguma diferença seja
266 identificada principalmente para classe M, vendo que esta obteve os piores resultados de
267 desempenho em ambos os classificadores.

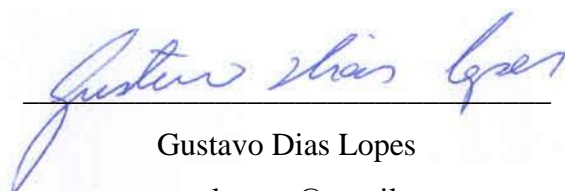
268 A obtenção de maiores taxas de acerto pode ter sido limitada pela falta de iluminação
269 controlada na estrutura construída para aquisição de imagem. Em trabalho similar, Delfino et
270 al., (2010) ressalta que, a iluminação do ambiente em sua pesquisa não foi totalmente
271 controlada, formando sombras em algumas imagens e afetando o desempenho da
272 classificação. Lamm et al. (2002), reconhecem que a influência da intensidade luminosa no
273 decorrer do dia seja um dos desafios para classificação de imagens em operações externas.

311 DAVIS, Jesse; GOADRICH, Mark. The relationship between Precision-Recall and ROC
312 curves. In: **Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning**. ACM,
313 2006. p. 233-240.
314
315 DELFINO, Allan et al. Caracterização da escala de maturação de bananas utilizando técnicas
316 de processamento e análise de imagens digitais. In: **VI Congresso Nacional De Engenharia**
317 **Mecânica**. 2010.
318
319 DONADIO, Luiz Carlos. **Laranja pêra**. FUNEP, 1999.
320 FARIA, Fábio Augusto et al. Uso de técnicas de aprendizagem para classificação e
321 recuperação de imagens. 2010.
322
323 FERREIRA, António Miguel. Introdução ao Cloud Computing. **Lisboa: FCA-Editora de**
324 **Informática, Lda**, 2015.
325
326 FIGUEIREDO, G. C.; VIEIRA, C. A. O. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão
327 Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do
328 sensoriamento remoto. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, v. 13, p. 5755-5762,
329 2007.
330
331 FUNDECITRUS. **Comunicação: Safra da laranja 2017/2018 é estimada em 364,47 milhões**
332 **de caixas**. 2017. Disponível em: < www.fundecitrus.com.br>. Acesso em: 05 jan. 2018.
333
334 GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E.; EDDINS, S. L. Image segmentation. **Digital**
335 **image processing**, p. 577-581, 2002.
336
337 GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Processamento de imagens digitais**. Edgard
338 Blucher, 2000.
339
340 JENSEN, J. R. Introductory digital image processing. Englewood Cliffs: Prentice - Hall,
341 1986. 51 p.
342
343 LAMM, R.D., SLAUGHTER, D. C., GILES, D. K. Precision weed control system for cotton.
344 American Society of Agricultural and Biological Engineers, v.45, n.1, p.231-238, 2002.
345
346 LOWE, David G. **Method and apparatus for identifying scale invariant features in an**
347 **image and use of same for locating an object in an image**. U.S. Patent n. 6,711,293, 23
348 mar. 2004.
349
350 OTSU, Nobuyuki. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE**
351 **transactions on systems, man, and cybernetics**, v. 9, n. 1, p. 62-66, 1979.
352
353 PORTALFAT. **Fundo de Amparo ao Trabalhador: Cadastro Geral de Empregados e**
354 **Desempregados (CAGED)**. 2015. Disponível em: <[portalfat.mte.gov.br/programas-e-acoess-](http://portalfat.mte.gov.br/programas-e-acoess-2/caged-3/)
355 **2/caged-3/**>. Acesso em: 05 jan.2018.
356
357 REZZADORI, K.; BENEDETTI, S. Proposições para valorização de resíduos do
358 processamento do suco de laranja. In: **International Workshop Advances in Cleaner**
359 **Production**. 2009. p. 1-11.
360

361 ROBINSON, Mark D.; MCCARTHY, Davis J.; SMYTH, Gordon K. edgeR: a Bioconductor
362 package for differential expression analysis of digital gene expression data. **Bioinformatics**,
363 v. 26, n. 1, p. 139-140, 2010.
364
365 RUDORFF, Frederico de Moraes; GHERARDI, Douglas Francisco Marcolino. Coral reef
366 detection using SAR/RADARSAT-1 images at Costa dos Corais, PE/AL, Brazil. **Brazilian**
367 **Journal of Oceanography**, v. 56, n. 2, p. 85-96, 2008.
368
369 SANTIAGO, Wesley Esdrar et al. Identificação de plantas daninhas em cana-de-açúcar por
370 meio de processamento de imagens. 2015.
371
372 SHAPIRO, Alexander; HOMEM-DE-MELLO, Tito. A simulation-based approach to two-
373 stage stochastic programming with recourse. **Mathematical Programming**, v. 81, n. 3, p.
374 301-325, 1998.
375
376 VEER, K., SHARMA, T. A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition.
377 *Journal of Medical Engineering & Technology*. Volume 40, Issue 4, 2016.
378
379
380

AUTORIZAÇÃO

Autorizo a reprodução e/ou divulgação total ou parcial do presente trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, desde que citada a fonte.

A handwritten signature in blue ink, reading "Gustavo Dias Lopes", is written over a horizontal line. The signature is cursive and fluid.

Gustavo Dias Lopes

gustavolopesx@gmail.com

Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri

Av. Ver. João Narciso, 1380 - Cachoeira, Unaí MG, CEP: 38610-000

Acta Iguazu

INSTRUÇÕES PARA SUBMISSÃO DE TRABALHOS NA REVISTA ACTA IGUAZU

Os trabalhos enviados à Revista **Acta Iguazu** devem ser inéditos e não podem ter sido encaminhados a outro periódico científico ou técnico.

Serão aceitos trabalhos técnicos das seguintes áreas: Agronomia, Engenharia Agrícola, Zootecnia, Medicina Veterinária, Biologia, Agronegócio, Sustentabilidade, Engenharias.

Os trabalhos devem ser encaminhados por via eletrônica para: revista.actaiguazu@unioeste.br

O texto deve ser digitado no editor de texto Word, em espaço 1,5, fonte Times New Roman, corpo 12, folha formato A4, margens de 2,5 cm, com páginas numeradas (canto superior, direito), com texto justificado e linhas numeradas.

APRESENTAÇÃO DO ARTIGO CIENTÍFICO

O artigo científico deve ter, no máximo, 20 páginas, incluindo-se as ilustrações (tabelas e figuras).

A ordenação do artigo deve ser feita da seguinte forma, como descrito a seguir, ou como modelo no final:

Título, autoria, endereços institucionais e eletrônicos, Resumo, Palavras-chave, título em inglês, Abstract, Key words, Introdução, Material e Métodos, Resultados e Discussão, Conclusões, Agradecimentos, Referências, tabelas e figuras.

O título, o resumo e as palavras-chave devem ser vertidos fielmente para o inglês.

Título

Deve ser grafado em letras minúsculas, exceto a letra inicial, em negrito e centralizado. Deve ser claro e conciso.

Nomes dos autores

Grafar os nomes dos autores com letra inicial maiúscula, por extenso, separados por vírgula, sendo que o artigo deverá ter no máximo seis autores.

O último sobrenome de cada autor deve ser seguido de um número em algarismo hindu-arábico, em forma de expoente, correspondente à respectiva chamada de endereço do autor.

Endereço dos autores

São apresentados abaixo dos nomes dos autores (não em nota de rodapé), o nome e o endereço postal completos da instituição e o endereço eletrônico dos autores, indicados pelo número em algarismo hindu-arábico, em forma de expoente.

Devem ser agrupados pelo endereço da instituição.

Devem estar grafados em fonte 10 Times New Roman , com espaçamento simples e centralizado.

O endereço do primeiro autor deverá ser completo, já dos demais autores podem vir de forma mais resumida.

Os endereços eletrônicos de autores devem ser separados por vírgula e abaixo do último endereço, separados por um espaço, centralizado.

Resumo

O termo Resumo deve ser grafado em letras minúsculas, exceto a letra inicial, na margem esquerda, sem tabulação, em negrito, separado do texto por dois pontos. Deve conter, no máximo, 250 palavras, incluindo números, preposições, conjunções e artigos.

O espaçamento deverá ser o simples (resumo e palavras-chave).

Palavras-chave

A expressão palavras-chave, seguida de dois pontos, deve ser grafada em letras minúsculas, exceto a letra inicial e em negrito. Deve ser separada do resumo por um espaço.

Não devem conter palavras que componham o título (ideal três palavras).

Abstract e key words

Seguem o mesmo padrão do resumo e palavras-chave.

Introdução

A palavra Introdução deve ser centralizada na página e grafada com letras minúsculas, exceto a letra inicial, e em negrito.

Deve apresentar a justificativa para a realização do trabalho, situar a importância do problema científico a ser solucionado e estabelecer sua relação com outros trabalhos publicados sobre o assunto.

O último parágrafo deve expressar o objetivo, de forma coerente com o descrito no início do Resumo.

Material e Métodos

A expressão Material e Métodos deve ser centralizada na página e grafada em negrito; Os termos Material e Métodos devem ser grafados com letras minúsculas, exceto as letras iniciais.

Caso possua subtítulos os mesmos deverão aparecer em itálico.

Resultados e Discussão

A expressão Resultados e Discussão deve ser centralizada na página e grafada em negrito; Os termos Resultados e Discussão devem ser grafados com letras minúsculas, exceto a letra inicial.

As tabelas e figuras são citadas seqüencialmente e devem ser inseridas no texto logo após a chamada das mesmas no texto.

Conclusões (ou Conclusão, no caso de haver apenas uma)

O termo Conclusões deve ser centralizado na página e grafado em negrito, com letras minúsculas, exceto a letra inicial.

Devem ser apresentadas em frases curtas, sem comentários adicionais e elaboradas com base no objetivo do trabalho.

Referências

A palavra Referências deve ser centralizada na página e grafada em negrito, com letras minúsculas, exceto a letra inicial.

Devem ser normalizadas de acordo com as normas vigentes da ABNT.

Devem ser apresentadas em ordem alfabética dos nomes dos autores, separados por ponto-e-vírgula, sem numeração.

Devem apresentar os nomes de todos os autores da obra.

Devem conter os títulos das obras ou dos periódicos grafados em negrito.

Devem ser grafadas em espaçamento simples, com um espaço entre elas.

Exemplos:

Artigos de Anais de Eventos

SILVA, T.R.B.; TAVARES, C.A. Aplicação superficial de corretivos no desenvolvimento do milho. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 31, 2007, Gramado. **Anais**. Gramado: UFPel, 4p.

Artigos de periódicos

SILVA, T.R.B.; LEITE, V.E.; SILVA, A.R.B.; VIANA, L.H. Adubação nitrogenada em cobertura na mamona em plantio direto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.42, n.9, p.1357-1359, 2007.

Capítulos de livros

GAI, V.F.; SIMONETTI, A.P.M.M.; VIECELLI, C.A. Manejo cultural. In: BELTRANO JÚNIOR, D.M.P.; SILVA, T.R.B. (Ed.). **Cultura da amora silvestre**. Cascavel: Editora X, 2008. p.121-160.

Livros

BOTREL, M.C.G.; MACHADO, R.P.; SANTOS, M.M.S. **Cultivo de árvores na Região Sul do Brasil**. Cascavel: Editora X, 2008. 114p.

Teses e dissertações

SILVA, T.R.B. **Alterações nos atributos químicos do solo e comportamento de cultivares de feijão em resposta à calagem superficial em sistema plantio direto**. 2005. 100p. Tese (Doutorado em Agronomia) – Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2005.

Fontes eletrônicas

EMBRAPA AGROPECUÁRIA OESTE. **Avaliação dos impactos econômicos, sociais e ambientais da pesquisa da Embrapa Agropecuária Oeste**: relatório do ano de 2003. Dourados: Embrapa Agropecuária Oeste, 2004. 97p. (Embrapa Agropecuária Oeste. Documentos, 66). Disponível em: '<http://www.cpa.embrapa.br/publicacoes/ficha.php?tipo=DOC&num=66&ano=2004>. Acesso em: 18 abr. 2006.

Citações

Não são aceitas citações, cujos dados não tenham sido publicados.

Redação das citações dentro de parênteses

Citação com um autor: sobrenome grafado com a primeira letra maiúscula, seguido de vírgula e ano de publicação.

Citação com dois autores: sobrenomes grafados com a primeira letra maiúscula, separados pelo "e", seguidos de vírgula e ano de publicação.

Citação com mais de dois autores: sobrenome do primeiro autor grafado com a primeira letra maiúscula, seguido da expressão et al., em fonte normal, vírgula e ano de publicação.

Deve ser evitada a citação de citação, pois há risco de erro de interpretação.

Redação das citações fora de parênteses

Citações com os nomes dos autores incluídos na sentença: seguem as orientações anteriores, com os anos de publicação entre parênteses.

Tabelas

As tabelas devem ser numeradas seqüencialmente, com algarismo hindu-arábico, e apresentadas no decorrer do texto.

Devem ser auto-explicativas.

Seus elementos essenciais são: título, cabeçalho, corpo (colunas e linhas) e coluna indicadora dos tratamentos ou das variáveis.

Os elementos complementares são: notas-de-rodapé (fonte 10 e espaçamento simples) e fontes bibliográficas.

O título, sem ponto no final, deve ser precedido da palavra Tabela e o algarismo hindu-arábico, separado por ponto, em negrito; o restante do título não deve estar em negrito, ser claro, conciso e completo.

Todas as unidades de medida devem ser apresentadas segundo o Sistema Internacional de Unidades.

As tabelas devem ser editadas em arquivo Word, usando os recursos do menu Tabela; com espaçamento simples. Não devem ser fechadas nas bordas e sem traço para separação de colunas.

Figuras

São consideradas figuras: gráficos, desenhos, mapas e fotografias usados para ilustrar o texto.

Só devem acompanhar o texto quando forem absolutamente necessárias à documentação dos fatos descritos.

O título deve vir abaixo da figura deve ser precedido da palavra Figura, do número em algarismo hindu-arábico, separado do texto por ponto, em negrito. O resto do título não deve estar em negrito. O final do título da figura deve ter ponto final.